Evaluasi Prediksi Curah Hujan dengan Algoritma Backpropagation di BMKG Cilacap

Tezhar Rayendra Trastaronny Pastika Nugraha¹

(Program Studi Teknik Informatika Fakultas Sains dan Teknologi)

(Universitas Peradaban, Jl. Raya pagojengan km 03 Paguyangan, Kab. Brebes - Paguyangan.

Jawa Tengah telp. 0812-7225-7000)

e-mail: tezhar.rayendra19@gmail.com

Abstrak

Cuaca merupakan perubahan keadaan udara dari seluruh fenomena yang terjadi di atmosfer bumi atau sebuah planet lain. Itulah sebabnya kondisi udara di setiap pulau bisa berbeda. Karena sudut pemanasan matahari dan kemiringan bumi. Namun dengan seiring perkembangan jaman, kemajuan ilmu pengetahuan dan teknologi dapat dilakukan pendekatan guna memprediksi perubahan cuaca yang terjadi. Perubahan cuaca yang tidak menentu terdapat di beberapa daerah di Indonesia. Salah satu fenomena alam yang kita rasakan sehari-hari mengenai dinamika cuaca seperti tekanan udara, suhu, kecepatan angin, dan curah hujan. Curah hujan salah satu atribut yang memiliki pengaruh yang sangat besar terhadap perubahan cuaca dan perubahan terhadap iklim, maka sangatlah penting bagi kita untuk mengetahui keadaan curah hujan yang akan datang. Backpropagation atau biasa disebut dengan backprop adalah algoritma yang mempelajari tentang bagaimana cara memperkecil atau meminimalkan tingkat ke-error-an dengan menyesuaikan bobot berdasarkan perbedaan curah hujan bulanan di BMKG cilacap dengan algoritma backpropagation. Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data curah hujan dari tahun 1999 sampai dengan tahun 2018 dari BMKG stasiun meteorologi kota cilacap. Dengan menggunakan data tersebut, peneliti membuat pemodelan yang dapat memprediksi curah hujan menggunakan algoritma backpropagation untuk meningkatkan keakurasian prediksi dan memperoleh nilai Mean Square Error (MSE). Berdasarkan evaluasi yang telah dilakukan peneliti dalam memprediksi curah hujan, hasil prediksi data curah hujan yang diambil dari BMKG di kota cilacap dengan menggunakan algoritma backpropagation hasilnya adalah akurat dengan hasil dari Mean Square Error (MSE) adalah 0,011465, Mean Absolute Percent Error (MAPE) adalah 0,3289 pada proses jaringan. Pada penilaian MSE dan MAPE untuk proses pengujian secara keseluruhan adalah 0,011807 dan 0,050448. Dari nilai tersebut, maka proses prediksi menggunakan algoritma backpropagation sangat tepat untuk memprediksi curah hujan, karena mampu mengurangi atau memperkecil tingkat kesalahannya. Arsitektur jaringan syaraf menggunakan 12-10-1 yang artinya 12 bulan data curah hujan, terdapat 10 neuron di hidden-layer dan terdapat 1 curah hujan pada bulan selanjutnya. Oleh sebab itu, maka peramal harus mampu mengurangi atau memperkecil tingkat kesalahannya.

Kata Kunci: Prediksi Curah Hujan, Algoritma Backpropagation, MAPE, MSE.

Abstract

Weather is a change in the air condition of all phenomena that occur in the Earth's atmosphere or another planet. That is why the air conditions on each island can be different. Due to the sun's heating angle and the earth's tilt. However, along with the changing times, advances in science and technology can be approached to predict weather changes that occur. Erratic weather changes exist in several regions in Indonesia. One of the natural phenomena that we feel every day regarding weather dynamics such as air pressure, temperature, wind speed, and rainfall. Rainfall is one of the attributes that has a very big influence on weather

changes and changes to the climate, so it is very important for us to know the state of the future rainfall. Backpropagation or commonly referred to as *backprop* is an algorithm that studies how to minimize or minimize the error rate by adjusting the weights based on differences in monthly rainfall at BMKG cilacap with the backpropagation algorithm. The data used in this study is rainfall data from 1999 to 2018 from the BMKG cilacap city meteorological station. By using this data, the researcher created a model that can predict rainfall using the backpropagation algorithm to increase the accuracy of the prediction and obtain the Mean Square Error (MSE) value. Based on the evaluation that has been done by researchers in predicting rainfall, the results of prediction of rainfall data taken from BMKG in Cilacap city using the backpropagation algorithm are accurate with the results of the Mean Square Error (MSE) is 0.011465, Mean Absolute Percent Error (MAPE).) is 0.3289 on the network process. The MSE and MAPE assessments for the overall testing process are 0.011807 and 0.050448. From this value, the prediction process using the backpropagation algorithm is very appropriate for predicting rainfall, because it can reduce or minimize the error rate. Neural network architecture uses 12-10-1 which means 12 months of rainfall data, there are 10 neurons in the hidden layer and there is 1 rainfall in the following month. Therefore, the forecasters must be able to reduce or minimize the error rate.

Keywords: Rainfall Prediction, Backpropagation Algorithm, MAPE, MSE.

