

Peramalan Data IHSG Menggunakan Metode Backpropagation

Seng Hansun

Program Studi Teknik Informatika, Universitas Multimedia Nusantara, Tangerang, Indonesia
hansun@umn.ac.id

Diterima 31 Agustus 2012

Disetujui 31 Januari 2013

Abstrak—Jaringan saraf tiruan merupakan salah satu metode *soft computing* yang banyak digunakan dan diterapkan di berbagai disiplin ilmu, termasuk analisis data runtun waktu. Tujuan utama dari analisis data runtun waktu adalah untuk memprediksi data runtun waktu yang dapat digunakan secara luas dalam berbagai data runtun waktu real, termasuk data harga saham. Banyak peneliti yang telah berkontribusi dalam analisis data runtun waktu dengan menggunakan berbagai pendekatan berbeda. Chen dan Hsu, Jilani dkk., Stevenson dan Porter, dan Hansun telah menggunakan metode *fuzzy time series* untuk meramalkan data mendatang, sementara beberapa peneliti lainnya menggunakan metode hibrid, seperti yang dilakukan oleh Subanar dan Suhartono, Popoola dkk, Popoola, Hansun dan Subanar. Di dalam penelitian ini, penulis mencoba untuk menerapkan metode jaringan saraf tiruan backpropagation pada salah satu indikator perubahan harga saham, yakni IHSG (Indeks Harga Saham Gabungan). Penelitian dilanjutkan dengan menghitung tingkat akurasi dan kehandalan metode yang telah diterapkan pada data IHSG. Pendekatan ini diharapkan dapat menjadi salah satu cara alternatif dalam meramalkan data IHSG sebagai salah satu indikator perubahan harga saham di Indonesia.

Kata kunci—jaringan saraf tiruan, backpropagation, analisis data runtun waktu, *soft computing*, IHSG

I. PENDAHULUAN

Data runtun waktu (*time series*) adalah suatu rangkaian pengamatan berdasarkan urutan waktu dari karakteristik kuantitatif dari satu atau kumpulan kejadian yang diambil dalam periode waktu tertentu [10]. Untuk memahami karakteristik-karakteristik yang dimiliki oleh data runtun waktu, para peneliti telah mengadopsi metode-metode analisis data runtun waktu (*time series analysis*) yang salah satu tujuannya tidak lain adalah untuk menemukan suatu keteraturan atau pola yang dapat digunakan dalam peramalan kejadian mendatang [5,11,12].

Untuk memroses data runtun waktu, berbagai teknik *soft computing* seperti sistem *fuzzy*, jaringan saraf (*neural network*), algoritma genetika (*genetic algorithm*) dan *hybrid* banyak dikembangkan oleh para peneliti dewasa ini. Pendekatan dengan menggunakan

sistem *fuzzy* dan *hybrid fuzzy* banyak dikembangkan oleh para peneliti, seperti: Chen dan Hsu [1] yang memperkenalkan metode baru dalam peramalan data penerimaan mahasiswa baru Universitas Alabama; Jilani dkk. [2] yang menggunakan pendekatan *fuzzy metric* untuk peramalan *fuzzy time series*; Stevenson dan Porter [3] yang memanfaatkan persentase perubahan data sebagai semesta pembicaraan dalam peramalan data runtun waktu dengan *fuzzy time series*; Hansun [4] yang mengadopsi *fuzzy time series* dalam peramalan data IHSG; Popoola dkk. [6,7], serta Hansun dan Subanar [8,9] yang menggunakan metode *hybrid fuzzy-wavelet* dalam peramalan data runtun waktu.

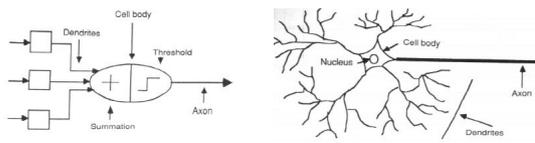
Pada penelitian ini, peneliti mencoba untuk menerapkan metode *backpropagation neural network* dalam peramalan data IHSG (Indeks Harga Saham Gabungan). Dengan peramalan data IHSG ini, para pelaku pasar dapat memprediksi kenaikan atau penurunan harga saham di masa mendatang. Untuk menghitung tingkat akurasi dan kehandalan peramalan data runtun waktu IHSG, peneliti akan menggunakan kriteria MSE (*Mean Square Error*) dan MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*).

