

# PENGEMBANGAN MODEL HIDROLOGI RUNTUN WAKTU UNTUK PERAMALAN DEBIT SUNGAI MENGGUNAKAN *DAUBECHIES WAVELET – ADAPTIVE NEURO FUZZY INFERENCE SYSTEM* (STUDI KASUS: SUB DAS SIAK BAGIAN HULU)

Imam Suprayogi<sup>1</sup>, Manyuk Fauzi<sup>2</sup>, dan Eki Efrizal<sup>3</sup>

<sup>1,2</sup> Program Studi Teknik Sipil Jurusan Teknik Sipil, Fakultas Teknik, Universitas Riau

<sup>3</sup> Program Pascasarjana Jurusan Teknik Sipil Bidang Konsentrasi Hidroteknik Fakultas Teknik, Universitas Riau

[drisuprayogi@yahoo.com](mailto:drisuprayogi@yahoo.com)

## ABSTRAK

Tujuan utama penelitian adalah mengembangkan model hidrologi runtun waktu untuk kebutuhan peramalan debit sungai sehingga akan diperoleh informasi yang akurat untuk dapat dijadikan sebagai pengamatan dalam beberapa waktu ke depan di suatu titik kontrol penampang sungai berbasis softcomputing. Metode pendekatan yang digunakan dalam penelitian ini adalah menggunakan *Daubechies Wavelet* dan *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System*. Data pendukung penelitian diperoleh dari pencatatan Pos Duga Air Otomatis Stasiun Pantai Cermin yang berupa *stage hydrograph* dari tahu 2002–2012, yang selanjutnya data tersebut ditransformasikan menjadi data debit harian dengan menggunakan persamaan *rating curve* yang disusun oleh Balai Wilayah Sungai (BWS) III Sumatera Provinsi Riau. Hasil utama penelitian membuktikan bahwa hasil ketepatan dari model peramalan hidrologi runtun waktu debit sungai menggunakan program bantu MATLAB 7 yang diuji menggunakan kriteria parameter statistik koefisien korelasi ( R ) memiliki jangkauan ketepatan peramalan untuk satu hari ke depan ( t + 1 ) sebesar 0.9483.

**Kata kunci:** Adaptive Neuro Fuzzy Inference System, Daubechies Wavelet, debit sungai, model, peramalan.

## 1. PENDAHULUAN

Peramalan aliran sungai dalam suatu proses hidrologis memiliki peran yang penting agar dapat menghasilkan manajemen, perencanaan, dan penggunaan sumber daya air secara akurat dan berkelanjutan. Untuk keperluan analisa hidrologi diperlukan data hidrologi yang panjang, tetapi sering dijumpai data yang tersedia tidak lengkap atau bahkan tidak ada sama sekali. Sesuai dengan karakteristik fenomena hidrologi suatu daerah pengaliran sungai, aliran sungai berubah-ubah tidak beraturan, oleh karena itu sulit untuk meramalkan besarnya debit yang melintasi penampang sungai secara pasti pada suatu saat tertentu. Untuk mendekati fenomena tersebut maka perlu dikembangkan suatu analisa sistem hidrologi dengan menggunakan model yang merupakan penyederhanaan kenyataan alam yang sebenarnya (Hadihardaja dkk, 2005).

Banyak fenomena keteknikan dan alam yang sulit dan rumit, yang perlu didekati (diprediksi) dengan model fisik dan/atau model matematik, sehingga dalam kesehariannya para ilmuwan akan selalu bergelut dengan pemodelan. Dalam pemodelan, tentu mengandung ketidaksemaan atau kesalahan. Kesalahan tersebut mungkin dikarenakan skemanya, asumsi-asumsi, ataupun karena faktor manusianya (Pratikto, 1999). Kesalahan merupakan bentuk ketidakberdayaan ilmuwan atas ketidakmampuannya dalam menerangkan seluruh fakta yang diperoleh merangkai dalam sebuah model. Tugas utama ilmuwan adalah bagaimana menerangkan suatu fakta/fenomena suatu model sedemikian hingga akan mempunyai kesalahan sekecil-kecilnya (Iriawan, 2005).

Pada dekade terakhir ini, model *softcomputing* sebagai cabang dari ilmu kecerdasan buatan diperkenalkan sebagai alat peramalan seperti sistem berbasis pengetahuan, sistem pakar, logika *fuzzy*, *artificial neural network* (ANN) dan algoritma genetika (Purnomo, 2004). Dasar pemilihan model *softcomputing* sebagai *tool* dalam pemodelan sistem, pemodelan *softcomputing* sangat menguntungkan bekerja pada sistem tak linier yang cukup sulit model matematikanya, serta fleksibilitas parameter yang dipakai yang biasa merupakan kendala pada *tool* yang lain (Purnomo, 2004).

Adakalanya komponen-komponen utama dari *softcomputing*, saling dipadupadankan untuk mendapatkan algoritma yang lebih sempurna. Pada tahun 1993, Roger Jang dari Departemen Teknik Listrik dan Ilmu Komputer dari Universitas California, Amerika Serikat mengembangkan system *hybrid* antara *fuzzy logic* dan ANN yang menghasilkan system *neuro fuzzy* struktur ANFIS. Masih menurut Roger Jang mengusulkan untuk melakukan pemilihan parameter fungsi keanggotaan dengan bantuan ANN. Dengan menggunakan cara ini maka perancangan fungsi keanggotaan tidak lagi dilakukan secara manual sesuai kepakaran yang ingin dimasukkan ke dalam sistem cerdas melainkan menggunakan aturan pembelajaran berdasarkan data latih (Jang, 1993).