1. Pendahuluan

Backpropagation atau biasa disebut dengan *backprop* adalah algoritma yang mempelajari tentang bagaimana cara memperkecil atau meminimalkan tingkat ke-*error*-an dengan disesuaikannya bobot berdasarkan perbedaan *output* dan target sesuai dengan yang diinginkan. Sehingga metode *backprop* ini melakukan proses peramalan pada data *time series*. [1]

Perubahan cuaca yang tidak menentu terdapat di beberapa daerah di Indonesia. Salah satu fenomena alam yang kita rasakan sehari-hari mengenai dinamika cuaca seperti tekanan udara, suhu, kecepatan angin, dan curah hujan. Curah hujan salah satu atribut yang memiliki pengaruh yang sangat besar terhadap perubahan cuaca. Curah hujan memiliki pengaruh besar terhadap iklim, maka sangatlah penting bagi kita untuk mengetahui keadaan curah hujan dimasa yang akan datang. Dengan adanya masalah tersebut maka penulis meneliti peramalan curah hujan dengan menggunakan data-data pada tahun 1999 sampai dengan tahun 2018.

Penelitian yang menggunakan jaringan saraf tiruan adalah pemodelan jaringan syaraf tiruan dengan algoritma *backpropagation* untuk prediksi curah hujan harian dan menentukan tingkat akurasi prediksi untuk memperoleh nilai Mean Square Error (MSE). Berdasarkan analisis data yang dilakukan dengan menggunakan arsitektur jaringan dan parameter yang telah ditentukan dengan 578 data pada tahap pelatihan. Nilai MSE yang diperoleh pada tahap pelatihan yaitu 25,0639. Pada tahap pengujian menggunakan data sebanyak 145. Nilai MSE yang di peroleh dari proses pengujian yaitu 405.1994. [2]

Penelitian ini akan menggunakan data curah hujan bulanan dari tahun 1999 sampai tahun 2018 dari BMKG Stasiun Meteorologi kota Cilacap. [3] Dengan menggunakan data tersebut, peneliti membuat pemodelan yang dapat memprediksi curah hujan menggunakan algoritma *Backpropagation* untuk menentukan tingkat akurasi prediksi dan memperoleh nilai *Mean Square Error* (MSE). Akurasi memprediksi curah hujan dijadikan salah satu faktor penting yang dapat digunakan dalam berbagai kepentingan untuk mencegah terjadinya tanah longsor, banjir bandang, genangan, angina kencang, pohon tumbang, dan jalan licin. Maka diperlukan peramalan intensitas curah hujan sehingga dapat meminimalisir terjadinya kerusakan alam.

2. Metode Penelitian

Metode penelitian yang akan digunakan untuk penelitian ini adalah metode kuantitatif, karena penelitian yang dilakukan adalah memprediksi cuaca hujan di kota Cilacap dan data yang dihasilkan berupa angka, skala, maupun grafik yang bisa dihitung. [4] Metode Peramalan Objektif (Model Kuantitatif) ini mempunyai dua model yaitu model kausal dan model *time*

series. Model kausal memasukkan dan menguji *variable-variable* yang diduga akan mempengaruhi *variable dependen*, model ini biasanya menggunakan analisis *regresi* untuk menentukan mana *variable* yang signifikan mempengaruhi *variable dependen*. [5] Selain menggunakan analisis *regresi*, model kausal juga dapat digunakan dalam peramalan. Sedangkan model *time series* merupakan model yang digunakan untuk memprediksi masa depan dengan menggunakan historis. Dengan kata lain, model *time series* mencoba melihat apa yang terjadi pada kurun waktu tertentu dan menggunakan data masalalu untuk memprediksi menyatakan klasifikasi peramalan.

2.1. Ketepatan Peramalan

Pusat perhatian pada peramalan adalah kesalahan yang terjadi secara *inheren* disetiap teknik persamaan. Saat memprediksi untuk masa depan, jarang sekali para peramal, pengamat, peneliti menemukan ketepatan yang pasti. Oleh sebab itu, maka seorang peramal, pengamat maupun peneliti akan mengurangi atau memperkecil nilai atau hasil tingkat kesalahan tersebut. Pada model peramalan yang telah didapatkan hasil dari perhitungannya, lalu divalidasi serta dievaluasi dengan memakai berbagai ukuran *variable*, ukuran tersebut adalah *Mean Absolute Deviation* (MAD), *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE), *Mean Square Error* (MSE). [6]

2.1.1. Mean Absolute Deviation (MAD)

Dalam menilai hasil metode *forecasting* dengan cara menjumlahkan dari *absolute error* pada ramalannya. Fungsi dari *Mean Absolute Deviation* (MAD) adalah melakukan pengukuran kualitas akurasi hasil dari ramalan dengan menghitung rata-rata kesalahan mutlak selama periode yang ditentukan. MAD sangat tepat digunakan pada saat mengukur kesalahan ramalan dalam unit yang sama sebagai deret asli. Semakin kecil nilai MAD yang didapat maka semakin baik nilai peramalan tersebut. [7]

Rumus untuk menghitung nilai MAD adalah sebagai berikut:

$$1. \quad MAD = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |Y_t - \hat{Y}_t|$$

Dengan,

- a. Y_t : nilai aktual pada periode t,
- b. $\hat{Y}_t$: nilai peramalan untuk periode t,
- c. n : banyaknya data

2.1.2. Mean Absolute Percentage Error (MAPE)

Merupakan nilai rata-rata persentase kesalahan atau *error* dari beberapa periode. Metode MAPE ini melakukan perhitungannya dengan cara membedakan data asli dan data hasil peramalan. Perbedaan tersebut lalu di absolutkan dan kemudian akan dihitung kedalam persentase terhadap data aslinya. Hasil persentase tersebut kemudian didapatkan nilai *mean*-nya. Semakin kecil nilai MAPE, maka akan semakin tepat hasil peramalan yang diperoleh. [8]

Rumus untuk menghitung nilai MAPE adalah sebagai berikut:

$$1. \quad MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \frac{|Y_t - \hat{Y}_t|}{Y_t}$$

Dengan,

- a. Y_t : nilai aktual pada periode t,
- b. $\hat{Y}_t$: nilai peramalan untuk periode t, dan
- c. n : banyaknya data.

