

ANALISA KERAPATAN JARINGAN STASIUN HUJAN DI SUB DAS KADALPANG KABUPATEN PASURUAN MENGGUNAKAN METODE JARINGAN SARAF TIRUAN DAN HUBUNGANNYA TERHADAP ASPEK TOPOGRAFI

Yahya Muchaimin Aji¹, Very Dermawan², Donny Harisuseno²

¹Mahasiswa Jurusan Teknik Pengairan, Fakultas Teknik, Universitas Brawijaya

²Dosen Jurusan Teknik Pengairan, Fakultas Teknik, Universitas Brawijaya

Universitas Brawijaya-Malang, Jawa Timur, Indonesia

Jalan MT.Haryono 167 Malang 65145 Indonesia

e-mail: muchaiminclan@gmail.com

ABSTRAK

Pengukuran data curah hujan harus selalu dievaluasi untuk menjaga kualitasnya. Jaringan stasiun hujan harus bersifat ideal dan representatif untuk menghasilkan data yang berkualitas. Fasilitas dan anggaran yang terbatas untuk kegiatan Operasi dan Pemeliharaan seringkali mengakibatkan penurunan kualitas data. Terlalu sedikit stasiun menghasilkan kualitas data yang buruk, sementara terlalu banyak stasiun merupakan bentuk pemborosan dana. Dengan demikian, diperlukan studi untuk menentukan jumlah ideal serta penyebaran stasiun yang efektif. Studi ini bertujuan untuk menganalisis alternatif jaringan stasiun hujan dengan menggunakan metode Jaringan Saraf Tiruan.

Parameter yang perlu disesuaikan adalah bobot data, *epoch*, dan jenis data. Masing-masing mempengaruhi hasil, sehingga harus dilakukan penyesuaian terbaik. Bobot data terbaik yang dipilih adalah 60-25-15, yang berarti 60% pelatihan, 25% validasi silang, dan 15% pengujian. Epoch terbaik ditetapkan 1000, karena lebih atau kurang dari 1000 mengakibatkan penurunan kualitas hasil. Kemudian, jenis data terbaik adalah curah hujan bulanan, tanpa nilai nol. Hasilnya menunjukkan bahwa di antara 381 kemungkinan kombinasi jaringan, berkisar antara 4 sampai 8 stasiun (saat ini ada 9), jaringan terbaik terdiri dari 6 stasiun, yaitu Winong, Randupitu, Jawi, Wilo, Prigen, dan Bekacak. Kombinasi ini memberikan hasil yang menjanjikan dengan *Nash-Sutcliffe Efficiency* 'Baik' (0,801), Kesalahan Relatif yang kecil (12,2%), MSE *Training* dan *Cross Validation* kecil (masing-masing 0,054 dan 0,060), serta NMAE kecil (0,196). Selain itu, hubungan dengan aspek topografi menunjukkan bahwa curah hujan sangat terkait dengan perbedaan ketinggian stasiun terhadap AWLR dengan R (Koefisien Korelasi) = 0,915. Artinya semakin tinggi stasiun, semakin tinggi curah hujan yang terukur.

Kata Kunci: Stasiun Hujan, Jaringan Saraf Tiruan, Neurosolution 7.1, Aspek Topografi

ABSTRACT

Measurement of rainfall data must always be assessed to maintain its quality. The network of precipitation station must be ideal and representative to produce good quality data. The limited facilities and budget for Operation and Maintenance activities often resulted in decreased data quality. Too few stations result in poor data quality, while too many stations are clearly a waste of funds. Thus, a study is needed to determine the ideal number and the effective spreading of stations. This study aims to analyze the new alternative precipitation station network using Artificial Neural Network method.

The adjusted parameters used are data weight, epoch, and data type. Each of those affect the result, so the best selection must be made. Best data weight chosen is 60-25-15, means 60% of training, 25% of cross validation, and 15% of testing. Best epoch had been set to 1000, since less or more than 1000 decreases the result quality. Then, best data is monthly rainfall, without zero value.

The result shows that among 381 possible network combinations, ranging from 4 to 8 stations (currently 9), the best network is consisting 6 stations, which are Winong, Randupitu, Jawi, Wilo, Prigen, and Bekacak. This combination gives a promising result with 'Good' *Nash-Sutcliffe Efficiency* (0,801), considerably small *Relative Error* (12,2 %), small *MSE* of Training and Cross Validation (each 0,054 and 0,060), and small *NMAE* (0,196). Beside, the relation with topographical aspect showed that rainfall is highly related to height difference of station to AWLR with *R (Correlation Coefficient)* = 0,915. It means the higher the station is, the higher rainfall is measured.

Keywords: *Precipitation Station, Artificial Neural Network, NeuroSolution 7.1, Topography Aspect*

PENDAHULUAN

Dalam analisis perencanaan dan pengembangan sumberdaya air, data hujan merupakan masukan utama yang selalu dibutuhkan keberadaannya. Adanya kesalahan dalam pengukuran data hujan akan mengakibatkan analisis menjadi tidak efektif dan tidak sesuai dengan target yang diharapkan. Untuk mengantisipasi hal tersebut, maka pengukuran data hujan harus selalu dikaji agar kualitas datanya terjaga.

