

ANALISA LIMPASAN BERDASARKAN CURAH HUJAN MENGGUNAKAN MODEL *ARTIFICIAL NEURAL NETWORK* (ANN) DI SUB DAS BRANTAS HULU

Ery Suhartanto¹, Evi Nur Cahya¹, Lu'luil Maknun²

¹Dosen Teknik Pengairan Fakultas Teknik Universitas Brawijaya

²Mahasiswa Program Sarjana Teknik Jurusan Pengairan Universitas Brawijaya

Jalan MT. Haryono 167 Malang 65145 Indonesia

ABSTRAK: Data debit biasanya tersedia lebih sedikit dibandingkan data curah hujan, sehingga perlu dicari suatu hubungan antara aliran sungai yang diterapkan dalam periode tersedia data curah hujan di suatu wilayah DAS. Tujuan dari studi ini adalah untuk mengetahui kesesuaian metode berdasarkan analisis validasi data antara debit pengamatan dengan debit model. Metode yang dilakukan dengan pemodelan debit berdasarkan curah hujan dengan model *Artificial Neural Network* (ANN) program MATLAB R2014b. Sub DAS Brantas Hulu digunakan sebagai studi kasus karena sering mengalami permasalahan limpasan. Validasi dari metode ANN diuji dengan *Root Mean Square Error* (RMSE), *Nash-Sutcliffe Efficiency* (NSE), Koefisien Korelasi (R) dan Kesalahan Relatif (KR). Dari hasil kalibrasi menggunakan Model ANN diperoleh data yang paling baik terdapat pada data lima tahun *epoch* 500. Hasil verifikasi berdasarkan nilai R mempunyai hubungan yang relatif baik antara debit pengamatan dengan debit model. Hasil validasi menunjukkan kevalidan pada data satu tahun *epoch* 500.

Kata kunci: limpasan, model *artificial neural network* (ANN), uji *nash sutchlife efficient* (NSE), koefisien korelasi (R).

ABSTRACT: Discharge data is usually less available than rainfall data, so it is necessary to find a relationship between river flows that are applied in the period available rainfall data in a watershed area. The purpose of this study is to determine the suitability of the method based on the analysis of data validation between the observed discharge and the model discharge. The method is done by modeling the discharge based on rainfall with the *Artificial Neural Network* (ANN) MATLAB R2014b program. The Upper Brantas Watershed is used as a case study because it often has runoff problems. Validation of the ANN method was tested with *Root Mean Square Error* (RMSE), *Nash-Sutcliffe Efficiency* (NSE), *Correlation Coefficient* (R) and *Relative Error* (KR). From the results of calibration using the ANN Model, the best data is found in the five years data of epoch 500. Verification results based on the value of R have a relatively good relationship between observation discharges with model discharges. The validation results show the validity in a year data of epoch 500.

Keywords: discharge, *artificial neural network* (ANN), *nash sutchlife efficient test* (NSE), *correlation coefficient* (R).

Daerah Aliran Sungai terbagi menjadi tiga bagian daerah yaitu hulu, tengah dan hilir. Perencanaan DAS hulu seringkali menjadi titik fokus mengingat bahwa dalam suatu DAS,

daerah hulu dan hilir mempunyai keterkaitan biogeofisik melalui daur hidrologi. Aktivitas alih fungsi lahan yang dilaksanakan di daerah hulu dapat memberikan dampak di daerah hilir

dalam bentuk perubahan fluktuasi debit air dan transpor sedimen serta material terlarut lainnya. Salah satu wilayah DAS yang rentan akan alih fungsi lahan adalah Sub DAS Brantas Hulu.

DAS Brantas Hulu mengalami permasalahan tentang peralihan tata guna lahan yang menyebabkan kemampuan infiltrasinya menjadi berkurang (Nurrisqi, 2012). Akibatnya, air hujan yang jatuh pada daerah aliran sungai (DAS) akan menjadi limpasan permukaan (*surface runoff*). Oleh karena itu, terjadi peningkatan aliran permukaan yang berpengaruh terhadap aliran debit pada *outlet* DAS dan menyebabkan banjir. Oleh karena itu, dibutuhkan analisa hidrologi menggunakan model berbasis teknologi dengan harapan dapat memprediksikan kejadian limpasan yang akan terjadi. Dikarenakan data debit ALWR biasanya tersedia lebih sedikit dibandingkan data curah hujan, maka dapat dicari suatu hubungan antara aliran sungai yang diterapkan dalam periode tersedia data curah hujan khususnya di suatu wilayah DAS. *Automatic Water Level Recorder* (AWLR) merupakan alat untuk mengukur tinggi muka air pada sungai, danau, ataupun aliran irigasi.

Dari studi ini dilakukan untuk memprediksikan limpasan yang terjadi dengan mengkaji antara keterkaitan curah hujan menggunakan model *Artificial Neural Network* (ANN) *software* MATLAB R2014b yang diharapkan akan memperoleh nilai yang mendekati debit stasiun AWLR pengamatan. Beberapa penelitian mengenai limpasan berdasarkan curah hujan menggunakan berbagai metode antara lain Aplikasi Jaringan Syaraf Tiruan (JST) untuk Analisis Debit DAS Bedadung di Kabupaten Jember (Suhardi, et al, 2017). Analisa Hujan-Limpasan Menggunakan Model *Artificial Neural Network* di Sub DAS Lesti (Siska W, et al, 2016). Aplikasi Metode MOCK, NRECA, *Artificial Neural Network*, dan Regresi dalam Pengalihragaman Hujan-Limpasan dengan Pembangkitan Data Debit AWLR Matua (Rahimatus Sakinah, et al, 2015). Perbandingan Model Curah Hujan Limpasan Metode Jaringan Syaraf Tiruan dengan Metode Sacramento (Denny Y, et al, 2014). *Artificial Neural Network* untuk

Pemodelan Curah Hujan-Limpasan pada Daerah Aliran Sungai (DAS) di Pulau Bali (Sila Dharma, et al, 2011).

