

# Peramalan Curah Hujan di Wilayah Surabaya Timur dengan Vector Autoregressive *Neural Network*

Febrian Kristianda dan Kartika Fithriasari

Jurusan Statistika, Fakultas MIPA, Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS)

Jl. Arief Rahman Hakim, Surabaya 60111 Indonesia

*e-mail*: kartika\_f@statistika.its.ac.id, febrian.kristianda@gmail.com

**Abstrak**—Hujan merupakan suatu peristiwa alam yang terjadi di setiap wilayah. Intensitas hujan di beberapa wilayah yang saling berdekatan mengindikasikan ada pola curah hujan yang sama setiap tahunnya. Pemodelan *time series* dengan menggunakan lebih dari satu variabel dapat dipergunakan jika melihat hubungan pola curah hujan tersebut. Tetapi seringkali data curah hujan mengandung pola-pola non linier, sehingga diperlukan metode non linier untuk mengantisipasinya. Sehingga dalam penelitian ini digunakan pemodelan VAR-NN yang merupakan gabungan antara metode pemodelan *time series* linier dan non linier untuk kasus curah hujan di dua kelurahan yang berada di wilayah Surabaya Timur. Berdasarkan hasil analisis yang diperoleh diketahui untuk model VAR terbaik yaitu VARIMA (5,1,0) (0,1,0)<sup>36</sup>, sedangkan untuk pemodelan VAR-NN yang terbaik adalah arsitektur jaringan dengan jumlah neuron pada input layer sebanyak 8, 2 neuron pada hidden layer, dan pada lapisan output sebanyak 2 neuron.

**Kata Kunci**—VAR, ANN, Curah hujan.

## I. PENDAHULUAN

Surabaya merupakan kota terbesar yang berada di Jawa Timur dan sekaligus menjadi pusat pemerintahan pro-vinsi. Menurut Badan Pusat Statistik Surabaya (2014) secara geografis Surabaya memiliki luas wilayah 326,81 km<sup>2</sup> dan rata-rata curah hujan berkisar 1.321 mm pertahun. Di Kota Surabaya musim kemarau pada umumnya berada pada bulan Mei sampai Oktober, dan musim hujan dari bulan November hingga April. Hujan lebat biasanya terjadi antara bulan Desember dan Januari [1].

Dampak negatif yang ditimbulkan akibat intensitas curah hujan berlebih di Surabaya adalah banjir. Memang hujan bukanlah faktor utama yang menyebabkan meluapnya air sungai, tetapi lebih disebabkan banyaknya sampah yang menyumbat aliran air. Namun jika hujan dapat diprediksi hal ini akan dapat membantu pihak pemerintah dan masyarakat untuk bersiap diri sebagai langkah antisipasi bila hujan dengan intensitas tinggi tiba. Beberapa peristiwa banjir yang terjadi di wilayah Surabaya Timur diantaranya bersumber dari HaloPolisi.com (2016) yang memberitakan hujan deras di Gubeng menyebabkan Mapolsek Gubeng terendam air [2]. SurabayaTribunNews.com juga memberitakan bahwa banjir anak kali Brantas merendam kampung Wonorejo [3].

Salah satu pemodelan *time series* yang sering digunakan pada kasus curah hujan adalah metode ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*). Namun

metode ini hanya bersifat *univariate*. Pada kenyataannya kemungkinan ada keterkaitan antara pola data curah hujan di beberapa wilayah yang berdekatan. Salah satu metode peramalan multivariabel adalah model VAR (*Vector Autoregressive*).

Dalam kasus curah hujan pada umumnya juga mengandung pola-pola non linier. Oleh karena itu diperlukan pemodelan non linier dalam kasus curah hujan untuk mengantisipasi indikasi tersebut. Penelitian terkait hal tersebut dilakukan Diani, Setiawan, dan Suhartono [4] yang meramalkan ketinggian curah hujan di kabupaten Malang dengan kasus multivariabel dengan hasil metode VAR-NN memberikan hasil peramalan yang lebih baik daripada metode GSTAR NN. Selain itu Fithriasari, Iriawan, Ulama, dan Sutikno [5] juga melakukan prediksi curah hujan di Jawa Tengah dengan hasil bahwa model TDNN menghasilkan akurasi dan kinerja yang lebih baik daripada FFNN. Ada juga dari Permai, Iriawan, Ulama, dan Fithriasari yang menyimpulkan bahwa peramalan menggunakan *Bayesian Neural Network* lebih baik untuk *lead* yang kecil [6].