II. METODE PENELITIAN

Dalam peramalan data runtun waktu IHSG, peneliti menerapkan jaringan saraf tiruan (*neural network*) dengan metode *backpropagation* sebagai teknik peramalan dan kriteria MSE (*Mean Square Error*) dan MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*) untuk mengukur tingkat akurasi dan kehandalan hasil peramalan yang dilakukan.

A. Neural Networks Backpropagation Method

Jaringan saraf tiruan (*neural network*) adalah jaringan yang terdiri atas sekelompok unit pemroses kecil yang dimodelkan berdasarkan jaringan saraf manusia.



Gambar 1. *Neuron* pada jaringan saraf manusia (kiri), model *neuron* sederhana pada JST (kanan)

Ada beberapa teknik yang telah dikembangkan oleh para peneliti jaringan saraf tiruan (JST), di antaranya *delta learning rule*, *generalized delta learning rule*, *backpropagation*, *counterpropagation*, *radial basis function*, *kohonen Self Organizing Map* (SOM), dan *polynomial neural network* [13]. Dalam penelitian ini akan digunakan metode *backpropagation* untuk memprediksi data Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG).

Backpropagation merupakan salah satu metode pelatihan JST terawasi (*supervised learning*) yang terdiri atas 3 langkah utama, yakni:

1. Data dimasukkan dalam *input* jaringan (*feed forward*).
2. Perhitungan dan propagasi balik dari *error* yang ditemukan (*backpropagation*).
3. Pembaruan bobot dan bias.

Umumnya *backpropagation* digunakan pada jaringan *multi-layer* yang dapat terdiri atas beberapa *hidden unit*, dan bertujuan untuk meminimalkan *error* pada *output* yang dihasilkan oleh jaringan. Semakin banyak jumlah *layer* dan *hidden unit* yang digunakan menunjukkan semakin kompleks jaringan yang dibangun, semakin baik hasil peramalan dan semakin lama waktu yang dibutuhkan untuk pelatihan.

Berikut algoritma pelatihan *backpropagation* [13]:

1. Inialisasi bobot dan bias.
Bobot dan bias dapat di-inialisasi dengan sembarang angka (acak) dan biasanya terletak antara 0 dan 1 atau -1.
2. Jika kondisi STOP belum terpenuhi, lakukan langkah 3 – 10.
3. Untuk setiap data *training*, lakukan langkah 4 – 9.

Umpan Maju (*feedforward*)

4. Setiap unit *input* ($X_i, i = 1, \dots, n$) menerima sinyal *input* x_i dan menyebarkan sinyal tersebut ke seluruh unit pada *hidden units*.

Catatan: sinyal *input* x_i yang digunakan adalah *input data training* yang sudah diskalakan. Pertama, dicari nilai terendah dan tertinggi dari *input data training*. Kemudian, skala yang digunakan tergantung pada fungsi aktivasinya. Jika yang digunakan adalah fungsi Sigmoid Biner

yang mempunyai nilai terendah 0 dan tertinggi 1, maka nilai *input* terendah juga dianggap 0 dan tertinggi dianggap 1. Bila fungsi aktivasi yang digunakan adalah Sigmoid Bipolar, maka *range* nilainya juga bervariasi mulai dari -1 sampai dengan 1.

5. Pada setiap *hidden unit* ($Z_j, j = 1, \dots, p$), jumlahkan sinyal-sinyal *input* yang sudah berbobot (termasuk biasnya)

$$z_in_j = v_{0j} + \sum^n x_i v_{ij}$$

Lalu hitung sinyal *output* dari *hidden unit* bersangkutan dengan menggunakan fungsi aktivasi yang telah ditentukan

$$z_j = f(z_in_j)$$

Sinyal *output* ini selanjutnya dikirim ke seluruh unit pada unit *output*.

