

# Prediksi Pergerakan Harga Harian Nilai Tukar Rupiah (IDR) Terhadap Dollar Amerika (USD) Menggunakan Metode Jaringan Saraf Tiruan *Backpropagation*

Reza Subintara

Teknik Informatika, Ilmu Komputer, Universitas Dian Nuswantoro Semarang, Jl. Nakula I  
No. 5-11, Semarang, 50131, Indonesia  
E-mail : subintara.id@gmail.com

**Abstrak :** Pergerakan harga atau nilai mata uang asing selalu berubah-ubah dari waktu ke waktu sesuai dengan hukum permintaan dan penawaran. Perkembangan nilai yang fluktuatif tersebut menyebabkan valuta asing atau valas ini dalam perkembangannya juga digunakan sebagai instrumen investasi yang diperdagangkan. Mata uang Rupiah merupakan salah satu mata uang yang masuk ke dalam investasi perdagangan valas. Pergerakan kurs Rupiah yang cenderung mengalami fluktuatif menyebabkan pihak-pihak yang berkepentingan kesulitan dalam mengambil sebuah keputusan. Oleh karena itu dibutuhkan suatu kemampuan untuk mengetahui nilai tukar suatu mata uang di masa mendatang. Prediksi harga harian perdagangan suatu valas dapat ditentukan dengan menggunakan pendekatan jaringan saraf tiruan (JST). *Backpropagation* merupakan salah satu metode JST yang dapat digunakan dengan baik dalam bidang prediksi. Berdasarkan hasil analisis penelitian menggunakan 200 data *training* dan 10 data *testing*, penggunaan 9 *Neuron hidden layer* serta pemilihan nilai *Momentum* sebesar 0,1 dan *Learning rate* sebesar 0,7 menghasilkan nilai MSE yang paling kecil apabila dibandingkan dengan arsitektur jaringan lainnya yaitu MSE *high* sebesar 0.28726788134455, MSE *low* sebesar 0.23733577234585, dan MSE *close* sebesar 0.30996627875935.

Kata Kunci : *backpropagation*, jaringan saraf tiruan, nilai tukar rupiah terhadap dollar amerika, prediksi.

## I. PENDAHULUAN

Dalam konteks jual beli, penggunaan mata uang sebagai alat pembayaran sudah menjadi hal umum yang digunakan dalam kegiatan transaksi ekonomi. Penggunaan mata uang sebagai alat pembayaran yang sah telah menggantikan sistem barter yang dahulu digunakan manusia sebagai mekanisme dalam proses pemenuhan kebutuhannya. Dalam melakukan kegiatan pemenuhan kebutuhan masyarakatnya, negara melalui sektor pasar dalam negerinya telah berusaha untuk memenuhi seluruh kebutuhan yang ada. Namun kebutuhan manusia yang terus

bertambah seiring berjalannya waktu menyebabkan suatu negara tidak lagi sanggup memenuhi seluruh kebutuhannya secara mandiri. Hal tersebut mendorong suatu negara untuk melakukan hubungan perdagangan antar negara guna memenuhi kebutuhannya. Dalam melakukan perdagangan internasional maka diperlukan suatu alat bayar dalam melakukan transaksi ekonomi yang terjadi, salah satunya berupa uang. Penggunaan suatu mata uang sebagai alat bayar di masing-masing negara mempunyai ketentuan sendiri dan berbeda satu dengan yang lainnya sehingga munculah perbandingan nilai mata uang antar negara.

Nilai tukar atau Kurs (*exchange rate*) adalah harga satuan mata uang yang ditentukan oleh negara lain [1]. Pergerakan harga atau nilai mata uang asing selalu berubah-ubah dari waktu ke waktu sesuai dengan hukum permintaan dan penawaran [2]. Perkembangan nilai yang fluktuatif tersebut menyebabkan valuta asing atau valas ini dalam perkembangannya juga digunakan sebagai instrumen investasi yang diperdagangkan karena dapat mendatangkan keuntungan melalui selisih perbandingan nilai tukar suatu mata uang.

*Foreign exchange trading (forex trading)* atau perdagangan valas mulanya dilakukan hanya dengan menggunakan cara konvensional yaitu dengan menukarkan suatu mata uang dengan mata uang negara lain secara fisik. Namun saat ini kegiatan *forex trading* dapat dilakukan melalui sebuah *platform* berupa aplikasi yang menyediakan fasilitas untuk melakukan *trading* secara *online* selama 24 jam penuh [3].

