



Terbit online pada laman web jurnal : <http://jurnal.sttp-yds.ac.id>

SAINSTEK
(e-Journal)

| ISSN (Print) 2337-6910 | ISSN (Online) 2460-1039 |



Hidrologi

Analisis Penelusuran Banjir Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan Pada Sungai Indragiri (Studi Kasus Ruas Pulau Berhalo – Peranap)

Fauzan Mahdinal, Manyuk Fauzi^b, Tri Maijoni^b

^aUniversitas Riau, Kampus Bina Widya Jl. HR. Soebrantas KM 12,5, Pekanbaru, 28293, Indonesia

^bUniversitas Riau, Kampus Bina Widya Jl. HR. Soebrantas KM 12,5, Pekanbaru, 28293, Indonesia

INFORMASI ARTIKEL

Sejarah Artikel:

Diterima Redaksi: 08 Mei 21

Revisi Akhir: 19 Mei 21

Diterbitkan Online: 17 Juni 21

KATA KUNCI

Jaringan Saraf Tiruan, Backpropagation, RMSE, Leraning Rate, Momentum

KORESPONDENSI

Telepon: +62 821-7424-5491

E-mail: manyukfauzi@lecturer.unri.ac.id

A B S T R A C T

Penelusuran Banjir di wilayah Riau dipengaruhi oleh salah satu faktor yaitu tinggi muka air pada wilayah sungai, pengolahan data tinggi muka air menggunakan program Jaringan Saraf Tiruan dengan Metode Backpropagation. Pengolahan data tinggi muka air yang dilakukan adalah memprediksi muka air yang ada dibagian hilir dengan menggunakan data tinggi muka air dibagian hulu dan data tinggi muka air bagian hilir. Metode Backpropagation mampu menghasilkan pengolahan data yang berkorelasi antara data input dan data target. Hal ini dapat dilihat selama proses pelatihan, pengujian dan validasi data. Perancangan atau pemodelan jaringan saraf tiruan menggunakan program MATLAB, adapun parameter yang digunakan yaitu Epoch, lr atau learning rate, dan nilai momentum atau mc. Data yang digunakan sebanyak 2550 data tinggi muka air dari tahun 2010-2016 dengan pengelompokan data menjadi 70% sebagai data pelatihan dan 30% sebagai data pengujian serta data validasi sebanyak 100%, dalam pengujian aplikasi ini diperoleh hasil prediksi yang keandalannya kurang bagus karna nilai RMSE yang terlalu besar maka dengan itu dilakukan transformasi data ke dalam bentuk Logaritma, data pengolahan hasil logaritma mampu menurunkan nilai RMSE yang lumaya bagus akan tetapi korelasi antara data di hulu dan data di hilir sangat signifikan sehingga mempengaruhi hasil prediksi.

1. PENDAHULUAN

Banjir merupakan peristiwa yang setiap tahun menjadi topik pemberitaan. Pada musim hujan, banyak kota di Indonesia mengalami bencana banjir. Telah banyak usaha dilakukan pemerintah antara lain membuat bendungan, pembuatan kanal, dan reboisasi hutan namun belum ada yang menyelesaikan masalah bahkan kelihatannya makin lama semakin luas cakupannya, baik frekuensinya, luasannya, kedalamannya, maupun durasinya. Menurut Suripin (2004), faktor-faktor penyebab terjadinya banjir antara lain faktor ilmiah dan faktor aktivitas manusia. Dalam cakupan pembicaraan yang luas, bisa dilihat banjir sebagai suatu bagian dari siklus hidrologi, yaitu pada bagian air di

permukaan bumi yang bergerak ke laut. Siklus hidrologi menerangkan bahwa volume air yang mengalir di permukaan bumi dominan ditentukan oleh tingkat curah hujan, dan tingkat peresapan air ke dalam tanah. Dengan demikian pembahasan tentang banjir dapat ditinjau dari beberapa sudut pandang salah satunya adalah melakukan analisis penelusuran banjir.

Analisis penelusuran banjir dapat juga diartikan sebagai penyelidikan perjalanan banjir (*flood tracing*) yang didefinisikan sebagai upaya prakiraan corak (*pattern*) banjir pada bagian hilir berdasarkan corak banjir di daerah hulu (sumbernya). Dalam kajian hidrologi penelusuran banjir (*flood routing*) dan penyelidikan banjir (*flood tracing*) digunakan untuk peramalan banjir dan pengendalian banjir. Untuk melakukan analisis penelusuran banjir dihitung

dengan menggunakan persamaan kinetik dan persamaan kontinyu. Namun cara ini merupakan perhitungan yang sangat sulit dan sangat lama dikerjakan. Penelusuran banjir dapat diterapkan atau dilakukan melalui/lewat dua bentuk kondisi hidrologi, yaitu lewat palung sungai dan waduk. Penelusuran banjir lewat waduk hasil yang diperoleh dapat lebih akurat karena penampungannya adalah fungsi langsung dari aliran keluar (*outflow*). Dalam kajian ini penelusuran banjir dilakukan lewat palung sungai (Amri, R.A, 2014).

Dewasa ini, telah ada minat yang tumbuh dalam analisis proses hidrologi yang kompleks dengan menggunakan teknik pemodelan, salah satunya yaitu jaringan saraf tiruan (JST). Penelitian JST ini dilakukan oleh Arun Goel (2011) dengan mengeksplorasi potensi *backpropagasi* JST dalam memprediksi liku kalibrasi dengan menggunakan data dari Stasiun Pengukuran Tirkarpara Sungai Mahanadi India. Kinerja *backpropagasi* JST Sungai Mahanadi India ini juga telah dibandingkan dengan pendekatan model *regresi multilinear* dan hasil yang diperoleh cukup bagus sehingga penelitian ini bisa dikembangkan dengan meneliti sungai-sungai lainnya yang ada di Indonesia khususnya Provinsi Riau, mengingat efisiensi dan efektifitas dari penggunaan metode ini dalam memprediksi liku kalibrasi.

Penelitian sebelumnya dilakukan dengan menggunakan data AWLR disebelah hulunya untuk mendapatkan data tinggi muka air dibagian hilir dengan memasukkan data hulu saja, dalam pengembangan aplikasi tersebut peneliti yang lain juga sudah mencoba untuk memasukkan 2 input data AWLR dibagian hulu dan hilir untuk mendapatkan target hasil data hilir pada SUB DAS yang sama. Penelitian ini menggunakan metode yang sama yaitu 2 data input dengan lokasi yang berbeda sehingga penelitian ini diharapkan mampu menjadi salah satu referensi untuk penelusuran banjir di wilayah Riau.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Banjir

Masalah banjir adalah masalah yang menyangkut lingkungan hidup, dan terjadinya masalah ini pada umumnya merupakan gabungan atau akumulasi dari berbagai faktor penyebab yang sangat luas dan komplek. Berbagai faktor penyebab tersebut dapat dibagi dalam dua kelompok yaitu faktor penyebab yang bersifat alamiah (yang menyangkut kondisi serta peristiwa alam), dan adanya pengaruh/campur tangan manusia yang bermukim dan melakukan berbagai kegiatan di daerah aliran sungai (DAS) baik di bagian hulu, tengah maupun di hilir.

