

# MODEL PERAMALAN PASANG SURUT MENGGUNAKAN PENDEKATAN *ARTIFICIAL NEURAL NETWORK* (ANN)

Muhammad Arrafi Irsyad<sup>1)</sup>, Andy Hendri<sup>2)</sup>, Imam Suprayogi<sup>2)</sup>

<sup>1)</sup>Mahasiswa Program Studi Teknik Sipil, <sup>2)</sup>Dosen Teknik Sipil

Program Studi S1 Teknik Sipil, Fakultas Teknik Universitas Riau

Kampus Bina Widya Jl. H.R. Soebrantas Km. 12,5 Simpang Baru, Panam, Pekanbaru 28293

E-mail: muhammad.arrafi@student.unri.ac.id

## ABSTRACT

*Previous researchers have much success using the model Artificial Neural Network (ANN) as a forecasting model for hydrological analysis. Reliability of ANN models need to be tested, especially to forecast of the tidal. In this research, Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS) models which built using data tidal observations in Tanjung Buton (2004). The result of tidal forecasting by using ANN models show excellent results with value the test statistic parameters of the correlation coefficient (R) more than 0.8774 that is in category of very strong correlation, statistic parameters of Root Mean Square Error (RMSE) 0.4362 m, and the test parameters of the average valuation relative error by 11.57%.*

*Keywords: Tidal, Artificial Neural Network, Backpropagation, Tanjung Buton*

## 1. PENDAHULUAN

Indonesia merupakan negara kepulauan yang harus dapat memberdayakan transportasi laut secara maksimal. Peningkatan jalur transportasi laut merupakan salah satu upaya untuk dapat meningkatkan perekonomian dan pertahanan negara. Untuk mencapai hal tersebut, pemerintah perlu melakukan peningkatan kualitas dan perawatan bangunan pantai seperti dermaga, arus pelayaran dan bangunan pantai lainnya (Habibie, 2008).

Pembangunan pelabuhan/dermaga harus memiliki elevasi lebih tinggi dari HHWL (*Highest High Water Level/ Air Tinggi Tertinggi*) agar ketika pasang tertinggi terjadi, dermaga tersebut tidak tenggelam. Pada bidang pelayaran, jalur pelayaran untuk kapal haruslah lebih rendah dari LLWL (*Lowest Low Water Level/ Air Rendah Terendah*) agar ketika surut terendah, kapal masih bisa berlayar dan dasar kapal tidak mengenai dasar perairan (Ongkosono dan Suyarso, 1989). Peramalan pasang surut sangat dibutuhkan pelabuhan untuk dapat menentukan level air tertinggi dan terendah satu jam ke depan atau beberapa hari ke

depan agar pelabuhan dapat menentukan jenis kapal yang akan masuk dan keluar pelabuhan. Hal ini bertujuan agar pelabuhan dapat melayani arus kapal sesuai dengan level air di pelabuhan pada saat pasang dan surut terjadi.

*Artificial Neural Network* (ANN) merupakan salah satu representasi jaringan *neural* buatan dari otak manusia yang selalu mencoba mensimulasikan proses pembelajaran pada otak manusia tersebut. Istilah buatan di sini digunakan karena jaringan saraf ini diimplementasikan dengan menggunakan program komputer yang mampu menyelesaikan sejumlah proses perhitungan selama proses pembelajaran (Kusumadewi, 2004). Peneliti sebelumnya telah membuktikan keandalan model ANN untuk meramalkan fenomena hidrologi seperti Menna & Agrawal (2015) yang meramalkan pasang surut di daerah Chennai dan Cochin dengan hasil penelitian menggunakan model ANN menghasilkan nilai korelasi yang sangat kuat antara nilai prediksi dan pengamatan dengan nilai korelasi 0.9998 dan 0.9986.