Peramalan model deret waktu dapat dievaluasi dengan klasifikasi nilai MAPE seperti tabel berikut:

Tabel 1. Klasifikasi nilai MAPE

No	Nilai MAPE(%)	Pengertian
1	$0 < x < 10$	Sangat Akurat
2	$10 \leq x < 20$	Baik
3	$20 \leq x < 50$	Layak
4	$x \geq 50$	Tidak Akurat

2.1.3. Mean Square Error (MSE)

Metode peramalan MSE memberikan ketelitian yang lebih baik dari pada MAD, metode ini lebih banyak digunakan sebagai ukuran ketepatan suatu metode peramalan. Metode tersebut menghitung nilai *error* peramalan pada setiap periodenya. Kemudian metode tersebut dibagi dengan jumlah periode peramalan. Kesalahan atau *error* merupakan selisih antara data *actual* dengan hasil peramalan.[9]

Rumus untuk menghitung nilai MSE sebagai berikut:

$$1. \quad MSE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (Y_t - \hat{Y}_t)^2$$

Dengan,

- Y_t : nilai aktual pada periode t,
- $\hat{Y}_t$: nilai peramalan untuk periode t, dan
- n : banyaknya data.

Tabel 2. Klasifikasi nilai MSE

No	Nilai MAPE (%)	Pengertian
1	$0 < x < 10$	Sangat Akurat
2	$10 \leq x < 20$	Baik
3	$20 \leq x < 50$	Layak
4	$MSE \geq 50$	Tidak Akurat

Dengan fase peramalan tersebut, penggunaan metode MSE dan metode MAD merupakan salah satu ukuran ketepatan yang dapat menimbulkan masalah. Ukuran ini sangat sulit untuk membandingkan antar deret berskala yang berbeda. Karena MSE dan MAD merupakan ukuran yang absolut dan bergantung pada skala dari deret waktu. Oleh karena itu, dalam hubungan keterbatasan antara MSE dan MAD sebagai tolak ukuran akurat/ketepatan peramalan, maka dipakai ukuran alternatif sebagai salah satu indikasi ketepatan dalam peramalan yaitu MAPE.

2.2. Backpropagation

Backpropagation atau biasa disebut dengan *backprop* adalah algoritma yang mempelajari tentang bagaimana cara memperkecil atau meminimkan tingkat ke-*error*-an. Metode ini merupakan metode pelatihan terawasi (*supervised learning*). [10]

Jaringan *multilayer* terdiri dari *input layer* (lapisan) masukan *hidden layer* (lapisan tersembunyi), *output layer* (lapisan keluaran). *Hidden layer* terdiri dari satu atau lebih unit *hidden layer*.

Gambar 1. Backpropagation dengan 1 unit *hidden layer*.

Pada gambar diatas, diperhatikan jaringan *backpropagation* b satu unit *hidden layer*. X_i adalah unit *input layer*, Z_i adalah unit *hidden layer*, dan Y_k adalah unit *output layer*. Setiap unit memiliki bobotnya masing-masing. V_{ij} adalah bobot dari unit *input layer* ke unit *hidden layer* W_{jk} adalah bobot dari unit *hidden layer* ke unit *output layer*.

Metode jaringan syaraf tiruan *backpropagation* adalah algoritma untuk memperkecil tingkat ke-*error*-an dengan cara menyeimbangkan, menyesuaikan bobotnya berdasarkan perbedaan *output* dan target yang akan dicapai.[11] Ada tiga *layer* didalam Arsitektur *backpropagation* yaitu *input layer*, *hidden layer* dan *output layer*. Tahap dari *backpropagation* terdiri dari dua, yaitu:

1. Tahap pelatihan, Tahap ini *backpropagation neural network* diberikan data pelatihan dan target.
2. Tahap pengujian atau penggunaan, pengujian dan penggunaan dilakukan setelah *backpropagation* selesai belajar.

Dalam pelatihan *backpropagation* meliputi tiga fase, yaitu:

1. Fase pertama, fase maju.
2. Fase kedua, fase mundur.
3. Fase ketiga, *update* bobot pelatihan jaringan dilakukan berulang-ulang sampai semua pola *output* dari jaringan dapat mengenali pola *output* yang diinginkan.

Adapun algoritma pelatihan standar *backpropagation neural network* adalah sebagai berikut:

1. **Langkah 1:** Mendefinisikan pola masukan dan target,
2. **Langkah 2:** Menginisialisasi bobot awal,
3. **Langkah 3:** Menentukan maksimum iterasi, target *error*, dan *learning rate* yang diinginkan,
4. **Langkah 4:** Mengerjakan langkah-langkah berikut selama ($Epoch < \text{Maksimum Epoch}$) dan ($error \text{ target error}$).
5. **Tahap I: Fase propagasi maju**
6. **Langkah 5:** Jumlahkan semua sinyal yang masuk kelapisan unit

$$a. (x_i, i = 1, 2, 3, \dots, n)$$

$$b. (x_j, j = 1, 2, 3, \dots, p)$$

$$c. z_{netj} = v_{0j} + \sum_i^n x_i v_{ij}$$

$$d. \quad z_j = f(z_{net_j})$$

Hitung keluaran semua lapisan unit j pada lapisan tersembunyi berdasarkan fungsi aktivasi.

