Optimasi *Conjugate Gradient* Pada Algoritma *Backpropagation Neural Network* Untuk Prediksi Kurs *Time Series*

Hj. Yuslena Sari
Sekolah Tinggi Manajemen dan Informatika (STMIK) Indonesia Banjarmasin
Jl. Pangeran Hidayatullah Banua Anyar Telp. (0511)4315530 – 4315531 Banjarmasin
e-mail: yuzlen@gmail.com

ABSTRACT

This paper investigates the use of methods of propagation neural network to forecast the rupiah against the dollar in time series . Data is divided into two parts , namely the training data test data . Having obtained the best weight training results data then after that test data is used to see the results of MSE . Training algorithm uses basic backpropagation gradient descent algorithm and then optimized using the conjugate gradient . The results show the value of the basic algorithm backpropogation MSE gradient descent and conjugate gradient of 1.02159 mengsilkan MSE of 0.0198012 . From these results indicate conjugate gradient algorithm produces smaller error.

Keywords : Forecasting rupiah, time series, backpropagation, MSE

A. PENDAHULUAN

1. Latar Belakang

Penelitian prediksi rentet waktu akhir – akhir ini merupakan salah satu yang mendominasi bidang ilmu *Artificial Inteligent Neural Network*, berbagai literatur berfokus pada aspek yang berbeda dari prediksi rentet waktu [1] dan peramalan nilai tukar mata uang adalah isu penting di bidang keuangan. Topik ini telah menerima banyak perhatian, khususnya di ekonometrika dan keuangan[2]. Prediksi nilai kurs juga sudah menjadi tantangan bagi banyak dekade. Bertahun - tahun para peneliti telah menganalisa menggunakan teknik linier, karena sangat sederhana dan mudah diterapkan oleh pengguna, ini selalu bekerja dengan baik untuk pergerakan linier tetapi tak berdaya ketika berhadapan dengan nonlinear perilaku pasar [3] . Dalam memprediksi suatu kurs mata uang, beberapa model analisa teknik telah dipakai dan dikembangkan, beberapa analisa tersebut seperti: MACD (Moving Average Convergence / Divergence), Fourier Transform, Accumulator Swing Index, Stochastic Oscilator dan lain lain [4].

Neural Network menyediakan hasil yang sangat menjanjikan untuk prediksi, terutama untuk rentet waktu dataset [5]. Salah satu metode peramalan yang berkembang saat ini adalah menggunakan Artificial Neural Network (ANN), dimana ANN telah menjadi objek penelitian yang menarik dan banyak digunakan untuk menyelesaikan masalah pada beberapa bidang kehidupan, salah satu diantaranya adalah untuk analisis data rentet waktu pada masalah prediksi. Neural network menyediakan algoritma untuk numerik klasifikasi, optimasi dan penyimpanan asosiatif. Ada banyak cara untuk mensintesis algoritma prediksi rentet waktu seperti logika fuzzy; Pendekatan Input-Output, Pendekatan preproses / postprocess, Fuzzy Associative Memories (FAMS) dan Pendekatan Sistem Hybrid dan berbagai algoritma neural network digunakan untuk memprediksi nilai kurs[3].

Penelitian ini membahas prediksi nilai kurs rupiah terhadap US Dollar menggunakan Backpropogation Neural Network rentet waktu dengan optimasi Conjugate Gradiant.

2. Perumusan masalah

Dari uraian tersebut dapat dirumuskan permasalahan yang ada yaitu optimasi *Conjugate* Gardient dari algoritma dasar backpropagation untuk prediksi nilai kurs secara time series.

3. Batasan Masalah

Agar ruang lingkup masalah yang akan dibahas tidak menjadi luas dan untuk mencapai sasaran dan tujuan yang optimal, maka perlu dilakukan pembatasan masalah, yaitu sebagai berikut:

1. Data yang digunakan adalah data kurs rupiah terhadap dollar bulan Januari 2010 – Juli 2014.
2. Penelitian dilakukan secara *time series* jadi inputan hanya dari nilai *kurs* sebelum dari nilai yang diprediksi.

