

PERAMALAN RATA-RATA JUMLAH CURAH HUJAN DI KABUPATEN LOMBOK TIMUR DENGAN METODE *MULTILAYER PERCEPTRON DAN EXTREME LEARNING MACHINE*

Nur Azizah¹, Ristu Haiban Hirzi²

*Corresponding Author: Chandrawati

nur794508@gmail.com¹, ristuastalavista@hamzanwadi.ac.id²

chandrawati@hamzanwadi.ac.id

Universitas Hamzanwadi

ABSTRAK

Indonesia merupakan negara agraris yang memiliki kekayaan sumber daya alam. Salah satu daerahnya yang kaya dengan produksi pertanian adalah Nusa Tenggara Barat yang disebut sebagai Lumbung Pangan Nasional. Begitupun dengan kabupaten Lombok Timur juga merupakan lumbung pangan untuk NTB. Namun, produksi pertanian tidak selalu optimal, hal ini disebabkan oleh curah hujan yang tidak menentu. Melihat kondisi tersebut maka perlu dilakukan peramalan curah hujan agar petani dapat mengetahui informasi curah hujan. Peramalan curah hujan dapat dilakukan menggunakan metode Multilayer Perceptron (MLP) dan Extreme Learning Machine (ELM). Berdasarkan pengolahan data didapatkan model terbaik dengan metode MLP yaitu model dengan node (10, 5) kemudian dibandingkan dengan model dengan metode ELM. Nilai akurasi pada model dengan metode MLP lebih kecil dari model dengan metode ELM yaitu $7.758502e-06$ sehingga model dengan metode MLP menjadi model terbaik dalam peramalan rata-rata jumlah curah hujan di kabupaten Lombok Timur.

Kata Kunci: Curah Hujan, MLP, ELM, Peramalan.

PENDAHULUAN

Indonesia merupakan negara agraris atau negara pertanian. Mayoritas penduduknya bermata pencaharian sebagai petani. Indonesia sebagai negara agraris memiliki kekayaan sumber daya alam (SDA) yang melimpah, mulai dari tanaman pangan, sayuran, dan aneka sumber daya lainnya. Nusa Tenggara Barat sebagai salah satu daerah di Indonesia yang kaya akan hasil bumi, dikenal dengan julukan "Bumi Gora". Nusa Tenggara Barat mengalami surplus pangan pada tahun 1984 dan menjadi swasembada pangan. sistem kerja padi Gogo Rancah menjadi sebuah kemajuan sehingga NTB pada saat itu menjadi swasembada pangan, kemudian sekarang disebut sebagai penyumbang pangan nasional. Begitupun dengan kabupaten Lombok Timur merupakan salah satu kabupaten di Nusa Tenggara Barat yang disebut sebagai lumbung padi untuk NTB karena kabupaten tersebut dikenal dengan tidak berhenti panen (sopian, 2023:1). Produksi pangan tidak selamanya mengalami peningkatan akan tetapi juga mengalami penurunan. Hal ini disebabkan oleh curah hujan yang tidak menentu dan kurangnya pengetahuan petani mengenai informasi curah hujan.

Curah hujan merupakan jumlah hujan yang tercurah atau turun dalam jangka waktu tertentu pada suatu daerah. Perubahan iklim di suatu daerah dipengaruhi pula oleh adanya variasi iklim musiman. Variasi musiman iklim di Pulau Lombok khususnya di Kabupaten Lombok Timur Nusa Tenggara Barat ditandai oleh terjadinya kemarau panjang, musim hujan yang tidak menentu, dan jangka waktunya relatif singkat, sehingga sering menyebabkan gagal tanam untuk tanaman pangan. Menurut Badan Meteorologi, Klimatologi dan Geofisika (BMKG) curah hujan di wilayah NTB pada akhir tahun 2022 terpantau masih tinggi, hal itu dikarenakan masih dipengaruhi oleh kondisi La-Nina dan Sea Surface Temperature (SST). Tidak hanya di Nusa Tenggara Barat, berdasarkan data BPS

kabupaten Lombok timur tahun 2022 yang di akses melalui <https://lomboktimurkab.bps.go.id/publication.html> curah hujan di tahun 2021 dipantau sangat tinggi. Informasi curah hujan juga dapat mengantisipasi kemungkinan kejadian ekstrim yang menyebabkan kegagalan produksi pertanian. Dampak dari kejadian tersebut disebabkan kurangnya informasi tentang curah hujan yang akurat dan tingkat kemampuan peramalan yang masih belum baik. (Azhar & Mahmudy, 2018:4932).