Melihat keberhasilan beberapa peneliti sebelumnya dalam menggunakan pendekatan ANN sebagai model peramalan fenomena hidrologi, maka dirasa perlu untuk menguji keandalan model ANN dalam memprediksi pasang surut yang sejauh ini penelitian peramalan pasang surut hanya memakai metode lama yang sangat sering digunakan seperti metode Admiralty. Untuk membangun model ANN, peneliti menggunakan data pasang surut berupa data pengukuran di Pelabuhan Tanjung Buton, Desa Sungai Rawa Kabupaten Siak pada tahun 2004. Diharapkan pemodelan ANN ini akan memberikan hasil lebih baik dibandingkan metode lainnya agar dapat menjadi referensi baru sebagai model peramalan pasang surut yang handal.

### Tujuan dan Manfaat

Tujuan penelitian ini adalah membangun model ANN untuk memprediksi tinggi pasang surut yang handal dan melihat seberapa keakuratan dalam meramalkan pasang surut. Sedangkan manfaat dari penelitian ini adalah agar menjadi salah satu alternatif dalam memprediksi pasang surut yang lebih baik dan akurat serta dapat menjadi sumber informasi kepada pihak pelabuhan dalam memperkirakan besarnya pasang surut.

## 2. Metodologi Penelitian

Secara sederhana skema penelitian ini adalah seperti Gambar 1.



Gambar 1. Skema Model ANN

$h_n$  adalah data pengukuran tinggi pasang surut hari ini sebagai *input* dan  $h_{n+1}$  adalah data pengukuran tinggi pasang surut satu jam ke depan sebagai data target. Dengan menggunakan ANN yang terdapat pada pemrograman, dibuatlah model untuk mensimulasikan sistem di atas dengan

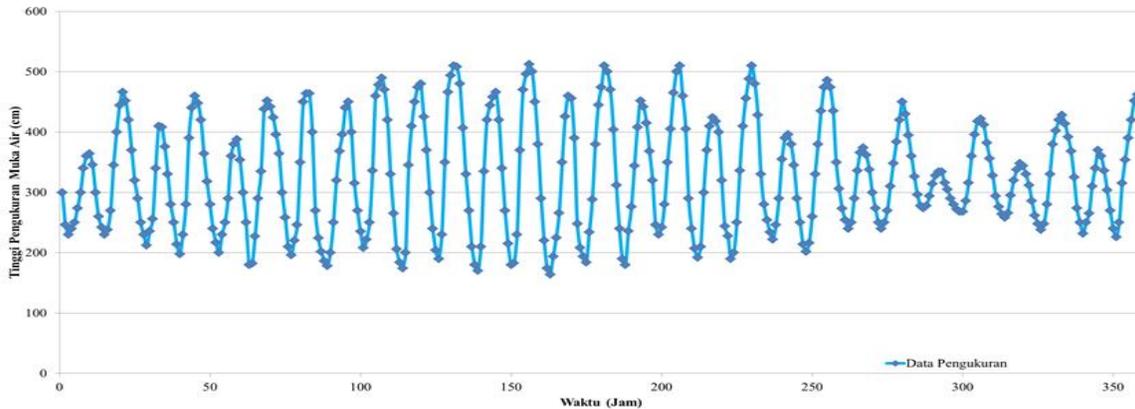
$h_n$  sebagai data input dan  $h_{n+1}$  sebagai target sehingga dihasilkan suatu model.

Membangun model ANN dengan metode pembelajaran *algoritma backpropagation* menggunakan data pengukuran pasang surut berupa data jam-jaman selama 15 hari mulai dari tanggal 8 Agustus 2004 sampai 22 Agustus 2004 dengan titik pengamatan yang berada di Desa Sungai Rawa Kabupaten Siak pada posisi 102°17'48" BT dan 0°56'14" LU. Data penelitian pasang surut dapat dilihat pada Gambar 2.

Simulasi pembagian jumlah data dibuat untuk membangun model ANN dengan empat kombinasi, yaitu simulasi 1 [60% data membangun model untuk pelatihan dan 40% data membangun model untuk pengujian], simulasi 2 [65% data membangun model untuk pelatihan dan 35% data membangun model untuk pengujian], simulasi 3 [70% data membangun model untuk pelatihan dan 30% data membangun model untuk pengujian], simulasi 4 [80% data membangun model untuk pelatihan dan 20% data membangun model untuk pengujian]. Data membangun model berjumlah 300 data dan untuk validasi menggunakan seluruh data utama serta 60 data lainnya digunakan untuk proses prediksi dalam membangun model ANN.

