

KINERJA METODE EXTREME LEARNING MACHINE (ELM) PADA SISTEM PERAMALAN

Bain Khusnul Khotimah**, *Eka Mala Sari R**, *****Handry Yulianarta**
Jurusan Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Trunojoyo Madura
Jl. Raya Telang PO. BOX 2 Kamal, Bangkalan, Madura 69192
E-mail: *bainkk@gmail.com

Abstrak

Metode *Extreme Learning Machine* (ELM) merupakan salah satu metode pembelajaran baru dari jaringan syaraf tiruan. Metode ini memiliki tingkat pembelajaran yang lebih baik dibandingkan dengan metode konvensional lainnya berdasarkan perhitungan hasil nilai *error* yang diukur menggunakan nilai MSE (*Mean Square Error*) dan MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*). Berdasarkan hasil uji coba menggunakan metode ELM diperoleh nilai MSE dan MAPE terkecil dibandingkan dengan menggunakan algoritma *Backpropagation*. Dimana dari metode ELM diperoleh hasil percobaan menggunakan konfigurasi *hidden* layer berjumlah 4, epoch 1000, pengaturan range antara -0,4 – 0,4 menghasilkan rata-rata nilai MSE = 1,100% dan MAPE = 0.31%. Sedangkan proses pembelajaran menggunakan metode *Backpropagation* dengan parameter perubahan *hidden* layer berjumlah 4, E-poch maksimal 3000, dan pengaturan momentum 0,4 mencapai nilai yang terbaik. Parameter tersebut menghasilkan nilai error yang cukup baik saat sistem melakukan pengujian yaitu MSE = 3.1933% dan MAPE = 0,96 %.

Kata kunci : metode pembelajaran, *Extreme Learning Machine* (ELM), MSE, MAPE

Abstract

Method of Extreme Learning Machine (ELM) is one of the new learning method of neural networks. This method has a better learning rate compared to other conventional methods based on the calculation results of the error value is measured using the MSE (Mean Square Error) and Mape (Mean Absolute Percentage Error). Based on the test results obtained using the method of ELM and Mape smallest MSE value compared using Backpropagation algorithm. Where the method of ELM dipeoleh experimental results using a hidden layer configuration consists of 4, epoch 1000, setting the range between -0.4 - 0.4 MSE value = 1.100% and Mape = 0.31%. While the process of learning using the backpropagation method with a parameter change in the hidden layer consists of 4, E-Poch maximum of 3000, and setting the momentum 0.4 achieved the best value. These parameters generate the error value is quite good during the system test that is MSE = 3.1933% and Mape = 0.96%.

Key words: Forecasting, *Extreme Learning Machine* (ELM), MSE, MAPE

PENDAHULUAN

Peramalan adalah prediksi atau perkiraan apa yang akan terjadi di masa yang akan datang. Proses peramalan merupakan suatu unsur yang sangat penting dalam pengambilan keputusan, sebab efektif tidaknya suatu keputusan sering

kali dipengaruhi beberapa faktor yang tidak tampak pada saat keputusan itu diambil [1].

Peramalan bertujuan untuk mendapatkan perkiraan atau prediksi yang bisa meminimumkan kesalahan dalam meramal yang biasanya diukur dengan *Mean Square Error*.

Extreme Learning Machine merupakan metode pembelajaran baru dari jaringan syaraf tiruan. Secara umum, masalah peramalan dapat dinyatakan dengan sejumlah data runtun waktu (*time series*) [2].

Metode ini pertama kali diperkenalkan oleh Huang (2004). ELM merupakan jaringan syaraf tiruan feedforward dengan single hidden layer atau biasa disebut dengan *Single Hidden Layer Feedforward neural Networks* (SLFNs) Metode pembelajaran ELM dibuat untuk mengatasi kelemahan-kelemahan dari jaringan syaraf tiruan feedforward terutama dalam hal *learning speed*. Huang *et al* mengemukakan dua alasan mengapa JST feedforward lain mempunyai *learning speed* rendah, pada ELM parameter-parameter seperti *input weight* dan *hidden bias* dipilih secara random, sehingga ELM memiliki *learning speed* yang cepat dan mampu menghasilkan *good generalization performance*. Metode ELM mempunyai model matematis yang berbeda dari jaringan syaraf tiruan feedforward. Model matematis dari ELM lebih sederhana dan efektif [3][4].