Melihat kondisi tersebut, perlu dilakukan peramalan tentang curah hujan, mengingat curah hujan merupakan faktor penting dalam sektor pertanian. Peramalan adalah upaya untuk memprediksi atau memperkirakan sesuatu yang akan terjadi di masa depan dengan menggunakan informasi yang relevan dari masa lalu (informasi historis) melalui metode ilmiah (sa'ad, 2023:369).

Beberapa metode peramalan biasanya menggunakan metode time series, antara lain: ARIMA, Moving Average, Exponential Smoothing, dan Time Series Regression. Metode time series ini disebut sebagai metode time series klasik. Metode peramalan semakin berkembang, seperti Artificially Intelligence. Konsep Artificially Intelligence adalah alat baru untuk peramalan. Konsep ini terbagi menjadi beberapa metode yakni: Fuzzy Time Series, Artificially Neural Network, dan Genetic Algorithm. Artificially Neural Network atau Jaringan Syaraf Tiruan yang merupakan sistem pemrosesan informasi dengan fitur yang karakteristiknya mirip dengan Jaringan Biologis pada otak manusia (Nugroho, 2023:84). Dalam hal ini salah satu metode yang termasuk dalam Artificially Neural Network yang digunakan adalah Multilayer Perceptron dan Extreme Learning Machine.

METODE PENELITIAN

A. Multilayer Perceptron (Mlp)

Multilayer Perceptron (MLP) adalah proses penyesuaian bobot lapisan untuk mencapai perbedaan minimum antara lapisan input dan output yang diinginkan. Kelebihan dari teknik ini adalah memiliki lebih dari 1 hidden layer untuk menyelesaikan masalah yang lebih kompleks (sa'ad, 2023:370).

B. Extreme Learning Machine (Elm)

Extreme Learning Machine merupakan metode pembelajaran baru dari jaringan syaraf tiruan feedforward dengan single hidden layer feedforward neural networks (SLFNs) (sa'ad, 2023:370).

C. Normalisasi Data

Pada Normalisasi Data, rentang nilai diubah untuk menghindari perbedaan skala antara satu nilai dengan nilai lainnya. Selain itu juga agar terjadi duplikat data. Hal ini dilakukan agar data lebih sesuai untuk diproses oleh algoritma. Metode penyesuaian data yang digunakan dalam penelitian ini adalah metode penyesuaian minimum-maksimum. Pada normalisasi min-max ini, nilai fungsi data berubah pada rentang 0 hingga 1. Nilai atribut maksimum berubah menjadi 1. Nilai minimum berubah menjadi 0. (Sari & mar'atullatifah, 2023:3264). Perubahan nilai ini menggunakan persamaan berikut:

$$x' = \frac{0.8(x_i - \min(x))}{\max(x) - (\min(x))} + 0.1 \quad (1)$$

Dimana x' adalah nilai hasil normalisasi, x_i adalah nilai sebelum normalisasi, x_{\min} adalah nilai x terendah dari atribut tersebut, dan x_{\max} adalah nilai tertinggi pada atribut tersebut.

D. Data Training Dan Testing

Data pelatihan atau training adalah kumpulan data yang digunakan untuk melatih model pembelajaran mesin. Tujuan dari data training ini adalah Melatih model agar dapat mengenali pola atau memahami karakteristik dari data yang diberikan. Proses ini melibatkan

penyesuaian parameter atau bobot dalam model sehingga model dapat menghasilkan hasil yang akurat. Data pengujian atau testing adalah kumpulan data yang tidak digunakan selama pelatihan tetapi digunakan untuk menguji seberapa baik model yang telah dilatih dapat meramalkan atau mengklasifikasikan data baru yang tidak pernah dilihat sebelumnya. Pembagian yang umum adalah sekitar 70-80% data untuk pelatihan dan sisanya untuk pengujian. Namun, pembagian ini dapat bervariasi tergantung pada ukuran dataset dan karakteristik masalah (Robial, 2018:4).

