

ANALISIS EFEKTIVITAS KERAPATAN JARINGAN POS STASIUN HUJAN DI DAS KEDUNGSOKO DENGAN MENGGUNAKAN JARINGAN SARAF TIRUAN (*ARTIFICIAL NEURAL NETWORK*)

Syarief Fathoni¹, Very Dermawan², Ery Suhartanto²

¹ Staf Inspektorat Wilayah 1, Inspektorat Jenderal Kementerian Pekerjaan Umum dan Perumahan Rakyat, Indonesia;

² Dosen, Program Studi Magister Sumber Daya Air, Teknik Pengairan Fakultas Teknik, Universitas Brawijaya, Malang, Jawa Timur, Indonesia
syarif83.sf@gmail.com

Abstrak: Kualitas data curah hujan sangat bergantung pada kemampuan pos hidrologi dalam memantau karakteristik hidrologi dalam suatu Daerah Aliran Sungai. Oleh karena itu, diperlukan suatu kajian, agar memperoleh jaringan pos stasiun hujan yang efektif dalam hal perletakan stasiun pos stasiun hujan yang optimum dan mampu menggambarkan variabilitas ruang DAS yang teramati dengan baik. Lokasi penelitian terletak di DAS Kedungsoko yang luasnya adalah 416,54 km², dan terdiri atas 8 pos stasiun hujan. Analisis dilakukan dengan membandingkan debit AWLR tahun 2001 s.d. 2010 dengan debit hasil model Jaringan Saraf Tiruan (JST). Model JST ini digunakan untuk mendapatkan debit dengan variabel masukan terdiri atas curah hujan maksimum tahunan pos stasiun hujan dengan satuan mm (X_1), jarak pos stasiun hujan dengan pos AWLR dalam satuan km (X_2), beda tinggi pos stasiun hujan dengan pos AWLR dalam satuan m (X_3), dan koefisien thiessen (X_4). Berdasarkan perbandingan debit hasil JST dengan debit AWLR, maka kerapatan jaringan pos stasiun hujan yang paling efektif adalah kombinasi pos stasiun hujan yang terdiri atas 4 (empat) pos stasiun hujan yang terdiri atas Pos Stasiun Hujan Pace, Pos Stasiun Hujan Banaran, Pos Stasiun Hujan Prambon, dan Pos Stasiun Hujan Badong dengan rerata Kesalahan Relatif debitnya adalah 3,763%.

Kata Kunci: Jaringan Saraf Tiruan, Stasiun Hujan, Kerapatan Stasiun Hujan, Efektivitas, Kesalahan Relatif

Abstract: *Quality of rainfall data is highly depend on the ability of hydrologic station in monitoring hydrological characteristics in the Watershed. Therefore it is necessary to get the accurate that is able to describe variability of the watershed. This study located in Kedungsoko Watershed with area is 416,54 km², which there are 8 Rainfall Station. This analysis used to compare between AWLR flows with Artificial Neural Network (ANN) on years of 2001 to 2010. ANN used to obtain flows by input variables that are maximum rainfall on mm (X_1), distance of rainfall station with AWLR station on km (X_2), height difference between rainfall station with AWLR station on m (X_3), and thiessen coefficient (X_4). Based on comparison of ANN flows and AWLR flows, The most effective density of Rainfall Station is rainfall station combined with 4 rainfall station that are Pace Rainfall Station, Banaran Rainfall Station, Prambon Rainfall Station, and Badong Rainfall Station within the relative error is 3,763%.*

Key words: *Artificial Neural Network, Rainfall Station, Density of Rainfall Station, Effectivity, Relative Error*

Kesalahan dalam pemantauan data dasar hidrologi dalam suatu daerah aliran sungai akan menghasilkan data yang tidak akurat. Kesalahan ini mengakibatkan hasil peren-canaan,

penelitian, dan pengelolaan sumber daya air yang tidak efektif. Data hidrologi yang dapat dipantau dengan baik, dan ditunjang dengan penggunaan metoda yang tepat dan kualitas

sumber daya manusia yang berkompeten akan didapatkan perencanaan, penelitian, dan pengelolaan sumber daya air yang efektif.

Kesesuaian jumlah stasiun hujan dalam jaringan stasiun hujan sangatlah penting karena akan menentukan keakuratan perkiraan debit banjir. Oleh karena itu, maka perlu sebuah elemen penting dalam pengembangan sistem prakiraan banjir. Namun dalam prakteknya, kesuksesan peramalan banjir *real-time* sering tergantung pada integrasi yang efisien dari semua kegiatan yang terpisah (Douglas & Dobson dalam Dawson dan Wilby, 1998).

JST dapat digunakan dalam meramalkan debit banjir adalah karena pertama, JST dapat merepresentasikan fungsi non-linier yang berubah-ubah dan memiliki kompleksitas yang cukup pada jaringan yang dilatih (*trained network*), kedua, JST dapat mencari hubungan antara sampel masukan yang berbeda dan jika memungkinkan, dapat mengenal sampel kelompok dalam bentuk analog pada analisis cluster, ketiga, dan mungkin paling penting, JST mampu menggeneralisasi hubungan yang relatif kuat antara bagian kecil data dengan masukan data yang menyimpang atau hilang yang relatif kuat dan dapat beradaptasi atau belajar dalam menanggapi lingkungan yang berubah (Dawson dan Wilby, 1998).