7. **Langkah 6:** jumlahkan semua sinyal yang masuk ke keluaran unit k ,

$$a. \quad y_k, k = 1, 2, 3, \dots, m)$$

$$b. \quad y_{net_k} = w_{0k} + \sum_{j=1}^p z_j w_{jk}$$

Gunakan fungsi aktivasi untuk menghitung sinyal *output* dan kirimkan sinyal tersebut ke semua unit lapisan atasnya (unit-unit *output*).

Tahap II: Fase propogasi mundur

8. **Langkah 7:** Hitung faktor kesalahan pada keluaran *layer* (lapisan)

$$a. \quad (y_k, k = 1, 2, 3, \dots, m) \delta_k = (t_k - y_k) f'(y_{net_k})$$

Kemudian hitung koreksi bobot

$$a. \quad \Delta w_{jk} = \alpha \delta_k z_j$$

Hitung juga koreksi bias

$$a. \quad \Delta w_{0k} = \alpha \delta_k$$

9. **Langkah 8:** Hitung penjumlahan kesalahannya

$$a. \quad (z_j, j = 1, 2, 3, \dots, p)$$

$$b. \quad \delta_{net_j} = \sum_{k=1}^m \delta_k w_{jk}$$

Kalikan nilai dengan turunan dari fungsi aktivasinya untuk menghitung informasi *error*

$\delta_j = \delta_{net_j} f'(z_{net_j})$ kemudian hitung korelasi bobot $\Delta v_{ji} = \alpha \delta_j x_i$ hitung juga korelasi bias

$$\Delta v_{0j} = \alpha \delta_j$$

Tahap III: Perubahan bobot

10. **Langkah 9:** Tiap unit *output* ($y_k, k = 1, 2, 3, \dots, m$) memperbaiki bias dan bobotnya ($j = 0, 1, 2, 3, \dots, p$), $w_{jk}(\text{baru}) = w_{jk}(\text{lama}) + \Delta w_{jk}$. Tiap tiap unit pada suatu lapisan tersembunyi ($z_j, j = 1, 2, 3, \dots, p$) memperbaiki bias dan bobotnya ($i = 0, 1, 2, \dots, n$) $v_{ij}(\text{baru}) = v_{ij}(\text{lama}) + \Delta v_{ij}$

11. **Langkah 10:** Uji kondisi berakhir (akhir iterasi).

3. Hasil dan Pembahasan

Hasil penelitian ini meliputi berbagai tahapan. Tahapan tersebut bisa dilihat pada gambar alur penelitian.

Gambar 2. Alur penelitian

3.1 Proses

Langkah-langkah proses memprediksi curah hujan dengan *backpropagation* dengan menggunakan *software* MATLAB 2014R.

1. Melakukan persiapan data curah hujan *time series* dalam memprediksi. Dibawah ini adalah data asli BMKG kota cilacap dengan curah hujan pada tahun 1999 - 2018.

Tabel 3. Data curah hujan BMKG Cilacap dari tahun 1999 - 2018

DATA ASLI

Tahun	Jan	Feb	Mar	Apr	Mei	Jun	Jul	Agus	Sept	Okt	Nov	Des
1999	347,50	131,00	463,30	234,40	139,80	245,20	12,20	46,30	41,40	335,20	510,50	523,30
2000	344,40	234,20	292,20	609,10	477,70	253,60	38,70	40,80	119,90	669,00	856,90	292,10
2001	372,80	187,80	435,60	394,80	124,10	309,40	84,80	1,40	64,70	1433,60	580,90	318,40
2002	270,60	203,90	94,40	183,30	111,00	196,40	117,80	3,10	4,30	28,00	507,00	372,90
2003	453,90	340,00	534,70	265,50	219,10	82,20	2,00	0,00	92,20	276,80	581,00	599,20
2004	259,60	234,90	389,60	188,20	631,10	140,00	182,40	37,20	53,10	85,40	782,30	746,80
2005	720,40	278,60	551,60	312,30	500,10	339,00	260,40	67,00	543,20	470,40	819,30	606,80
2006	418,90	363,60	254,50	141,50	285,80	171,00	54,40	7,80	0,00	60,00	30,30	194,40
2007	153,80	424,10	237,10	336,30	485,70	254,90	13,10	16,60	12,90	143,00	865,20	513,90
2008	242,70	307,30	177,30	96,70	39,20	0,00	4,10	5,20	35,20	402,10	586,80	491,60
2009	585,30	229,70	159,40	263,00	272,70	321,60	145,80	1,10	25,80	612,30	425,30	545,70
2010	263,10	191,80	391,90	202,10	641,90	445,80	342,40	335,70	672,80	621,00	390,60	570,30
2011	206,40	315,60	261,70	465,30	563,60	116,60	49,60	2,00	1,30	75,50	496,00	320,70
2012	406,40	235,80	251,00	409,50	273,00	20,10	4,40	1,50	0,00	108,00	647,00	658,50
2013	254,30	339,70	240,30	235,52	311,30	457,10	507,40	85,00	29,00	75,00	290,00	334,00
2014	363,00	306,50	296,00	321,00	182,00	362,00	659,00	91,00	4,00	55,60	579,00	627,00
2015	294,30	319,00	259,00	204,00	244,00	110,00	33,00	6,00	0,00	0,00	382,00	425,00
2016	171,90	437,10	159,30	367,00	340,80	385,00	658,00	319,00	636,00	955,00	523,00	483,00
2017	371,00	375,50	140,60	408,90	148,00	271,00	67,50	2,70	197,50	838,00	307,20	366,00
2018	298,10	177,00	199,00	339,00	29,00	40,00	13,00	4,00	18,00	84,00	682,00	471,00

