

PREDIKSI CURAH HUJAN BULANAN MENGGUNAKAN JARINGAN SYARAF TIRUAN DENGAN BEBERAPA FUNGSI PELATIHAN *BACKPROPAGATION*

(Studi Kasus: Stasiun Meteorologi Tabing Padang, Tahun 2001-2012)

Cici Oktaviani, Afdal

Jurusan Fisika FMIPA Universitas Andalas
Kampus Unand, Limau Manis, Padang, 25163
e-mail: cicioktaviani48@yahoo.co.id

ABSTRAK

Telah dilakukan prediksi curah hujan bulanan menggunakan jaringan syaraf tiruan dengan beberapa fungsi pelatihan *backpropagation*. Penelitian ini menggunakan data curah hujan di Stasiun Meteorologi Tabing Padang dari tahun 2001 sampai tahun 2012. Analisis dilakukan terhadap jumlah lapisan tersembunyi, jumlah neuron pada lapisan tersembunyi, jumlah data latih, dan fungsi pelatihan. Dari penelitian ini ditemukan bahwa semakin banyak jumlah lapisan tersembunyi dan data latih yang digunakan semakin bagus hasil prediksi, jumlah neuron pada lapisan tersembunyi tidak pengaruh terhadap akurasi prediksi, fungsi pelatihan yang paling efektif untuk mengenali pola curah hujan bulanan adalah traingdx dengan arsitektur (12,20,20,20,1), dengan keberhasilan mengenali pola adalah 99,0%. Arsitektur ini digunakan untuk memprediksi curah hujan bulanan selama tahun 2013 dan tahun 2014 dan didapatkan hasil bahwa setiap bulannya adalah musim hujan dengan curah hujan lebih besar dari pada 150 mm.

Kata kunci: jaringan syaraf tiruan, *backpropagation*, curah hujan

ABSTRACT

Monthly rainfall prediction using neural networks with backpropagation training functions has been done. This study uses rainfall data at Meteorological Station Tabing Padang from 2001 to 2012. The analysis was conducted to determine the influence of number of hidden layers, neurons in the hidden layers, the amount of training data, and training functions. The results show that addition the number of hidden layer and training data used, the predictions will be more accurate, the most effective training function to recognize the pattern of monthly rainfall is traingdx with architecture (12.20, 20,20,1), with a 99.0% success in pattern recognize. This architecture is used to predict the monthly rainfall from 2013 to 2014, and the results show that every month is the rainy season with monthly rainfall which is more than 150 mm.

Keywords: neural networks, backpropagation, rainfall

I. PENDAHULUAN

Kondisi cuaca sangat berpengaruh dalam kehidupan sehari-hari, seperti dalam bidang pertanian, transportasi dan industri. Dalam bidang pertanian, faktor cuaca dijadikan sebagai salah satu pertimbangan dalam penentuan kecocokan jenis tanaman yang akan dibudidayakan. Dalam bidang transportasi, faktor cuaca seperti pola angin dan curah hujan sangat mempengaruhi kelancaran jalur transportasi, baik transportasi laut maupun udara. Sedangkan dalam bidang industri, banyak industri tradisional banyak yang masih bergantung pada kondisi cuaca. Industri itu umumnya membutuhkan panas matahari, antara lain industri genteng, batu bata dan kerupuk. Maka dari itu pengamatan terhadap kondisi cuaca, khususnya kondisi curah hujan sangat penting dilakukan.

Besarnya curah hujan yang terjadi tidak dapat ditentukan secara pasti, namun dapat diprediksi atau diperkirakan. Dengan menggunakan data historis besarnya curah hujan beberapa waktu yang lampau, maka dapat diprediksi berapa besarnya curah hujan yang terjadi pada masa yang akan datang. Banyak cara yang dapat dilakukan untuk memprediksi besarnya curah hujan di suatu tempat, salah satunya adalah menggunakan teknik jaringan syaraf tiruan (*Artificial Neural Network*).

Kemampuan jaringan syaraf tiruan dalam bidang peramalan telah banyak dikembangkan oleh para peneliti sebagai alat prediksi efektif dan efisien. Mulyadi dkk. (2002)

mengembangkan jaringan syaraf tiruan dan logika fuzzy untuk memprediksi beban listrik jangka pendek yang menunjukkan bahwa prediksi beban listrik jangka pendek dengan jaringan syaraf tiruan lebih baik dibandingkan dengan menggunakan logika fuzzy. Santoso dkk. (2007) menerapkan jaringan syaraf tiruan untuk peramalan komoditas karet di PT. Perkebunan Nusantara XII Surabaya yang menunjukkan arsitektur jaringan syaraf tiruan yang dapat digunakan untuk peramalan permintaan karet RSS di PTPN XII adalah jaringan *multilayer feedforward* dengan penambahan parameter lr 0,01 dan mc 0,9 dengan keberhasilan jaringan mengenali pola data sebesar 99,31 %. Minarti dan Iman (2011) memprediksi terjadinya hujan harian dengan metode jaringan syaraf tiruan di Stasiun Meteorologi Bandara Minangkabau dan didapatkan *performance* terbaik dengan nilai 75 %.

