

# Implementasi Algoritma LSTM untuk Memprediksi Temperatur di Wilayah Ternate, Maluku Utara

Andre<sup>1</sup>, Teny Handhayani<sup>2\*</sup>

<sup>1,2</sup> *Fakultas Teknologi Informasi, Universitas Tarumanagara  
Jl. S.Parman No 1.Jakarta Barat INDONESIA*

<sup>1</sup>andre.825210041@stu.untar.ac.id, <sup>2\*</sup>tenyh@fti.untar.ac.id

**Intisari**—Temperatur merupakan faktor penting yang dapat mempengaruhi aktivitas masyarakat, berbagai hal dipengaruhi oleh temperature salah satunya adalah cuaca. Keperluan informasi tentang temperature dapat terpenuhi dengan melakukan prediksi memanfaatkan algoritma Long Short-Term Memory (LSTM). Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui tren dari temperature di daerah Ternate, Maluku Utara serta prediksi dari data temperatur. Hasil analisis data tahun 2010 – 2023, menunjukkan tren temperatur minimum di Ternate mengalami kenaikan secara konsisten. Prediksi temperatur minimum, temperatur maksimum, dan temperatur rata-rata menghasilkan nilai MAPE masing – masing sebesar 2.12, 2.51, dan 1.93.

**Kata kunci**— LSTM, Maluku, prediksi, temperatur, Ternate.

**Abstract**— Temperature is an important factor that can affect people's activities. The need for information about temperature can be fulfilled by making predictions using the Long Short-Term Memory (LSTM) algorithm. This study aims to determine the trend of temperature in Ternate, North Maluku and the prediction of temperature data. An analysis of minimum temperature from 2010-2023 shows a consistent increasing trend. Forecasting of minimum temperature, maximum temperature, and average temperature using LSTM produces MAPE values of 2.12, 2.51, and 1.93 respectively.

**Keywords**— forecasting, LSTM, Maluku, temperature, Ternate.

## I. PENDAHULUAN

Letak Indonesia di garis khatulistiwa membuat Indonesia termasuk ke dalam negara iklim tropis yang memiliki 2 musim, yaitu musim kemarau dan musim hujan [1]. Faktor – faktor yang mempengaruhi musim ini salah satunya adalah suhu udara. Suhu udara merupakan faktor yang sangat penting di berbagai bidang di suatu daerah, salah satu bidangnya adalah pertanian. Pertanian bisa menjadi fondasi ekonomi dari suatu daerah, sehingga akan berpengaruh langsung kepada masyarakat. Perubahan suhu dapat menyebabkan perubahan cuaca [2], hal ini berdampak langsung ke bidang pertanian, tidak hanya bidang pertanian, sektor perikanan juga ikut terkena imbas dari perubahan cuaca, stabilitas harga ikan di pasar ikut dikendalikan oleh perubahan cuaca yang nantinya akan mempengaruhi perekonomian masyarakat. Bahkan pada desa Kurau, harga ikan mengalami penurunan 50% dari tahun sebelumnya [3]. Bahkan, jumlah penderita Demam Berdarah Dengue di Kota Tangerang Selatan tahun 2013-2018 memiliki korelasi negatif yang signifikan terhadap variable suhu udara [4]. Tiap wilayah di Indonesia memiliki keadaan iklim yang berbeda, tidak selalu cuaca di Indonesia sesuai dengan musim yang sudah ditetapkan [5]. Dengan tidak terduganya perubahan suhu dan suhu merupakan salah satu faktor penting dalam perubahan cuaca yang nantinya akan mempengaruhi berbagai bidang di masyarakat, kebutuhan masyarakat Indonesia terhadap informasi perubahan suhu serta cuaca menjadi semakin tinggi [6]. Permintaan terhadap informasi ini sangat tinggi karena aktivitas sehari-hari dari masyarakat sangat dipengaruhi oleh keadaan cuaca, terutama aktivitas di luar ruangan [7].

Tingginya permintaan informasi terkait keadaan suhu dapat dipenuhi dengan prediksi fluktuasi suhu. Dalam menghadapi tidak stabilnya suhu udara, teknologi berperan penting dalam mendapatkan data yang berguna bagi masyarakat. Pendekatan berbasis algoritma Long Short-Term Memory (LSTM) dapat menjadi solusi untuk melakukan prediksi suhu udara di suatu daerah dengan data histori serta digunakan untuk masalah terkait deep-learning [8]. Model LSTM memiliki tingkat akurasi yang tinggi dengan kesalahan prediksi cukup kecil [9]. Berbagai prediksi menggunakan model LSTM sudah dilakukan sebelumnya, seperti prediksi curah hujan di kota Pekanbaru dan menghasilkan prediksi yang cukup optimal dengan tingkat kesalahan yang cukup rendah [10].