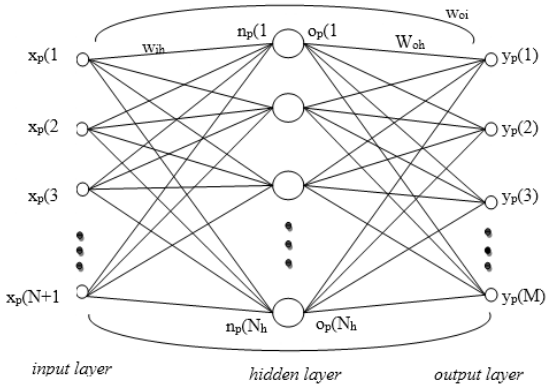
B. LANDASAN TEORI

1. Backpropagation Neural Network

Artificial Neural Network (ANN) adalah suatu prosesor yang melakukan pendistribusian secara besar-besaran, yang memiliki kecenderungan alami untuk menyimpan suatu pengenalan yang pernah dialaminya, dengan kata lain ANN ini memiliki kemampuan untuk melakukan pembelajaran dan pendeteksian terhadap sesuatu objek.

Backpropagation adalah pembelajaran yang paling populer untuk algoritma *Artificial Neural Network*. Intinya memodifikasi bobot dari setiap lapisan berdasarkan kesalahan, *backpropagation* berfungsi untuk mengurangi kesalahan pelatihan [6]. Algoritma b*ackpropagation* dengan metode dasar *Gradient Descent* memiliki arsitektur jaringan yang terlihat pada gambar 1.

Gambar 1 arsitektur ANN Backpropagation



Pada gambar 1, bobot $W_i(k,n)$ menghubungkan input ke *hidden layer* dimana input ke-n dan *hidden layer* ke-k. Bobot *output* $W_{oh}(i,k)$ menghubungkan *hidden layer* ke-k dengan unit keluaran *ke-i* dimana $y_p(i)$ sebagai unit keluaran. Bobot *bypasss* yaitu $W_{oi}(i,n)$ menghubungkan inputan ke-n dengan unit keluaran ke-i.

Pada *training data* $\{x_p,t_p\}$, x diinisialisasi sebagai vektor dimensi M dan t sebagai vektor keluaran atau target berdimensi N. Jumlah pola bervariasi dari 1 sampai Nv. Biarkan vector input ditambahkan dengan sebuah elemen ekstra $x_p(N+1)$ dimana $x_p(N+1) = 1$, jadi $x_p = [x_p(1), x_p(2), \ldots, x_p(N+1)^T]$. Bobot yang mengarah dari $x_p(N+1)$ digunakan sebagai batas ambang unit keluaran. Untuk pola p^{th}, keluaran unit tersembunyi $o_p(k)$ ke-k adalah:

$$O_p(k) = f\left(\sum_{n=1}^{N+1} w_{ih}(k,n).x_p(n)\right)$$

Dimana, fungsi aktivasinya adalah sigmoid nonlinier. Untuk pola p^{th}, elemen $y_p(i)$ ke-i sebagai unit keluaran pada vektor dimensi M, dimana y_p adalah:

$$y_p(i) = \sum_{n=1}^{N+1} w_{oi}(i,n).x_p(n) + \sum_{k=1}^{Nh} w_{oh}(i,k).o_p(k)$$