Mata uang Rupiah merupakan salah satu mata uang yang masuk ke dalam investasi perdagangan valas. Pasangan pada mata uang Rupiah yang digunakan dalam perdagangan valas umumnya menggunakan mata uang yang dominan atau *hard currency*. Mata uang dominan dipilih karena mata uang tersebut merupakan mata uang yang sering digunakan sebagai alat pembayaran dalam transaksi ekonomi keuangan internasional, serta mata uang tersebut nilainya cenderung mengalami kenaikan. Salah satu contoh mata uang dominan adalah Dollar Amerika.

Berdasarkan data Kurs Transaksi Bank Indonesia pertanggal 1 september 2013 sampai dengan 1 september 2015 posisi kurs mata uang Rupiah (IDR) terhadap dolar Amerika Serikat (USD) mengalami fluktuasi namun cenderung melemah [4]. Pergerakan kurs Rupiah yang fluktuatif tersebut membuat pihak-pihak yang berkepentingan khususnya para pedagang valas harus segera menyiapkan langkah-langkah strategis guna menangani permasalahan yang muncul. Oleh karena itu kemampuan untuk membuat prediksi dalam setiap perdagangan valas khususnya nilai tukar USD/IDR sangat dibutuhkan untuk bisa mengetahui nilai tukar mata uang tersebut di masa mendatang.

Prediksi adalah suatu proses memperkirakan secara sistematis tentang suatu yang paling mungkin terjadi di masa depan berdasarkan

informasi masa lalu dan yang dimiliki sekarang [5]. Prediksi harga harian perdagangan suatu valas dapat ditentukan dengan menggunakan pendekatan jaringan saraf tiruan (JST). Pendekatan JST telah banyak digunakan karena pendekatan ini tidak berpatokan terhadap model matematis, tetapi lebih kepada data dari masalah yang diselesaikan dan menyaring informasi melalui proses pelatihan. *Backpropagation* merupakan salah satu metode JST yang dapat digunakan dengan baik dalam bidang prediksi. Metode *backpropagation* melakukan pelatihan jaringan untuk mendapatkan keseimbangan antara kemampuan jaringan mengenali pola yang digunakan selama *training* serta kemampuan jaringan untuk merespon yang benar terhadap pola masukan yang serupa namun tidak sama dengan pola yang dipakai selama pelatihan [6].

## II. METODE DAN MODEL YANG DIUSULKAN

### 2.1 Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation

*Backpropagation* merupakan salah satu model pelatihan dari jaringan saraf tiruan. *Backpropagation* melatih jaringan untuk mendapatkan keseimbangan antara kemampuan jaringan mengenali pola yang digunakan selama *training* serta kemampuan jaringan untuk memberikan respon yang benar terhadap pola masukan yang serupa (tapi tidak sama) dengan pola yang dipakai selama pelatihan [6].

Ada tiga tahap dalam melakukan pelatihan jaringan *backpropagation* yaitu perambatan maju, perambatan balik dan tahap perubahan bobot dan bias. Arsitektur jaringan yang digunakan oleh *backpropagation* terdiri dari *input layer*, *hidden layer*, dan *output layer*.

#### 1. Fase I : *Propagasi* maju

Setelah selesai menginisialisasi bobot dengan mengambil nilai acak yang cukup kecil, selanjutnya selama kondisi henti belum terpenuhi maka lakukan *propagasi* maju dengan setiap *input* ( $X_i, i = 1, 2, \dots, n$ ) menerima sinyal  $x_i$  dan meneruskan sinyal tersebut ke semua unit pada lapisan tersembunyi.