Faktor alamiah penyebab terjadinya banjir bergantung pada kondisi alam dan peristiwa alam, pada umumnya peristiwa alam bersifat statis namun kondisi alam bersifat sangat dinamis yang dapat berubah-ubah menurut waktu. Kondisi alam yang bisa menimbulkan banjir antara lain letak geografis, kemiringan dasar sungai yang landai dan

sedimentasi pada dasar sungai. Peristiwa alam yang menimbulkan masalah banjir antara lain curah hujan yang tinggi dimana aliran pada sungai dapat menimbulkan limpasan, serta terjadinya kenaikan muka air yang disebabkan oleh pemanasan global maupun terjadinya air pasang yang juga mempengaruhi tinggi muka air. Selain dua faktor tersebut ada juga faktor yang sangat berpengaruh menimbulkan banjir yaitu aktifitas manusia khususnya yang tinggal disepanjang aliran sungai.

2.2. Tinggi Permukaan Air

Tinggi muka air adalah elevasi permukaan air pada suatu penampang melintang terhadap suatu titik tetap yang elevasinya telah diketahui, perubahan tinggi muka air menunjukkan adanya perubahan kecepatan aliran dan debitnya, pengukuran tinggi muka air merupakan langkah pertama dalam pengumpulan data aliran pada suatu sungai. Secara khusus tujuan analisis hidrologi dalam pekerjaan pengendalian banjir adalah untuk memperkirakan debit banjir dan elevasi muka air banjir pada sungai, sehingga dapat direncanakan tinggi jagaan (*freeboard*) yang dapat melindungi daerah sekitar sungai terhadap banjir.

Pengukuran tinggi muka air dapat dilakukan dengan dua cara yaitu dengan cara manual dan cara otomatis. Cara manual dilakukan dengan membaca elevasi permukaan air yang tertera pada alat duga air biasa, Pengamatan elevasi muka air pada papan duga biasanya dilakukan sekali dalam sehari. Meskipun penggunaan alat ini murah, tapi mempunyai kelemahan yaitu tidak tercatatnya muka air pada jam – jam lain yang mungkin mempunyai informasi penting, misalnya puncak banjir. (Bambang Triatmodjo, 2008). Sedangkan untuk cara otomatis dapat diperoleh dari alat yang bernama *Automatic Water Level Recorder* atau AWLR yang dapat mengukur tinggi muka air secara terus menerus. Data yang tercatat dengan menggunakan AWLR ini merupakan hubungan antara tinggi muka air sebagai fungsi waktu (*stage Hydrograph*).

Keuntungan dalam penggunaan data AWLR adalah pencatatan data muka air yang lebih akurat, tinggi muka air maksimum dan minimum tercatat secara otomatis tepat pada waktu terjadinya serta mengurangi keslahan pengukuran dikarenakan faktor manusia.

2.3. Penelusuran Banjir (*Flood Routing*)

Ada dua macam penelusuran aliran yaitu penelusuran hidrologis dan penelusuran hidraulik. Pada dasarnya penelusuran hidraulik dicari hidrograf debit di suatu titik di hilir berdasarkan hidrograf di hulu. Penelusuran secara hidrologis dapat berupa penelusuran waduk dan penelusuran sungai. Pada penelusuran hidraulik dicari hidrograf debit di beberapa titik sepanjang aliran (Triadmodjo B. 2010).

Penelusuran banjir dapat juga diartikan sebagai prediksi banjir pada bagian hilir yang berpedoman pada banjir dibagian hulunya, oleh karena itu dalam penelusuran banjir dapat dihitung dengan menggunakan persamaan kinetik dan

persamaan kontinyu, akan tetapi cara tersebut merupakan cara yang sulit dan sangat lama untuk dikerjakan. Maka dengan itu untuk mendapatkan perhitungan hidrologi digunakanlah cara perhitungan yang lebih sederhana dengan metode seri dan persamaan pada suatu pemrograman yang dikenal dengan Jaringan Saraf Tiruan atau JST.

Metode seri dalam penelusuran banjir yang paling umum dipakai adalah menggunakan metode *muskingum* karena metode ini menggunakan pendekatan hukum kontinyuitas, metode *muskingum* menggunakan beberapa asumsi yang menjadi dasar dalam perhitungan. Terdapat dua asumsi yaitu tidak ada anak sungai yang masuk kedalam bagian memanjang palung sungai yang ditinjau dan penambahan atau kehilangan air yang berasal dari air hujan, air tanah dan *evaporasi* semuanya diabaikan.

2.4. Jaringan Saraf Tiruan (JST)

Jaringan Saraf Tiruan (JST) adalah merupakan salah satu representasi buatan dari otak manusia yang selalu mencoba untuk mensimulasikan proses pembelajaran pada otak manusia tersebut. Istilah buatan disini digunakan karena jaringan syaraf ini diimplementasikan dengan menggunakan program komputer yang mampu menyelesaikan sejumlah proses perhitungan selama proses pembelajaran (Andrijasa dan Mistianingsih, 2010).

Ada beberapa metode dalam pengaplikasian sistem Jaringan Saraf Tiruan antara lain :

1. *Learning Vector Quantization* (LVQ)
2. *Backpropagation*
3. *Perceptron*
4. *Multi layer Perceptron*

Dalam pengujian yang dilakukan ini *backpropagation* dianjurkan untuk dipilih sebagai metode dalam sistem Jaringan Saraf Tiruan karena menurut Prahesti (2013), *backpropagation* mampu melatih jaringan untuk mendapatkan keseimbangan antara kemampuan jaringan mengenali pola yang digunakan selama pelatihan serta kemampuan jaringan memberikan respon yang benar terhadap pola masukan yang serupa tapi tidak sama dengan pola yang dipakai selama pelatihan.