Berbeda dengan teknik statistik klasik, kelebihan jaringan syaraf tiruan sebagai metode peramalan adalah kemampuannya dalam mengenali pola-pola tertentu dengan menggunakan algoritma pembelajaran dan pelatihan selayaknya otak manusia bekerja (Minarti dan Iman, 2011). Keunggulan lainnya adalah jaringan syaraf tiruan memberikan hasil yang terbaik dalam peredaman *error* pada data nonstasioner dan nonhomogen dibandingkan dengan metode peramalan GARCH (1,1) (Halim dan Wibisono, 2000).

Jaringan syaraf tiruan menyediakan berbagai macam arsitektur jaringan dan pelatihan. Arsitektur jaringan dan pelatihan yang digunakan dapat dipilih agar jaringan syaraf tiruan dapat mempelajari dan menganalisis pola data masa lalu lebih tepat sehingga diperoleh keluaran yang lebih akurat (dengan kesalahan atau *error* minimum). Arsitektur *backpropagation* merupakan salah satu arsitektur jaringan syaraf tiruan yang dapat digunakan untuk mempelajari dan menganalisis pola data masa lalu lebih tepat sehingga diperoleh keluaran yang lebih akurat (dengan kesalahan atau *error* minimum).

II. METODE

2.1 Pengumpulan Data

Penelitian ini menggunakan data sekunder curah hujan bulanan kota Padang tahun 2001 sampai 2012. Data bersumber dari BMKG Stasiun Meteorologi Tabing Padang.

2.2 Perancangan Arsitektur Jaringan Syaraf Tiruan

Perancangan arsitektur jaringan syaraf tiruan berhubungan dengan keadaan neuron jaringan yang disusun sedemikian rupa sesuai dengan algoritma pembelajaran yang dipilih. Penelitian ini menggunakan algoritma pembelajaran *backpropagation* dengan model jaringan *multilayer feedforward network* sehingga struktur dasar jaringan terdiri dari lapisan masukan, tersembunyi dan keluaran. Alasan menggunakan metode pembelajaran ini karena *backpropagation* adalah metode jaringan syaraf tiruan yang menggunakan satu atau beberapa lapisan tersembunyi. Dengan menggunakan lapisan tersembunyi ini akan memperkecil *error* dari pelatihan jaringan, sehingga keluaran yang dihasilkan sesuai dengan target yang diinginkan.

2.3 Pelatihan Jaringan Syaraf Tiruan

Metode pelatihan yang digunakan dalam penelitian ini adalah pelatihan supervised (pelatihan yang terawasi) dan dilakukan dengan mengubah parameter-parameter fungsi pelatihan (*traingd*, *traingdm* dan *traingdx*) sehingga diperoleh parameter jaringan yang mampu mengoptimalkan kerja jaringan. Proses yang dilakukan dalam pelatihan meliputi:

2.3.1 Penyiapan Data Masukan dan Data Keluaran

a. Normalisasi

Proses pelatihan *supervised* membutuhkan pasangan data masukan dan keluaran aktual untuk dipelajari. Data masukan dibutuhkan sebagai masukan, dan data keluaran dibutuhkan sebagai target jaringan. Sebelum diproses data dinormalisasi terlebih dahulu. Normalisasi terhadap data dilakukan agar keluaran jaringan sesuai dengan fungsi aktivasi yang digunakan. Data-data tersebut dinormalisasi dalam interval $[0, 1]$ karena dalam prediksi curah hujan, nilai curah hujan pasti bernilai positif atau 0. Selain itu juga terkait fungsi aktivasi yang diberikan yaitu sigmoid biner. Menurut Siang (2005), fungsi sigmoid adalah fungsi asimtotik (tidak

pernah mencapai 0 ataupun 1) maka transformasi data hendaknya dilakukan pada interval yang lebih kecil yaitu [0.1, 0.9] dengan menggunakan Persamaan 1.

$$x' = \frac{0,8(x - a)}{b - a} + 0,1 \quad (1)$$

a adalah data minimum, b adalah data maksimum, x adalah data yang akan dinormalisasi dan x' adalah data yang telah ditransformasi.