Badan Meteorologi Klimatologi dan Geofisika (BMKG) juga telah banyak melakukan penelitian curah hujan di suatu wilayah demi memperoleh hasil prediksi yang akurat. Penelitian yang pernah dilakukan oleh BMKG mengenai prediksi curah hujan diantaranya menggunakan metode ARIMA, *Wavelet* dan *Neural Network*. Contohnya untuk penelitian mengenai curah hujan di Purbalingga menggunakan ARIMA oleh Tresnawati, Nuraeni, dan Hanggoro [7] menghasilkan kesimpulan bahwa kondisi curah hujan di daerah Purbalingga dapat diprediksi dengan metode *Box-Jenkins* namun tidak untuk daerah yang lain. Sedangkan Suchayono, Pawitan, dan Wigena [8] menyebutkan bahwa presisi model ANN perlu dikembangkan lebih lanjut dengan meneliti wilayah yang berbeda karakteristiknya curah hujannya

Sehingga dalam penelitian ini meramalkan curah hujan secara *multivariate* karena adanya dugaan bahwa curah hujan di satu wilayah memiliki pola yang sama dengan curah hujan di wilayah lain dengan pendekatan model linier dan non linier. Penelitian ini akan menganalisis curah hujan yang terjadi di dua kelurahan di wilayah Surabaya Timur dengan tujuan mendeskripsikan pola curah hujan dan memperoleh hasil peramalan curah hujan dari model yang telah diperoleh menggunakan *hybrid VAR-NN* untuk beberapa periode ke depan.

## II. TINJAUAN PUSTAKA

### A. Vector Autoregressive (VAR)

Secara umum persamaan model VAR orde  $p$  dengan differencing musiman dapat ditulis sebagai berikut [9]

$$(\mathbf{I} - \boldsymbol{\phi}B)(\mathbf{I} - \boldsymbol{\Phi}B^s)(\mathbf{I} - B)(\mathbf{I} - B)^s \mathbf{Z}_t = \mathbf{a}_t \quad (1)$$

dimana

$\boldsymbol{\phi}_p$  = matriks  $m \times m$  dari parameter ke- $p$ ,

$\boldsymbol{\Phi}$  = matriks  $m \times m$  dari parameter ke- $p$  musiman,

$\mathbf{a}_t$  = vektor  $m \times 1$  dari residual pada waktu ke- $t$ ,

$\mathbf{Z}_t$  = vektor  $m \times 1$  dari variabel pada waktu ke- $t$ .

### B. Estimasi Parameter Model VAR

Setelah model dugaan dari data *time series* diperoleh, langkah selanjutnya ialah mengestimasi nilai parameter-parameter pada model tersebut. Salah satu metode estimasi yang dapat dipergunakan ialah *Ordinary Least Square* (OLS) [9].

$$\hat{\boldsymbol{\Phi}} = (\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}(\mathbf{X}'\mathbf{Z}) \quad (2)$$

### C. Hybrid VAR-NN

Model VAR-NN merupakan pemodelan *neural network* yang berdasarkan pada residual orde *input* dalam model VAR.

Sebagai contoh arsitektur dari model VAR-NN dengan tiga *neuron* pada *input layer* dan tiga *neuron* pada *hidden layer*, sehingga terdapat tiga *neuron* pada *output layer*. Misalkan bobot dari *input layer* ke *hidden layer* pada ilustrasi di atas dinotasikan sebagai  $w_{ij}$  untuk bobot dari *neuron* ke- $i$  pada *input layer* ke *neuron* ke- $j$  pada *hidden layer*. Sedangkan bobot dari *hidden layer* ke *output layer* adalah  $\lambda_{jk}$  yang menotasikan bobot dari *neuron* ke- $j$  pada *hidden layer* ke *neuron* ke- $k$  pada *output layer*. Maka matriks bobot  $w$  dan  $\lambda$  dari arsitektur tersebut secara berurutan akan berukuran  $3 \times 3$  dan  $3 \times 3$  dengan komponen seperti berikut [10].

$$w = \begin{bmatrix} w_{11} & w_{12} & w_{13} \\ w_{21} & w_{22} & w_{23} \\ w_{31} & w_{32} & w_{33} \end{bmatrix}, \text{ dan } \lambda = \begin{bmatrix} \lambda_{11} & \lambda_{12} & \lambda_{13} \\ \lambda_{21} & \lambda_{22} & \lambda_{23} \\ \lambda_{31} & \lambda_{32} & \lambda_{33} \end{bmatrix}$$

Misalkan  $\alpha = [\alpha_1 \ \alpha_2 \ \alpha_3]'$  dan  $\beta = [\beta_1 \ \beta_2 \ \beta_3]'$  merupakan vektor bias pada *input* dan *hidden layer*.(3) maka *output* dari model VAR-NN di atas dapat ditulis sebagai

$$Y_t = \lambda F((Yw)' + \alpha) + \beta + \varepsilon_t \quad (3)$$

dengan

$$F((Yw)' + \alpha) = \frac{1}{1 + \exp(-((Yw)' + \alpha))} \quad (4)$$

Sedangkan untuk kriteria pemilihan model terbaik didasarkan pada nilai residual untuk nilai ramalan data *out sampel*. Semakin kecil nilai kriteria pemilihan model maka semakin besar kemungkinan suatu model tersebut dipilih karena tingkat akurasi semakin tinggi. Dalam penelitian ini digunakan kriteria RMSE (*Root Mean Squared Error*)

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{i=1}^M (Z_i - \hat{Z}_i)^2} \quad (5)$$

dimana  $M$  merupakan banyaknya peramalan yang dilakukan [11].