Sistem *neuro fuzzy* merupakan pengembangan dari teori logika *fuzzy* yang sudah ada terlebih dahulu. Permasalahan mendasar pada sistem *fuzzy* adalah pada saat penentuan fungsi keanggotaan, dimana aturan dibuat berdasarkan fungsi keanggotaan yang telah dirancang. Oleh karena itu, jika salah dalam menentukan fungsi keanggotaan yang tepat dalam mewakili sistem yang ditangani maka sistem *fuzzy* menjadi kurang handal. Jika diterapkan di dalam sistem peramalan maka sistem ini menimbulkan kesalahan peramalan (Jang, 1993). Penerapan algoritma ANFIS dalam bidang rekayasa keairan sudah dilakukan oleh Puoch (2012) melakukan penelitian untuk kebutuhan peramalan banjir tiga hari ke depan di Sungai Mekong, Myanmar. Hasil penelitian membuktikan bahwa model ANFIS memiliki jangkauan ketepatan peramalan yang akurat bila dibandingkan menggunakan *Multiple Linear Regression* (MLR).

Sebelum dilakukan proses peramalan dengan ANFIS, diduga bahwa data mentah runtun waktu masih mempunyai pola-pola tersembunyi yang dipengaruhi oleh variabel waktu, misalnya pola *trend*, musiman, siklus atau random. Pola-pola ini dapat menjadi masukan tambahan bagi ANFIS, sehingga diharapkan kemampuan ANFIS untuk melakukan proses peramalan dapat meningkat (Yustanti, 2004). Tujuan utama penelitian adalah mengembangkan model peramalan debit sungai dengan melakukan pola penggabungan antara Transformasi Wavelet yang berfungsi sebagai proses filtering data dan ANFIS yang memiliki spesifik generik dalam proses peramalan meningkatkan unjuk kerja model, sehingga dari hasil peramalan tersebut akan diperoleh informasi debit aliran sungai yang akurat untuk dapat digunakan sebagai pengamatan dalam waktu satu hari ke depan pada suatu titik kontrol di Sungai Siak.

## Metode Transformasi Wavelet

Proses dekomposisi dan rekonstruksi dilakukan sebelum proses peramalan, asumsi yang digunakan adalah bahwa data yang akan dipelajari dalam arsitektur ANFIS yang telah ditentukan merupakan data yang sudah dihilangkan *noise*-nya, bukan koefisien waveletnya. Algoritma dekomposisi dapat dilihat sebagai berikut.

1. Pilih fungsi wavelet.
2. Masukkan level dekomposisi ( $j$ )
3. IF  $\text{mod}(N/2^j) = 0$  THEN langkah 4 ELSE ulangi langkah 2
4. Menghitung nilai koefisien wavelet yaitu koefisien Aproksimasi (A) dan koefisien Detail (D)
5. Plot nilai koefisien wavelet ( $cA$  dan  $cD$ ) yang diperoleh untuk mengetahui kesesuaian pola datanya terhadap data asli.

Proses penghilangan *noise* (*denoised*) dapat dilakukan dengan cara menggunakan nilai *threshold* tertentu untuk melakukan filter terhadap data koefisien detail (*high-pass component*) kemudian direkonstruksi kembali menjadi bentuk awal, atau rekonstruksi dilakukan hanya dari koefisien aproksimasi saja, komponen detail tidak diikuti dalam proses rekonstruksi. Algoritma yang digunakan dalam penelitian ini adalah:

1. IF proses *thresholding*  
THEN `thr = ddencomp('den','wv',pn)`  
`dswd = wthresh(swd,'s',thr);`  
ELSE `dswd = zeros(size(swa));`
2. Menyusun kembali ke data asli

$$x(t) = \sum_{k \in \mathbb{Z}} a_{j,k} \phi_{j,k}(t) + \sum_{j \in \mathbb{Z}} \sum_{k \in \mathbb{Z}} d_{j,k} \psi_{j,k}(t)$$

Dengan:

$X(t)$  = data time series ke- $t$ ,  $t=1,1,\dots,N$

$a_{j,k}$  = koefisien aproksimasi (A)

$d_{j,k}$  = koefisien detail (D)

$$\phi_{j,k}(t) = 2^{-j/2} \phi(2^{-j}t - k)$$

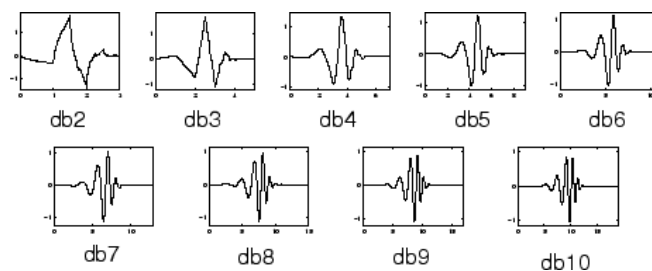
$$\psi_{j,k}(t) = 2^{-j/2} \psi(2^{-j}t - k)$$

Pada algoritma di atas, data yang direkonstruksi adalah murni data koefisien detail dan aproksimasi. Dalam penelitian ini digunakan prosedur *thresholding* untuk menyaring komponen detail (*high-pass*) yang dianggap mempunyai pengaruh yang penting dalam penentuan pola data time series. Cara perhitungan *threshold* menggunakan prinsip *SURE*. Berdasarkan hasil penelitian Donoho dan Johnstone, proses *thresholding* dengan menggunakan prinsip *SURE* dapat menghasilkan nilai error (residual) yang mendekati kondisi *white noise* atau *gaussian noise*. Karena pada peramalan data time series diharapkan residual memenuhi kondisi *white noise* maka digunakan kalkulasi *threshold* yang dikembangkan oleh Donoho dan Johnstone (Donoho dkk, 1994).