E. Pemodelan Multilayer Perceptron (Mlp)

Multilayer Perceptron (MLP) terdiri dari beberapa lapisan yang mengandung beberapa node. MLP dapat diatur dalam berbagai cara. MLP terdiri dari tiga struktur lapisan utama, yaitu lapisan input, hidden, dan output. Berikut adalah model persamaan atau rumus untuk menghitung arsitektur jaringan dari Multilayer perceptron yang kemudian pada penelitian ini di aplikasikan menggunakan R Studio:

$$O = W^{(2)} \cdot (W^{(1)} \cdot X + b^{(1)}) + b^{(2)} \quad (2)$$

Keterangan:

- O : output
- X : sebagai vektor input
- W (1) : sebagai matriks bobot untuk lapisan tersembunyi
- B (1) : sebagai vektor bias untuk lapisan tersembunyi
- W (2) : sebagai matriks bobot untuk lapisan output
- B (2) : sebagai vektor bias untuk lapisan output

F. Pemodelan Extreme Learning Machine (Elm)

Model persamaan atau rumus untuk menghitung arsitektur jaringan extreme learning machine adalah sebagai berikut, yang kemudian di aplikasikan melalui R Studio:

$$O = W^{(2)} \cdot \tan(W^{(1)} \cdot X + b^{(1)}) \quad (3)$$

Dimana:

- O : model
- X : sebagai vektor input
- W (1) : sebagai matriks bobot untuk lapisan tersembunyi
- B (1) : sebagai vektor bias untuk lapisan tersembunyi
- W (2) : sebagai matriks bobot untuk lapisan output

Disini W (1) dan b (1) ditetapkan secara acak dan biasanya tidak berubah selama proses pelatihan.

G. Nilai Akurasi

Akurasi prediksi merupakan faktor penting dalam peramalan, yaitu bagaimana mengukur kecocokan antara data yang tersedia dengan data yang diprediksi, dan banyak statistik yang digunakan untuk menghitung total kesalahan prediksi, salah satunya adalah dengan menghitung kesalahan kuadrat rata-rata (MSE) (Azmi, Hadi, & Soraya, 2020:75). Kesalahan kuadrat rata-rata (MSE) adalah cara untuk mengevaluasi metode peramalan. Kesalahan dan residu dikuadratkan. Pendekatan ini menangani kesalahan prediksi yang besar karena kesalahan dikuadratkan. MSE adalah perbedaan kuadrat rata-rata antara nilai yang diprediksi dan yang diamati (Azmi, Hadi, & Soraya, 2020:77). Rumus untuk menghitung MSE adalah sebagai berikut, yang kemudian diaplikasikan menggunakan R Studio:

$$MSE = \frac{\sum_{t=1}^n (X_t - F_t)^2}{n} \quad (4)$$

Dimana:

- X_t: data aktual pada periode t

Ft: nilai peramalan pada periode t
n: jumlah data

H. Denormalisasi Data

Denormalisasi data adalah proses untuk mengembalikan nilai data menjadi nilai semula atau nilai yang sebenarnya berdasarkan hasil peramalan yang akan dilakukan (simamora, tibyani, & sutrisno, 2019). Proses perhitungan denormalisasi data menggunakan persamaan berikut:

$$X = (X'(Xmax - Xmin)) + Xmin \quad (5)$$

Dimana:

- X' : Data hasil normalisasi
- X : Data asli
- Xmax : Nilai maksimum data asli
- Xmin : Nilai minimum data asli

HASIL DAN PEMBAHASAN

Analisis dan Pembahasan

a. Statistika Deskriptif

Dalam penelitian ini data yang digunakan berupa data sekunder yang diperoleh dari publikasi tahunan Badan Pusat Statistik Kabupaten Lombok Timur mengenai data bulanan rata-rata jumlah curah hujan di Kabupaten Lombok Timur Tahun 2013-2022. Data tersebut dapat dilihat pada lampiran 1. Sebelum melakukan analisis dengan metode Multilayer Perceptron dan Extreme Learning Machine akan dilakukan analisis data secara deskriptif. Analisis deskriptif dilakukan untuk melihat gambaran dan mengetahui karakteristik dari data yang diteliti. Berikut ini adalah analisis deskriptif data yang digunakan pada penelitian ini.

