

PERAMALAN HARGA SAHAM MENGUNAKAN RECURRENT NEURAL NETWORK DENGAN ALGORITMA BACKPROPAGATION THROUGH TIME (BPTT)

Linda Agnes Desi Susanti¹, Arna Fariza, S.Kom M.Kom², Setiawardhana, S.T M.T²
Mahasiswa Jurusan Teknik Informatika¹, Dosen Pembimbing²

Jurusan Teknik Informatika
Politeknik Elektronika Negeri Surabaya
Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Kampus PENS-ITS Keputih Sukolilo Surabaya 60111
Telp (+62)31-5947280, 5946114, Fax. (+62)31-5946114
Email : pens@eepis-its.edu or l33cuty_cutez@yahoo.co.id
Homepage : <http://www.eepis-its.edu>

Makalah Proyek Akhir

ABSTRAK

Pada proyek akhir ini akan dibuat aplikasi untuk peramalan harga saham menggunakan RNN - BPTT. Dalam pemodelan proyek akhir ini yang menjadi data inputan adalah Close Price saham di Bursa Efek Indonesia (BEI). Kemudian dari data Close Price saham – saham ini akan dilakukan peramalan time series dengan algoritma jaringan recurrent neural network yakni algoritma BPTT dimana arsitektur jaringan yang digunakan adalah Jordan's RNN.

Backpropagation Through Time (BPTT) merupakan suatu algoritma pelatihan yang cukup populer untuk recurrent neural network. Pada recurrent neural network terdapat beberapa feedback loop di dalam koneksi graphnya. Konsep utama dari BPTT adalah membentangkan jaringan ke dalam waktu dengan meletakkan salinan yang sama dari recurrent neural network dan mengatur kembali koneksi jaringan untuk mendapatkan koneksi antara salinan selanjutnya.

Untuk menghasilkan peramalan yang akurat, parameter yang ada dalam RNN akan diuji seperti learning rate, jumlah neuron dan banyaknya data.

Dengan dibuatnya proyek akhir ini diharapkan dapat membantu investor untuk memprediksikan fluktuasi harga saham sehingga mereka mampu menentukan kebijaksanaan investasi kedepannya dengan hasil yang cukup baik.

Kata kunci : Peramalan Time Series, Close Price, Recurrent Neural Network, Backpropagation Through Time

ABSTRACT

In this final project will be made an application to stock price forecasting using RNN - BPTT. In this final project modeling the input data is the Close Price of shares on the Indonesia Stock Exchange (BEI). Then the data Close Price shares - these shares will be forecasting time series with neural network algorithms recurrent network that BPTT algorithm where the network architecture used is Jordan's RNN.

Backpropagation Through Time (BPTT) is a fairly popular training algorithm for recurrent neural network. In recurrent neural network there are several feedback loops in the connection graph. The main concept of the BPTT is to spread the network to the time by putting the same copy of the recurrent neural network and manage network connections back to get the connection between the next set.

To produce an accurate forecasting, the parameters in the RNN will be tested, such as learning rate, number of neurons and the number of data.

We make this final project is expected to help investors to predict stock price fluctuations so they are able to determine the investment policy of the future with good results.

Keywords: Forecasting Time Series, Close Price, Recurrent Neural Network, Backpropagation Through Time

1. PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang

Perubahan harga saham ditentukan oleh permintaan dan penawaran yang terjadi terhadap suatu saham. Perbedaan persepsi antara investor inilah yang akan mempengaruhi tindakan investor dalam menentukan kebijaksanaan investasinya yang akan menyebabkan adanya fluktuasi harga saham.

Untuk bisa mendapatkan informasi fluktuasi harga saham semacam ini, tidak cukup hanya dengan mengandalkan informasi harga saham bersifat saat ini saja. Informasi harga saham dari waktu yang lampau (*past*) harus juga diketahui. Dari informasi-informasi inilah kita dapat membuat sebuah model yang menggambarkan bagaimana sifat informasi harga saham tersebut dan informasi harga saham itu dapat terbentuk sedemikian rupa sampai dengan informasi harga saham pada saat ini (*present*). Dari model inilah informasi harga saham dapat diprediksi/diramalkan. Hal inilah yang disebut dengan peramalan *time-series* (*time-series forecasting*).

