

## Implementasi Multilayer Perceptron Pada Jaringan Saraf Tiruan Untuk Memprediksi Nilai Valuta Asing

Tommy Ferdian Hadimarta<sup>1</sup>, Rani Rotul Muhima<sup>2</sup>, Muchammad Kurniawan<sup>3</sup>

<sup>1,2,3</sup> Jurusan Teknik Informatika, Fakultas Teknik Elektro dan Teknologi Informasi

Email: <sup>1</sup>[trickytommy@hotmail.com](mailto:trickytommy@hotmail.com)

**Abstract.** *In the context of FOREX investment, the fluctuation of currency becomes a common thing in which movement is greatly influenced by supply and demand. If the demand is higher, the price will increase and conversely, if the supply is higher, the price will go downward. There is a principle that the behavior of price patterns will repeat randomly and make unpredictable movement of FOREX. These patterns of currency fluctuation have deceived many investors and brought losses and even capital failure. Basically, the value of foreign exchange belongs to the data of time series and Multilayer Perceptron is very suitable to process data of time series as it is often used to make prediction. Therefore, this research aimed at implementing Multilayer Perceptron in the artificial nerve network for predicting the value of foreign exchange on the available resources using the attributes of open, high, low, and close. To process the data from the existing attributes, there must be initialization first in X1 (open), X2 (high), and X3 (low) as the inputs and Y (close) as the data target, and then they were normalized so as to calculate sigmoid. The increasing number of epoch does not guarantee that the errors will be smaller. On the contrary, perhaps, the error value will increase. The best result of training occurred by epoch 200 and learning rate 3 within the smallest values of MSE 281.02518, MAD 13.168, and deviation standard 10.294.*

**Keywords:** Multilayer Perceptron, Forex Value, Currencies, MSE, MAD, Deviation Standard

**Abstrak.** *Dalam dunia investasi FOREX, fluktuasi mata uang menjadi hal yang biasa. Pergerakan tersebut dipengaruhi oleh banyaknya permintaan dan penawaran, jika permintaan lebih tinggi maka harga cenderung akan naik, dan jika penawaran lebih tinggi maka harga akan cenderung turun. Terdapat prinsip bahwa perilaku pola harga akan terulang kembali, pola-pola tersebut berulang secara acak, dan menjadikan forex ini terlihat susah untuk diprediksi pergerakannya. Tidak sedikit investor yang tertipu oleh pola fluktuasi mata uang, sehingga berakhir dengan kerugian dan bahkan sampai kehabisan modal. Multilayer Perceptron sangat cocok digunakan dalam mengolah data time series dan sering digunakan dalam memprediksi. Nilai valuta asing termasuk data time series sehingga pada skripsi ini dirancang sebagai Implementasi Multilayer Perceptron pada Jaringan Saraf Tiruan untuk memprediksi nilai valuta asing. Langkah langkah awal yang dilakukan dalam skripsi ini dengan mengambil data nilai valuta asing pada sumber sumber yang tersedia dengan mempunyai atribut open, high, low, close. Untuk mengolah data dari atribut yang tersedia di beri inisialisasi terlebih dahulu dengan X1 (open), X2 (high), X3 (low) sebagai inputan dan Y (close) sebagai target data tersebut di normalisasi untuk menghitung sigmoid. Jumlah epoch semakin banyak belum menentukan bahwa error semakin kecil, bahkan akan bisa menaikkan nilai error tersebut. Hasil pelatihan terbaik adalah dengan epoch 200 dan learning rate 3 dengan nilai MSE 281.02518, MAD 13.168, standar deviasi 10.294 terkecil.*