Model ANN akan dibangun dengan memberikan nilai parameter yang terbaik agar hasil peramalan yang didapat menunjukkan nilai korelasi yang optimal.

Setelah model ANN selesai, selanjutnya melakukan proses analisis hasil peramalan yang dilakukan setelah *running* data. Untuk melakukan analisis hasil, peneliti menggunakan tiga nilai uji parameter statistik, yaitu koefisien korelasi, *Root Mean Square Error* (RMSE), dan uji parameter statistik kesalahan relatif.



Gambar 2. Grafik Data Pasang Surut Pelabuhan Tanjung Buton

Sugiyono (2006) mengelompokkan nilai korelasi dalam beberapa kategori yaitu terdapat pada Tabel 1.

Tabel 1. Tingkat Kekuatan Nilai Korelasi Berdasarkan Interval

Interval Koefisien	Tingkat Hubungan
0.800 – 1.000	Sangat Kuat
0.600 – 0.799	Kuat
0.400 – 0.599	Cukup
0.200 – 0.399	Rendah
0.000 – 0.199	Sangat Rendah

Sumber: (Sugiyono,2006)

### Pelatihan ANN

Data pelatihan yang berisi kombinasi dari 60%, 65%, 70%, 80% dari total jumlah dari data tinggi pasang surut yang ada. Data pelatihan yaitu data yang digunakan untuk mendapatkan bobot parameter yang optimal dengan melakukan kalibrasi parameter dengan beberapa percobaan dengan parameter yang berbeda.

### Pengujian ANN

Pengujian digunakan untuk mengetahui apakah model ANN yang telah dibangun bisa diaplikasikan untuk data yang lain atau hanya terbatas untuk data pelatihan saja. Pengujian dilakukan dengan memberikan *input* berupa sebagian dari data yang tidak diikutsertakan dalam proses pelatihan

dengan menggunakan kombinasi 20%, 30%, 35%, dan 40%. Tahap-tahap melakukan proses pengujian adalah hampir sama dengan tahap-tahap pada proses pelatihan, perbedaannya terletak dari jumlah data yang digunakan.

### Validasi ANN

Validasi bertujuan untuk membuktikan hasil yang dibuat adalah konsisten sehingga model ANN tersebut bisa digunakan untuk memprediksi tinggi pasang surut dan melihat seberapa besar korelasi antara hasil prediksi dengan hasil sebenarnya.

### Prediksi Pasang Surut

Prediksi pasang surut didapatkan dari model yang telah dibuat dari proses pelatihan, pengujian dan validasi. Dari hasil prediksi pasang surut ini akan dibandingkan dengan tinggi pasang surut aktual tanggal 23/08/2004 pukul 00.00 WIB sampai tanggal 22/08/2004 pukul 23.00 WIB.

## 3. HASIL PENELITIAN

### Pelatihan 1 (data 60 %)

Percobaan dilakukan dengan menggunakan 60% dari jumlah data lalu data yang telah dibangun dimasukkan pada pemrograman ANN dan sebelum menentukan parameter parameter ANN harus menentukan fungsi-fungsi yang berpengaruh pada pemodelan ANN, yaitu:

1) Fungsi *Training, Learning*, dan Kinerja  
Penelitian ini fungsi *training* dan *learning* dibatasi dengan menggunakan fungsi *traingdx* dan *learnngdm*, fungsi ini sudah dibuktikan dalam penelitian sebelumnya oleh Mahyudin (2013) dan Tarigan, G.H (2014), dimana menghasilkan nilai korelasi yang optimal.

Fungsi pelatihan yang digunakan yaitu *epoch, gradient descent* dengan momentum dan *adaptive learning rate (traingdx)*, fungsi ini akan memperbaiki bobot-bobot berdasarkan *gradient descent* dengan *learning rate* yang bersifat *adaptive* dan menggunakan momentum. Dimana perubahan *learning rate* mempengaruhi model ANN yang akan dibangun dalam menghasilkan korelasi yang diharapkan. Apabila *learning rate* terlalu tinggi maka algoritma menjadi tidak stabil. Sangat sulit untuk menentukan berapa nilai *learning rate* yang optimal sebelum proses pelatihan berlangsung. Pada kenyataannya, nilai *learning rate* yang optimal ini akan terus berubah selama proses pelatihan seiring dengan berubahnya nilai fungsi kinerja. Pada fungsi *traingdx*, nilai *learning rate* akan diubah selama proses pelatihan untuk menjaga agar algoritma ini stabil selama proses pelatihan.