6. Pada setiap unit *output* ($Y_k, k = 1, \dots, m$), jumlahkan sinyal-sinyal *input* yang sudah berbobot (termasuk biasnya)

$$y_in_k = w_{0k} + \sum^p z_j w_{jk}$$

Lalu hitung sinyal *output* dari unit *output* bersangkutan dengan menggunakan fungsi aktivasi yang telah ditentukan

$$y_k = f(y_in_k)$$

Sinyal *output* ini selanjutnya dikirim ke seluruh unit pada *output* jaringan.

Umpan Mundur/Propagasi Error (*backpropagation of Error*)

7. Setiap unit *output* ($Y_k, k = 1, \dots, m$) menerima suatu *target pattern* (*desired output*) yang sesuai dengan *input training pattern* untuk menghitung kesalahan (*error*) antara target dengan *output* yang dihasilkan jaringan

$$\delta_k = (t_k - y_k) f'(y_k)$$

Faktor δ_k digunakan untuk menghitung koreksi *error* (Δw_{jk}) yang nantinya akan dipakai untuk meng-*update* w_{jk} , dimana

$$\Delta w_{jk} = \alpha \delta_k z_j$$

Selain itu juga dihitung koreksi bias Δw_{0k} yang akan dipakai untuk meng-*update* w_{0k} , dimana

$$\Delta w_{0k} = \alpha \delta_k$$

Faktor δ_k kemudian dikirimkan ke *layer* yang

berada pada langkah ke-8.

8. Setiap *hidden unit* ($Z_j, j = 1, \dots, p$) menerima *input* delta (dari langkah ke-7) yang sudah berbobot

$$\delta_{in_j} = \sum_k \delta_k w_{jk}$$

Kemudian hasilnya dikalikan dengan turunan dari fungsi aktivasi yang digunakan jaringan untuk menghasilkan faktor koreksi *error* δ_j , dimana

$$\delta_j = \delta_{in_j} f'(z_j)$$

Faktor δ_j digunakan untuk menghitung koreksi *error* (Δv_{ij}) yang nantinya akan dipakai untuk meng-*update* v_{ij} , dimana

$$\Delta v_{ij} = \alpha \delta_j x_i$$

Selain itu juga dihitung koreksi bias Δv_{0j} yang akan dipakai untuk meng-*update* v_{0j} , dimana

$$\Delta v_{0j} = \alpha \delta_j$$

Update Bobot dan Bias (*adjustment*)

9. Setiap unit *output* ($Y_k, k = 1, \dots, m$) akan memperbarui bias dan bobot dari setiap *hidden unit* ($j = 0, \dots, p$)

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

Demikian pula untuk setiap *hidden unit* ($Z_j, j = 1, \dots, p$) akan memperbarui bias dan bobot dari setiap unit *input* ($i = 0, \dots, n$)

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

10. Memeriksa kondisi STOP.

Jika kondisi STOP telah terpenuhi, maka pelatihan jaringan dapat dihentikan.

Untuk memeriksa kondisi STOP, dapat digunakan pembatasan error dengan rumus mencari error berikut

$$\text{error} = 0.5 \times \{(t_{k1} - y_{k1})^2 + (t_{k2} - y_{k2})^2 + \dots + (t_{km} - y_{km})^2\}$$

Setelah jaringan berhasil dilatih menggunakan data *training*, akan diperoleh nilai-nilai bobot dan bias terbaik yang mewakili sistem jaringan. Nilai-nilai bobot dan bias baru tersebut dapat diterapkan pada data *testing* untuk menghasilkan prediksi data runtun waktu yang diinginkan.

Testing

Setelah pelatihan selesai, jika jaringan diberi *input*, maka jaringan akan dapat menghasilkan *output* seperti

yang diharapkan. Caranya adalah dengan menerapkan algoritma *backpropagation* di atas, namun hanya pada bagian **umpan maju** (langkah ke-4 hingga langkah ke-6).