BAHAN DAN METODE

Lokasi Studi

Lokasi studi merupakan Bagian hulu dari Sub DAS Brantas. Secara administratif, Sub DAS Brantas Hulu terletak di Provinsi Jawa Timur yang meliputi Kota Batu, Kota Malang, dan Kabupaten Malang. Secara astronomis, Sub DAS Brantas Hulu terletak pada posisi $7^{\circ}45'36''$ LS sampai $8^{\circ}03'00''$ LS dan $112^{\circ}34'12''$ BT sampai $112^{\circ}25'48''$ BT dengan luasan sekitar 789,184 km². Secara geografis meliputi 30 kecamatan di Kabupaten Malang dan 3 Kecamatan di Kotamadya Malang. Dalam studi ini digunakan 20 pos stasiun hujan yang berada di Sub DAS Brantas Hulu dengan luas 789, 184 km². Peta lokasi studi dapat dilihat pada Gambar 1.

Data

Data yang digunakan dalam studi ini antara lain adalah:

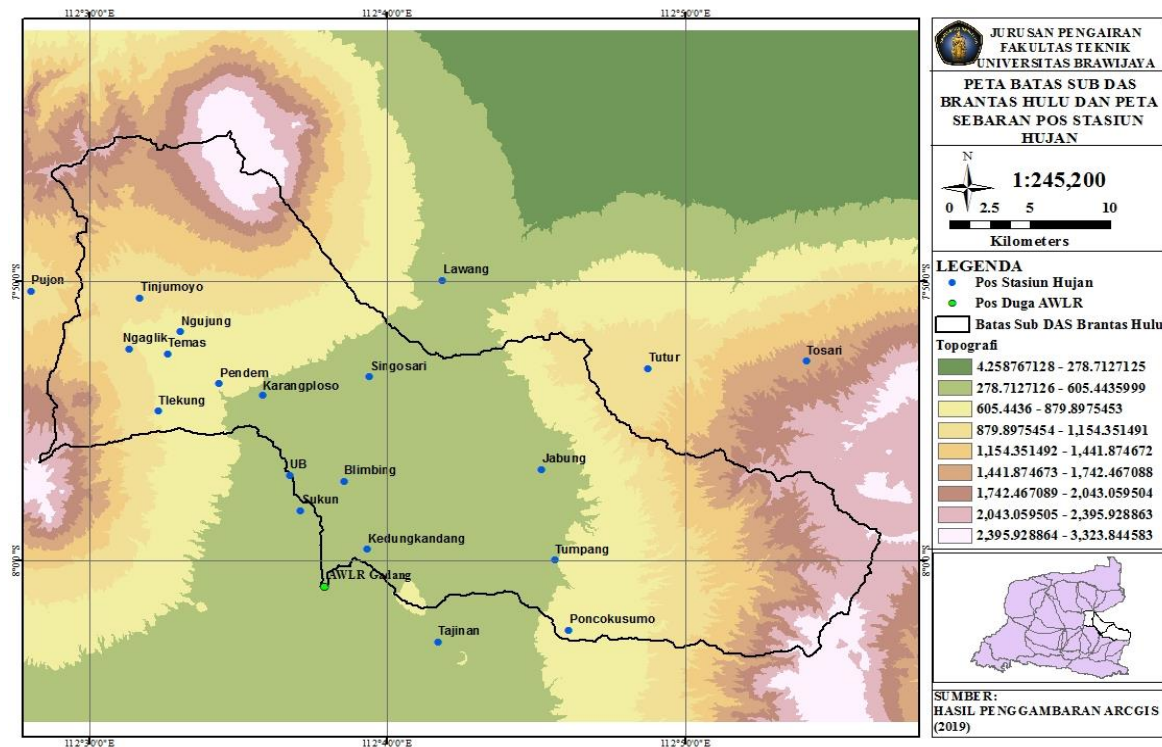
1. Data curah hujan dari 20 pos stasiun hujan selama 10 tahun (2008-2017).
2. Data debit AWLR Gadang selama 10 tahun (2008-2017).

Metode Analisis

Dalam studi ini dilakukan analisa validasi data antara perbandingan data debit AWLR (*Automatic Water Level Recorder*) pengamatan dengan data debit Model ANN. Sebelum dilakukan validasi, data yang diperoleh dilakukan uji kualitas data yang meliputi data hujan dengan *normal ratio*, uji konsistensi data, uji ketiadaan trend, uji stasioner dan pembangkitan data debit metode regresi.

Estimasi Data Hujan Menggunakan *Normal Ratio Method*

Data yang hilang atau kesenjangan data suatu pos penakar hujan pada saat tertentu, dapat diisikan dengan bantuan data yang tersedia dari pos-pos penakar hujan disekitarnya pada waktu yang sama (Soemarto, 1999).



Gambar 1 Peta Sub DAS Brantas Hulu

Uji Konsistensi

Uji konsistensi adalah suatu uji kebenaran data lapangan yang tidak dipengaruhi oleh kesalahan saat pengukuran dan digambarkan dengan keadaan sebenarnya. Dalam uji konsistensi data hidrologi, umumnya digunakan beberapa metode seperti Metode Kurva Massa Ganda dan Metode RAPS (*Rescaled Adjusted Partial Sums*) (Harto, 1990).

Uji Ketiadaan Trend

Uji ini dilakukan untuk mengetahui ada tidak adanya *trend* atau variasi dalam data. *Trend* dapat dijelaskan sebagai korelasi antara waktu dengan varian dari suatu variabel hidrologi. Jika terdapat *trend* maka data tidak disarankan dalam analisa. Data yang digunakan pada uji ini harus menghasilkan data yang homogen, artinya data yang berasal dari populasi yang jenisnya sama. Dalam uji ini dilakukan Uji peringkat Korelasi Spearman, Uji Mann-Whitney dan Uji Cox-Stuart (Soewarno, 1995).

Uji Stasioner

Uji stasioner digunakan untuk menguji kestabilan varian dan kestabilan nilai rata-rata dari sebuah deret berkala seperti data curah hujan. Hasil yang diharapkan dari uji

ini adalah data yang bersifat homogen, yakni hasil kedua uji menunjukkan data yang stabil. Uji ini dilakukan dengan Uji F dan Uji T (Soewarno, 1995).

