

Prediksi Harga Saham Menggunakan *Neural Network*

Rahmat Hidayat

Sekolah Tinggi Manajemen dan Informatika (STMIK) Indonesia Banjarmasin
Jl. Pangeran Hidayatullah Banua Anyar Telp. (0511)4315530 – 4315531 Banjarmasin
e-mail: rh88hidayat@gmail.com

ABSTRACT

One of the central economic movements Bursa Efek Indonesia (BEI) and IDX every day trade the company's stock exchanges, the overall movement of the stock. One sector that is in IDX and IDX is the mining sector, which is a company related to the mine or komoditas. Hal can also affect the company's stock price and a positive influence on the Indeks Harga Saham Gabungan(IHSG) movement.

With the prediction of stock price, it is very helpful to investors in decision making. In addition to predicting the conventional methods can also be used in the Neural Network (Artificial Neural Network). A neural network makes predictions based on the input descriptor variables are presented to the network and the associated weights di jaringan connection. In the prediction using neural network there are several algorithms that are often used as propagation and optimization with conjugate gradient. The algorithm predicts using training data set by adjusting the weights to reduce the prediction error.

Keywords : BEI, IHSG, Artificial Neural Network

A. PENDAHULUAN

1. Latar Belakang

Perkembangan pasar modal merupakan salah satu indikator yang perlu dipantau, karena pasar modal merupakan bagian dari sistem keuangan. Dimana kestabilan sistem keuangan juga dipengaruhi oleh pergerakan harga saham yang diperdagangkan. Saat ini pembelian saham menjadi salah satu pilihan modal yang sah, selain bentuk modal lainnya seperti uang, tanah, dan emas. Ekspektasi para pemain yang terbentuk oleh gabungan faktor-faktor fundamental, teknik dan sentimen juga sangat mempengaruhi pergerakan di pasar modal. Sebagaimana diketahui bahwa jika terjadi ekspektasi positif, minat untuk membeli akan meningkat yang akan menggerakkan harga ke atas. Sebaliknya, ekspektasi negatif akan mendorong harga menurun karena tekanan jual akan meningkat. Faktor-faktor rasional dan berbagai faktor tidak rasional menjadi faktor penentu dalam pembelian saham. Faktor rasional umumnya berkaitan dengan analisis fundamental.

Salah satu pusat pergerakan ekonomi Bursa Efek Indonesia (BEI) dan IDX setiap hari memperdagangkan bursa saham perusahaan, keseluruhan pergerakan saham. Salah satu sektor yang ada di dalam BEI dan IDX adalah sektor

pertambangan yang merupakan perusahaan yang berhubungan dengan tambang atau komoditas. Hal ini juga dapat mempengaruhi harga saham perusahaan tersebut dan memberikan pengaruh positif pada pergerakan IHSG.

Dengan adanya prediksi harga saham, sangat membantu para investor di dalam pengambilan keputusan. Selain memprediksi dengan metode konvensional dapat juga digunakan dalam Neural Network (Jaringan Saraf Tiruan). Sebuah jaringan saraf membuat prediksi berdasarkan masukan variabel deskriptor disajikan ke jaringan dan bobot yang terkait dengan koneksi di jaringan . Dalam prediksi menggunakan neural network ada beberapa algoritma yang sering digunakan seperti backpropagation dan di optimasi dengan conjugate gradient. Algoritma tersebut memprediksi dengan menggunakan data pelatihan yang ditetapkan dengan menyesuaikan bobot untuk mengurangi kesalahan prediksi .

Dalam penelitian ini membahas tentang prediksi harga saham dengan menggunakan metode Neural Network.

2. Perumusan masalah

Dari uraian tersebut dapat dirumuskan permasalahan yang ada yaitu Menganalisa pergerakan harga saham dengan menggunakan metode Neural Network.

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. Menganalisa data harga saham sector pertambangan dengan metode Neural Network.
2. Data yang digunakan adalah data harga saham sector pertambangan dengan data enam tahun.

B. LANDASAN TEORI

1. Harga Saham

Saham adalah satuan nilai atau pembukuan dalam berbagai instrumen finansial yang mengacu pada bagian kepemilikan sebuah perusahaan. Dengan menerbitkan saham, memungkinkan perusahaan-perusahaan yang membutuhkan pendanaan jangka panjang untuk menjual kepentingan dalam bisnis, saham (efek ekuitas), dengan imbalan uang tunai. Indeks harga saham adalah indikator atau cerminan pergerakan harga saham. Indeks merupakan salah satu pedoman bagi investor untuk melakukan investasi di pasar modal, khususnya saham[9].

