

# PEMODELAN PREDIKSI BANJIR MENGGUNAKAN ARTIFICIAL NEURAL NETWORK

## FLOOD MODELLING AND PREDICTION USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORK

<sup>1</sup>Awal Rais Sanubari, <sup>2</sup>Purba Daru Kusuma, <sup>3</sup>Casi Setianingsih

<sup>1,2,3</sup>Program Studi S1 Sistem Komputer, Fakultas Teknik Elektro, Universitas Telkom

<sup>1</sup>awalraiss@gmail.com, <sup>2</sup>purbadaru@telkomuniversity.ac.id, <sup>3</sup>casisetianingsih@telkomuniversity.ac.id

---

### Abstrak

Banjir merupakan salah satu jenis bencana alam sering terjadi di Indonesia, perlunya suatu sistem yang dapat memprediksi kedatangan banjir adalah hal yang penting bagi masyarakat Indonesia khususnya masyarakat yang tinggal didaerah aliran sungai tertentu. Beberapa parameter yang dapat digunakan untuk memprediksi banjir diantaranya yaitu tinggi muka air dan curah hujan di sekitar sungai. Pemodelan sistem untuk memprediksi datangnya banjir harus memiliki hasil prediksi yang seakurat mungkin agar bisa menghasilkan sistem yang baik dalam memprediksi banjir tersebut.

Pada penelitian ini menggunakan metode jaringan syaraf tiruan Radial Basis Function. Hasil prediksi pada proses pelatihan dan pengujian menghasilkan nilai MAPE secara berturut-turut adalah 0.047% dan 1.05% untuk data tinggi muka air dan 4.97% dan 29.1% untuk data curah hujan dengan kombinasi parameter *hidden node* = 35, *learning rate* = 0.2 dan *Spread constant* = 1.1 dengan target pemberhentian maksimum epoch sebesar 5000 epoch

**Kata kunci :** Kecerdasan Buatan, Neural Network, Jaringan Syaraf Tiruan

---

### Abstract

Flood is one of the common types of natural disaster in Indonesia, we need a system that can predict the arrival of the flood is important for the Indonesian people, especially people who live a certain area of the river flow. Some parameters that can be used to predict the flood are water level and rainfall around the river. Modeling system to predict the flood must have the prediction results as accurate as possible in order to produce a good system in predicting floods

In this study case using artificial neural network Radial Basis Function . Prediction results in the training and testing process resulted in MAPE values are 0.047% and 1.05% for water level data and 4.97% and 29.1% for rainfall data with combination of *hidden node* = 35, *learning rate* = 0.2 and *Spread constant* = 1.1 with the target epoch maximum termination of 5000 epoch.

**Keywords:** Artificial Intelligence, Neural Network, Artificial Neural Networks

---

## 1. Pendahuluan

### 1.1 Latar Belakang

Bencana banjir adalah salah satu bencana alam yang mengakibatkan kelumpuhan ekonomi sebesar 40% di suatu negara [1]. Keakuratan prediksi banjir dengan parameter tertentu sangat penting sebagai acuan di masa depan dalam memprediksi bencana banjir. Ketinggian muka air di bagian hulu sangat mempengaruhi akan tinggi muka air di bagian hilir [2].

Objek yang digunakan dalam penelitian ini adalah Tinggi Muka Air (TMA). Semakin tinggi muka air tentu menjadi salah satu faktor yang menyebabkan potensi terjadinya banjir. Bencana alam di suatu wilayah memiliki implikasi secara langsung terhadap masyarakat di wilayah tersebut. Berbagai metode peramalan telah dikembangkan hingga saat ini. Pendekatan yang dikembangkan meliputi pendekatan stokastik dan deterministik. Model *forecasting* sebagian besar menggunakan pendekatan deterministik, yaitu saat kondisi saat  $t$  atau  $t+1$  dan  $t-1$ , dengan periode harian [4].

## 1.2 Tujuan

Adapun tujuan yang akan dicapai pada Tugas Akhir ini :

Penelitian ini memiliki tujuan untuk Menganalisa kemampuan jaringan syaraf tiruan dalam memprediksi banjir. Selanjutnya penelitian ini juga ditujukan untuk menganalisa pengaruh nilai parameter jaringan syaraf tiruan terhadap hasil prediksi banjir dan mengetahui pengaruh tinggi muka air dan curah hujan terhadap hasil prediksi banjir yang dihasilkan.