Tabel 1. Analisis Deskriptif

Min	Max	Mean	Median	Q1	Q3
0.00	412.30	114.67	82.50	11.75	198.88

Berdasarkan Tabel 1. dapat dilihat bahwa nilai minimum untuk data rata-rata jumlah curah hujan adalah 0.0 artinya dari data tersebut pernah tidak terjadi hujan. Kemudian nilai maksimumnya yaitu 412.30 yang dapat diartikan bahwa curah hujan tertinggi sebesar 412.30 mm. selanjutnya Q1 bernilai 11.75 artinya 25% data rata-rata curah hujan berada pada sekitaran angka 11.75 mm. begitupun dengan Q3 dengan nilai 198.88 yang berarti bahwa 75% dari data rata-rata jumlah curah hujan berada pada sekitaran angka 198.88 mm.

b. Perbandingan Metode MLP dan ELM

1. Normalisasi Data

Normalisasi data dilakukan untuk mengubah skala data asli menjadi skala data yang memiliki nilai sama. Teknik normalisasi yang digunakan pada penelitian ini adalah min-max normalization yang terdapat pada persamaan 2.1, perhitungan untuk normalisasi data sebagai berikut:

$$\begin{aligned} x' &= \frac{0.8(xi - \min(x))}{\max(X) - (\min(x))} + 0.1 \\ &= \frac{0.8 (x1 - 0)}{412.3 - 0} + 0.1 \\ &= \frac{0.8 (330 - 0)}{412.3 - 0} + 0.1 = 0.7403 \end{aligned}$$

Dibawah ini merupakan tabel hasil normalisasi data rata-rata jumlah curah hujan di kabupaten Lombok Timur tahun 2013-2022.

Tabel 2. Hasil Normalisasi Data

No	Data Normalisasi
1	0.7403
2	0.5152
3	0.4201
4	0.3444
5	0.3114
6	0.3425
....
....
119	0.5668
120	0.6793

Dari Tabel 2. tersebut dapat kita lihat bahwa data sudah memiliki skala yang sama, sebelumnya tidak memiliki nilai skala yang sama karena memiliki rentang nilai yang cukup jauh yaitu dari 0 ke 412.3 sehingga dilakukan normalisasi data untuk mendapatkan nilai skala data yang sama.

2. Pembagian Data Training Dan Testing

Pada proses peramalan menggunakan kedua metode ini, dilakukan pembagian data menjadi data training dan data testing. Pembagian data dilakukan dengan perbandingan training:testing sebesar 80:20. Berikut persentase pembagian data training dan testing pada data bulanan rata-rata jumlah curah hujan di kabupaten Lombok Timur. Data hasil pembagian dapat dilihat pada Lampiran 7.

Tabel 3. Pembagian persentase Data Training dan Testing

Pembagian	Persentase	Total Data
Data <i>Training</i>	80%	96
Data <i>Testing</i>	20%	24
Total	100%	120

3. Peramalan Menggunakan Metode Multilayer Perceptron

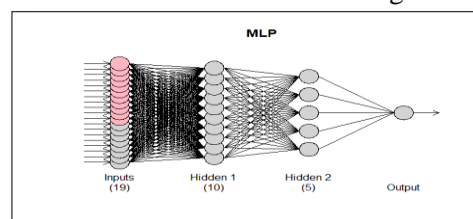
Pada metode ini dilakukan 5 kali pemodelan untuk mendapatkan model terbaik dengan nilai error terkecil. Berikut adalah tabel hasil pemodelannya.