Pada tugas akhir ini, penulis akan menyajikan sebuah aplikasi untuk peramalan data *time-series* yakni harga saham dengan menggunakan *backpropagation through time* (RNN-BPTT).

Dalam hal ini, *recurrent neural network* dipilih karena dapat digunakan untuk menganalisa relasi antara ekonomi dan suatu fenomena finansial, penyaringan data, generalisasi *time series*, optimasi, dan *forecasting*.

Data yang digunakan sebagai data historikal adalah *Close Price* saham dari beberapa perusahaan. Data historikal ini nantinya akan digunakan sebagai data training dan data akan diramalkan menggunakan *recurrent neural network backpropagation through time*.

2. Teori Penunjang

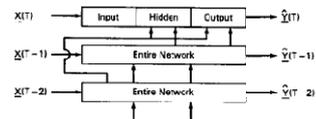
2.1. Recurrent Neural Network

Recurrent neural network adalah jaringan saraf yang mempunyai koneksi *feedback*. Berlainan dengan jaringan saraf *feedforward*, atribut dinamis dari *network* biasanya sangat penting. Pada beberapa kasus, nilai aktivasi dari unit akan mengalami sebuah proses delay atau “relaksasi”, yang akan membuat jaringan saraf berevolusi kepada sebuah keadaan stabil aktivasi *output* ini tidak akan berubah lagi. Pada aplikasi lain, perubahan dari nilai aktivasi dari unit *output* adalah signifikan, sehingga sifat

dinamis merupakan *output* dari jaringan saraf (Pearlmutter, 1990).

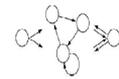
2.2. Algoritma Backpropagation Through Time

Di beberapa aplikasi diantaranya *speech recognition* atau *sub-marine detection*, klasifikasi data pada waktu t akan lebih akurat jika menggunakan data sebelumnya yakni data pada waktu $(t-1)$. Seperti pada gambar berikut ini :

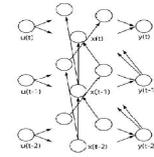


Gambar 2.1. Generalized Network Design dengan Time Lags (IEEE, VOL. 78, NO.1)

Backpropagation Through Time (BPTT) adalah algoritma pembelajaran yang merupakan *natural extension* dari standar *backpropagation* yang menunjukkan *gradient descent* yang lengkap pada *unfolded network*. Berikut ini BPTT General RNN : [4]



Gambar 2.2. Original RNN

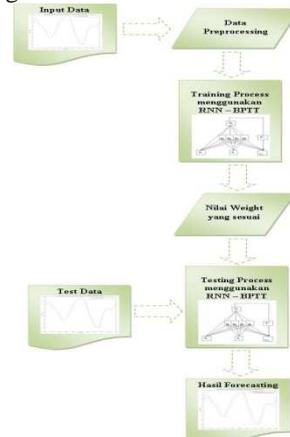


Gambar 2.3. BPTT General RNN

3. Perancangan dan Pembuatan Sistem

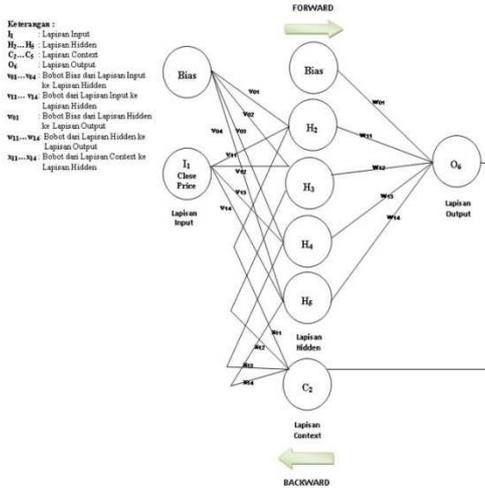
3.1. Analisa Sistem

Analisa sistem bertujuan untuk mengidentifikasi permasalahan-permasalahan yang ada pada sistem. Analisa ini diperlukan sebagai dasar bagi tahapan perancangan sistem. Dibawah ini merupakan diagram perancangan sistem :