## 1.3 Identifikasi Masalah

Beberapa identifikasi masalah yang akan dibahas dalam Tugas Akhir ini adalah sebagai berikut :

Bagaimana kemampuan dari jaringan syaraf tiruan dalam memprediksi banjir berdasarkan tinggi muka air dan curah hujan. Kemudian pengujian pengaruh nilai parameter jaringan syaraf tiruan terhadap hasil prediksi banjir, serta pengaruh tinggi muka air dan curah hujan terhadap prediksi banjir yang dihasilkan.

# 1. Dasar Teori

## 1.1 Banjir

Banjir terjadi ketika tinggi muka air melebihi batas normal dan meluapnya air sungai. Biasanya air mengalir meluap melebihi tinggi tebing sungai dan luapan airnya menggenang pada suatu daerah genangan [7]. Dalam kepentingan yang lebih teknis, banjir dapat disebut sebagai genangan air yang terjadi di suatu lokasi yang diakibatkan oleh perubahan tata guna lahan di Daerah Aliran Sungai (DAS), pembuangan sampah, erosi dan sedimentasi dan juga dikarenakan alur sungai tidak memiliki kapasitas yang cukup bagi debit aliran air yang lewat [8].

## 1.2 Curah Hujan

Curah hujan yaitu total dari jumlah tinggi genangan air yang ada pada suatu kurun waktu tertentu pada suatu bidang datar [10]. Besar nya curah hujan dapat diukur dengan alat penakar hujan secara manual atau otomatis yang diukur di daerah setempat. Pola curah hujan biasanya memiliki kala ulang yang terjadi pada beberapa tahun sekali, seperti 2 tahunan, 5 tahunan, dan lain sebagainya. Kala ulang diartikan sebagai waktu dimana hujan atau debit dengan satuan besaran rata-rata tertentu akan disamai atau mungkin dilampaui sekali dalam jangka waktu tersebut.

## 1.3 Tinggi Muka Air

Perhitungan tinggi permukaan air ini dimulai dari bagian hilir ke hulu dengan menetapkan suatu titik tertentu sebagai titik awal perhitungan. Titik ini dapat berupa ,badan air, seperti laut, danau, dan waduk, bangunan di sungai, seperti bendungan atau bendungan penahan sedimen, pos duga air yang mempunyai lengkung aliran dan berada di hilir daerah perhitungan [11]. Data tinggi permukaan air merupakan data lapangan yang didapat dari beberapa stasiun hidrologi. Pengukuran tinggi muka air dapat diukur secara otomatis ataupun manual. Pengukuran secara otomatis dapat dilakukan secara kontinu, sedangkan pengukuran yang dilakukan secara manual hanya menggunakan papan duga banjir [12].

## 1.4 Peramalan

Peramalan adalah perpaduan antara seni dan ilmu dalam memperkirakan keadaan di masa yang akan datang, dengan cara memproyeksikan data-data masa lampau ke masa yang akan datang dengan menggunakan model matematika maupun perkiraan yang subjektif [13].

## 1.5 Jaringan Syaraf Tiruan

Jaringan Syaraf Tiruan adalah suatu struktur kompleks yang dikembangkan berdasarkan aktivitas *neuron* pada otak manusia [14]. McCulloch dan Pitts [15] memperkenalkan jaringan syaraf tiruan sebagai

representasi dari proses sinaptik yang terjadi pada otak manusia. Secara umum Jaringan Syaraf Tiruan memiliki tiga lapisan yaitu, lapisan *input*, lapisan *hidden*, dan lapisan *output*.

### 1.6 Jaringan Syaraf Tiruan *Radial Basis Function*

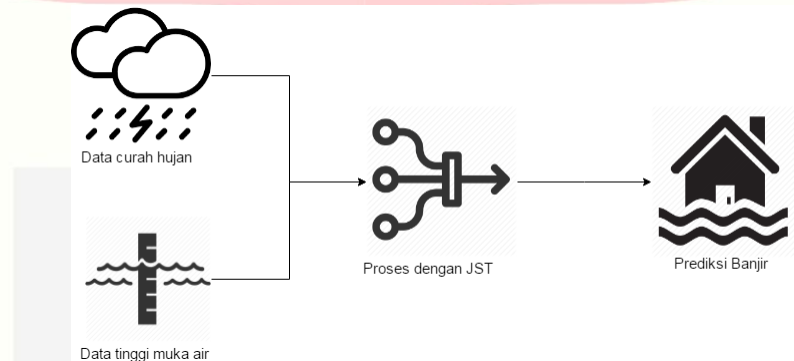
*Radial basis function* (RBF) adalah sebuah fungsi yang dinyatakan dengan nilai yang bergantung kepada jarak antar nilai *center* [17]. Jaringan RBF memiliki beberapa fitur utama adalah sebagai berikut [18].