Curah Hujan Rerata Daerah *Polygon Thiessen*

Curah hujan rerata daerah ini digunakan untuk memperoleh satu nilai besaran hujan yang dapat mewakili keseluruhan nilai dalam DAS (Triatmodjo, 2006). Pada studi ini terdapat 20 pos stasiun hujan yang berada disekitar Sub DAS Brantas Hulu, sehingga diperlukannya nilai curah hujan rerata daerah. Adapun curah hujan rerata daerah pada studi ini dihitung menggunakan metode *Polygon Thiessen* dengan alat bantu *Software ArcGis 10.2*, dengan anggapan sesuai dengan karakteristik Sub DAS Brantas Hulu yang penyebarannya stasiun hujannya ditinjau tidak merata.

Pembangkitan Data Debit Metode Regresi

Model regresi ini merupakan salah satu model statistik yang dapat digunakan untuk mengetahui apakah ada hubungan antara dua variabel atau lebih. Hubungan antara dua atau lebih dalam variabel hidrologi dapat dinyatakan dalam rumus matematik sehingga merupakan suatu model, yang dapat

digunakan untuk berbagai keperluan analisis hidrologi, yaitu peramalan (*prediction*), perpanjangan (*extension*), memperbaiki atau mengecek ketelitian data, dan pengisian data pada periode kosong (Soewarno, 1995).

Artificial Neural Network (Jaringan Syaraf Tiruan)

Jaringan Saraf Tiruan adalah sistem pemroses informasi yang memiliki karakteristik mirip dengan jaringan syaraf biologi (Siang, 2005). Sehingga disimpulkan Jaringan Syaraf Tiruan atau dengan kata lain *Artificial Neural Network* merupakan sistem pengolahan informasi yang terinspirasi dari jaringan saraf secara biologis, seperti proses informasi pada otak manusia. Terdapat beberapa kelebihan dan kekurangan dari JST yang diharapkan mampu menganalisa data debit yang bisa mendekati kondisi data dilapangan.

Dalam studi ini digunakan model *Artificial Neural Network* (ANN) dengan metode *backpropagation*. *Backpropagation* adalah algoritma pembelajaran yang terawasi dan biasanya digunakan oleh perceptron dengan banyak lapisan untuk mengubah bobot-bobot yang terhubung dengan neuron-neuron yang ada pada lapisan tersembunyinya (Kusumadewi, 2003).

MATLAB (Matrix Laboratory)

MATLAB atau singkatan *Matrix Laboratory* adalah sebuah perangkat lunak yang digunakan untuk pemrograman dengan berisikan fungsi toolbox yang dapat memudahkan perhitungan. MATLAB merupakan perangkat lunak yang cocok digunakan untuk menyelesaikan model jaringan syaraf tiruan. Pengguna tinggal memasukkan vektor masukan, target, model dan parameter yang ingin dicapai (laju pemahaman, *threshold*, bias, dll). Dalam studi digunakan software MATLAB dengan seri R2014b.

Transformasi Data

Sebelum menggunakan data dengan metode atau teknik yang akan diterapkan, kita harus melakukan praprosesing terhadap data. Hal ini dilakukan untuk mendapatkan hasil analisis yang lebih akurat dalam pemakaian teknik *machine learning* atau data mining. Dalam beberapa hal, praprosesing dapat membuat nilai data menjadi lebih kecil

tanpa merubah informasi yang dikandungnya. Dalam studi ini digunakan normalisasi dengan fungsi *sigmoid biner* (0-1).

$$X' = \frac{X - X_{min}}{X_{max} - X_{min}} x (BA - BB) + BB \dots\dots (1)$$

Dengan
 Xmax = nilai maksimum pada data
 Xmin = nilai minimum pada data

Uji Validasi

Validasi (*validation*) merupakan proses evaluasi terhadap model untuk mendapatkan gambaran tentang tingkat ketidakpastian yang dimiliki oleh suatu model dalam memprediksi proses hidrologi. Umumnya validasi dilakukan dengan menggunakan data diluar periode data yang digunakan untuk kalibrasi (Indarto, 2012).

Untuk melakukan uji validasi dilakukan dengan beberapa pengujian, antara lain:

- (1) *Root Mean Squared Error* (RMSE)

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (X - Y)^2}{n}} \dots\dots\dots (2)$$

RMSE = nilai *Root Mean Square Error*
 Y = nilai permodelan (*predicted value*) (m³/dt)
 X = nilai pengamatan (*observed value*) (m³/dt)
 n = jumlah data

- (2) Uji Kesalahan Relatif

$$KR = \frac{\sum_{i=1}^n (X - Y)}{\sum X} x 100 \dots\dots\dots (3)$$

Keterangan:
 Kr = kesalahan relatif (%)
 X = nilai pengamatan (m³/dt)
 Y = nilai hasil pemodelan (m³/dt)

- (3) Koefisien Korelasi

Uji ini bertujuan untuk melihat hubungan antar kedua variabel (hasil pengamatan dan hasil perhitungan) berdasarkan kriteria yang disajikan pada Tabel 1.

$$R = \frac{n \sum_{i=1}^n XY - \sum_{i=1}^n X \sum_{i=1}^n Y}{\sqrt{n \sum_{i=1}^n X^2 - (\sum_{i=1}^n X)^2} \sqrt{n \sum_{i=1}^n Y^2 - (\sum_{i=1}^n Y)^2}} \dots (4)$$

Keterangan:
 R = nilai korelasi antara variabel x dan y
 X = nilai pengamatan atau observasi (m³/dt)
 Y = nilai permodelan (m³/dt)
 n = jumlah data

Tabel 1 Kriteria Nilai Koefisien Korelasi

Nilai R	Interpretasi
0 - 0,19	Sangat Rendah
0,20 – 0,39	Rendah
0,40 – 0,59	Sedang
0,60 – 0,79	Kuat
0,8 - 1	Sangat Kuat