Gambar 3.1 Blok Diagram Perancangan Sistem

Secara umum gambaran arsitektur RNN yang digunakan dalam aplikasi adalah sebagai berikut :



Gambar 3.2. Rancangan Arsitektur RNN

3.2. Perancangan Data

3.2.1. Data Masukan

Data masukan adalah data awal yang digunakan sebelum proses pembelajaran dimulai. Input data masukan yang digunakan dalam sistem ini adalah data harga saham yang ada pada bursa efek Indonesia, adapun ke empat data saham yang dipilih antara lain :

1. Astra International Tbk (ASII)
2. Indosat Tbk (ISAT)
3. Bumi Resource Tbk (BUMI)
4. Bank Internasional Indonesia Tbk (BNII)

3.2.2. Data Proses

Data proses adalah data yang terdiri dari (1) data masukan yang akan digunakan dalam proses pembelajaran *recurrent neural network* setelah sebelumnya sudah diproses terlebih dahulu yang biasa disebut sebagai Data *Preprocessing*, agar dapat digunakan dalam proses pembelajaran, serta (2) data inialisasi *weight* awal dari *recurrent neural network*.

3.2.3. Data Keluaran

Data keluaran adalah data dari hasil *training recurrent neural network* yang akan digeneralisasikan terhadap data *testing*. Dalam aplikasi ini terdapat 3 pengukuran untuk menguji ketepatan peramalan yang dilakukan yakni :

1. MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*) : Nilai tengah kesalahan persentase absolute.

$$MAPE = \frac{100}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{A_t - F_t}{A_t} \right| \quad (3.1)$$

2. MAD (*Mean Absolute Deviation*)

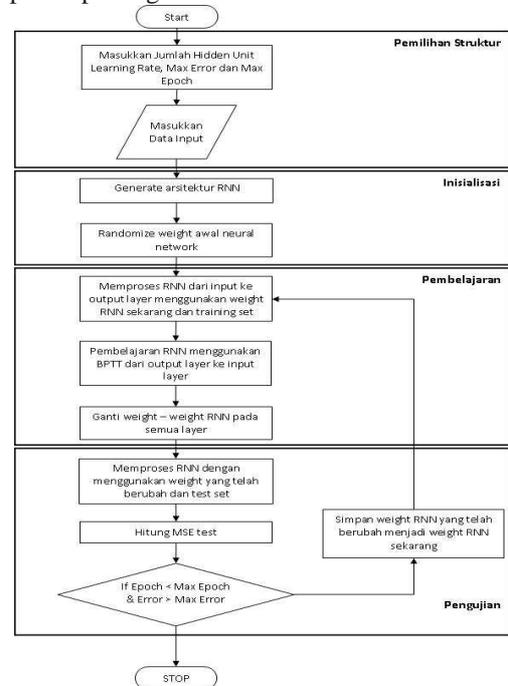
$$MAD = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |A_t - F_t| \quad (3.2)$$

3. MSE (*Mean Squared Error*) : Nilai tengah kesalahan kuadrat.

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (A_t - F_t)^2 \quad (3.3)$$

3.3. Perancangan Algoritma BPTT

Perancangan Algoritma bertujuan untuk menggambarkan secara umum alur dari algoritma yang dimaksud. Berikut ini alur penerapan algoritma RNN - BPTT



Gambar 3.3 Diagram Alur Penerapan Algoritma RNN – BPTT pada Peramalan Data Time – Series

4. UJI COBA DAN ANALISA

4.1. UJI COBA

Berikut ini akan dilakukan uji coba pada tiap saham :

4.1.1. Astra Internasional Tbk (ASII)

4.1.1.1. Parameter Jumlah *Hidden Unit*

Parameter jumlah *hidden unit* akan sangat mempengaruhi keakuratan dari sebuah peramalan. Pengujian untuk mencari berapa jumlah *hidden unit* yang cocok untuk peramalan saham ASII dapat diuji melalui proses *training*.