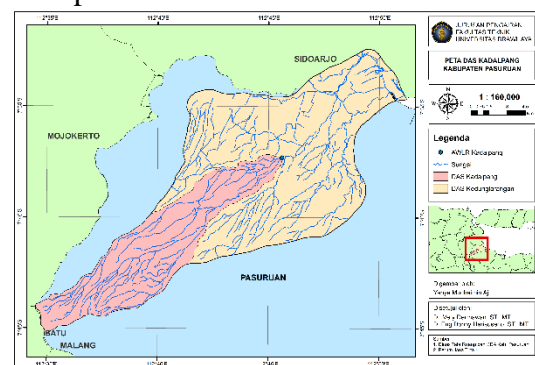
Sub DAS Kadalpang merupakan bagian hulu dari DAS Kedunglarangan yang merupakan salah satu DAS besar di Kabupaten Pasuruan. Sebagai kabupaten yang memiliki basis industri dan pariwisata serta memiliki tingkat perekonomian yang cukup tinggi, maka nilai ekonomi data menjadi tinggi dan sangat berharga. Akibatnya, ketelitian data menjadi tuntutan dalam setiap perencanaan bangunan air agar sesuai dengan harapan. Informasi tentang sumber daya air dalam bentuk kondisi hidrologi dan hidrometeorologi sangat dibutuhkan untuk mendukung pengelolaan sumber daya air di Sub DAS Kadalpang.

Dalam hal ini, data hujan dan data debit yang berperan sebagai masukan utama memegang peranan yang vital dalam pengelolaan sumber daya air seperti pengendalian banjir, pemenuhan kebutuhan air saat kekeringan, dan sebagainya. Untuk itu, analisis ini bertujuan mengetahui apakah jumlah

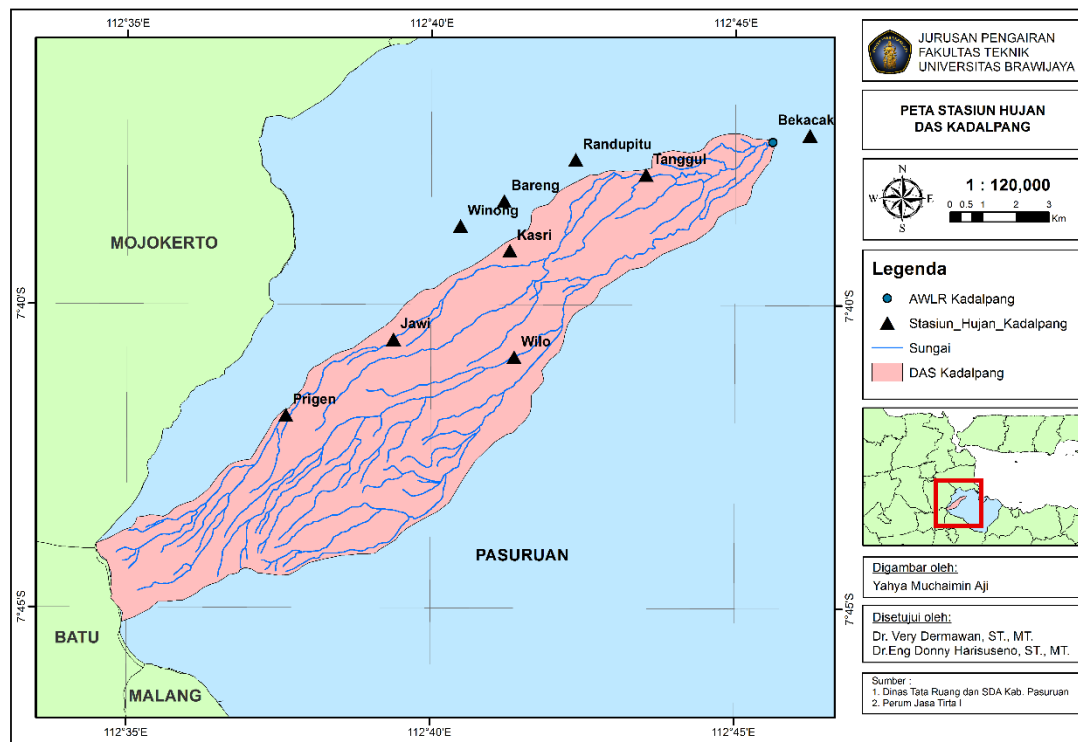
stasiun hujan yang ada saat ini dapat mewakili kondisi wilayah lokasi studi sehingga dapat mengoptimalkan kualitas data, jumlah stasiun hujan, agar dijadikan pertimbangan pengambilan keputusan bagi instansi guna efisiensi biaya, tenaga, dan waktu. Hingga pada akhirnya diketahui stasiun hujan mana yang bersifat dominan dan representatif pada Sub DAS Kadalpang.

METODOLOGI

Sub DAS Kadalpang merupakan bagian hulu dari DAS Kedunglarangan. Sub DAS Kadalpang yang menjadi daerah kajian dalam studi ini memiliki luas 86,4 Km² dan terletak pada wilayah Kabupaten Pasuruan sebelah barat. Terdapat 9 (sembilan) stasiun hujan yang tersebar di beberapa kecamatan, mulai dari hulu Sub DAS yaitu Kecamatan Prigen hingga Kecamatan Bangil yang merupakan hilir Sub DAS.