Sumber: Sugiyono (2017)

(4) *Nash-Sutcliffe Efficiency* (NSE)

Uji efisiensi *Nash-Sutcliffe* bertujuan untuk mengevaluasi kesahihan pada model dengan menggunakan kriteria yang disajikan pada Tabel 2.

$$NSE = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (X - Y)^2}{\sum_{i=1}^n (X - \bar{X})^2} \dots\dots\dots (5)$$

Keterangan:

NSE= koefisien *Nash-Sutcliffe*

n = jumlah data

Y = nilai dari hasil permodelan (m³/dt)

X = nilai dari hasil pengamatan (m³/dt)

\bar{X} = rerata nilai hasil pengamatan (m³/dt)

Tabel 2 Kriteria Nilai *Nash Sutcliffe Efficiency* (NSE)

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

Sumber: Motovilov.et al.1999

HASIL DAN PEMBAHASAN

Data yang digunakan untuk analisis adalah data dengan periode bulanan. Sebelum dilakukan analisis validasi, data curah hujan dan debit dilakukan uji Konsistensi, uji Ketiadaan Trend dan uji Stasioner. Dari hasil uji konsistensi didapatkan bahwa data-data tersebut konsisten, uji Ketiadaan Trend dilakukan dengan Uji *Spearman*, Uji *Mann-Whitney* dan Uji *Cox-Stuart* dan pada Uji Stasioner digunakan Uji F dan Uji T. Hasil yang didapatkan berdasarkan uji tersebut adalah stabil dan tidak menunjukkan adanya *trend*, sehingga dapat disimpulkan bahwa data-data tersebut adalah homogen maka data tersebut dapat digunakan untuk analisis selanjutnya.

Data pos stasiun hujan perlu ditransformasikan menjadi hujan wilayah, dalam studi ini digunakan metode *polygon thiessen* untuk mendapatkan hujan wilayah

yang hasilnya disajikan pada Gambar 2 dan Tabel 3.

Berdasarkan Gambar 2 menghasilkan garis-garis sumbu pada garis penghubung antara 20 pos hujan yang berdekatan. Cara ini diperoleh dengan membuat *polygon* yang memotong tegak lurus pada tengah-tengah garis penghubung 20 pos stasiun hujan. Sehingga dihasilkan tiap pos hujan mewakili luasan yang dibentuk oleh *polygon* yang disajikan pada Tabel 3.

Tabel 3 Nilai Faktor Pengaruh Luas Pos Hujan (Kr)

No	Stasiun Hujan	Luas Daerah (km ²)	KR
1	Kedungkandang	37,487	0,048
2	Lawang	9,955	0,013
3	Tinjumoyo	98,323	0,125
4	UB	9,173	0,012
5	Sukun	3,765	0,005
6	Tajinan	8,703	0,011
7	Tumpang	83,910	0,106
8	Jabung	94,245	0,119
9	Blimbing	35,378	0,045
10	Tutur	34,048	0,043
11	Singosari	73,413	0,093
12	Tlekung	26,696	0,034
13	Pujon	10,150	0,013
14	Karangploso	34,561	0,044
15	Pendem	18,265	0,023
16	Temas	7,737	0,010
17	Ngujung	49,241	0,062
18	Ngalik	28,133	0,036
19	Poncokusumo	75,639	0,096
20	Tosari	50,361	0,064
TOTAL		789,184	1

Perhitungan Koefisien Aliran

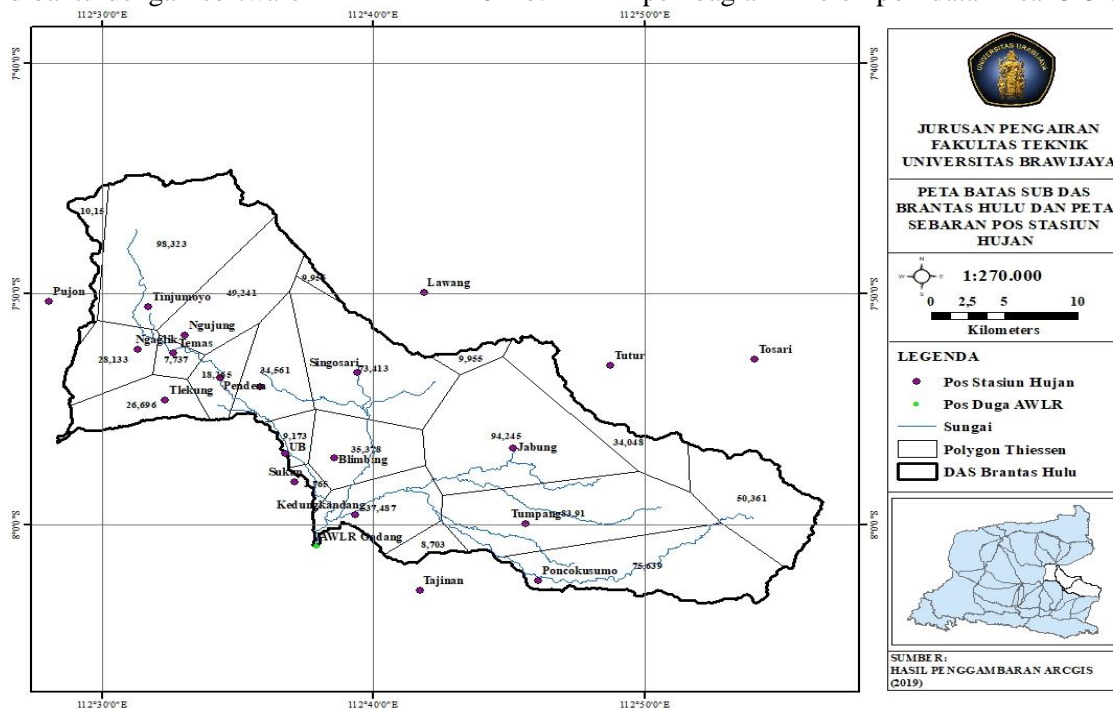
Koefisien aliran adalah bilangan yang menunjukkan perbandingan antara besarnya air larian terhadap besarnya curah hujan. Angka C berkisar antara 0 hingga 1. Angka 0 menunjukkan bahwa semua air hujan terdistribusi menjadi air intersepsi dan terutama infiltrasi. Sedang angka C = 1 menunjukkan bahwa semua air hujan mengalir sebagai air larian. Di lapangan,

angka koefisien air larian biasanya lebih besar dari 0 dan lebih kecil dari 1.