Jumlah Nilai Pasar adalah total perkalian setiap saham tercatat (kecuali untuk perusahaan yang berada dalam program restrukturisasi) dengan harga di BEJ pada hari tersebut. Formula perhitungan IHSG adalah :

$$IHSG = \sum \frac{(Harga\ penutupan \times Jumlah\ Saham)}{Nilai\ Dasar} \times 100$$

Harga saham yang digunakan untuk menghitung IHSG adalah harga saham di pasar reguler yang didasarkan pada harga yang terjadi berdasarkan sistem lelang. Formula untuk menghitung Nilai Dasar adalah :

$$Nilai\ Dasar\ Baru = \frac{Nilai\ Pasar\ Lama + Nilai\ Pasar\ Baru}{Nilai\ Dasar} \times Nilai\ Dasar\ Lama$$

2. Data Mining

Istilah data mining memiliki beberapa padanan, seperti *knowledge discovery* ataupun *pattern recognition*. Istilah *knowledge discovery* atau penemuan pengetahuan tepat digunakan karena tujuan utama dari data mining memang untuk mendapatkan pengetahuan yang masih tersembunyi didalam bongkahan data. Istilah *pattern recognition* atau pengenalan pola pun tepat untuk digunakan karena pengetahuan yang hendak digali memang berbentuk

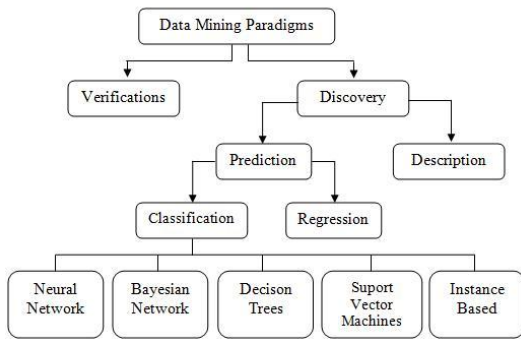
pola-pola yang mungkin juga masih perlu digali dari dalam bongkahan data [9].

Secara sederhana, data mining merujuk pada ekstraksi atau "pertambangan" pengetahuan dari sejumlah data yang besar. Banyak istilah lainnya yang berarti data mining, seperti pertambangan pengetahuan dari data, ekstraksi pengetahuan, data/analisis pola, arkeologi data, dan pengerukan data. Data mining adalah kegiatan menemukan pola yang menarik dari data dalam jumlah besar, data dapat disimpan dalam database, data warehouse, atau penyimpanan informasi lainnya. Data mining berkaitan dengan bidang ilmu – ilmu lain, seperti database system, data warehousing, statistik, machine learning, information retrieval, dan komputasi tingkat tinggi. Selain itu, data mining didukung oleh ilmu lain seperti neural network, pengenalan pola, spatial data analysis, image database, signal processing[10].

Data mining didefinisikan sebagai proses menemukan pola-pola dalam data. Proses ini otomatis atau seringnya semiotomatis. Pola yang ditemukan harus penuh arti dan pola tersebut memberikan keuntungan, biasanya keuntungan secara ekonomi. Data yang dibutuhkan dalam jumlah besar. Selain itu Data mining merupakan suatu proses menemukan korelasi baru yang bermakna, pola dan tren dengan memilah-milah sejumlah besar data yang disimpan dalam repositori, menggunakan teknologi pengenalan pola serta statistik dan teknik matematika. Data mining sebagai strategi pemecahan masalah secara umum dibagi menjadi beberapa kelompok fungsi berdasarkan tugas yang dapat dilakukan, yaitu[9]:

1. Fungsi deskripsi (description)
2. Fungsi estimasi (estimation)
3. Fungsi prediksi (prediction)
4. Fungsi klasifikasi (classification)
5. Fungsi pengelompokan (classification)
6. Fungsi assosiasi (association)

Ada banyak metode Data Mining yang digunakan untuk tujuan yang berbeda. Taksonomi yang disebut untuk membantu dalam memahami berbagai metode, interaksinya dan pengelompokan. Hal ini berguna untuk membedakan antara dua jenis utama Data Mining [10]:



Gambar 1 Data Mining Taxonomy

3. Neural Network

Jaringan syaraf tiruan (*artificial neural network*) adalah sistem komputasi yang arsitektur dan operasinya diilhami dari pengetahuan tentang sel syaraf biologis di dalam otak. Jaringan syaraf tiruan merupakan salah satu representasi buatan dari otak manusia yang selalu mencoba menstimulasi proses pembelajaran pada otak manusia tersebut. Jaringan syaraf tiruan dapat digambarkan sebagai model matematis dan komputasi untuk fungsi aproksimasi non-linear, klasifikasi data cluster dan regresi non-parametrik atau sebuah simulasi dari koleksi model jaringan syaraf biologi. Model jaringan syaraf ditunjukkan dengan kemampuannya dalam emulasi, analisis, prediksi dan asosiasi. Kemampuan yang dimiliki jaringan syaraf tiruan dapat digunakan untuk belajar dan menghasilkan aturan atau operasi dari beberapa contoh atau input yang dimasukkan dan membuat prediksi tentang kemungkinan output yang akan muncul atau menyimpan karakteristik input yang diberikan kepada jaringan syaraf tiruan. Salah satu organisasi yang sering digunakan dalam paradigma jaringan syaraf tiruan adalah perambatan galat mundur atau *backpropagation*.