TINJAUAN PUSTAKA

Pengenalan Metode *Self Hidden Layer Feedforward Network* (SLFN)

Neural Networks (NN) merupakan salah satu contoh model nonlinear yang mempunyai bentuk fungsional *fleksibel* dan mengandung beberapa parameter yang tidak dapat diinterpretasikan seperti pada model parametrik. Salah satu bentuk model NN yang banyak digunakan untuk berbagai aplikasi adalah *Feedforward Neural Networks* (FFNN). Bentuk umum FFNN yang digunakan untuk peramalan runtun waktu univariat pada umumnya adalah FFNN dengan satu lapis tersembunyi dan satu unit *neuron* di lapis *output* (SLFN). Estimasi parameter (*weight*) model ini dilakukan dengan menerapkan algoritma *backpropagation* pada suatu optimisasi *Nonlinear Least Squares* [4].

Hasil kajian *empiris* menunjukkan bahwa algoritma ini dapat bekerja dengan baik dalam menentukan arsitektur terbaik yang diterapkan untuk peramalan runtun waktu. Hasil-hasil *empiris* berkaitan dengan perbandingan ketepatan ramalan antara model SLFN dengan model-model runtun waktu yang lain menunjukkan bahwa tidak ada jaminan bahwa

SLFN selalu memberikan hasil yang terbaik. Selain itu, kajian *empiris* tentang pemrosesan awal data juga telah dilakukan dan menunjukkan bahwa pemilihan metode pemrosesan awal data yang tepat dapat secara *signifikan* meningkatkan ketepatan ramalan dari SLFN [5].

Metode *Extreme Learning Machine* (ELM)

Extreme Learning Machine merupakan metode pembelajaran baru dari jaringan syaraf tiruan. Metode ini pertama kali diperkenalkan oleh Huang. ELM merupakan jaringan syaraf tiruan feedforward dengan single hidden layer atau biasa disebut dengan *Single Hidden Layer Feedforward neural Networks* (SLFNs) Metode pembelajaran ELM dibuat untuk mengatasi kelemahan-kelemahan dari jaringan syaraf tiruan *i* terutama dalam hal *learning speed*. Huang *et al* mengemukakan dua alasan mengapa JST feedforward lain mempunyai *learning speed* rendah [3], yaitu :

1. menggunakan *slow gradient based learning algorithm* untuk melakukan *training*.
2. semua parameter pada jaringan ditentukan secara *iterative* dengan menggunakan metode pembelajaran tersebut.

Pada ELM parameter-parameter seperti *input weight* dan *hidden bias* dipilih secara *random*, sehingga ELM memiliki *learning speed* yang cepat dan mampu menghasilkan *good generalization performance*. Metode ELM mempunyai model matematis yang berbeda dari jaringan syaraf tiruan *feedforward*. Model matematis dari ELM lebih sederhana dan efektif. Berikut model matematis dari ELM. Untuk *N* jumlah sample yang berbeda (X_i, t_i).

$$\begin{aligned} X_i &= [X_{i1}, X_{i2}, \dots, X_{in}]^T \in R^n \\ X_t &= [X_{t1}, X_{t2}, \dots, X_{tn}]^T \in R^n, \end{aligned} \quad (1)$$

Standart SLFNs dengan jumlah *hidden nodes* sebanyak *N* dan *activation function* $g(x)$ dapat digambarkan secara matematis sebagai berikut :

$$\sum_{i=1}^N \beta_i g_i(x_j) = \sum_{i=1}^N \beta_i g(w_i, x_{b_i}) = o_i \quad (2)$$

$$\beta = H^*T \quad (3)$$

Dimana :

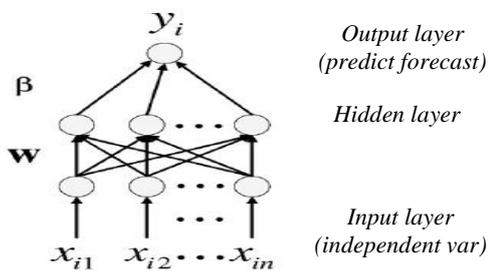
w = merupakan vektor dari weight yang menghubungkan i th *hidden nodes* dan input nodes.