Tabel 4. Hasil pemodelan MLP

Model	MSE
(10 , 5)	7.758502e ⁻⁰⁶
(5 , 5)	5.599664e ⁻⁰⁵
(10 , 15)	5.274528e ⁻⁰⁵
(10 , 10)	3.754273e ⁻⁰⁵
(15 , 15)	4.969851e ⁻⁰⁵

Berdasarkan Tabel 4. dapat dilihat bahwa model pertama dengan jumlah node (10, 5) memiliki nilai error terkecil, artinya model tersebut memiliki hasil yang lebih baik dari yang lainnya. Setelah mendapatkan model terbaik, selanjutnya melihat arsitektur jaringan yang dihasilkan oleh model terbaik dengan metode Multilayer Perceptron.

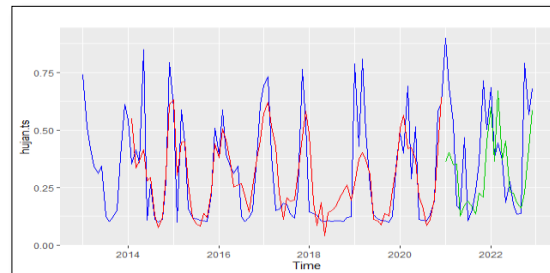
Gambar 1. Hasil Arsitektur Jaringan MLP



Gambar 1. merupakan hasil arsitektur jaringan data yang digunakan dalam proses peramalan data bulanan rata-rata jumlah curah hujan di kabupaten Lombok Timur menggunakan model terbaik dari metode Multilayer Perceptron. Berdasarkan langkah-langkah penyelesaian dengan metode MLP, sistem menerima masukan berupa data bulanan rata-rata jumlah curah hujan yang akan menjadi node input yaitu sebanyak 19 node dengan asumsi bahwa 19 node input tersebut mewakili data bulanan rata-rata jumlah curah hujan. Pada proses training terdapat nilai bobot input yang ditentukan untuk menghitung keluaran pada hidden layer. Hidden layer yang digunakan yaitu 2 hidden layer dengan masing-masing node sebanyak 10 dan 5 node, kemudian ada 1 node sebagai output.

Setelah dilakukan pemodelan dan mendapatkan hasil arsitektur jaringan dari Multilayer Perceptron, selanjutnya dilakukan peramalan pada in-sample dan out-sample, berikut merupakan grafik hasil peramalan yang didapatkan:

Gambar 2. Grafik Hasil Peramalan Metode MLP

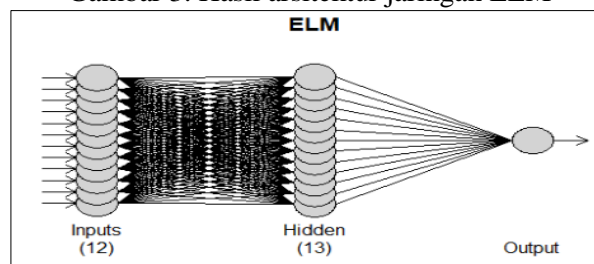


Gambar 2. merupakan grafik hasil peramalan rata-rata jumlah curah hujan menggunakan metode Multilayer Perceptron. Grafik dengan warna biru menunjukkan data aktual, grafik berwarna merah menunjukkan fitted value atau penyesuaian model (in-sample), dan grafik berwarna hijau menunjukkan grafik hasil peramalan out sample. Dari gambar tersebut dapat dilihat bahwa merah dan hijau masih mengikuti garis yang berwarna biru artinya hasil peramalan in-sample dan out-sample tidak jauh dari data aktual.

4. Peramalan Menggunakan Metode Extreme Learning Machine

Berikut merupakan hasil arsitektur jaringan dari metode Extreme Learning Machine.