Jaringan syaraf tiruan terdiri dari beberapa neuron dan ada hubungan antar neuron- neuron seperti pada otak manusia. Neuron/selsaraf adalah sebuah unit pemroses informasi yang merupakan dasar operasi jaringan syaraf tiruan. Jaringan syaraf tiruan terdiri atas beberapa elemen penghitung tak linier yang masing-masing dihubungkan melalui suatu pembobot dan tersusun secara paralel. Pembobot inilah yang nantinya akan berubah (beradaptasi) selama proses pelatihan. Pelatihan perlu dilakukan pada suatu jaringan syaraf tiruan sebelum digunakan untuk menyelesaikan masalah. Hasil pelatihan jaringan syaraf tiruan dapat diperoleh tanggapa yang benar (yang diinginkan) terhadap masukan yang diberikan. Jaringan syaraf tiruan dapat memberikan tanggapan yang benar walaupun masukan yang diberikan terkena derau atau berubah oleh suatu keadaan[11].

Setiap neuron mempunyai keadaan internal yang disebut level aktivasi atau level aktivitas yang merupakan fungsi input yang diterima. Secara tipikal suatu neuron mengirimkan aktivitasnya kebeberapa neuron lain sebagai sinyal. Yang perlu diperhatikan adalah bahwa neuron hanya dapat mengirimkan satu sinyal sesaat, walaupun sinyal tersebut dapat dipancarkan ke beberapa neuron yang lain.

4. Backpropagation

Backpropagation merupakan algoritma pembelajaran yang terwarisi dan biasanya digunakan oleh *perceptron* dengan banyak lapisan untuk mengubah bobot-bobot yang terhubung dengan neuron-neuron yang ada pada lapisan tersembunyinya. Algoritma *backpropagation* menggunakan *error output* untuk mengubah nilai-nilai bobotnya dalam arah mundur (*backward*). Tahap perambatan maju (*forward propagation*) harus dikerjakan terlebih dahulu untuk mendapatkan nilai error tersebut.

Algoritma *backpropagation*

Langkah pembelajaran dalam metode Backpropagation adalah [13]:

1. Inisialisasi bobot jaringan secara acak (antara -1.0 hingga 1.0)
2. Untuk *setiap data training*, hitung keluaran berdasarkan bobot jaringan saat tersebut.
3. Selanjutnya melakukan proses perhitungan nilai error untuk setiap keluaran dan *hidden node* (neuron) dalam jaringan. Bobot relasi jaringan dimodifikasi.
4. Ulangi langkah 2 hingga kondisi diinginkan tercapai.

Terdapat beberapa cara dalam modifikasi bobot-bobot jaringan saraf tiruan. Pertama, modifikasi dilakukan pada setiap akhir perhitungan setiap contoh kasus yang biasa disebut *case (online) updating*. Atau cara kedua, modifikasi bobot-bobot jaringan saraf tiruan dilakukan setelah semua contoh kasus dianalisis. Cara ini disebut *epoch (batch) updating*.

Untuk perhitungan error dalam output layer dilakukan dengan persamaan berikut :

$$Err_1 = O_1(1 - O_1)(T_1 - O_1)$$

Dalam hal ini :

O_1 = Keluaran dari output *node* unit *i*

T_1 = Nilai sesungguhnya dari output *node* dalam *data training*.

Perhitungan error pada hidden layer dilakukan dengan persamaan berikut :

$$Err_1 = O_1(1 - O_1) \sum_j Err_j W_{ij}$$

Dalam hal ini :

O_i = Keluaran dari hidden node unit i yang memiliki keluaran j dalam layer

Err_j = Nilai error dalam node unit j

W_{ij} = Bobot antara kedua node (neuron)

Setelah nilai error pada setiap node dihitung, lakukan modifikasi terhadap bobot jaringan dengan menggunakan persamaan berikut :

$$W_{ij} = W_{ij} + l \cdot Err_j \cdot O_i$$

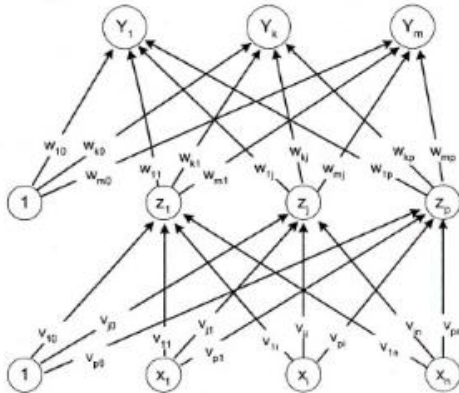
Dalam hal ini :

l = Learning rate dengan nilai antara 0-1

Jika nilai l kecil, maka perubahan bobot akan sedikit dalam setiap interaksi.

