



Peramalan Curah Hujan Berbasis Jaringan Syaraf Tiruan untuk Optimalisasi Musim Tanam Padi

Dimas Bachtiar^{1*}, Indah Pratiwi², Achmad Jauhari³, Muhammad Yusuf⁴, Fifin Ayu Mufarroha⁵, Devie Rosa Anamisa⁶

^{1,2,3,4,5,6} Prodi Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Trunojoyo Madura, Indonesia

Info Artikel	ABSTRAK
Riwayat Artikel: Diterima : 16 November 2024 Direvisi : 06 Desember 2024 Diterbitkan : 01 Juni 2025	Sektor pertanian berperan penting dalam kesejahteraan masyarakat Indonesia, terutama dalam produksi beras. Namun, hasil panen beras sangat bergantung pada faktor iklim, khususnya curah hujan yang mempengaruhi jadwal tanam dan produktivitas. Penelitian ini bertujuan mengembangkan model prediksi curah hujan menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation (JST) untuk mengoptimalkan musim tanam padi di Bangkalan, Madura. Data curah hujan harian dari Januari 2019 hingga Juli 2024 diproses, dinormalisasi, dan digunakan sebagai input pada JST. Setelah pengujian berbagai konfigurasi, model terbaik diperoleh dengan learning rate 1.0, lima hidden layer, dan sepuluh neuron, menghasilkan MAPE sebesar 0,3912. Model ini memprediksi bahwa musim tanam padi di Bangkalan dapat dimulai pada bulan Oktober karena tingkat curah hujan memenuhi ambang batas yang diperlukan. Penelitian ini memberikan wawasan bagi pemangku kepentingan dalam merencanakan jadwal tanam yang efektif untuk mengurangi risiko gagal panen.
Kata Kunci: Prediksi; Curah Hujan; Jaringan Syaraf Tiruan; Backpropagation; Musim Tanam Padi;	
Keywords: Prediction; Rainfall; Neural Network; Backpropagation; Rice Planting Season;	ABSTRACT <i>The agricultural sector is crucial to the welfare of Indonesian society, especially in rice production. However, rice yields are highly dependent on climate factors, particularly rainfall, which affects planting schedules and productivity. This study aims to create a rainfall prediction model using a Backpropagation Neural Network (BPNN) to optimize the rice planting season in Bangkalan, Madura. Daily rainfall data from January 2019 to July 2024 were processed, normalized, and used as input for the BPNN model. After testing various configurations, the best model was obtained with a learning rate of 1.0, five hidden layers, and ten neurons. Model accuracy was evaluated using Mean Absolute Percentage Error (MAPE), Mean Squared Error (MSE), and Root Mean Squared Error (RMSE), achieving a MAPE of 0.3912. The model predicts tshat the optimal rice planting season in Bangkalan can start in October, as rainfall meets the required thresholds. This research provides insights for stakeholders in planning effective planting schedules to reduce the risk of crop failure.</i>
Penulis Korespondensi: Dimas Bachtiar, Program Studi Teknik Informatika, Universitas Trunojoyo Madura Email: 210411100022@student.trunojoyo.ac.id	This is an open access article under the CC BY-SA license



1. PENDAHULUAN

Pertanian merupakan sektor pemegang peranan penting dalam kesejahteraan masyarakat Indonesia. Sebagai negara agraris, sebagian penduduknya menggantungkan hidup mereka pada sektor pertanian atau perkebunan. Luasnya sektor pertanian di Indonesia memberikan peluang besar terhadap pembangunan negara terutama produksi beras sebagai makanan pokok bagi masyarakat. Namun, disamping potensi pertanian di Indonesia yang sangat besar, produktivitas ini masih sangat bergantung terhadap faktor iklim terutama curah hujan. Curah hujan menjadi faktor yang sangat menentukan bagi produktivitas padi. Lahan pertanian padi sangat memerlukan pemasokan air untuk mendukung pertumbuhan padi. Padi akan dapat berkembang dengan baik apabila berada di daerah yang bersuhu hangat dan lembab dengan curah hujan mencapai 200mm per bulan atau lebih[1]. Kondisi alam yang tidak menentu akan sangat berpengaruh pada produktivitas padi. Kekeringan akibat suhu tinggi atau banjir akibat curah hujan yang ekstrem pada lahan pertanian seringkali menyebabkan gagal panen, sehingga mengakibatkan terjadinya penurunan produktivitas pada padi[2].