b. Membuat Pola Data Masukan, Target dan Uji

Untuk pola data latih, dibuat pola masukan data latih 120 bulan dan 12 bulan sebagai masukan untuk simulasi. Maksudnya, data curah hujan bulanan tersebut diurutkan dari Januari 2001 sampai Desember 2010 sebagai pola masukan data latih dan Januari 2011 sampai Desember 2011 sebagai data masukan untuk simulasi. Sehingga jumlah total data adalah 132 data. Kemudian data ke-1 sampai data ke-12 membentuk pola masukan data latih yang pertama (pola-1) dan data ke-13 menjadi target. Setelah itu, untuk pola berikutnya dinaikkan satu bulan kemudian. Begitu seterusnya hingga akhirnya terbentuk 120 pola masukan data latih beserta target dan 12 pola sebagai data masukan untuk simulasi. Sedangkan data Januari 2012 sampai Desember 2012 dijadikan sebagai data uji untuk membandingkan hasil prediksi.

2.3.2 Pencarian Konfigurasi Jaringan

Parameter yang akan ditentukan dari konfigurasi jaringan adalah:

- Jumlah *epoch* (1000)
- Jumlah neuron pada lapisan masukan (12, hal ini berhubungan dengan jumlah bulan selama satu tahun)

2.4 Pengujian Jaringan Syaraf Tiruan

Pengukuran akurasi kerja jaringan dengan menggunakan data curah hujan tahun 2012. Besarnya persentase kesalahan (% *error*) dan akurasi prediksi didapatkan dengan menggunakan Persamaan 2.

$$\text{Persentase kesalahan} = \left| \frac{(Y_n - X_n)}{Y_n} \times 100\% \right| \quad (2)$$

Y_n adalah nilai sebenarnya (data yang sebenarnya), sedangkan X_n adalah nilai yang didapatkan (hasil prediksi) (Ningsih, 2008).

III. HASIL DAN DISKUSI

3.1 Perbandingan Arsitektur Jaringan

Penelitian ini memiliki 2 macam perbandingan arsitektur jaringan untuk masing-masing fungsi pelatihan *backpropagation* yaitu: perbandingan jumlah lapisan tersembunyi dan perbandingan jumlah neuron pada lapisan tersembunyi.

3.1.1 Perbandingan Jumlah Lapisan Tersembunyi

Penelitian ini menggunakan 2 macam jumlah lapisan tersembunyi untuk masing-masing fungsi pelatihan *backpropagation*, yaitu 2 lapisan tersembunyi dan 3 lapisan tersembunyi yang jumlah neuronnya diambil jumlah paling sedikit yaitu arsitektur (12,1,1,1) dan arsitektur (12,1,1,1,1). Hasil prediksi curah hujan dan besarnya *error* dengan fungsi pelatihan *traingd*, *traingdm*, dan *traingdx* dengan beberapa lapisan tersembunyi yang berbeda dapat dilihat pada Tabel 1, Tabel 2, dan Tabel 3.

Tabel 1. Hasil prediksi curah hujan dan *error* dengan perbandingan jumlah lapisan tersembunyi pada fungsi pelatihan traingd

Bulan (Tahun 2012)	Curah Hujan (mm)	Jaringan Syaraf Tiruan			
		2 lapisan tersembunyi 12,1,1,1		3 lapisan tersembunyi 12,1,1,1,1	
		CH (mm)	<i>error</i> (%)	CH (mm)	<i>error</i> (%)
Januari	216,00	278,90	29,12	284,31	31,62
Februari	420,40	450,76	7,22	421,58	0,28
Maret	585,40	459,41	21,52	468,05	20,05
April	247,50	288,63	16,62	288,63	16,62
Mei	214,90	278,90	29,78	284,31	3,30
Juni	244,90	283,22	15,65	285,39	16,53
Juli	194,90	414,01	112,42	437,79	124,62
Agustus	211,00	294,03	39,35	290,79	37,82
September	235,00	291,87	24,20	287,55	22,36
Oktober	322,00	352,40	9,44	314,57	2,31
November	575,00	471,30	18,04	475,62	17,28
Desember	568,00	470,22	17,22	474,54	16,45
Koefisien korelasi	-	0,41		0,42	
Rata-rata	336,25	361,14	28,38	359,43	28,19

Tabel 2. Hasil prediksi curah hujan dan *error* dengan perbandingan jumlah lapisan tersembunyi pada fungsi pelatihan traingdm