5. Arsitektur Backpropagation

Backpropagation memiliki beberapa unit yang ada dalam satu atau lebih layar tersembunyi. Arsitektur jaringan syaraf *backpropagation* seperti terlihat pada gambar dibawah ini [14] :



Gambar 2 Arsitektur *backpropagation*

6. Fungsi Aktivasi Sigmoid

Setiap neuron mempunyai keadaan internal yang disebut level aktivasi atau level aktivitas yang merupakan fungsi input yang diterima. Secara tipikal suatu neuron mengirimkan aktivitasnya kebeberapa neuron lain sebagai sinyal. Yang perlu diperhatikan adalah bahwa neuron hanya dapat mengirimkan satu sinyal sesaat, walaupun sinyal tersebut dapat dipancarkan ke beberapa neuron yang lain [15].

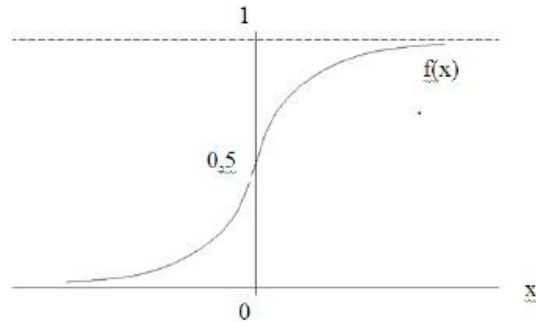
Dalam backpropagation, fungsi aktivasi yang dipakai harus memenuhi beberapa syarat yaitu : kontinu, terdiferensial dengan mudah dan merupakan fungsi yang tidak turun. Salah satu fungsi yang memenuhi ketiga syarat tersebut sehingga sering dipakai adalah fungsi sigmoid biner yang memiliki range (0,1)[14].

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$$

Dengan turunan

$$f1'(x) = f1(x) (1 - f1(x))$$

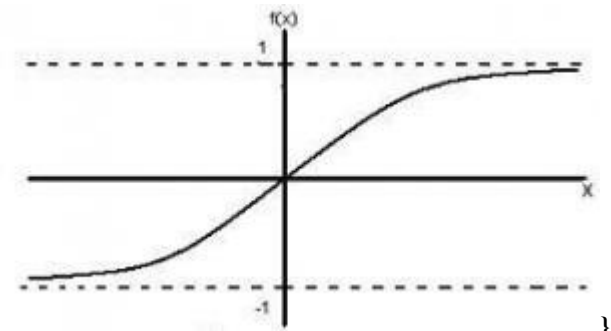
berikut ini ilustrasi fungsi sigmoid biner [5] :



Gambar 3 Ilustrasi fungsi sigmoid biner

Fungsi lain yang sering digunakan adalah fungsi sigmoid bipolar yang bentuk fungsinya mirip dengan fungsi sigmoid biner, tapi dengan range (-1,1) [14].

$$f(x) = \frac{2}{1 + e^{-x}} - 1 \quad \text{Dengan turunan} \quad f1'(x) = \frac{(1 + f(x)) (1 - f(x))}{2}$$



Gambar 4 Ilustrasi fungsi sigmoid bipolar dengan range (-1,1)

Fungsi sigmoid bipolar hampir sama dengan fungsi sigmoid biner, hanya saja output dari fungsi ini memiliki range antara 1 sampai -1. Definisi fungsi sigmoid bipolar adalah sebagai berikut [15]:

$$f2(x) = 2 f2(x) - 1 \quad \text{dengan turunan} \quad f2'(x) = \frac{1}{2} (1 + f2(x)) (1 - f2(x))$$

7. Algoritma Pelatihan Levenberg-Marquardt

Algoritma Levenberg-Marquardt dirancang untuk mendekati orde kedua kecepatan pelatihan tanpa harus menghitung matriks Hessian. Bila fungsi kinerja memiliki bentuk jumlah kuadrat (seperti yang khas dalam pelatihan jaringan feedforward), maka matriks Hessian dapat diperkirakan sebagai:

$$H = J^T J$$

dan gradien dapat dihitung sebagai

$$\mathbf{g} = \mathbf{J}^T \mathbf{e}$$

dimana J adalah matriks Jacobian yang berisi derivatif pertama dari kesalahan jaringan terhadap bobot dan bias, dan e adalah vektor error jaringan. Matriks Jacobian dapat dihitung melalui teknik backpropagation standar yang jauh lebih kompleks daripada menghitung matriks Hessian.

Algoritma Levenberg-Marquardt menggunakan pendekatan ini untuk matriks Hessian di update Newton-seperti berikut:

$$\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{x}_k - [\mathbf{J}^T \mathbf{J} + \mu \mathbf{I}]^{-1} \mathbf{J}^T \mathbf{e}$$

Gradient Conjugate

Algoritma standar yang digunakan dalam pelatihan BackPropagation Neural Network, yaitu gradient conjugate dan gradient conjugate with momentum seringkali terlalu lambat untuk keperluan praktis. Algoritma ini merupakan penggabungan dari Algoritma Gradient Conjugate with Adaptive Learning (traingda) dan Gradient Conjugate With Momentum (traingdm).