Tabel 4.1. Jumlah *Hidden Unit* pada Saham ASII

Jumlah Hidden Unit	MSE Training	MSE Forecasting Multi Step
2	0.047	0.235
4	0.005	0.172
6	0.012	0.186
8	0.008	0.146
10	0.098	0.141

Dapat dilihat pada tabel 4.1. bahwa jumlah *hidden unit* yang memiliki MSE *Training* dan MSE *Forecasting* paling kecil adalah pada jumlah *hidden unit* = 4. Angka yang didapat pada tabel 4.1 didapat dari nilai rata – rata setelah dilakukan proses *testing* sebanyak 5 kali.

4.1.1.2. Parameter Nilai *Learning Rate*

Parameter kedua yang berpengaruh terhadap keakuratan dari sebuah peramalan adalah nilai *learning rate*. Pengujian untuk mencari berapa jumlah *learning rate* yang cocok untuk peramalan saham ASII dapat diuji melalui proses *training*.

Tabel 4.2. Nilai *Learning Rate* pada Saham ASII

Learning Rate	MSE Training	MSE Forecasting Multi Step
0.01	0.204	0.253
0.05	0.003	0.179
0.1	0.014	0.224
0.5	0.046	0.230
0.7	0.010	0.183

Dapat dilihat pada tabel 4.2. bahwa *learning rate* yang memiliki MSE *Training* dan MSE *Forecasting* paling kecil adalah pada *learning rate* = 0.05. Angka yang didapat pada tabel 4.2. didapat dari nilai rata – rata setelah dilakukan proses *testing* sebanyak 5 kali.

4.1.1.3. Parameter Jumlah Data Saham

Parameter jumlah data saham yang digunakan dalam proses *training* terkadang juga berpengaruh terhadap keakuratan dari sebuah peramalan. Pengujian untuk mencari berapa jumlah data *training* yang cocok untuk

peramalan saham ASII dapat diuji melalui proses *training*.

Tabel 4.3. Jumlah Data Saham pada Saham ASII

Jumlah Data (tahun)	MSE Training	MSE Forecasting Multi Step
1	0.078	0.142
2	0.117	0.266

Dapat dilihat pada tabel 4.3. bahwa jumlah data yang memiliki MSE *Training* dan MSE *Forecasting* paling kecil adalah pada jumlah data = 1 tahun. Angka yang didapat pada tabel 4.3. didapat dari nilai rata – rata setelah dilakukan proses *testing* sebanyak 5 kali.

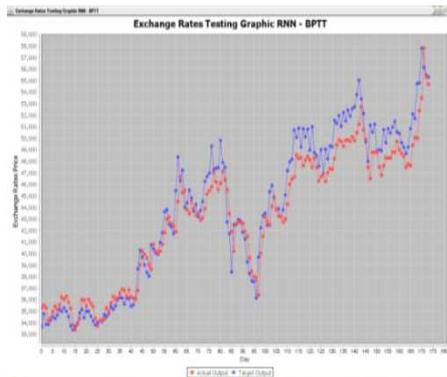
4.1.2. Peramalan *Single Step Ahead* dan *Multi Step Ahead*

Setelah dilakukan uji coba parameter meliputi parameter *hidden unit*, *learning rate*, dan jumlah data yang cocok untuk peramalan saham ASII, maka langkah selanjutnya adalah melakukan uji coba untuk tahap peramalan yang memiliki *error* peramalan yang kecil.