Selanjutnya setiap unit tersembunyi ( $Z_j, j = 1, 2, \dots, p$ ) menjumlahkan bobot sinyal *input* dengan persamaan berikut :

$$z\_in_i = v_{0j} + \sum_{i=1}^n x_i v_{ij} \quad (1)$$

kemudian fungsi aktivasi yang dipilih digunakan untuk menghitung sinyal *output*-nya dan hasil akhirnya mengirimkan sinyal tersebut ke semua unit *output*. Fungsi tersebut didapat dengan persamaan berikut :

$$z_j = f(z\_in_i) \quad (2)$$

Selanjutnya setiap unit *output* ( $Y_k, k = 1, 2, \dots, m$ ) menjumlahkan bobot sinyal *input* dengan persamaan berikut :

$$y\_in_k = v_{0k} + \sum_{i=1}^p z_i w_{jk} \quad (3)$$

kemudian fungsi aktivasi yang dipilih digunakan untuk menghitung sinyal *output*-nya. Fungsi tersebut didapat dengan persamaan berikut :

$$y_k = f(y\_in_k) \quad (4)$$

Kemudian lakukan cek *error* selisih dengan target yang harus dicapai

## 2. Fase II : Propagasi mundur

setiap unit *output* ( $Y_k, k = 1, 2, \dots, m$ ) menerima pola target yang sesuai dengan pola input pelatihan, kemudian hitung *error* dengan persamaan berikut :

$$\delta_k = (t_k - y_k) f'(y\_in_k) \quad (5)$$

Dimana  $f'$  adalah turunan dari fungsi aktivasi yang dipilih. Selanjutnya dilakukan perhitungan koreksi bobot dengan persamaan berikut :

$$\Delta w_{jk} = \alpha \delta_k z_j \quad (6)$$

Dan juga lakukan perhitungan pada koreksi bias dengan persamaan berikut :

$$\Delta w_{0k} = \alpha \delta_k \quad (7)$$

Selanjutnya setiap unit tersembunyi ( $Z_j, j = 1, 2, \dots, p$ ) menjumlahkan delta input-nya dengan persamaan berikut :

$$\delta\_in_j = \sum_{k=1}^m \delta_k w_{jk} \quad (8)$$

Dan untuk menghitung informasi *error* digunakan persamaan berikut :

$$\delta_j = \delta\_in_j f'(z\_in_j) \quad (9)$$

Selanjutnya dilakukan perhitungan koreksi bobot dengan persamaan berikut :

$$\Delta v_{jk} = \alpha \delta_j x_i \quad (10)$$

Dan juga lakukan perhitungan pada koreksi bias dengan persamaan berikut :

$$\Delta v_{0k} = \alpha \delta_j \quad (11)$$

## 3. Fase III : Perubahan bobot

Dalam fase perubahan bobot setiap unit *output* ( $Y_k, k = 1, 2, \dots, m$ ) dilakukan perubahan bobot dan bias ( $j = 0, 1, 2, \dots, p$ ) dengan menggunakan persamaan berikut :

$$w_{jk}(\text{baru}) = w_{jk}(\text{lama}) + \Delta w_{jk} \quad (12)$$

Kemudian setiap unit tersembunyi ( $Z_j, j = 1, 2, \dots, p$ ) dilakukan perubahan bobot dan bias ( $i = 0, 1, 2, \dots, n$ ) dengan menggunakan persamaan berikut :

$$v_{ij}(\text{baru}) = v_{ij}(\text{lama}) + v_{ij} \quad (13)$$

Setelah tahap tersebut selesai, lakukan cek kondisi berhenti untuk menghentikan perulangan pelatihan.