Bulan (Tahun 2012)	Curah Hujan (mm)	Jaringan Syaraf Tiruan			
		2 lapisan tersembunyi 12,1,1,1		3 lapisan tersembunyi 12,1,1,1,1	
		CH (mm)	<i>error</i> (%)	CH (mm)	<i>error</i> (%)
Januari	216,00	296,20	37,13	275,66	27,62
Februari	420,40	367,53	12,58	447,52	6,45
Maret	585,40	379,42	35,19	457,25	21,89
April	247,50	421,58	70,33	276,74	11,81
Mei	214,90	295,11	37,33	275,66	28,27
Juni	244,90	298,36	21,83	276,74	13,00
Juli	194,90	317,81	63,06	422,66	116,86
Agustus	211,00	305,92	44,99	279,98	32,69
September	235,00	299,44	27,42	278,90	18,68
Oktober	322,00	330,78	2,73	439,95	36,63
November	575,00	476,70	17,10	461,57	19,73
Desember	568,00	475,62	16,26	461,57	18,74
Koefisien korelasi	-	0,38		0,42	
Rata-rata	336,25	355,37	32,16	362,85	29,36

Tabel 3. Hasil prediksi curah hujan dan *error* dengan perbandingan jumlah lapisan tersembunyi pada fungsi pelatihan traingdx

Bulan (Tahun 2012)	Curah Hujan (mm)	Jaringan Syaraf Tiruan			
		2 lapisan tersembunyi 12,1,1,1		3 lapisan tersembunyi 12,1,1,1,1	
		CH (mm)	<i>error</i> (%)	CH (mm)	<i>error</i> (%)
Januari	216,00	541,55	150,72	295,11	36,63
Februari	420,40	362,13	13,86	295,11	29,80
Maret	585,40	362,13	38,14	295,11	49,59
April	247,50	362,13	46,31	504,80	103,96
Mei	214,90	362,13	68,51	295,11	37,33
Juni	244,90	362,13	47,87	295,11	20,50
Juli	194,90	362,13	85,80	295,11	51,42
Agustus	211,00	362,13	71,62	295,11	39,86
September	235,00	362,13	54,10	295,11	25,58
Oktober	322,00	541,55	68,18	295,11	8,35
November	575,00	541,55	5,82	504,80	12,21
Desember	568,00	541,55	4,66	504,80	11,13
Koefisien korelasi	-	0,25		0,52	
Rata-rata	336,25	421,94	54,63	347,54	35,53

Pada Tabel 1, terlihat bahwa nilai *error* rata-rata terkecil terdapat pada jaringan dengan 3 lapisan tersembunyi (12,1,1,1,1) untuk fungsi pelatihan traingd yaitu sebesar 28,19%. Pada Tabel 2, terlihat bahwa nilai *error* rata-rata terkecil terdapat pada jaringan dengan 3 lapisan tersembunyi (12,1,1,1,1) untuk fungsi pelatihan traingdm yaitu sebesar 29,36 %. Pada Tabel 3, terlihat bahwa nilai *error* rata-rata terkecil terdapat pada jaringan dengan 3 lapisan tersembunyi (12,1,1,1,1) untuk fungsi pelatihan traingdx yaitu sebesar 35,53%. Jaringan (12,1,1,1,1) memiliki 12 neuron pada lapisan masukan, 3 lapisan tersembunyi dengan 12 neuron pada masing-masing lapisan tersembunyi, dan 1 neuron pada lapisan keluaran. Dari prediksi selama tahun 2012, rata-rata setiap bulannya musim hujan karena hasil prediksi curah hujan setiap bulannya besar dari 150 mm/bulan.

Semakin banyak lapisan tersembunyi pada suatu jaringan syaraf tiruan, maka semakin bagus hasil prediksi yang dihasilkan. Hasil pelatihan menunjukkan bahwa penambahan lapisan tersembunyi mampu meningkatkan kinerja jaringan dalam mengenali pola. Hal ini ditandai dengan lebih besarnya koefisien korelasi yang dihasilkan jaringan dengan 3 lapisan tersembunyi dibandingkan jaringan dengan 2 lapisan tersembunyi.

3.1.2 Perbandingan Jumlah Neuron Pada Lapisan Tersembunyi

a. Fungsi Pelatihan Traingd

Hasil prediksi curah hujan dan nilai *error* dengan fungsi traingd dengan beberapa arsitektur berbeda untuk 3 lapisan tersembunyi dapat dilihat pada Tabel 4. Pada Tabel 4, terlihat bahwa nilai *error* rata-rata terkecil terdapat pada arsitektur jaringan (12,20,1,1,1) yaitu 39,35 %. Semakin besar jumlah neuron lapisan tersembunyi, semakin rendah *error* yang dihasilkan. Hal ini disebabkan karena hasil pelatihan menunjukkan bahwa penambahan neuron lapisan tersembunyi mampu meningkatkan kinerja jaringan dalam mengenali pola, ditandai dengan lebih besarnya koefisien korelasi yang dihasilkan jaringan (12,20,1,1,1) dibandingkan jaringan (12,10,1,1,1) dan jaringan (12,15,1,1,1).