Perhitungan Debit AWLR Metode ANN

Perhitungan debit AWLR dengan metode *Artificial Neural Network* (ANN) dibantu dengan software MATLAB R2014b.

Dalam pengolahan data input menggunakan data curah hujan, koefisien aliran dan ditambahkan dengan data jumlah hari hujan serta data debit yang dijadikan sebagai data target. Untuk data yang digunakan dalam perhitungan ANN selama 10 tahun dengan pembagian 2 kelompok data misal 5-5 tahun.



Gambar 2 Peta Luas Pengaruh Stasiun Hujan dengan Metode *Polygon Thiessen*

Maksudnya, data 5 tahun digunakan sebagai *training* (pelatihan) atau kalibrasi model dengan data debit AWLR target lapangan, sedangkan 5 tahun digunakan sebagai Validasi atau *testing* (pengujian). Dalam studi digunakan percobaan menggunakan *epoch* 500, 1000, 1500 dan 2000. *Epoch* merupakan perulangan atau iterasi dari proses yang dilakukan untuk mencapai target yang telah ditentukan.

Misalnya, pada hasil *Training* dari software MATLAB menghasilkan nilai pada *training* pertama dan *training* optimum dengan *epoch* 500 yang disajikan pada Gambar 3 dan Gambar 4. Gambar a merupakan hasil *plotting mean square error* (MSE) dengan menunjukkan perform *train*, *validation* dan *test*. Gambar 3a menghasilkan perform validasi terbaik pada *epoch* 5 dengan nilai 10^{-1} sedangkan pada Gambar 4a menunjukkan perform validasi terbaik pada *epoch* 0 dengan nilai 10^{-2} . Dimana hal tersebut dapat dilihat bahwa semakin kecil nilai MSE yang dihasilkan, maka jaringan itu dikatakan berhasil dan mendekati target.

Gambar b merupakan status pelatihan network yang menjelaskan bagaimana nilai gradien, momentum dan grafik pengecekan validasi pada pelatihan ANN. Pada Gambar 3b dihasilkan gradien sebesar 10^{-6} , momentum sebesar 10^{-5} dan pengecekan validasi yang dilakukan hanya sampai pada *epoch* 495. Sedangkan pada 4b menunjukkan nilai gradien 10^{-7} , momentum sebesar 10^{-6} dan pengecekan validasi sesuai *epoch* sebesar 500. Hal tersebut mempengaruhi jika nilai gradien semakin kecil maka pemodelan telah mendekati konstan dan cocok dengan pelatihan jaringan. Semakin kecil nilai momentum yang dihasilkan maka jaringan dapat dikatakan berhasil. Sedangkan untuk pengecekan validasi sesuai epoch menyebabkan jaringan semakin pintar dan *output* yang dihasilkan akan mendekati target yang kita inginkan.

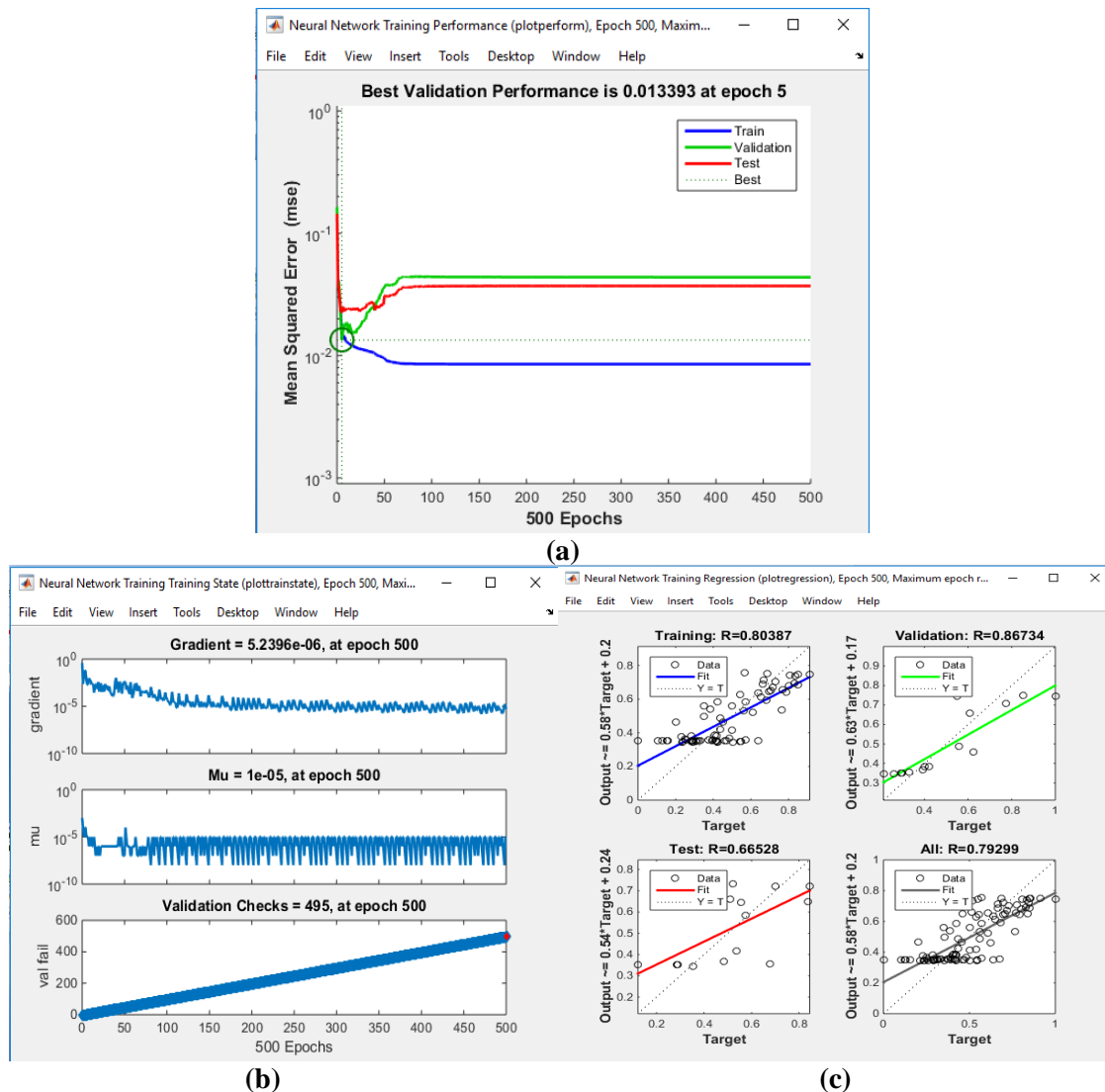
Gambar c merupakan grafik hubungan antara hasil output pada tahap pelatihan dengan target yang ditentukan. Grafik ini menunjukkan nilai regresi untuk *training*, *validation*, *test* dan *all* yang mendekati 1