1. Pengujian dan pembelajaran yang sangat cepat.
2. Interpolasi jaringan yang sangat baik.
3. Terdapat dua lapis atau *layer* yang bersifat *feed-forward*.
4. *Hidden layer* menggunakan fungsi *Gaussian*.
5. *Output layer* mengimplementasikan fungsi linear yang sama seperti *multilayer perceptron*.
6. Jaringan pengujian dibagi menjadi 2 bagian yaitu pertama nilai *weight* dari *input* ke *hidden* dan kedua nilai *weight* dari *hidden* ke *output*.

## 2. Perancangan

### 2.1 Gambaran Sistem Secara Umum

Pada perancangan sistem ini menjelaskan secara umum mengenai tahapan sistem yang telah dibuat.. Berikut merupakan perancangan sistem secara umum yang ditujukan pada gambar 2.1.



Gambar 2.1 Gambaran Umum Sistem

Pada gambar 2.1 menjelaskan proses prediksi banjir menggunakan jaringan syaraf tiruan RBF, Adapun langkah-langkah yang dilakukan adalah pencarian dan pengumpulan data tinggi muka air dan data curah hujan yang akan digunakan sebagai data pelatihan dan data pengujian. Setelah data berhasil dikumpulkan, dilakukan proses pembersihan data lalu dilakukan transformasi data agar data-data tersebut lebih mudah untuk diproses. Kemudian data tersebut dibagi menjadi data latih dan data uji dengan perbandingan 50:50.

## 3. Pengujian

### 3.1. Pengujian Jumlah *Hidden Neuron*

Pengujian dilakukan untuk mengetahui pengaruh jumlah *hidden neuron* terhadap performansi jaringan yang telah dibuat, dan mencari jumlah *hidden neuron* terbaik yang akan digunakan untuk proses pelatihan Hasil pengujian *hidden neuron* dapat dilihat pada Tabel 3.1.

Tabel 3.1 Hasil Pengujian Jumlah *Hidden Neuron*

Jumlah <i>hidden neuron</i>	<i>Learning rate</i>	<i>Spread Constant</i>	Epoch	Target <i>error</i>	MSE	
					TMA	CH
10	0.1	1.1	1000	0	0.00541	0.00396
15	0.1	1.1	1000	0	0.00542	0.00372

20	0.1	1.1	1000	0	0.00495	0.00395
25	0.1	1.1	1000	0	0.00490	0.00367
30	0.1	1.1	1000	0	0.00480	0.00330

Berdasarkan hasil pengujian pada Tabel 3.1 didapatkan hasil MSE terkecil ketika jumlah *hidden neuron* = 30 dengan nilai *mean squared error* sebesar 0.00480 untuk data tinggi muka air dan 0.0330 untuk data curah hujan dengan status pemberhentian pelatihan *maximum epoch reached*.

### 3.2. Pengujian Nilai *Learning Rate*

Pengujian dilakukan untuk mengetahui pengaruh nilai *learning rate* terhadap performansi jaringan yang telah dibuat, dan mencari nilai *learning rate* terbaik yang akan digunakan untuk proses pelatihan Hasil pengujian nilai *learning rate* dapat dilihat pada Tabel 3.2.

Tabel 3.2 Hasil Pengujian Nilai *Learning Rate*

Jumlah <i>hidden</i> <i>neuron</i>	<i>Learning</i> <i>rate</i>	<i>Spread</i> <i>Constant</i>	Epoch	Target <i>error</i>	MSE	
					TMA	CH
30	0.1	1.1	1000	0	0.0047667	0.0032890
30	0.2	1.1	1000	0	0.0047537	0.0032816
30	0.3	1.1	1000	0	0.0047597	0.0032946
30	0.4	1.1	1000	0	0.0047697	0.0032934
30	0.5	1.1	1000	0	0.0047794	0.0032964

Berdasarkan hasil pengujian pada Tabel 4.3 didapatkan bahwa hasil MSE yang dihasilkan tidak terlalu berbeda setiap perubahan nilai *learning rate*. Nilai MSE terkecil didapat pada saat nilai *learning rate* = 0.2, namun seiring meningkatnya jumlah nilai *learning rate*, nilai MSE yang dihasilkan menurun dari pada hasil sebelumnya.