Gambar 1. Peta Sub DAS Kadalpang
Sumber: Hasil penggambaran (2017)



Gambar 2. Peta stasiun hujan Sub DAS Kadalpang
 Sumber: Hasil penggambaran (2017)

Kerapatan Jaringan Stasiun Hujan

Kerapatan jaringan dapat diartikan sebagai luasan daerah yang diwakili oleh setiap stasiun hujan. Kerapatan jaringan didasarkan pada aspek teknis dan ekonomi di wilayah yang bersangkutan, agar tercapai kerapatan jaringan yang optimum sesuai dengan nilai sosial ekonomi data atau tingkat ketelitian yang dibutuhkan. Setiap jaringan stasiun hujan yang sudah ada perlu dikaji kembali secara rutin setiap periode pengoperasian untuk meningkatkan kualitasnya.

a. Standar WMO

Tabel 1. Kerapatan Jaringan WMO

No.	Tipe Daerah	Luas (Km ²) per stasiun
1	Dataran tropis mediteran dan sedang	600 – 900
2	Pegunungan tropis mediteran dan sedang	100 – 250
3	Kepulauan kecil bergunung dengan curah hujan bervariasi	25
4	Arid (kering) dan kutub	1500 – 10000

Sumber: Linsley (1986:67)

b. Cara Sugawara

Menurut Sugawara (Harto, 1993:28), suatu DAS pada daerah tropis dengan luasan kurang atau lebih dari 100 Km², cukup diwaliki 10 buah stasiun hujan. Selain itu, untuk keperluan hidrologi di daerah tropis, penggunaan 15 stasiun hujan dalam suatu DAS sudah mencukupi tanpa memperhatikan luasannya.

c. Cara Bleasdale

Tabel 2. Kerapatan Jaringan Bleasdale

Luas DAS (Km ²)	Jumlah Optimal	Kerapatan (Km ² /stasiun)
26	2	13
260	6	43,3
1300	12	108,3
2600	15	173,3
5200	20	260
7800	24	325

Sumber : Wilson (1974:16)

d. Cara Varshney

Varshney menggunakan persamaan sebagai berikut:

1. Hitung jumlah curah hujan total (P_t)

$$P_t = P_1 + P_2 + \dots + P_n$$

- P_1 = curah hujan di stasiun 1
 P_2 = curah hujan di stasiun 2
 P_n = curah hujan di stasiun n
 P_t = jumlah hujan total
2. Hitung hujan rerata DAS (P_m)

$$P_m = \frac{P_t}{n}$$
 3. Hitung jumlah kuadrat curah hujan semua stasiun (S_s)

$$S_s = P_1^2 + P_2^2 + P_3^2 + \dots + P_n^2$$
 4. Hitung varian (S^2)

$$S^2 = \left(\sqrt{\frac{S_s}{n-1}} \right) - P_m$$
 5. Hitung koefisien variasi (C_v)

$$C_v = \left(\sqrt{\frac{S^2}{P_m}} \right) \times 100\%$$
 6. Hitung jumlah stasiun penakar hujan optimal (N) dengan prosentase kesalahan yang dikehendaki sebesar P .

$$N = \left[\frac{C_v}{P} \right]^2$$
 7. Stasiun penakar hujan yang harus dipasang lagi adalah sebesar $N - n$, dimana n merupakan stasiun penakar hujan yang telah ada.

Jaringan Saraf Tiruan

Jaringan Saraf Tiruan (*Artificial Neural Network*) atau yang biasa disingkat JST adalah sistem komputasi dimana arsitektur dan operasi diilhami dari pengetahuan tentang sel saraf biologis di dalam otak, yang merupakan salah satu representasi buatan dari otak manusia yang selalu mencoba menstimulasi proses pembelajaran pada otak manusia tersebut. Secara sederhana, JST merupakan sebuah metode baru yang memodelkan jaringan saraf otak dalam bentuk aplikasi sehingga memudahkan manusia untuk menyelesaikan pekerjaannya karena JST ini berbasis kecerdasan buatan (*artificial intelligence*) yang mampu belajar lewat data-data masukan. Pemodelan saraf ini ditunjukkan lewat kemampuan melakukan emulasi, analisis, prediksi, serta asosiasi (Hermawan, 2006:37).

Analisis pemodelan debit dilakukan dengan Metode JST dengan bantuan *NeuroSolution for Excel*. Metode yang digunakan dalam proses pelatihan adalah *Levenberg- Marquardt* (LM).

Kesalahan Relatif

Kesalahan relatif digunakan untuk menghitung prosentase kesalahan relatif jaringan stasiun hujan yang dimodelkan terhadap jaringan stasiun hujan yang sudah ada. Perhitungan kesalahan relatif dilakukan dengan rumus berikut (Sugiyono, 2017):

$$K_r = \left| \frac{X_a - X_b}{X_a} \right|$$

dengan:

K_r = kesalahan relatif (%)

X_a = nilai asli

X_b = aproksimasi/pemodelan

Efisiensi Nash-Sutcliffe

Parameter lain yang dapat digunakan dalam menghitung ketelitian pemodelan adalah efisiensi *Nash-Sutcliffe* (NSE). Efisiensi *Nash-Sutcliffe* digunakan untuk mengetahui sejauh mana kemiripan dari pemodelan data yang diuji terhadap aslinya. Persamaan yang diberikan adalah (Croke, et al, 2005):

$$NSE = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (Q_o - Q_m)^2}{\sum_{i=1}^n (Q_o - \bar{Q}_o)^2}$$

dengan:

NSE = efisiensi *Nash-Sutcliffe*

Q_o = nilai observasi

Q_m = nilai simulasi model

\bar{Q}_o = nilai rata-rata data observasi

Penelitian yang telah dilakukan oleh Motovilov *et al* (1999) menyajikan beberapa kriteria NSE seperti yang disajikan pada tabel 2.7.