Tabel 4 Hasil prediksi curah hujan dan *error* dengan perbandingan jumlah neuron pada lapisan tersembunyi untuk fungsi pelatihan traingd

Bulan (Tahun 2012)	Curah Hujan (mm)	Perbandingan Jumlah Neuron					
		12,10,1,1,1		12,15,1,1,1		12,20,1,1,1	
		CH (mm)	<i>error</i> (%)	CH (mm)	<i>error</i> (%)	CH (mm)	<i>error</i> (%)
Januari	216,00	287,55	33,12	222,70	3,10	285,39	32,12
Februari	420,40	635,59	51,19	343,75	18,23	579,38	37,82
Maret	585,40	324,30	44,60	269,17	54,02	544,80	6,94
April	247,50	638,83	158,11	526,42	112,70	267,01	7,88
Mei	214,90	317,81	47,89	207,56	3,41	259,45	20,73
Juni	244,90	301,60	23,15	316,73	29,33	289,71	18,30
Juli	194,90	366,45	88,02	445,36	128,50	308,08	58,07
Agustus	211,00	469,14	122,34	314,57	49,09	523,18	147,95
September	235,00	295,11	25,58	275,66	17,30	292,95	24,66
Oktober	322,00	501,56	55,76	504,80	56,77	562,09	74,56
November	575,00	337,27	41,34	418,33	27,25	351,32	38,90
Desember	568,00	307,00	45,95	539,39	5,04	543,72	4,28
Koefisien korelasi	-	0,58		0,67		0,69	
Rata-rata	336,25	398,52	61,42	365,37	42,06	400,59	39,35

b. Fungsi Pelatihan Traingdm

Hasil prediksi curah hujan dan nilai *error* dengan fungsi traingdm dengan beberapa arsitektur berbeda untuk 3 lapisan tersembunyi dapat dilihat pada Tabel 5.

Tabel 5. Hasil prediksi curah hujan dan *error* dengan perbandingan jumlah neuron pada lapisan tersembunyi untuk fungsi pelatihan traingdm

Bulan (Tahun 2012)	Curah Hujan (mm)	Arsitektur					
		12,10,1,1,1		12,15,1,1,1		12,20,1,1,1	
		CH (mm)	<i>error</i> (%)	CH (mm)	<i>error</i> (%)	CH (mm)	<i>error</i> (%)
Januari	216,00	300,52	39,13	256,20	18,61	252,96	17,11
Februari	420,40	265,93	36,74	364,29	13,35	489,67	16,48
Maret	585,40	324,30	44,60	436,71	25,40	233,50	60,11
April	247,50	511,29	106,58	446,44	80,38	402,12	62,47
Mei	214,90	450,76	109,75	264,85	23,24	328,62	52,92
Juni	244,90	286,47	16,97	323,22	31,98	260,53	6,38
Juli	194,90	247,56	27,02	221,61	13,71	241,07	23,69
Agustus	211,00	364,29	72,65	441,03	109,02	292,95	38,84
September	235,00	308,08	31,10	292,95	24,66	286,47	21,90
Oktober	322,00	265,93	17,41	261,61	18,76	255,12	20,77
November	575,00	470,22	18,22	436,71	24,05	483,19	15,97
Desember	568,00	523,18	7,89	446,44	21,40	481,02	15,31
Koefisien korelasi	-	0,52		0,54		0,57	
Rata-rata	336,25	359,88	44,01	349,34	33,71	333,94	29,33

Pada Tabel 5, terlihat bahwa nilai *error* rata-rata terkecil terdapat pada arsitektur jaringan (12,20,1,1,1) yaitu 29,33 %. Semakin banyak jumlah neuron lapisan tersembunyi, semakin rendah *error* yang dihasilkan (Santoso, dkk (2007)). Hal ini disebabkan karena hasil

pelatihan menunjukkan bahwa penambahan neuron lapisan tersembunyi mampu meningkatkan kinerja jaringan dalam mengenali pola, ditandai dengan lebih besarnya koefisien korelasi yang dihasilkan jaringan (12,20,1,1,1) dibandingkan jaringan (12,10,1,1,1) dan jaringan (12,15,1,1,1).

c. Fungsi Pelatihan Traingdx

Hasil prediksi curah hujan dan nilai *error* dengan fungsi traingdx dengan beberapa arsitektur berbeda untuk 3 lapisan tersembunyi dapat dilihat pada Tabel 6.