### 3.3. Pengujian Nilai *Spread Constant*

Pengujian dilakukan untuk mengetahui pengaruh nilai *spread constant* terhadap performansi jaringan yang telah dibuat, dan mencari nilai *spread constant* terbaik yang akan digunakan untuk proses pelatihan. Hasil pengujian nilai *spread constant* dapat dilihat pada Tabel 3.3.

Tabel 3.3 Hasil Pengujian Nilai *Spread Constant*

Jumlah <i>hidden</i> <i>neuron</i>	<i>Learning</i> <i>rate</i>	<i>Spread</i> <i>Constant</i>	Epoch	Target <i>error</i>	MSE	
					TMA	CH
30	0.2	1.1	1000	0	0.0047537	0.0032816
30	0.2	1.2	1000	0	0.0054192	0.0033316
30	0.2	1.3	1000	0	0.0055479	0.0034594
30	0.2	1.4	1000	0	0.0052550	0.0042499
30	0.2	1.5	1000	0	0.0053937	0.0043398

Berdasarkan hasil pengujian pada Tabel 4.4 didapatkan bahwa hasil MSE terbaik yaitu pada saat nilai *spread* sebesar 1.1 dengan nilai MSE 0.0047537 untuk data tinggi muka air dan 0.0032816 untuk data curah hujan.

### 3.4. Pengujian Jumlah Epoch

Pengujian dilakukan untuk mengetahui pengaruh jumlah epoch terhadap performansi jaringan yang telah dibuat, dan mencari jumlah maksimum epoch terbaik yang akan digunakan untuk proses pelatihan. Hasil pengujian jumlah maksimum epoch dapat dilihat pada Tabel 3.4.

Tabel 3.4 Hasil Pengujian Jumlah Maksimum Epoch

Jumlah <i>hidden</i> <i>neuron</i>	<i>Learning</i> <i>rate</i>	<i>Spread</i> <i>Constant</i>	Epoch	Target <i>error</i>	MSE	
					TMA	CH
30	0.2	1.1	1000	0	0.0047597	0.003289
30	0.2	1.1	2000	0	0.0043769	0.003001
30	0.2	1.1	3000	0	0.0039345	0.002772
30	0.2	1.1	4000	0	0.0035036	0.002556
30	0.2	1.1	5000	0	0.0031075	0.002359

Berdasarkan hasil pengujian pada Tabel 4.6 didapatkan bahwa hasil MSE terbaik yaitu pada saat jumlah maksimum epoch sebesar 5000 iterasi dengan nilai MSE 0.0031075 untuk data tinggi muka air dan 0.002359 untuk data curah hujan.

### 3.5 Pengujian Nilai Target Error

Pengujian dilakukan untuk mengetahui pengaruh nilai target *error* terhadap performansi jaringan yang telah dibuat, dan mencari nilai target *error* terbaik yang akan digunakan untuk proses pelatihan. Hasil pengujian nilai target *error* dapat dilihat pada Tabel 3.5.

Tabel 3.5 Hasil Pengujian Nilai Target Error

Jumlah <i>hidden</i> <i>neuron</i>	<i>Learning</i> <i>rate</i>	<i>Spread</i> <i>Constant</i>	Epoch	Target <i>error</i>	MSE	
					TMA	CH
30	0.2	1.1	5000	0	0.0031075	0.002359
30	0.2	1.1	5000	$1e^{-1}$	0.015688	0.008479
30	0.2	1.1	5000	$1e^{-2}$	0.0098304	0.008479
30	0.2	1.1	5000	$1e^{-3}$	0.0031075	0.002359
30	0.2	1.1	5000	$1e^{-4}$	0.0031075	0.002359

Berdasarkan hasil pengujian pada Tabel 4.8 dapat disimpulkan bahwa pada saat proses pelatihan dengan nilai target *error* sebesar  $1e^{-3}$  dan  $1e^{-4}$ , *goal* pelatihan belum tercapai, dikarenakan keterbatasan kemampuan perangkat dalam menjalani proses pelatihan, maka dari itu pelatihan akan berhenti sesuai dengan jumlah epoch maksimum yang digunakan dengan mengambil nilai MSE pada epoch ke 5000.