Tabel 3. Kriteria Nilai NSE

Nilai NSE	Interpretasi
$NSE > 0,75$	Baik
$0,36 < NSE < 0,75$	Memenuhi
$NSE < 0,36$	Tidak memenuhi

Sumber: Motovilov, *et al* (1999)

Tahapan Studi

Dalam penyusunan studi ini, tahapan pengolahan data adalah sebagai berikut:

1. Data-data yang diperlukan
 - a. Data curah hujan bulanan St. Winong, St. Bareng, St. Randupitu, St. Tanggul, St. Jawi, St. Kasri, St. Wilo, St. Prigen, dan St. Bekacak pada tahun 2007-2016
 - b. Data debit bulanan Pos Duga Air Kadalpang 2007-2016
2. Pengolahan Data masukan
Beberapa pengujian statistik yang diperlukan sebelum dilakukan analisis pemodelan debit adalah sebagai berikut:
 - a. Data curah hujan bulanan tahun 2005-2016
 - Uji konsistensi dengan metode kurva massa ganda
 - Uji Stasioner (Uji F dan Uji T)
 - Uji *Outlier*
 - b. Data debit pos duga air harian tahun 2007-2016
 - Uji konsistensi dengan metode RAPS
 - Uji Stasioner (Uji F dan Uji T)
3. Analisis kerapatan jaringan stasiun hujan menggunakan:
 - a. Standar WMO
 - b. Cara Sugawara
 - c. Cara Bleasdale
 - d. Cara Varshney
4. Pengolahan dengan *NeuroSolution 7.1*
5. Analisis Kesalahan Relatif *Nash-Sutcliffe*, MSE, dan MAE
6. Hubungan jaringan stasiun terpilih terhadap aspek topografi

HASIL DAN PEMBAHASAN

Perencanaan Jaringan Stasiun Hujan

a. Kombinasi Jaringan Stasiun Hujan Menggunakan JST

Jaringan Saraf Tiruan menganalisis jaringan stasiun terbaik dengan mencari kombinasi stasiun yang memiliki pemodelan paling bagus. Artinya, setiap stasiun dapat membentuk kombinasi yang berbeda-beda sesuai jumlahnya.

Tabel 4. Kombinasi Jaringan Stasiun JST

No	Eliminasi Stasiun	Jumlah Stasiun	Jumlah Kombinasi
1	1	8	9
2	2	7	36
3	3	6	84
4	4	5	126
5	5	4	126
6	6	3	84
7	7	2	36
8	8	1	9
Total			510

Sumber: Hasil Perhitungan, 2017

Apabila menggunakan JST, maka ada 510 buah kombinasi jaringan yang harus dianalisis. Nilai ini dianggap terlalu banyak sehingga diperlukan cara lain.

b. Kombinasi Jaringan Stasiun Hujan Menggunakan Metode Lain

Metode kerapatan jaringan dapat digunakan sebagai alternatif kombinasi.

Tabel 5. Rekapitulasi Kerapatan Jaringan

No	Standar	Pendekatan	Jumlah Stasiun
1	WMO	Empiris	1
2	Sugawara	Empiris	10 / 15
3	Bleasdale	Empiris	4
4	Varshney	Statistik	8

Sumber: Hasil Perhitungan, 2017

Secara umum, semua metode menunjukkan hasil relatif sama, yaitu pengurangan stasiun hujan, kecuali Sugawara. Cara sugawara dianggap kurang sesuai karena tidak memperhatikan luas. Kesimpulan yang didapatkan adalah bahwa pada saat ini jaringan stasiun hujan di Sub DAS Kadalpang sudah mencapai fase "*Network Phase 3*" atau "*Reduction Phase*", dimana informasi yang tersedia sudah berlebihan sehingga hanya mempertinggi biaya operasional.

Metode Bleasdale dianggap paling sesuai, karena ideal dan lebih praktis, serta aplikatif untuk diterapkan. Menggunakan metode Bleasdale sebagai

batas bawah (4 stasiun), maka terdapat 381 jaringan yang dapat dianalisis.

Tabel 6. Kombinasi Jaringan Stasiun Baru

No	Eliminasi Stasiun	Jumlah Stasiun	Jumlah Kombinasi
1	1	8	9
2	2	7	36
3	3	6	84
4	4	5	126
5	5	4	126
Total			381

Sumber: Hasil Perhitungan, 2017

Jaringan stasiun terbaik adalah jaringan yang memiliki NSE tertinggi, serta KR, MSE, dan MAE terkecil. Format analisis jaringan stasiun yang baru adalah sebagai berikut:

Tabel 7. Format Analisis Kombinasi

No.	Kode Jaringan	KR, NSE, MSE, MAE
001	Wn-Br-Rp-Tg-Jw-Ks-Wl-Pr	...
002	Wn-Br-Rp-Tg-Jw-Ks-Wl-Bk	...
...
380	Tg-Ks-Wl-Pr	...
381	Jw-Ks-Wl-Pr	...

Sumber: Hasil Perhitungan, 2017

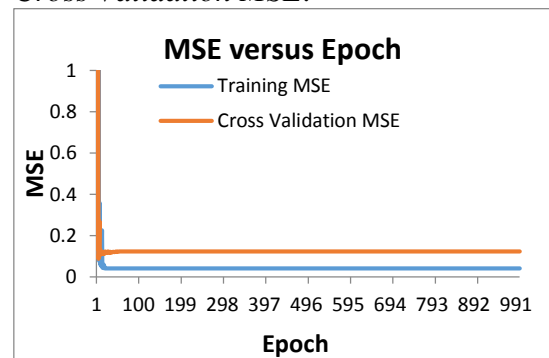
Pemodelan Jaringan Saraf Tiruan dengan *NeuroSolutions 7.1*

Berikut merupakan tahapan analisis pemodelan debit dengan Metode JST menggunakan *NeuroSolution 7.1* (contoh kombinasi [046] Wn-Br-Rp-Tg-Jw-Ks).