### D. Curah Hujan

Curah hujan merupakan ketinggian air hujan yang terkumpul dalam penakar hujan pada tempat yang datar, tidak menyerap, tidak meresap dan tidak mengalir. Satuan curah hujan yang umumnya dipakai oleh BMKG (Badan Meteorologi Klimatologi dan Geofisika) adalah milimeter. Curah hujan 1 milimeter artinya dalam luasan satu meter persegi pada tempat yang datar tertampung air setinggi 1 milimeter atau tertampung sebanyak air sebanyak 1 liter atau 1000 ml [12].

## III. METODOLOGI PENELITIAN

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data sekunder yang diperoleh dari Unit Pelaksana Teknis Pengelolaan Sumber Daya Air di Surabaya berlokasi di Jl. Ngagel nomor 70 Surabaya. Data tersebut berupa data volume curah hujan setiap sepuluh harian (dasarian) sejak tahun 2011 sampai 2015 dengan satuan milimeter (mm). Kemudian data curah hujan ini akan dibagi menjadi 2 bagian data *in sample* dan data *out sample*, data *in sample* meliputi bulan Januari 2011 sampai Oktober 2015, sedangkan data *out sample* meliputi bulan Nopember hingga Desember tahun 2015.

Terdapat dua variabel penelitian yang digunakan dalam penelitian ini yaitu ketinggian curah hujan di kelurahan Gu-beng dan Wonorejo. Tahapan analisis yang dilakukan dimulai dari prapemrosesan data curah hujan, mendeskripsikan pola curah hujan di kedua lokasi kelurahan. Kemudian membentuk model VAR, setelah didapatkan model VAR terbaik selanjutnya dilakukan pemodelan VAR-NN menggunakan residual dari model VAR yang diperoleh. Tahapan terakhir adalah meramalkan curah hujan dengan model yang terpilih untuk 6 periode ke depan.

## IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

### A. Pra Pemrosesan Data Curah Hujan

Langkah awal dalam analisis data yang berkaitan dengan iklim seperti data curah hujan adalah melakukan penyediaan data yang sesuai diperlukan pra pemrosesan data untuk mengantisipasi data yang tidak sesuai dan data *missing*.

TABEL 1. IDENTIFIKASI DATA YANG TIDAK SESUAI DAN DATA MISSING

	Kelurahan	Gubeng	Wonorejo
Data yang tidak sesuai	-	-	1
Data missing	-	-	-

Dari Tabel 1 diketahui bahwa tidak ada data *missing* yang terdapat pada pos pengamatan curah hujan di kelurahan Gubeng dan Wonorejo selama tahun 2011-2015. Namun terdapat 1 pengamatan yang tidak sesuai pada stasiun di kelurahan Wonorejo yaitu pada tanggal 31 September 2012. Anti-sipasi yang perlu dilakukan pada pengamatan yang tidak sesuai adalah dengan penghapusan data tersebut.

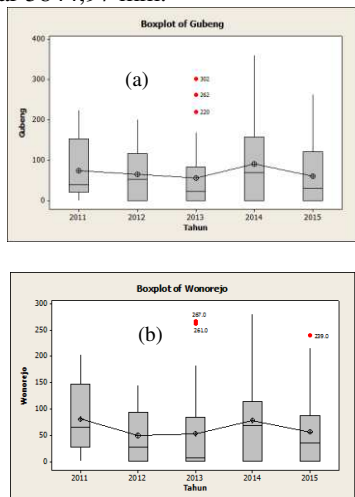
### B. Karakteristik Curah Hujan Di Masing-Masing Kelurahan

Karakteristik curah hujan dasarian kelurahan Gubeng dan Wonorejo pada tahun 2011 – 2015 dapat dilihat dari analisis statistika deskriptif pada Tabel 2

**TABEL 2.** STATISTIKA DESKRIPTIF CURAH HUJAN KELURAHAN GUBENG DAN WONOREJO

Variabel	N	Mean (mm)	Varians (mm)	Minimum	Maksimum
Gubeng	180	69,27	5844,97	0	362
Wonorejo	180	63,03	4636,04	0	281

Rata-rata curah hujan selama 5 tahun terakhir untuk ke-lurahan Gubeng 69,27 mm, dan untuk kelurahan Wonorejo sebesar 63,03 mm. Curah hujan tertinggi terjadi di kelurahan Gubeng yaitu sebesar 362 mm pada dasarian kedua bulan Maret tahun 2014. Sedangkan curah hujan terendah terjadi di kedua kelurahan yaitu pada saat musim kemarau. Nilai *vari-ans* pada Tabel 2 menunjukkan tingkat keragaman data curah hujan di kedua kelurahan tersebut, dengan tingkat keragaman tertinggi dihasilkan oleh curah hujan di kelurahan Gubeng sebesar 5844,97 mm.