Catatan: Variabel y_k adalah *output* yang masih berada dalam skala menurut *range* fungsi aktivasi. Untuk mendapatkan nilai *output* sesungguhnya, y_k harus diskalikan kembali seperti semula.

B. MSE (Mean Square Error)

Kriteria MSE menyatakan besarnya kesalahan rata-rata kuadrat dari suatu metode peramalan, dengan rumus perhitungan

$$MSE = \frac{\sum_{t=1}^n e_t^2}{n}$$

dimana n menyatakan jumlah data dan e_t adalah nilai kesalahan hasil ramalan yang diperoleh dari $X_t - \hat{X}_t$. Dalam hal ini, X_t adalah nilai data aktual dan \hat{X}_t adalah nilai ramalannya.

C. MAPE (Mean Absolute Percentage Error)

Nilai MAPE memberikan petunjuk mengenai seberapa besar rata-rata kesalahan absolut peramalan dibandingkan dengan nilai sebenarnya, dan dinyatakan dengan rumus

$$MAPE = \frac{\sum_{t=1}^n \frac{|e_t|}{|X_t|}}{n} \times 100,$$

dimana n adalah jumlah data dan e_t adalah nilai kesalahan ramalan yang diperoleh dari $X_t - \hat{X}_t$. Nilai data aktual dinotasikan dengan X_t dan \hat{X}_t adalah nilai ramalannya.

D. Arsitektur Sistem

Untuk menerapkan JST *backpropagation method* pada data IHSG, peneliti mengembangkan sebuah sistem dengan memanfaatkan Visual Basic 6 pada sistem operasi Windows 7 Ultimate 32-bit. Adapun lingkungan perangkat keras yang digunakan dalam pengembangan dan pembangunan sistem adalah sebagai berikut:

1. Prosesor Intel® Core™ 2 Duo
2. Memori 2048MB RAM
3. *Hard disk* dengan kapasitas 80 GB
4. Layar monitor 12.1"
5. *Keyboard*
6. *Mouse*

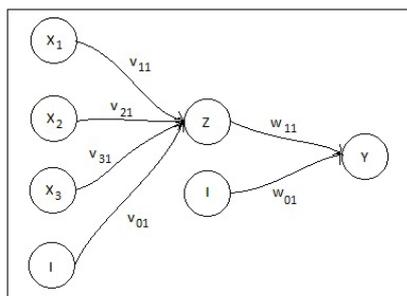
Sistem yang dibangun dapat menerima data masukan (*input data*) dari suatu data runtun waktu yang sebelumnya telah disimpan dalam format

Microsoft Excel ('.xls' dan '.xlsx'). Selanjutnya program akan menjalankan proses komputasi sesuai dengan langkah-langkah metode *backpropagation* yang telah dijelaskan sebelumnya untuk data yang diberikan. Hasil peramalan data kemudian ditampilkan dan dianalisis terhadap data aktual untuk mengetahui tingkat akurasi dan tingkat kehandalan hasil peramalan menggunakan kriteria MSE dan MAPE.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Melalui langkah-langkah peramalan yang telah dijelaskan di atas, JST *backpropagation method* diterapkan pada data IHSG. Jumlah data yang digunakan adalah 99 data IHSG, yang direkam sejak 4 April 2012 hingga 29 Agustus 2012 secara harian. Dari 99 data tersebut, 70 data pertama digunakan sebagai *training data* (untuk memperoleh bobot dan bias terbaik jaringan), sementara 29 data sisanya digunakan sebagai *testing data* (data percobaan untuk selanjutnya dibandingkan dengan data hasil peramalan). MSE digunakan untuk mengukur tingkat akurasi hasil peramalan, sedangkan MAPE digunakan untuk mengukur kehandalan metode peramalan dalam peramalan data IHSG.

Arsitektur jaringan yang dibangun diperlihatkan oleh gambar 2. Jaringan merupakan jaringan *multi-layer* yang terdiri atas *input layer*, 1 *hidden layer*, dan *output layer*. *Input layer* memiliki 3 unit *input* ditambah 1 bias, *hidden layer* memiliki 1 *hidden unit* dan 1 bias, dan *output layer* memiliki 1 unit *output*. Untuk unit *input* pertama digunakan data *training* X_i , unit *input* kedua data *training* X_{i+1} , dan unit *input* ketiga data *training* X_{i+2} , dengan $i = 1, \dots, n - 2$.