2.5. Backpropagation

Prahesti (2013), menjelaskan bahwa metode *Backpropagation* mampu melatih jaringan untuk mendapatkan keseimbangan jaringan untuk mengenali pola yang digunakan selama pelatihan serta kemampuan jaringan untuk memberikan respon yang benar terhadap pola masukan yang serupa tapi tidak sama dengan pola yang dipakai selama pelatihan. Jaringan *backpropagation* memiliki beberapa neuron yang berada dalam satu atau lebih lapisan tersembunyi (*hidden layer*). Setiap neuron yang berada dilapisan *input* terhubung dengan setiap neuron yang berada di *hidden layer*. Begitu juga pada *hidden layer*, setiap neuronnya terhubung dengan setiap neuron yang ada di

output layer. Jaringan saraf tiruan *backpropagation* terdiri dari banyak lapisan (*multi layer*), yaitu:

- a. Lapisan masukan (*input layer*)
- b. Lapisan tersembunyi (*hidden layer*)
- c. Lapisan keluaran (*Output layer*)

2.6. Perancangan Jaringan Backpropagation

Langkah awal yang harus dilakukan adalah pengumpulan data yang akan menjadi variabel masukan atau *input* serta data *output* nya, selanjutnya membagi data menjadi dua yaitu data pelatihan dan data pengujian, lalu menentukan jumlah sel (*neuron*) untuk lapisan tersembunyi serta fungsi yang digunakan untuk setiap lapisan.

a. Data Pelatihan

Data pelatihan adalah data yang digunakan untuk mendapatkan bobot yang optimal, akan tetapi kriteria penghentian didasarkan pada data pengujian, jika kesalahan data uji masih turun, pelatihan akan tetap dilanjutkan namun apabila kesalahannya mulai naik maka pelatihan akan dihentikan.

b. Data Pengujian

Data pengujian adalah data yang digunakan untuk mendapatkan keseimbangan antara pengenalan pola pelatihan secara benar dan respon yang baik untuk pola lain yang sejenis.

2.7. Algoritma Pelatihan

Dalam penelitian yang telah dilakukan oleh Rico Ardiansyah (2014) menjelaskan bahwa *backpropagation* tidak mampu memberikan kepastian tentang berapa epoch yang harus dilalui untuk mencapai kondisi yang diinginkan. Ada beberapa hal yang mempengaruhi optimalisasi arsitektur *backpropagation* antara lain :

a. Pemilihan bobot atau bias awal

Pemilihan inisialisasi bobot akan mempengaruhi apakah jaringan mencapai galat pada minimum global atau lokal. Jika bobot awal terlalu besar, masukan awal ke tiap unit tersembunyi atau keluaran akan berada pada daerah dimana turunan fungsi sigmoid memiliki nilai sangat kecil (disebut daerah jenuh). Sebaliknya jika bobot terlalu kecil sinyal masukan pada unit tersembunyi atau keluaran akan mendekati nol yang menyebabkan pelatihan jaringan akan sangat lambat.

b. Jumlah unit tersembunyi (*Hidden Layer*)

Semakin banyak *hidden layer* yang digunakan, maka jaringan akan mampu menangani jangkauan statistik yang lebih luas dan tinggi. Jumlah lapisan yang terlalu banyak bisa menyebabkan laju konvergensi menjadi lebih lambat.

c. Jumlah pola pelatihan

Tidak ada ketentuan yang pasti mengenai tentang berapa banyak pola yang diperlukan agar jaringan dapat dilatih dengan sempurna. Jumlah pola yang dibutuhkan

dipengaruhi oleh banyaknya bobot dalam jaringan serta tingkat akurasi yang diharapkan.

- Parameter laju pembelajaran (*Learning Rate*)
Nilai *learning rate* yang cukup kecil menjamin penurunan gradien terlaksana dengan baik, namun ini berakibat bertambahnya jumlah iterasi. Pada umumnya besarnya nilai laju pembelajaran tersebut dipilih mulai 0,001 sampai 1 selama proses pelatihan.
- Momentum
Penggunaan koefisien momentum ini disarankan apabila konvergensi berlangsung terlalu lama, dan juga untuk mencegah terjadinya minimum lokal. Dengan penambahan momentum, bobot baru pada waktu ke- $t+1$ didasarkan atas bobot pada waktu t dan $t-1$.

2.8. Pelatihan Backpropagation

Menurut Anike *et.al.* (2012) pelatihan *backpropagation* dapat dilakukan melalui langkah-langkah berikut ini :

- Inisialisasi bobot;
- Selama kondisi berhenti bernilai salah, kerjakan langkah 2 – 9
- Untuk setiap data training, lakukan langkah 3 – 8.
- Untuk langkah 3 hingga 5 merupakan proses umpan maju (*feedforward*). Setiap unit *input* (X_i , $i = 1, \dots, n$); menerima sinyal *input* dan menyebarkan sinyal tersebut ke seluruh unit tersembunyi.
- Pada setiap unit tersembunyi (Z_j , $j = 1, \dots, p$); menjumlahkan sinyal-sinyal *input* yang sudah berbobot (termasuk bias nya)

$$z_{inj} = v0_j + \sum_{i=1}^n x_i \cdot vij \quad (1)$$

Lalu menghitung sinyal *output* dari unit tersembunyi dengan menggunakan fungsi aktivasi yang telah ditentukan $z_j = f(z_{inj})$. Sinyal *output* ini selanjutnya dikirim ke seluruh unit pada unit diatas (*unit output*).

- Tiap-tiap *output* (Y_k , $k = 1, \dots, m$); menjumlahkan bobot sinyal *input* :

$$y_{ink} = w0_k + \sum_{i=1}^p z_i \cdot wjk \quad (2)$$

Lalu menghitung sinyal *output* dari unit output bersangkutan dengan menggunakan fungsi aktivasi yang telah ditentukan $y_k = f(y_{ink})$. Sinyal *output* ini selanjutnya dikirim ke seluruh unit *output*.

- Untuk langkah 6 hingga 7 merupakan proses umpan mundur (*backward*) atau propagasi *error*. Setiap unit output (Y_k , $k = 1, \dots, m$); menerima suatu pola target yang sesuai dengan pola *input*, untuk menghitung kesalahan antara target dengan *output* yang dihasilkan jaringan

$$\delta_k = (t_k - y_k) f'(y_{ink}) \quad (3)$$

Faktor δ_k digunakan untuk menghitung koreksi *error* (Δwjk) yang dipakai memperbaiki wjk dimana $\Delta wjk = \alpha \delta_k z_j$.

Selain itu juga dihitung koreksi bias (Δwok) yang nantinya akan dipakai untuk memperbaiki wok dimana

$\Delta wok = \alpha \delta_k$. Faktor δ_k kemudian dikirimkan ke lapisan yang berada pada langkah 7.

- Setiap unit tersembunyi (Z_j , $j = 1, \dots, p$); menerima input delta (dari langkah ke-6) yang sudah berbobot : $\delta_{inj} = \sum_{k=1}^m \delta_k wjk$ (4)

Kemudian hasilnya dikalikan dengan turunan dari fungsi aktivasi yang digunakan untuk menghitung informasi kesalahan error δ_i dimana:

$$\delta_j = \delta_{inj} f'(z_{inj}) \quad (5)$$

Kemudian hitunglah koreksi bobot dengan:

$$\Delta v_{ij} = \alpha \delta_j x_i \quad (6)$$

Kemudian hitunglah koreksi bias :

$$\Delta v_{oj} = \alpha \delta_j \quad (7)$$

- Langkah 6 hingga 7 merupakan proses *update* bobot dan bias. Setiap unit *output* (Y_k , $k = 1, \dots, m$); memperbaiki bobot dan bias setiap *hidden unit* ($j = 0, \dots, p$); $w_{jk}(\text{baru}) = w_{jk}(\text{lama}) - \Delta w_{jk}$ (8)
- Tes kondisi berhenti apabila *error* ditemukan, jika kondisi berhenti terpenuhi maka pelatihan jaringan dapat dihentikan.