Pada standard backpropagation, perubahan bobot didasarkan atas gradien yang terjadi untuk pola yang dimasukkan saat itu. Modifikasi yang dapat dilakukan adalah melakukan perubahan bobot yang didasarkan atas arah gradien pola terakhir dan pola sebelumnya (disebut momentum) yang dimasukkan, jadi tidak hanya pola masukan terakhir saja yang diperhitungkan [HYPERLINK | "Mat96" 16].

Penambahan momentum dimaksudkan untuk menghindari perubahan bobot yang mencolok akibat adanya data yang sangat berbeda dengan yang lain (outlier). Apabila beberapa data terakhir yang diberikan ke jaringan memiliki pola yang serupa (berarti arah gradien sudah benar), maka perubahan bobot dilakukan secara cepat. Namun, apabila data terakhir yang dimasukkan memiliki pola yang berbeda dengan pola sebelumnya, maka perubahan dilakukan secara lambat [7].

Dengan Penambahan momentum, bobot baru pada waktu ke (t+1) didasarkan atas bobot pada waktu t dan (t-1). Disini harus ditambahkan dua variabel baru yang mencatat besarnya momentum untuk dua iterasi terakhir. Jika μ adalah konstanta ($0 \leq \mu \leq 1$) yang menyatakan parameter momentum maka bobot baru dihitung berdasarkan persamaan :

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + \alpha \delta_j z_j + \mu (w_{ij}(t) - w_{ij}(t-1))$$

dan

$$v_{ji}(t+1) = v_{ji}(t) + \alpha \delta_j x_i + \mu (v_{ji}(t) - v_{ji}(t-1))$$

Algoritma gradient descent dengan adaptive learning rate, dasarnya sama dengan algoritma gradient descent standard dengan beberapa perubahan. Pertama-tama dihitung terlebih dahulu nilai output jaringan dan error

pelatihan. Pada setiap epoch, bobot-bobot baru dihitung dengan menggunakan learning rate yang ada. Kemudian dihitung kembali output jaringan dan error pelatihan. Jika perbandingan antara error pelatihan yang baru dengan error pelatihan lama melebihi maksimum kenaikan kinerja (max_perf_inc), maka bobot-bobot baru tersebut akan diabaikan, sekaligus nilai learning rate akan dikurangi dengan cara mengalikannya dengan lr_dec. Sebaliknya, apabila perbandingan antara error pelatihan baru dengan error pelatihan lama kurang dari maksimum kenaikan kinerja, maka nilai bobot-bobot akan dipertahankan, sekaligus nilai learning rate akan dinaikkan dengan cara mengalikannya dengan lr_inc.

Dengan cara ini, apabila learning rate terlalu tinggi dan mengarah ke ketidak stabilan, maka learning rate akan diturunkan. Sebaliknya jika learning rate terlalu kecil untuk menuju konvergensi, maka learning rate akan dinaikkan. Dengan demikian, maka algoritma pembelajaran akan tetap terjaga pada kondisi stabil.

Algoritma gradient descent with momentum and adaptive learning (traingdx) merupakan penggabungan antara algoritma gradient descent with adaptive learning (traingda) dan algoritma gradient descent with momentum (traingdm). Algoritma ini merupakan algoritma default yang digunakan oleh matlab karena memiliki performa kecepatan pelatihan yang tinggi.

8. Backpropagation Dalam Peramalan

Backpropagation dapat diaplikasikan dengan baik adalah bidang peramalan (forecasting).

Secara umum, masalah peramalan dapat dinyatakan dengan sejumlah data runtun waktu (time series) yang bertujuan untuk memperkirakan berapa harga x_{n+1} berdasarkan data x_1, x_2, \dots, x_n . Langkah-langkah membangun struktur jaringan untuk peramalan sebagai berikut [14].

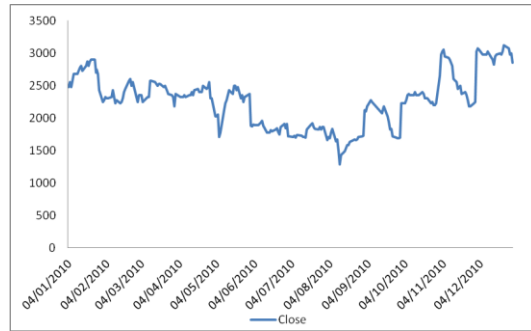
1. Transformasi Data. Sebab-sebab utama data ditransformasi adalah agar kestabilan taburan data dicapai. Selain itu berguna untuk menyesuaikan nilai data dengan range fungsi aktivasi yang digunakan dalam jaringan. Ada beberapa transformasi yang digunakan, yaitu transformasi polinomial, transformasi normal dan transformasi linear.
2. Pembagian Data. Data dibagi menjadi data pelatihan, pengujian dan validasi.
3. Perancangan Struktur Jaringan Yang Optimum. Struktur jaringan terdiri dari simpul input, bilangan hidden layer, bilangan simpul hidden layer, dan bilangan simpul output.