### Konsep Denoising dengan Wavelet

Pendekatan klasik untuk *denoising time series* berasal dari analisis Fourier yang mengasumsikan bahwa noise merupakan bentuk lain dari getaran pada frekuensi tinggi. Dengan pemikiran ini, suatu *time series* pada dasarnya dapat didekomposisi kedalam bentuk gelombang sinus dari frekuensi berbeda dan apabila dilakukan proses penghilangan *noise*, maka hanya data frekwensi rendah yang akan ditinggalkan dalam pola *time series*. Transformasi Wavelet untuk penghilangan *noise* (*denoising*) mengasumsikan bahwa analisis *time series* pada resolusi yang berbeda mungkin dapat memisahkan antara bentuk sinyal asli (pola data sebenarnya) dengan *noise*-nya.

Sebelum dilakukan proses peramalan data runtun waktu debit aliran sungai sebagai input model ANFIS terlebih dahulu dilakukan proses penyaringan data menggunakan Metode Transformasi Wavelet. Transformasi Wavelet Diskrit memiliki keluarga diantaranya adalah Haar, Daubechies, Symlets, Coiflets. Wavelet Daubechies merupakan salah satu jenis Transformasi Wavelet Diskrit yang paling terkenal dan banyak dipergunakan dalam bidang citra digital, audio, kelistrikan dan hal-hal lain yang berhubungan dengan penggunaan sinyal. Wavelet Daubechies merupakan penyempurnaan dari Wavelet Haar yang memiliki panjang Wavelet dua kali dari ordenya ( $2N$ ). Wavelet Daubechies disingkat dengan db diikuti dengan jumlah ordenya, misalnya db5 untuk wavelet Daubechies yang mempunyai orde 5. Dalam setiap orde, Wavelet Daubechies memiliki level dalam tingkatan dekomposisinya. Angka level dari Wavelet Daubechies menunjukkan berapa kali sinyal akan melakukan proses dekomposisi seperti yang disajikan pada Gambar 1 di bawah ini.



Gambar 1. Fungsi Wavelet Daubechies Berdasarkan Orde-nya

lain. Informasi ini akan diterima oleh neuron yang lain jika memenuhi batasan tertentu, yang sering dikenal dengan nilai ambang (*threshold*) yang dikatakan teraktivasi (Yustanti, 2004).

## Diskripsi Metode ANFIS

ANFIS adalah arsitektur secara fungsional sama dengan *fuzzy rule base* model Sugeno. Dikatakan Fausset (1996), keunggulan sistem dari ANN adalah kemampuan belajar terhadap informasi numerik melalui algoritma belajar untuk memperbaiki parameter pada fungsi pembobot dan fungsi aktivasinya. Kelebihan inilah oleh Jang dimanfaatkan untuk menentukan parameter fungsi keanggotaan sistem *fuzzy*. Sistem *fuzzy* yang menentukan parameter fungsi keanggotaan dengan memanfaatkan arsitektur ANN dikenal dengan sistem *neuro-fuzzy*. Arsitektur ANFIS juga sama dengan ANN dengan fungsi radial dengan sedikit batasan tertentu. Dipertegas bahwa ANFIS adalah suatu metode yang mana dalam melakukan penyetelan aturan digunakan algoritma pembelajaran terhadap sekumpulan data. Pada ANFIS memungkinkan juga aturan-aturan untuk beradaptasi.

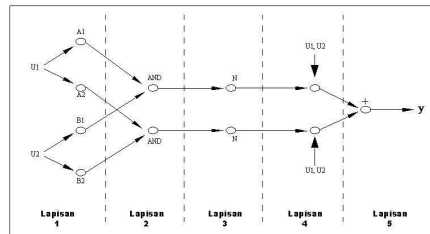
Menurut Jang, et al (1997), misalkan ada 2 input  $x, y$  dan satu output  $z$ . Ada 2 aturan pada basis aturan model Sugeno:

Aturan 1: If  $x$  is  $A_1$  and  $y$  is  $B_1$  then  $f_1 = p_1x + q_1y + r_1$

Aturan 2: If  $x$  is  $A_2$  and  $y$  is  $B_2$  then  $f_2 = p_2x + q_2y + r_2$

Jika  $w$  predikat untuk aturan kedua aturan adalah  $w_1$  dan  $w_2$ , maka dapat dihitung rata-rata terbobot

$$f = \frac{w_1 f_1 + w_2 f_2}{w_1 + w_2} = \bar{w}_1 f_1 + \bar{w}_2 f_2 \quad (1)$$



Gambar 2. Struktur Jaringan ANFIS

Struktur jaringan ANFIS menurut Jang, et al, (1997) terdiri dari lapisan-lapisan sebagai berikut:

**Lapis 1.** Tiap-tiap *neuron*  $i$  pada lapisan pertama adaptif terhadap parameter suatu fungsi aktivasi. *Output* dari tiap neuron berupa derajat keanggotaan yang diberikan oleh fungsi keanggotaan input, yaitu:  $\mu_{A_1}[u_1]$ ,  $\mu_{A_2}[u_2]$  atau  $\mu_{B_1}[u_1]$  atau  $\mu_{B_2}[u_2]$ . Sebagai contoh, misalkan fungsi keanggotaan diberikan sebagai berikut

$$\mu[x] = \frac{1}{1 + \left| \frac{x - c}{a} \right|^{2b}} \quad (2)$$

dimana ( $a_i, b_i, c_i$ ) adalah parameter-parameter. Jika nilai parameter-parameter ini berubah, maka bentuk kurva yang terjadipun akan ikut berubah. Parameter-parameter pada lapisan itu biasanya dikenal dengan nama *premise parameter*.