Rodhita (2012) telah melakukan penelitian mengenai rasionalisasi jaringan pos stasiun hujan di DAS Kedungsoko Kabupaten Nganjuk. Penelitian tersebut menggunakan 2 (dua) metode yaitu Metode Kagan-Rodda dan Metode Kriging. Hasil dari penelitian tersebut menyimpulkan bahwa jumlah pos stasiun hujan yang terpilih dengan metode Kagan-rodde adalah 4 (empat) stasiun hujan dan dengan metode Kriging adalah 8 (delapan) stasiun hujan. Kesalahan relatif rerata untuk curah hujan rancangan terhadap curah hujan eksisting dengan metode Kagan-Rodda adalah sebesar 1,906%, sedangkan dengan metode Kriging kesalahan relatifnya adalah sebesar 2,802%.

Berdasarkan perhitungan hidrograf satuan sintesis (dengan nilai $\alpha = 3$ dan $c = 0,70$), maka kesalahan relatif debit air rancangan terhadap debit air eksisting adalah sebesar 38,53% untuk rasionalisasi stasiun hujan dengan Metode Kagan-Rodda, dan nilai kesalahan relatif sebesar 19,83% untuk rasionalisasi stasiun hujan dengan Metode Kriging.

Tujuan dari studi ini adalah untuk mengetahui efektivitas kerapatan jaringan

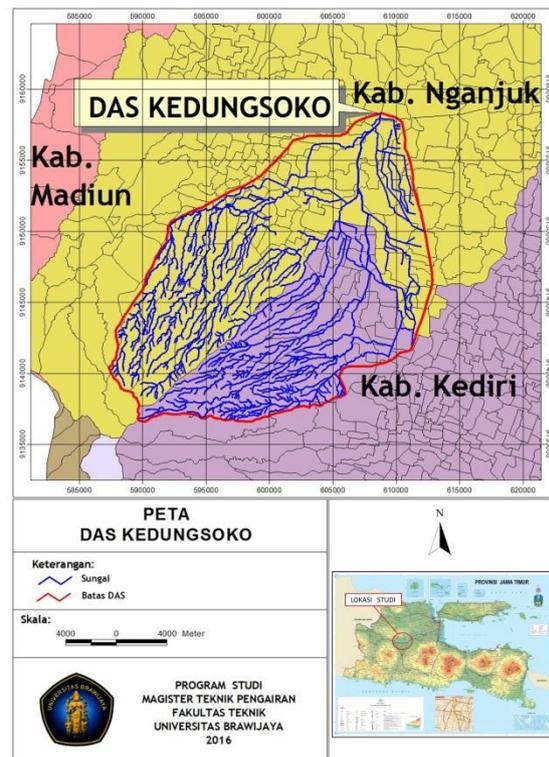
pos stasiun hujan di DAS Kedungsoko dengan menggunakan model Jaringan Saraf Tiruan.

BAHAN DAN METODE

Bahan

Wilayah studi terletak pada DAS Kedungsoko yang terletak pada wilayah Kecamatan Semen, Kabupaten Kediri yang membentang hingga mencapai Kabupaten Nganjuk, Propinsi Jawa Timur. Sungai Kedungsoko merupakan anak sungai Widas. Hilir sungai Widas sendiri bermuara menuju sungai Sungai Brantas. Hulu sungai Kedungsoko berasal dari gunung Wilis.

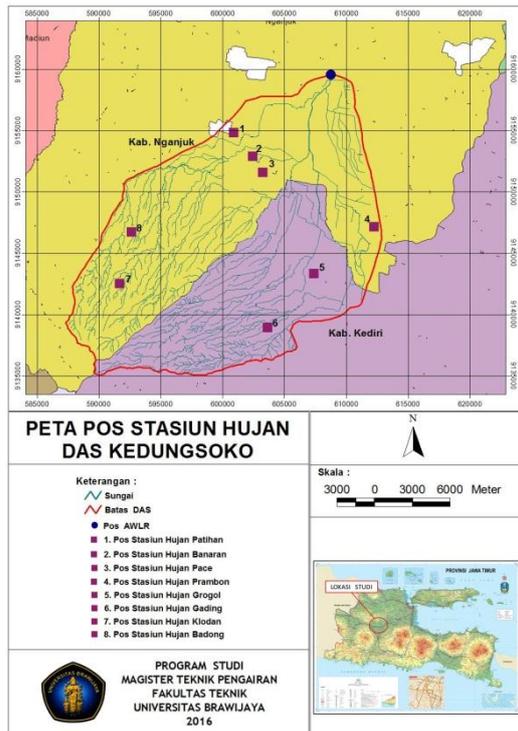
Sungai ini memiliki luas DAS 416,54 km², dengan alur sungai utama memiliki panjang 28,66 km. Lokasi DAS Kedungsoko dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Peta DAS Kedungsoko

Sumber: Pengolahan Data, 2015

Jumlah pos stasiun hujan eksisting adalah 8 (delapan) buah yang tersebar pada Kabupaten Nganjuk (6 pos) dan Kabupaten Kediri (2 pos). Lokasi pos stasiun hujan di DAS Kedungsoko dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2. Peta Pos Stasiun Hujan di DAS Kedungsoko

Sumber: Pengolahan Data, 2015

Secara administratif, lokasi-lokasi pos stasiun hujan dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Pos stasiun hujan di DAS Kedungsoko

No.	Stasiun Hujan	Lokasi		
		Desa	Kecamatan	Kabupaten
1.	Patihan	Patihan	Loceret	Nganjuk
2.	Banaran	Babatan	Pace	Nganjuk
3.	Pace	Pacekulon	Pace	Nganjuk
4.	Prambon	Prambon	Prambon	Nganjuk
5.	Badong	Sidorejo	Ngetos	Nganjuk
6.	Grogol	Wonoasri	Grogol	Kediri
7.	Gading	Tiron	Grogol	Kediri
8.	Klodan	Klodan	Ngetos	Nganjuk

Sumber: UPT PSAWS Puncu Selodono Kediri

Data yang digunakan dalam studi ini antara lain:

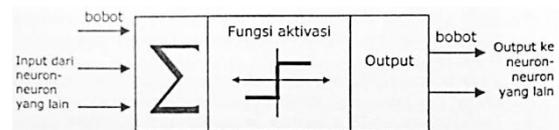
1. Data curah hujan harian tahun 2001 sampai dengan 2010.
2. Peta Daerah Aliran Sungai Kedungsoko.
3. Data tata letak stasiun hujan pada DAS Kedungsoko.
4. Data AWLR Sungai Kedungsoko tahun 2001 sampai dengan 2010.
5. Data Hasil Penelitian Rasionalisasi Stasiun Hujan (Rodhita, 2012)

Metode

Menurut Kusumadewi (2003), Jaringan Saraf Tiruan adalah merupakan salah satu representasi buatan dari otak manusia yang selalu mencoba untuk mensimulasikan proses pembelajaran pada otak manusia tersebut. Jaringan Neural Artifisial (Jaringan Saraf Tiruan) telah dikembangkan sebagai generalisasi model matematik dari kognisi manusia atau biologi neural, yang berbasis pada asumsi sebagai berikut (Widodo, 2005):

1. Pemrosesan informasi terjadi pada banyak elemen sederhana yang disebut neuron.
2. Sinyal diberikan antara neuron lewat jalinan koneksi.
3. Setiap jalinan koneksi mempunyai bobot yang mengalikan sinyal yang ditransmisikan.
4. Setiap neuron menerapkan fungsi aktivasi (yang biasanya non linear) terhadap jumlah sinyal masukan terbobot untuk menentukan sinyal keluarannya.

Struktur neuron pada Jaringan Saraf Tiruan tersebut dapat dilihat pada gambar 3.



Gambar 3. Struktur Neuron Jaringan Saraf Tiruan

Sumber: Kusumadewi :2003

Lapisan-lapisan penyusun JST dibagi menjadi tiga, yaitu (Sutojo dkk, 2010):

1. Lapisan masukan (*input layer*), bertugas menerima pola inputan dari luar yang menggambarkan suatu permasalahan.
2. Lapisan Tersembunyi (*hidden layer*), disebut unit-unit tersembunyi, yang mana nilai outputnya tidak dapat diamati secara langsung.
3. Lapisan keluaran (*output layer*), merupakan solusi JST terhadap suatu permasalahan.

Jaringan Saraf Tiruan pada penelitian ini digunakan untuk mengetahui hubungan antara jumlah pos stasiun hujan dengan debit. Sistem hidrologi pada suatu DAS disimulasikan seperti halnya sistem pembelajaran pada sistem saraf manusia. Lapisan *input* JST diibaratkan sebagai saraf sensorik pada sistem saraf manusia yang berfungsi untuk mengenali karakteristik dan menggambarkan permasalahan yang ada. Sedangkan lapisan *output* diibaratkan saraf motorik pada sistem saraf

manusia dimana merupakan respon atas permasalahan yang telah di-pelajari tadi. Lapisan *input* yang dimasukkan terdiri atas 4 variabel yaitu curah hujan (mm), jarak pos stasiun hujan dengan pos AWLR (km), perbedaan elevasi/beda tinggi pos stasiun hujan dengan pos AWLR (m), dan koefisien thiessen. Lapisan *output* terdiri atas data debit AWLR (m³/detik). Data-data dari kedua lapisan tersebut dilakukan pelatihan/pembelajaran (*training data*) agar jaringan tersebut dapat mengenali data *input* yang telah dimasukkan tadi.

Proses pelatihan, suatu input dimasukkan ke jaringan, kemudian jaringan akan memproses dan mengeluarkan suatu keluaran. Keluaran yang dihasilkan oleh jaringan dibandingkan dengan target. Jika keluaran jaringan tidak sama dengan target, maka perlu dilakukan modifikasi bobot. Tujuan dari pelatihan ini adalah memodifikasi bobot hingga diperoleh bobot yang bisa membuat keluaran jaringan sama dengan target yang diinginkan (Sutojo dkk, 2011).

JST *Multi Layer Perceptron* merupakan salah satu Jaringan Saraf Tiruan yang paling banyak digunakan yang mana data dilatih dengan menggunakan algoritma *back-propagation* (Deshpande: 2012). Langkah-langkah perhitungan algoritma *backpropagation* adalah sebagai berikut:

Tahap Perambatan Maju (*forward propagation*)

1. Setiap unit input (X_i , $i = 1,2,3,\dots,n$) menerima sinyal x_i dan meneruskan sinyal tersebut ke semua unit pada lapisan tersembunyi (*hidden layer*).
2. Setiap unit tersembunyi (Z_j , $j = 1,2,3,\dots,p$) menjumlahkan bobot sinyal input dengan persamaan berikut:

$$z_in_j = v_{0j} + \sum_{i=1}^n x_i \cdot v_{ij}$$

dan menerapkan fungsi aktivasi untuk menghitung sinyal outputnya:

$$z_j = f(z_in_j)$$

Biasanya fungsi aktivasi yang digunakan adalah fungsi sigmoid, kemudian mengirimkan sinyal tersebut ke semua unit output.

3. Setiap unit output (Y_k , $k = 1,2,3,\dots,m$) menjumlahkan bobot sinyal input.

$$y_in_k = w_{0k} + \sum_{i=1}^p z_i \cdot w_{jk}$$

dan menerapkan fungsi aktivasi untuk menghitung sinyal output-nya:

$$y_k = f(y_in_k)$$

Tahap Perambatan Balik (*back propagation*)

1. Setiap unit output (Setiap unit output Y_k , $k = 1,2,3,\dots,m$) menerima pola target sesuai dengan pola input pelatihan, kemudian hitung error dengan persamaan berikut:

$$\delta_k = (t_k - y_k) f'(y_in_k)$$

f' adalah turunan dari fungsi aktivasi kemudian hitung koreksi bobot dengan persamaan berikut:

$$\Delta w_{jk} = \alpha \cdot \delta_k \cdot z_j$$

dan menghitung koreksi bias dengan persamaan berikut:

$$\Delta w_{0k} = \alpha \cdot \delta_k$$

sekaligus mengirimkan δ_k ke unit-unit yang ada di lapisan paling kanan.