Bangkalan adalah salah satu Kabupaten di pulau Madura yang memiliki lahan pertanian yang luas. Dengan total luas wilayah mencapai 126.181 hektar, Kabupaten Bangkalan memiliki lahan pertanian yang terbagi menjadi ladang sawah dengan luas 29.540 hektar dan ladang kering dengan luas 96.642 hektar yang tersebar di 14 Kecamatan[3]. Hasil panen padi di Kabupaten Bangkalan tidak selalu mengalami peningkatan, kadang menurun, dan kadang konstan tetap. Hal ini dipengaruhi oleh kondisi lahan yang sangat bergantung pada curah hujan sebagai faktor penentu musim tanam padi. Oleh karena itu, penerapan metode *machine learning* dapat digunakan untuk meramalkan curah hujan di masa mendatang sebagai dasar penentuan musim tanam padi. Salah satu metode *machine learning* yang bisa digunakan untuk melakukan peramalan curah hujan sebagai penentu musim tanam padi adalah Jaringan Syaraf Tiruan (JST) *Backpropagation*. Metode ini sangat cocok digunakan untuk peramalan karena metode pembelajarannya bersifat *supervised*, yang mana dapat meminimalisir kesalahan keluaran yang dihasilkan[4].

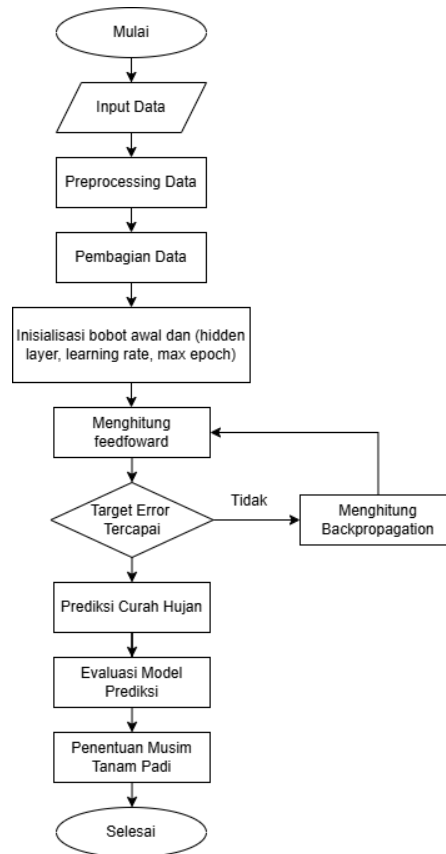
Penelitian terdahulu mengenai peramalan menggunakan metode JST *Backpropagation* telah banyak dilakukan. Penelitian yang dilakukan oleh Ghufron Zaida Muflih [5] melakukan peramalan curah hujan di Kabupaten Wonosobo menggunakan metode JST *Backpropagation*. Dengan menggunakan data curah hujan dari tahun 2009 – 2011 diperoleh hasil MSE sebesar 0,000099899 pada pelatihan dan 0,17042 pada pengujian. Kemudian koefisien korelasi yang dihasilkan adalah 0,99205 yang menandakan model memiliki akurasi yang baik. Selanjutnya, penelitian yang dilakukan oleh Aditya Wisnugraha Sugiyarto [6] melakukan peramalan produksi beras nasional Indonesia menggunakan metode *hybrid JST Backpropagation* dan *Genetic Algorithm* (GA). Diperoleh hasil MAPE sebesar 1,4084% untuk data latih dan 2,3394% untuk data uji. Kemudian, penelitian menggunakan JST *Backpropagation* juga dilakukan oleh Ida Wahyuni [7] untuk meramalkan curah hujan di wilayah Kabupaten Trenggalek. Dengan data yang digunakan mulai dari tahun 2005 – 2014 diperoleh hasil RMSE sebesar 8,14 untuk proses pelatihan dan 8,28 untuk proses pengujian.