**Lapis 2.** Tiap-tiap *node* pada *layer* akan mengalirkan sinyal yang datang dan mengeluarkan hasil perkalian tersebut sebagai *output*. Sehingga *node function*-nya dirumuskan:

$$\mu_{A_i}(x) \mu_{B_i}(y), \quad i=1,2 \quad (3)$$

masing-masing *output node* merepresentasikan *firing strength* suatu *rule*. *Node function* pada *layer* ini dapat menggunakan operator *T norm* untuk melakukan operasi *AND*.

**Lapis 3.** Tiap-tiap *node* pada *layer* ini merupakan *node* lingkaran berlabel  $N$ . *Node*  $i$  menghitung rasio *firing strength rule*  $i$  dengan jumlah semua *firing strength rule*.

$$\bar{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2}, \quad i = 1, 2 \quad (4)$$

*Output layer* dikenal dengan *normalized firing strength*.

Hasil ini dikenal dengan nama *normalised firing strength*.

**Lapis 4.** Tiap-tiap *node* ke-  $i$  pada *layer* ini merupakan *node* kotak dengan *node function*:

$$O_i^4 = \bar{w}_i f_i = \bar{w}_i (p_i x + q_i y + r_i) \quad (5)$$

variabel  $w_i$  adalah *output layer* 3, dan  $\{p_i, q_i, r_i\}$  adalah himpunan parameter. Parameter-parameter pada *layer* disebut dengan parameter konsekuen.

**Lapis 5.** Tiap-tiap *node* pada *layer* merupakan *node* lingkaran yang berlabel S yang menghitung total *output* sebagai jumlah dari semua sinyal yang masuk:

$$O_i^5 \text{ overall output} = \sum_i \overline{w_i} f_i = \frac{\sum_i w_i f_i}{\sum_i w_i} \quad (6)$$

### Algoritma Pembelajaran ANFIS

Pada saat *premise parameters* ditemukan, *output* yang terjadi akan merupakan kombinasi linear dari *consequent parameters*, yaitu:

$$f = \frac{w_1}{w_1 + w_2} f_1 + \frac{w_2}{w_1 + w_2} f_2$$

$$f = \overline{w_1}(p_1x + q_1y + r_1) + \overline{w_2}(p_2x + q_2y + r_2)$$

$$f = (\overline{w_1}x)p_1 + (\overline{w_1}y)q_1 + (\overline{w_1})r_1 + (\overline{w_2}x)p_2 + (\overline{w_2}y)q_2 + (\overline{w_2})r_2 \quad (7)$$

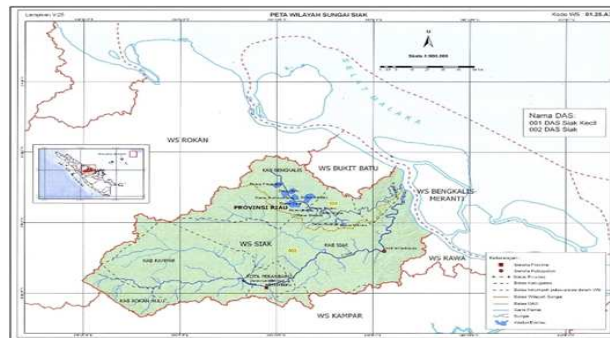
adalah *linear* terhadap parameter *consequent parameter*  $p_1, q_1, r_1, p_2, q_2$  dan  $r_2$ .

Algoritma *hybrid* akan mengatur parameter-parameter  $p_i, q_i, r_i$  secara maju dan akan mengatur parameter-parameter  $(a_i, b_i, c_i)$  secara mundur. Pada langkah maju, input jaringan akan merambat maju sampai pada lapisan keempat, dimana parameter-parameter  $p_i, q_i, r_i$  akan diidentifikasi dengan menggunakan metode *least-square*. Sedangkan pada langkah mundur, *error* sinyal akan merambat mundur dan parameter-parameter  $(a_i, b_i, c_i)$  akan diperbaiki dengan menggunakan metode *gradient descent*. Meskipun dapat menggunakan algoritma *back propagation* atau *gradient descent* untuk mengidentifikasi parameter-parameter pada suatu jaringan adaptif, namun biasanya penggunaan algoritma ini membutuhkan waktu relatif lebih lama untuk konvergen. Pada tahun 1997 Jang menggabungkan antara *steepest descent* dan *least square estimator* untuk mengidentifikasi parameter-parameter linier.

## 2. METODOLOGI

### Lokasi Penelitian

Penelitian ini dilakukan pada DAS Siak bagian Hulu dengan lokasi stasiun duga air otomatis Pantai Cermin. Selanjutnya lokasi penelitian dapat dilihat pada Gambar 3.



Gambar 3. Peta Lokasi Penelitian

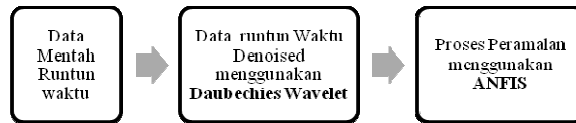
### Data Penelitian

Data yang digunakan dalam penelitian yang bersumber dari Balai Wilayah Sungai (BWS) Sumatera III Provinsi Riau yaitu data sekunder dari pos duga air otomatis Pantai Cermin yang telah dikonversi menjadi debit dari tahun 2002 - 2012 dengan persamaan *rating curve*  $Q = 14,78 \times (H + 0,384)^{1,580}$ .