2. Setiap unit tersembunyi (Z_j , $j = 1,2,3, \dots,p$) menjumlahkan delta input-nya (dari unit-unit yang berada pada lapisan di kanannya):

$$\delta_in_j = \sum_{k=1}^m \delta_k \cdot w_{jk}$$

Untuk menghitung informasi error, kalikan nilai ini dengan turunan dari fungsi aktivasinya:

$$\delta_j = \delta_in_j f'(z_in_j)$$

Kemudian hitung koreksi bobot dengan persamaan berikut:

$$\Delta v_{jk} = \alpha \cdot \delta_j \cdot x_i$$

Setelah itu, hitung juga koreksi bias dengan persamaan berikut:

$$\Delta v_{0j} = \alpha \cdot \delta_j$$

Tahap Perubahan Bobot dan Bias

1. Setiap unit output (Y_k , $k = 1,2,3,\dots,m$) dilakukan perubahan bobot dan bias ($j = 0,1,2,3,\dots,p$) dengan persamaan berikut:

$$w_{jk}(\text{baru}) = w_{jk}(\text{lama}) + \Delta w_{jk}$$

Setiap unit tersembunyi (Z_j , $j = 1,2,3,\dots,p$) dilakukan perubahan bobot dan bias ($i = 0,1,2,3,\dots,n$) dengan persamaan berikut:

$$v_{ij}(\text{baru}) = v_{ij}(\text{lama}) + \Delta v_{ij}$$

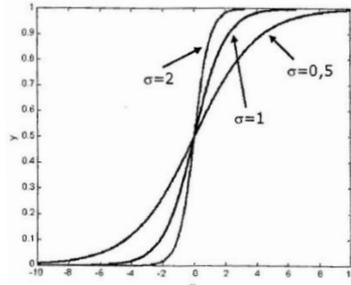
2. Tes kondisi berhenti.

Fungsi aktivasi pada JST *Multi Layer Perceptron* (MLP) biasanya menggunakan sigmoid biner, dimana keluaran bernilai pada interval 0 sampai 1.

$$y = f(x) = \frac{1}{1 + e^{-\sigma x}}$$

dengan, $f'(x) = \sigma f(x) [1 - f(x)]$

Grafik fungsi sigmoid biner dapat dilihat pada gambar 4.



Gambar 4. Fungsi Sigmoid Biner
Sumber: Kusumadewi : 2003

Rancangan penelitian pada studi ini adalah dengan menguji data eksisting pos setasiun hujan (8 pos), data pos stasiun hujan hasil rasionalisasi Kriging (8 pos) dan Kagan-rodda (4 pos) dari penelitian Rodhita tahun 2012, dan data pos stasiun hujan dengan cara mengurangi jumlah pos stasiun hujan satu persatu hingga tersisa 4 pos stasiun hujan (162 kombinasi). Sedangkan rancangan variabel masukan yang diperhitungkan terdiri atas 5 variabel yaitu curah hujan (X_1), jarak pos stasiun hujan dengan pos AWLR (X_2), perbedaan elevasi/beda tinggi pos stasiun hujan dengan pos AWLR (X_3), koefisien thiessen (X_4), dan Debit hasil pengamatan/ AWLR (Y). Variabel-variabel tersebut dirancang dengan susunan seperti pada Tabel 2. Pada tabel tersebut dibedakan atas 4 kombinasi variabel masukan (Rancangan 1), 3 kombinasi variabel masukan (Rancangan 2,3,4), dan 2 kombinasi variabel masukan (Rancangan 5,6,7).

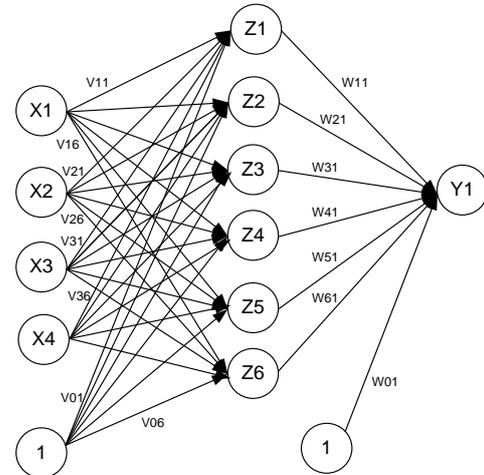
Tabel 2. Rancangan susunan variabel-variabel pada JST

Rancangan	Variabel				
	X_1	X_2	X_3	X_4	Y
1	v	v	v	v	v
2	v	v	v		v
3	v	v		v	v
4	v		v	v	v
5	v	v			v
6	v		v		v
7	v			v	v

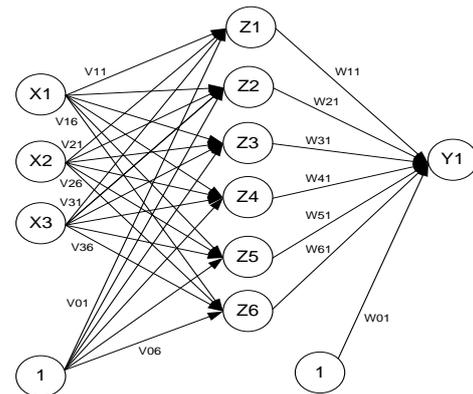
Sumber: Pengolahan data, 2015

Arsitektur jaringan pada pada tiap rancangan variabel berbeda antara satu dengan yang lain.