2.9. Pengujian Algoritma Backpropagation

Pengujian dilakukan melalui proses *feedforward* dengan langkah-langkah sebagai berikut:

- Inisialisasi bobot (hasil pelatihan);
- Untuk setiap vektor *input*, kerjakan langkah 2 – 4;
- Untuk $i=1, \dots, n$; set aktivasi unit *input* X_1 .
- Untuk $j=1, \dots, p$;

$$z_{inj} = v0_j + \sum_{i=1}^n x_i \cdot vij \quad (9)$$

$$z_j = f(z_{inj}) \quad (10)$$

- Untuk $k=1, \dots, p$;

$$y_{ink} = w0_k + \sum_{i=1}^p z_i \cdot wjk \quad (11)$$

$$y_k = f(y_{ink}) \quad (12)$$

2.10. MATLAB

Matlab merupakan suatu paket perangkat lunak yang biasa digunakan untuk melakukan komputasi matematik, menganalisis data, mengembangkan algoritma, melakukan simulasi dan pemodelan, dan menghasilkan grafik dan antarmuka grafikal. Langkah pertama yang harus dilakukan untuk memprogram *backpropagation* dengan *MATLAB* adalah membuat inisialisasi jaringan.

2.11. Efektifitas Model

Arun Goel (2011) berpendapat, ada 2 kriteria tingkat efektifitas dalam suatu pemodelan, yaitu:

- Correlation Coefficient (R)*

Correlation Coefficient (R) merupakan perbandingan antara hasil prediksi dengan nilai yang sebenarnya. Nilai R dapat dihitung dengan persamaan berikut :

$$R = \frac{\sum xy}{\sqrt{\sum x^2 \sum y^2}} \quad (13)$$

dengan:

$$x = X - X', y = Y - Y'$$

X = Nilai pengamatan

X' = Rata-rata nilai X

Y = Nilai Prediksi

Y' = Rata-rata nilai Y

Menurut Ridwan (2003), kegunaan analisis korelasi adalah untuk mencari hubungan variabel bebas (X) dengan variabel terikat (Y) dan data berbentuk interval dan ratio dengan kriteria sebagai berikut :

0,00 < R ≤ 0,199 : Korelasi sangat rendah

0,20 < R ≤ 0,399 : Korelasi rendah

0,40 < R ≤ 0,599 : Korelasi cukup

0,60 < R ≤ 0,799 : Korelasi kuat

0,80 < R ≤ 1,000 : Korelasi sangat kuat.

b. Root Mean Square Error (RMSE)

Root Mean Square Error (RMSE) merupakan besarnya tingkat kesalahan hasil prediksi, dimana semakin kecil (mendekati 0) nilai RMSE maka hasil prediksi semakin akurat. Nilai RMSE dapat dihitung dengan persamaan sebagai berikut.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum (x-y)^2}{n}} \quad (14)$$

dengan :

n = Jumlah data

X = Nilai pengamatan

Y = Nilai Prediksi

2.12. Uji Konsistensi Data Metode RAPS

Uji konsistensi atau uji kepanggahan dilakukan untuk menguji kebenaran data lapangan dikarenakan ada beberapa faktor yang mempengaruhi data seperti alat pernah rusak, alat pernah berpindah tempat, lokasi alat terganggu. Data tersebut bisa dikatakan tidak konsisten apabila terdapat perbedaan antara hasil pengukuran dengan nilai yang sebenarnya.

Menurut Sri Harto (2000), ada berbagai metode yang digunakan pada uji konsistensi data, diantaranya yaitu Rescaled Adjusted Partial Sums (RAPS). Nilai RAPS , Q dihitung dengan rumus :

$$S_k^* = \sum_{i=1}^k (Y_i - \bar{Y}) \quad (15)$$

Dengan membagi S_k^* dengan deviasi standar, maka diperoleh apa yang dimaksud Rescaled Adjusted Partial Sums (RAPS),

$$S_k^{**} = \frac{S_k^*}{D_y}, \text{ dengan } k = 0, 1, 2, \dots, n \quad (16)$$

$$\text{Dengan } D_y^2 = \sum_{i=1}^n \frac{(Y_i - \bar{Y})^2}{n-1} \quad (17)$$

Pengujian dengan menggunakan data dari stasiun itu sendiri yaitu pengujian dengan komulatif penyimpangan terhadap nilai rata-rata dibagi dengan akar komulatif rerata penyimpangan kuadrat terhadap nilai reratanya. Statistik yang dapat digunakan sebagai alat pengujian kepanggahannya adalah:

$$Q = \max_{0 \leq k \leq n} |S_k^{**}| \quad (18)$$

$$R = \max_{0 \leq k \leq n} S_k^{**} \min_{0 \leq k \leq n} S_k^{**} \quad (19)$$

Dengan:

Q dan R : nilai hitungan sebagai alat pengujian

S_k^{**} : perbandingan antara penyimpangan kumulatif (S_k^*) dan standar deviasi rata-rata (Dy)

Y : data hujan

N : jumlah data

N	Q/\sqrt{n}			R/\sqrt{n}		
	90 %	95 %	99 %	90 %	95 %	99 %
10	1.05	1.14	1.29	1.21	1.28	1.38
20	1.10	1.22	1.42	1.34	1.43	1.60
30	1.12	1.24	1.46	1.40	1.50	1.70
40	1.13	1.26	1.50	1.42	1.53	1.74
50	1.14	1.27	1.52	1.44	1.55	1.78
100	1.17	1.29	1.55	1.50	1.62	1.86
∞	1.22	1.36	1.63	1.62	1.75	2.00

Tabel 1. Nilai Kritik Q dan R

Sumber: (Sri Harto, 2000)

Data dikatakan panggah atau konsisten apabila data yang diperoleh lebih kecil dari nilai kritik yang berdasarkan tabel diatas.

3. METODOLOGI

3.1. Lokasi Penelitian

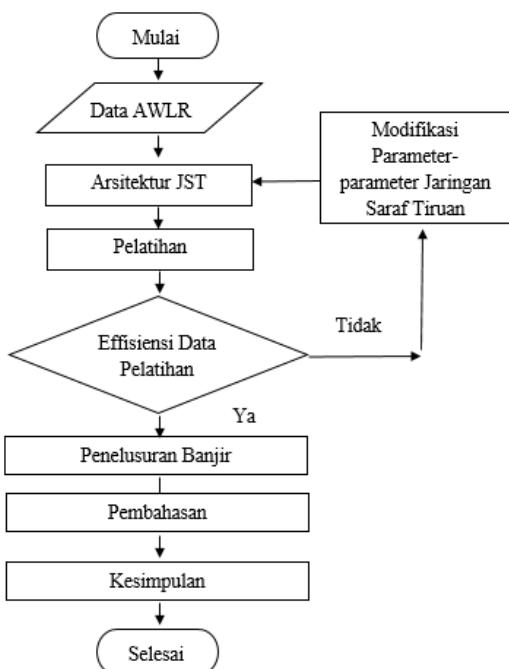
Lokasi penelitian terletak pada aliran sungai Indragiri ruas antara Pulau Berhalo ($0^{\circ} 28' 3.06''$ S $101^{\circ} 46' 33.28''$ E) dan Peranap ($0^{\circ} 32' 6.58''$ S $101^{\circ} 58' 31.82''$ E).