### Diskripsi Penggabungan Model Transformasi Wavelet – ANFIS

Konsep model yang dibangun untuk kebutuhan peramalan debit sungai adalah menggabungkan antara Transformasi Wavelet dan ANFIS. Model Transformasi Wavelet memiliki keunggulan mereduksi *noise* (*denoise*) pada data runtun waktu sedangkan ANFIS memiliki keunggulan proses peramalan. Dengan menggabungkan antara Transformasi Wavelet yang berfungsi sebagai proses filtering data dan ANFIS memiliki spesifik generik sebagai proses peramalan dengan harapan akan meningkatkan unjuk kerja model.

Diskripsi pola penggabungan antara Transformasi Wavelet dan ANFIS selengkapnya disajikan seperti pada Gambar 4.



Gambar 4. Diskripsi Penggabungan *Daubechies Wavelet* dan ANFIS

### Analisis Penelitian

Analisis penelitian yang dimaksud adalah memodelkan debit aliran di stasiun pos duga air otomatis Pantai Cermin untuk mengetahui jangkauan ketepatan peramalan untuk satu hari ke depan menggunakan yang tahapan analisisnya dilakukan adalah sebagai berikut:

Mempersiapkan data debit aliran yang selanjutnya dilakukan pendistribusian data untuk pengembangan model hidrologi runtun waktu untuk peramalan debit sungai menggunakan Algoritma Daubechies Wavelet - ANFIS (DW-ANFIS) dengan komposisi sebagai berikut.

- a. Proses training data sebanyak 70% dari total data debit dari tahun 2002 – 2010.
  - b. Proses testing data sebanyak 30% dari total data debit dari tahun 2002 – 2010
  - c. Proses checking data sebanyak 100% dari total data debit dari tahun 2002 – 2010
  - d. Proses peramalan data debit dari tahun 2011-2012
1. Penetapan skema untuk membangun model peramalan debit aliran sungai menggunakan ANFIS.
  2. Melakukan input data untuk proses training data sebanyak 70% dari tahun 2002-2012 ke program bantu MATLAB 7.0. Pada proses training data ini dilakukan penyetulan parameter parameter range of influence (ROI) serta jumlah epoch sehingga akan diperoleh nilai koefisien korelasi (R) terbaik untuk berbagai level.
  3. Melakukan input data untuk proses testing data sebanyak 30% dari tahun 2002-2012 ke program bantu MATLAB 7.0. Pada proses testing data dilakukan dengan menguji algoritma berdasarkan parameter-parameter hasil proses training data sehingga akan diperoleh nilai koefisien korelasi (R) untuk berbagai level.
  4. Melakukan input data untuk proses validasi data, yaitu proses terakhir setelah proses training data dan testing data dilaksanakan. Proses validasi dilakukan dengan menggunakan parameter yang sama yang digunakan dalam tahap training data dan dihitung menggunakan keseluruhan data yang ada. Selanjutnya hasil validasi masing – masing skema dihitung koefisien korelasi (R).
  5. Melakukan input data untuk proses peramalan data tahun 2002-2012 ke program bantu MATLAB 7.0. Menetapkan hasil peramalan debit aliran sungai berdasarkan uji parameter statistik koefisien korelasi tertinggi.

### Uji Ketelitian Model

Uji ketelitian model dilakukan menggunakan uji parameter statistik koefisien korelasi (R) yang mengikuti Persamaan 8 sebagai berikut:

$$R = \frac{\sum_{i=1}^{i=N} Q_p Q_m}{\left[ \sum_{i=1}^{i=N} \Delta Q_p^2 \sum_{i=1}^{i=N} \Delta Q_m^2 \right]^{1/2}} \quad (8)$$

$$\Delta Q_p = Q_{pi} - \bar{Q}_p \text{ dan } \Delta Q_{mi} = Q_{mi} - \bar{Q}_{mi}$$

Dengan

$Q_p$  = debit pengukur ( $m^3/dt$ ),

$Q_m$  = debit model ( $m^3/dt$ ) dan

$n$  = jumlah sampel.

Klasifikasi kekuatan derajat hubungan berdasarkan hasil nilai koefisien korelasi disajikan seperti pada Tabel 1.

Tabel 1. Kriteria Nilai Koefisien Korelasi ( R) serta Klasifikasi Derajat Hubungan (Suwarno, 1999)

Nilai Koefisien Korelasi ( R)	Derajat Hubungan
R=0	Tidak Ada Korelasi
0 < R < 0.25	Korelasi Sangat Lemah
0.25 < R < 0.50	Korelasi Cukup
0.50 < R < 0.75	Korelasi Kuat
0.75 < R < 0.99	Korelasi Sangat Kuat
R=1	Sempurna

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

#### Perancangan Model Daubechies Wavelet - ANFIS

Perancangan arsitektur jaringan penggabungan antara metode Daubechies Wavelet - ANFIS disesuaikan dengan format training data, yaitu jaringan dengan satu masukan terdiri dari data hasil pengukuran debit runtun waktu pada saat waktu  $t$  ( $Q_t$ ) yang telah dihilangkan *noise* nya menggunakan Daubechies Wavelet untuk level 1, level 2 dan level 3 dan satu output yaitu debit pada saat waktu ke  $t+1$  ( $Q_{t+1}$ ). Selanjutnya secara matematis dapat diformulasikan dalam bentuk Persamaan 1 sebagai berikut.