**Gambar 1.** Box Plot Data Curah Hujan Pertahun di (a) Gubeng dan (b) Wonorejo

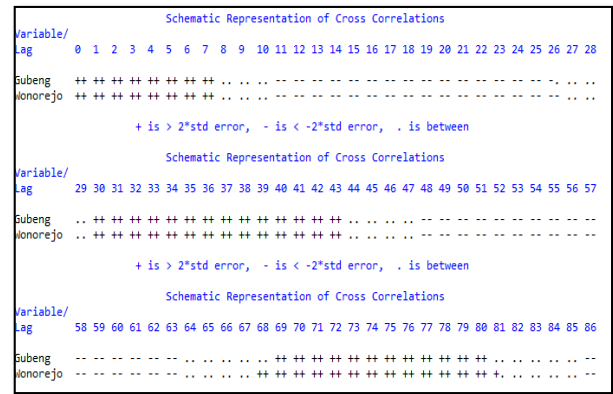
Gambar 1 menunjukkan pola data curah hujan setiap tahun di kelurahan Gubeng dan Wonorejo setiap tahun mulai 2011 sampai 2015. Hasilnya diperoleh kesimpulan bahwa adanya perbedaan rata-rata curah hujan di kedua lokasi pada masing-masing tahun karena pola garis rata-ratanya cenderung fluktuatif. Pengamatan yang teridentifikasi *outlier* di kelurahan Gubeng terjadi di tahun 2013 yaitu pada Januari dasarian pertama dan kedua serta pada dasarian ketiga bulan Desember. Sedangkan untuk kelurahan Wonorejo pengamatan *outlier* juga terjadi pada tahun 2013 yaitu pada bulan Januari Dasarian pertama dan Desember dasarian ketiga. Sedangkan di tahun 2015 *outlier* berlangsung pada bulan Maret dasarian pertama

**C. Pemodelan Curah Hujan dengan VAR**

Pengecekan stasioneritas terhadap *varians* dilakukan dengan melihat pola data dari time series plot. Jika fluktuasi data tidak berada di sekitar interval rata-ratanya dapat diketahui bahwa data belum stasioner terhadap variansnya sehingga perlu dilakukan transformasi Box Cox. Namun karena data mengandung pengamatan yang bernilai 0 maka perlu dilakukan penambahan konstanta 1 untuk setiap data pengamatan agar transformasi bisa dilakukan.

Dari hasil rounded value menyatakan nilai 0 artinya transformasi yang dipakai adalah  $\ln(Z_t)$ . Langkah selanjut-nya dilakukan pengecekan stasioneritas data

terhadap *mean* dengan melihat plot MCCF pada Gambar 2 dibawah ini



**Gambar 2.** Plot MCCF Curah Hujan di Kedua Lokasi

Melalui hasil identifikasi plot MCCF kedua kelurahan menunjukkan bahwa data tidak stasioner dalam rata-rata serta terdapat pola musiman dalam data curah hujan di kedua kelurahan karena banyaknya tanda positif dan negatif yang muncul. Maka dilakukan pendugaan model sementara dengan dilakukan *differencing* reguler lag 1 dan *differencing* reguler lag 1 juga musiman lag 36. Untuk memudahkan i-identifikasi orde model dapat dilakukan dengan melihat nilai *Minimum Information Criteria* seperti pada Tabel 3 dan 4

**TABEL 3.** NILAI *MINIMUM INFORMATION CRITERIA* MODEL VAR DENGAN *DIFFERENCING* REGULER LAG 1

Lag	MA (0)	MA (1)
AR (0)	1,0954205	0,5825409
AR (1)	0,6059048	0,5639923
AR (2)	0,5753203	0,5661377
AR (3)	0,5261856	0,5400829
AR (4)	0,5232364	0,5508753
AR (5)	0,4848871*	0,5312459
AR (6)	0,5278716	0,5842072
AR (7)	0,5799053	0,6381509
AR (8)	0,6250603	0,685326
AR (9)	0,6461296	0,7085345
AR (10)	0,7013306	0,7660035

\*:Nilai MIC terkecil

**TABEL 4.** NILAI *MINIMUM INFORMATION CRITERIA* MODEL VAR DENGAN *DIFFERENCING* REGULER LAG 1 DAN MUSIMAN LAG 36

Lag	MA (0)	MA (1)
AR (0)	2,191406	1,5987533
AR (1)	1,4345979	1,3862553
AR (2)	1,3106135	1,3707679
AR (3)	1,3076845	1,3448155
AR (4)	1,2992495	1,3120499
AR (5)	1,2222635*	1,2879191
AR (6)	1,2740641	1,3493352
AR (7)	1,3387073	1,4173521

**TABEL 4.** NILAI *MINIMUM INFORMATION CRITERIA* MODEL VAR DENGAN *DIFFERENCING* REGULER LAG 1 DAN MUSIMAN LAG 36 (LANJUTAN)

Lag	MA (0)	MA (1)
AR (8)	1,3985543	1,4808313
AR (9)	1,3659598	1,4521551
AR (10)	1,3462764	1,4367081

\*:Nilai MIC terkecil

Jika dilihat dari hasil tabel di atas, Nilai MIC yang terkecil terdapat pada lag AR(5) dan MA(0) untuk masing-masing differencing. Sehingga diperoleh model dugaan yang terbentuk dari data curah hujan dengan differencing reguler yaitu VARIMA (5,1,0) Sedangkan dengan differencing reguler dan musiman adalah VARIMA (5,1,0) (0,1,0)<sup>36</sup>.