2. Algoritma jaringan syaraf tiruan propagasi menggunakan aktivasi *sigmoid biner* dimana fungsi ini bernilai antara 0 sampai dengan 1. Namun fungsi *sigmoid biner* tersebut

sejatinnya tidak pernah mencapai angka 0 maupun 1. Oleh karena itu, data curah hujan perlu dinormalisasi terlebih dahulu salah satu contohnya kedalam *range* 0,1 sampai dengan 0,9 menggunakan persamaan berikut ini:

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

Dimana,

- X' = data hasil normalisasi
- X = data asli/data awal
- a = nilai maksimum data asli
- b = nilai minimum data asli

Tabel 4. Data normalisasi

DATA NORMALISASI

Tahun	Jan	Feb	Mar	Apr	Mei	Jun	Jul	Agus	Sept	Okt	Nov	Des
1999	0,2939	0,1731	0,3585	0,2308	0,1780	0,2368	0,1068	0,1258	0,1231	0,2871	0,3849	0,3920
2000	0,2922	0,2307	0,2631	0,4399	0,3666	0,2415	0,1216	0,1228	0,1669	0,4733	0,5782	0,2630
2001	0,3080	0,2048	0,3431	0,3203	0,1693	0,2727	0,1473	0,1008	0,1361	0,9000	0,4242	0,2777
2002	0,2510	0,2138	0,1527	0,2023	0,1619	0,2096	0,1657	0,1017	0,1024	0,1156	0,3829	0,3081
2003	0,3533	0,2897	0,3984	0,2482	0,2223	0,1459	0,1011	0,1000	0,1515	0,2545	0,4242	0,4344
2004	0,2449	0,2311	0,3174	0,2050	0,4522	0,1781	0,2018	0,1208	0,1296	0,1477	0,5366	0,5167
2005	0,5020	0,2555	0,4078	0,2743	0,3791	0,2892	0,2453	0,1374	0,4031	0,3625	0,5572	0,4386
2006	0,3338	0,3029	0,2420	0,1790	0,2595	0,1954	0,1304	0,1044	0,1000	0,1335	0,1169	0,2085
2007	0,1858	0,3367	0,2323	0,2877	0,3710	0,2422	0,1073	0,1093	0,1072	0,1798	0,5828	0,3868
2008	0,2354	0,2715	0,1989	0,1540	0,1219	0,1000	0,1023	0,1029	0,1196	0,3244	0,4275	0,3743
2009	0,4266	0,2282	0,1890	0,2468	0,2522	0,2795	0,1814	0,1006	0,1144	0,4417	0,3373	0,4045
2010	0,2468	0,2070	0,3187	0,2128	0,4582	0,3488	0,2911	0,2873	0,4754	0,4465	0,3180	0,4182
2011	0,2152	0,2761	0,2460	0,3597	0,4145	0,1651	0,1277	0,1011	0,1007	0,1421	0,3768	0,2790
2012	0,3268	0,2316	0,2401	0,3285	0,2523	0,1112	0,1025	0,1008	0,1000	0,1603	0,4610	0,4675
2013	0,2419	0,2896	0,2341	0,2314	0,2737	0,3551	0,3831	0,1474	0,1162	0,1419	0,2618	0,2864
2014	0,3026	0,2710	0,2652	0,2791	0,2016	0,3020	0,4677	0,1508	0,1022	0,1310	0,4231	0,4499
2015	0,2642	0,2780	0,2445	0,2138	0,2362	0,1614	0,1184	0,1033	0,1000	0,1000	0,3132	0,3372
2016	0,1959	0,3439	0,1889	0,3048	0,2902	0,3148	0,4672	0,2780	0,4549	0,6329	0,3919	0,3695
2017	0,3070	0,3095	0,1785	0,3282	0,1826	0,2512	0,1377	0,1015	0,2102	0,5676	0,2714	0,3042
2018	0,2664	0,1988	0,2110	0,2892	0,1162	0,1223	0,1073	0,1022	0,1100	0,1469	0,4806	0,3628

- Pada prediksi curah hujan ini, data curah hujan 12 bulan sebelumnya. Menggunakan data latih yaitu data curah hujan dari bulan januari 1999 sampai dengan bulan desember 2015. Berikut adalah tabel pola data latih:

Tabel 5. Pola data latih

POLA	DATA MASUKAN	TARGET
1	data bulan ke 1 sampai bulan ke 12	bulan ke - 13
2	data bulan ke 2 sampai bulan ke 13	bulan ke - 14
.	.	.
.	.	.
.	.	.
192	data bulan ke 180 sampai bulan ke 191	bulan ke - 192

Sehingga susunan data latih dan target latih yang diperoleh dapat dilihat pada tabel berikut ini:

Tabel 6. Data latih

DATA LATIH													
	jan	feb	mar	apr	mei	jun	jul	agu	sep	okt	nov	des	Target
1	0,2939	0,1731	0,3585	0,2308	0,1780	0,2368	0,1068	0,1258	0,1231	0,2871	0,3849	0,3920	0,2922
2	0,1731	0,3585	0,2308	0,1780	0,2368	0,1068	0,1258	0,1231	0,2871	0,3849	0,3920	0,2922	0,2307
3	0,3585	0,2308	0,1780	0,2368	0,1068	0,1258	0,1231	0,2871	0,3849	0,3920	0,2922	0,2307	0,2631
4	0,2308	0,1780	0,2368	0,1068	0,1258	0,1231	0,2871	0,3849	0,3920	0,2922	0,2307	0,2631	0,4399
5	0,1780	0,2368	0,1068	0,1258	0,1231	0,2871	0,3849	0,3920	0,2922	0,2307	0,2631	0,4399	0,3666
6	0,2368	0,1068	0,1258	0,1231	0,2871	0,3849	0,3920	0,2922	0,2307	0,2631	0,4399	0,3666	0,2415
7	0,1068	0,1258	0,1231	0,2871	0,3849	0,3920	0,2922	0,2307	0,2631	0,4399	0,3666	0,2415	0,1216
8	0,1258	0,1231	0,2871	0,3849	0,3920	0,2922	0,2307	0,2631	0,4399	0,3666	0,2415	0,1216	0,1228
9	0,1231	0,2871	0,3849	0,3920	0,2922	0,2307	0,2631	0,4399	0,3666	0,2415	0,1216	0,1228	0,1669
10	0,2871	0,3849	0,3920	0,2922	0,2307	0,2631	0,4399	0,3666	0,2415	0,1216	0,1228	0,1669	0,4733
11	0,3849	0,3920	0,2922	0,2307	0,2631	0,4399	0,3666	0,2415	0,1216	0,1228	0,1669	0,4733	0,5782
12	0,3920	0,2922	0,2307	0,2631	0,4399	0,3666	0,2415	0,1216	0,1228	0,1669	0,4733	0,5782	0,2630
13	0,2922	0,2307	0,2631	0,4399	0,3666	0,2415	0,1216	0,1228	0,1669	0,4733	0,5782	0,2630	0,3080
14	0,2307	0,2631	0,4399	0,3666	0,2415	0,1216	0,1228	0,1669	0,4733	0,5782	0,2630	0,3080	0,2048
15	0,2631	0,4399	0,3666	0,2415	0,1216	0,1228	0,1669	0,4733	0,5782	0,2630	0,3080	0,2048	0,3431
16	0,4399	0,3666	0,2415	0,1216	0,1228	0,1669	0,4733	0,5782	0,2630	0,3080	0,2048	0,3431	0,3203
17	0,3666	0,2415	0,1216	0,1228	0,1669	0,4733	0,5782	0,2630	0,3080	0,2048	0,3431	0,3203	0,1693
18	0,2415	0,1216	0,1228	0,1669	0,4733	0,5782	0,2630	0,3080	0,2048	0,3431	0,3203	0,1693	0,2727
19	0,1216	0,1228	0,1669	0,4733	0,5782	0,2630	0,3080	0,2048	0,3431	0,3203	0,1693	0,2727	0,1473
20	0,1228	0,1669	0,4733	0,5782	0,2630	0,3080	0,2048	0,3431	0,3203	0,1693	0,2727	0,1473	0,1008
21	0,1669	0,4733	0,5782	0,2630	0,3080	0,2048	0,3431	0,3203	0,1693	0,2727	0,1473	0,1008	0,1361
22	0,4733	0,5782	0,2630	0,3080	0,2048	0,3431	0,3203	0,1693	0,2727	0,1473	0,1008	0,1361	0,9000
23	0,5782	0,2630	0,3080	0,2048	0,3431	0,3203	0,1693	0,2727	0,1473	0,1008	0,1361	0,9000	0,4242
24	0,2630	0,3080	0,2048	0,3431	0,3203	0,1693	0,2727	0,1473	0,1008	0,1361	0,9000	0,4242	0,2777
25	0,3080	0,2048	0,3431	0,3203	0,1693	0,2727	0,1473	0,1008	0,1361	0,9000	0,4242	0,2777	0,2510
26	0,2048	0,3431	0,3203	0,1693	0,2727	0,1473	0,1008	0,1361	0,9000	0,4242	0,2777	0,2510	0,2138
27	0,3431	0,3203	0,1693	0,2727	0,1473	0,1008	0,1361	0,9000	0,4242	0,2777	0,2510	0,2138	0,1527
28	0,3203	0,1693	0,2727	0,1473	0,1008	0,1361	0,9000	0,4242	0,2777	0,2510	0,2138	0,1527	0,2023
29	0,1693	0,2727	0,1473	0,1008	0,1361	0,9000	0,4242	0,2777	0,2510	0,2138	0,1527	0,2023	0,1619
30	0,2727	0,1473	0,1008	0,1361	0,9000	0,4242	0,2777	0,2510	0,2138	0,1527	0,2023	0,1619	0,2096
31	0,1473	0,1008	0,1361	0,9000	0,4242	0,2777	0,2510	0,2138	0,1527	0,2023	0,1619	0,2096	0,1657
32	0,1008	0,1361	0,9000	0,4242	0,2777	0,2510	0,2138	0,1527	0,2023	0,1619	0,2096	0,1657	0,1017

4. Mempersiapkan data uji dan target uji yang didapat dari data normalisasi dari tahun 2016 sampai dengan 2018. Pada proses pengujian, target uji digunakan hanya untuk memvalidasi hasil pengujian. Berikut tabel pola data pengujian dibawah ini:

Tabel 7. Pola data pengujian

POLA	DATA MASUKAN	TARGET
1	data bulan ke 193 sampai bulan ke 204	bulan ke - 205
2	data bulan ke 194 sampai bulan ke 205	bulan ke - 206
.	.	.
.	.	.
.	.	.
24	data bulan ke 228 sampai bulan ke 239	bulan ke - 240

Sehingga diperoleh data uji yang dapat dilihat pada tabel berikut ini:

Tabel 8. Data uji

DATA UJI														Target
	jan	feb	mar	apr	mei	jun	jul	agu	sep	okt	nov	des		
1	0,1959	0,3439	0,1889	0,3048	0,2902	0,3148	0,4672	0,2780	0,4549	0,6329	0,3919	0,3695	0,3070	0,3095
2	0,3439	0,1889	0,3048	0,2902	0,3148	0,4672	0,2780	0,4549	0,6329	0,3919	0,3695	0,3070	0,3095	0,1785
3	0,1889	0,3048	0,2902	0,3148	0,4672	0,2780	0,4549	0,6329	0,3919	0,3695	0,3070	0,3095	0,1785	0,3282
4	0,3048	0,2902	0,3148	0,4672	0,2780	0,4549	0,6329	0,3919	0,3695	0,3070	0,3095	0,1785	0,3282	0,1826
5	0,2902	0,3148	0,4672	0,2780	0,4549	0,6329	0,3919	0,3695	0,3070	0,3095	0,1785	0,3282	0,1826	0,2512
6	0,3148	0,4672	0,2780	0,4549	0,6329	0,3919	0,3695	0,3070	0,3095	0,1785	0,3282	0,1826	0,2512	0,1377
7	0,4672	0,2780	0,4549	0,6329	0,3919	0,3695	0,3070	0,3095	0,1785	0,3282	0,1826	0,2512	0,1377	0,1015
8	0,2780	0,4549	0,6329	0,3919	0,3695	0,3070	0,3095	0,1785	0,3282	0,1826	0,2512	0,1377	0,1015	0,2102
9	0,4549	0,6329	0,3919	0,3695	0,3070	0,3095	0,1785	0,3282	0,1826	0,2512	0,1377	0,1015	0,2102	0,5676
10	0,6329	0,3919	0,3695	0,3070	0,3095	0,1785	0,3282	0,1826	0,2512	0,1377	0,1015	0,2102	0,5676	0,2714
11	0,3919	0,3695	0,3070	0,3095	0,1785	0,3282	0,1826	0,2512	0,1377	0,1015	0,2102	0,5676	0,2714	0,3042
12	0,3695	0,3070	0,3095	0,1785	0,3282	0,1826	0,2512	0,1377	0,1015	0,2102	0,5676	0,2714	0,3042	0,1988
13	0,3070	0,3095	0,1785	0,3282	0,1826	0,2512	0,1377	0,1015	0,2102	0,5676	0,2714	0,3042	0,1988	0,2110
14	0,3095	0,1785	0,3282	0,1826	0,2512	0,1377	0,1015	0,2102	0,5676	0,2714	0,3042	0,2664	0,1988	0,2892
15	0,1785	0,3282	0,1826	0,2512	0,1377	0,1015	0,2102	0,5676	0,2714	0,3042	0,2664	0,1988	0,2892	0,1162
16	0,3282	0,1826	0,2512	0,1377	0,1015	0,2102	0,5676	0,2714	0,3042	0,2664	0,1988	0,2892	0,1162	0,1223
17	0,1826	0,2512	0,1377	0,1015	0,2102	0,5676	0,2714	0,3042	0,2664	0,1988	0,2892	0,1162	0,1223	0,1073
18	0,2512	0,1377	0,1015	0,2102	0,5676	0,2714	0,3042	0,2664	0,1988	0,2892	0,1162	0,1223	0,1073	0,1022
19	0,1377	0,1015	0,2102	0,5676	0,2714	0,3042	0,2664	0,1988	0,2892	0,1162	0,1223	0,1073	0,1022	0,1100
20	0,1015	0,2102	0,5676	0,2714	0,3042	0,2664	0,1988	0,2892	0,1162	0,1223	0,1073	0,1022	0,1100	0,4806
21	0,2102	0,5676	0,2714	0,3042	0,2664	0,1988	0,2892	0,1162	0,1223	0,1073	0,1022	0,1100	0,4806	0,3628
22	0,5676	0,2714	0,3042	0,2664	0,1988	0,2892	0,1162	0,1223	0,1073	0,1022	0,1100	0,4806	0,3628	
23	0,2714	0,3042	0,2664	0,1988	0,2892	0,1162	0,1223	0,1073	0,1022	0,1100	0,4806	0,3628		
24	0,3042	0,2664	0,1988	0,2892	0,1162	0,1223	0,1073	0,1022	0,1100	0,4806	0,3628			

- Setelah disiapkan (data latih dan data uji) dengan format *xlsx* (excel), maka tahap selanjutnya adalah pelatihan dan pengujian jaringan dengan menggunakan *software* MATLAB 2014R. Jaringan syaraf tiruan yang digunakan pada contoh ini adalah 12-10-1, yang artinya terdiri dari 12 nilai masukan (data curah hujan 12 bulan), 10 *neuron* pada *hidden layer*, dan 1 nilai keluaran yaitu data curah hujan pada bulan berikutnya.
- Perintah untuk pelatihan jaringan dalam bentuk grafik, hingga menampilkan proses pelatihan jaringan seperti gambar berikut:

Gambar 3. Pelatihan Jaringan

Pada pelatihan tersebut *error goal* (MSE) nya sebesar 0,011465 dicapai pada *epoch* yang ke -993 seperti gambar dibawah ini:

Gambar 4. Mean Square Error (MSE)

Hasil dari koefisien korelasi R adalah 0,53605 seperti yang ditunjukkan pada gambar berikut ini:

Gambar 5. Koefisien korelasi R pelatihan

Selanjutnya adalah grafik perbandingan prediksi curah hujan dengan target data curah hujan sebenarnya:

Gambar 6. Grafik keluaran pelatihan

7. Pengujian jaringan dan menampilkan hasil pengujian dalam bentuk grafik. Maka dari proses pengujian jaringan tersebut menghasilkan nilai koefisien korelasi R'nya adalah 0,53208.