9. Time Series

Data Time Series (runtun waktu) adalah jenis data yang terdiri atas variable-variabel yang dikumpulkan menurut urutan waktu dalam suatu rentang waktu

tertentu. Dalam pengelompokan time series modelnya dapat diberikan sebagai berikut [6] :

1. Time series model stasioner ialah suatu model yang sedemikian hingga semua sifat statistiknya tidak berubah dengan pergeseran waktu. Dalam aplikasi, sifat statistic yang sering menjadi perhatian adalah expected value, variansi, serta fungsi kovariansi. Apabila ketiga sifat ini terpenuhi, maka disebut sebagai proses weakly-stasioner.
2. Time series model non-stasioner, yaitu model yang tidak memenuhi sifat stasioner di atas.



Gambar 5 Grafik Harga saham per satu tahun 2010

10. Parameter Evaluasi Mean Square Error (MSE)

Mean Squared Error (MSE) sebuah estimator adalah nilai yang diharapkan dari kuadrat error. Error yang ada menunjukkan seberapa besar perbedaan hasil estimasi dengan nilai yang akan diestimasi. Perbedaan itu terjadi karena adanya keacakan pada data atau karena estimator tidak mengandung informasi yang dapat menghasilkan estimasi yang lebih akurat.

$$MSE = \frac{\sum E^2}{n}$$

Dimana :

N = Jumlah Sampel

E = Error

Tabel 1 Pola

Pola	X ₁	X ₂	X ₃	Target
1	850	840	850	800
2	800	850	840	780
3	780	800	850	760
4	760	780	800	760
5	760	760	780	770
6	770	760	760	770
7	770	770	760	770
8	770	770	770	770
9	770	770	770	770
...
1210	3000	2975	3075	2850

C. METODE PENELITIAN

Metode penelitian yang dilakukan adalah metode penelitian eksperimen, dengan tahapan penelitian seperti berikut:

1. Pengolahan Awal Data
2. Model Yang diusulkan
3. Evaluasi dan Validasi
4. Eksperimen dan Pengujian Metode

1. Metode Pengolahan Awal Data

Data yang digunakan adalah terdiri dari data harga saham sektor pertambangan, data trainig diambil dari tahun 2010-2014 dan data tahun 2010 sebagai data pengecekan, data tahun 2010 digunakan untuk mengevaluasi kinerja baik atau buruk dari prediksi, berdasarkan evaluasi pengukuran.

Jika daftar harga saham periode Januari 2010 – Desember 2010 digambarkan dalam bentuk grafik dapat dilihat seperti gambar dibawah ini.

2. Metode Yang Diusulkan

Untuk memprediksi Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) digunakan metode Backpropogation Neural Network. Data akan ditraining yang selanjutnya akan diuji. Pengujian jaringan memprediksi harga penutupan saham pada periode selanjutnya, dimana terdapat nilai error yang merupakan selisih antara harga prediksi jaringan saraf tiruan dengan harga penutupan aslinya, lalu diadakan evaluasi. Algoritma dari metode yang digunakan akan di implementasikan dengan Matlab. Data akan dilatih dengan algoritma backpropagation yang merupakan suatu penyesuaian bobot dengan memperhatikan kesalahan keluaran yang nyata dengan hasil prediksi. Pada prinsipnya bobot awal diambil secara acak kemudian bobot tersebut berubah kearah bawah yang disebut ‘gradient descent’. Hal tersebut dilakukan secara berulang hingga harga kesalahan akan sama dengan nol. Fungsi aktifasi menggunakan sigmoid biner (range 0 sampai dengan 1), maka data harus ditransformasikan [0,1]. Tapi akan lebih baik di transformasikan pada range [0,1 0,9] karena fungsi sigmoid nilainya tidak pernah 0 ataupun 1 [20].

3. Eksperimen dan Pengujian Model/Metode

Penerapan algoritma Backpropagation Neural Network pada data IHSG dari tahun 2006-2010 disimulasikan dengan matlab. Evaluasi terhadap kinerja

jaringan untuk melihat lebih jelas kesalahan antara nilai real dan Mean Square Error (MSE) dari prediksi

Proses Pelatihan

Proses ini memiliki tahapan-tahapan yang harus dilakukan agar tidak terjadi kesalahan pada saat melakukan proses. Proses pelatihan bertujuan untuk memulai tingkat pembelajaran. Sebelum melakukan proses pelatihan jaringan dikonfigurasi, mulai dari data Input, Target kemudian pada saat proses pelatihan. Berikut adalah perbandingan proses training menggunakan algoritma backpropagation, dimana $\alpha = 0.01$, $mse = 0.001$, $epoch = 1000$, fungsi aktivasi = logsig, fungsi identitas = purelin.

