

PERBANDINGAN METODE JARINGAN SARAF TIRUAN PADA PERAMALAN CURAH HUJAN

I Putu Sutawinaya¹⁾, I Nyoman Gede Arya Astawa²⁾, Ni Kadek Dessy Hariyanti³⁾

^{1,2}Jurusan Teknik Elektro, Politeknik Negeri Bali

³Jurusan Administrasi Niaga, Politeknik Negeri Bali

^{1,2,3}Kampus Bukit Jimbaran, Badung - Bali, 80364

E-mail : putusutawinaya@yahoo.co.id¹⁾, arya_kmg@pnb.ac.id²⁾, dessyhariyanti@pnb.ac.id³⁾

ABSTRAK

Intensitas curah hujan dikatakan besar apabila hujan lebat dan kondisi ini sangat berbahaya karena dapat menimbulkan banjir dan longsor, untuk itu perlu dilakukan peramalan untuk memperkirakan seberapa besar curah hujan yang akan datang. Metode Jaringan Saraf Tiruan (JST) adalah paradigma pengolahan informasi yang terinspirasi oleh sistem saraf secara biologis, seperti pada proses informasi pada otak manusia.

Metode JST yang digunakan dalam meramal curah hujan pada penelitian ini adalah metode *Backpropagation* dan *Adaline*. Hasil peramalan dengan tingkat kesalahan yang lebih kecil dari kedua metode JST tersebut akan menunjukkan bahwa metode tersebut baik digunakan untuk peramalan. Berdasarkan pengujian yang telah dilakukan pada iterasi 1000 dihasilkan RMSE dengan metode *Backpropagation* sebesar 0.0435, sedangkan *Adaline* sebesar 0.0674. Berdasarkan perbandingan nilai RMSE metode *Backpropagation* lebih baik dibandingkan dengan metode *Adaline*

Kata Kunci: curah hujan, RMSE, *Backpropagation*, *Adaline*

1. PENDAHULUAN

Curah hujan dapat didefinisikan sebagai ketinggian air hujan yang terkumpul dalam tempat yang datar, tidak menguap, tidak meresap, dan tidak mengalir (Setiawan, 2012). Curah hujan dengan 1 (satu) milimeter artinya dalam luasan satu meter persegi pada tempat yang datar tertampung air setinggi satu milimeter atau tertampung air sebanyak satu liter (Setiawan, 2012). Intensitas curah hujan dikatakan besar apabila hujan lebat dan kondisi ini sangat berbahaya karena dapat menimbulkan banjir dan longsor.

Intensitas curah hujan yang tinggi dapat menyebabkan bencana, untuk itu perlu dilakukan peramalan untuk memperkirakan seberapa besar curah hujan yang akan datang. Faktor penyebab utama bencana banjir adalah adanya intensitas curah hujan yang sangat tinggi, sehingga kapasitas sungai-sungai tidak mampu menampung kapasitas air yang besar. Akibatnya limpasan permukaan air sungai menggenangi daerah sekitarnya (Nugroho, 2002). Kejadian bencana banjir besar pada tanggal 26 Januari 2002 hingga 1 Februari 2002 di daerah Jakarta, Tangerang, Bogor, Bekasi, dan daerah sekitarnya telah menyebabkan terjadinya bencana banjir hampir di seluruh Jakarta. Mengingat faktor curah hujan merupakan faktor yang sangat dinamis sebagai faktor utama penyebab banjir dibandingkan dengan faktor lainnya, seperti faktor kondisi daerah aliran sungai

dan saluran drainase, maka curah hujan sangat menarik untuk diteliti (Nugroho, 2002).

Peramalan adalah suatu proses untuk memperkirakan berapa kebutuhan di masa akan datang dimana meliputi kebutuhan dalam ukuran kuantitas, kualitas, waktu, dan lokasi yang dibutuhkan dalam rangka memenuhi permintaan barang ataupun jasa (Bakhrun, 2013). Pada dunia industri, peramalan sangat berguna untuk peramalan produksi, kebutuhan bahan baku, anggaran biaya, maupun pemasaran. Ada beberapa metode yang bisa digunakan Dalam mendukung peramalan mulai dari *Artificial Intelligence* (AI) dan Statistik (Aminudin, 2011). Dalam bidang peramalan menggunakan statistik secara garis besar dibagi 2 yaitu akurasi statistik dan deskripsi statistik. Sedangkan peramalan menggunakan kecerdasan buatan atau *Artificial Intelligence* (AI) atau dikenal juga dengan nama metode jaringan saraf tiruan (JST), terdapat banyak metode yang bisa digunakan seperti: fuzzy, algoritma genetika, dan lain-lain.