**Kata Kunci:** Multilayer Perceptron, Forex, Nilai Valuta Asing, Currencies, MSE, MAD, Standar Deviasi.

### 1. Pendahuluan

Menjaga kerahasiaan informasi merupakan hal yang sangat penting. Untuk menjalankan aktivitas bisnis baik export dan import setiap negara memerlukan konversi uang ke negara lain sehingga adanya Valas (valuta asing) juga sering disebut FOREX (Foreign Exchange). Bisnis ini

terjadi karena adanya perbedaan nilai mata uang antar negara. Negara tersebut diantaranya Amerika (USD), Eropa (EUR), Inggris (GBP), Jepang (JPY), Australia (AUD), New Zealand (NZD), Swiss (CHF) dan Canada (CAD). Dari mata uang tersebut merupakan peran penting dalam ekonomi dunia yang disebut currencies. Terdapat prinsip bahwa perilaku pola harga akan terulang kembali, pola-pola tersebut berulang secara acak, dan menjadikan forex ini terlihat susah untuk diprediksi pergerakannya. Tidak sedikit investor yang tertipu oleh pola fluktuasi mata uang, sehingga berakhir dengan kerugian dan bahkan sampai kehabisan modal. Tercatat di perusahaan Tickmill Ltd bahwa transaksi yang terjadi setiap hari senilai dua miliar dollar dari seluruh dunia, dan dapat terjadi kerugian dan keuntungan dari nilai tersebut. Kerugian atau keuntungan yang didapatkan bisa sangat besar. Seorang investor haruslah mempunyai sebuah informasi tentang pola naik dan turunnya mata uang yang dapat dijadikan referensi untuk melakukan transaksi, agar dapat meminimalkan kerugian dan memaksimalkan keuntungan.

*Multilayer Perceptron* sangat cocok digunakan dalam mengolah data *time series* dan sering digunakan dalam memprediksi. Nilai valuta asing termasuk data *time series* sehingga pada skripsi ini dirancang sebagai Implementasi *Multilayer Perceptron* pada Jaringan Saraf Tiruan untuk memprediksi nilai valuta asing.

## **2. Tinjauan Pustaka**

### **2.1. Valuta Asing**

Valuta asing atau foreign exchange merupakan bisnis pertukaran mata uang asing yang memanfaatkan perbedaan nilai mata uang antar negara di seluruh dunia, valuta asing ini juga difungsikan sebagai alat pembayaran untuk membiayai transaksi ekonomi keuangan internasional (Wijatmoko, 2009).

### **2.2. Data Time Series**

Data deret waktu (time series) adalah nilai-nilai suatu variabel yang secara berurutan menurut waktu. Time series dapat berkelanjutan atau diskrit, dalam time series pengamatan diukur pada setiap kejadian waktu dimana time series berisi pengamatan yang diukur pada titik waktu berkelanjutan. Misalnya pembacaan suhu, aliran sungai, konsentrasi proses kimia dan lain-lain, di sisi lain populasi kota tertentu, produksi sebuah perusahaan, nilai tukar antara dua mata uang yang berbeda dapat mewakili time series yang berbeda. Biasanya dalam time series, pengamatan berurutan dicatat pada interval waktu yang sama, seperti pemisahan jam, harian, mingguan, bulanan atau tahunan. (Adhikari D. R., 2013).

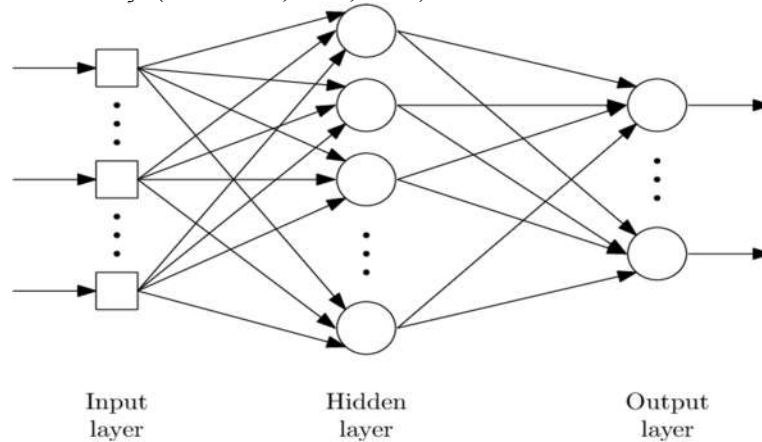
### **2.3. Jaringan Saraf Tiruan**

Jaringan saraf tiruan bisa dibayangkan seperti otak buatan di dalam cerita-cerita fiksi ilmiah. Otak buatan ini dapat berpikir seperti manusia, dan juga sepandai manusia dalam menyimpulkan sesuatu dari potongan-potongan informasi yang diterimanya. Khayalan manusia tersebut mendorong para peneliti untuk mewujudkannya. Komputer diusahakan agar bisa berpikir sama seperti cara berpikir manusia. Caranya adalah dengan melakukan peniruan terhadap aktivitas-aktivitas yang terjadi di dalam sebuah jaringan saraf biologis (Aji, 2016).