Tabel 2 Proses uji coba algoritma

Trainlm

Jaringan	MSE
3-3-1	46305,27
3-5-1	499121,06
3-7-1	49278,18
3-10-1	56812,96

Traincgb

Jaringan	MSE
3-3-1	103293,28
3-5-1	662029,34
3-7-1	80601,11
3-10-1	735311,26

Traincgbf

Jaringan	MSE
3-3-1	170764,11
3-5-1	176200,24
3-7-1	131571,32
3-10-1	146215,33

Traincgp

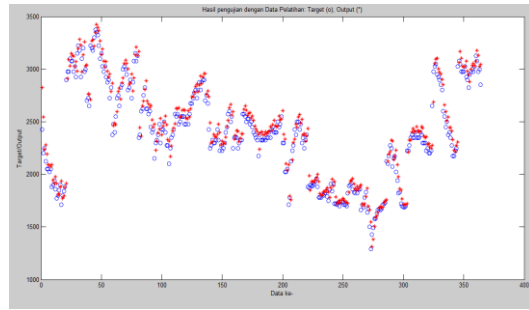
Jaringan	MSE
3-3-1	422748,27
3-5-1	753620,10
3-7-1	100838,71
3-10-1	437833,97

Dari beberapa hasil uji coba dalam algoritma backpropagation didapatkan mse terkecil dari beberapa jaringan yang diuji, berikut grafik performance mse terkecil dari tiap-tiap algoritma yang telah di uji coba.

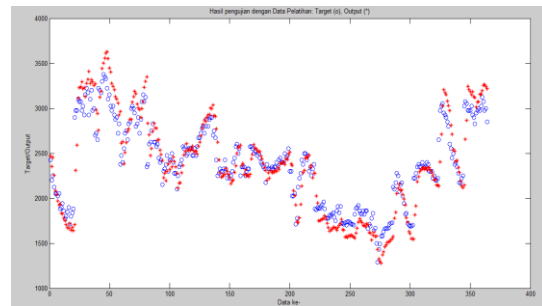
D. HASIL DAN PEMBAHASAN

1. Proses Pengujian

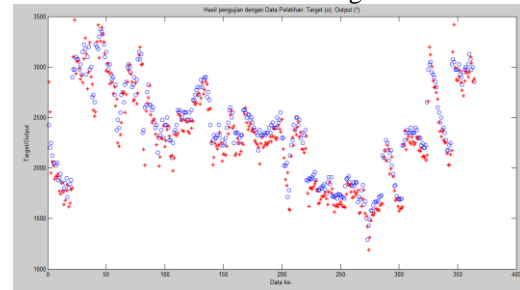
Setelah mendapatkan MSE terkecil dari hasil pelatihan kemudian langkah selanjutnya adalah dengan menguji data. Nilai input, hidden layer, metode learning dan fungsi aktivasi yang terbaik dari pelatihan akan digunakan untuk menguji data sisa dari data pelatihan. Berikut grafik dari pengujian setiap hasil pelatihan yang nilai MSE terkecil. Hasil pengujian dengan data pelatihan pada proses terakhir disajikan pada gambar berikut.



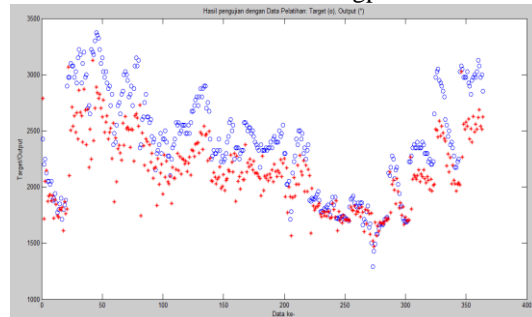
Gambar 6 Trainlm



Gambar 7 Traincgb



Gambar 8 Traincgbf



Gambar 9 Traincgb

2. Hasil Eksperimen dan Pengujian Model

Tabel 8 merupakan hasil proses pelatihan mencari MSE terkecil, dari hasil proses pelatihan menggunakan beberapa algoritma backpropagation didapat MSE terkecil menggunakan jaringan 3-3-1 dengan fungsi pelatihan trainlm.

Tabel 3 Hasil dari perhitungan pada Matlab :

Fungsi Pelatihan	Fungsi Aktivasi	Jaringan	Epoch	MSE Training
Trainlm	Logsig	3-3-1	25/1000	46305,27
Trainlm	Logsig	3-5-1	16/1000	499121,06
Trainlm	Logsig	3-7-1	14/1000	49278,18
Trainlm	Logsig	3-10-1	21/1000	56812,96
Traincgp	Logsig	3-3-1	19/1000	422748,27
Traincgp	Logsig	3-5-1	13/1000	753620,10
Traincgp	Logsig	3-7-1	11/1000	100838,27
Traincgp	Logsig	3-10-1	26/1000	437833,97
Traincgp	Logsig	3-3-1	62/1000	170764,11
Traincgp	Logsig	3-5-1	53/1000	176200,24
Traincgp	Logsig	3-7-1	43/1000	131571,32
Traincgp	Logsig	3-10-1	48/1000	146215,33
Traincgb	Logsig	3-3-1	41/1000	103293,28
Traincgb	Logsig	3-5-1	38/1000	662029,34
Traincgb	Logsig	3-7-1	12/1000	80601,11
Traincgb	Logsig	3-10-1	29/1000	735311,26

Dari hasil perhitungan dapat dilihat bahwa pelatihan terhadap jaringan 3-3-1 pada data IHSG dengan menggunakan trainlm lebih baik digunakan dalam rangka meminimumkan kesalahan yang terjadi jika dibandingkan dengan algoritma yang lain.