β_i = merupakan *weight vector* yang menghubungkan i th *hidden* dan *output nodes*.

b_i = *threshold* dari i th *hidden nodes*.

$w_i x_j$ = merupakan *inner produk* dari w_i dan x_j

Konfigurasi sederhana algoritma *ELM* dapat dijelaskan pada Gambar 1. dibawah ini:



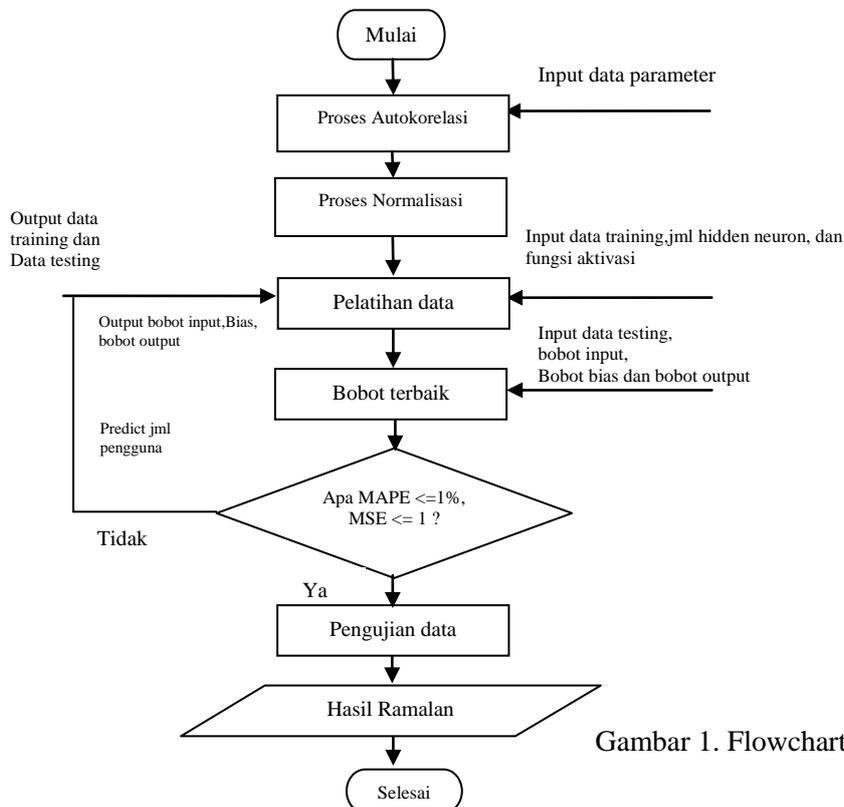
Gambar 1. Arsitektur ELM

H diatas adalah *hidden layer output matrix* g ($w_i \cdot x_i + b_i$) menunjukkan *output* dari *hidden neuron* yang berhubungan dengan *input* i x . β merupakan *matrix* dari *output weight* dan T *matrix* dari target atau output. Pada *ELM* *input weight* dan *hidden bias* ditentukan secara acak, maka *output weight* yang berhubungan dengan *hidden layer*[6].

Dalam proses testing *ELM* Berdasarkan *input weight* dan *output weight* yang didapatkan dari proses *training*, maka tahap selanjutnya adalah melakukan peramalan dengan *ELM*. Data yang digunakan adalah data *testing* sebanyak 20% dari data. Pada tahap ini data *input* dinormalisasi terlebih dahulu dengan *range* dan rumus normalisasi yang sama dengan data *training*. Secara otomatis *output* dari proses ini juga harus melalui proses denormalisasi [6].

PERANCANGAN SISTEM

Pada tahap ini membahas proses perancangan pada metode *neural network Extreme Learning Machine (ELM)* yang meliputi Proses Pelatihan dan Prose uji coba sehingga mampu menghasilkan nilai peramalan yang diinginkan [5].



Gambar 1. Flowchart umum ELM

Proses uji coba yang dilakukan ditunjukkan pada Gambar 1. menentukan kinerja sistem yang berhubungan dengan parameter: perubahan jumlah *hidden layer*, perubahan *error*, dan perubahan *range*.