Pembagian arsitektur jaringan saraf tiruan bisa dilihat dari kerangka kerja dan skema interkoneksi. Kerangka kerja jaringan saraf tiruan bisa dilihat dari jumlah lapisan (layer) dan jumlah node pada setiap lapisan. Lapisan-lapisan penyusun jaringan saraf tiruan dapat dibagi menjadi tiga, yaitu lapisan input, lapisan tersembunyi, lapisan output:

1. Lapisan input Node-node di dalam lapisan input disebut unit-unit input. Unit-unit input menerima input dari dunia luar. Input yang dimasukkan merupakan penggambaran suatu masalah.
2. Lapisan tersembunyi Node-node di dalam lapisan tersembunyi disebut unit-unit tersembunyi. Output dari lapisan ini tidak secara langsung dapat diamati.
3. Lapisan output Node-node pada lapisan output disebut unit-unit output. Keluaran atau output dari lapisan ini merupakan output jaringan syaraf tiruan terhadap suatu permasalahan.

Gambar 2 merupakan salah satu contoh arsitektur jaringan saraf tiruan *multilayer* yang terdiri dari sebuah lapisan input, sebuah lapisan tersembunyi, dan sebuah lapisan output.  $W_{ij}$  adalah bobot antara lapisan input dengan lapisan tersembunyi,  $W_{jk}$  adalah bobot antara lapisan tersembunyi dengan lapisan output. Sebuah neuron (disebut juga node atau unit) yang terletak di dalam lapisan input akan memiliki fungsi aktivasi dan pola koneksi bobot yang dengan neuron-neuron lainnya yang terletak di dalam lapisan input. Demikian pula halnya sebuah neuron yang terletak di dalam lapisan tersembunyi akan memiliki aktivasi dan pola koneksi bobot yang sama dengan neuron-neuron lainnya yang terletak di dalam lapisan tersembunyi (Dr.Hendra, et al., 2018).



Gambar 1. Arsitektur Jaringan Saraf Tiruan

#### 2.4. Multilayer Perceptron

*Multilayer Perceptron* (MLP) merupakan ANN dari *Perceptron*. Berupa ANN *feedforward* dengan satu atau lebih hidden layer. Biasanya, jaringan terdiri dari satu layer neuron komputasi keluaran. Sinyal masukan di propagasikan dengan arah maju pada layer per layer. Contoh arsitektur MLP diberikan pada Gambar 2.1. Setiap layer dalam MLP memiliki fungsi khusus. Layer masukan berfungsi menerima sinyal/vektor masukan dari luar mendistribusikannya ke semua neuron dalam hidden layer. Layer keluaran menerima sinyal keluaran (atau dengan kata lain stimulus pola) dari hidden layer dan memunculkannya sinyal/nilai/kelas keluaran dari keseluruhan jaringan.

Banyak algoritma pelatihan yang tersedia, tetapi yang paling populer adalah *Backpropagation*. Cara pelatihan yang dilakukan algoritma *Backpropagation* sama dengan *Perceptron*. Sejumlah data latih sebagai data masukan diberikan pada jaringan. Jaringan menghitung pada keluaran, jika ada *error* (perbedaan antara target keluaran yang diinginkan dengan nilai keluaran yang didapatkan) maka bobot dalam jaringan akan diperbaharui untuk mengurangi error tersebut.

Persamaan yang digunakan untuk pelatihan MLP *Backpropagation* 2.1 :

$$v = \sum_{i=1}^r x_i \cdot w_i \quad (2.1)$$

$v$  = Nilai keluaran hidden layer.

$x_i$  = Nilai input/fitur.

$w_i$  = Nilai bobot.