dengan hasil output dari pemodelan telah mendekati target yang ingin dicapai. Pada Gambar 3c menunjukkan nilai regresi yang masih jauh dari ketentuan sehingga dilakukan training optimum seperti yang disajikan pada Gambar 4c dengan hasil regresi mendekati 1.

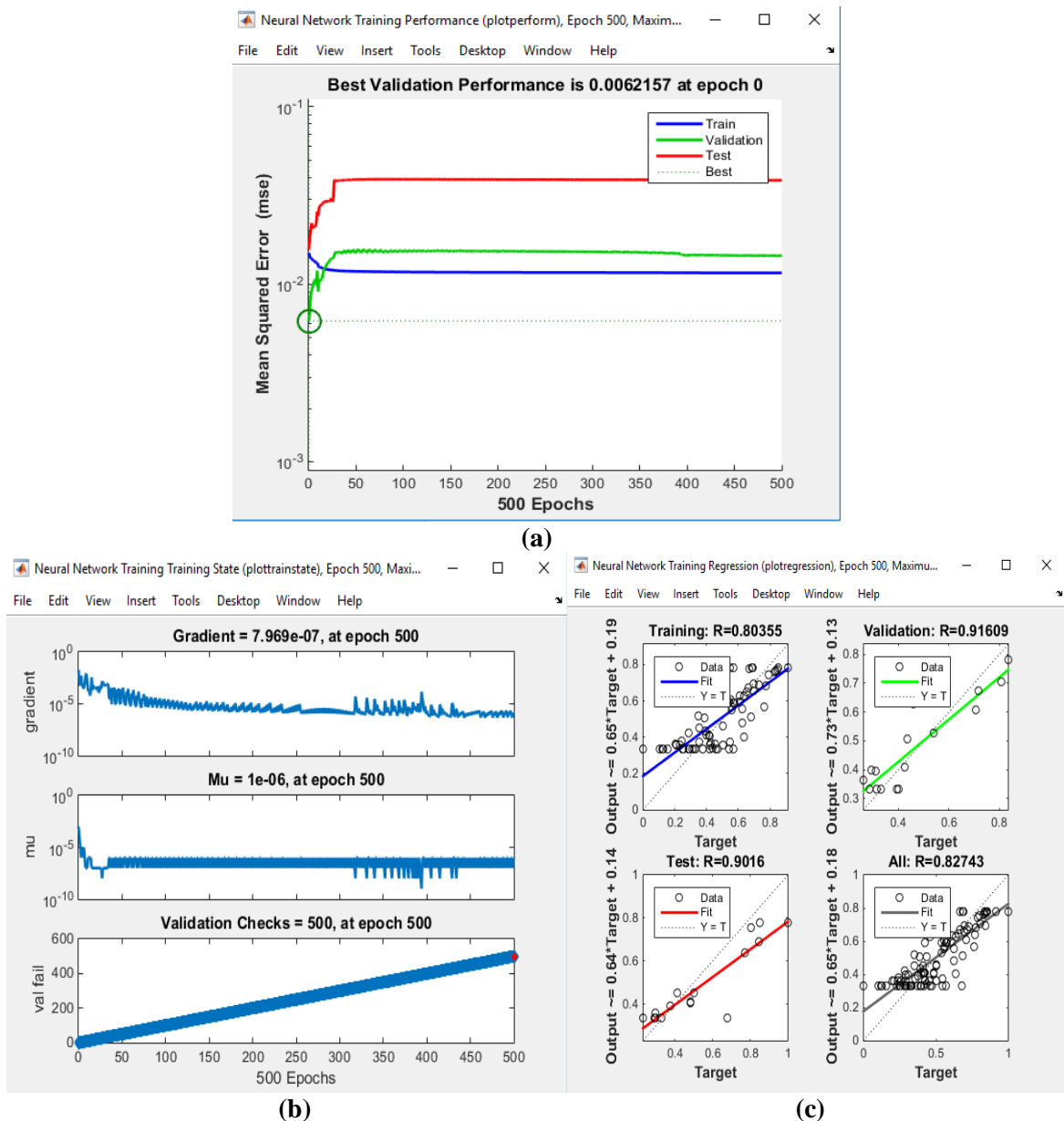
Analisis Validasi Data

Dalam studi ini, proses validasi digunakan untuk memberi gambaran perbandingan antara data debit AWLR lapangan dengan data debit AWLR model ANN. Sebelum masuk tahap validasi data, terlebih dahulu dilakukan kalibrasi dan verifikasi data. Kalibrasi merupakan proses optimalisasi nilai parameter untuk meningkatkan koherensi antara respon

hidrologi untuk debit pengamatan dan debit AWLR Model. Tahap kalibrasi dilakukan dengan rentang data 5 tahun, 6 tahun, 7 tahun, 8 tahun dan 9 tahun. Sedangkan verifikasi merupakan suatu proses setelah tahap kalibrasi selesai dilakukan yang berfungsi untuk menguji kinerja model pada data di luar periode kalibrasi dengan rentang data sisanya yaitu 5 tahun, 4 tahun, 3 tahun, 2 tahun dan 1 tahun. Uji ini menggunakan *Root Mean Square Error (RMSE)*, *Kesalahan Relatif (KR)*, *Koefisien Korelasi (R)* dan *Nash Sutcliffe Efficient (NSE)*. Untuk hasil rekapitulasi kesesuaian metode dari tahap kalibrasi, verifikasi dan validasi disajikan pada Tabel 4 dan 5.