Berdasarkan pemaparan diatas tersebut, peneliti akan melakukan prediksi untuk menentukan musim tanam padi guna meningkatkan produksi padi di Kabupaten Bangkalan menggunakan metode Jaringan Syaraf Tiruan *Backpropagation*. Diharapkan dengan pengembangan sistem ini dapat mendukung pemerintah di Kabupaten Bangkalan dalam merencanakan jadwal tanam padi yang akurat sehingga dapat meminimalisir terjadinya gagal panen padi.

2. METODE PENELITIAN

2.1. RANCANGAN PENELITIAN

Penelitian ini akan melakukan prediksi curah hujan untuk menentukan musim tanam padi di Kabupaten Bangkalan menggunakan metode Jaringan Syaraf Tiruan *Backpropagation*. Berikut merupakan tampilan diagram alur penelitian yang dibuat oleh peneliti guna membuat penelitian yang lebih tertuju sehingga dapat menyelesaikan masalah serta mencapai tujuan penelitian. Pada Gambar 1 ditampilkan rancangan penelitian yang akan dilakukan.



Gambar 1. Rancangan Penelitian Untuk Memprediksi Curah Hujan

2.2. DATASET

Penelitian ini akan menggunakan data time series yang diperoleh melalui pendekatan sekunder dari Badan Meteorologi, Klimatologi, dan Geofisika (BMKG). Peneliti memilih stasiun pengamatan cuaca terdekat, yaitu Stasiun Meteorologi Perak I Surabaya dikarenakan Kabupaten Bangkalan tidak memiliki stasiun pengamatan cuaca. Pemilihan stasiun pengamatan cuaca tersebut dirasa sangat tepat dikarenakan lokasi Kabupaten Bangkalan yang bersebelahan dengan Surabaya. Data yang akan digunakan merupakan data curah hujan harian yang berjumlah 1643 data dengan rentang waktu dari bulan Januari 2019 sampai dengan Juli 2024.

Tabel 1. Dataset Curah Hujan

Header	Header
01-01-2022	8888
01-01-2022	1.3
01-01-2022	0
01-01-2022	1.8
...	...
27-06-2024	0
28-06-2024	0
29-06-2024	1.4
30-06-2024	0

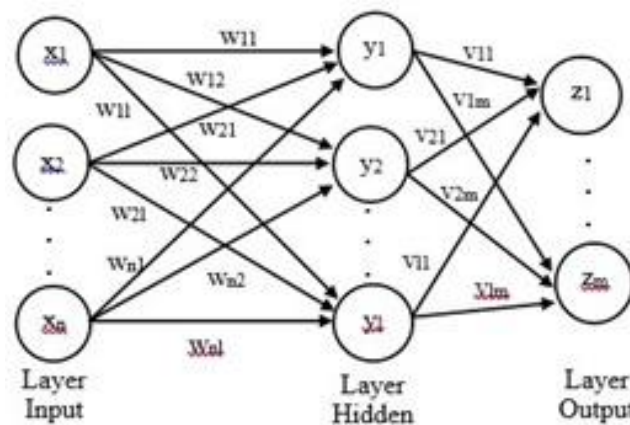
2.3. PREPROCESSING DATA

Preprocessing merupakan langkah penting yang harus dilakukan dalam mengolah dataset. Hal ini penting dilakukan dengan tujuan untuk mendeteksi dan mengatasi kesalahan yang mungkin ada pada data tersebut sehingga pengolahan data dapat berjalan dengan lancar[8]. Teknik preprocessing yang digunakan pada penelitian ini meliputi data imputation, transformasi data, dan normalisasi data. Data Imputation dilakukan untuk mengisi data yang terindikasi *missing value*. Mengisi data yang hilang atau *missing value* bisa dilakukan dengan menggunakan metode atau biasanya bisa diisi dengan nilai 0 seperti pada kasus data curah hujan yang

kosong. Metode ini penting dilakukan untuk mencegah terjadinya bias dalam analisis serta mengurangi akurasi dalam prediksi. Transformasi data digunakan untuk mengubah nilai suatu data menjadi nilai yang sebenarnya[9]. Seperti pada dataset curah hujan terdapat nilai 8888 yang menandakan data tidak terukur sehingga perlu diganti menjadi nilai 0. Penerapan normalisasi data pada penelitian ini dilakukan karena terdapat variasi dengan skala yang berbeda-beda pada dataset. Oleh karena itu, normalisasi data akan melakukan penyamaan skala pada dataset curah hujan sehingga dapat membantu model dalam melakukan prediksi serta mencegah terjadinya bias akibat dari rentang nilai yang berbeda-beda.