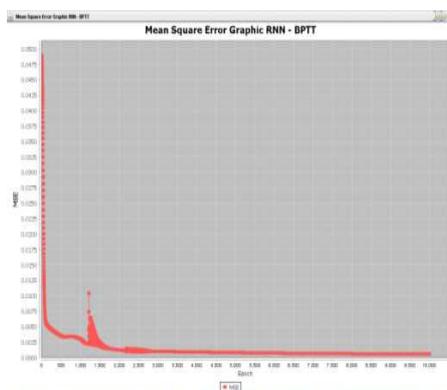
Tabel 4.4. Tahap Peramalan pada Saham ASII

Tahap Peramalan (hari)	MSE Training	MSE Forecasting Multi Step
1	0.005	0.461
5	0.006	0.197
10	0.005	0.170
15	0.005	0.110
20	0.006	0.081
max(58)	0.074	0.155

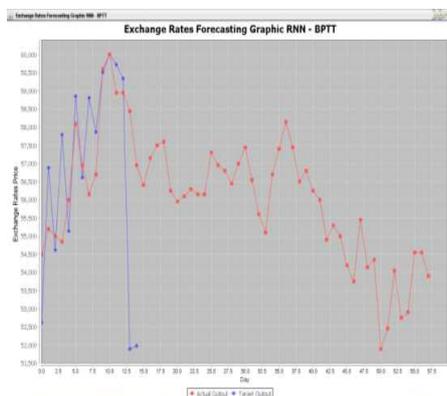
Dapat dilihat pada tabel 4.4. bahwa tahap peramalan yang memiliki MSE *Training* dan MSE *Forecasting* paling kecil adalah pada tahap peramalan = 15 hari. Angka yang didapat pada tabel 4.4. didapat dari nilai rata – rata setelah dilakukan proses *testing* sebanyak 5 kali. Berikut ini adalah gambar grafik peramalan harga saham ASII.



Gambar 4.1. Grafik Hasil *Testing* Saham ASII dengan Tahap Peramalan 15 Hari



Gambar 4.2. Grafik MSE Saham ASII dengan Tahap Peramalan 15 Hari



Gambar 4.3. Grafik Hasil *Forecasting* Saham ASII dengan Tahap Peramalan 15 Hari

4.1.3. Perbandingan Hasil Peramalan antara Metode RNN – BPTT dengan Metode MLP – BP

Dalam hal ini perbandingan dilakukan antara metode RNN – BPTT dengan metode MLP – BP untuk peramalan data harga saham. Perbandingan ini bertujuan untuk mengetahui metode peramalan mana yang memiliki tingkat keakurasian yang cukup baik dalam hal meramalkan harga

saham baik dilihat dari sisi MSE yang dihasilkan maupun sisi *runtime*.

Tabel dibawah ini adalah hasil peramalan harga saham ASII menggunakan metode RNN – BPTT. Peramalan dilakukan sebanyak 5 kali, kemudian dihitung nilai *mean*-nya.

Tabel 4.5. Peramalan Harga Saham ASII Menggunakan Metode RNN - BPTT

Proses	MSE Training	MSE Forecasting Multi Step	Run Time (milliseconds)
1	0.005	0.112	8437
2	0.005	0.086	8344
3	0.008	0.089	8281
4	0.003	0.191	8312
5	0.005	0.089	8641
Mean	0.005	0.113	8403

Tabel dibawah ini adalah hasil peramalan harga saham ASII menggunakan metode MLP – BP. Peramalan dilakukan sebanyak 5 kali, kemudian dihitung nilai *mean*-nya.

Tabel 4.6. Peramalan Harga Saham ASII Menggunakan Metode MLP – BP

Proses	MSE Training	MSE Forecasting Multi Step	Run Time (milliseconds)
1	0.007	0.416	141
2	0.006	0.425	157
3	0.007	0.419	109
4	0.006	0.419	125
5	0.006	0.420	125
Mean	0.007	0.420	131.4

Dari kedua tabel perbandingan yakni tabel 4.5 dengan tabel 4.6 dapat disimpulkan bahwa pada peramalan harga saham ASII, walaupun Run Time Metode RNN – BPTT lebih lama daripada Metode MLP – BP tetapi Metode RNN – BPTT memiliki tingkat akurasi yang lebih baik dibandingkan dengan Metode MLP – BP, hal ini dibuktikan dengan nilai MSE *Training* sebesar 0.005 dan nilai MSE *Forecasting* sebesar 0.113 dengan *Run Time* 8403 milliseconds.

4.2. ANALISA

Analisa dilakukan dari hasil uji coba terhadap hasil keluaran dari program. Hasil analisa ini yang menentukan ketepatan program dalam memberikan informasi kepada *user*. Berikut ini adalah analisa terhadap hasil uji coba yang telah dilakukan.