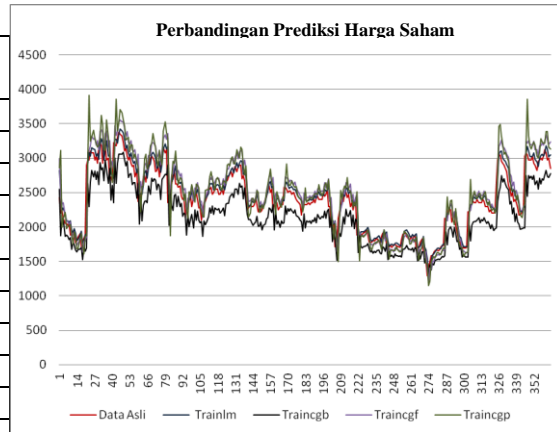
3. Evaluasi dan Validasi Hasil

Dari hasil uji beberapa algoritma diatas, terlihat bahwa algoritma Levenberg-Marquardt (trainlm) memiliki MSE yang lebih rendah. Berikut perbandingan jumlah hidden neuron dengan MSE hasil simulasi.

Tabel 9 menunjukkan nilai MSE dari percobaan proses training menggunakan beberapa hidden layer. MSE terkecil didapat pada 3 hidden layer.

Tabel 4 Perbandingan jumlah *hidden layer* dengan MSE hasil simulasi.

Hasil Pelatihan dan Simulasi	Jumlah Hidden Layer			
	3	5	7	10
MSE	46305,27	499121,066	49278,18	56812,96



Gambar 6 Perbandingan prediksi Harga Saham

Gambar 12 menunjukkan perbandingan hasil prediksi harga saham dengan menggunakan metode learning yang berbeda, dimana hasil perbandingan dengan metode learning trainlm mendapatkan error $\pm 4,07\%$, traincgb mendapatkan error $\pm 11,89\%$, traincgp mendapatkan error $\pm 6,01\%$, dan traincgp mendapatkan error $\pm 6,64\%$. Dari hasil prediksi menunjukkan nilai dari data asli, prediksi BPNN dengan beberapa metode learning, yaitu trainlm, traincgb, traincgp, traincgp dan error tahun 2010, dengan banyak data 364 hari. Error minimum peramalan dengan metode learning trainlm yaitu -819,771 dicapai pada data ke- 81 dan error maksimum yaitu 985,1227 dicapai pada data ke- 21. Error minimum dengan traincgb -546,0123657 dicapai pada data ke- 81 dan error maksimum 1208,250823 data ke-21. Error minimum dengan traincgp -1004,543453 dicapai pada data ke- 83 dan error maksimum 1048,409166 data ke-21. Error minimum dengan traincgp -943,4604152 dicapai pada data ke- 81 dan error maksimum 1026,99609 data ke-21.

E. PENUTUP

1. Kesimpulan Penerapan Neural Network untuk prediksi membutuhkan waktu yang tidak sedikit karena perlu melakukan banyak percobaan dalam menetapkan jumlah input data, jumlah neuron dalam hidden layer, penentuan besarnya learning rate, menguji dengan fungsi pelatihan serta menerapkan teknik pembelajaran pada jaringan yang terbentuk.

Pada penelitian ini hasil terbaik yang didapatkan menggunakan Levenberg Marquardt (trainlm) dengan akurasi sebesar 95,93%, setelah dibandingkan dengan performance maksimum dari Metode Neural Network yang lain. Performance maksimum neural network dan kombinasi struktur yang dihasilkan saat ini belum dapat dikatakan sebagai hasil terbaik. Neural network memiliki hasil yang lebih baik dalam meredam error yang terjadi akibat adanya perubahan mendadak pada

data non stasioner dan non homogen, seperti terlihat pada perbandingan plot yang dihasilkan, walaupun terkadang MSE-nya tidak lebih baik setelah diuji dengan beberapa fungsi pelatihan yang ada didalam metode neural network.

Untuk tiap-tiap input yang akan ditetapkan hendaknya perlu pengamatan, analisa bobot serta bias agar mendapatkan hasil yang maksimal. Dalam mempercepat proses kalkulasi signifikansi input yang tinggi akan membantu jaringan sehingga dapat menghemat waktu.

2. Saran

Berdasarkan hasil penelitian, penerapan Metode Neural network ini dapat membawa efek positif dalam prediksi Harga Saham, namun terdapat beberapa hal yang perlu penulis sarankan antara lain:

1. Dapat meningkatkan akurasi yang lebih baik lagi
2. Semakin banyak data kasus akan menghasilkan hasil yang optimal
3. Dapat dilakukan pengujian data dengan teknik Neural Network yang baru.

REFERENSI

- [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 Propagation Neural 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, *Artificial 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 for Revenue 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.