2.4. JARINGAN SYARAF TIRUAN *BACKPROPAGATION*

Artificial Neural Network atau dikenal sebagai Jaringan Syaraf Tiruan adalah suatu sistem yang memiliki kemampuan dalam menyimpan, memperoleh, dan mengaplikasikan pengetahuan yang di dapat melalui pengalaman. ANN terinspirasi dari cara kerja pada jaringan syaraf otak manusia dalam memproses informasi[10]. Salah satu model ANN adalah *Backpropagation*. *Backpropagation* adalah teknik yang sering digunakan dalam berbagai konteks seperti peramalan, optimasi, dan identifikasi pola dikarenakan teknik ini merupakan bentuk pembelajaran yang diawasi (*Supervised Learning*)[2]. *Backpropagation* menggunakan kesalahan output untuk melakukan perubahan pada nilai bobotnya dengan gerakan mundur (*backward*). Dalam mendapatkan kesalahan output wajib mengerjakan tahapan maju (*forward propagation*) terlebih dulu, dengan mengaktifkan neuron menggunakan aktivasi sigmoid[11]. Terlihat pada Gambar 2, *Backpropagation* memiliki arsitektur yang terbagi menjadi tiga layer, yaitu input layer, hidden layer, dan output layer.



Gambar 2. Arsitektur *Backpropagation*

Dalam proses pembelajaran *backpropagation* memiliki 3 fase, yaitu fase maju atau *feedforward*, mundur atau *backpropagation*, dan perubahan bobot[5]. Dibawah ini merupakan tahapan dari *backpropagation* [12]:

a. Fase I : Fase Maju (*Feedforward*)

- 1) Tiap inputan ($x_i, i = 1, 2, \dots, n$) menerima sinyal lalu meneruskan ke lapisan tersembunyi.
- 2) Tiap lapisan tersembunyi ($z_j, i = 1, 2, \dots, p$), jumlahkan bobot sinyal input menggunakan persamaan:

$$Z_{net} = V_{jo} + \sum_{i=1}^n x_i V_j \quad (1)$$

dalam menghitung sinyal output gunakan fungsi aktivasi *sigmoid biner*:

$$Z_j = f(z_{net_j}) = \frac{1}{1 + e^{-z_{net_j}}} \quad (2)$$

- 3) Tiap sinyal *output* ($y_k, i = 1, 2, \dots, m$), dilakukan penjumlahan menggunakan persamaan:

$$Y_{net_k} = w_{ok} + \sum_{j=1}^p z_j w_{jk} \quad (3)$$

Untuk menghitung output terapkan fungsi aktivasi dengan persamaan :

$$y_k = f(y_{net_k}) = \frac{1}{1 + e^{-y_{net_k}}} \quad (4)$$

b. Fase II : Fase Mundur (*Backpropagation*)

- 4) Tiap unit *output* ($Y_k, i = 1, 2, \dots, m$) menerima data target sejalan dengan *input* Latihan. Kemudian dilanjut dengan menghitung *error* dengan persamaannya:

$$\delta_k = (t_k - y_k)f(y_{net_k}) = (t_k - y_k)y_k(1 - y_k) \quad (5)$$

Dalam menghitung koreksi bobot digunakan persamaan:

$$\Delta w_{jk} = \alpha \delta_k Z_j \quad (6)$$

Dan untuk menghitung koreksi bias digunakan persamaan:

$$\Delta w_{ok} = \alpha \delta_k \quad (7)$$

Kemudian mengirim nilai 1 keapda unit di layer apaling kanan.