Gambar 3. Hasil arsitektur jaringan ELM

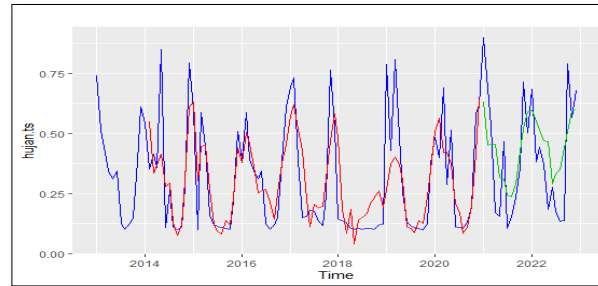


Gambar 3. merupakan hasil arsitektur jaringan data yang akan digunakan dalam proses peramalan data bulanan rata-rata jumlah curah hujan dengan menggunakan metode Extreme Learning Machine (ELM). Berdasarkan gambar tersebut sistem menerima masukan berupa data bulanan rata-rata jumlah curah hujan yang menjadi node input yaitu sebanyak 12 node yang diasumsikan sebagai perwakilan dari data, sedangkan 1 node sebagai output layer yang merupakan hasil dari peramalan. Pada node tersebut terdapat nilai bobot input yang diinisialisasi secara acak untuk menghitung keluaran pada hidden layer. Hidden layer yang digunakan sebanyak 13 yang menunjukkan bahwa pengujian yang dilakukan menggunakan 13 node. Selain itu juga dapat dilihat terdapat garis-garis yang menghubungkan masing-masing node yang disebut sineps. Berdasarkan koneksi antara input layer dan hidden layer dihasilkan pembobotan berdasarkan garis sineps sebanyak 156

yang didapatkan dari perkalian antara jumlah input layer dan hidden layer. Sedangkan koneksi antara hidden layer dan output layer sebanyak 15.

Setelah didapatkan hasil arsitektur jaringan dari metode Extreme Learning Machine selanjutnya dilakukan peramalan pada data in-sample dan out-sample. Berikut merupakan grafik hasil peramalan data rata-rata jumlah curah hujan menggunakan metode Extreme Learning Machine.

Gambar 4. Grafik Hasil Peramalan Metode ELM



Gambar 4. merupakan grafik hasil peramalan rata-rata jumlah curah hujan menggunakan metode Extreme Learning Machine. Grafik dengan warna biru menunjukkan data aktual, grafik berwarna merah menunjukkan fitted value atau penyesuaian model (in-sample), dan grafik berwarna hijau menunjukkan data hasil peramalan out sample. Berdasarkan gambar tersebut dapat dilihat bahwa garis berwarna merah masih mengikuti garis yang berwarna biru, artinya peramalan untuk in-sample tidak jauh beda dengan data aktual. Sedangkan garis berwarna hijau sedikit renggang dengan garis berwarna biru artinya peramalan out-sample sedikit jauh dari data aktual.

5. Perhitungan Nilai Akurasi

Setelah dilakukan pemodelan dengan menampilkan hasil arsitektur jaringan dari kedua metode yaitu Multilayer Perceptron dan Extreme Learning Machine. Selain itu juga sudah dilakukan peramalan untuk in-sample dan out-sample, selanjutnya akan dihitung nilai akurasi untuk melihat model terbaik dari kedua metode yang nantinya akan digunakan untuk meramalkan data bulanan rata-rata jumlah curah hujan satu tahun kedepan, berikut adalah nilai Mean Square Error (MSE) yang didapatkan.

Tabel 5. Nilai Akurasi

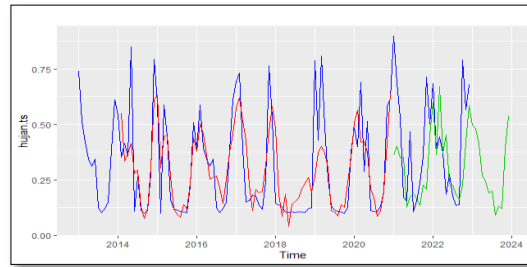
Model	Nilai MSE
MLP	7.758502e ⁻⁰⁶
ELM	0.01863821

Berdasarkan Tabel 5. tersebut dapat dilihat bahwa hasil perbandingan nilai error menunjukkan bahwa model dengan metode Multilayer Perceptron adalah model terbaik dengan nilai MSE sebesar 7.758502e-06, Selanjutnya metode Multilayer Perceptron akan digunakan untuk meramalkan data bulanan rata-rata jumlah curah hujan di kabupaten Lombok Timur satu tahun kedepan.