Nilai  $r$  adalah jumlah masukan (fitur) data masukan,  $x$  merupakan nilai fitur/vektor,  $w$  adalah bobot vektor. Nilai  $v$  tersebut kemudian di aktivasi untuk menghasilkan sinyal keluaran. Fungsi aktivasi yang digunakan adalah *sigmoid biner* atau *sigmoid bipolar*. Fungsi aktivasi sigmoid menjadi persamaan 2.2 :

$$y = \frac{1}{1+e^{-v}} \quad (2.2)$$

$y$  = Nilai sigmoid.

$e$  = Eksponen.

Untuk merambatkan sinyal error, dimulai dari layer keluaran dan berjalan kembali ke hidden layer. Sinyal error di neuron  $k$  pada iterasi  $p$  diberikan pada persamaan 2.3 :

$$e_k(P) = y_{dk}(P) - y_k(P) \quad (2.3)$$

$e_k$  = Nilai selisih / error.

$y_{dk}$  = Nilai Sebenarnya.

$y_k$  = Nilai prediksi.

Prosedur yang digunakan untuk memperbaharui bobot pada koneksi *hidden layer* ke *output layer* 2.4 :

$$w_{jk}(p+1) = w_{jk}(p) + \Delta w_{jk} \quad (2.4) \quad \Delta w_{jk} = \text{Koreksi bobot.}$$

$w_{jk}$  = Nilai bobot

Kondisi yang dialami adalah masukan neuron pada *output layer* berbeda dari *input* neuron pada *input layer*  $x_i$ . Oleh karena itu yang digunakan untuk menghitung koreksi bobot adalah sinyal *output* neuron  $j$  pada *hidden layer*  $y_j$  untuk menggantikan  $x_i$ , Koreksi bobot dalam MLP dihitung dengan persamaan 2.5:

$$\Delta w_{jk}(p) = \eta * x_i(p) * \delta_j(p) \quad (2.5)$$

$\eta$  = Learning rate.

$\delta_j(p)$  = Gradien error.

$p$  = Iterasi

$\Delta w_{jk}$  = Koreksi bobot.

$\eta$  adalah laju pembelajaran, sedangkan  $\delta_j(p)$  adalah gradien error pada neuron  $k$  dalam *output layer* pada iterasi ke  $p$ .

Untuk menghitung gradien error pada fungsi aktivasi sigmoid biner didapatkan 2.6:

$$\delta(p) = y_k(p) * (1 - y_k(p)) * e_k(p) * w_{jk} \quad (2.6)$$

## 2.5. MSE

*Mean Squared Error (MSE)* adalah metode lain untuk mengevaluasi metode peramalan. Masing-masing kesalahan atau sisa dikuadratkan. Pendekatan ini mengatur kesalahan peramalan yang besar karena kesalahan-kesalahan itu dikuadratkan. Metode itu menghasilkan kesalahan-kesalahan sedang yang kemungkinan lebih baik untuk kesalahan kecil, tetapi kadang menghasilkan perbedaan yang besar. *MSE* merupakan cara kedua untuk mengukur kesalahan peramalan keseluruhan. *MSE* merupakan rata-rata selisih kuadrat antara nilai yang diramalkan dan yang diamati. Kekurangan penggunaan *MSE* adalah bahwa *MSE* cenderung menonjolkan deviasi yang besar karena adanya pengkuadratan (S, et al., 2015). Persamaan untuk menghitung *MSE* terdapat pada persamaan 2.7 .