Gambar 3 (a) Hasil Plotting Mean Square Error (MSE) pada Epoch 500 (Training Pertama) (b) Hasil Plotting Training State pada Epoch 500 (Training Pertama) (c) Hasil Plotting Regression Output dan Target pada Epoch 500 (Training Pertama)



Gambar 4 (a) Hasil Plotting Mean Square Error (MSE) pada Epoch 500 (Training Optimum) (b) Hasil Plotting Training State pada Epoch 500 (Training Optimum) (c) Hasil Plotting Regression Output dan Target pada Epoch 500 (Training Optimum)

Dari tabel 4 dan 5 menghasilkan nilai kesimpulan yang berbeda tiap masing-masing pembagian data. Dimana pada tabel 4 data 5 tahun dihasilkan yang terbaik pada epoch 500, data 6 tahun pada epoch 2000, data 7 tahun pada epoch 1500, data 8 tahun pada epoch 500 dan data 9 tahun terdapat pada epoch 1000. Sedangkan pada tabel 5 dihasilkan nilai paling baik untuk data 5 tahun pada epoch 2000, data 4 tahun pada epoch 1000, data 3 tahun pada epoch 2000, data 2 tahun pada epoch 500 dan data 1 tahun terdapat pada epoch 500.

Dalam studi ini disimpulkan berdasarkan Tabel 4 dan 5 bahwa dengan kalibrasi 5 tahun (2008-2012) menghasilkan nilai yang paling

baik dengan Model ANN MATLAB R2014b dengan epoch 500. Hal tersebut disebabkan karena dengan digunakannya pembagian data 5-5 tahun secara seimbang atau sama untuk kalibrasi dan verifikasi dapat menghasilkan nilai yang lebih baik. Namun untuk verifikasi dan validasi dipilih data 1 tahun (2017) epoch 500 yang menghasilkan nilai yang paling baik. Dimana keduanya dipilih berdasarkan nilai NSE dengan kategori "Baik" dan Koefisien Korelasi dengan kriteria "Sangat Kuat". Sehingga dipilih data 5 tahun sebagai kesimpulan Kalibrasi dan data 1 tahun sebagai kesimpulan Validasi.

Tabel 4 Rekapitulasi Perhitungan Kesesuaian Hasil Simulasi Masing-masing Data Kalibrasi

5 tahun (2008-2012)						
Epoch	NSE		RMSE	R		KR%
	Nilai	Interpretasi		Nilai	Interpretasi	
500	0,780	Baik	8,888	0,883	Sangat Kuat	18,662
1000	0,621	Memenuhi	11,656	0,798	Kuat	25,255
1500	0,667	Memenuhi	10,920	0,823	Sangat Kuat	25,008
2000	0,669	Memenuhi	0,837	0,837	Sangat Kuat	26,328
6 tahun (2008-2013)						
Epoch	NSE		RMSE	R		KR%
	Nilai	Interpretasi		Nilai	Interpretasi	
500	0,709	Memenuhi	9,599	0,844	Sangat Kuat	18,193
1000	0,692	Memenuhi	9,868	0,850	Sangat Kuat	19,152
1500	0,658	Memenuhi	10,405	0,812	Sangat Kuat	21,861
2000	0,726	Memenuhi	9,382	0,836	Sangat Kuat	20,032
7 tahun (2008-2014)						
Epoch	NSE		RMSE	R		KR%
	Nilai	Interpretasi		Nilai	Interpretasi	
500	0,721	Memenuhi	9,530	0,855	Sangat Kuat	35,037
1000	0,583	Memenuhi	11,652	0,790	Kuat	41,512
1500	0,732	Memenuhi	9,342	0,856	Sangat Kuat	28,718
2000	0,665	Memenuhi	10,441	0,818	Sangat Kuat	34,575
8 tahun (2008-2015)						
Epoch	NSE		RMSE	R		KR%
	Nilai	Interpretasi		Nilai	Interpretasi	
500	0,736	Memenuhi	9,376	0,859	Sangat Kuat	31,414
1000	0,714	Memenuhi	9,760	0,847	Sangat Kuat	30,512
1500	0,705	Memenuhi	9,907	0,844	Sangat Kuat	30,933
2000	0,720	Memenuhi	9,656	0,849	Sangat Kuat	31,682
9 tahun (2008-2016)						
Epoch	NSE		RMSE	R		KR%
	Nilai	Interpretasi		Nilai	Interpretasi	
500	0,682	Memenuhi	10,257	0,827	Sangat Kuat	34,200
1000	0,744	Memenuhi	9,194	0,863	Sangat Kuat	28,089
1500	0,708	Memenuhi	9,822	0,844	Sangat Kuat	29,222
2000	0,682	Memenuhi	10,260	0,827	Sangat Kuat	29,108

Tabel 5 Rekapitulasi Perhitungan Kesesuaian Hasil Simulasi Masing-masing Data Verifikasi dan Validasi