Gambar 8. Grafik perbandingan nilai keluaran dengan target.

Hasil dari memprediksi curah hujan berdasarkan *output* dari aplikasi MATLAB 2014 R menggunakan metode *backpropagation* adalah sebagai berikut:

Tabel 9. Perbandingan *output* dan target

TABEL PERBANDINGAN OUTPUT DAN TARGET		
OUTPUT	TARGET	NILAI ERROR
296,8993	371	-0,0414
213,4276	375,5	-0,0904
284,8245	140,6	0,0805
132,4720	408,9	-0,1543
183,6110	148	0,0199
361,1389	271	0,0503
160,1907	67,5	0,0517
332,1119	2,7	0,1838
274,5208	197,5	0,0430
429,6945	838	-0,2278
468,9689	307,2	0,0903
468,4661	366	0,0572
187,8164	298,1	-0,0615
339,5518	177	0,0907
204,8308	199	0,0033
271,5734	339	-0,0376
281,4611	29	0,1409
222,9597	40	0,1021
-12,4709	13	-0,0142
195,4064	4	0,1068
323,9260	18	0,1707
302,0420	84	0,1217
307,6144	682	-0,2089
454,7219	471	-0,0091

4. Kesimpulan

Kesimpulan dari penelitian ini adalah semakin banyak jumlah lapisan tersembunyi pada suatu jaringan tiruan maka semakin bagus hasil prediksi yang dihasilkan. Arsitektur jaringan syaraf tiruan yang digunakan pada pengujian ini adalah 12-10-1 yang artinya terdiri dari 12 masukan (data curah hujan 12 bulan), 10 *neuron* pada *hidden layer*, dan 1 nilai keluaran yaitu data curah hujan berikutnya. Nilai *Mean Squared Error* (MSE) dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) yang dihasilkan pada proses pengujian berturut-turut adalah sebesar 0,011807 dan 0,050448. Kedua nilai tersebut menunjukkan bahwa proses prediksi menggunakan algoritma *backpropagation* dapat memprediksi dengan baik. Jumlah lapisan tersembunyi yang berbeda dan jumlah iterasi juga berbeda, karena jumlah lapisan tersembunyi yang lebih besar tidak selalu menyebabkan jumlah iterasinya meningkat, peningkatan performansi jaringan dengan memperbanyak data latih dan mengubah parameter yang mempengaruhi performansi, seperti jumlah *epoch*, *error goal*, *learning rate*, serta arsitektur jaringan. Hasil prediksi dengan menggunakan algoritma *backpropagation* sangat bergantung pada jumlah data latih, jumlah *epoch*, *error goal*, *learning rate*, serta arsitektur jaringan.

Daftar Pustaka

- [1] N. Ritha, M. Bettiza, and A. Dufan, "Prediksi Curah Hujan dengan Menggunakan Algoritma Levenberg-Marquardt dan Backpropagation," *J. Sustain.*, vol. 5, no. 2, pp. 11–16, 2016.
- [2] F. Ningsih, Fitrianiingsih, and L. A. Didik, "Indonesian Physical Review," *Indones. Phys. Rev.*, vol. 2, no. 3, pp. 1–8, 2019.
- [3] K. Pengantar, *BULETIN PRAKIRAAN HUJAN BULAN AGUSTUS 2018 Pahami Iklim ... untuk Kehidupan | STASIUN KLIMATOLOGI SEMARANG*, no. September. 2018.
- [4] M. Mulyadi, "Penelitian Kuantitatif Dan Kualitatif Serta Pemikiran Dasar Menggabungkannya," *J. Stud. Komun. dan Media*, vol. 15, no. 1, p. 128, 2013, doi: 10.31445/jskm.2011.150106.
- [5] A. R. L. Sederhana, "Analisis regresi," vol. 0, pp. 29–52.
- [6] N. Sari, "Makalah Metode Peramalan," pp. 1–12, 1999.

- [7] S. Wardah and I. Iskandar, “ANALISIS PERAMALAN PENJUALAN PRODUK KERIPIK PISANG KEMASAN BUNGKUS (Studi Kasus : Home Industry Arwana Food Tembilahan),” *J@ti Undip J. Tek. Ind.*, vol. 11, no. 3, p. 135, 2017, doi: 10.14710/jati.11.3.135-142.
- [8] I. Sungkawa and R. T. Megasari, “NILAI RAMALAN DATA DERET WAKTU DALAM SELEKSI MODEL PERAMALAN VOLUME PENJUALAN PT SATRIAMANDIRI CITRAMULIA Iwa Sungkawa ; Ries Tri Megasari,” *ComTech*, vol. 2, no. 2, pp. 636–645, 2011.
- [9] A. A. Gofur and U. D. Widiati, “Sistem Peramalan Untuk Pengadaan Material Unit Injection Di Pt. Xyz,” *Komputa J. Ilm. Komput. dan Inform.*, vol. 2, no. 2, 2015, doi: 10.34010/komputa.v2i2.86.
- [10] E. P. Cynthia and E. Ismanto, “Memprediksi Ketersediaan Komoditi Pangan Provinsi Riau,” *Teknol. Dan Sist. Inf. Univrab*, vol. 2, no. 2, pp. 196–209, 2017.
- [11] R. S. Suhartanto, C. Dewi, and L. Muflikhah, “Implementasi Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation untuk Mendiagnosis Penyakit Kulit pada Anak,” *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput. Univ. Brawijaya*, vol. 1, no. 7, pp. 555–562, 2017.