$$MSE = \sum_{t=1}^n \frac{(X_t - F_t)^2}{n} \quad (2.7)$$

$F$  = nilai peramalan pada periode  $t$

$n$  = jumlah data

$x_t$  = data aktual

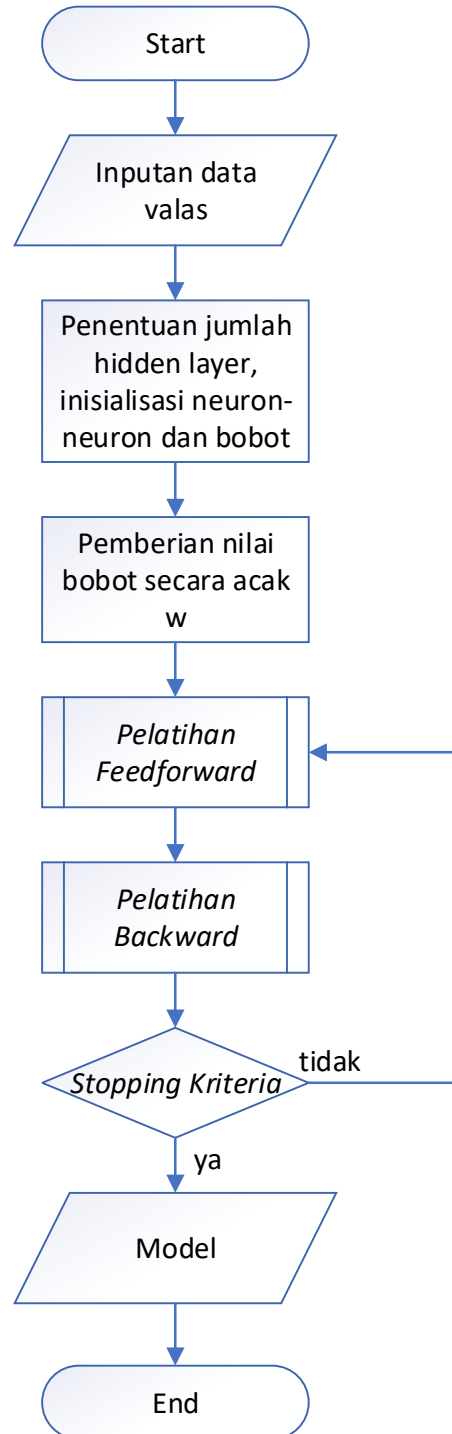
## 3. Metode Penelitian

Langkah langkah awal yang dilakukan dalam skripsi ini dengan mengambil data nilai valuta asing pada sumber sumber yang tersedia dengan mempunyai atribut *open*, *high*, *low*, *close*. Untuk mengolah data dari atribut yang tersedia di beri inisialisasi terlebih dahulu dengan  $X_1$  (*open*),  $X_2$  (*high*),  $X_3$  (*low*) sebagai inputan dan  $Y$  (*close*) sebagai target. Langkah awal yang dilakukan mengambil data nilai valuta asing kemudian nilai valuta asing tersebut di normalisasikan, nilai valuta asing di normalisasikan agar dapat digunakan untuk menghitung fungsi aktivasi pada JST , fungsi aktifasi tersebut adalah sigmoid, untuk menghitung sigmoid menggunakan nilai diantara 0 -1 maka perlunya normalisasi.

Selanjutnya di dalam JST terdapat pelatihan data training dan data testing. Data digunakan pada data pelatihan training dan juga pada data testing, dari training tersebut menghasilkan model, model tersebut digunakan sebagai inputan pada tahap testing, setelah tahap training dan testing selesai hasil dari keduanya diukur menggunakan *MSE*.

Pada metode jaringan saraf tiruan, akan dilakukan pelatihan *Feedforward* selanjutnya pada pelatihan *Backward*, maka akan dihitung *error*, jika *error* tidak sesuai dengan ketentuan maka akan di

ulangi kembali sehingga *error* memenuhi ketentuan dan akan menghasilkan model yang di inginkan. Flowchart sistem bisa dilihat pada Gambar 3.



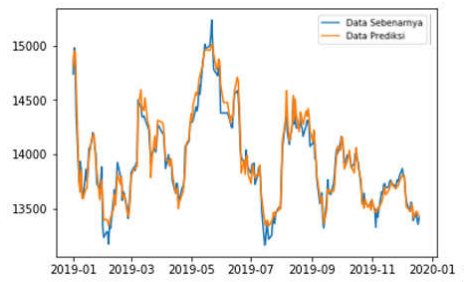
Gambar 2. Flowchart Jaringan Saraf Tiruan Multilayer Perceptron

#### 4. Hasil Dan Pembahasan

**Tabel 1. Skenario Uji Coba**

Urutan Pengujian	Data Training	Data Testing	Epoch	Learning Rate
Urutan Pengujian	Data Training	Data Testing	Epoch	Learning Rate
Uji coba 1	2017-2018	2019	300	0.1
Uji coba 2	2017-2018	2019	300	0.05
Uji coba 3	2017-2018	2019	300	0.01
Uji coba 4	2017-2018	2019	1000	0.1
Uji coba 5	2017-2018	2019	1000	0.05
Uji coba 6	2017-2018	2019	1000	0.01
Uji coba 7	20 hari tiap bulan tahun 2019	Sisa hari tiap bulan tahun 2019	250 - 2000	0, 0.01, 0.05, 0.1, 0.5, 0.75, 1, 2, 3 Tiap epoch

Pada **Tabel 1.** dapat dilihat skenario uji coba yang akan telah dilakukan.