5 tahun (2013-2017)						
Epoch	NSE		RMSE	R		KR%
	Nilai	Interpretasi		Nilai	Interpretasi	
500	0,400	Memenuhi	13,096	0,690	Kuat	47,552
1000	0,480	Memenuhi	12,191	0,745	Kuat	50,588
1500	0,501	Memenuhi	11,951	0,713	Kuat	50,859
2000	0,503	Memenuhi	11,919	0,758	Kuat	53,371
4 tahun (2014-2017)						
Epoch	NSE		RMSE	R		KR%
	Nilai	Interpretasi		Nilai	Interpretasi	
500	0,539	Memenuhi	12,203	0,737	Kuat	52,911
1000	0,636	Memenuhi	10,842	0,807	Sangat Kuat	48,980
1500	0,624	Memenuhi	11,024	0,804	Sangat Kuat	54,631
2000	0,421	Memenuhi	13,677	0,653	Kuat	57,378
3 tahun (2015-2017)						
Epoch	NSE		RMSE	R		KR%
	Nilai	Interpretasi		Nilai	Interpretasi	
500	0,564	Memenuhi	11,832	0,761	Kuat	30,465
1000	0,612	Memenuhi	11,157	0,831	Sangat Kuat	30,741
1500	0,531	Memenuhi	12,272	0,748	Kuat	25,047
2000	0,664	Memenuhi	10,385	0,825	Sangat Kuat	25,747
2 tahun (2016-2017)						
Epoch	NSE		RMSE	R		KR%
	Nilai	Interpretasi		Nilai	Interpretasi	
500	0,689	Memenuhi	9,484	0,831	Sangat Kuat	18,182
1000	0,633	Memenuhi	10,311	0,799	Kuat	21,371
1500	0,580	Memenuhi	11,031	0,774	Kuat	20,467
2000	0,622	Memenuhi	10,456	0,811	Sangat Kuat	20,292
1 tahun (2017)						
Epoch	NSE		RMSE	R		KR%
	Nilai	Interpretasi		Nilai	Interpretasi	
500	0,819	Baik	6,871	0,920	Sangat Kuat	12,268
1000	0,706	Memenuhi	8,763	0,858	Sangat Kuat	15,699
1500	0,743	Memenuhi	8,193	0,886	Sangat Kuat	16,535
2000	0,696	Memenuhi	8,908	0,883	Sangat Kuat	17,963

KESIMPULAN

Hasil kalibrasi data debit AWLR menggunakan Model *Artificial Neural Network* (ANN) metode “*Backpropagation*” periode bulanan diperoleh data yang paling baik terdapat pada data 5 tahun (2008-2012) dengan *epoch* 500 dengan nilai metode NSE sebesar 0,780 dan Koefisien Korelasi (R) sebesar 0,883 dari semua rentang data.

Hasil verifikasi berdasarkan metode koefisien korelasi (R) mempunyai hubungan yang relatif baik dengan kriteria R berada

pada range 0,4 sampai 1 antara debit pengamatan dan debit model untuk semua rentang data.

Hasil uji validasi data debit AWLR pengamatan dan model periode bulanan menghasilkan nilai NSE sebesar 0,819 dengan kategori “Baik” dan Koefisien Korelasi (R) sebesar 0,920 menunjukkan kategori “Sangat Kuat” yang paling baik berada pada data 1 tahun dengan *epoch* 500.

DAFTAR PUSTAKA

- Dharma, Sila., Putera, Andyana., Ardana, Putu D H. (2011). *Artificial Neural Network* Untuk Pemodelan Curah Hujan-Limpasan Pada Daerah Aliran Sungai (DAS) Di Pulau Bali. *Jurnal Bumi Lestari*. Vol 11 (I). 9-22.
- Harto, Sri. (1990). *Analisis Hidrologi*. Yogyakarta: Universitas Gadjah Mada.
- Indarto. (2012). *Hidrologi Dasar Teori dan Contoh Aplikasi Model Hidrologi*. Jakarta: PT Bumi Aksara.
- Kusumadewi, Sri. (2003). *Artificial Intelligence (Teknik dan Aplikasinya)*. Yogyakarta: PT Graha Ilmu
- Motovilov, Y.G., Gottschalk, L., Engeland, K. & Rodhe, A. (1999). *Validation of a Distributed Hydrological Modelling Against Spatial Observations*. Elsevier Agricultural and Forest Meteorology. 98 : 257 – 277
- Sakinah, Rahimatus; Sulistiyono, Heri; Budianto, M. Bagus. (2015). Aplikasi Metode MOCK, NRECA, *Artificial Neural Network*, Dan Regresi Dalam Pengalihragaman Hujan-Limpasan Terkait Dengan Pembangunan data Debit Di AWLR Matua. *Jurnal Mahasiswa Jurusan Teknik Sipil*. 1-12
- Siang, J. (2005). *Jaringan Syaraf Tiruan dan Pemrogramannya menggunakan Matlab*. Yogyakarta: Andi.
- Soemarto, CD. (1999). *Hidrologi Teknik*. Edisi 2. Jakarta: Erlangga.
- Soewarno. (1995). *Hidrologi Aplikasi Metode Statistik untuk Analisa Data Jilid 2*. Bandung: NOVA.
- Sugiyono. (2007). *Statistika Untuk Penelitian*. Bandung: CV. ALFABETA
- Suhardi; Sulaksono, Heri Budi; Halik, Gusfan. (2017). Aplikasi jaringan Syaraf Tiruan (JST) Untuk Analisa Debit DAS Bedadung Di Kabupaten Jember. *Jurnal Konferensi Nasional Teknik Sipil dan Infrastruktur*, Vol I, 35-43.
- Triatmodjo, B. (2006). *Hidrologi Terapan*. Yogyakarta: Beta Offset.
- Widyastuti, Siska; Suhartanto, Ery; Dermawan, Very. (2016). Analisa Hujan-Limpasan Menggunakan Model Artificial Neural Network (ANN) Di Sub DAS Lesti. *Skripsi*. Tidak dipublikasikan. Malang: Universitas Brawijaya.
- Yatmadi, Denny; Prihutomo, Nuzul B. (2014). Perbandingan Model Curah Hujan Limpasan antara Metode Jaringan Syaraf Tiruan dengan Metode Sacramento. *Jurnal Politeknologi*, Vol 13 (1), 41-42.