- 5) Di tiap unit tersembunyi ($z_j, i = 1, 2, \dots, p$), jumlahkan delta masukannya, yaitu unit yang terletak pada layer di sebelah kanannya:

$$Z\delta_{net_j} = \sum_{k=1}^m \delta_k w_{kj} \quad (8)$$

Faktor δ unit tersembunyi :

$$\delta_j = \delta_{net_j} f^1(z_{net_j}) = \delta_{net_j} z_j (1 - z_j) \quad (9)$$

Kemudian hitung perubahan bobot v_{0j} (yang akan dipakai untuk memperbaiki v_{ji}):

$$\Delta w_{0j} = \alpha \delta_j \quad (10)$$

Dan hitung perubahan biasnya:

$$\Delta V_{ij} = \alpha \delta_j x_i \quad (11)$$

- c. Fase III : Perubahan bobot

- 6) Tiap-tiap unit output ($z_j, j = 1, 2, \dots, p$) lakukan perubahan nilai bobot dan biasnya $w_{jk}(\text{baru}) = w_{jk}(\text{lama}) + \Delta w_{jk}$ dengan persamaan:

$$w_{jk}(\text{baru}) = w_{jk}(\text{lama}) + \Delta w_{jk} \quad (12)$$

Tiap unit tersembunyi dilakukan oerubahan pada bobot dan bias dengan persamaan:

$$v_{0j}(\text{baru}) = v_{0j}(\text{lama}) + \Delta v_{0j} \quad (13)$$

- 7) Tes kondisi berhenti apabila nilai error mencukupi

2.5. EVALUASI

Evaluasi model merupakan bagian yang sangat penting untuk menjamin keakuratan hasil model prediksi dengan menghitung nilai kesalahan dari model prediksi tersebut. Berikut beberapa metrik yang digunakan untuk mengukur kinerja model prediksi:

- a. *Mean Suare Error* (MSE)

MSE melakukan perhitungan rata-rata deviasi atau nilai kesalahan kuadrat dari nilai aktual dan nilai prediksi. Model dapat disebut sangat baik jika nilai MSE lebih kecil. Berikut persamaan (14) untuk menghitung MSE:

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (14)$$

- b. *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE)

MAPE melakukan perhitungan rata-rata hasil kesalan prediksi yang ditampilkan dalm nilai persen. Model dapat disebut sangat baik jika nilai MAPE lebih kecil. Berikut persamaan (15) untuk menghitung MAPE:

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \times 100 \right| \quad (15)$$

- c. *Root Mean Squared Error* (RMSE)

RMSE melakukan perhitungan rata-rata deviasi atau nilai prediksi berdasarkan nilai aktual. Jika nilai RMSE semakin mendekati nol maka model dapat disebut akurat dalam melakukan prediksi. Berikut persamaan (16) untuk menghitung RMSE:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (16)$$

3. HASIL DAN ANALISIS

Pada bagian ini dilakukan percobaan untuk memprediksi curah hujan menggunakan algoritma Jaringan Syaraf Tiruan *Backpropagation*. Dalam penelitian ini akan dilakukan tiga pengujian, meliputi pengujian *learning rate*, pengujian *hidden layer*, dan pengujian *hidden neuron*. Kemudian akan digunakan *k – fold cross* untuk pengujian dimana dataset akan dibagi menjadi 3 *fold*. Pengujian ini dilakukan untuk mencari parameter terbaik sehingga menghasilkan model terbaik untuk dilakukan prediksi curah hujan kedepannya. Evaluasi yang akan digunakan untuk mengukur performa adalah MSE, MAPE, dan RMSE.

3.1 PENGUJIAN PERBEDAAN *LEARNING RATE*

Pengujian pertama dilakukan dengan *input learning rate* dengan jumlah yang berbeda yaitu 0.1 sampai 1 dengan jumlah *hidden layer* sebesar 3, jumlah *hidden neuron* sebesar 7, serta jumlah maksimal *epoch* sebesar 100. Kemudian dilakukan 3 kali pengujian serta menghitung rata-rata MSE, MAPE, dan RMSE.