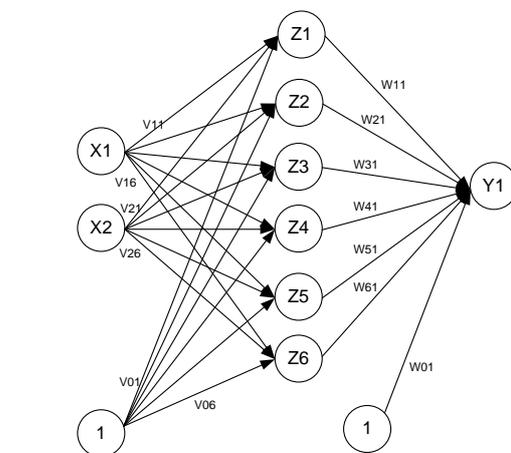
Arsitektur jaringan disusun berdasarkan jumlah variabel masukan (*input*). Arsitektur jaringan dapat dilihat pada gambar 5, 6, dan 7.



Gambar 5. Arsitektur jaringan *Multi Layer Perceptron* dengan empat lapisan masukan
Sumber: Pengolahan data, 2015



Gambar 6. Arsitektur jaringan *Multi Layer Perceptron* dengan tiga lapisan masukan
Sumber: Pengolahan data, 2015



Gambar 7. Arsitektur jaringan *Multi Layer Perceptron* dengan dua lapisan masukan
Sumber: Pengolahan data, 2015

dengan,

- X_1 = Curah hujan (mm)
- X_2 = Jarak pos stasiun hujan dengan pos AWLR (km)
- X_3 = Perbedaan elevasi/beda tinggi pos stasiun hujan dengan pos AWLR (m)
- X_4 = Koefisien thiessen
- Z_n = Lapisan tersembunyi (*hidden layer*) yang terdiri atas 6 node (Z_1, Z_2, \dots, Z_6)
- Y = Keluaran/debit AWLR ($m^3/detik$)
- 1 = Bias

Pada penelitian ini menggunakan perangkat lunak *Neurosolutions for excel 7*.

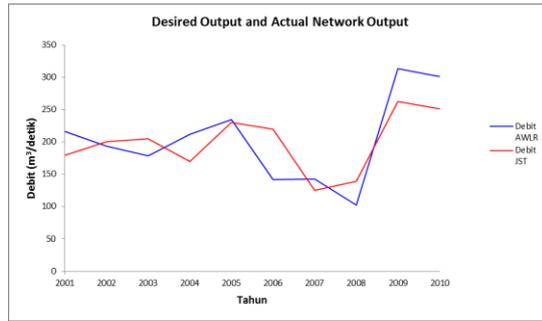
HASIL DAN PEMBAHASAN

Berdasarkan analisis yang telah dilakukan terhadap data eksisting (8 pos) didapatkan bahwa selama proses pelatihan, nilai MSE (*Mean Square Error*) pada data *training* berkisar 0,614 – 0,665 dan pada data *Cross Validation (CV)* adalah 0,496 – 0,567, hal ini berarti bahwa proses pelatihan pada jaringan ini telah berjalan dengan baik. Sedangkan data *testing* didapatkan nilai RMSE (*Root Mean Square Error*) antara 54,769 – 77,935. Pengujian data dilakukan dengan mengambil 10 sampel data curah hujan maksimal tahunan. Hasil yang didapatkan pada pengujian data adalah bahwa rerata prosentase Kesalahan Relatif (KR) debit hasil JST dengan debit AWLR berkisar antara 19,225% - 28,346%. Prosentase Kesalahan Relatif terkecil (19,225%) didapatkan dari analisis dengan rancangan variabel ke-2 yaitu variabel masukan yang terdiri atas Curah Hujan, Jarak Pos Stasiun Hujan ke Pos AWLR, dan Beda Tinggi Pos Stasiun Hujan dengan Pos AWLR. Sedangkan Koefisien Korelasi (r) pada rancangan variabel ke-2 bernilai 0,786 yang berarti bahwa debit yang dihasilkan dari model JST ini searah dan berkorelasi sangat kuat dengan debit AWLR. Hasil pengujian data eksisting dapat dilihat pada Tabel 3.

Tabel 3. Hasil pengujian data eksisting dengan JST (pos stasiun hujan eksisting)

Rancangan variabel	Jaringan Pos	MSE		RMSE Testing	(KR) %	r
		Training	(CV)			
1	Eksisting	0,643	0,533	71,695	26,877	0,536
2	Eksisting	0,616	0,496	57,677	19,225	0,786
3	Eksisting	0,614	0,539	60,140	24,915	0,556
4	Eksisting	0,652	0,552	57,442	23,407	0,764
5	Eksisting	0,635	0,522	54,769	24,953	0,621
6	Eksisting	0,617	0,519	77,935	28,346	0,622
7	Eksisting	0,665	0,567	62,926	25,229	0,622

Sumber: Hasil Analisis, 2015



Gambar 8. Grafik perbandingan debit ke-luaran JST dengan debit eksisting (pos stasiun hujan eksisting) pada rancangan variabel ke-2
Sumber: Hasil Analisis, 2015

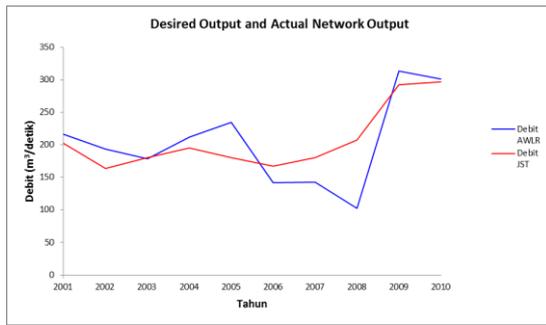
Pada Gambar 8, dapat diketahui bahwa pada tahun 2002 dan 2005 debit hasil JST mampu mengikuti karakteristik debit AWLR (< 10%).