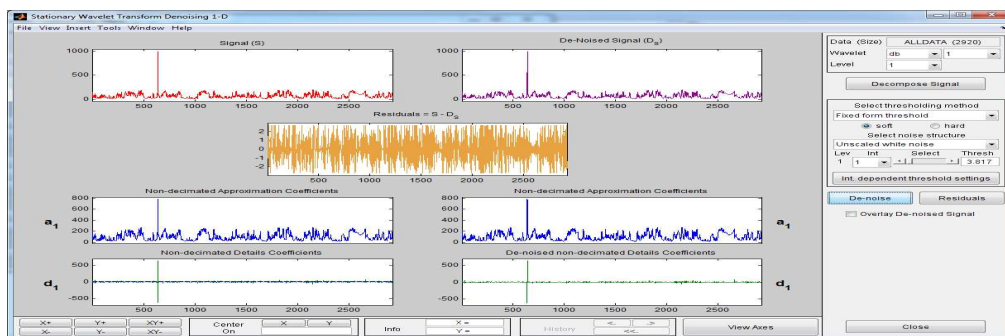
$$Q_{t+1} = f(\text{dBLn } Q_t) \text{ untuk } n=1,2 \text{ dan } 3 \quad (9)$$

Langkah selanjutnya dilakukan penyusunan skema konfigurasi model hidrologi runtun waktu yang diharapkan mampu untuk meramalkan debit sungai untuk satu hari ke depan ( $Q_{t+4}$ ) yang selengkapnya didiskripsikan dalam bentuk pola hubungan antara input dan output yang disajikan seperti pada Tabel 2.

Tabel 2. Skema Model Peramalan Debit Aliran Sungai Menggunakan Metode Daubechies Wavelet - ANFIS

Skema	Input	Output
1	dBL1 $Q_t$	$Q_{t+1}$
2	dBL2 $Q_t$	$Q_{t+1}$
3	dBL3 $Q_t$	$Q_{t+1}$

Proses filter data debit runtun waktu hasil pengukuran dari AWLR Pantai Cermin dilakukan menggunakan Transformasi Wavelet dengan pilihan keluarga Daubechies Wavelet untuk level 1 (dB L1), Daubechies Wavelet untuk level 2 (dB L2) dan Daubechies Wavelet untuk level 3 (dB L3) menggunakan Toolbox MATLAB 7.0. Dasar pemilihan Daubechies Wavelet karena banyak penelitian terdahulu yang berkaitan kajian bidang rekayasa keairan merekomendasikan penggunaan keluarga Daubechies Wavelet. Sebagai ilustrasi proses penghilangan data noise dB L1 dari data asli disajikan seperti pada Gambar 5 dan Gambar 6.

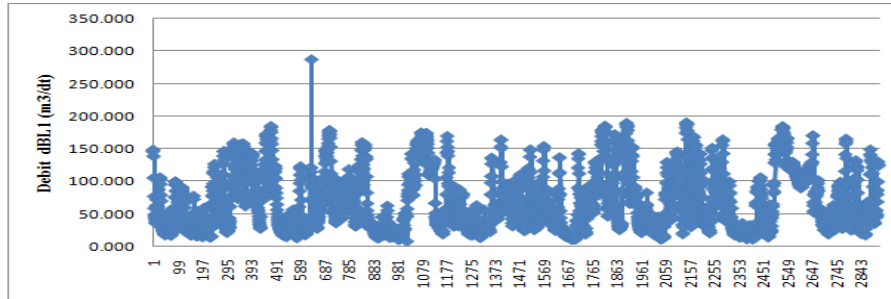


Gambar 5. Proses de-noised data menggunakan Daubechies Wavelet level 1 (dBL-1)

Selanjutnya data runtun waktu yang sudah dihilangkan *noise*-nya yang disajikan pada Gambar 6, dijadikan data input untuk kebutuhan peramalan debit sungai satu hari ke depan menggunakan algoritma ANFIS.

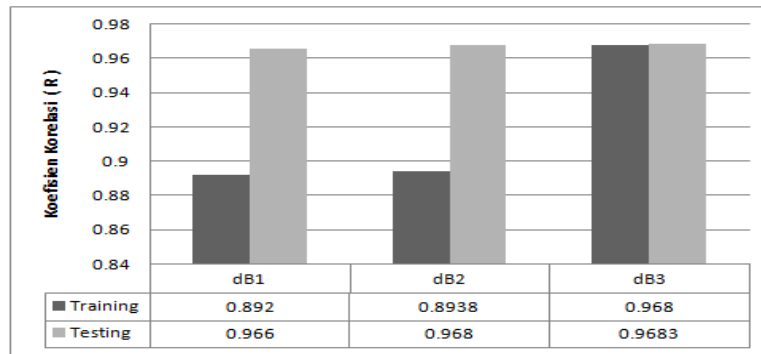
Ada dua tahap yang sangat penting pada proses peramalan menggunakan algoritma ANFIS yaitu proses training data dan proses testing data (Suprayogi, 2009). Aplikasi dengan algoritma ANFIS membutuhkan data training dan data testing. Keduanya berisi pola *input/output*. Jika training data dipergunakan untuk melatih algoritma ANFIS testing data digunakan untuk menilai unjuk kerja struktur ANFIS. Pada

penelitian ini dilakukan penetapan data training dan data testing dengan komposisi 70% berbanding 30% dari serangkaian data debit tahun 2002 – 2010 yang diambil dari pos duga air otomatis Pantai Cermin yang telah dikonversi menggunakan persamaan *rating curve*. Hal yang harus diperhatikan dalam penerapan Algoritma ANFIS adalah parameter kunci *Range of Influence* (ROI) yang akan berpengaruh terhadap pembentukan basis aturan dari *Fuzzy Inference System* (FIS).