Gambar 1. Peta Lokasi Penelitian

3.2. Metode Kerja

Tahap-tahap dalam melakukan Penelitian ini dapat dilihat dalam bagan alir Penlitian pada Gambar berikut.



Gambar 2. Bagan Alir Penelitian

3.3. Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini yaitu Data AWLR DAS Indragiri pada stasiun Pulau Berhalo sebagai bagian hulu dan Peranap sebagai bagian hilir dengan data AWLR dari tahun 2010 – 2016.

3.4. Tahap Penelitian

Pelaksanaan penelitian dilakukan dalam beberapa tahapan, yaitu:

- Tahap Pendahuluan, meliputi kajian studi literatur dan sumber informasi lainnya terutama system peringatan dini banjir yang ada sekarang sehingga dapat menunjang pelaksanaan kegiatan berikutnya.
- Tahap pengumpulan data, dimana data yang diperlukan antara lain tinggi muka air yang berasal dari stasiun AWLR, dan data perhitungan perbandingan tugas akhir yang ingin diteliti
- Tahap pembuatan perangkat lunak prediksi banjir dengan Syaraf tiruan. Tahap ini akan dibuat perangkat lunak prediksi tinggi muka air banjir dengan metode syaraf tiruan. Dalam memprediksi tinggi muka air satu wilayah dengan memasukkan data tinggi muka air pada sungai sebelum sungai yang menjadi target.
- Tahap perbandingan, melakukan perbandingan antara hasil tinggi muka air model (TMAmod) dengan tinggi muka air pengamatan (TMAobs).

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

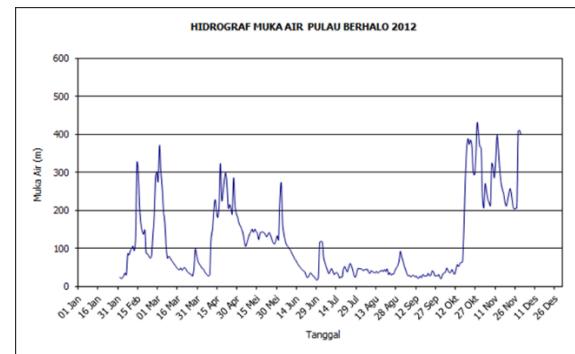
4.1. Data Tinggi Muka Air

Data yang digunakan adalah data tinggi muka air pada Daerah Aliran Sungai, dalam hal ini mengambil sungai Indragiri selanjutnya menentukan ruas yang akan digunakan

sebagai data awal pengolahan yaitu ruas Pulau Berhalo hingga Peranap. Data tinggi muka air yang digunakan meliputi kedua ruas ini adalah data tinggi muka air sungai dari tahun 2010 – 2016, sebelum menggunakan data tersebut ada hal yang harus dilakukan terlebih dahulu yaitu menguji korelasi antara data tinggi muka air sungai bagian hulu dan data tinggi muka air sungai bagian hilir ini menunjukkan jika data dari kedua stasiun tersebut saling mempengaruhi. Dari pengujian korelasi antara kedua sungai tersebut diperoleh nilai korelasi sebesar 0,62 yang berarti korelasi antara kedua stasiun cukup kuat.

Data tersebut dibagi menjadi 2 data yaitu data pelatihan dan data pengujian dengan pembagian data adalah 70% data pelatihan dan 30% data pengujian. Data pelatihan yang digunakan adalah tinggi muka air pada kedua stasiun dari tahun 2010 - 2014, dimana data tinggi muka air pada stasiun Pulau Berhalo dari tahun 2010 – 2014 sebagai data input pelatihan dan tinggi muka air pada stasiun Peranap dari tahun 2010 – 2014 sebagai data target pelatihan.

Data pengujian yang digunakan adalah data tinggi muka air pada kedua stasiun dari tahun 2015 – 2016, dimana data tinggi muka air pada stasiun Pulau Berhalo dari tahun 2015 – 2016 sebagai data input pengujian dan tinggi muka air pada stasiun Peranap dari tahun 2015 – 2016 sebagai data target pengujian. Gambar 2 menunjukkan grafik hubungan antara elevasi dengan waktu yang digunakan sebagai target pengujian yaitu untuk periode tahun 2015 – 2016 untuk stasiun Pulau Berhalo dan stasiun Peranap. Tinggi muka air tahunan untuk tahun 2015 – 2016 di stasiun Pulau Berhalo adalah +196,27 m dan +172,93 m. Sedangkan tinggi muka air tahunan di stasiun Peranap untuk tahun 2015 dan 2016 berturut-turut +172,07 m dan +205,91 m. Berikut adalah grafik hidrograf tinggi muka air stasiun pulau berhalo pada tahun 2012



Gambar 3. Hidrograf Muka Air Pulau Berhalo tahun 2012

4.2. Uji Konsistensi Data Metode RAPS

Data yang akan dilakukan pengujian konsistensi dengan metode RAPS adalah data tinggi muka air pada stasiun Pulau Berhalo dan stasiun Peranap dari tahun 2010 sampai tahun 2016. Pengujian ini dilakukan agar data dapat dipercaya sebagai data yang akan diolah kedalam jaringan saraf tiruan, pengujian dilakukan dengan membagi menjadi 2 tahap yaitu pengujian data bagian hulu dan pengujian data bagian hilir.