Fungsi pelatihan *traingdx*, pada dasarnya sama dengan fungsi pelatihan standar dengan beberapa perubahan. Pertama dihitung 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 yang lama melebihi maksimum kenaikan kinerja (*max\_erf\_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 ketidakstabilan, maka *learning rate* akan diturunkan. Sebaliknya apabila *learning rate* terlalu kecil untuk menuju konvergen, maka *learning rate* akan dinaikkan. Dengan demikian, maka algoritma pembelajaran akan tetap terjaga pada kondisi yang stabil.

Fungsi pembelajaran *learnngdm* adalah untuk merespon gradient lokal dan mempertimbangkan kecenderungan yang baru saja terjadi pada permukaan *error*. Besarnya perubahan bobot ini dipengaruhi oleh suatu konstanta yang dikenal dengan nama momentum (*mc*) yang bernilai antara 0 sampai 1. Dengan demikian, apabila  $mc = 0$ , maka perubahan bobot hanya akan dipengaruhi oleh gradiennya. Namun apabila  $mc = 1$ , maka perubahan bobot akan sama dengan perubahan bobot sebelumnya.

Fungsi kinerja yang digunakan yaitu *Mean Square Error (MSE)*, fungsi ini adalah fungsi kinerja yang paling sering digunakan untuk *backpropagation*. Fungsi ini akan mengambil rata-rata kuadrat *error* yang terjadi antara *output* jaringan dan target.

## 2) Fungsi Aktifasi

Fungsi aktivasi pada *algoritma backpropagation* yaitu *logsig, tansig*, dan *purelin*. Fungsi aktivasi sangat mempengaruhi kinerja model ANN yang dibangun dalam menghasilkan nilai korelasi pada tiap lapisan (*layer*). Pada penelitian ini digunakan fungsi aktifasi *logsig* dan *purelin*, dimana fungsi aktifasi ini sudah dibuktikan peneliti sebelumnya oleh Mahyudin (2013) dan Tarigan, Gian Habriandi (2014) dengan hasil korelasi yang optimal. Adapun fungsi aktivasi ini dibagi pada lapisan *input* (1) menggunakan *logsig* dan lapisan *output* (2) *purelin*.

Fungsi aktivasi yang digunakan yaitu *logsig* pada lapisan 1, serta *purelin* pada lapisan 2. *Logsig* atau fungsi sigmoid biner adalah fungsi yang digunakan untuk ANN yang dilatih menggunakan metode *backpropagation*. Fungsi ini memiliki nilai pada range 0 sampai 1 dan sering digunakan ANN yang membutuhkan nilai *output* yang terletak antara interval 0 sampai 1. Fungsi ini memiliki sifat non-liner sehingga baik untuk menyelesaikan permasalahan dunia nyata yang kompleks. Sedangkan *purelin* atau fungsi linear adalah fungsi identitas yang mempunyai nilai keluaran sama dengan nilai masukan. Pemilihan fungsi aktivasi disesuaikan dengan permasalahan yang diamati serta algoritma pelatihan yang digunakan.

Pelatihan algoritma *feed-forward backpropagation* yaitu perhitungan maju untuk menghitung *error* antara keluaran aktual dan target, dan perhitungan mundur untuk yang mempropagasikan balik *error* tersebut untuk memperbaiki bobot-bobot sinaptik pada semua *neuron* yang ada. Perhitungan maju dan mundur dilakukan berulang-ulang sebanyak *epoch* (iterasi) yang kita tetapkan hingga mencapai nilai *error* yang kita inginkan. Kemudian *layer* yang digunakan ditetapkan sebanyak 2 lapisan dengan 10 *neuron* yang telah ditetapkan pada awal penelitian ini.