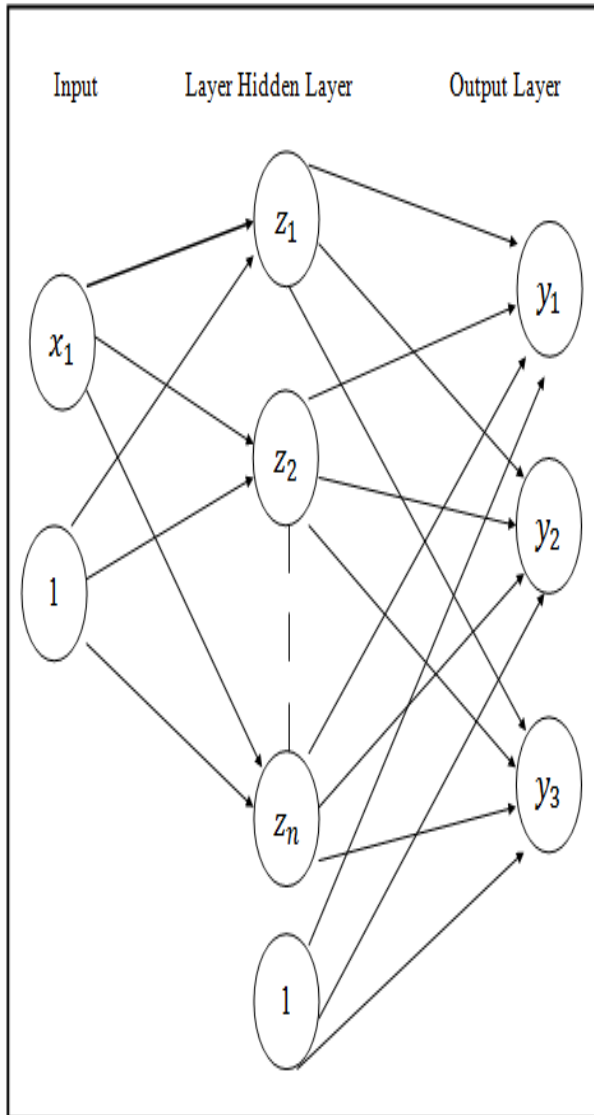
Secara umum metode pelatihan pada *backpropagation* menggunakan algoritma perubahan bobot yang didasarkan atas *gradien* yang terjadi untuk pola yang dimasukkan saat itu. Namun dalam perkembangannya terhadap optimasi pelatihan jaringan, algoritma pelatihan *backpropagation* memiliki banyak variasi algoritma pelatihan. Salah satu modifikasi algoritma yang dapat digunakan adalah *gradient descent backpropagation with momentum*. Algoritma tersebut melakukan modifikasi bobot baru dengan penambahan momentum yang didasarkan atas bobot saat itu dan bobot sebelumnya. Jika diketahui  $\mu$  adalah konstanta ( $0 \leq \mu \leq 1$ ) yang menyatakan parameter momentum maka bobot baru dihitung berdasarkan persamaan :

$$w_{jk}(\text{baru}) = w_{jk}(\text{terakhir}) + \Delta w_{jk} + \mu (w_{jk}(\text{terakhir}) - w_{jk}(\text{sebelumnya})) \quad (14)$$

## 2.2 Model Penelitian

Dalam penelitian ini jaringan *multilayer* digunakan dalam usulan perancangan arsitektur jaringan. Adapun arsitektur jaringan yang digunakan terdiri atas 3 lapisan yaitu 1 lapisan *input*, 1 lapisan tersembunyi, dan 1 lapisan *output*. Pada lapisan *input* digunakan sebanyak 1 *neuron* ( $x_1$ ) sebagai parameter *input* yang digunakan, dimana parameter  $x_1$  mewakili harga *open*. Selanjutnya pada lapisan tersembunyi pemilihan banyaknya jumlah *neuron* ( $z_1 - z_n$ ) pada lapisan tersembunyi ditentukan oleh

pengguna dengan cara memvariasikan jumlahnya. Pada lapisan output digunakan 3 *neuron* ( $y_1, y_2, y_3$ ) sebagai parameter keluaran hasil prediksi dengan parameter  $y_1$  adalah harga *high*,  $y_2$  adalah harga *low*, dan  $y_3$  adalah harga *close* pada hari ini. Adapun ilustrasi arsitektur jaringan yang diusulkan dapat dilihat pada gambar 2.1 berikut.