Berdasarkan analisis yang telah dilakukan terhadap data hasil rasionalisasi metode Kriging (8 pos) didapatkan bahwa selama proses pelatihan, nilai MSE (*Mean Square Error*) pada data *training* berkisar 0,550 – 0,625 dan pada data *Cross Validation (CV)* adalah 0,478 – 0,548, hal ini berarti bahwa proses pelatihan pada jaringan ini telah berjalan dengan baik. Sedangkan data *testing* didapatkan nilai RMSE (*Root Mean Square Error*) antara 46,789 – 69,953. Hasil yang didapatkan adalah bahwa rerata prosentase Kesalahan Relatif (KR) debit hasil JST dengan debit AWLR berkisar antara 20,856% - 29,957%. Prosentase Kesalahan Relatif terkecil (20,856%) didapatkan dari analisis dengan rancangan variabel ke-2 yaitu variabel masukan yang terdiri atas Curah Hujan, Jarak Pos Stasiun Hujan ke Pos AWLR, dan Beda Tinggi Pos Stasiun Hujan dengan Pos AWLR. Sedangkan Koefisien Korelasi (r) pada rancangan variabel ke-2 bernilai 0,756 yang berarti bahwa debit yang dihasilkan dari model JST ini searah dan berkorelasi sangat kuat dengan debit AWLR. Hasil pengujian data eksisting dapat dilihat pada Tabel 4.

Tabel 4. Hasil pengujian data eksisting dengan JST (pos stasiun hujan Kriging)

Rancangan variabel	Jaringan Pos	MSE		RMSE Testing	(KR) %	r
		Training	CV			
1	Kriging	0,572	0,510	51,724	29,957	0,391
2	Kriging	0,580	0,478	56,647	20,856	0,756
3	Kriging	0,550	0,518	46,789	24,719	0,615
4	Kriging	0,593	0,522	66,752	23,066	0,701
5	Kriging	0,586	0,498	51,696	25,175	0,624
6	Kriging	0,625	0,548	69,953	24,546	0,612
7	Kriging	0,619	0,524	53,796	28,050	0,305

Sumber: Hasil Analisis, 2015



Gambar 9. Grafik perbandingan debit ke-luaran JST dengan debit eksisting (pos stasiun hujan hasil rasionalisasi Kriging) pada ran-cangan variabel ke-2

Sumber: Hasil Analisis, 2015

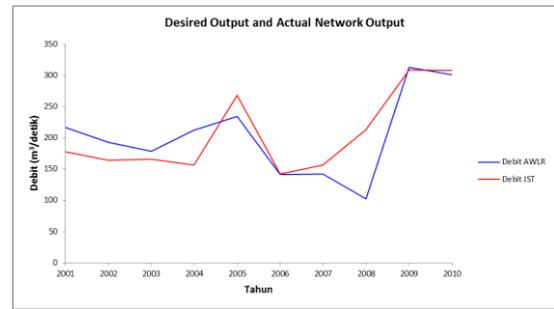
Pada Gambar 9, dapat diketahui bahwa pada tahun 2001, 2003, 2004, 2009 dan 2010 debit hasil JST mampu mengikuti karakteristik debit AWLR ($KR < 10\%$).

Berdasarkan analisis yang telah dilakukan terhadap data hasil rasionalisasi metode Kagan-Rodda (4 pos) didapatkan bahwa selama proses pelatihan, nilai MSE (*Mean Square Error*) pada data *training* berkisar 0,513 – 0,644 dan pada data *Cross Validation* (CV) adalah 0,499 – 0,631, hal ini berarti bahwa proses pelatihan pada jaringan ini telah berjalan dengan baik. Sedangkan data testing didapatkan nilai RMSE (*Root Mean Square Error*) antara 43,904 – 61,229. Hasil yang didapatkan adalah bahwa rerata prosentase Kesalahan Relatif (KR) debit hasil JST dengan debit AWLR berkisar antara 10,128% - 37,112%. Prosentase Kesalahan Relatif ter-kecil (10,128%) didapatkan dari analisis de-ngan rancangan variabel ke-5 yaitu variabel masukan yang terdiri atas Curah Hujan, dan Jarak Pos Stasiun Hujan ke Pos AWLR. Sedangkan Koefisien Korelasi (*r*) pada ran-cangan variabel ke-5 bernilai 0,936 yang berarti bahwa debit yang dihasilkan dari model JST ini searah dan berkorelasi sangat kuat dengan debit AWLR. Hasil pengujian data eksisting dapat dilihat pada Tabel 5.

Tabel 5. Hasil pengujian data eksisting de-ngan JST (pos stasiun hujan Kagan-rodde)

Rancangan variabel	Jaringan Pos	MSE		RMSE	(KR)	r
		Training	CV	Testing	%	
1	Kagan-Rodda	0,515	0,499	45,240	13,856	0,714
2	Kagan-Rodda	0,637	0,604	58,056	23,743	0,593
3	Kagan-Rodda	0,644	0,631	58,765	28,844	0,381
4	Kagan-Rodda	0,563	0,519	61,299	10,860	0,907
5	Kagan-Rodda	0,513	0,502	43,904	10,128	0,936
6	Kagan-Rodda	0,605	0,589	51,580	37,112	0,385
7	Kagan-Rodda	0,532	0,542	59,761	21,172	0,741

Sumber: Hasil Analisis, 2015



Gambar 10. Grafik perbandingan debit ke-luaran JST dengan debit eksisting (pos stasiun hujan hasil rasionalisasi Kriging) pada ran-cangan variabel ke-5

Sumber: Hasil Analisis, 2015

Pada Gambar 10, dapat diketahui bahwa pada tahun 2001, 2003, 2004, 2006, 2007, 2009 dan 2010 debit hasil JST mampu mengikuti karakteristik debit AWLR ($KR < 10\%$).