Tabel 6. Hasil prediksi curah hujan dan *error* dengan perbandingan jumlah neuron pada lapisan tersembunyi untuk fungsi pelatihan traingdx

Bulan (Tahun 2012)	Curah Hujan (mm)	Arsitektur					
		12,10,1,1,1		12,15,1,1,1		12,20,1,1,1	
		CH (mm)	<i>error</i> (%)	CH (mm)	<i>error</i> (%)	CH (mm)	<i>error</i> (%)
Januari	216,00	651,80	201,76	140,55	34,93	154,60	28,43
Februari	420,40	730,71	73,81	642,08	52,73	726,38	72,78
Maret	585,40	454,00	22,45	510,21	12,84	110,28	81,16
April	247,50	795,56	221,44	224,86	9,15	447,52	80,82
Mei	214,90	260,53	21,23	435,63	102,71	110,28	48,68
Juni	244,90	177,30	27,60	150,28	38,64	113,53	53,64
Juli	194,90	874,46	348,67	294,03	50,86	755,57	287,67
Agustus	211,00	312,41	48,06	138,39	34,41	270,25	28,08
September	235,00	521,02	121,71	636,67	170,92	751,24	219,68
Oktober	322,00	407,53	26,56	475,62	47,71	389,15	20,85
November	575,00	517,77	9,95	147,03	74,43	398,88	30,63
Desember	568,00	583,71	2,77	595,60	4,86	756,65	33,21
Koefisien korelasi	-	0,96		0,86		0,95	
Rata-rata	336,25	523,90	93,83	365,91	52,85	415,36	82,14

Pada Tabel 6, terlihat bahwa nilai *error* rata-rata terkecil terdapat pada arsitektur jaringan (12,15,1,1,1) yaitu 52,83%. Berbeda dengan hasil traingd dan traingdm, pada traingdx arsitektur jaringan (12,20,1,1,1) mengalami saturasi, sehingga semakin banyak neuron pada lapisan tersembunyi, semakin tinggi *error* yang dihasilkan. Hal ini disebabkan karena pada fungsi pelatihan traingdx mempunyai parameter yang dapat memperbesar dan memperkecil nilai *learning rate* sehingga pada keadaan tertentu jaringan dapat mengalami saturasi yang menyebabkan jaringan tidak mampu lagi mengenali pola yang diberikan.

3.2 Perbandingan Hasil Prediksi Curah Hujan untuk Fungsi Pelatihan yang Berbeda

Penelitian ini menggunakan 3 fungsi pelatihan *backpropagation* yaitu traingd, traingdm, dan traingdx. Perbandingan hasil prediksi untuk ketiga fungsi tersebut dapat dilihat pada Tabel 7.

Dari Tabel 7, didapatkan bahwa hasil prediksi curah hujan tahun 2012 yang terbaik terdapat pada fungsi pelatihan traingdx dengan arsitektur (12,20,20,20,1). Ini dilihat dari besarnya koefisien korelasi dan rendahnya *error* yang dihasilkan. Arsitektur jaringan ini memiliki 1 lapisan masukan dengan 12 neuron, 3 lapisan tersembunyi dengan 20 neuron pada masing-masing lapisan tersembunyi dan 1 lapisan keluaran. Arsitektur jaringan yang digunakan untuk memprediksi curah hujan bulanan selama tahun 2013 dan 2014 adalah traingdx (12,20,20,20,1).

Tabel 7. Perbandingan hasil prediksi curah hujan bulanan tahun 2012 untuk 3 fungsi pelatihan yang berbeda

Arsitektur	Bulan (Tahun 2012)	Curah Hujan (mm)	Fungsi Pelatihan					
			Traingd		Traingdm		Traingdx	
			CH (mm)	error (%)	CH (mm)	error (%)	CH (mm)	error (%)
12,1,1,1,1	Januari	216,00	284,31	31,62	275,66	27,62	295,11	36,63
	Februari	420,40	421,58	0,28	447,52	6,45	295,11	29,8
	Maret	585,40	468,05	20,05	457,25	21,89	295,11	49,59
	April	247,50	288,63	16,62	276,74	11,81	504,8	103,96
	Mei	214,90	284,31	32,30	275,66	28,27	295,11	37,33
	Juni	244,90	285,39	16,53	276,74	13,00	295,11	20,5
	Juli	194,90	437,79	124,62	422,66	116,86	295,11	51,42
	Agustus	211,00	290,79	37,82	279,98	32,69	295,11	39,86
	September	235,00	287,55	22,36	278,90	18,68	295,11	25,58
	Oktober	322,00	314,57	2,31	439,95	36,63	295,11	8,35
	November	575,00	475,62	17,28	461,57	19,73	504,80	12,21
	Desember	568,00	474,54	16,45	461,57	18,74	504,80	11,13
	Koefisien Korelasi	-	0,42	0,42	0,52			
Rata-rata	336,25	359,43	28,19	362,85	29,36	347,54	35,53	
12,20,20,20,1	Januari	216,00	160,01	25,92	264,85	22,62	4,36	97,98
	Februari	420,40	556,69	32,42	296,2	29,54	611,81	45,53
	Maret	585,40	169,73	71,01	236,75	59,56	401,04	31,49
	April	247,50	282,14	14,00	582,63	135,40	365,37	47,62
	Mei	214,90	496,16	130,88	415,09	93,16	284,31	32,30
	Juni	244,90	21,65	91,16	345,92	41,25	198,92	18,78
	Juli	194,90	70,29	63,93	376,18	93,01	438,87	125,18
	Agustus	211,00	395,64	87,51	196,75	6,75	192,43	8,80
	September	235,00	292,95	24,66	441,03	87,67	491,83	109,29
	Oktober	322,00	486,43	51,06	180,54	43,93	345,92	7,43
	November	575,00	212,97	62,96	296,20	48,49	176,22	69,35
	Desember	568,00	859,33	51,29	679,91	19,70	370,78	34,72
	Koefisien Korelasi	-	0,97	0,98	0,99			
Rata-rata	336,25	403,29	58,90	359,34	56,76	323,49	52,37	