Tahapan-tahapan pelatihan ini dilakukan percobaan dengan beberapa jumlah *epoch* yang berbeda, yaitu 1000,1500,2000,2500, dan 3000 untuk membangun model ANN. Hasil pelatihan yang menghasilkan nilai korelasi yang optimal yaitu pada *epoch* 1000 dengan menggunakan nilai *lr* dan *mc default*. Berdasarkan aturan yang berlaku pada ANN bahwa semakin banyak *epoch* yang dilakukan maka tingkat kesalahan *output* akan semakin kecil. Namun jika *epoch* yang digunakan terlalu banyak maka proses pembelajaran akan membutuhkan waktu yang lama sehingga akan mengurangi efisiensi dari ANN.

Hasil korelasi pelatihan dengan melakukan *epoch* sebanyak 1000 kali merupakan hasil yang paling optimal dari beberapa percobaan yang telah dilakukan. Adapun hasil percobaan menggunakan beberapa variasi *epoch* yang telah dilakukan dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Hasil Korelasi (R) terhadap perubahan nilai *epoch*

Epoch	Waktu (detik)	MSE	Korelasi (R)
1000	3	2130	0.881
1500	4	2290	0.881
2000	7	2270	0.881
2500	8	2260	0.881
3000	9	2260	0.881

Tabel2 tidak ada perubahan signifikan nilai korelasi dari masing-masing percobaan yaitu sebesar 0.88129. Berdasarkan kriteria nilai R pada Tabel 1, maka model ANN hasil pelatihan tergolong pada tingkat korelasi yang sangat kuat dan tingkat kesalahan yang dihasilkan relatif besar dengan nilai MSE = 2130 jika *epoch* terlalu banyak maka proses pembelajaran akan membutuhkan waktu yang lama sehingga akan mengurangi efisiensi dari ANN itu sendiri.

### Pelatihan 2 (data 60 %)

Berikut ini adalah hasil tabulasi pelatihan yang dilakukan dengan parameter *learning rate (lr)* yang berbeda dapat dilihat pada Tabel 3.

Tabel 3. Hasil Korelasi (R) terhadap perubahan nilai *learning rate*

Learningrate	Waktu (detik)	MSE	Korelasi (R)
0,1	3	2310	0.88171
0,2	3	2310	0.88137
0,3	3	2310	0.88173
0,4	3	2310	0.88084
0,5	3	2320	0.88090

Tabel 3 menunjukkan tidak ada perbedaan yang signifikan pada perubahan antara waktu, MSE, dan korelasi. Hanya saja pada *learning rate* 0.3 menunjukkan hasil korelasi terbesar yaitu 0.88173 dari parameter-parameter lainnya. Jadi dipilih nilai *learning rate* 0.3 untuk dilakukan ketahap selanjutnya.

### Pelatihan 3 (data 60 %)

Hasil dari beberapa percobaan terhadap beberapa nilai Momentum (*mc*) yang berbeda dapat dilihat pada Tabel 4.

Tabel 4. Hasil Korelasi (R) terhadap perubahan nilai momentum.

Momentum	Waktu (detik)	MSE	Korelasi (R)
0.5	3	2340	0.88011
0.6	3	2330	0.87981
0.7	3	2330	0.8807
0.8	3	2320	0.88085
0.9	3	2310	0.88171

Tabel 4 menunjukkan tidak ada perbedaan yang signifikan pada perubahan antara waktu, MSE, dan korelasi. Hanya saja pada momentum 0.9 menunjukkan hasil korelasi terbesar yaitu 0.88171 dari parameter-parameter lainnya. Jadi dipilih nilai momentum yang terbaik yaitu sebesar 0,9 untuk dilakukan ketahap selanjutnya.

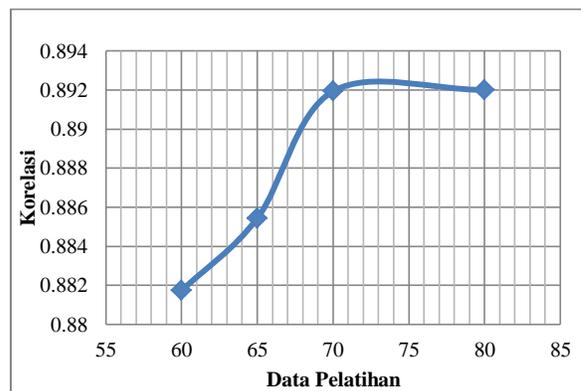
### Pelatihan 4

Adapun parameter yang digunakan yaitu epoch = 1000, *lr* = 0.3 dan *Mc* = 0.9 dengan propertis yang sama dengan pelatihan sebelumnya yang telah ditetapkan pada algoritma *backpropagation*..