Tabel 2. Hasil Perbedaan *Learning Rate*

<i>Learning Rate</i>	MSE	MAPE	RMSE
0.1	0.006398228898292582	54594672627926.02	0.07980403735361656
0.2	0.006737513757166351	85661132592019.27	0.08199240993763214
0.3	0.007365052053159554	39187239678140.484	0.08579335701848058
0.4	0.006771357486217287	69557832103128.805	0.08218663931254
0.5	0.007509294523457894	42753307987868.12	0.08654968924049246
0.6	0.007769941052396039	86142955.15073021	0.08806213928631779
0.7	0.0077699428769455806	10470932.314355213	0.08806214914379921
0.8	0.007769937840367163	219021806.3707159	0.08806212192549116
0.9	0.007769943124867976	205328.4069316504	0.08806215048341276
1.0	0.007769943129330502	20434.89366010243	0.08806215050834328

Berdasarkan hasil pengujian pada Tabel 2 nilai *learning rate* dengan input 1 menampilkan nilai rata-rata MAPE terkecil. Dalam 3 kali percobaan pengujian dengan *learning rate* 1 diperoleh rata-rata MAPE sebesar 20434.89366010243%. Berdasarkan pengujian tersebut dapat disimpulkan bahwa besarnya *learning rate* berpengaruh pada nilai rata-rata MAPE. Semakin besar nilai *learning rate* maka nilai rata-rata MAPE semakin kecil, begitu juga yang terjadi sebaliknya.

3.2 PENGUJIAN PERBEDAAN JUMLAH HIDDEN LAYER

Pengujian kedua dilakukan dengan *input hidden layer* dengan jumlah yang berbeda yaitu 1 sampai 10 dengan nilai *learning rate* terbaik sebelumnya yaitu 1.0, *hidden neuron* 7, serta maksimum *epoch* sebesar 100.

Tabel 3. Hasil Perbedaan Jumlah *Hidden Layer*

<i>Hidden Layer</i>	MSE	MAPE	RMSE
1	0.007769857279590346	3852065863.183738	0.088061665116856
2	0.007769943129432054	15190.371388070154	0.08806215050894693
3	0.00776994312936317	18042.88193455038	0.08806215050857456
4	0.007769943129797753	50.622289373225904	0.0880621505109211
5	0.007769943129798155	34.05875964115518	0.0880621505109232
6	0.007769942832144106	13130518.372389272	0.08806214877228151
7	0.007769942971426487	6683657.939776753	0.08806214955857429
8	0.0077699431296084235	8794.818008107772	0.08806215050985082
9	0.007769943041870668	3640281.79635635	0.0880621500361972
10	0.007769943129500997	12575.149530590294	0.08806215050913611

Berdasarkan hasil pengujian pada Tabel 3 diperoleh nilai rata-rata MAPE terkecil yaitu 34.05875964115518% pada *hidden layer* 5. Berdasarkan pengujian tersebut dapat disimpulkan jumlah *hidden layer* berpengaruh pada nilai rata-rata MAPE. Dengan *hidden layer* yang bernilai 5 ini menandakan bahwa model berhasil menangkap pola yang cukup kompleks untuk menghasilkan prediksi yang akurat.

3.3 PENGUJIAN PERBEDAAN JUMLAH HIDDEN LAYER

Pengujian ketiga dilakukan dengan *hidden neuron* dengan jumlah yang berbeda yaitu 1 sampai 10 dengan nilai *learning rate* dan *hidden layer* terbaik sebelumnya, serta maksimum *epoch* sebesar 100.

Tabel 4. Hasil Perbedaan Jumlah *Hidden Layer*

<i>Hidden Layer</i>	MSE	MAPE	RMSE
1	0.007105442085099886	68261330914500.56	0.08403588891013292
2	0.0074592743285559196	35368069068079.914	0.08624999081084361
3	0.007769845147854146	4057144662.035892	0.08806162143027925
4	0.007769873341132327	2889872109.6238236	0.08806177362453822

Hidden Layer	MSE	MAPE	RMSE
5	0.007769942924056778	9036957.139316404	0.08806214930564311
6	0.007769942996522804	5624067.54011915	0.08806214970944566
7	0.007769942901893965	10526010.52295775	0.0880621492227196
8	0.0077699431296041205	8221.792422600769	0.08806215050975652
9	0.00776994312963578	6756.006331786491	0.08806215051004684
10	0.007769943129798958	0.3912203113134716	0.08806215051092786

Dari hasil pengujian pada Tabel 4 *hidden neuron* yang berjumlah 10 memberikan nilai rata-rata MAPE terkecil sebesar 0.3912203113134716%. Dalam 3 kali percobaan *hidden neuron* 10 menandakan bahwa nilai MAPE yang diperoleh lebih baik dari *hidden neuron* lainnya. Berdasarkan pengujian tersebut dapat disimpulkan jumlah *hidden neuron* yang banyak dapat berpengaruh pada nilai rata-rata MAPE.