Gambar 2. Arsitektur jaringan yang digunakan

Pada inisialisasi awal, peneliti menggunakan asumsi sebagai berikut:

1. *Learning rate* : 0.1
2. Toleransi *error* : 0.2
3. v_{01} : -3.3
4. v_{11} : -0.66
5. v_{21} : 1.4

6. v_{31} : 3.43
7. w_{01} : -1.61
8. w_{11} : 5.54

Selanjutnya, jaringan dilatih menggunakan nilai-nilai awal bobot dan bias di atas, sehingga menghasilkan nilai-nilai bobot dan bias terbaik yang berada dalam jangkauan toleransi *error* yang ditentukan. Dari hasil pelatihan diperoleh:

1. Toleransi *error* : 0.1998185
2. v_{01} : -3.21324511146673
3. v_{11} : -0.644036557065446
4. v_{21} : 1.41700326410695
5. v_{31} : 3.4595723561045
6. w_{01} : -1.49664629189179
7. w_{11} : 5.558349

Bobot dan bias hasil pelatihan selanjutnya diterapkan pada *data testing*. Hasil peramalan pada *data testing* dengan menggunakan JST metode *backpropagation* dapat dilihat pada tabel 1. Dari tabel tersebut terlihat bahwa peramalan memberikan nilai MSE dan MAPE yang cukup kecil. Hal ini menunjukkan JST metode *backpropagation* dapat dengan baik meramal data IHSG sebagai salah satu indikator pergerakan harga saham di Indonesia.

IV. SIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, dapat ditarik beberapa kesimpulan sebagai berikut:

1. Metode peramalan *backpropagation* memberikan hasil peramalan yang cukup baik untuk peramalan data IHSG. Hal ini dapat dilihat dari nilai MSE dan MAPE yang cukup kecil.
2. Jumlah *input node* sebanyak 3 unit (ditambah bias) dan *hidden node* sebanyak 1 unit (ditambah bias) telah dapat memberikan hasil peramalan yang cukup baik.
3. Para pelaku pasar dapat memanfaatkan hasil peramalan data IHSG dengan menggunakan JST *backpropagation method* untuk memperkirakan pergerakan harga saham di masa mendatang.

V. SARAN

Melalui hasil kajian dan penelitian yang telah dilakukan, beberapa saran yang dapat diberikan untuk pengembangan penelitian lebih lanjut adalah sebagai berikut:

1. Membandingkan kehandalan dan tingkat akurasi metode *backpropagation* dengan metode *soft computing* lainnya, terutama yang melibatkan *neural network* seperti ANFIS (*Adaptive Neural Fuzzy Inference System*) dan WNN (*Wavelet Neural Network*).
2. Melakukan analisis arsitektur jaringan terbaik yang dapat digunakan dalam pemodelan data IHSG.
3. Melakukan analisis penerapan metode *backpropagation* terhadap data runtun waktu yang bersifat *nonlinear*.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Chen, S.-M. dan Hsu, C.-C., 2004, A New Method to Forecast Enrollments Using Fuzzy Time Series, *International Journal of Applied Science and Engineering*, 2, 3, 234-244.
- [2] Jilani, T.A., Burney S.M.A., dan Ardil C., 2007, Fuzzy Metric Approach for Fuzzy Time Series Forecasting based on Frequency Density Based Partitioning, *World Academy of Science, Engineering and Technology*, 34, 1-6.
- [3] Stevenson, M. dan Porter, J.E., 2009, Fuzzy Time Series Forecasting Using Percentage Change as the Universe of Discourse, *World Academy of Science, Engineering and Technology*, 27, 55, 154-157, <http://www.waset.org/journals/waset/v55/>.
- [4] Hansun, S., 2012, Peramalan Data IHSG Menggunakan Fuzzy Time Series, *Indonesian Journal of Computing and Cybernetic Systems (IJCCS)*, 6, 2, 79-88.
- [5] Subanar dan Suhartono, 2009, Wavelet Neural Networks untuk Peramalan Data Time Series Finansial, Program Penelitian Ilmu Dasar Perguruan Tinggi, FMIPA UGM, Yogyakarta.
- [6] Popoola, A., Ahmad, S. dan Ahmad, K., 2004, A Fuzzy-Wavelet Method for Analyzing Non-Stationary Time Series, Proc. of the 5th International Conference on Recent Advances in Soft Computing RASC2004, Nottingham, United Kingdom, 231-236.
- [7] Popoola, A.O., 2007, Fuzzy-Wavelet Method for Time Series Analysis, Disertasi, Department of Computing, School of Electronics and Physical Sciences, University of Surrey, Surrey.
- [8] Hansun, S. dan Subanar, 2011, Penerapan Pendekatan Baru Metode Fuzzy-Wavelet dalam Analisis Data Runtun Waktu, Prosiding Seminar Nasional Ilmu Komputer (SEMINASIK) GAMA, Yogyakarta, Indonesia, 39-43.
- [9] Hansun, S., 2011, Penerapan Pendekatan Baru Metode Fuzzy-Wavelet dalam Analisis Data Runtun Waktu, Tesis, Program Studi S2 Ilmu Komputer, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Gadjah Mada, Yogyakarta.
- [10] OECD: Glossary of Statistical Terms, <http://stats.oecd.org/glossary/about.asp>, diakses 20 Maret 2012.
- [11] Boediono dan Koster, W., 2001, Teori dan Aplikasi Statistika dan Probabilitas, PT. Remaja Rosdakarya, Bandung.
- [12] Render, B., Stair Jr., R.M. dan Hanna, M.E., 2003, Quantitative Analysis for Management, 8th edition, Pearson Education, Inc., New Jersey.
- [13] Setiawan, K., Paradigma Sistem Cerdas, edisi ke-3, Sekolah Tinggi Teknik Surabaya, Surabaya.

Tabel 1 Hasil Peramalan Data IHSG

Date	Data	Forecast	$(X_t - \hat{X}_t)^2$	$\frac{ X_t - \hat{X}_t }{X_t}$
7/19/2012	4096.2	4100.011	14.523989	0.000930
7/20/2012	4081.2	4107.047	668.063471	0.006333
7/23/2012	4009.79	4099.65	8074.882783	0.022410
7/24/2012	3992.11	4023.666	995.759934	0.007904
7/25/2012	4000.84	3977.933	524.741029	0.005726
7/26/2012	4004.78	3993.182	134.505630	0.002896
7/27/2012	4084.21	4004.416	6367.073708	0.019537
7/30/2012	4099.12	4083.03	258.890928	0.003925
7/31/2012	4142.34	4120.572	473.848715	0.005255
8/1/2012	4130.46	4142.641	148.268577	0.002949
8/2/2012	4093.11	4144.356	2626.137102	0.012520
8/3/2012	4099.81	4111.241	130.671244	0.002788
8/6/2012	4105.5	4106.291	0.625706	0.000193
8/7/2012	4085.58	4117.935	1046.844761	0.007919
8/8/2012	4090.71	4103.55	164.861588	0.003139
8/9/2012	4131.17	4100.239	956.705979	0.007487
8/10/2012	4141.56	4133.738	61.187839	0.003139
8/13/2012	4102.53	4148.736	2134.999489	0.011263
8/14/2012	4121.56	4122.941	1.908121	0.000335
8/15/2012	4141.99	4123.711	334.132694	0.004413
8/16/2012	4160.51	4145.673	220.134019	0.003566
8/23/2012	4162.66	4157.433	27.327165	0.001256
8/24/2012	4145.4	4160.107	216.296768	0.003548
8/27/2012	4145.88	4150.678	23.019380	0.001157
8/28/2012	4142.85	4147.009	17.294714	0.001004
8/29/2012	4093.17	4147.213	2920.642471	0.013203
			MSE =	MAPE =
			1097.824916	0.005906