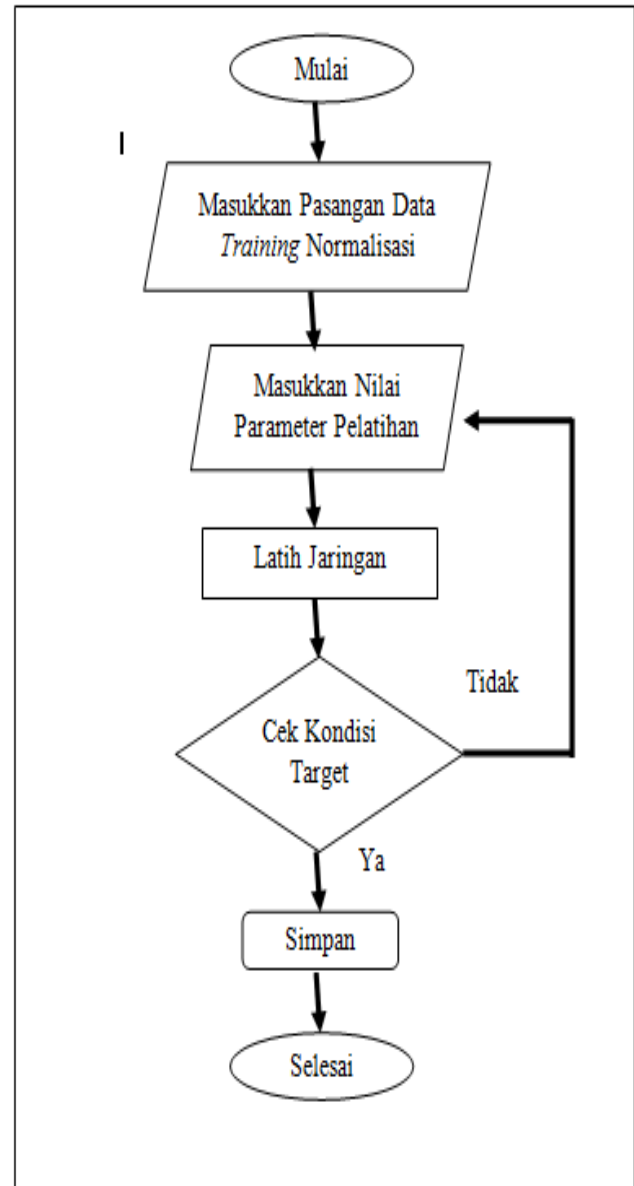
Gambar 2.1 Arsitektur jaringan yang diusulkan

Dalam melakukan penelitian ini terdapat 2 tahap yang akan dilakukan yaitu tahap pelatihan jaringan, dan tahap pengujian.

## 2.1 Pelatihan Jaringan

Pada penelitian ini metode *supervised learning* digunakan sebagai metode pembelajaran dalam

arsitektur jaringan yang digunakan. Metode tersebut melatih jaringan dengan memasukkan pasangan data training (*input - output*). Adapun ilustrasi alur pelatihan jaringan dapat dilihat pada gambar 2.2 berikut.



Gambar 2. 2 Metode pelatihan jaringan yang diusulkan

Proses memasukkan pasangan data *training* yang telah di normalisasi merupakan proses awal yang dilakukan dalam tahap pelatihan jaringan. Setelah proses pertama selesai dilakukan maka proses selanjutnya adalah memasukkan nilai parameter yang dibutuhkan. Dalam penelitian ini parameter yang digunakan adalah jumlah *neuron hidden layer*, *training time*, *threshold*, *momentum*, dan *learning rate*.

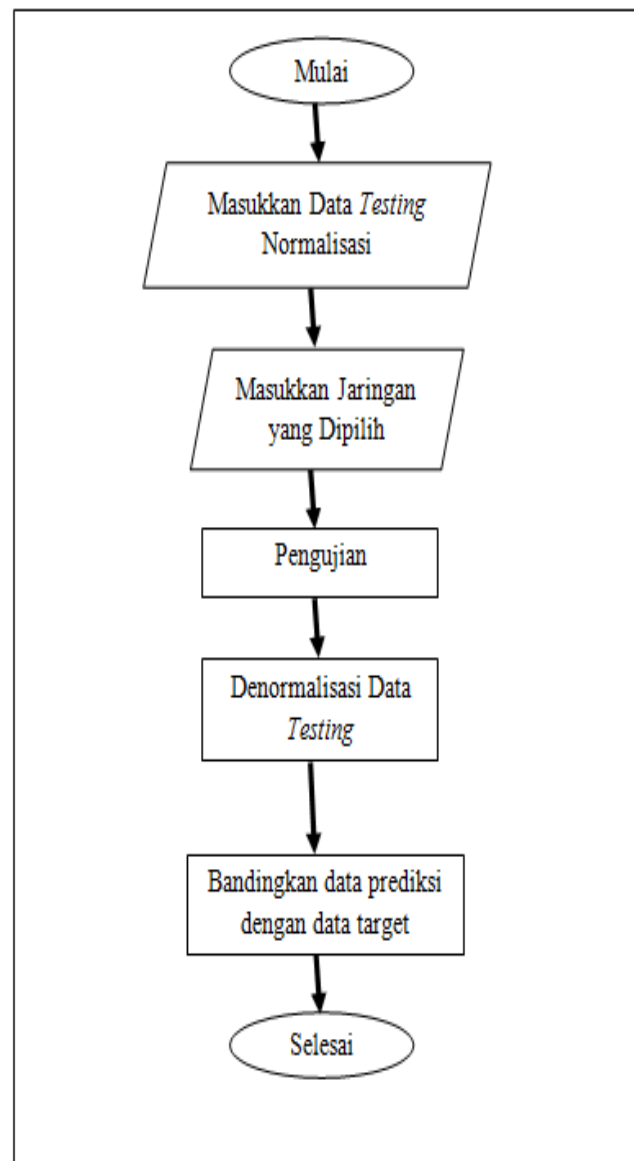
Setelah arsitektur jaringan terbentuk selanjutnya dalam proses melakukan pelatihan metode *gradient descent backpropagation with momentum* digunakan sebagai algoritma dalam melakukan perubahan bobot dan bias. Pemilihan penambahan *momentum* ( $\mu$ ) dimaksudkan untuk menghindari perubahan bobot yang mencolok akibat adanya data yang sangat berbeda dengan yang lain. Keseluruhan proses perubahan bobot dan bias pada pelatihan menggunakan metode *gradient descent backpropagation with momentum* akan terus dilakukan hingga kondisi pada *training time* atau *threshold* telah terpenuhi. Setelah hasil didapatkan apabila target yang ingin dicapai oleh pengguna belum tercapai, maka pengguna dapat melakukan pengulangan pelatihan jaringan kembali dengan memasukkan variasi nilai parameter yang berbeda dan mengulangnya hingga target yang ingin dicapai dapat terpenuhi.