Menurut (Aminudin, 2011) peramalan curah hujan dapat dilakukan dengan kecerdasan buatan atau *Artificial Intelligence* (AI) dan statistik. Pada penelitiannya metode kecerdasan buatan yang di gunakan adalah *Adaline*, sedangkan peramalan dengan statistik menggunakan metode Regresi. Ada beberapa penelitian dilakukan dengan metode jaringan syaraf tiruan, contohnya peramalan permintaan sari apel dengan

metode jaringan saraf tiruan (Sabati et al., 2014). Penerapan metode JST digunakan untuk peramalan permintaan sari apel Brosem 120ml di KSU Brosem yaitu menggunakan algoritma *backpropagation* dan arsitektur *multilayer neural network* menghasilkan peramalan dengan nilai MSE sebesar 0,0818. Penelitian lainnya yaitu membandingkan analisis *regresi linier* berganda dengan sistem *inferensi fuzzy mamdani* untuk memprediksi berat badan ideal (Purbaya, 2014), dari kedua metode tersebut, didapat nilai MSE untuk analisis regresi berganda sebesar 56,54, sedangkan metode *fuzzy mamdani* sebesar 69,45. Dalam penelitian tersebut disimpulkan analisis regresi lebih baik dibandingkan dengan *fuzzy mamdani*.

Pada penelitian ini metode JST yang digunakan untuk meramal curah hujan adalah metode *Backpropagation* dan *Adaline*. Hasil dari kedua metode JST tersebut akan dibandingkan dengan cara mencari hasil tingkat kesalahan dalam meramalkan curah hujan. Hasil peramalan dengan tingkat kesalahan yang lebih kecil menunjukkan bahwa metode tersebut baik digunakan untuk peramalan.

2. RUANG LINGKUP PENELITIAN

Dalam penelitian ini permasalahan mencakup :

1. Meramal curah hujan kota Denpasar dengan menggunakan data curah hujan dari tahun 2006 sampai dengan tahun 2016.
2. Peramalan curah hujan menggunakan JST dengan metode *Adaline* dan *Backpropagation*. Aplikasi yang digunakan dalam penelitian ini adalah Matlab R2010a.
3. Rencana hasil penelitian ini adalah mencari error terkecil dengan metode uji RSME dengan memberikan iterasi yang berbeda-beda. Sehingga hasil kedua metode JST dibandingkan mana yang terbaik.

3. BAHAN DAN METODE

Menurut (Bakhrun, 2013) Jaringan Saraf Tiruan (JST) adalah paradigma pengolahan informasi yang terinspirasi oleh sistem saraf secara biologis, seperti pada proses informasi pada otak manusia. Yang menjadi Elemen kunci dari paradigma ini adalah struktur dari sistem pengolahan informasi yang terdiri dari sejumlah besar elemen pemrosesan yang saling berhubungan atau *neuron* yang bekerja serentak untuk menyelesaikan masalah tertentu. Cara kerja JST ini sama seperti cara kerja otak manusia, yaitu belajar melalui contoh. Sebuah JST dikonfigurasi untuk aplikasi tertentu, seperti halnya pengenalan pola atau aplikasi data, melalui proses pembelajaran. Belajar yang dimaksud dalam sistem biologis yang berlaku juga untuk JST yaitu melibatkan penyesuaian terhadap koneksi *synaptic* yang ada antara *neuron*.

Masih dalam penelitiannya (Bakhrun, 2013) menjelaskan bahwa JST mempunyai kemampuan yang baik untuk mendapatkan informasi dari data yang rumit atau tidak tepat, mampu menyelesaikan permasalahan yang tidak terstruktur dan sulit didefinisikan, dapat