Untuk mendapatkan hasil peramalan saham yang cukup baik menggunakan RNN – BPTT, maka kesimpulan yang dapat diambil dari parameter inputan berdasarkan hasil uji coba yang telah dilakukan adalah sebagai berikut :

Tabel 4.7. Kesimpulan Parameter Inputan untuk Semua Saham

Nama Saham	Jumlah Hidden Unit	Learning Rate	Jumlah Data (tahun)	Tahap Peramalan (hari)
ASII	4	0.05	1	15
ISAT	4	0.1	1	20
BUMI	6	0.05	1	20
BNII	4	0.5	2	20

Jika menggunakan parameter inputan pada tabel 4.7. maka rata – rata MSE yang dihasilkan oleh masing – masing saham adalah sebagai berikut :

Tabel 4.8. MSE untuk Semua Saham

Nama Saham	MSE Training	MSE Forecasting Multi Step
ASII	0.005	0.110
ISAT	0.006	0.220
BUMI	0.007	0.144
BNII	0.004	0.128

Berikut ini kesimpulan hasil perbandingan untuk peramalan semua saham antara Metode RNN – BPTT dengan Metode MLP – BP. Hasil perbandingan dibawah ini merupakan nilai *Mean* dari hasil peramalan yang dilakukan sebanyak 5 kali.

Tabel 4.9. Perbandingan Metode RNN – BPTT untuk Semua Saham

Nama Saham	Metode RNN - BPTT		
	MSE Training	MSE Forecasting Multi Step	Run Time (ms)
ASII	0.005	0.113	8403

ISAT	0.008	0.192	7671.8
BUMI	0.010	0.194	14134.4
BNII	0.034	0.139	21640.8

Tabel 4.10. Perbandingan Metode MLP – BP untuk Semua Saham

Nama Saham	Metode MLP - BP		
	MSE Training	MSE Forecasting Multi Step	Run Time (ms)
ASII	0.007	0.420	131.4
ISAT	0.398	0.554	12.8
BUMI	0.044	0.520	9.60E+00
BNII	0.107	0.570	1.24E+01

Berdasarkan hasil perbandingan yang dapat dilihat pada tabel 4.9 dan tabel 4.10 dapat disimpulkan bahwa Metode RNN – BPTT memiliki tingkat akurasi yang lebih baik dalam hal peramalan data dibandingkan dengan Metode MLP – BP, walaupun untuk *Run Time* Metode RNN – BPTT membutuhkan waktu yang cukup lama dibandingkan dengan Metode MLP – BP.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

5.1. Kesimpulan

Dari hasil uji coba mengenai peramalan harga saham menggunakan RNN – BPTT ini dapat diambil beberapa kesimpulan :

1. Dari hasil uji coba dan analisa masing – masing saham maka dapat disimpulkan. Peramalan saham menggunakan RNN – BPTT ini akan memiliki *error* yang berbeda – beda. Dimana untuk saham ASII memiliki MSE *Training* sebesar 0.005 dengan MSE *Forecasting* sebesar 0.110. Untuk saham ISAT memiliki MSE *Training* sebesar 0.006 dengan MSE *Forecasting* sebesar 0.220. Untuk saham BUMI memiliki MSE *Training* sebesar 0.007 dengan MSE *Forecasting* sebesar 0.144. Untuk saham BNII memiliki MSE *Training* sebesar 0.004 dengan MSE *Forecasting* sebesar 0.128.
2. Dalam proses *Training*, *Testing*, dan *Forecasting* pada tiap saham dapat disimpulkan bahwa saham yang memiliki MSE *Training* terkecil adalah pada saham ASII. Begitupula dengan saham yang memiliki MSE *Forecasting* terkecil adalah pada saham ASII.
3. Untuk peramalan *single step ahead*, saham yang memiliki MSE *Training* terkecil adalah pada saham ISAT dengan