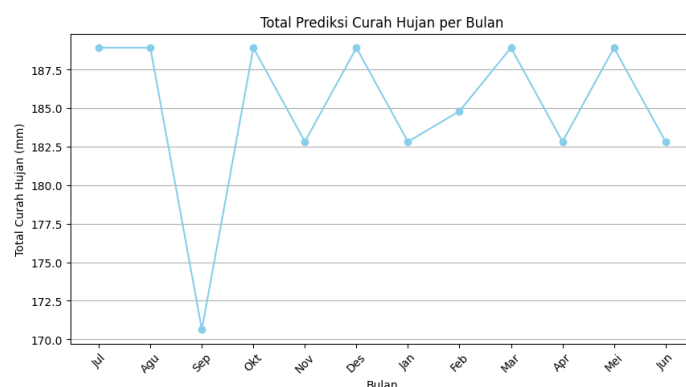
3.4 EVALUASI MODEL

Dengan hasil yang diperoleh dari pengolahan data diatas hasil terbaik pada penerapan parameter *learning rate* 1.0, jumlah *hidden layer* 5, dan jumlah *hidden neuron* 10.

Tabel 5. Hasil Pengujian Terbaik

Learning Rate	Hidden Layer	Hidden Neuron	MSE	MAPE	RMSE
1.0	5	10	0.007769943129798958	0.3912203113134716	0.08806215051092786

Dari hasil parameter terbaik di atas, akan dilakukan prediksi curah hujan untuk 365 hari kedepan serta akan dilakukan pengelompokkan sesuai bulannya dan diperoleh hasil sebagai berikut.



Gambar 3. Hasil Prediksi Curah Hujan Untuk 365 Hari Kedepan

Dalam menentukan masa tanam padi diperlukan beberapa kriteria agar bisa dilakukan penanaman. Kriteria tersebut hanya bisa dilakukan untuk satu kali masa tanam. Berikut kriteria masa tanam padi yang harus dipenuhi[13] :

- Curah hujan harus melebihi 150mm/bulan untuk bulan pertama.
- Curah hujan harus melebihi 100mm/bulan dalam waktu tiga bulan.

Terlihat grafik pada Gambar 3 bisa disimpulkan bahwa untuk jadwal musim tanam padi bisa dilakukan mulai dari bulan Oktober, dikarenakan curah hujan telah mencapai 150mm dan untuk 3 bulan yang akan datang terlihat curah hujan mencapai lebih dari 100mm per bulannya.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, peneliti melakukan tiga pengujian terhadap data curah hujan harian sebanyak 1643 data, diperoleh hasil pengujian terbaik dengan nilai *learning rate* 1.0, jumlah *hidden layer* 5, dan jumlah *hidden neuron* 10 menghasilkan model terbaik yaitu MAPE sebesar 0.3912203113134716, MSE sebesar 0.007769943129798958, dan RMSE sebesar 0.08806215051092786. Hasil model ini masih terbilang kurang baik dikarenakan nilai MAPE yang cukup tinggi. Hal ini disebabkan oleh data curah hujan yang banyak memiliki nilai 0 sehingga menyebabkan terjadinya fluktuasi pada data yang mana ini

mempengaruhi nilai model. Kemudian, pengujian prediksi curah hujan untuk jadwal musim tanam padi juga dilakukan berdasarkan hasil model terbaik yang didapat. Hasil pengujian tersebut menunjukkan bahwa jadwal tanam padi bisa dilakukan pada bulan Oktober dikarenakan kriteria masa tanam padi dapat terpenuhi yaitu curah hujan mencapai 150mm serta curah hujan mencapai lebih dari 100mm dalam kurun waktu tiga bulan.

Berdasarkan penelitian ini terdapat saran yang dapat diberikan untuk penelitian selanjutnya, yaitu menggunakan data curah hujan dasarian atau bulanan. Kemudian dapat dilakukan modifikasi dengan menambahkan metode optimasi untuk mengatasi kekurangan dari JST *Backpropagation* dalam penentuan bobot.