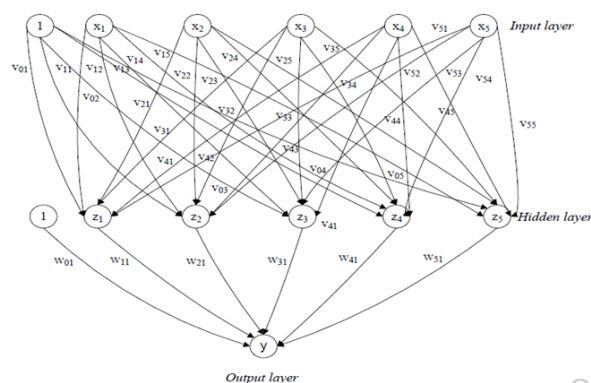
belajar dari pengalaman, dapat mengakuisisi pengetahuan walaupun tidak ada kepastian, dapat melakukan generalisasi dan ekstraksi dari suatu pola data tertentu, mampu menciptakan suatu pola pengetahuan melalui pengaturan diri atau kemampuan belajar, dapat memilih suatu input data ke dalam kategori tertentu yang sudah ditetapkan atau diklasifikasikan, dapat menggambarkan objek secara keseluruhan maupun hanya diberikan sebagian data dari objek tersebut (asosiasi), memiliki kemampuan mengolah data-data ininput tanpa harus mempunyai target (*self organizing*) dan dapat menemukan jawaban terbaik sehingga memiliki kemampuan meminimilasi fungsi biaya atau optimasi.

Sampai saat ini terdapat lebih dari 20 metode JST. Masing-masing metode memiliki dan menggunakan arsitektur, fungsi aktivasi dan perhitungan berbeda-beda dalam prosesnya. Aplikasi yang sudah berhasil ditemukan oleh (Siang, 2009) antara lain : klasifikasi, pengenalan pola, peramalan, dan optimasi. Aplikasi tersebut memiliki model seperti: *Adaline*, *LVQ*, *Backpropagation*, *Adaptive Resonance Theory (ART)*, *LVQ*, *Neocognitro*, *Hopfield*, *Boltzman*, dan lain-lain.

3.1 Backpropagation

Menurut (Bakhrun, 2013) dalam penelitiannya menyatakan *Backpropagation* adalah merupakan algoritma pembelajaran untuk memperkecil tingkat *error* dengan cara menyesuaikan bobotnya berdasarkan perbedaan *output* dan target yang diinginkan dan *Backpropagation* termasuk *multilayer network* yang merupakan perkembangan dari *single layer network*.

Arsitektur metode *Backpropagation* terdiri dari tiga layer dalam proses pembelajarannya, yaitu input layer, hidden layer dan output layer seperti Gambar 1 (Bakhrun, 2013).

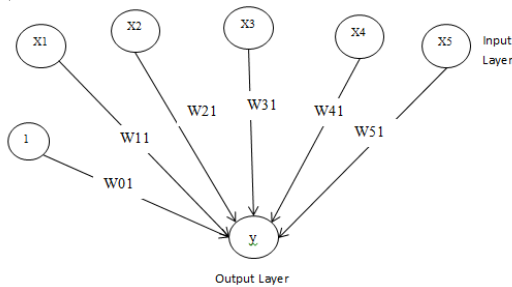


Gambar 1. Arsitektur JST metode *Backpropagation*

3.2 Adaline

Metode *Adaline* termasuk jaringan *single-layer* yang merupakan bagian dari jaringan *feedforward*, di mana sinyal datang dari input mengalir ke output. Jaringan *single layer* hanya memiliki satu lapisan koneksi. Dalam sistem jaringan *single layer*, secara jelas unit dapat dibedakan sebagai unit input dan unit output. Biasanya dalam model *single layer* setiap unit input terhubung ke

unit output tetapi tidak saling terhubung ke unit input lainnya. Gambar 2 menunjukkan arsitektur jaringan metode *Adaline* yang akan diimplementasikan (Bakhrun, 2013).

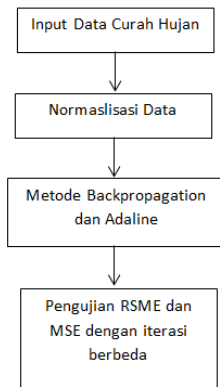


Gambar 2. Arsitektur JST metode *Adaline*

Dimana x_i adalah Input yang terdiri dari 5 neuron yaitu $(x_1), (x_2), (x_3), (x_4),$ dan (x_5) . W_i adalah bobot pada lapisan keluaran. Y adalah output layer. 1 adalah konstanta bias.

4. RANCANGAN PENELITIAN

Langkah selanjutnya dalam penelitian ini adalah membuat rancangan penelitian seperti Gambar 3.