Hasil pelatihan ANN algoritma *backpropagation* menggunakan variasi data yang berbeda dapat dilihat pada Tabel 5 dan Gambar 3.

Tabel 5. Hasil Korelasi R Menggunakan Variasi Data Pelatihan

Data Pelatihan	Fungsi Aktivasi	Fungsi Pelatihan	Fungsi Pembelajaran	R
60	Logsig-Purelin	Traingdx	Learngdm	0.881
65	Logsig-Purelin	Traingdx	Learngdm	0.885
70	Logsig-Purelin	Traingdx	Learngdm	0.891
80	Logsig-Purelin	Traingdx	Learngdm	0.892



Gambar 3. Perbandingan Korelasi Tiap Variasi Data Pelatihan

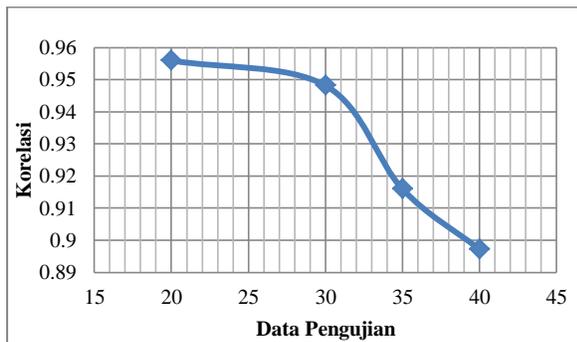
Tabel 5 dan Gambar 3 menunjukkan proses pelatihan data, semakin banyak data yang digunakan untuk pelatihan maka akan menyebabkan nilai korelasi semakin besar, namun dapat dilihat pada variasi pelatihan 65% ke 70% perubahan korelasi yang terjadi masih lumayan besar, sedangkan pada variasi data 70% ke 80% perubahan nilai korelasi tidak begitu signifikan. Dari keempat variasi data pelatihan menunjukkan bahwa pelatihan dengan menggunakan data 80% lebih baik dari 70%.

### Pengujian

Hasil pengujian ANN algoritma *backpropagation* menggunakan variasi data yang berbeda dapat dilihat pada Tabel 6 dan Gambar 4.

Tabel 6. Hasil Korelasi R Menggunakan Variasi Data Pengujian

Data Pengujian	Fungsi Aktivasi	Fungsi Pelatihan	Fungsi Pembelajaran	R
40	Logsig-Purelin	Traingdx	Learngdm	0.897
35	Logsig-Purelin	Traingdx	Learngdm	0.915
30	Logsig-Purelin	Traingdx	Learngdm	0.948
20	Logsig-Purelin	Traingdx	Learngdm	0.955



Gambar 4. Perbandingan Korelasi Tiap Variasi Data Pengujian

Tabel 6 dan Gambar 4 menunjukkan bahwa proses pengujian berbanding terbalik dengan proses pelatihan, semakin sedikit data yang digunakan untuk pengujian, maka semakin besar nilai korelasinya, perubahan korelasi pada pengujian 35% ke 30% perubahan korelasi masih lumayan besar, sedangkan pada pengujian 30% ke 20% perubahan korelasi tidak begitu signifikan.

### Validasi dan Prediksi Tinggi Pasang Surut

Adapun tahap-tahap dan variable yang digunakan sama dengan proses pelatihan dan pengujian sehingga didapat hasil proses validasi yaitu:

- Jumlah *epoch* (perulangan) = 1000 iterasi
- Lama proses pembelajaran = 2 detik
- Nilai *error* yang terjadi/MSE = 2130
- Nilai korelasi = 0.93769

Hasil validasi menunjukkan nilai korelasi sebesar 0.93769 sehingga berdasarkan kriteria nilai korelasi pada Tabel 1 maka model ANN tergolong pada tingkatan korelasi yang sangat kuat dan tingkat kesalahan tergolong kecil dengan nilai MSE sebesar 2130.