- MSE *Training* sebesar 0.000 (pembulatan 3 angka dibelakang koma dari 2.71E-06). Sedangkan saham yang memiliki MSE *Forecasting* terkecil adalah pada saham ASII dengan MSE *Forecasting* sebesar 0.461.
4. Untuk peramalan *multi step ahead* dengan tahap peramalan 5 hari ke depan. Saham yang memiliki MSE *Training* terkecil adalah pada saham ISAT dengan MSE *Training* sebesar 0.005. Sedangkan saham yang memiliki MSE *Forecasting* terkecil adalah pada saham ASII dengan MSE *Forecasting* sebesar 0.197.
 5. Untuk peramalan *multi step ahead* dengan tahap peramalan 10 hari ke depan. Saham yang memiliki MSE *Training* terkecil adalah pada saham ASII dengan MSE *Training* sebesar 0.005, dan pada saham ISAT dengan MSE *Training* sebesar 0.005. Sedangkan saham yang memiliki MSE *Forecasting* terkecil adalah pada saham ASII dengan MSE *Forecasting* sebesar 0.170.
 6. Untuk peramalan *multi step ahead* dengan tahap peramalan 15 hari ke depan. Saham yang memiliki MSE *Training* terkecil adalah pada saham BNII dengan MSE *Training* sebesar 0.004. Sedangkan saham yang memiliki MSE *Forecasting* terkecil adalah pada saham ASII dengan MSE *Forecasting* sebesar 0.110.
 7. Untuk peramalan *multi step ahead* dengan tahap peramalan 20 hari ke depan. Saham yang memiliki MSE *Training* terkecil adalah pada saham BNII dengan MSE *Training* sebesar 0.004. Sedangkan saham yang memiliki MSE *Forecasting* terkecil adalah pada saham ASII dengan MSE *Forecasting* sebesar 0.081.
 8. Untuk peramalan *multi step ahead* dengan tahap peramalan max hari ke depan. Saham yang memiliki MSE *Training* terkecil adalah pada saham ISAT dengan MSE *Training* sebesar 0.006 dimana max harinya adalah 59 hari. Sedangkan saham yang memiliki MSE *Forecasting* terkecil adalah pada saham BNII dengan MSE *Forecasting* sebesar 0.098 dimana max harinya adalah 118 hari.
 9. Untuk menghasilkan proses training yang baik maka perlu memperhatikan nilai dari tiap jumlah *hidden unit*, nilai *learning rate*, dan jumlah data training. Parameter – parameter tersebut dapat menentukan besar kecilnya *error* pada saat *training*, *testing*, dan *forecasting*.
 10. Hasil *error* yang kecil pada saat training belum tentu menghasilkan *error* yang kecil pada saat *forecasting*. Untuk menentukan apakah suatu peramalan itu cukup baik atau tidak maka tidak hanya mengandalkan nilai MSE *training* saja yang kecil namun nilai MSE *forecasting* juga harus kecil.
 11. Berdasarkan hasil uji coba sebelumnya dapat disimpulkan bahwa adanya perbedaan tiap parameter inputan untuk tiap saham disebabkan karena adanya perbedaan fluktuasi harga saham pada data historis yakni naik turunnya harga tiap saham yang tidak stabil pada data historis. Adapun faktor pemicu terjadinya fluktuasi harga saham ini yakni kondisi fundamental emiten, hukum permintaan dan hukum penawaran, *news* dan *rumors*, sentimen pasar.
 12. Metode RNN – BPTT memiliki tingkat akurasi yang lebih baik dalam hal peramalan data dibandingkan dengan Metode MLP – BP, walaupun untuk *Run Time* Metode RNN – BPTT membutuhkan waktu yang cukup lama dibandingkan dengan Metode MLP – BP.