Nh sebagi jumlah unit tersembunyi. Batas L = N+Nh+1, yang merupakan jumlah dari unit masukan dan unit tersembunyi. Batas w_o merupakan jumlah dari semua bobot yang terhubung dengan unit keluaran termasuk layer masukan dan layer tersembunyi. w_o adalah sebuah matrik dari dimensi MxL, dimana $0 < j \leq N + 1$, $w_o(i,j) = w_{oi}(i,j)$; saat $N = 1 < j \leq L$, $w_o(i,j) = w_{oi}(i,j)$. Batas X(n) merupakan keluaran masing – masing unit yang menghubungkan unit keluaran, yaitu dimensi array L, ketika $0 < j \leq N+1$, $X(n) = x_p(n)$; ketika $N+1 < j \leq L$; $X(n) = O_g(n - N - 1)$. Persamaan rumus ke 2:

$$y_p(i) = \sum_{n=1}^{L} w_o(i,n).X(n)$$

2. *Conjugate Gradient*

Ide dasar dari *conjugate gradient* adalah untuk mencari arah konjugasi negatif arah gradien dan arah pencarian terakhir sebagai pencarian baru, arah untuk mempercepat kecepatan pelatihan dan meningkatkan akurasi pelatihan [7].

Algoritma *Conjugate Gradient* tidak mengandung parameter-dependent pengguna yang nilainya penting bagi keberhasilan *Conjugate Gradient* dan menghindari pemakaian waktu yang banyak untuk iterasi pembelajaran8].

Metode conjugate gradient terdiri dari urutan langkah-langkah di bawah ini:

Set d_o menjadi negative error:

$$d_o = -g_o$$

Hitung ukuran langkah baru dengan *learning rate* ke-k untuk meminimalkan error sepanjang arah arus pencarian k_d dari line pencarian:

$$x_{k+1} = x_k + \alpha_k d_k$$

Cari d baru dengan untuk menghitung nilai skalar baru β_k:

$$d_{k+1} = -g_{k+1} + \beta_k d_k$$

Kembali ke langkah kedua jika belum menemukan error minimum atau batas learning rate belum terpenuhi. Banyak variasi dalam menghitung skalar baru β_k dalam arah pencarian berikutnya [9].

C. METODE PENELITIAN

Penelitian ini dilakukan dengan metode eksperimen melalui tahapan-tahapan sebagai berikut:

1. Penentuan Masalah Penelitian
   Metode *Neural Network Backprpagation* sudah banyak diterapkan dalam sistem prediksi rentet waktu. Namun demikian, prediksi rentet waktu nilai Kurs menggunakan *Neural Network Backpropagation* masih dapat lebih dioptimalkan. Oleh karena itu, masalah penelitian yang diambil adalah bagaimana akurasi prediksi rentet waktu

nilai Kurs setelah dioptimasi dengan *Conjugate Gradient?*

2. Penentuan Pendekatan Komputasi
   Pendekatan komputasi yang akan digunakan dalam penelitian ini adalah optimasi *Conjugate Gradient*.
3. Pengembangan Sistem
   Penelitian ini akan mengembangkan prediksi rentet waktu nilai Kurs dengan metode *backpropagation* optimasi *Conjugate Gradient*.
4. Penerapan Sistem
   Metode Backpropagation akan diterapkan optimasi *Conjugate Gradient* untuk prediksi nilai kurs, yang meliputi: penetapan variabel input dan target sebagai output.
5. Evaluasi dan Validasi Hasil Penerapan
   Evaluasi dilakukan dengan mengamati hasil prediksi. Validasi dilakukan dengan membandingkan hasil setelah optimasi menggunakan RMSE, MAD dan MAPE

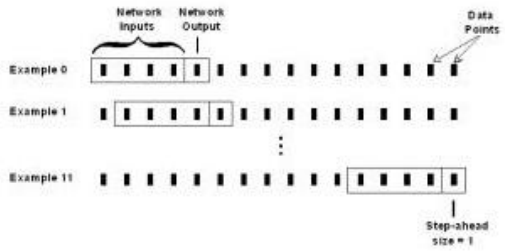
1. Metode Pengumpulan Data

Data yang digunakan oleh peneliti dalam prediksi kurs:

a. Data Primer
   Adalah data yang diperoleh secara langsung dari sumber, yaitu diperoleh secara langsung dari web resmi Bank Indonesia.
b. Data Sekunder
   Selain data primer, peneliti juga menggunakan data sekunder yaitu data yang diperoleh secara tidak langsung, misalnya dari dokumentasi, literatur, buku, jurnal, dan informasi lainnya yang ada hubungannya dengan masalah yang diteliti.