c. Peramalan menggunakan model terbaik

Peramalan dengan model terbaik akan menggunakan metode Multilayer Perceptron karena dapat dilihat dari nilai grafik pada gambar 2 bahwa nilai peramalan menggunakan metode tersebut lebih mendekati data aktual dibandingkan dengan menggunakan metode Extreme Learning Machine. Hal ini dibuktikan juga dengan nilai akurasi yang menunjukkan metode Multilayer Perceptron memiliki nilai Mean Square Error (MSE) lebih kecil dibandingkan metode Extreme Learning Machine yaitu 7.758502e-06. Berikut adalah grafik hasil peramalan untuk satu tahun kedepan.

Gambar 5. Hasil peramalan satu tahun kedepan



Berdasarkan Gambar 5. dapat dilihat bahwa hasil peramalan data rata-rata jumlah curah hujan untuk satu tahun kedepan sudah mengikuti pola data aktual. Hal ini mengindikasikan bahwa model terbaik yaitu Multilayer Perceptron (MLP) sudah bagus untuk meramalkan data rata-rata curah hujan di kabupaten Lombok Timur. Berikut adalah data hasil peramalan untuk satu tahun kedepan.

Tabel 6. Data Hasil Peramalan

Bulan	Data curah hujan
Januari	0.4969
Februari	0.4819
Maret	0.4100
April	0.2710
Mei	0.2430
Juni	0.1912
Juli	0.2012
Agustus	0.0913
September	0.1334
Oktober	0.1192
November	0.3929
Desember	0.5376

Setelah mendapatkan hasil peramalan selanjutnya melakukan proses Denormalisasi data untuk mengembalikan nilai data semula atau pada skala awal dengan menggunakan persamaan 2.4.

$$\begin{aligned}
 X &= (X^I(Xmax - Xmin)) + Xmin \\
 &= (X^I1(Xmax - Xmin)) + Xmin \\
 &= (0.4969(412.3 - 0)) + 0 \\
 &= 204.871
 \end{aligned}$$

Berikut merupakan Tabel Denormalisasi data pada hasil peramalan:

Tabel 7. Data Hasil Peramalan Setelah Denormalisasi

Bulan	Data curah hujan (mm)
Januari	204.8719
Februari	198.6879
Maret	169.043
April	111.7333
Mei	100.1889
Juni	78.8317
Juli	82.9547
Agustus	37.6429
September	55.0008
Oktober	49.1461

November	161.9927
Desember	221.6525

Dari Tabel 7. dapat dilihat bahwa curah hujan tertinggi terapat pada bulan Desember yaitu 221.6525 mm, sedangkan curah hujan terendah terdapat pada bulan Agustus yaitu 37.6429 mm. Berdasarkan tabel hasil peramalan tersebut pemerintah dapat mengambil kebijakan untuk mensosialisasikan hasil dari peramalan rata-rata jumlah curah hujan kepada masyarakat terutama petani sehingga nantinya petani bisa mengetahui waktu tanam dan jenis tanaman yang cocok berdasarkan curah hujan disetiap bulannya.

KESIMPULAN

Berikut ini merupakan kesimpulan yang didapat pada penelitian ini berdasarkan rumusan masalah yang dibangun.