Gambar 6. Hasil de noised data menggunakan Daubechies Wavelet level 1 (dBL-1)

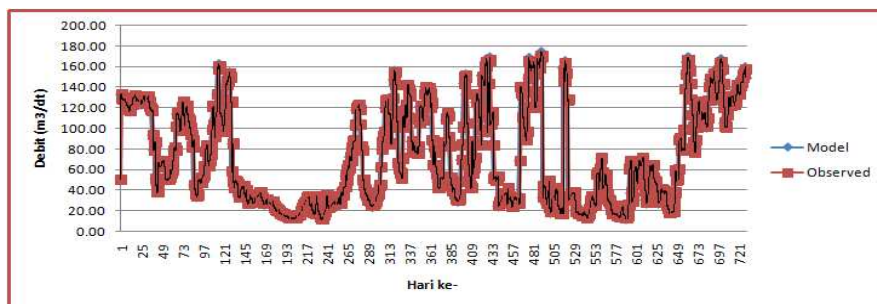
Hasil selengkapnya untuk uji parameter statistik menggunakan koefisien korelasi ( R ) pada proses training dan testing data untuk input data dB L1, dBL2 dan dBL3 disajikan seperti pada Gambar 7.



Gambar 7 Hasil Training dan Testing data Menggunakan Model Daubechies Wavelet – ANFIS (DW-ANFIS)

Merujuk hasil dari Gambar 5 di atas, bahwa pada tahap training, testing maupun validasi data maka model Daubechies Wavelet-ANFIS pada level 1, level 2 dan level 3 untuk kebutuhan peramalan debit sungai satu hari ke depan memiliki tingkat korelasi sangat kuat dengan rentang nilai antara  $0,75 < R < 0,99$ .

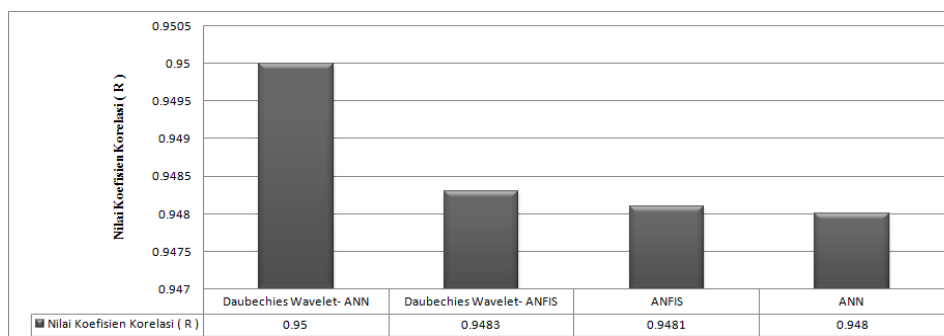
Setelah dilakukan serangkaian pentahapan proses training, testing dan validasi data maka selanjutnya dilakukan proses peramalan debit sungai satu hari ke depan yang hasil peramalan model Daubechies Wavelet - ANFIS db5 level 1 memiliki tingkat korelasi sebesar 0,9483. Hasil peramalan ini dipertegas dengan Gambar 8 yang mendiskripsikan pola pencocokan antara hasil model Daubechies Wavelet - ANFIS db5 level 1 dengan hasil pengukuran debit pada pos duga air otomatis Pantai Cermin.



Gambar 8. Hasil peramalan debit aliran sungai untuk satu hari ke depan menggunakan Daubechies Wavelet Level 1 (dBL1) - ANFIS



Merujuk dari hasil Gambar 8 di atas, maka hasil penelitian membuktikan bahwa penerapan model Daubechies Wavelet - ANFIS memiliki unjuk kerja peramalan debit sungai untuk satu hari ke depan sebesar 0.9843 diklasifikasikan memiliki derajat hubungan koefisien korelasi sangat kuat  $0,75 < R < 0,99$ . Selanjutnya hasil peramalan debit sungai untuk satu hari ke depan menggunakan Model Daubechies Wavelet – ANFIS (DW-ANFIS) akan diperbandingkan menggunakan model ANN, ANFIS, Daubechies Wavelet – ANN (DW-ANN) yang secara urutan peringkat hasil selengkapnya disajikan seperti pada Gambar 9 di bawah ini.



Gambar 10. Grafik Peringkat Unjuk Kinerja Model Hidrologi Runtun Waktu Untuk Peramalan Debit Sungai Satu Hari Ke Depan Menggunakan Model DW-ANN, DW-ANFIS, ANFIS, dan ANN (Suprayogi dkk, 2015a; Suprayogi dkk, 2015b; Suprayogi dkk, 2015c)

#### 4. KESIMPULAN

Berdasarkan analisis dan pembahasan hasil penelitian yang berjudul metodologi hidrologi runtun waktu untuk peramalan debit sungai menggunakan pendekatan Daubechies Wavelet - ANFIS, maka dapat ditarik kesimpulan sebagai berikut.