#### 4. Kesimpulan

Berdasarkan proses-proses yang telah dilakukan pada penelitian tugas akhir ini, dimulai dari perancangan sampai dengan pengujian dan analisis sistem, dapat disimpulkan beberapa hal diantaranya :

1. Jaringan Syaraf Tiruan yang sudah dilatih dengan data tinggi permukaan air dan data curah hujan, dapat digunakan untuk memprediksi tinggi permukaan air dan curah hujan harian satu bulan kedepan.
2. Pelatihan untuk mendapatkan tingkat kesalahan dalam proses prediksi tinggi permukaan air dengan jaringan syaraf tiruan yang terbaik adalah sebagai berikut :
  - a. Target Galat : 0
  - b. *Spread Constant* : 1.1
  - c. Jumlah Simpul : 30
  - d. Jumlah Iterasi : 5000
  - e. Jumlah data latih : 4805
3. Rata-rata presentase kesalahan data tinggi muka air pada saat proses pelatihan adalah 0.047% dan 4.97% untuk data curah hujan.
4. Rata-rata presentase kesalahan data tinggi muka air pada saat proses pengujian adalah 1.05% dan 29.1% untuk data curah hujan.

**Daftar Pustaka:**

- [1] L. Yong, C. Yuanfang, H. Jian, H. Qin, and W. Yintang, "Long –Term Prediction for Autumn Flood Season in Danjiangkou Reservoir Basin Based on OSR-BP Neural Network," 2010, pp. 1717-1720.
- [2] Chang-Shian Chen et al, "Development and application of a decision group Back-Propagation Neural Network for flood forecasting," ELSEVIER Journal of Hydrology, vol. 385, pp. 173-182, 2010.
- [3] Mulia, Prima.2015." Banjir, Tiga Kecamatan di Bandung Terendam" di <https://nasional.tempo.co/read/655458/banjir-tiga-kecamatan-di-bandung-terendam> (akses 02 Juli 2018).
- [4] G. Corani and G. Guariso, "Coupling Fuzzy Modeling and Neural Networks For River Flood Prediction," Systems, Man, and Cybernetics, Part C: Applications and Reviews, IEEE Transactions on, vol. 35, pp.382-390, 2005.
- [5] PSW, Anugerah, 2007, "Perbandingan Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation dan Metode Deret Berkala Box-Jenkins (Arima) Sebagai Metode Peramalan Curah hujan", Semarang, Universitas Negeri Semarang.
- [6] Pusporani, Mina.2005."Pengembangan Model Jaringan Syaraf Tiruan untuk Prakiraan Tinggi Muka Harian Sungai Bengawan Solo Stasiun Jurung".Solo.Universitas Sahid Solo.
- [7] Hadisusanto. 2011. "Aplikasi Hidrologi". Malang: Jogja Mediautama.
- [8] Kodoatie, R., & Sugiyanto. 2002. "Banjir: Beberapa Penyebab dan Metode Pengendaliannya, dalam perspektif lingkungan".Yogyakarta: Pustaka Pelajar.
- [9] M. K. A. İlker, G. Ergin, Ö. Terzi, "An Artificial Neural Networks Approach to Monthly Flow Estimation," pp. 1-4.
- [10] Nelson, S. (2010). Natural Disasters EENS 2040 and EENS 6050. Tulane University, Dept. Earth and Environmental Sciences.
- [11] Z. Hao-Tian, X. Fang-Yuan, and Z. Long, "Artificial Neural Network for Load Forecasting In Smart Grid," in Machine Learning and Cybernetics (ICMLC), 2010 International Conference on, 2010, pp.3200-3205.
- [12] Dharma,Herry.2008."Prediksi Ketinggian Muka Air Dengan Jaringan Syaraf Tiruan Perambatan Balik".Jurnal Internal Fakultas Teknik Universitas Diponegoro.
- [13] Heizer, Jay. 2017. "Sustainability and Supply Chain Management".Pearson.
- [14] J. A. Anderson and J. Davis 1995. An introduction to neural networks vol. 1: MIT Press.
- [15] McCulloch, W., Ps, W.H., "A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity," Bull. Math. Biophys. 5, pp. 115-133, 1943.
- [16] W.A. Randall and G.A. Tagliarini, "Using Feed Forward Neural Networks to Model the Effect of Precipitation on the Water Levels of the Northeast Cape Fear River," Proceedings IEEE Southeast Con 2002:338-342, 2002.
- [17] Orr, Mark J.L. 1996. Introduction to Radial Basis Funtion Networks. Centre for Cognitive Science, University of Edinburgh, 2, Buccleuch Place, Edinburgh EH8 9LW: Scotland.
- [18] Bullinaria, John A. 2004. Introduction to Neural Networks. (Online) [www.cs.bham.ac.uk/~jxb/NN/IR.pdf](http://www.cs.bham.ac.uk/~jxb/NN/IR.pdf) ( 02 Juli 2018).