Ukuran Kesalahan Peramalan

Untuk mengevaluasi harga parameter peramalan, digunakan ukuran kesalahan peramalan. Harga parameter peramalan yang terbaik adalah harga yang memberikan nilai kesalahan peramalan yang terkecil. Terdapat berbagai macam ukuran kesalahan yang dapat diklasifikasikan menjadi ukuran standar dalam statistik dan ukuran relatif. Ukuran kesalahan yang termasuk ukuran standar statistik adalah Nilai rata-rata kesalahan kuadrat (*Mean Squared Error*). Ukuran kesalahan yang termasuk ukuran relatif adalah nilai rata-rata kesalahan persentase (*Mean Percentage Error*) dan nilai rata-rata kesalahan persentase absolut (*Mean Absolute Percentage Error*).

Di bawah ini adalah persamaan-persamaan yang dapat digunakan untuk menghitung masing-masing ukuran kesalahan (*error*) untuk peramalan tersebut [6].

Nilai Rata-Rata Kesalahan Kuadrat

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^n e_i^2}{n} \tag{4}$$

Nilai Rata-Rata Kesalahan Persentase

$$MPE = \frac{\sum_{i=1}^n PE_i}{n} \tag{5}$$

$$PE_i = \frac{X_i - F_i}{X_i} 100\% \tag{6}$$

Nilai Rata-Rata Kesalahan Persentase Absolut

$$MAPE = \frac{\sum_{i=1}^n |PE_i|}{n} \tag{7}$$

dengan :

- n : jumlah periode waktu data
- e_i : kesalahan pada periode waktu i
- X_i : data pada periode waktu i
- F_i : ramalan untuk periode waktu i
- MSE : nilai rata-rata kesalahan kuadrat
- PE_i : kesalahan persentase pada periode i

- MPE : nilai rata-rata kesalahan persentase
- MAPE : nilai rata-rata kesalahan persentase absolut

HASIL DAN PEMBAHASAN

(1) Kinerja Metode ELM (*Extreme Learning Machine*) Berdasakan Parameter

Untuk mengetahui metode mana yang terbaik dilakukan uji t pada selisih akurasi metode *ELM* dan *Backpropagation* untuk mengetahui metode mana yang lebih baik pada tingkat *error* tertentu berdasarkan set parameter *hidden layer*, *e-poch*, *range* dan momentum.

Pada uji coba set data time series yang atributnya dependent dimana hubungan antar atribut membutuhkan proses autokorelasi [2]. Data yang di proses berdasarkan waktunya akan diproses berdasarkan rumus autokorelasi sehingga didapatkan *time lags* atau waktu yang bersignifikan dengan waktu yang diramalkan. Kemudian data tersebut pada waktu yang bersignifikan tersebut akan menjadi data masukan pada proses pelatihan jaringan syaraf tiruan.

Rumus untuk mencari fungsi autokorelasi :

$$r_k = \frac{\left[\sum_{t=1}^n (Y_t - \bar{Y}_t)(Y_{t-k} - \bar{Y}_t) \right]}{\left[\sum_{t=1}^n (Y_t - \bar{Y}_t)^2 \right]} \tag{8}$$

Keterangan:

- Y_t = data baru atau nilai aktual pada periode t
- r_k = nilai signifikan

Berdasarkan proses perhitungan autokorelasi r_k pada data y_{t+2} dan seterusnya, diperoleh nilai $lags\ r_k \geq 0.4$ sesuai Tabel 1., data tersebut dijadikan input pada pelatihan JST. Dengan perubahan parameter *hidden layer*, inialisasi parameter pada *range* data [-0,4 - 0,4] dan selang epoch 1000 diperoleh hasil nilai *error MSE* dan *MAPE* sesuai Tabel 2, 3.