Data bagian hulu adalah data tinggi muka air pada stasiun Pulau Berhalo, berikut pengolahan data bagian hulu pulau berhalo untuk tahun 2010 :

Tabel 2. Tinggi Muka Air Stasiun Pulau Berhalo Tahun 2010

TGL	Jan	Feb	Mar	Apr	Mei	Jun	Jul	Ags	Sept	Okt	Nov	Des
1	460	376	276	218	260	93	91	162	216	104	14	226
2	403	303	333	373	271	88	203	148	203	92	7	235
3	370	315	311	359	260	213	306	116	196	73	5	151
4	326	290	323	260	255	193	345	92	226	173	8	138
5	283	261	298	478	243	77	313	72	242	247	4	155
6	280	315	315	489	231	68	286	66	223	222	7	109
7	276	353	353	443	223	60	261	60	278	204	9	92
8	258	368	310	395	343	53	317	54	293	212	5	77
9	245	308	271	395	400	45	293	47	270	193	7	69
10	176	355	258	425	315	41	228	33	250	223	5	65
11	148	386	251	413	276	44	211	29	222	250	6	61
12	276	365	281	400	378	39	198	24	203	272	4	51
13	286	325	241	353	273	29	200	170	178	312	3	44
14	306	308	225	341	271	23	196	252	163	352	3	39
15	316	285	251	298	284	20	188	283	142	393	6	29
16	296	256	238	358	241	16	208	216	122	370	5	37
17	246	286	366	380	216	11	272	189	172	340	8	55
18	220	370	338	373	207	10	200	276	155	320	48	51
19	206	411	316	358	181	25	188	303	198	276	163	66
20	198	406	381	328	196	55	214	263	232	248	159	108
21	153	348	368	255	176	78	222	230	268	215	142	124
22	125	390	398	255	163	167	292	172	393	193	172	113
23	158	465	401	253	149	283	265	153	325	172	188	102
24	196	308	406	232	134	373	245	145	296	152	197	94
25	215	276	363	333	136	286	195	139	270	128	152	81
26	221	261	331	268	123	251	183	133	236	106	142	55
27	243	240	300	405	113	230	195	123	205	303	175	42
28	228	216	281	425	105	206	190	113	188	275	183	32
29	248	-	261	373	96	213	173	102	160	245	163	58
30	355	-	246	330	93	185	155	67	125	238	172	93
31	411	-	238	-	100	-	158	67	-	218	-	77

Dari data diatas diperoleh rata - rata tinggi muka air tahunan sebesar 213,004 atau $Y_i = 213,004$ cm.

Tabel 3. Rata-rata Tinggi Muka Air Stasiun Pulau Berhalo Tahun 2010-2016

n	Tahun	yi
1	2010	213.00
2	2011	151.80
3	2012	150.90
4	2013	167.55
5	2014	127.97
6	2015	196.27
7	2016	172.93

Berikut tabel lengkap hasil perhitungan Uji Konsistensi tinggi muka air pada stasiun Pulau Berhalo

Tabel 4. Perhitungan Uji Konsistensi Stasiun Pulau Berhalo Berdasarkan Tabel 1 Nilai Kritik Q dan R maka kedua nilai

n	tahun	yi	ŷ	yi - ŷ	sk*	(yi - ŷ) ²	Dy ²	Dy	sk**
1	2010	213.00		44.4	44.4	1968.9		1.660	
2	2011	151.80		-16.8	27.5	283.1		1.030	
3	2012	150.89		-17.7	9.8	314.7		0.367	
4	2013	167.55	168.63	-1.1	8.7	1.2	714.82	26.73	0.326
5	2014	127.97		-40.7	-31.9	1653.4		-1.195	
6	2015	196.27		27.6	-4.3	764.0		-0.161	
7	2016	172.92		4.3	0.0	18.5		0.000	

tersebut sudah memenuhi atau data tinggi muka air stasiun Pulau berhalo adalah data panggah atau konsisten.

Berikut perhitungan uji konsistensi data bagian hilir yaitu stasiun Peranap.

Tabel 5. Perhitungan Uji Konsistensi Stasiun Peranap

n	tahun	yi	ŷ	yi - ŷ	sk*	(yi - ŷ) ²	Dy ²	Dy	sk**
1	2010	285.56			77.4	77.4	5995.4		2.284
2	2011	208.65			0.5	78.0	0.3		2.299
3	2012	206.99			-1.11	76.8	1.3		2.266
4	2013	188.97	208.1	-19.2	57.7	366.9	1149.2	33.9	1.701
5	2014	188.75			-19.4	38.3	375.3		1.129
6	2015	172.06			-36.1	2.2	1300.5		0.065
7	2016	205.91			-2.2	0.0	4.9		0.000

Berdasarkan tabel diatas maka statistik yang dapat digunakan sebagai alat penguji kepanggahananya adalah :

$$Q = \max_{0 \leq k \leq n} |S_k^*|$$

$$Q = 2,299$$

$$\text{Maka, } \frac{Q}{\sqrt{n}} = \frac{2,299}{\sqrt{7}} = 0,87$$

$$R = \max_{0 \leq k < n} Sk^{**} - \min_{0 \leq k \leq n} Sk^{**}$$

$$R = 2,299 - 0$$

$$R = 2,299$$

$$\text{Maka, } \frac{R}{\sqrt{n}} = \frac{2,299}{\sqrt{7}} = 0.87$$

Berdasarkan Tabel 1 Nilai Kritik Q dan R maka kedua nilai tersebut sudah memenuhi atau data tinggi muka air stasiun Peranap adalah data panggah atau konsisten.

4.3. Perancangan Model JST

Model yang dibangun menggunakan metode *backpropagation* dan pembelajaran *feedforward*, jaringan ini memiliki beberapa lapisan masukan (*input*), lapisan keluaran (*output*), dan beberapa lapisan tersembunyi. Parameter-parameter dalam pembentukan jaringan *backpropagation* menggunakan 2 variabel *input*, 2 *hidden layer*, dan 1 *output layer* dalam hal ini akan dinamai sebagai arsitektur 2-2-1. Berikut karakteristik dari arsitektur yang akan dibangun

Tabel 6. Arsitektur Jaringan

Karakteristik	Spesifikasi
Arsitektur	2 <i>Hidden layer</i>
<i>Input</i>	2
<i>Output layer</i>	1
<i>Training function</i>	<i>Trained</i>
<i>Activation function</i>	<i>Sigmoid</i>
<i>Maximum epoch</i>	5000
<i>Momentum (mc)</i>	0,1 ; 0,5 ; 0,9
<i>Learning rate</i>	0,1 ; 0,5 ; 0,9

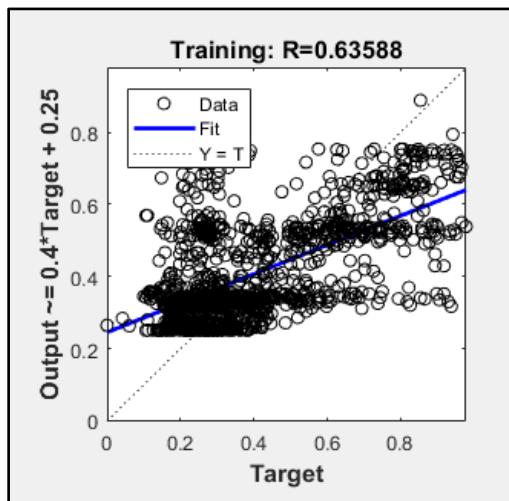
4.4. Pelatihan Jaringan

Data pelatihan yang digunakan adalah data tinggi muka air dari tahun 2010-2014. Tujuan dari pelatihan adalah untuk membuktikan bahwa arsitektur yang dibangun dalam memprediksi tinggi muka air bagian hilir sungai (Peranap) mempunyai kedekatan nilai yang sangat baik, dibuktikan dengan melihat perbandingan target dan hasil pembelajaran pada JST. Sebelum melakukan uji coba terlebih dahulu variabel input dan variabel output dikelompokkan seperti yang terlihat pada tabel 4.8 dibawah ini :