Langkah selanjutnya dalam menentukan efektivitas kerapatan jaringan pos stasiun hujan DAS Kedungsoko adalah de-ngan cara mengurangi satu persatu pos stasiun hujan eksisting (8 pos) hingga tersisa minimal 4 pos stasiun hujan. Pengurangan sampai dengan 4 pos stasiun hujan didasarkan pada pertimbangan bahwa dengan kondisi DAS Kedungsoko yang luasnya kurang lebih 416,75 km², dan terletak pada daerah pegunungan yang beriklim sedang, mediteran dan daerah tropis, maka agar dapat memenuhi kriteria WMO yang ideal, maka jumlah minimal pos stasiun hujan yang harus ada adalah berjumlah 4. Oleh karena itu, dengan cara mengurangi satu persatu pos stasiun hujan eksisting maka akan didapatkan kombinasi pos stasiun hujan. Total ada 162 kombinasi pos stasiun hujan. Kombinasi-kombinasi pos stasiun hujan tersebut terdiri atas Kombinasi pos stasiun hujan nomor 1 – 8, hanya 1 pos stasiun hujan yang dihilangkan. Kombinasi pos stasiun hujan nomor 9 – 36, terdapat 2 pos stasiun hujan yang dihilangkan. Kombinasi pos stasiun hujan nomor 37 – 92, terdapat 3 pos stasiun hujan yang dihilangkan. Dan kombinasi pos stasiun hujan nomor 93 – 162, terdapat 4 pos stasiun hujan yang dihilangkan. Kombinasi-kombinasi tersebut nantinya akan dilakukan proses pelatihan JST pada tiap kombinasinya. Kombinasi-kombinasi tersebut dapat dilihat pada Tabel 6.

Tabel 6. Kombinasi pos stasiun hujan di DAS Kedungsoko

Sumber: Hasil Analisis, 2015

dengan,

- = Pos stasiun hujan yang dihilangkan
- No. 1 = Pos stasiun hujan Patihan
- No. 2 = Pos stasiun hujan Banaran
- No. 3 = Pos stasiun hujan Pace
- No. 4 = Pos stasiun hujan Prambon
- No. 5 = Pos stasiun hujan Grogol
- No. 6 = Pos stasiun hujan Gading
- No. 7 = Pos stasiun hujan Klodan
- No. 8 = Pos stasiun hujan Badong

Total *running* data pelatihan pada kombinasi-kombinasi tersebut adalah 1.134 kali. Dari hasil *running* tersebut, dapat dirangkum berdasarkan Kesalahan Relatif (KR) terbaik/terkecil pada masing-masing Ranca-

ngan Variabel. Hasil kombinasi tersebut dapat dilihat pada Tabel 7 dan nomor kombinasi pos stasiun hujan terkecil pada masing-masing rancangan variabel dapat dilihat pada Tabel 8.

Tabel 7. Hasil pengujian hasil kombinasi pos stasiun hujan

Rancangan variabel	Nomor kombinasi	MSE		RMSE Testing	(KR) %	r
		Training	CV			
1	131	0,491	0,521	16,213	3,763	0,982
2	74	0,556	0,470	55,727	8,106	0,962
3	78	0,530	0,468	39,732	5,453	0,902
4	100	0,613	0,549	61,460	11,448	0,816
5	130	0,565	0,582	46,825	11,028	0,856
6	121	0,595	0,543	47,007	15,034	0,818
7	123	0,533	0,540	44,786	9,569	0,917

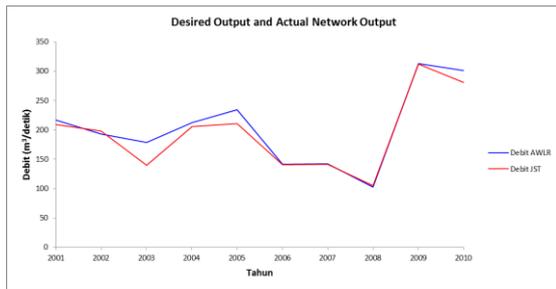
Sumber: Hasil Analisis, 2015

Tabel 8. Kombinasi pos stasiun hujan dengan KR terkecil pada masing-masing rancangan variabel

Nomor Komb.	Pos Stasiun Hujan							
	Patihan	Banaran	Pace	Prambon	Grogol	Gading	Klodan	Badung
131		v	v	v				v
74	v	v		v			v	v
78	v		v		v		v	v
100	v		v	v		v		
130	v		v	v				v
121	v			v		v	v	
123			v	v		v	v	

Sumber: Hasil Analisis, 2015

Berdasarkan analisis yang telah dilakukan terhadap data dengan cara ini didapatkan bahwa selama proses pelatihan, nilai MSE (*Mean Square Error*) pada data *training* berkisar 0,491 – 0,613 dan pada data *Cross Validation* (CV) adalah 0,470 – 0,582, hal ini berarti bahwa proses pelatihan pada jaringan ini telah berjalan dengan baik. Sedangkan data testing didapatkan nilai RMSE (*Root Mean Square Error*) antara 16,213 – 61,460. Hasil yang didapatkan adalah bahwa rerata prosentase Kesalahan Relatif (KR) debit hasil JST dengan debit AWLR berkisar antara 3,763% - 15,034%. Prosentase kesalahan relatif ter-kecil (3,763%) yaitu terletak pada kombinasi pos stasiun hujan bernomor 131 dan pada rancangan variabel ke-1 yaitu Curah Hujan, Jarak Pos Stasiun Hujan ke Pos AWLR, Beda Tinggi Pos Stasiun Hujan dengan Pos AWLR, dan Koefisien Thiessen. Sedangkan Koefisien Korelasi (*r*) pada rancangan variabel ke-5 bernilai 0,982. Dengan koefisien korelasi sebesar tersebut, maka hal ini menunjukkan bahwa debit yang dihasilkan dari model JST ini searah dan berkorelasi sangat kuat dengan debit AWLR.