**Gambar 3. Hasil Prediksi Salah Satu Uji Coba**

Pada **Tabel 2.** merupakan rekapitan hasil pengukuran dari uji coba 1 sampai uji coba ke 6.

**Tabel 2. Hasil Pengukuran**

Epoch	Learning Rate	Keterangan		MSE Testing	MAD	Standar Deviasi	Epoch
		Data Training	Data Testing				
100	3	20 hari tiap bulan pada th 2019	sisa hari tiap bulan	0.03354	635.112	20.338	14.974
150	3	20 hari tiap bulan pada th 2019	sisa hari tiap bulan	0.02853	316.987	13.262	11.952
200	3	20 hari tiap bulan pada th 2019	sisa hari tiap bulan	0.02709	281.025	13.280	10.294

....	....	....	....	....	....	....	....
1900	3	20 hari tiap bulan pada th 2019	sisa hari tiap bulan	0.02290	472.223	17.560	12.881
1950	3	20 hari tiap bulan pada th 2019	sisa hari tiap bulan	0.02289	490.485	17.968	13.027
2000	3	20 hari tiap bulan pada th 2019	sisa hari tiap bulan	0.02144	492.604	18.416	12.463
	MSE			0.02131	281.02518	13.16780	10.29364

Dari **Tabel 2.** dapat dilihat merupakan salah satu hasil pengukuran yang telah dilakukan dengan menggunakan metode *Multilayer Perceptron*

**Tabel 3. Contoh Hasil Prediksi**

	Abasolute error	Data Prediksi	Data Sebenarnya
0	7.853995	14149.253314	14157.107309
1	39.713213	14129.511036	14089.797823
2	16.930418	14060.246876	14077.177294
3	7.821189	14090.390319	14098.211509
4	11.802134	14115.857275	14127.659409
5	75.819977	14070.543150	13994.723173
...	...	...	...
76	14.209953	13976.306376	13990.516330
77	14.209953	13976.306376	13990.516330
78	1.083081	13979.336825	13980.419907
79	7.277327	13968.935736	13976.213064
80	3.189860	13957.527340	13954.337481
81	23.957693	13942.957693	13919.00000
	MSE	297.650169	
	MAD	13.196062	
	Standar Deviasi	12.76269	

Pada Gambar 7 dapat dilihat bahwa nilai MSE 297.650169, MAD 13.196062, Standar Deviasi 12.76269

## **5. Kesimpulan**

Berdasarkan pengian yang telah beberapa kali dilakukan terhadap data nilai valuta asing dengan menggunakan metode Multilayer Perceptron, maka dapat ditarik kesimpulan sebagai berikut:

1. Jumlah epoch semakin banyak belum menentukan bahwa error semakin kecil, bahkan akan bisa menaikkan nilai error tersebut. Hasil pelatihan terbaik adalah dengan epoch 200 dan learning rate 3 dengan nilai MSE 281.02518 , MAD 13.168, standar deviasi 10.294 terkecil.
2. Pada learning rate yang sama dengan epoch yang bervariasi pola yang dihasilkan hampir sama dalam menurunkan error.

## **Referensi**

- Adhikari Dr. Ratnadip An Introductory Study on Time Series Modeling and Forecasting [Jurnal]. - 2013. - hal. 182
- Aji Sudarsono JARINGAN SYARAF TIRUAN UNTUK MEMPREDIKSI LAJU PERTUMBUHAN PENDUDUK MENGGUNAKAN METODE BACPROPAGATION [Jurnal] // Media Infotama. - 2016. - hal. 61-69.
- Dr.Hendra Jaya,M.T [et al.] KECERDASAN BUATAN [Buku]. - Makasar : Fakultas MIPA Universitas Negeri Makassar, 2018.