Tabel 7. Variabel Input dan Target untuk Data Pelatihan

No.	X1	X2	Target
1	460	465	465
2	403	451	451
3	370	446	446
4	326	432	432
5	283	327	327
6	280	330	330
7	276	329	329
...
1825	74	24	24

Setelah melakukan proses pelatihan dengan mengubah parameter-parameter yang tersedia maka dipereoleh hasil yang diinginkan dengan mengacu kepada koefisien korelasi (R) seperti yang dapat dilihat pada gambar 4.4



Gambar 4. Nilai Korelasi antara Output dan Target Hasil Pelatihan Jaringan Saraf Tiruan

Berikut adalah perbandingan proses dan hasil dari pelatihan yang telah dilakukan menggunakan jaringan saraf tiruan dengan mengubah parameter yang tersedia

Tabel 8. Perbandingan Parameter Pola Pelatihan

Lr	m	R
0,1	0,1	0,6021
	0,5	0,6358
	0,9	0,6281
0,5	0,1	0,6155
	0,5	0,6237
	0,9	0,6051
0,9	0,1	0,5961
	0,5	0,5989
	0,9	0,6083

Berdasarkan tabel 4.3 nilai R yang memiliki keandalan yang bagus memiliki nilai $lr = 0,1$ dan $m = 0,5$. Nilai inilah yang akan digunakan selanjutnya untuk proses pengujian.

4.5. Pengujian Jaringan

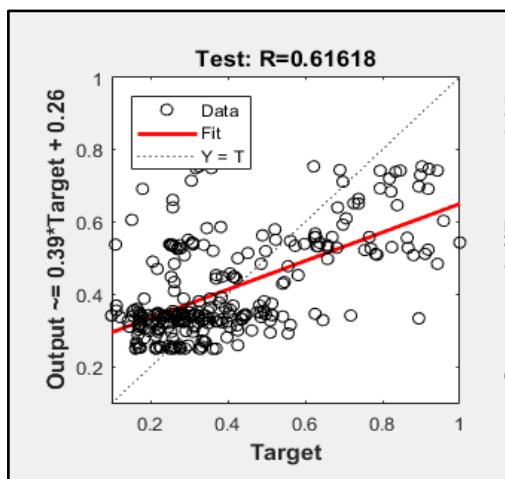
Data pengujian yang digunakan adalah 30% dari jumlah keseluruhan data yakni berjumlah 730. Sebelum melakukan pengujian, terlebih dahulu variabel input dan variabel output dikelompokkan.

Tabel 9. Variabel Input dan Target untuk Data Pengujian

No.	X1	X2	Target
1	163	210	210
2	170	194	194
3	162	178	178
4	157	160	160
5	157	160	160
...
730	183	160	160

Setelah data dikelompokkan lalu memulai proses pengujian, proses pengujian memiliki langkah yang sama seperti proses pelatihan hanya saja data input dan target yang digunakan berbeda

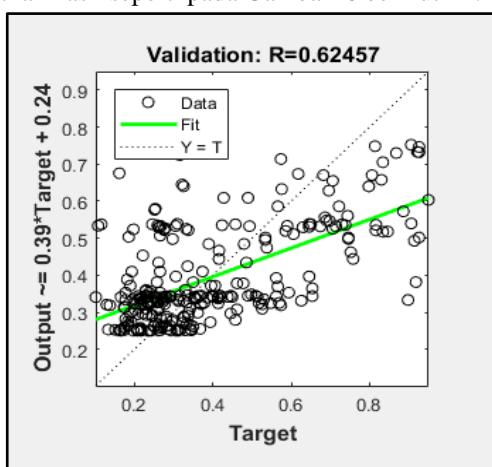
Setelah melakukan proses pengujian dengan mengubah parameter-parameter yang tersedia maka dipereoleh hasil yang diinginkan dengan mengacu kepada koefisien korelasi (R) dengan demikian kurva yang diamati adalah kurva nilai R Test, seperti yang dilihatkan pada gambar 5.



Gambar 5. Nilai Korelasi Output dan Target Hasil Pengujian

4.6. Validasi Data

Adapun tahapan-tahapan dan variabel yang digunakan sama dengan proses pelatihan maupun pengujian sehingga didapatkan hasil seperti pada Gambar 6 berikut ini.



Gambar 6. Nilai Korelasi Output dan Target Hasil Validasi

Dari Gambar 6, memperlihatkan bahwa nilai output dan target selama pelatihan dengan nilai $R = 0,62457$. Nilai R positif mengindikasikan bahwa peningkatan nilai output sama dengan nilai target secara umum.

Setelah melakukan proses validasi maka selanjutnya memprediksi muka air pada bagian hilir yaitu di Peranap pada tahun 2016 dengan model prediksi yang telah dibangun.

x (target) = data tinggi muka air Peranap Tahun 2016

network1 = model prediksi

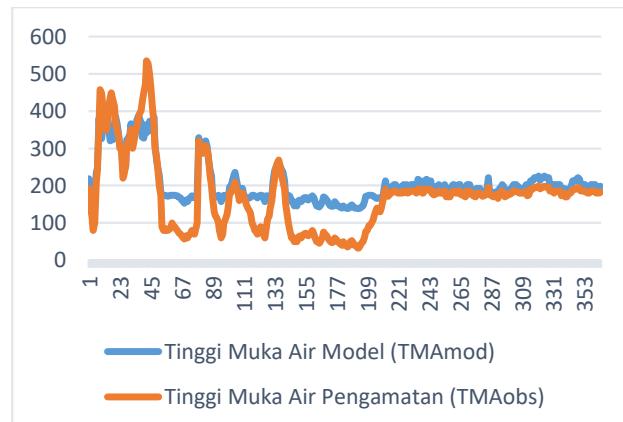
y' (output) = sim(network1,x)

Pengolahan data perbandingan tinggi muka air model (TMAmod) dengan tinggi muka air pengamatan (TMAobs) dapat dilihat pada tabel 10, Perhitungan selanjutnya dapat dilihat pada Lampiran

Tabel 10. Perbandingan Tinggi Muka Air Prediksi dengan Data Eksisting

No.	eks	Pred	Selisih	Error
1	193	218,348	-25,348	150,651
2	143	165,987	-22,987	164,012
3	115	171,061	-56,061	124,93
.
365	183	198,587	-15,587	-85,587

Dikarenakan jauhnya selisih persentase perbandingan antara tinggi muka air model (TMAmod) dengan tinggi muka air pengamatan (TMAobs), maka dicoba untuk melakukan transformasi data banyak cara yang dilakukan untuk mentransformasi data namun dalam penelitian ini menggunakan konsep dasar logaritma agar perbandingan selisih antara tinggi muka air model (TMAmod) dengan tinggi muka air pengamatan (TMAobs) sedikit mendekati dalam persentase kesalahan dalam pengolahan data, di sini menggunakan logaritma matematika.