UCAPAN TERIMAKASIH

Ucapan terimakasih penulis sampaikan kepada Universitas Trunojoyo Madura, Fakultas Teknik, Program Studi Teknik Informatika, serta kepada Badan Meteorologi, Klimatologi, dan Geofisika (BMKG)

REFERENSI

- [1] A. L. Zahra, S. Tiara, R. Ada, and A. F. Ardini, "Implementasi Clustering Algoritma K-Means Pada Produksi Beras di Provinsi Jawa Timur Tahun 2022," 2024. [Online]. Available: <https://journal-computing.org/index.php/journal-cisa/index>
- [2] W. Estiningtyas *et al.*, "IMPACT OF CLIMATE CHANGE ON RICE PRODUCTION IN RAINFED AREA 1* 2."
- [3] C. Karyadinata and A. P. Pomi, "Penentuan Lokasi-lokasi Prioritas Pengembangan Pertanian di Kabupaten Bangkalan melalui Analisis Kuadran atas Variabel Luas Lahan, Produktivitas Lahan, Jaringan Irigasi, dan Indeks Pertanaman," *Parjhuga: Jurnal Penelitian dan Pengembangan Daerah*, vol. 1, no. 2, pp. 79–93, Dec. 2023, doi: 10.60128/parjhuga.v1i2.11.
- [4] M. Thoriq, "Peramalan Jumlah Permintaan Produksi Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan Algoritma Backpropagation," *Jurnal Informasi dan Teknologi*, pp. 27–32, Feb. 2022, doi: 10.37034/jidt.v4i1.178.
- [5] G. Z. Muflih, Sunardi, and A. Yudhana, "[19]JARINGAN SARAF TIRUAN BACKPROPAGATION UNTUK PREDIKSI CURAH HUJAN DI WILAYAH KABUPATEN WONOSOBO," vol. 4, pp. 45–56, 2019.
- [6] A. W. Sugiyarto, "Optimization of Genetic Algorithms on Backpropagation Neural Network to Predict National Rice Production Levels."
- [7] I. Wahyuni, N. R. Adam, W. F. Mahmudy, and A. Iriany, *2017 International Conference on Sustainable Information Engineering and Technology (SIET)*. IEEE, 2017.
- [8] H. Hasbi and T. B. Sasongko, "Optimasi Performa Random Forest dengan Random Oversampling dan SMOTE pada Dataset Diabetes," *JURNAL MEDIA INFORMATIKA BUDIDARMA*, vol. 8, no. 3, p. 1756, Jul. 2024, doi: 10.30865/mib.v8i3.7855.
- [9] B. Prasajo and E. Haryatmi, "Analisa Prediksi Kelayakan Pemberian Kredit Pinjaman dengan Metode Random Forest," *Jurnal Nasional Teknologi dan Sistem Informasi*, vol. 7, no. 2, pp. 79–89, Sep. 2021, doi: 10.25077/teknosi.v7i2.2021.79-89.
- [10] G. Ramadhona, B. Darma Setiawan, and F. A. Bachtiar, "Prediksi Produktivitas Padi Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation," 2018. [Online]. Available: <http://j-ptiik.ub.ac.id>
- [11] N. Azise, P. Nurtantio Andono, and R. A. Pramunendar, "Prediksi Pendapatan Penjualan Obat Menggunakan Metode Backpropagation Neural Network dengan Algoritma Genetika Sebagai Seleksi Fitur," 2019. [Online]. Available: <http://research>.
- [12] A. Dafid, H. Sukri, and M. Sholeh, "SISTEM PERAMALAN HASIL PRODUKSI JAGUNG DI KABUPATEN SUMENEP DENGAN PENDEKATAN JARINGAN SYARAF TIRUAN BACKPROPAGATION FORECASTING SYSTEM OF MAIZE PRODUCTION RESULT IN SUMENEP REGENCY WITH ARTIFICIAL NEURAL NETWORK BACKPROPAGATION APPROACH," vol. 12, no. 2, 2024.
- [13] Y. Habibah Laily, F. Rakhmawati, and I. Husein, "PENERAPAN METODE FUZZY TIME SERIES-MARKOV CHAIN DALAM PERAMALAN CURAH HUJAN SEBAGAI JADWAL TANAMAN PADI," vol. 4, no. 1, 2023, doi: 10.46306/lb.v4i1.