Setelah model dugaan diperoleh selanjutnya dilakukan estimasi parameter dan diperoleh hasil untuk model VARIMA (5,1,0) tersisa 8 parameter yang signifikan setelah dilakukan restrict, berikut adalah koefisien matriks dari model tersebut

$$\Phi_1 = \begin{bmatrix} -0,453 & 0 \\ 0,275 & -0,596 \end{bmatrix} \quad \Phi_2 = \begin{bmatrix} -0,332 & 0,322 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$$

$$\Phi_3 = \begin{bmatrix} -0,295 & 0,345 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \quad \Phi_4 = \begin{bmatrix} -0,121 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$$

Sedangkan untuk model VARIMA (5,1,0) (0,1,0)<sup>36</sup> hanya tersisa 10 parameter yang signifikan setelah dilakukan restrict dengan koefisien matriks sebagai berikut

$$\Phi_1 = \begin{bmatrix} -0,474 & -0,213 \\ 0,4 & -0,922 \end{bmatrix}$$

$$\Phi_2 = \begin{bmatrix} -0,381 & 0 \\ 0 & -0,325 \end{bmatrix}$$

$$\Phi_3 = \begin{bmatrix} -0,193 & 0 \\ 0 & -0,187 \end{bmatrix} \quad \Phi_4 = \begin{bmatrix} -0,207 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \quad \Phi_5 = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0,199 & 0 \end{bmatrix}$$

Pengujian residual yang harus dipenuhi pada pemodelan VAR adalah residual multivariate white noise dan berdistribusi multivariate normal. Pengujian white noise dilakukan dengan menggunakan uji Portmanteau test dan untuk uji kenormalan dilakukan dengan menggunakan proporsi pada jarak Mahalanobis nya terhadap nilai chisquare. Setelah dilakukan pengujian menunjukkan bahwa asumsi residual multivariate white noise dan normal tidak terpenuhi untuk kedua model tersebut.

Pemilihan model yang digunakan dalam penelitian ini lebih menekankan pada kriteria out sampel nya menggunakan Root Mean Square Error (RMSE).. Perbandingan nilai RMSE kedua model VARIMA ditampilkan pada Tabel 5.

TABEL 5. KRITERIA PEMILIHAN MODEL VAR TERBAIK

Kelurahan	VARIMA (5,1,0)	VARIMA (5,1,0) (0,1,0) <sup>36</sup>
	RMSE	RMSE
Gubeng	107,08	58,69*
Wonorejo	93,67	78,23*
Total	100,6	69,15*

\*: Nilai RMSE terkecil

Model VARIMA (5,1,0) (0,1,0)<sup>36</sup> mempunyai nilai RMSE yang lebih kecil dibandingkan dengan VARIMA (5,1,0) baik secara keseluruhan maupun di masing-masing lokasi yang berarti tingkat akurasi model ini lebih tinggi dibandingkan VARIMA (5,1,0). Sehingga keputusan yang diambil model VAR terbaik untuk kasus curah hujan di kelurahan Gubeng dan Wonorejo adalah VARIMA (5,1,0)(0,1,0)<sup>36</sup>.

Dari model VAR yang terpilih di atas akan dibentuk persamaan model VAR untuk masing-masing kelurahan. Persamaan model VAR untuk curah hujan pada waktu ke-t untuk kelurahan Gubeng adalah sebagai berikut

$$Y1_t = 0,526Y1_{t-1} + 0,093Y1_{t-2} + 0,188Y1_{t-3} - 0,014Y1_{t-4}$$

$$+ 0,2017Y1_{t-5} + Y1_{t-36} + 0,474Y1_{t-37} - 0,093Y1_{t-38}$$

$$- 0,188Y1_{t-39} + 0,014Y1_{t-40} - 0,207Y1_{t-41} - 0,213Y2_{t-1}$$

$$+ 0,213Y2_{t-2} + 0,213Y2_{t-37} - 0,213Y2_{t-38} + a1_t$$

Dari persamaan tersebut dapat diketahui bahwa ketinggian curah hujan di Gubeng tidak hanya dipengaruhi oleh tingkat curah hujan di lokasi itu sendiri namun juga dipengaruhi oleh ketinggian curah hujan yang tercatat di kelurahan Wonorejo. Curah hujan di Gubeng pada waktu ke-t dipengaruhi oleh ketinggian curah hujan pada 10 hari sampai 50 hari sebelumnya dan 10 sampai 50 hari yang sama di tahun sebelumnya pada lokasi yang sama. Selain itu ketinggian curah hujan pada 10 sampai 20 hari sebelumnya dan 10 hari sampai 20 hari yang sama di tahun sebelumnya pada kelurahan Wonorejo juga turut berpengaruh di lokasi ini.