Gambar 7. Hubungan antara tinggi muka air model (TMAmod) dengan tinggi muka air pengamatan (TMAobs)

4.7. Pembahasan

Kontrol tingkat kesalahan pada Jaringan Syaraf Tiruan menggunakan koefisien nilai *Correlation Coefficient* dan nilai RMSE antara data hasil prediksi dengan data actual, dalam hal ini ada 2 pembagian data yaitu hasil yang diperoleh tanpa menggunakan logaritma dan dengan menggunakan logaritma dapat dihitung sebagai berikut.:

1. Correlation Coefficient(R)

$$\sum x \cdot y = 1.893.888$$

$$\sum x^2 = 3.565.460$$

$$\sum y^2 = 1.218.935$$

Sehingga:

$$R = \frac{1.893.888}{\sqrt{3.565.460 \times 1.218.935}}$$

$$R = 0,908$$

2. Root Mean Square Error (RMSE)

Untuk nilai *Root Mean Square Error* antara data hasil prediksi dengan data aktual adalah sbb.

$$\sum (X - Y)^2 = 996.619$$

$$n = 365$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{996.619}{365}} = 52,25$$

Dari hasil pengujian nilai RMSE yang dihasilkan sebesar 52,25 menunjukkan tingkat kesalahan yang sangat besar antara hasil data prediksi dengan Data Aktual. Hasil perhitungan nilai (R) dan RMSE menunjukkan bahwa jaringan syaraf tiruan menggunakan tipe network *backpropagation* dengan model yang disusun sesuai langkah penelitian, tingkat keandalanya dalam memprediksi hanya mampu menunjukkan pola sedangkan kemampuan analisisnya mengenai besaran tidak begitu baik. Dapat dilihat pada gambar 7, grafik data hasil prediksi mengikuti pola grafik data aktual namun nilai kesalahan terlalu besar. Perbandingan hasil Korelasi dan RMSE dimana dijelaskan berdasarkan interval tingkat kekuatan nilai korelasi 1 sangat kuat dan 0 tingkat kekuatan sangat rendah, sedangkan RMSE (*Root Mean Square Error*) merupakan besarnya tingkat kesalahan hasil prediksi dimana semakin kecil (mendekati 0) maka hasil prediksi akan semakin akurat,

5. KESIMPULAN DAN SARAN

5.1. Kesimpulan

Berdasarkan analisa data yang telah dilakukan, maka dapat ditarik kesimpulan sebagai berikut:

1. Proses pembelajaran menghasilkan nilai koefisien korelasi (R) pada tahap pelatihan adalah 0,63588, pengujian adalah 0,61618 serta validasi adalah 0,62457. Maka berdasarkan klasifikasi nilai R, model JST yang dibangun mempunyai tingkat korelasi kuat dengan nilai koefisien korelasi berada pada $0,6 < R \leq 0,799$
2. Proses prediksi tinggi muka air menggunakan menghasilkan nilai koefisien korelasi (R) adalah 0,908 dan tingkat kesalahan (RMSE) adalah 52,25 Berdasarkan klasifikasi nilai R, model tersebut mempunyai tingkat korelasi yang sangat kuat akan tetapi nilai RMSE sangat besar.
3. Model jaringan saraf tiruan yang dibangun untuk memprediksi tinggi muka air pada stasiun peranap ditahun 2016 mempunyai tingkat keandalan yang kurang bagus dikarenakan nilai RMSE yang lumayan besar tidak mendekati nol akan tetapi dengan menggunakan transformasi data kedalam bentuk logaritma, tingkat persentase kesalahan dalam pelatihan ini bisa menjadi kecil.
4. Hasil prediksi pada stasiun peranap kurang bagus hal ini disebabkan dalam perhitungan pemasukan data curah hujan pada tiap batang sungai diabaikan,

5.2. Saran

Berdasarkan hasil perhitungan yang telah dilakukan dalam penelitian ini, maka dapat diberikan beberapa saran sebagai berikut :

1. Menggunakan tipe network yang berbeda selain *Backpropagation* untuk mendapatkan hasil penelitian berikutnya.
2. Menggunakan fungsi pelatihan yang lain supaya mendapatkan hasil dan prediksi yang lebih beragam
3. Penelitian model jaringan saraf tiruan ini belum bisa digunakan untuk penelusuran banjir karena tingkat acak dan persentase kesalahan yang sangat besar.
4. Penelitian berikutnya bisa dikembangkan dengan arsitektur jaringan yang terdiri dari multi inputs dan atau multi hidden layers serta single output.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Amri.M.A. 2014. *Penelusuran Banjir (Flood Routing) Tinggi Muka Air Dengan Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan..* Tugas akhir jurusan Teknik Sipil. Pekanbaru : Universitas Riau
- [2] Andrijasa.M.F dan Mistianingsih. *Penerapan Jaringan syaraf tiruan untuk memprediksi Jumlah pengangguran di provinsi Kalimantan Timur dengan menggunakan Algoritma Backpropagation.* Jurnal Informatika Mulawarman Vol 5 no. 1 Februari 2010 50.
- [3] Anike Marleni et al. 2012. *Pengembangan Sistem Jaringan Saraf Tiruan Dalam Memprediksi Jumlah Dokter Keluarga Menggunakan Backpropagation.* Seminar Nasional Teknologi dan Komunikasi (SENTIKA), Yogyakarta, 10 Maret 2012
- [4] Goel, A. 2011. *ANN-Based Approach for Predicting Rating Curve of an Indian River.* International Scholarly Research Network ISRN Civil Engineering, Volume 2011, Article ID 291370, 4 pages doi:10.5402/2011/291370.
- [5] Kusumadewi, Sri. 2003. *Artificial Intelligence.(Teknik dan Aplikasinya)* Yogyakarta: Graha Ilmu
- [6] Prahesti, I. 2013. *Implementasi Jaringan Saraf Tiruan Algoritma Backpropagation Untuk Memprediksi Curah Hujan Di Yogyakarta.* Tugas Akhir Jurusan Teknik Informatika. Yogyakarta: Sekolah Tinggi Manajemen Infromatika Dan Komputer Amikom

- [7] Ridwan, 2013. *Inovasi Pembelajaran*. Bumi Aksara: Jakarta
- [8] Soemarto, CD. 1987. *Hidrologi teknik*, Penerbit Usaha Nasional, Surabaya
- [9] Suripin, 2003. *Sistem Drainase Perkotaan Berkelanjutan*. Yogyakarta: Penerbit ANDI
- [10] Sri Harto BR., 2000, *Hidrologi : Teori, Masalah, Penyelesaian*, Nafiri Offset, Yogyakarta.