Gambar 3. Rancangan Penelitian

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data curah hujan kota Denpasar dari tahun 2006 sampai dengan tahun 2016 (BMKG, 2015). Data curah hujan diperoleh dari website Data Online BMKG. Data curah hujan tersebut disimpan dalam bentuk tabel pada file *datacurahhujan.xls*.

Data curah hujan yang telah disiapkan selanjutnya data tersebut dilakukan proses normalisasi. Yang dimaksud normalisasi adalah proses penskalaan nilai atribut dari data sehingga bisa jatuh pada range tertentu. Dalam penelitian ini normalisasi menggunakan metode min-max (Han et al., 2012).

Dalam penelitiannya (Bakhrun, 2013) disebutkan secara umum tahapan-tahapan proses pada Backpropagation adalah dibagi menjadi 5 tahap yaitu:

1. Inisialisasi bobot awal
2. Melakukan perhitungan *feedforward*
3. Melakukan perhitungan backpropagation
4. Menghitung bobot dan bias baru
5. Menghitung MSE.

Begitu juga menurut (Bakhrun, 2013) untuk metode *Adaline* secara umum tahapan-tahapan prosesnya adalah dibagi menjadi 4 tahap yaitu:

1. Inisialisasi data
2. Menghitung respon unit dan fungsi aktivasi
3. Menghitung Error
4. Menghitung perubahan bobot dan perubahan bias

Root Mean Square Error (RMSE) adalah ukuran yang sering sekali dipakai untuk mencari perbedaan antara nilai-nilai prediksi pada model. Secara sederhana, RMSE merupakan metode untuk menghitung bias dalam model peramalan (Hutasuhut et al., 2014).

$$RMSE = \sqrt{MSE} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2}{n}} \quad (3)$$

Dimana Y_i adalah data sebenarnya (data awal), \hat{Y}_i adalah data hasil estimasi (data akhir), n adalah jumlah data.

Keakuratan pada pengukuran estimasi ditunjukkan dengan hasil RMSE memiliki nilai kecil (mendekati nol).

Menurut (Bakhrun, 2013) untuk pemberian iterasi akan dihentikan dengan ketentuan jika jumlah iterasi yang dilakukan sudah melebihi jumlah maksimum iterasi yang ditetapkan, atau jika kesalahan yang terjadi sudah lebih kecil dari batas toleransi yang ditentukan. Proses perhitungan kesalahan menggunakan MSE adalah sebagai berikut:

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (t_k - y_k)^2 \quad (4)$$

Dimana MSE adalah perhitungan kesalahan, t_k adalah data target, y_k adalah hasil keluaran pelatihan, dan N adalah jumlah data.

5. IMPLEMENTASI

Data yang digunakan adalah data rata-rata curah hujan tiap bulan dari tahun 2006 sd 2016 untuk Kota Denpasar seperti Gambar 1(a). Selanjutnya data tersebut di normalisasi seperti gambar 1(b).

Pada algoritma jaringan *Backpropagation* menggunakan fungsi aktivasi sigmoid biner di mana fungsi ini bernilai antara 0 s.d 1. Namun fungsi sigmoid biner tidak pernah mencapai angka 0 maupun 1. Oleh sebab itu, data curah hujan perlu dinormalisasi terlebih dahulu ke dalam range 0,1 s.d 0,9.

No	Tahun	Jan	Feb	Mar	Apr	Mei	Juni	Juli	Agu	Sep	Okt	Nov	Des
1	2006	436,3	193,6	301,8	227,7	77	14,5	7,1	9,1	1	34,7	33,7	132,5
2	2007	119,5	94,9	425,6	96,7	25	19,9	5,4	17,4	0	44,2	269,4	437,5
3	2008	325,8	364,8	344,1	111,9	64,2	1,3	1	0,7	73,2	144	219,7	232,9
4	2009	561,8	412,7	261,5	22,6	73,1	2,9	9,9	0	62,6	5,3	174	246,6
5	2010	304,7	307,6	36,1	359,1	228,1	124,4	120	103,1	241,6	205,6	340,6	441,2
6	2011	412,4	290,3	245,5	303,7	141,1	8,9	28,8	0,2	1,9	72,2	276,6	393,4
7	2012	730,5	168,1	554,8	18,5	77	0,2	53,2	0,2	10,9	3,8	69,6	339,4
8	2013	517	144	136	55	143	168	99	0	15	17	234	222
9	2014	360	340,5	97	166	68,1	65	34,3	2	0	1	89	409
10	2015	392	245,9	272,2	33,2	53	0	0,5	5,8	0,7	0	13	157,7
11	2016	109,4	448,1	9,7	31,1	21,4	117,2	191,4	39	235,9	127,4	322,5	398