Fungsi pelatihan traingdx memiliki waktu iterasi yang lebih cepat dibandingkan dengan fungsi pelatihan traingd dan traingdm. Karena fungsi traingdx mempunyai parameter yang dapat menaikkan dan menurunkan nilai *learning rate* sehingga proses pembelajaran jaringan untuk mengenali pola akan semakin cepat.

3.3 Pengaruh Jumlah Data Terhadap Akurasi Prediksi

Bagian ini bertujuan untuk mengetahui pengaruh banyaknya data latih yang digunakan terhadap akurasi prediksi, menggunakan 2 variasi jumlah data latih untuk memprediksi curah hujan tahun 2012. Pertama menggunakan data latih dari tahun 2006 sampai tahun 2010. Kedua, menggunakan data latih dari tahun 2001 sampai tahun 2010. Fungsi pelatihan yang digunakan untuk prediksi curah hujan bulanan adalah traingdx dengan arsitektur (12,20,20,20,1). Hasil prediksi untuk untuk perbandingan jumlah data latih yang digunakan untuk prediksi curah hujan tahun 2012 dapat dilihat pada Tabel 8.

Tabel 8 Perbandingan banyaknya data latih untuk prediksi tahun 2012

Bulan (Tahun 2012)	Curah Hujan (mm)	Range data latih			
		5 Tahun		10 Tahun	
		Prediksi (mm)	<i>error</i> (%)	Prediksi (mm)	<i>error</i> (%)
Januari	216,00	113,53	47,44	4,36	97,98
Februari	420,40	361,05	14,12	611,81	45,53
Maret	585,40	367,53	37,22	401,04	31,49
April	247,50	237,83	3,91	365,37	47,62
Mei	214,90	389,15	81,08	284,31	32,30
Juni	244,90	389,15	58,90	198,92	18,78
Juli	194,90	421,58	116,30	438,87	125,18
Agustus	211,00	411,85	95,19	192,43	8,80
September	235,00	741,52	215,54	491,83	109,29
Oktober	322,00	348,08	8,10	345,92	7,43
November	575,00	163,25	71,61	176,22	69,35
Desember	568,00	479,94	15,50	370,78	34,72
Rata-rata	336,25	368,70	63,74	323,49	52,37

Hasil prediksi untuk data latih 5 tahun memiliki nilai *error* rata-rata sebesar 63,74 % dengan nilai *error* terbesar terdapat pada bulan September dan *error* terkecil pada bulan April. Jika dibandingkan dengan prediksi menggunakan data latih selama 10 tahun, hasil prediksi dengan menggunakan data latih 10 tahun lebih baik dibandingkan dengan menggunakan data latih selama 5 tahun. Ini terlihat dengan nilai *error* rata-rata untuk data latih 10 tahun adalah 52,37 %.

Banyaknya data yang digunakan sebagai data latih sangat mempengaruhi hasil prediksi karena, semakin banyak data latih yang digunakan, maka semakin banyak pula pola data yang dikenali oleh jaringan selama pelatihan, sehingga prediksi curah hujan yang dihasilkan akan tepat.