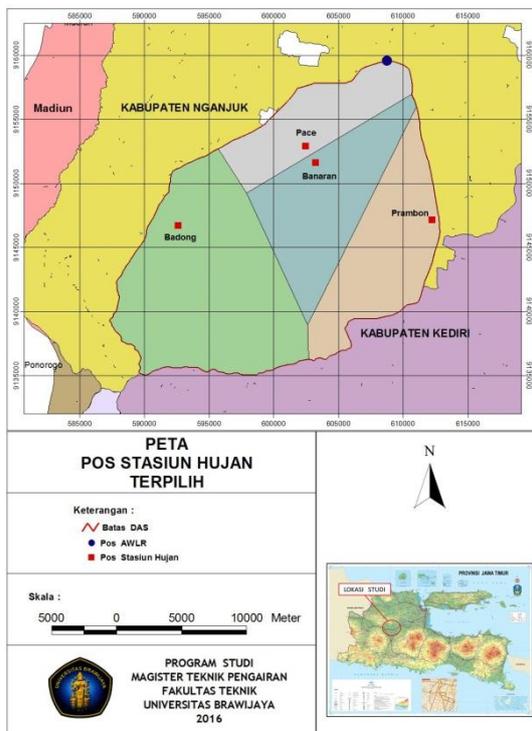


Gambar 11. Grafik perbandingan debit ke-luaran JST dengan debit eksisting (kombinasi nomor 131) pada rancangan variabel ke-1

Sumber: Hasil Analisis, 2015

Pada Gambar 11, dapat diketahui bahwa data yang diuji rata-rata telah mengikuti karakteristik debit AWLR ($KR < 10\%$) yaitu pada tahun 2001, 2004, 2005, 2006, 2007, 2008, 2009 dan 2010. Oleh karena itu maka dibandingkan dengan data eksisting, data hasil rasionalisasi Kriging, dan Kagan-Rodda, maka pos stasiun hujan yang kerapatan pos stasiun hujan paling efektif adalah kombinasi pos stasiun hujan yang terdiri atas 4 pos stasiun hujan

Kombinasi pos stasiun hujan terpilih (nomor 131) dapat dilihat pada Gambar 12.



Gambar 12. Peta pos stasiun hujan kombinasi nomor 131

Sumber: Hasil Analisis, 2015

Data teknis masing-masing pos stasiun hujan pada kombinasi pos stasiun hujan nomor 131 dapat dilihat pada Tabel 9.

Tabel 9. Data teknis pos stasiun hujan kombinasi nomor 131

Pos Sta. Hujan	Beda tinggi (m)	Jarak Pos Hujan - AWLR (km)	Koefisien Thiessen
Pace	6,25	9,22	0,15
Banaran	5,35	9,72	0,22
Prambon	6,25	12,91	0,22
Badong	347,00	20,66	0,41

Sumber: Hasil Analisis, 2015

KESIMPULAN

Berdasarkan hasil-hasil diatas, dapat disimpulkan bahwa jumlah Pos Stasiun Hujan yang paling efektif di DAS Kedungsoko adalah berjumlah 4 (empat) buah yang terdiri atas Pos Stasiun Hujan Pace, Pos Stasiun Hujan Banaran, Pos Stasiun Hujan Prambon, dan Pos Stasiun Hujan Badong dengan Kesalahan Relatifnya adalah 3,763%.

SARAN

Agar dilakukan penelitian lanjutan agar lebih banyak menggunakan variasi metode yang digunakan dalam perhitungan efektivitas kerapatan perencanaan jaringan stasiun hujan untuk mengevaluasi pola penyebaran dan kerapatan stasiun hujan pada DAS Kedungsoko.

DAFTAR PUSTAKA

Dawson, Christian W., and Robert Wilby. 1998. *An artificial neural network approach to rainfall-runoff modelling*. Hydrological Sciences-Journal des Sciences Hydrologiques 43 (1): 47 - 66.

Deshpande, Rohit R. 2012. *On The Rainfall Time Series Prediction Using Multilayer Perceptron Artificial Neural Network*. International Journal of Emerging Technology and Advanced Engineering. www.ijetae.com (ISSN 2250-2459, Volume 2, Issue 1, January 2012)

Kusumadewi, Sri. 2003. *Artificial Intelligence (Teknik dan Aplikasinya)*. Yogyakarta: Penerbit Graha Ilmu.

Rodhita, Muhammad. 2012. *Rasionalisasi Jaringan Penakar Hujan di DAS Kedungsoko Kabupaten Nganjuk*. Tesis, Universitas Brawijaya Malang. Tidak Diterbitkan.

Sutojo, T. Edy Mulyanto dan Vincent Suhartono. 2011. *Kecerdasan Buatan*. Yogyakarta: Penerbit ANDI.

Widodo, Thomas Sri. 2005. *Sistem Neuro Fuzzy Untuk Pengolahan Informasi, Pemodelan dan Kendali*. Yogyakarta: Penerbit Graha Ilmu.