Sedangkan persamaan model VAR untuk curah hujan pada waktu ke-t untuk kelurahan Wonorejo adalah sebagai berikut

$$Y2_t = 0,4Y1_{t-1} - 0,4Y1_{t-2} + 0,199Y1_{t-5} - 0,199Y1_{t-6}$$

$$- 0,4Y1_{t-37} + 0,4Y1_{t-38} - 0,199Y1_{t-41} + 0,199Y1_{t-42}$$

$$+ 0,078Y2_{t-1} + 0,597Y2_{t-2} + 0,325Y2_{t-3} + Y2_{t-36}$$

$$- 0,078Y2_{t-37} - 0,597Y2_{t-38} - 0,138Y2_{t-39}$$

$$- 0,187Y2_{t-40} + a2_t$$

Kesimpulan yang diperoleh dari persamaan di atas adalah curah hujan di kelurahan Wonorejo pada waktu tertentu dipengaruhi oleh ketinggian curah hujan yang tercatat di lokasi tersebut pada 1 bulan sebelumnya, dan dasarian-dasarian yang sama pada setahun sebelumnya. Selain dipengaruhi lokasi yang sama, ketinggian curah hujan kelurahan Gubeng juga turut memberikan pengaruh terhadap ketinggian curah hujan di kelurahan ini yaitu pada dasarian pertama, kedua, kelima, dan keenam sebelumnya serta dasarian yang sama setahun sebelumnya.

D. Pemodelan Curah Hujan dengan VAR-NN

Dalam pemodelan VAR-NN untuk analisis data curah hujan pada pos pengamatan di kelurahan Gubeng dan Wonorejo variabel-variabel dalam input layer yang digunakan merupakan residual dari variabel-variabel yang signifikan pada model VARIMA (5,1,0) (0,1,0)<sup>36</sup>. Variabel-variabel input tersebut adalah a1<sub>t-1</sub>, a1<sub>t-2</sub>, a1<sub>t-3</sub>, a1<sub>t-4</sub>, a1<sub>t-5</sub>, a2<sub>t-1</sub>, a2<sub>t-2</sub>, dan a2<sub>t-3</sub>. Sedangkan variabel dalam output layer nya terdapat dua neuron yaitu sejumlah variabel yang digunakan dalam pemodelan VAR.

Arsitektur VAR-NN ini menggunakan satu hidden layer dengan jumlah neuron di dalamnya dibatasi sebanyak 1 sampai 10 neuron. Pemilihan arsitektur model terbaik dilakukan dengan melihat nilai RMSE terkecil dari hasil peramalan data in sampel yang diperoleh jaringan. Perbandingan hasil perhitungan nilai RMSE in sample untuk masing-masing arsitek-tur ditampilkan ke dalam Tabel 6

TABEL 6. HASIL KRITERIA PEMILIHAN MODEL ANN

Jumlah Neuron Hidden Layer	RMSE	Jumlah Neuron Hidden Layer	RMSE
1	1,4725	6	1,5360
2	1,4230*	7	1,4373

3	1,4653	8	1,4427
4	1,4799	9	1,4332
5	1,5135	10	1,4842

\*: Nilai RMSE terkecil

Berdasarkan nilai *RMSE*, arsitektur jaringan dengan 2 neuron dalam *hidden layer* memiliki nilai *RMSE* terkecil ya-itu sebesar 1,423. Sehingga dapat disimpulkan bahwa model *ANN* terbaiknya adalah NN (8,2,2). Untuk mendapatkan bobot optimum maka diperlukan *running model ANN* secara berulang. Dalam penelitian ini dibatasi hanya dengan melaku-kan perulangan sebanyak 10 kali dan bobot optimum diperoleh pada perulangan ke 9 dengan nilai *RMSE* sebesar 1,3972. Sehingga persamaan model *hybrid VAR-NN* yang diperoleh untuk masing-masing kelurahan adalah sebagai be-rikut.

1) Kelurahan Gubeng

$$Y1_t = \hat{Y}1_{t,VAR} + \hat{Y}1_{t,NN} + a1_t$$

dimana

$$\begin{aligned} \hat{Y}1_{t,VAR} = & 0,526Y1_{t-1} + 0,093Y1_{t-2} + 0,188Y1_{t-3} - 0,014Y1_{t-4} \\ & + 0,2017Y1_{t-5} + Y1_{t-36} + 0,474Y1_{t-37} - 0,093Y1_{t-38} \\ & - 0,188Y1_{t-39} + 0,014Y1_{t-40} - 0,207Y1_{t-41} - 0,213Y2_{t-1} \\ & + 0,213Y2_{t-2} + 0,213Y2_{t-37} - 0,213Y2_{t-38} \end{aligned}$$

dan  $\hat{Y}1_{t,NN} = -0,1318 - 0,6253f(g_1) + 0,4472f(g_2)$

2) Kelurahan Wonorejo

$$Y2_t = \hat{Y}2_{t,VAR} + \hat{Y}2_{t,NN} + a2_t$$

dimana

$$\begin{aligned} \hat{Y}2_{t,VAR} = & 0,4Y1_{t-1} - 0,4Y1_{t-2} + 0,199Y1_{t-5} - 0,199Y1_{t-6} \\ & - 0,4Y1_{t-37} + 0,4Y1_{t-38} - 0,199Y1_{t-41} + 0,199Y1_{t-42} \\ & + 0,078Y2_{t-1} + 0,597Y2_{t-2} + 0,325Y2_{t-3} + Y2_{t-36} \\ & - 0,078Y2_{t-37} - 0,597Y2_{t-38} - 0,138Y2_{t-39} \\ & - 0,187Y2_{t-40} \end{aligned}$$

dan  $\hat{Y}2_{t,NN} = -0,0421 - 0,2997f(g_1) + 0,6603f(g_2)$

dimana  $f(g_1)$  dan  $f(g_2)$  adalah fungsi aktivasi *logistik sig-moid biner* pada *hidden unit* yang didefinisikan dengan per-samaan seperti berikut.