Adapun proses prediksinya yaitu sebagai berikut:

X (Observasi) = data tinggi pasang surut dari tanggal 20 Agustus 2004 jam 12.00 WIB sampai tanggal 22 Agustus 2004 jam 23.00 WIB

*Network1* = model prediksi  
 Y (*Outout*) = sim (*Network1*,X)  
 = hasil prediksi data tinggi pasang surut dari tanggal 20 Agustus 2004 jam 12.00 WIB sampai tanggal 22 Agustus 2004 jam 23.00 WIB.

Tabel 6. Perbandingan Hasil Simulasi Model ANN

Simulasi	Korelasi (R)	RMSE	Kesalahan Relatif (%)
Simulasi 1 (60-40)	0.8746	0.4410	11.7879
Simulasi 2 (65-35)	0.8765	0.4376	11.6036
Simulasi 3 (70-30)	0.8772	0.4365	11.6533
Simulasi 4 (80-20)	0.8774	0.4361	11.5681

Tabel 6 menunjukkan bahwa dari keempat kategori penilaian simulasi yang terbaik adalah simulasi 4 karena memiliki nilai kesalahan terkecil jika dibandingkan dengan simulasi lainnya. Simulasi 4 menggunakan perbandingan data pelatihan (*training*) dan pengujian (*testing*) sebesar 80:20. Hasil ini menunjukkan bahwa perbandingan data pelatihan dan pengujian sesuai dengan perbandingan simulasi yang sering digunakan dalam penelitian yang menggunakan model ANN seperti yang sudah diteliti sebelumnya oleh Tarigan, Gian Habriandi (2014).

#### 4. Kesimpulan

1. Proses kalibrasi model ANN pada pelatihan dengan data tinggi pasang surut di pelabuhan Tanjung Buton menunjukkan bahwa parameter-parameter kalibrasi  $epoch = 1000$ ,  $lr = 0.3$ , dan  $mc = 0.9$  merupakan parameter yang memberikan nilai korelasi optimal dan  $error$  terkecil.
2. Proses kalibrasi model ANN dengan 4 variasi data pelatihan  $80\% = 0.89201$  dan pengujian  $20\% = 0.95596$ .
3. Hasil verifikasi data terbaik adalah dengan simulasi (80-20) dengan nilai R adalah  $0.87742$  dan nilai RMSE adalah  $0.4362$ . Berdasarkan klasifikasi nilai R, model tersebut mempunyai tingkat korelasi sangat kuat dengan nilai koefisien korelasi berada pada  $0.8 < R \leq 1$ .

#### 5. Daftar Pustaka

- Habibie, Rahman. (2008). *Prakiraan Pasang Surut dengan Metode Last Square (Studi Kasus Pelabuhan Tanjung Buton)*. Skripsi. Pekanbaru: Fakultas Teknik Universitas Riau.
- Kusumadewi, S. (2004). *Membangun Jaringan Syaraf Tiruan Menggunakan MATLAB & EXEL LINK*. Yogyakarta: Graha Ilmu.
- Mahyudin. (2013). *Model Prediksi Liku Kalibrasi Menggunakan Pendekatan Jaringan Saraf Tiruan (JST)*. Tugas akhir jurusan Teknik Sipil. Pekanbaru : Universitas Riau
- Meena, B.L, & Agrawal, J.D. (2015) *Tidal Level Forecasting Using ANN*. Jurnal. India: IIT Madras.
- Ongkosono dan Suyarso. (1989). *Asean-Australia Cooperativr Programs on Marine Science Project Tides and Tidal Phenomena, Pasang Surut*. Jakarta: Lembaga Ilmu Pengetahuan Indonesia Pusat Penelitian dan Pengembangan Oseanologi.
- Tarigan, G.H. (2014). *Analisa Prediksi Data Debit Runtun Waktu Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Algoritma Backpropagation*. Tugas akhir jurusan Teknik Sipil. Pekanbaru : Universitas Riau