Hasil peramalan debit sungai menggunakan Model Daubechies Wavelet - ANFIS memiliki jangkauan ketepatan peramalan untuk satu hari ke depan ( $Q_{t+1}$ ) dengan nilai koefisien korelasi (R) sebesar 0,9483 yang diklasifikasikan korelasi sangat kuat dengan nilai range di antara  $0,75 < R < 0,99$ .

Model Daubechies Wavelet - ANFIS memiliki jangkauan ketepatan peramalan debit sungai untuk satu hari ke depan ( $Q_{t+1}$ ) menghasilkan nilai unjuk kerja lebih baik bila dibandingkan menggunakan Model ANN maupun Model ANFIS tetapi memiliki unjuk kerja sedikit lebih rendah bila dibandingkan menggunakan metode gabungan Daubechies Wavelet – ANN.

#### UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada Prof. Dr. Almasdi Syahza, SE, MP selaku Ketua LPPM Universitas Riau yang telah berkenan memberi bantuan dana penelitian melalui Dana Desentralisasi DP2M Dikti Tahun 2015 untuk Skema Hibah Pascasarjana, Balai Wilayah Sungai (BWS) III Sumatera yang telah memberikan informasi dan data – data guna mendukung penelitian ini serta ucapan terima kasih kepada Rafik Fajar Yunansyah, S.Psi, M.Si atas sumbang saran penyempurnaan dalam penulisan abstrak.

#### DAFTAR PUSTAKA

- Bhist, D.C.S., Jangid A., Discharge Modeling Using Adaptive Neuro Fuzzy Inference System, *International Journal of Advanced Science and Technology* 31, 2011, pages 99-113
- Chu, H.J., The Muskingum Flood Routing Model Using a Neuro Fuzzy Approach, *KSCE Journal International of Civil Engineering*, 2009, 13(5) pages 371-376
- Donoho, D. L., and Johnstone, M., De-Noising by Soft-Threshold, *IEEE Trans, On Inf Theory*, Vol 41, 3, pp. 613-627, 1995.
- Hadihardaja, I.K., Sutikno., Pemodelan Curah Hujan – Limpasan Menggunakan *Artificial Neural Network* (ANN) dengan Metode Backpropagation, *Jurnal Teknik Sipil* Institut Teknologi Bandung (ITB), vol 12 No 4 Oktober 2005, hal 249-257

- Iriawan, N., (2005), *Pengembangan Simulasi Stokhastik Dalam Statistika Komputasi Data Driven*, Pidato Pengukuhan Untuk Jabatan Guru Besar Dalam Bidang Statistik Komputasi dan Proses Stokhastik Pada Jurusan Statistik Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam (MIPA) Institut Teknologi Sepuluh Nopember, Surabaya
- Jang, J.S.R, (1993), “*ANFIS: Adaptive Network Based Fuzzy Inference System*”, Journal IEEE Transaction on System Man and Cybernetic, vol 23 no 3, page 665- 685
- Jang, J.S.R., Sun C.T. dan Mizutani, E., (1997), *Neuro Fuzzy and Soft Computing*. Prentice Hall, London
- Pratikto, W.A., (1999), *Aplikasi Pemodelan Di Teknik Kelautan*, Pidato Pengukuhan Untuk Jabatan Guru Besar Dalam Bidang Aplikasi Numerik dan Mekanika Fluida Pada Jurusan Teknik Kelautan Fakultas Teknik Kelautan (FTK) Institut Teknologi Sepuluh Nopember, Surabaya.
- Puoch, N.K.T., (2012), Adaptive Neuro Fuzzy Inference System For Flood Forecasting in a Larger River System, *Dissertation Doctor School of Civil and Environmental Engineering*, Nanyang Technological University, Singapore
- Purnomo, M.H, (2004), *Teknologi Soft Computing: Prospek dan Implementasinya Pada Rekayasa Medika dan Elektrik*, Pidato Pengukuhan Untuk Jabatan Guru Besar Dalam Ilmu *Artificial Intelligence* Pada Fakultas Teknologi Industri (TI) Institut Teknologi Sepuluh Nopember, Surabaya.
- Suprayogi, I., Fauzi. M., Adiman, E. Y., (2015a), Model Hidrologi Runtun Waktu Untuk Peramalan Debit Sungai Menggunakan Daubechies Wavelet – Artificial Neural Network (DW-ANN), Prosiding Seminar Nasional *Forum In Riset Sains and Technology (FIRST)* 27 Oktober 2015, Politeknik Negeri Sriwijaya, Palembang.
- Suprayogi, I., Fauzi. M., Efrizal, E., (2015b), Model Hidrologi Runtun Waktu Untuk Peramalan Debit Sungai Menggunakan Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS), Prosiding Seminar Nasional Konferensi Teknik Sipil (KONTEKS) 9, 7-8 Oktober 2015 Universitas Hassanudin (UNHAS), Makassar.
- Suprayogi, I., Fauzi. M., Fadly, R., (2015c), Model Hidrologi Runtun Waktu Untuk Peramalan Debit Sungai Menggunakan Artificial Neural Network (ANN), Prosiding Seminar Nasional Teknologi Infrastruktur dan Lingkungan 2015, 8 Oktober 2015 Politeknik Negeri Manado, Manado.
- Suprayogi, I., (2009) Model Peramalan Intrusi Air Laut di Estuari Menggunakan Softcomputing, Disertasi Doktor Bidang Keahlian Manajemen dan Rekayasa Sumberdaya Air Jurusan Teknik Sipil Fakultas Teknik Sipil dan Perencanaan (FTSP) Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya (ITS), Surabaya
- Suwarno. 1999. Statistik Hidrologi. PT. Nova Bandung