1. Susunlah kolom data hujan dan data debit (tahun 2007-2016) berurutan dari kiri ke kanan.
2. Blog kolom data hujan (Winong - Prigen), lalu klik *Tag Data* → *Column(s) as Input*.
3. Blog kolom data debit (AWLR), lalu klik *Tag Data* → *Column(s) as Desired*.
4. Klik *Tag Data* → *Rows by Percentage*, lalu masukkan angka 25%

untuk *Cross Validation* dan 15% untuk *Testing*.

5. Ambil beberapa baris data secara acak dari rangkaian set data untuk diletakkan di bagian bawah set data *Testing*. Kemudian blog baris tersebut, klik *Tag Data* → *Row(s) as Production*.
6. Pada tahapan ini, set data yang kita miliki sudah siap untuk dijadikan sebuah jaringan. Langkah berikutnya adalah membangun jaringan. Klik ikon *Build Network* → *Regression MLP (>1000 rows)*.
7. Struktur jaringan yang baru telah terbentuk pada aplikasi *NeuroSolutions*. Agar dapat melakukan pelatihan, maka file tersebut harus disimpan terlebih dahulu. Klik ikon *Save*.
8. Selanjutnya merupakan bagian inti dari pemodelan, yaitu pelatihan. Umumnya, tahapan ini disebut sebagai *running* aplikasi. Untuk memulai pelatihan, klik *Train Network*.
9. Setelah proses *Training* selesai pada program *NeuroSolutions*, program akan menyajikan hasil berupa grafik dan informasi grafik. Grafik yang disajikan berupa *MSE vs Epoch*. *Mean Square Error (MSE)* sebagai sumbu y dan *Epoch* sebagai sumbu x, ada 2 garis data, yaitu *Training MSE* dan *Cross Validation MSE*.



Gambar 3. Grafik *MSE vs Epoch*
Sumber: *NeuroSolutions 7.1*, 2017

Selain grafik, terdapat ringkasan informasi dari grafik yaitu *Best Networks*, kondisi saat jaringan terbaik terbentuk. Parameternya adalah

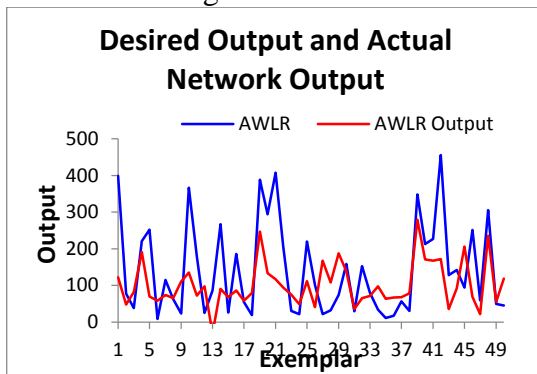
Epoch, Minimum MSE, dan Final MSE.

Tabel 8. Best Networks

Best Networks	Training	Cross Validation
Epoch #	150	6
Min. MSE	0,04071	0,08835
Final MSE	0,04071	0,12356

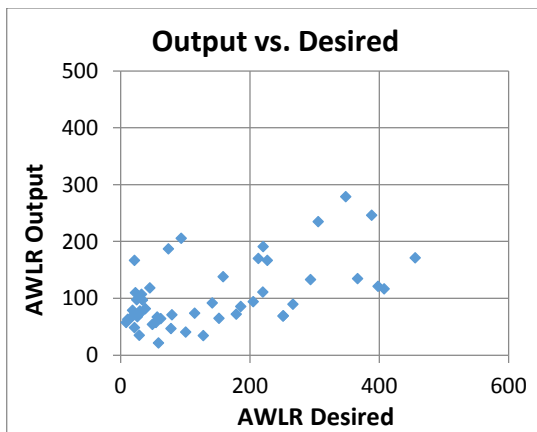
Sumber: *NeuroSolutions*, 2017

- Klik ikon *Test Network*, lalu kotak dialog akan muncul. Beri nama *Test1* pada opsi *Trial Name*. Pada bagian *Dataset to Test*, pilih *Training*. Pada bagian *Weights*, pilih *Load Best (default)*. Pada bagian *Report Type*, pilih *Regression (default)*. Setelah itu akan muncul 2 grafik dan 1 tabel.



Gambar 4. Grafik *Desired Output and Actual Network Output (Training)*

Sumber: *NeuroSolutions*, 2017



Gambar 5. Grafik *Output vs. Desired (Training)*

Sumber: *NeuroSolutions*, 2017

Tabel 9. Parameter Pemodelan (*Training*)

Performance	AWLR
RMSE	112,7313815
NRMSE	0,25214
MAE	87,10440
NMAE	0,19482
Min Abs Error	2,41294
Max Abs Error	290,58372
r	0,54210
Score	69,92614

Sumber: *NeuroSolutions*, 2017

- Langkah terakhir dalam pemodelan ini adalah mencari nilai debit pemodelan. Untuk mendapatkan nilai debit, pada baris data yang sudah diambil secara acak pada langkah nomor 5, klik ikon *Apply New Data*. Debit yang baru atau debit pemodelan akan muncul pada kolom AWLR yang sebelumnya sudah kita pindah ke sebelah kanannya.

Pemilihan Jaringan Stasiun Terbaik

Pada contoh kombinasi [046] Wn-Br-Rp-Tg-Jw-Ks, didapatkan:

- NSE = -1,228
- KR = 38,7%
- MSE Training = 0,041
- MSE Cross = 0,124
- MAE = 0,256

Perlakuan yang sama diterapkan kepada kombinasi jaringan lainnya, sehingga didapatkan kombinasi jaringan yang paling baik.