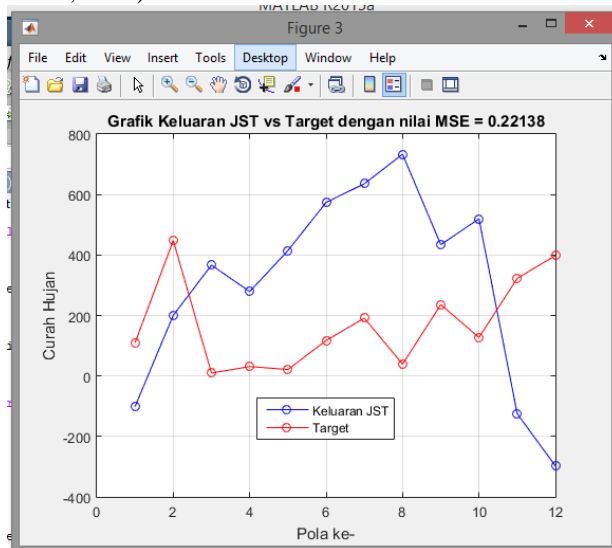
(a)

No	Tahun	Jan	Feb	Mar	Apr	Mei	Juni	Juli	Agu	Sep	Okt	Nov	Des
1	2003	0,57781	0,312019	0,430513	0,349363	0,184326	0,11588	0,107775	0,109966	0,101095	0,138001	0,136906	0,24510609
2	2004	0,230869	0,203929	0,566092	0,2059	0,127379	0,121793	0,105914	0,119055	0,1	0,148405	0,395031	0,57912389
3	2005	0,456797	0,499507	0,476838	0,222546	0,170308	0,101424	0,101095	0,100767	0,180164	0,2577	0,340602	0,35505818
4	2006	0,71525	0,551964	0,386379	0,12475	0,180055	0,103176	0,110842	0,1	0,168556	0,105804	0,290554	0,3700616
5	2007	0,433689	0,436865	0,139535	0,493265	0,349802	0,236325	0,231417	0,212909	0,364586	0,325161	0,473005	0,58317591
6	2008	0,551636	0,417919	0,368857	0,432594	0,254524	0,109747	0,13154	0,100219	0,102081	0,179069	0,402916	0,5308282
7	2009	0,9	0,284093	0,707584	0,12026	0,184326	0,100219	0,158261	0,100219	0,111937	0,104162	0,176222	0,47169062
8	2010	0,666188	0,2577	0,248939	0,160233	0,256605	0,283984	0,208419	0,1	0,116427	0,118617	0,356263	0,34312115
9	2011	0,494251	0,472895	0,206229	0,281793	0,174579	0,171184	0,137563	0,10219	0,1	0,101095	0,197467	0,54791239
10	2012	0,529295	0,389295	0,398097	0,136359	0,158042	0,1	0,100548	0,106352	0,100767	0,1	0,114237	0,27270363
11	2013	0,219808	0,590732	0,110623	0,134059	0,123436	0,22835	0,30961	0,14271	0,358344	0,239521	0,453621	0,53586585

(b)

Gambar 3. Data curah hujan (a) Data asli (BMKG, 2015) (b) Data Normalisasi.