$$f(g_1) = \frac{1}{1 + e^{-g_1}}$$

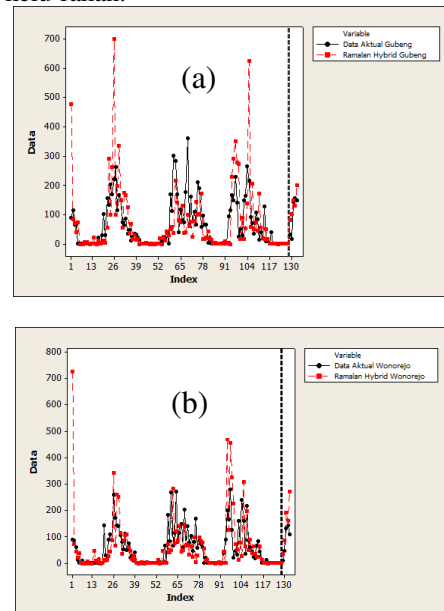
$$f(g_2) = \frac{1}{1 + e^{-g_2}}$$

dengan  $g_1$  dan  $g_2$  sebagai berikut.

$$\begin{aligned} g_1 = & -7,5085 + 3,3042a1_{t-1} + 5,0093a1_{t-2} - 1,1653a1_{t-3} + 2,25584a1_{t-4} \\ & - 0,1896a1_{t-5} + 0,8828a2_{t-1} + 0,4823a2_{t-2} - 10,2589a2_{t-3} \\ g_2 = & -4,4983 - 7,6381a1_{t-1} + 3,114a1_{t-2} - 0,8204a1_{t-3} + 0,0302a1_{t-4} \\ & + 1,833a1_{t-5} + 6,3966a2_{t-1} + 1,126a2_{t-2} + 0,764a2_{t-3} \end{aligned}$$

Setelah diperoleh model *hybrid VAR-NN* maka dapat dilakukan perbandingan antara data aktual dan ramalan *hybrid VAR-NN*. Berikut ini adalah *time series plot* yang dihasilkan dengan model *hybrid VAR-NN* untuk data

aktual dengan ramalan data keseluruhan pada masing-masing kelu-rah-an.



Gambar 3. Time Series Plot Antara Data Aktual dengan Data Ramalan hybrid VAR-NN untuk wilayah (a) Gubeng dan (b) Wonorejo

Melalui plot hasil ramalan, hasil validasi untuk ramalan data dari model *hybrid VAR-NN* sudah cukup mendekati plot data aktual pada kelurahan Gubeng dan Wonorejo. Untuk lebih jelas dalam melihat validasi model *hybrid VAR-NN* dapat dilihat pada nilai *RMSE* data *in sampel* dan *out sampel* berikut.

TABEL 7. HASIL RMSE VALIDASI MODEL HYBRID VAR-NN UNTUK DATA IN SAMPEL DAN OUT SAMPEL

RMSE In Sampel			RMSE Out Sampel		
Gubeng	Wonorejo	Total	Gubeng	Wonorejo	Total
97,9074	87,9631	93,0682	47,0832	73,3086	61,604

Berdasarkan Nilai *RMSE* di atas menunjukkan bahwa ramalan data out sampel di kelurahan Gubeng dan Wonorejo memiliki tingkat akurasi yang lebih baik daripada ramalan data in sampel karena menghasilkan nilai *RMSE* yang lebih kecil secara keseluruhan. Dari plot untuk ramalan out sampel tersebut juga dapat terlihat bahwa model hybrid dapat digu-nakan untuk peramalan selama 6 periode ke depan karena pergerakan plot data aktual dan ramalan out sampel masih cukup mendekati sampai dengan prediksi keenam.

E. Peramalan Curah Hujan

Setelah terpilih model *hybrida VAR-NN* yang sesuai, maka dilanjutkan dengan meramalkan ketinggian curah hu-jan di masing-masing lokasi untuk 6 periode ke depan (Janu-ari sampai Februari 2016). Hasil peramalan tersebut dipero-leh dengan penjumlahan hasil ramalan komponen linier (*VAR*) dan peramalan untuk komponen non linier (*ANN*). Hasil peramalan tersebut ditampilkan dalam Tabel 8 sebagai berikut.

TABEL 8. HASIL PERAMALAN 6 PERIODE KE DEPAN

Tahun	Bulan	Dasarian	Gubeng(mm)	Wonorejo(mm)
2016	Januari	1	107,6	61,31
2016	Januari	2	13,9	10,13
2016	Januari	3	31,55	30,1
2016	Februari	1	19,97	16,65
2016	Februari	2	100,35	84,32
2016	Februari	3	110,81	41,97

Dari Tabel 8 di atas dapat terlihat pada dasarian pertama Januari hingga dasarian ketiga bulan Februari 2016 curah hujan di masing-masing lokasi cenderung normal dengan intensitas rendah hingga sedang dan berpola fluktuatif yang bervariasi yang hampir sama. Dari hasil ramalan yang diperoleh secara keseluruhan, diperoleh kesimpulan bahwa wilayah Gubeng akan terjadi hujan dengan intensitas yang lebih tinggi dibandingkan wilayah kelurahan Wonorejo.