Tabel 10. Rekapitulasi Kombinasi Jaringan

No Urut	KR (%)	NSE	MSE Train	MSE Cross	NMAE	
1	006	15,2	0,476	0,035	0,069	0,172
2	034	13,5	0,748	0,015	0,599	0,179
3	073	12,2	0,801	0,054	0,060	0,196
4	197	11,4	0,759	0,035	0,126	0,198
5	260	12,0	0,783	0,045	0,115	0,209
Min	073	12,2	0,801	0,054	0,060	0,196

Sumber: *NeuroSolutions*, 2017

Jaringan yang terbaik adalah nomor 073 yang terdiri dari Winong, Randupitu, Jawi, Wilo, Prigen, dan Bekacak.

Hubungan Aspek Topografi terhadap Curah Hujan

Keterkaitan antara jaringan stasiun hujan yang terpilih terhadap aspek topografi yang dimaksudkan adalah hubungan antara parameter topografi terhadap hujan yang turun, serta

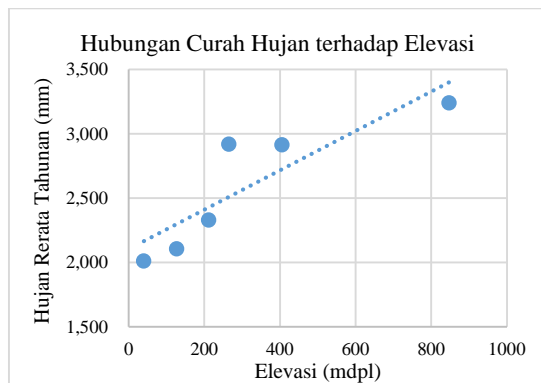
hubungan di antara parameter-parameter topografi tersebut. Variabel yang akan diamati adalah curah hujan rerata tahunan, elevasi stasiun, beda tinggi, jarak, serta *slope* antara stasiun terhadap AWLR.

Tabel 11. Parameter Topografi Stasiun Hujan Terpilih

No.	Stasiun	Rerata Hujan Tahunan (mm)	Elevasi (mdpl)	Jarak (Km)	Beda Tinggi (m)	Slope
1	Winong	2.329	212	9,86	150	0,0152
2	Randupitu	2.106	127	6,04	65	0,0108
3	Jawi	2.387	405	13,05	343	0,0263
4	Wilo	2.919	265	10,26	203	0,0198
5	Prigen	3.240	847	17,04	785	0,0461
6	Bekacak	2.011	40	1,16	22	0,0190

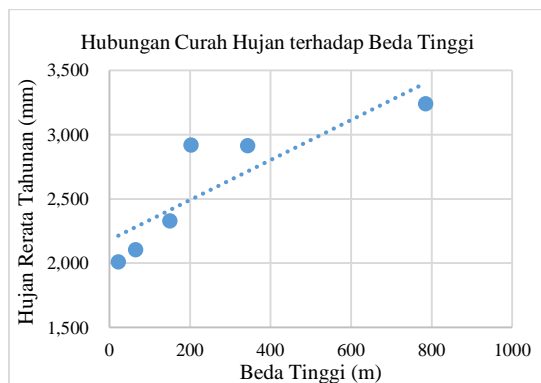
Sumber: Hasil Perhitungan, 2017

Curah hujan rerata tahunan dibuat model regresi liniernya terhadap elevasi stasiun, beda tinggi, jarak, serta *slope* antara stasiun terhadap AWLR.



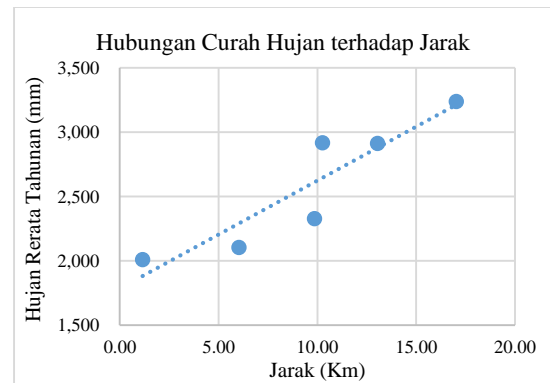
Gambar 6. Grafik hubungan curah hujan terhadap elevasi

Sumber: Hasil perhitungan, 2017



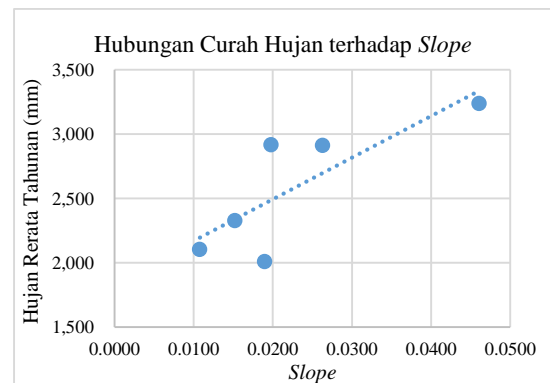
Gambar 7. Grafik hubungan curah hujan terhadap beda tinggi

Sumber: Hasil perhitungan, 2017



Gambar 8. Grafik hubungan curah hujan terhadap jarak

Sumber: Hasil perhitungan, 2017



Gambar 9. Grafik hubungan curah hujan terhadap slope

Sumber: Hasil perhitungan, 2017

Berdasarkan grafik-grafik tersebut, parameter dengan hubungan terkuat adalah beda tinggi, kemudian elevasi. Terbukti bahwa semakin tinggi letak stasiun hujan, maka hujan yang terjadi semakin besar karena terdapat pengaruh klimatologi. Jarak memiliki hubungan yang cukup baik terhadap curah hujan, sedangkan *slope* memiliki koefisien korelasi paling kecil, namun masih dalam taraf baik.