Setelah seluruh proses telah selesai dilakukan selanjutnya jaringan akan disimpan dengan tujuan untuk digunakan dengan baik dalam melakukan pelatihan jaringan maupun digunakan sebagai jaringan dalam tahap pengujian.

## 2.2 Pengujian

Pada tahap pengujian proses pertama yang dilakukan adalah memasukkan data *testing* yang telah dinormalisasi. Data *testing* yang digunakan merupakan data yang berbeda dengan data *training*. Setelah melakukan proses memasukkan data proses selanjutnya yang dilakukan adalah memasukkan jaringan yang sebelumnya telah dipilih dalam tahap pelatihan jaringan. Setelah selesai kemudian tahap pengujian dilakukan dan hasilnya didenormalisasi agar nilai kembali ke range awalnya.

*Output* dari hasil akhir pada tahap pengujian ini adalah prediksi harga harian (harga *high*, harga *low*, dan harga *close*) nilai tukar Rupiah terhadap Dollar Amerika pada hari data dimasukkan. *Output* hasil prediksi tersebut selanjutnya dibandingkan dengan data harga harian (harga *high*, harga *low*, dan harga *close*) nilai tukar Rupiah terhadap Dollar Amerika yang sebenarnya, sehingga dapat diketahui galat yang terjadi dan kinerja jaringan yang dibuat. alur pengujian secara ilustrasi dapat dilihat pada gambar 2.3.



Gambar 2. 3 Metode pengujian yang diusulkan

## III. IMPLEMENTASI

Dalam melakukan eksperimen dan pengujian terhadap metode penelitian yang diusulkan, penulis menggunakan sejumlah 210 data harga harian nilai tukar Rupiah terhadap Dollar Amerika Serikat periode 10 Oktober 2014 sampai dengan 7 Agustus 2015 sebagai *dataset*. Adapun pembagian dilakukan dengan memisahkan 200 data untuk digunakan sebagai data *training*, dan 10 data untuk digunakan sebagai data *testing*. Pengujian pada penelitian ini dilakukan dengan membangun sebuah sistem menggunakan bahasa pemrograman PHP untuk melakukan prediksi harga harian (harga *high*, harga *low*, dan harga

close) nilai tukar Rupiah terhadap Dollar Amerika Serikat.

#### IV. HASIL & PEMBAHASAN

##### A. Persiapan Data

Sebelum melakukan eksperimen penelitian prediksi harga harian (harga *high*, harga *low*, dan harga *close*) nilai tukar Rupiah terhadap Dollar Amerika ini, tahap persiapan data perlu dilakukan terlebih dahulu. Persiapan data yang dilakukan adalah menyiapkan data penelitian yaitu data *training* dan data *testing* dengan cara mengunduh data historis harga harian (harga *high*, harga *low*, dan harga *close*) nilai tukar Rupiah terhadap Dollar Amerika yang berbentuk file excel pada MetaTrader 4.