3.3.1 Prediksi Tahun 2013 dan Tahun 2014

Tabel 9 Hasil prediksi tahun 2013 dan tahun 2014

Bulan	Curah Hujan 2013			Prediksi Curah Hujan 2014 (mm)
	Aktual (mm)	Prediksi (mm)	<i>error</i> (%)	
Januari	262,00	583,71	122,79	303,76
Februari	442,00	524,26	18,61	287,55
Maret	81,00	463,73	472,51	414,01
April	456,00	377,26	17,27	263,77
Mei	233,00	517,77	122,22	367,53
Juni	257,00	561,01	118,29	300,52
Juli	-	519,94	-	344,83
Agustus	-	256,2	-	249,72
September	-	292,95	-	322,14
Oktober	-	364,29	-	350,24
November	-	281,06	-	244,31
Desember	-	170,29	-	246,48
Rata-rata	-	409,37	-	307,90

Prediksi untuk tahun 2013 dan tahun 2014 menggunakan fungsi pelatihan *traingdx* dengan arsitektur (12,20,20,20,1). Hasil prediksi tahun 2013 dan tahun 2014 dapat dilihat pada

Tabel 9. Hasil prediksi untuk tahun 2013 dan tahun 2014 rata-rata musim hujan setiap bulannya karena hasil yang didapatkan setiap bulannya besar dari 150 mm (Annie dan Endarwin, 2011). Hasil prediksi ini tepat jika dihubungkan dengan keadaan geografis wilayah. Wilayah kota Padang memiliki letak geografis yang menyebabkan terjadinya musim hujan setiap bulannya.

Dari Tabel 9 juga dapat dilihat perbandingan curah hujan aktual 2013 dengan prediksi curah hujan 2013. Hasil prediksi curah hujan untuk bulan Februari dan April mendekati curah hujan aktual. Sedangkan untuk bulan Januari, Maret, Mei dan Juni belum mendekati curah hujan aktual, hal ini disebabkan oleh kemampuan jaringan yang dibuat untuk mengenali pola belum mencapai 100%, yang menyebabkan beberapa keluaran yang dihasilkan oleh jaringan tidak sesuai dengan data aktual.

IV. KESIMPULAN

Dari penelitian ini didapatkan kesimpulan yaitu semakin banyak jumlah lapisan tersembunyi pada suatu jaringan syaraf tiruan, maka semakin bagus hasil prediksi yang dihasilkan. Fungsi pelatihan *backpropagation* dari jaringan syaraf tiruan yang efektif untuk mengenali pola curah hujan bulanan selama 12 tahun adalah fungsi pelatihan training dengan arsitektur (12,20,20,20,1), dengan keberhasilan jaringan mengenali pola sebesar 99,0%. Semakin banyak data masukan yang digunakan sebagai data latih, maka akan semakin bagus hasil prediksi yang didapatkan. Dari prediksi curah hujan tahun 2013 dan tahun 2014 dengan program yang dibuat didapatkan hasil bahwa setiap bulannya adalah musim hujan karena besarnya curah hujan yang dihasilkan setiap bulannya besar dari 150 mm.

DAFTAR PUSTAKA

- Annie H. dan Endarwin, 2011, *Analisis Intensitas Curah Hujan Wilayah Bandung pada Awal 2010*, Jurnal Meteorologi dan Geofisika, Vol.12, No.2.
- Halim, S. dan Wibisono, A.M., 2000, *Penerapan Jaringan Syaraf Tiruan untuk Peramalan*, Jurnal Teknik Industri, Vol.2, No.2.
- Minarti dan Iman, S.B., 2011, *Prediksi Terjadinya Hujan Harian dengan Metode Jaringan Syaraf Tiruan di Stasiun Meteorologi Bandara Minangkabau*, Jurnal Poli Rekayasa Vol.6, No.2, Jurusan Teknik Informatika Institut Teknologi Padang.
- Mulyadi, Y., Gafar, A.A. dan Lukman, H.D., 2002, *Aplikasi Logika Fuzzy dan Jaringan Syaraf Tiruan Sebagai Metode Alternatif Prediksi Beban Listrik Jangka Pendek*, Jurnal Komputasi dan Otomasi Industri, Jurusan Pendidikan Elektro FPTK UPI.
- Ningsih, S. I. P., 2008, *Rancang Bangun Perlatan Anemometer Berbasis Mikrokontroler AT89S52*, Tesis, Program Pasca Sarjana/Strata 2, Universitas Andalas, Padang.
- Santoso, I., Efeendi, U. dan Fauziya, C., 2007, *Penerapan Jaringan Syaraf Tiruan untuk Peramalan Permintaan Komoditas Karet di PT. Perkebunan Nusantara XII Surabaya*, Jurnal Teknologi Pertanian, Vol.8, No.1, Jurusan Teknologi Pertanian Universitas Brawijaya.
- Siang J.J., 2005, *Jaringan Syaraf Tiruan dan Pemrograman Menggunakan MATLAB*, Andi, Yogyakarta.