Tabel 12. Rekapitulasi koefisien korelasi antara Curah Hujan terhadap Aspek Topografi

No.	Aspek Topografi	R
1	Elevasi	0,874
2	Beda Tinggi	0,915
3	Jarak	0,863
4	<i>Slope</i>	0,802

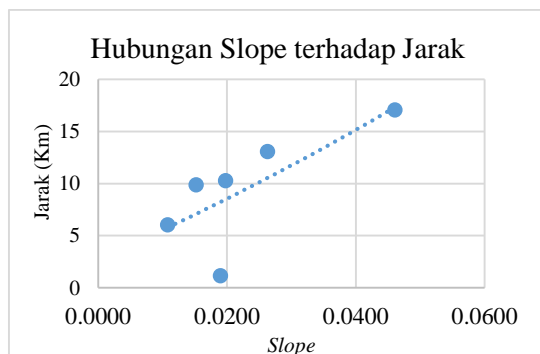
Sumber: Hasil perhitungan, 2017

Sedangkan hubungan antar aspek topografi (*slope* dan beda tinggi sebagai variabel bebas, kemudian jarak sebagai variabel terikat) adalah sebagai berikut:

Tabel 13. Rekapitulasi koefisien korelasi antara *Slope* terhadap Jarak

No.	Model Regresi	R
1	Linier	0,745
2	Polinomial	0,745
3	Logaritmis	0,712
4	Berpangkat	0,413
5	Eksponensial	0,459

Sumber: Hasil perhitungan, 2017



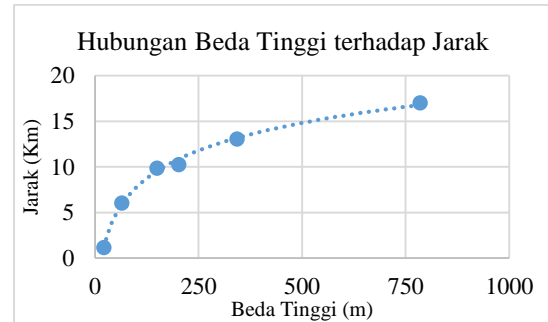
Gambar 10. Grafik hubungan *slope* terhadap jarak (regresi polinomial)

Sumber: Hasil perhitungan, 2017

Tabel 14. Rekapitulasi koefisien korelasi antara Beda Tinggi terhadap Jarak

No.	Model Regresi	R
1	Linier	0,885
2	Polinomial	0,973
3	Logaritmis	0,998
4	Berpangkat	0,933
5	Eksponensial	0,675

Sumber: Hasil perhitungan, 2017



Gambar 11. Grafik hubungan beda tinggi terhadap jarak (regresi logaritmis)

Sumber: Hasil perhitungan, 2017

Dapat disimpulkan bahwa hubungan beda tinggi terhadap jarak lebih baik dibandingkan *slope*. Jenis regresi terbaik pada hubungan beda tinggi adalah logaritmis dengan koefisien korelasi (R) = 0,998. Artinya, hubungan timbal balik antara jarak stasiun yang ada dengan beda tinggi sangat baik, bahkan nilai $R \approx 1,00$.

KESIMPULAN DAN SARAN

Kesimpulan

Berdasarkan hasil analisis yang dilakukan maka disimpulkan beberapa hal sebagai berikut:

1. Kondisi persebaran stasiun hujan di Sub DAS Kadalpang sekarang tergolong relatif padat, dimana saat ini terdapat 9 stasiun hujan pada wilayah DAS seluas 86,4 Km². Menurut standar WMO, cukup diwakili oleh 1 stasiun saja, sedangkan Bleasdale menyarankan 4 stasiun. Varshney menetapkan jumlah 8 stasiun sebagai angka yang ideal, kemudian Sugawara menyarankan 10 atau 15 buah stasiun.

2. Jaringan saraf tiruan menawarkan alternatif pemilihan jaringan stasiun hujan yang baru dengan mencoba-coba setiap kombinasi jaringan stasiun yang bisa dibentuk, kemudian memodelkan debit sungainya lalu dibandingkan dengan data asli. Dengan metode kerapatan jaringan yang ada, maka kombinasi stasiun yang baru dibatasi dari 4 hingga 8 stasiun saja, dengan total kombinasi sebanyak 381 buah.
3. Hasil pemodelan dengan Kesalahan Relatif terkecil sebesar 12,2% dan NSE 'Baik' pada nomor 073 Wn-Rp-Jw-Wl-Pr-Bk. Jaringan tersebut terdiri dari stasiun Winong, Randupitu, Jawi, Wilo, Prigen, dan Bekacak (6 buah stasiun). Persamaan model yang diperoleh adalah:

$$y_{ink} = W_{0k} + \sum \{ (B + \sum (Z_1 X_{Wn} + Z_1 X_{Rp} + Z_1 X_{Jw} + Z_1 X_{Wl} + Z_1 X_{Pr} + Z_1 X_{Bk}) W_{1k} + \dots + (B + (Z_6 X_{Wn} + Z_6 X_{Rp} + Z_6 X_{Jw} + Z_6 X_{Wl} + Z_6 X_{Pr} + Z_6 X_{Bk}) W_{6k}) \}, \text{ dengan :}$$

$$y_{ink} = \text{nilai output}$$

$$W = \text{bobot hidden layer ke output}$$

$$X = \text{neuron pada input layer}$$

$$Z = \text{hidden layer}$$

$$B = \text{bias/unit masukan}$$
4. Hubungan yang paling kuat antara aspek topografi terhadap curah hujan adalah beda tinggi terhadap curah hujan ($R = 0,918$), dimana semakin tinggi elevasi stasiun hujan (semakin besar beda tinggi terhadap AWLR), maka curah hujannya juga akan bernilai semakin tinggi.