## V. KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan hasil analisis dan pembahasan yang telah dilakukan maka dapat ditarik kesimpulan bahwa karakteristik curah hujan di kelurahan Gubeng dan Wonorejo cenderung sama jika dilihat dari pola pergerakan rata-rata tiap tahunnya. Jika dilihat berdasarkan rata-rata ketinggian curah hujan selama periode 2011-2015 di kedua lokasi tersebut, kelurahan Gubeng mengalami intensitas rata-rata hujan lebih tinggi.

Didapatkan model VAR terbaik untuk kasus curah hujan di kelurahan Gubeng dan Wonorejo adalah VARIMA (5,1,0) (0,1,0)<sup>36</sup>. Sedangkan untuk pemodelan VAR-NN diperoleh arsitektur dengan jumlah *neuron* di *input layer* sebanyak delapan, *neuron* di *hidden layer* sebanyak dua dan di *output layer* sebanyak dua *neuron*. Hasil peramalan melalui model yang terpilih dilakukan untuk 6 periode kedepan intensitas hujan di masing-masing lokasi cenderung normal dan berpola yang hampir sama. Tetapi wilayah Gubeng diprediksi akan terjadi hujan dengan intensitas yang lebih tinggi dibandingkan wilayah kelurahan Wonorejo.

Saran untuk pihak dinas kebersihan dan pengairan kota Surabaya khususnya wilayah Surabaya Timur adalah mem-persiapkan kegiatan pembersihan gorong-gorong, sungai maupun saluran drainase air dari sampah yang menyumbat dalam menyambut datangnya musim hujan. Sedangkan saran untuk penelitian selanjutnya agar asumsi residual dalam pemodelan VAR dipenuhi sehingga bisa mendapatkan hasil peramalan yang optimum. Selain itu juga perlu memperhatikan adanya *outlier* dalam pemodelan.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] Badan Pusat Statistik Kota Surabaya. (2014). *Kota Surabaya dalam Angka*. Surabaya:Badan Pusat Statistik Kota Surabaya.
- [2] HaloPolisi (2016). Diambil pada 1 Maret 2016, dari <http://halopolisi.com/2016/02/15/hujan-deras-mapolsek-gubeng-terendam-banjir/>.
- [3] SurabayaTribunNews (2016). Diambil pada 1 Maret 2016, dari <http://surabaya.tribunnews.com/2016/02/12/banjir-di-surabaya-meluas-ratusan-rumah-tak-berpeng-huni>.
- [4] Diani, K. A. N., Setiawan, S., & Suhartono, S. (2013). Pemodelan VAR-NN dan GSTAR-NN untuk Peramalan Curah Hujan di Kabupaten Malang. *Jurnal Sains dan Seni ITS*, 2(1), D31-D36.
- [5] Fithriasari, K., Iriawan, N., Ulama, B. S. S. & Sutikno (2013). On The Multivariate Time Series Rainfall Modeling Using TDNN. *International Journal of Applied Mathematics and Statistics*<sup>TM</sup>, 44(14), 193-201.
- [6] Permai S. D., Ulama, B. S., Iriawan N., & Fithriasari K., 2013, Bayesian Neural Network Untuk Peramalan Temperatur Di Surabaya, *Prosiding Seminar Nasional Pasca Sarjana XIII – ITS, Surabaya*, ISBN No. 978-979-96700-6-9.
- [7] Tresnawati, R., Nuraini, T. A., & Hanggoro, W. (2010). Prediksi Curah Hujan Bulanan Menggunakan Metode Kalman Filter dengan Prediktor SST Nino 3.4 dipredik-si. *Jurnal meteorologi dan geofisika*, 11(2).
- [8] Sucahyono, D., Pawitan, H., & Wigena, A. H. (2009). Model Prakiraan Curah Hujan Bulanan di Wilayah Jawa Bagian Utara dengan Prediktor SML dan OLR. *Jurnal Meteorologi dan Geofisika*, 10(2).
- [9] Tsay, R.S. (2014). *Multivariate Time series Analysis*. University of Chicago: John Wiley & Sons, Inc.
- [10] Wutsqa, D.U., Subanar, Guritno, S., Soejoeti, Z. (2006a). Forecasting Performance of VAR-NN and VARMA Models. Proceeding of the 2<sup>nd</sup> IMT-GT Regional Conference of Mathematics, Statistics and Application, *Universiti Sains Malaysia*.
- [11] Wei, W.W.S. (2006). *Time series Analysis, Univariate and Multivariate Methods second edition*. Canada: Addison Wesley Publishing Company.
- [12] Badan Meteorologi Klimatologi Geofisika Denpasar (2013). Diambil pada 18 Maret 2016, dari <http://balai3.denpasar.bmkg.go.id/daftar-istilahmusim>.