2. Metode Pengolahan Awal Data

Data yang digunakan adalah data harian, data diambil dari tahun 2010 – 2013 dan data tahun 2014 sebagai uji evaluasi. Data nilai kurs akan diolah menjadi matrik input. Data jaringan akan dilatih untuk satu langkah ke depan sesuai dengan banyaknya inputan. Ilustrasi prediksi data nilai inputan ke dalam jaringan seperti gambar di bawah ini:



Gambar 2 Ilustrasi prediksi data nilai kurs inputan ke dalam jaringan

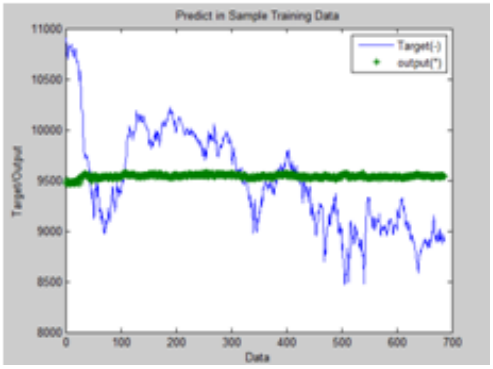
3. Metode Yang Diusulkan

Untuk memprediksi nilai *kurs* berdasarkan *timr seies* digunakan metode *Backpropogatian Neural Network* optimasi *Conjugate Gradient*. Data akan melewati tahap pelatihan selanjutnya adalah tahap pengujian. Pengujian jaringan memprediksi nilai *kurs* periode selanjutnya, dimana terdapat nilai error yang merupakan selisih antara harga prediksi jaringan saraf tiruan dengan harga periode berikutnya, lalu diadakan evaluasi. Algoritma dari metode yang digunakan akan di implementasikan dengan Matlab.

D. HASIL DAN PEMBAHASAN

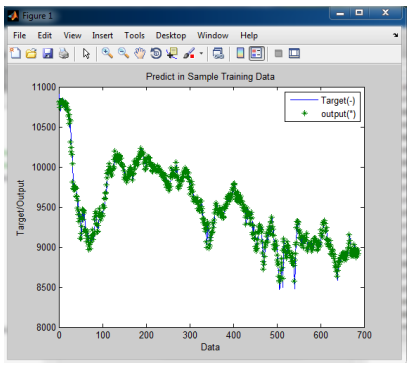
1. Hasil eksperimen dan pengujian model

Model algorima dasar dari *backpropagation* di implementasikan ke dalam *toolbox* MATLAB. Data set diambil dari web resmi Bank Indonesia, data dibagi menjadi dua yaitu data *training* dan data uji. Untuk target, data di hari yang akan di prediksi, inputan terdiri dari tiga inputan untuk satu target, epoch = 150 dan *learning rate* = 0,001. Hasil data *training* dan uji untuk metode dasar *backpropagation* terlihat seperti di gambar 3.



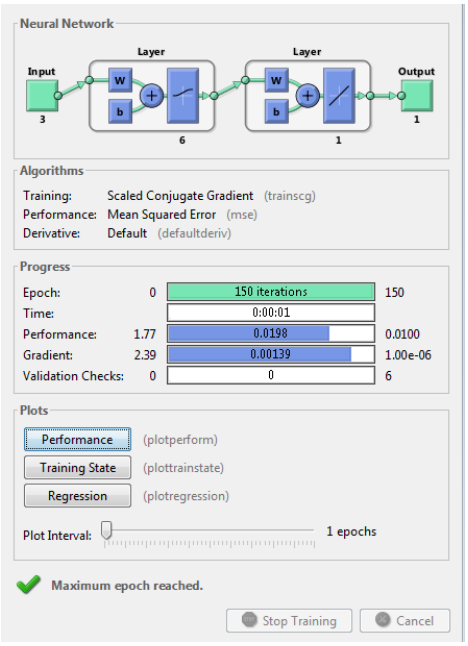
Gambar 3 Training data gradient descent

Pada *training* data menggunakan *gradient descent* terlihat yang berwarna hijau adalah data hasil prediksi atau *output* sedangkan yang berwarna biru adalah target. Sedangkan jika data di optimasi dengan *conjugate gradient* menghasilkan:



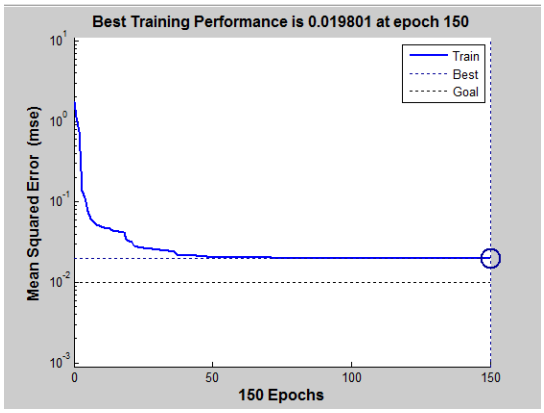
Gambar 4 Hasil pelatihan optimasi conjugate gradient

Dari gambar terlihat pelatihan dengan optimasi *conjugate* gradient, hasil prediksi atau *output* lebih mendekati target.



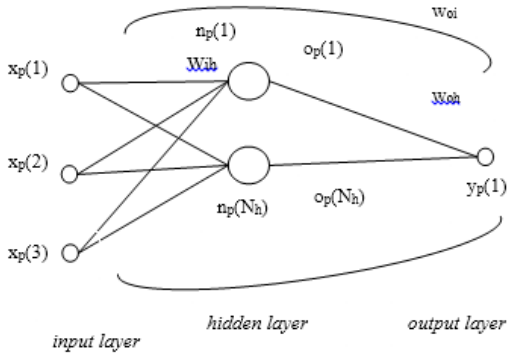
Gambar 5 *neural network training tool*

Pada nn *training tool* terlihat 3 *input* 2 *hidden layer* dan 1 *output* dengan *training conjugate gradient* dan *performance* dalam MSE.



Gambar 4.1.4 Kurva *performance*

Dengan epoch 150 menghasilkan MSE = 0.019801, sedangkan untuk hubungan regresi variabel input dan target terlihat pada gambar



Gambar 4.2.1 Arsitektur Jaringan ANN Hasil Penelitian

Dari hasil optimasi, didapatkan hasil tabel perbandingan dengan metode dasar *backpropagation* seperti di bawah ini:

Tabel 1 Perbandingan MSE *gradient descent* dengan *conjugate gradient*

Meode	MSE
Gradient descent	1.02159
Conjugategradient	0.0198012

Validasi model dilakukan untuk memilih model prediksi terbaik berdasarkan nilai *Mean Squared Error (MSE).* Di peroleh *mean square error* yang lebih kecil pada hasil optimasi *conjugate gradient.*

E. PENUTUP

Kesimpulan

Tulisan ini meneliti penggunaan metode backpropagation jaringan syaraf tiruan untuk prediksi nilai tukar rupiah terhadap dollar secara *time series.* Data dibagi menjadi dua bagian, yaitu data pelatihan data pengujian. Setelah diperoleh bobot yang terbaik data hasil pelatihan maka setelah itu data pengujian digunakan untuk melihat hasil MSE. Algoritma pelatihan menggunakan algoritma dasar backpropagation gradient descent dan setelah itu dioptimasi menggunakan conjugate gradient. Hasil menunjukkan nilai MSE dari algoritma dasar backpropogation gradient descent sebesar 1.02159 dan conjugate gradient mengsilkan MSE sebesar 0.0198012. Dari hasil tersebut menunjukkan algoritma conjugate gradient menghasilkan *error* yang lebih kecil.

DAFTAR PUSTAKA

[1] Tjiptono Darmadji and M, Fakhruddin Hendy, *Pasar Modal di Indonesia*. Salemba Empat, 2001.