Tabel 1. Data proses perhitungan Autokorelasi

Lags signifikan		Lags signifikan	
r(0,1)	0,1451	r(-0,1)	0,0509
r(0,2)	0,0845	r(-0,2)	0,0438
r(0,3)	0,0025	R(-0,3)	0,0366
r(0,4)	0,9711	r(-0,4)	0,0295
r(0,5)	0,9990	r(-0,5)	-0,2476

Tabel 2. Hasil uji coba perubahan *hidden* dengan metode *ELM*

Range	Hidden Layer	E-poch	MSE	MAPE
-0,4 - 0,4	4	1000	3,505	0,6538
-0,4 - 0,4	8	1000	2,470	0,5325
-0,4 - 0,4	12	1000	1,995	0,4342
-0,4 - 0,4	16	1000	3,705	0,6873
-0,4 - 0,4	20	1000	2,673	0,4978

Tabel 3. Hasil Uji coba perubahan *hidden* dengan metode *Backproppagation*

Momen- tum	Hidden Layer	E-poch	MSE	MAPE
0,01	4	1000	8,3253	28,4107
0,01	8	1000	8,2374	28,3005
0,01	12	1000	6,2212	5,9233
0,01	16	1000	5,6336	23,0573
0,01	20	1000	4,8950	14,8739

Pada tabel 2,3 menunjukkan nilai *MAPE* berdasar perubahan *hidden layer* ujicoba pada metode *ELM* dan *BP*, dari kelima data set perubahan *hidden MAPE ELM* mencapai keakuratan kesalahan minimal saat *hidden* di set 12 = 0,43 % sedangkan *MAPE BP* mencapai nilai keakuratan kesalahan pada *hidden* 12 = 5,9% . Dan pada data set perubahan *hidden MAPE ELM* mencapai keakuratan kesalahan terbesar saat *hidden* di set 16 = 0,68% sedangkan *MAPE BP* mencapai nilai keakuratan kesalahan pada *hidden* 16 = 23,05%. Hal itu disebabkan *random input* bobot dan *hidden bias* di *ELM* mempengaruhi hasil *hiddennya*, dan memberikan akurasi kesalahan *MAPE* yang relatif kecil.

(2) Kinerja metode *ELM* Berdasarkan Perubahan Iterasi

Pada uji coba menggunakan metode *ELM* dan *Backpropagation*, Uji coba data dilakukan 5 *run*. Pada uji metode *ELM* parameter ditentukan berdasarkan perubahan Epoch, inialisasi parameter pada *range* [-0,4 - 0,4], *hidden layer* 4 dan epoch kelipatan 10, selanjutnya hasilnya didapatkan nilai akurasi *MSE* dan *MAPE* sesuai tabel 4,5.

Tabel 4. Hasil uji coba perubahan Epoch Pada *ELM*

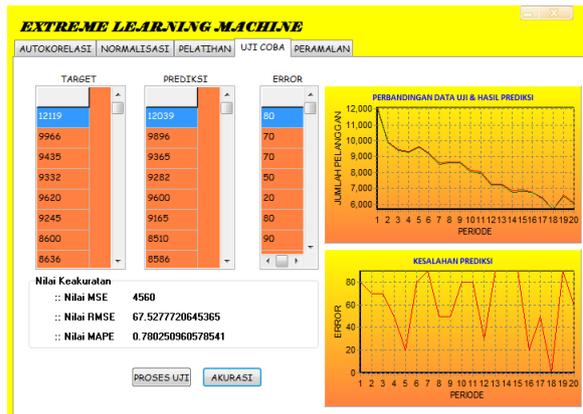
Range	Hidden Layer	E-poch	MSE	MAPE
-0,4-0,4	4	10	2,0606	0,6358
-0,4-0,4	4	100	2,9031	0,5782
-0,4-0,4	4	1000	1,6044	0,3377
-0,4-0,4	4	3000	1,2603	0,6695
-0,4-0,4	4	5000	2,6602	0,5051

Tabel 5. Hasil uji coba perubahan Epoch dengan metode *BP*

Momen- tum	Hidden Layer	E-poch	MSE	MAPE
0,01	4	10	3,5581	1,0376
0,01	4	100	6,2873	1,2685
0,01	4	1000	9,2547	1,5346
0,01	4	3000	3,1933	0,9612
0,01	4	5000	30,6536	1,5603