Dari 210 data yang di dapatkan pada periode 10 Oktober 2014 sampai dengan 7 Agustus 2015, selanjutnya data tersebut ditranformasikan ke dalam nilai yang lebih kecil dengan membagi dengan nilai 1000 guna memudahkan dalam perhitungan. Kemudian data yang telah ditrasformasi nilai dilakukan pembagian data menjadi data *training* dan data *testing* dengan perbandingan 200 data digunakan sebagai data *training*, dan 10 data digunakan sebagai data *testing*.

##### B. Pengujian Model

Pengujian dalam penelitian ini akan fokus terhadap proses prediksi yang dilakukan dengan menggunakan metode *backpropagation*. 10 data *testing* yang telah disiapkan pada tahap pengujian dalam penelitian ini. Tahap-tahap sebelum pengujian dan pelatihan telah dilakukan, dimana hasilnya didapatkan jaringan yang siap digunakan.

Untuk mendapatkan nilai prediksi, bobot dan bias akhir yang sebelumnya telah terbentuk dari hasil tahap pelatihan akan digunakan sebagai bobot awal *input* ke *hidden layer*, bobot awal bias ke *hidden layer*, bobot awal *hidden layer* ke *ouput layer*, dan bobot awal bias ke *ouput layer* dalam tahap perhitungan propagasi maju pengujian. Hasil dari perhitungan pada tahap propagasi maju inilah yang selanjutnya akan

digunakan sebagai hasil prediksi dari sistem yang dibuat berdasarkan data *testing* yang dimasukkan.

Setelah tahap perhitungan propagasi maju selesai data hasil perhitungan tersebut selanjutnya dilakukan denormalisasi agar nilai sesuai pada range awalnya. Hasil akhir dari seluruh tahap yang telah dilakukan kemudian ditampilkan melalui *interface* sistem berupa prakiraan harga harian (harga *high*, harga *low*, dan harga *close*) nilai tukar Rupiah terhadap Dollar Amerika pada hari sesuai dengan tanggal data testing dimasukkan. Adapun ilustrasi prediksi dalam sistem dapat dilihat melalui gambar 4.6.

Gambar 4. 1 Hasil prediksi pada data uji yang dimasukkan

No	Open	Prediksi High	Prediksi Low	Prediksi Close
1	13.478	12.924888100252	12.93886628418	12.968464600915
2	13.468	12.923982681206	12.938270916366	12.967626104069
3	13.443	12.922468447291	12.936794632425	12.965528476244
4	13.465	12.923801024895	12.938093468225	12.967374912165
5	13.478	12.924888100252	12.93886628418	12.968464600915
6	13.508	12.926400415628	12.940630136368	12.970977446819
7	13.488	12.925183062354	12.938430602225	12.969302522095
8	13.48	12.924709166229	12.938878634254	12.968632135036
9	13.528	12.927612840339	12.941809114773	12.972650872158
10	13.52	12.927129145843	12.941337589485	12.971981681194

MSE High	0.33973207357288
MSE Low	0.25952430197435
MSE Close	0.26835214255456

##### C. Pengukuran kinerja

Untuk mengetahui galat yang terjadi serta kinerja jaringan yang telah dibuat dilakukan pengukuran tingkat kesalahan pada eksperimen terhadap metode yang diusulkan. Pengukuran tingkat kesalahan dihitung menggunakan metode MSE. Semakin kecil nilai MSE menyatakan semakin dekat nilai prediksi dengan nilai sebenarnya.

Adapun persamaan MSE yang digunakan adalah sebagai berikut [7]:

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (A_t - f_t)^2 \quad (15)$$

Dimana dalam hal ini dapat dijelaskan bahwa

$A_t$  = data aktual pada waktu  $t$   
 $F_t$  = data peramalan pada waktu  $t$   
 $t$  = waktu  
 $n$  = jumlah data

#### D. Hasil Eksperimen

Dalam penelitian ini peneliti telah melakukan eksperimen terhadap 9 jaringan yang telah dibentuk pada tahap pelatihan. Setiap jaringan dibentuk dengan cara melakukan variasi pada nilai masukan beberapa parameter. Adapun hasil eksperimen terhadap seluruh jaringan pada eksperimen penelitian ini dapat dilihat pada gambar 4.2.