Saran

1. Kondisi jaringan stasiun hujan yang ada pada saat ini dinilai berlebihan dan kurang efektif, sehingga stasiun yang dianggap kurang mewakili dapat dipindahkan ke titik lain di Sub DAS Kadalpang atau bisa juga dipindahkan ke DAS lain yang kerapatan jaringannya masih rendah di wilayah Pasuruan (masih dalam wilayah kerja Dinas Kabupaten Pasuruan).

2. Analisis JST belum banyak digunakan dalam analisis jaringan stasiun hujan, sehingga perlu dilakukan studi-studi lebih lanjut untuk memastikan ketelitiannya. Meski demikian, metode JST dirasa menyita waktu yang cukup banyak apabila studi yang dilakukan mencakup banyak sekali stasiun hujan, sehingga mungkin lebih cocok dan hanya sesuai digunakan untuk DAS kecil dengan stasiun yang tidak terlalu banyak.
3. Pada prakteknya, hubungan terjadinya debit yang berasal dari hujan tidak sesederhana yang bisa dibayangkan. Agar analisis JST dapat memodelkan debit dengan baik, tentunya membutuhkan data yang lebih lengkap (bukan data hujan saja), misalnya data penggunaan lahan, tutupan vegetasi, topografi, serta jenis tanah. Namun, pada kenyataannya data tersebut sulit untuk didapatkan, sehingga analisis hanya terbatas pada pemodelan hujan – debit saja.
4. Selain itu, hubungan (korelasi) antara setiap hujan terhadap debit juga harus cukup baik. Apabila tidak demikian, maka dapat dimaklumi apabila hasil analisis pada akhirnya kurang memuaskan. Faktor lain yang juga diduga bisa memberikan pengaruh adalah jeda waktu atau *time lag*, namun agaknya faktor ini sangat dominan pada basis data harian. Sedangkan pada data bulanan kiranya dapat diabaikan (tidak terlalu besar).
5. Hubungan aspek topografi terhadap curah hujan pada studi ini masih bersifat hipotetik dan empiris untuk wilayah DAS yang dikaji, sehingga perlu mendapatkan banyak sekali perbandingan dari DAS lain agar menguatkan argumentasi yang dimiliki.

DAFTAR PUSTAKA

- Bonnier, 1980. Probability Distribution and Probobaility Analysis. DPMA: Bandung.
- Chow, Ven Te. 1985. Hidrolika Saluran Terbuka. Jakarta: Erlangga.
- Croke, B.F.W., Andrews, F., Spate, J. & Cuddy, S. 2005. *IHACRES User Guide*. Australia: ICAM Centre dan The Australian National University.
- Faisal, Farid dan Alifi Maria Ulfah. 2009. Korelasi antara Total Curah Hujan Terhadap Kadar SPM Tahun 2004 – 2008 di Jakarta dalam Proses Pembersihan Atmosfer oleh Hujan. Jakarta: *Buletin Meteorologi Klimatologi dan Geofisika*.
- Faridhotin, Ima. 2017. *Water Level Forecasting in Downstream of Bengawan Solo at Bojonegoro-Lamongan Section Due to Bojonegoro Barrage using Artificial Neural Network Method*. Malang: Universitas Brawijaya (ICWRDEP).
- Fathoni, Syarief. 2016. Analisis Efektivitas Kerapatan Jaringan Pos Stasiun Hujan di DAS Kedungsoko dengan Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan (Artificial Neural Network). Tesis, Universitas Brawijaya Malang. Tidak Diterbitkan.
- Harto, Sri. 1990. *Analisis Hidrologi*. Jakarta: PT Gramedia Pustaka Utama.
- Hermawan, Arief. 2006. *Jaringan Saraf Tiruan: Teori dan Aplikasi*. Yogyakarta: Penerbit ANDI.
- Kusumadewi, Sri. 2003. *Artificial Intelligence (Teknik dan Aplikasi)*. Yogyakarta: Graha Ilmu.
- Linsley Jr., Ray K., Max A. Kohler, Joseph L. H. Paulus. 1986. Hidrologi Untuk Insinyur. Jakarta: Erlangga.
- Motovilov, Y.G., Gottschalk, L., Engeland, K. & Rodhe, A. 1999. *Validation of a Distributed Hydrological Model Against Spatial Observations*. Elsevier Agricultural and Forest Meteorology.
- Prawati, Eri. 2002. Studi Evaluasi Kerapatan dan Pola Penyebaran Stasiun Penakar Hujan di DAS Ngrowo dan Sub DAS Widas. Tesis, Universitas Brawijaya Malang. Tidak Diterbitkan.
- Soemarto, CD. 1999. *Hidrologi Teknik: Edisi ke-2 [Dengan Perbaikan]*. Jakarta: Erlangga.
- Soewarno. 1995. *Hidrologi: Aplikasi Metode Statistik untuk Analisa Data [Jilid 1]*. Bandung: NOVA.
- Soewarno. 1995. *Hidrologi: Aplikasi Metode Statistik untuk Analisa Data [Jilid 2]*. Bandung: NOVA.
- Sugiyono. 2017. *Matematika: Aproksimasi Kesalahan*. Modul, Universitas Gadjah Mada Yogyakarta. 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.
- Wilson, EM. 1974. *Engineering Hydrology*. London: Willian and Basintoke.
- Yudha, Nevandria Satrya. 2017. *Application of Artificial Neural Network to Forecast River Water Quality in Jrebeng Bridge Point, Gresik Regency*. Malang: Universitas Brawijaya (ICWRDEP).