5.2. Saran

1. Untuk mempertajam hasil *forecasting*, hendaknya peramalan yang dilakukan tidak hanya berdasar pada *quantitative forecasting* yakni peramalan yang dilakukan hanya berbasis data historis (masa lalu) yang bertujuan untuk mencari pola tertentu pada data historis. Namun jika terjadi perubahan situasi dimana pola data historis tidak mudah dipahami karena kondisi yang tidak stabil maka *quantitative forecasting* akan kurang bermanfaat lagi untuk prediksi. Pada kondisi seperti itu, maka *qualitative forecasting* hendaknya juga dilakukan. Dimana peramalan dapat dilakukan dengan diskusi, saling bertukar informasi tanpa tatap muka (seperti pada metode Delphi), melakukan *survey*, dan sebagainya.
2. Aplikasi ini belum menggunakan penggabungan beberapa metode dalam ilmu *artificial intelligent* (AI), misalnya penggabungan fuzzy dengan RNN, *genetic algorithm* (GA) dengan RNN, *hybrid* antara PSO dengan RNN. Dimana kesemuanya diharapkan mampu

- mengoptimalkan peramalan untuk peramalan *multi step ahead*.
3. Untuk menghasilkan MSE, MAPE, dan MAD terkecil pada suatu *forecasting* akan lebih baik menggunakan NARX model (Non-Linear Auto-Regressive with Exogeneous Inputs).

6. DAFTAR PUSTAKA

- [1] Al Rasyid, Harun. *Peramalan Time Series Harga Saham Multikriteria Menggunakan Multilayer Preceptron Neural Network Backpropagation Dengan Exponential Learning Rate*. 2009.
- [2] Artikel pada www.keenertech.com
- [3] Artikel pada www.ilmukomputer.com
- [4] Boden, Mikael. *A guide to recurrent neural networks and backpropagation*. Halmstad, 2001.
- [5] Bullinaria, John A. *Recurrent Neural Networks Neural Computation : Lecturer 12*. 2010.
- [6] Cernansky, Michal. *Comparison of Recurrent Neural Networks with Markov Models on Complex Symbolic Sequences*. Bratislava, 2006.
- [7] Chevillon, Guillaume. *Multi-Step Forecasting in the Presence of Location Shifts*. 2008.
- [8] Data Saham pada <http://finance.yahoo.com>
- [9] Eck, Douglas Eck. *Recurrent Neural Networks A Brief Overview*. 2007.
- [10] Galvan Ines' M And Pedro Isasi. *Multi-step Learning Rule for Recurrent Neural Models: An Application to Time Series Forecasting*. Spain, 2001.
- [11] Gilbert, David. *The JfreeChart Class Library Version 1.0.13 Installation Guide*. 2009.
- [12] Jaeger, Herbert. *A tutorial on training recurrent neural networks, covering BPTT, RTRL, EKF and the "echo state network" approach*. Bremen, 2002.
- [13] Lovlid, Rikke Amilde, *Temporal Neural Networks*. 2008.
- [14] Makino, Takaki. *Proto-Predictive Representation of States with Simple Recurrent Temporal-Difference Networks*. Japan.
- [15] Marc de Kamps. *Recurrent Neural Networks*. 2008.
- [16] Maria, Jose And Guilherme A. Barreto. *Multistep-Ahead Prediction of Rainfall Precipitation Using the NARX Network*. Brazil.
- [17] Martoyo, Arief. *Penerapan Recurrent Neural Network dan Metode Boosting untuk Peramalan Data Time Series*. 2009.
- [18] McCluskey, Peter C. *Feedforward and Recurrent Neural Networks and Genetic Programs for Stock Market and Time Series Forecasting*. Rhode Island, 1993.
- [19] O. Dijk, Esko. *Analysis of Recurrent Neural Networks with Application to Speaker Independent Phoneme Recognition*. 1999.
- [20] Pearlmutter, Barak A. *Dynamic Recurrent Neural Networks*. 1990.
- [21] Parlos, A.G. And O.T. Rais. *Multi-step-ahead prediction using dynamic recurrent neural networks*. USA, 2000.
- [22] Santoso, Singgih. 2009. *Business Forecasting*. Jakarta: PT. Elex Media Komputindo.
- [23] Tenti, Paolo. *Forecasting Foreign Exchange Rates Using Recurrent Neural Networks*. Switzerland, 1996.
- [24] Werbos, Paul J. *Backpropagation Through Time: What It Does and How to Do It*. 1990.