Gambar 4. 2 Hasil eksperimen terhadap 9 jaringan

Neuron hidden layer	Momentum	Learning rate	MSE Testing High	MSE Testing Low	MSE Testing Close
3	0.1	0.5	0.7625328 1644316	0.63807009 546722	0.73777043 662177
3	0.1	0.7	0.4683946 4093261	0.39258566 974386	0.44229152 725395
6	0.1	0.5	0.7855542 3140316	0.68379471 253224	0.72935260 550875
6	0.1	0.7	0.8785772 2131133	0.73873481 404376	0.75618755 16145
9	0.1	0.5	0.3825138 7380337	0.28197563 117812	0.39042951 795833
9	0.1	0.7	0.28726788 134455	0.23733577 234585	0.30996627 875935

Berdasarkan hasil analisis, penggunaan 9 *neuron hidden layer*, serta 0.1 sebagai nilai masukan *momentum*, 0.7 sebagai nilai masukan *learning rate* memberikan nilai MSE yang paling kecil dibandingkan dengan jaringan yang telah dibuat lainnya yaitu menghasilkan MSE *high* sebesar 0.28726788134455, MSE *low* sebesar 0.23733577234585, dan MSE *close* sebesar 0.30996627875935. Oleh karena itu arsitektur jaringan tersebut dapat disimpulkan sebagai arsitektur terbaik untuk melakukan prediksi.

#### V. PENUTUP

Hasil penelitian menunjukkan bahwa arsitektur jaringan terbaik untuk prediksi adalah jaringan dengan penggunaan 9 *neuron hidden layer*, serta 0.1 sebagai nilai masukan *momentum*, 0.7 sebagai nilai masukan *learning rate* dengan menghasilkan nilai MSE *high* sebesar 0.28726788134455, MSE *low* sebesar 0.23733577234585, dan MSE *close* sebesar 0.30996627875935.

Berdasarkan Hasil penelitian menunjukkan bahwa penggunaan metode jaringan saraf tiruan *backpropagation* dapat digunakan untuk membantu pedagang valas dalam melakukan prediksi harga harian nilai tukar Rupiah terhadap Dollar Amerika Serikat.

Berdasarkan hasil analisis dan pembahasan pada penelitian tersebut ada beberapa saran yang mungkin bisa dijadikan dasar untuk pengembangan penelitian ini yaitu : Memperbanyak *dataset* sehingga diharapkan menghasilkan pola jaringan saraf tiruan yang dapat melakukan pembelajaran dan pengenalan dengan lebih baik. Selanjutnya dapat dilakukan penelitian dengan menggunakan metode lain atau gabungan dari beberapa metode sehingga diharapkan bisa meningkatkan akurasi dengan menutupi kekurangan-kekurangan metode yang telah digunakan.

#### VI. DAFTAR PUSTAKA

- [1] F. S. Mishkin, *Ekonomi Uang, Perbankan, dan Pasar Keuangan*, Buku 2, Edisi ke-8, Jakarta: Salemba, 2008.
- [2] H. Darmawi, *Pasar Finansial dan Lembaga-Lembaga Finansial*, Jakarta: Bumi Aksara, 2006.
- [3] H. William, A. Hidayatno dan A. A. Zahra, "Aplikasi Jaringan Saraf Tiruan Perambatan Balik Untuk Prakiraan Valuta GBP/USD Dalam Forex Trading," vol. III, Desember 2014.
- [4] "Kurs Transaksi BI - Bank Sentral Republik Indonesia," [Online]. Available:

<http://www.bi.go.id/id/moneter/informasi-kurs/transaksi-bi/Default.aspx>. [Diakses 10 September 2015].

- [5] Hendrianto, “Prediksi Kerusakan Motor Induksi Menggunakan Metode Jaringan Saraf Tiruan,” Tesis Teknik Elektro Universitas Sumatera Utara, Medan, 2013.
- [6] J. J. Siang, Jaringan Syaraf Tiruan dan Pemrograman menggunakan Matlab, Yogyakarta: ANDI, 2005.
- [7] Hartati dan Kusumadewi, Neuro-Fuzzy Integrasi Sistem Fuzzy dan Jaringan Syaraf, Ed. 2, Yogyakarta: Graha Ilmu, 2010.