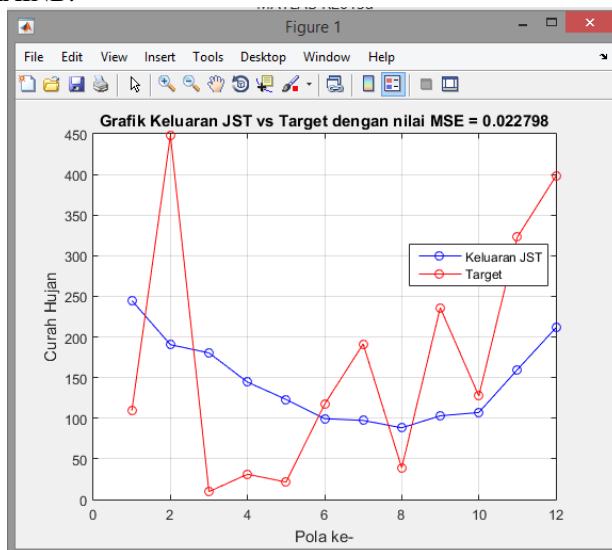
Selanjutnya metode *Backpropagation* diproses dengan Matlab. Data dalam bentuk file excel dimasukkan ke dalam proses dan data terlebih dahulu diubah ke dalam bentuk matrik sebelum diberikan pelatihan. Dengan menggunakan fungsi *nntool* percobaan menggunakan 5 neuron. Fungsi pelatihan menggunakan *TRAINGD*, fungsi ini memiliki kecepatan pelatihan yang tinggi sehingga dipakai sebagai default dalam pelatihan *Backpropagation* di Matlab (Bakhrun, 2013).



Gambar 5. Grafik Perbandingan data asli dan hasil prediksi dengan metode *Backpropagation*

Dari Gambar 5. ditunjukkan bahwa hasil pelatihan dengan metode *backpropagation* pada iterasi ke-10 menghasilkan nilai MSE sebesar 0.22138.

Hal yang sama dilakukan dengan metode *Adaline*. Untuk training *Adaline*, *Adaption learning function* (fungsi pelatihan) secara otomatis menggunakan *TRAINB*.



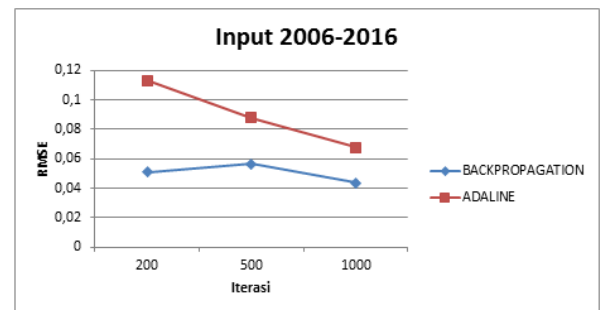
Gambar 6. Grafik Perbandingan data asli dan hasil prediksi dengan metode *Adaline*

Dari Gambar 6 ditunjukkan bahwa hasil pelatihan dengan metode *adaline* pada iterasi ke-10 menghasilkan nilai MSE sebesar 0.022798.

Untuk mendapatkan hasil pengujian yang lebih baik maka selanjutnya dilakukan pengujian nilai *error* RSME dan MSE dengan jumlah iterasi berbeda-beda. Perbandingan nilai RSME dan MSE dengan jumlah iterasi berbeda antara *Backpropagation* dan *Adaline*.

Tabel 1. Perbandingan MSE dan RMSE dengan input 2006-2016

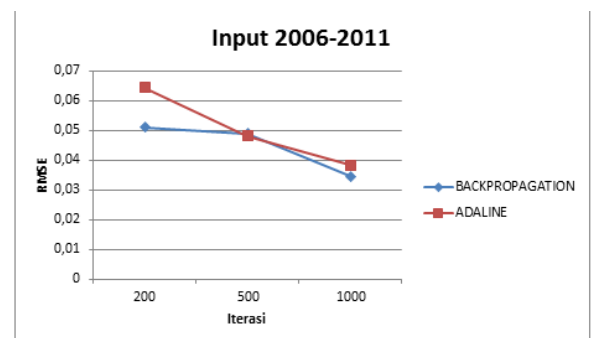
ITERASI	BACKPROPAGATION		ADALINE	
	MSE	RMSE	MSE	RMSE
200	0.0026	0.0509	0.0127	0.1128
500	0.0032	0.0565	0.0077	0.0878
1000	0.0019	0.0435	0.0045	0.0674



Gambar 7. Grafik RMSE input 2006-2016

Tabel 2. Perbandingan MSE dan RMSE dengan input 2006-2011

ITERASI	BACKPROPAGATION		ADALINE	
	MSE	RMSE	MSE	RMSE
200	0.0026	0.0510	0.0041	0.0643
500	0.0024	0.0489	0.0023	0.0480
1000	0.0012	0.0346	0.0015	0.0382