1. Hasil analisis deskriptif menunjukkan bahwa rata-rata rata-rata jumlah curah hujan setiap tahunnya mengalami turun naik yang disebabkan karena terjadinya fenomena La-Nina dan terjadinya musim kemarau serta perubahan pola angin. Jumlah tertinggi terdapat pada bulan Januari tahun 2021 yaitu 412.3 mm, sedangkan rata-rata jumlah curah hujan terendah terdapat pada bulan Oktober tahun 2019 yaitu 0 mm.
2. Dari hasil analisis data menggunakan metode Multilayer Perceptron dan Extreme Learning Machine didapatkan hasil bahwa model dengan metode Multilayer Perceptron menjadi model terbaik. Hal ini dapat dibuktikan dari grafik hasil peramalan in-sample dan out-sample pada Gambar 4.3 dan Gambar 4.5, serta dengan melihat nilai akurasi yang diperoleh oleh model dengan metode Multilayer Perceptron jauh lebih kecil dibandingkan model dengan metode Extreme Learning Machine yaitu dapat dilihat pada Tabel 4.4 dengan nilai akurasi sebesar $7.758502e-06$.
3. Peramalan data rata-rata jumlah curah hujan untuk satu tahun kedepan sudah mengikuti pola data aktual. Hal ini mengindikasikan bahwa model terbaik dengan metode Multilayer Perceptron (MLP) sudah bagus untuk meramalkan data rata-rata curah hujan di kabupaten Lombok Timur.

DAFTAR PUSTAKA

- Ashar, M. N., Cholissodin, I., & Dewi, C. (2018). Penerapan Metode Extreme Learning Machine (ELM) Untuk Memprdiiksi Jumlah Produksi Pipa Yang Layak. *jurnal pengembangan teknologi informasi dan ilmu komputer*, 4622-4624.
- Azhar, M. I., & Mahmudy, W. F. (2018). Prediksi Curah Hujan Menggunakan Metode Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS). *Jurnal pengembangan teknologi informasi dan ilmu komputer*, 4932-4935.
- Azmi, U., Hadi, Z. N., & Soraya, S. (2020). Ardl Method. Forecasting Data Jumlah Hari Terjadinya Hujan Di NTB. *Jurnal varian*, 75-77.
- Boucher, M. A., Quilty, J., & Adamowski, J. (2020). Data assimilation for recasting using extreme learning machines and multilayer perceptrons. *Water Resources Research*, 56(6), e2019WR026226.
- Desmonda, D., Tursina, & Irwansyah, M. (2018). Prediksi Besaran Curah Hujan Menggunakan Metode Fuzzy Time Series. *Jurnal sistem dan teknologi informasi*, 145-146.
- Dheva, y. (2022). Perbandingan Metode Extreme Learning Machine (ELM) dan Metode Multilayer Perceptron (MLP) dalam prediksi jumlah Pasien Covid-19 Kota Semarang. *jurnal matematika*, 5-25.
- Lubis, Y. S., Elhanafi, A. M., & Dafitri, H. (2021). Implementasi Root Mean Square Error Untuk Melakukan Prediksi Harga Emas Dengan Menggunakan Algoritma Multilayer Perceptron. *jurnal Snastikom*, 333.
- Nugroho, P. A. (2023). IMPLEMENTASI JARINGAN SYARAF TIRUAN MULTI-LAYER

- PERCEPTRON UNTUK PREDIKSI PENYINARAN MATAHARI KOTA BANDUNG.
Jurnal ilmiah komputer dan informatika, 84-89.
- Pusat, S. B. (2019). Lombok Timur Dalam Angka 2019. Lombok Timur: Badan Pusat Statistik.
- Robial, S. M. (2018). Perbandingan Model Statistik Pada Analisis Metode Peramalan Time Series. Jurnal ilmiah statistika, 2-4.
- Sa'ad, m. i. (2023). Perbandingan Algoritma Extrem Learning Machine dan Multilayer Perceptron Dalam Prediksi Mahasiswa Drop Out. jurnal BIT is licinsed under a creative commons attribution 4.0 international license, 370.
- Sari, N. R., & mar'atullatifah, Y. (2023). Penerapan Multilayer Pereptron Untuk Identifikasi Kanker Payudara. Jurnal Cakrawala Ilmiah, 3262-3264.
- Sen, S., Sugiarto, D., & Rochman, A. (2020). Komparasi Metode Multilayer Perceptron (MLP) dan Long Short Term Memory (LSTM) Dalam Peramalan Harga Beras. jurnal Ultimatics, 35-36.
- simamora, R. J., tibyani, & sutrisno. (2019). Peramalan Curah Hujan Menggunakan Metoe Extreme Learning machine. Jurnal pengembangan teknologi informasi dan ilmu komputer, 9670.