Pada Tabel 4,5 menunjukkan hasil uji coba *ELM* dan *Backpropagation* untuk set perubahan *hidden* parameter yang digunakan untuk setiap metode adalah parameter yang menghasilkan *error* minimal. Pada tabel diatas ditunjukkan bahwa dari 5 *run*, metode *ELM* mengungguli metode *Backpropagation* sebanyak 5*run*. Hasil terbaik metode *ELM* adalah *MAPE* mencapai 0,3377% pada Epoch ke -1000 sedangkan hasil terbaik metode *Backpropagation* adalah *MAPE* 0,9612 % pada Epoch ke- 3000. Jadi tingkat *error* yang dihasilkan lebih minimum *ELM* berdasar parameter perubahan *hidden layer*. Dan pada perubahan Epoch *MAPE ELM* mencapai keakuratan kesalahan terbesar saat Epoch 10 = 0.6358% sedangkan *MAPE BP* mencapai nilai keakuratan kesalahan terbesar pada Epoch 5000 = 1,56 %.

Berdasarkan hasil uji coba tersebut *MAPE* yang dihasilkan metode *ELM* lebih baik akurasi kesalahannya. Hal itu tersebut berpengaruh terhadap BP, apabila iterasi/ *Epoch* semakin kecil maka nilai *error* akan besar, dan sebaliknya bila *Epoch* besar maka nilai *error* akan ikut kecil. Berdasarkan uji coba metode *ELM* ditunjukkan pada Gambar 2.



Gambar 2. Form Proses Pelatihan ELM

Dalam hasil uji coba menunjukkan bahwa nilai keakuratan kesalahan lebih besar metode *Backpropagation* daripada metode *Extreme Learning Machine (ELM)*. Semakin kecil range bobot random, maka berpengaruh pula terhadap hasil *MAPENya*.

KESIMPULAN

Kesimpulan yang dapat diambil penulis dari pembuatan perangkat lunak ini adalah:

1. Pada metode *ELM* menghasilkan nilai error terkecil dengan menentukan nilai bobot paling kecil, berbeda dengan algoritma gradien base secara tradisional yang hasilnya mencapai kesalahan pelatihan minimum tetapi tidak mempertimbangkan besarnya bobot. Sehingga kinerja *ELM* memiliki unjuk kerja yang lebih baik.
2. Pada proses peramalan menggunakan metode *ELM* skenario terbaik dengan menggunakan parameter perubahan *hidden layer* berjumlah 4 (empat), *E-poch* maksimal 1000, pengaturan *Range* antara -0,4 – 0,4 mencapai nilai yang terbaik. Parameter tersebut menghasilkan jumlah iterasi yang memiliki

nilai *error* yang cukup baik saat sistem melakukan pengujian yaitu sebesar *MSE* = 1,99% dan *MAPE* = 0.4342 %. Sedangkan pada metode *Backpropagation* proses feedforward dan backward menentukan pembobotan secara random untuk bobot *input* dan *hidden bias* menghasilkan nilai *MAPE* = 0.31, *MSE* = 0,96 % pada *backpropagation* menunjukkan persentase metode *ELM* tingkat kesalahannya lebih kecil daripada metode *backpropagation*.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Subagyo, P. *Forecasting Konsep dan Aplikasi*. BPFE. Yogyakarta : 1986.
- [2] Kusumadewi, Sri, *Artificial Intelligence (Teknik dan Aplikasinya)*, Graha Ilmu, Yogyakarta, 2003.
- [3] G.-B. Huang, Q.-Y. Zhu, C.-K. Siew, *Extreme learning machine: a new learning scheme of feedforward neural networks, in: Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN2004)*, Budapest, Hungary, 25–29 July 2004.
- [4] G.-B. Huang, Q.-Y. Zhu, and C.-K. Siew, "Extreme learning machine: Theory and applications," *Neurocomputing*, vol. 70, pp.489–501, 2006.
- [5] Dwi Agustina Irwin *Penerapan Metode Extreme Learning Machine untuk Peramalan Permintaan*. Sistem Informasi ITS Surabaya, Indonesia, 2009.
- [6] Dwi Prastyo, Dedy., *Peramalan Menggunakan Metode Eksponensial Smoothing*, Jurusan Statistika Institut Teknologi Sepuluh November, Surabaya, 2010.