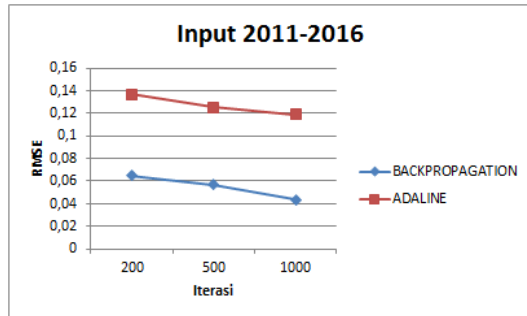


Gambar 8. Grafik RMSE input 2006-2011

Tabel 3. Perbandingan MSE dan RMSE dengan input 2011-2016

ITERASI	BACKPROPAGATION	ADALINE

	MSE	RMSE	MSE	RMSE
200	0.0042	0.0648	0.0186	0.1366
500	0.0032	0.0565	0.0156	0.1252
1000	0.0019	0.0435	0.0142	0.1192



Gambar 9. Grafik RMSE input 2011-2016

6. KESIMPULAN

Kesimpulan dari penelitian dari penelitian ini adalah:

1. Peramalan curah hujan menggunakan JST dengan normalisasi min-max. pada metode *Backpropagation* dan *Adaline* menggunakan 5 neuron input layer dan 5 neuron layer tersembunyi diperoleh hasil terbaik pada iterasi 1000.
2. Berdasarkan pengujian yang telah dilakukan pada iterasi 1000 dihasilkan RMSE dengan metode *Backpropagation* sebesar 0.0435, sedangkan *Adaline* sebesar 0.0674. Berdasarkan perbandingan nilai RMSE metode *Backpropagation* lebih baik dibandingkan dengan metode *Adaline*.

7. SARAN

Data yang digunakan untuk pelatihan menggunakan kurun waktu bulan. Sebaiknya data yang digunakan untuk pelatihan dan peramalan dalam kurun waktu mingguan atau harian agar data yang digunakan semakin

banyak dan mendapatkan tingkat akurasi yang lebih akurat

8. DAFTAR PUSTAKA

- AMINUDIN, M. 2011. *Peramalan Cuaca Kota Surabaya Tahun 2011 Menggunakan Metode Moving Average Dan Klasifikasi Naive Bayes*. Politeknik Elektronika Negeri Surabaya.
- BAKHRUN, A., 2013. Perbandingan metode adaline dan backpropagation untuk prediksi jumlah pencari kerja di Jawa Barat. *Fakultas Teknik dan Ilmu Komputer Universitas Komputer Indonesia - UNIKOM*.
- BMKG. 2015. *Data Online Pusat Database BMKG* [Online]. Available: http://dataonline.bmkg.go.id/data_iklim.
- HAN, J., KAMBER, M. & PEI, J. 2012. *Data Mining Concepts and Techniques 3rd Edition* Elsevier.
- HUTASUHUT, A. H., ANGGRAENI, W. & TYASNURITA, R., 2014. Pembuatan Aplikasi Pendukung Keputusan Untuk Peramalan Persediaan Bahan Baku Produksi Plastik Blowing dan Inject Menggunakan Metode ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) Di CV. Asia. *Jurnal Teknik Pomits*, 3, 169-174.
- NUGROHO, S. P., 2002. Evaluasi Dan Analisis Curah Hujan Sebagai Faktor Penyebab Bencana Banjir Jakarta. *Jurnal Sains & Teknologi Modifikasi Cuaca*, 3, 91-96.
- PURBAYA, R., 2014. Perbandingan Analisis Regresi Linier Berganda Dengan Sistem Inferensi Fuzzy Mamdani Dalam Memprediksi Berat Badan Ideal. *Jurnal Mahasiswa Statistik*, 2, 133-136.
- SABATI, D., DANIA, W. A. P. & PUTRI, S. A., 2014. Peramalan Permintaan Sari Apel Dengan Metode Jaringan Syaraf Tiruan (JST) di KSU Brosem, Batu. *Jurnal Lulusan TIP Fakultas Teknologi Pertanian Universitas Brawijaya*.
- SETIAWAN, O., 2012. Analisis Variabilitas Curah Hujan Dan Suhu Di Bali. *Jurnal Analisis Kebijakan Kehutanan*, 9, 66-79.
- SIANG, J. J. 2009. *Jaringan Syaraf Tiruan dan Pemograman Menggunakan Matlab*, Yogyakarta, ANDI