[2] A Richard Brealey, C Myers Stewart, and J

Marcus Alan, *Fundamentals of Corporate Finance. 5th ed*. McGraw-Hill, 2007.

[3] Ling-Feng Hsieh, Su-Chen Hsieh, and Pei-Hao Tai, "Optimize stock price variation prediction via DOE and BPNN," October 2011.

[4] Wei Shen and Mian Xing, "Stock Index Forecast with Back PropagationNeural Network Optimized by Genetic Algorithm," 2009.

[5] Daniel T Larose, *Discovering knowledge in data an introduction to data mining*. Canada: John Wiley & Sons, Inc., Hoboken, New Jersey, 2005.

[6] Nguyen Lu Dang Khoa, Kazutoshi Sakakibara, and Ikuko Nishikawa, "Stock Price Forecasting using Back Propagation Neural Networks with Time and Profit Based Adjusted Weight Factors," 2006.

[7] Jiuzhen Liang, Wei Song, and Mei Wang, "Stock Price Prediction Based on Procedural Neural Networks," 2011.

[8] Pritam R Charkha, "Stock Price Prediction and Trend Prediction using Neural Networks," 2008.

[9] Sani Susanto and Dedy Suryadi, *Pengantar Data Mining : Menggali Pengetahuan Dari Bongkahan Data*. Yogyakarta: Andi, 2010.

[10] I H Witten and Eibe Frank, *Data Mining : Practical Machine Learning Tools and Techniques Second Edition*. San Francisco: Morgan Kauffman, 2005.

[11] A Hermawan, *Jaringan Syaraf Tiruan Teori dan Aplikasi*. Yogyakarta: Andi, 2006.

[12] S Kusumadewi, *Artifical Intellegence : Teknik dan Aplikasinya*. Yogyakarta: Graha Ilmu, 2003.

[13] kusrini and Emha Taufiq Luthfi, *Algoritma Data Mining*. Yogyakarta: Andi, 2009.

[14] Jong Jek Siang, *Jaringan Syaraf Tiruan dan Pemrogramannya Menggunakan Matlab*. Yogyakarta: Andi, 2009.

[15] D Puspaningrum, *Pengantar Jaringan Syaraf Tiruan*. Yogyakarta: Andi Offset, 2006.

[16] Nicolae Morariu, "A NEURAL NETWORK MODEL FOR TIME-SERIES FORECASTING," 2005.

[17] Dymitr Ruta and Bogdan Gabrys, "Neural Network Ensembles for Time Series Prediction," no. Proceedings of International Joint Conference on Neural Networks, Orlando, Florida, USA, 2007.

[18] Sani, Ph.D Susanto and Dedy, S.T., M.S. Suryadi, *Pengantar Data Mining*. Bandung: Andi, 2010.

[19] Jiawei Han and Michelin Kamber, *Data Mining : Concept and Techniques Second Edition*.: Morgan Kaufmann Publishers, 2006.

[20] Jiawei Han and Micheline Kamber, *Data Mining:Concepts and Techniques Second Edition*. San Fransisco: Morgan Kaufmann, 2007.

[21] Oded Maimon and Lior Rokach, *Data Mining and Knowledge Discovery Handbook*, 2nd ed. London: Springer, 2010.

[22] M John Dalton, *How The Stock Market Works. 3rd edition*. United States of America: NYIF, 2001.

[23] Glenn J Myatt, *Making Sense of Data A Practical Guide to Exploratory Data Analysis and Data Mining*. Canada: Wiley, 2007.

[24] Siti M Shamsuddin, Sallehuddin Roselina, and Yusof Norfadzila M, "Artificial Neural Network Time Series Modeling forRevenue Forecasting," 2008.

[25] Stefan Zemke, "Data Mining for Prediction Financial Series Case," *The Royal Institute of Technology, Sweden*, 200.

[26] *Aplikasi Jaringan Saraf Tiruan dalam Peramalan dan Klasifikasi*. Surabaya: Institut Teknologi Sepuluh Nopember, 2010.