Tujuan penelitian ini adalah menganalisis tren dan melakukan prediksi temperatur di kota Ternate yang merupakan salah satu faktor penting dalam memantau perubahan iklim. Hasil penelitian ini diharapkan dapat membantu pihak yang membutuhkan informasi mengenai prediksi temperatur di Ternate yang dapat digunakan untuk membantu proses pengambilan suatu keputusan.

## II. LATAR BELAKANG

Prediksi menggunakan Model LSTM sudah banyak dilakukan sebelumnya dengan tujuan prediksi dan variabel yang berbeda, sebagai contoh Prediksi Curah Hujan di Kota Bandung, pada penelitian ini, akurasi tertinggi diperoleh dengan *epoch 50* yang menghasilkan nilai RMSE *Train Score* 12.24 dan nilai *Test Score* sebesar 8.86 [11]. Penelitian sebelumnya juga

membandingkan hasil prediksi 2 metode yaitu LSTM dan *Gated Recurrent Unit* (GRU), penelitian ini menunjukkan bahwa dibandingkan dengan metode GRU, metode LSTM memiliki performa lebih baik dalam memprediksi curah hujan [12]. Pada penelitian sebelumnya berfokus pada variabel curah hujan dari data BMKG dan belum mencakup penelitian untuk variabel suhu, serta belum ada analisis tren yang terjadi pada suhu di daerah Ternate, Maluku Utara. Pada penelitian ini akan membahas dan berfokus kepada variabel suhu maksimum, minimum dan rata-rata suhu, tren suhu, serta prediksi suhu dan tingkat akurasi dari prediksi.

Temperatur udara merupakan salah satu faktor krusial dalam dinamika iklim dari suatu wilayah. Pemahaman terhadap pergerakan temperature diperlukan untuk mengetahui perubahan iklim dan dampaknya terhadap berbagai bidang di masyarakat. Tidak hanya sebagai indikator dalam perubahan iklim, temperatur udara merupakan faktor krusial dalam aktivitas masyarakat. Bahkan menurut penelitian sebelumnya [13], hampir seluruh masyarakat mengharapkan kondisi temperature yang stabil dan nyaman untuk kelancaran dalam bekerja.

*Deep Learning* adalah metode pembelajaran dengan memanfaatkan *artificial neural network* berlapis lapis dan setiap neuron salik terhubung dan membentuk jaringan yang rumit dan merupakan bagian dari *machine learning* [14] [15]. *Deep Learning* sudah menjadi pusat penelitian dan munculnya inovasi baru terkait bidang ini dalam beberapa tahun terakhir [16]. *Deep Learning* tidak membutuhkan banyak campur tangan manusia daripada teknik yang lain serta membutuhkan data dalam jumlah yang cukup besar [17].

RNN sudah terbukti menjadi tools paling berguna di berbagai bidang [18]. RNN merupakan salah satu jenis *Artificial Neural Network* yang prosesnya dilakukan secara berulang kali untuk memproses inputan data yang berurutan [19]. Kendala dari RNN adalah dapat mengalami kendala bobot yang menjadi kecil atau besar saat melakukan pembelajaran.

LSTM merupakan perkembangan dari sistem RNN yang merupakan model analisis terkenal untuk analisis data *time series* [20]. Pada LSTM, masalah tentang bobot di model RNN sudah diatasi. Untuk melakukan LSTM ada beberapa tahap, yaitu menghitung bobot, *Forget Gate*, *Input Gate*, *Cell Gate*, *Output Gate*, *Hidden Gate* [17]. Perhitungan tersebut dapat dilakukan dengan persamaan.

RMSE adalah salah satu metode untuk mengukur kesalahan dari suatu model prediksi data [21]. Metode evaluasi ini sangat umum digunakan untuk mengukur kesalahan dari model prediksi. Model evaluasi ini dapat dilakukan dengan persamaan (1)

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

$y_i$  merupakan nilai dari data faktual dan  $\hat{y}_i$  merupakan nilai dari hasil prediksi dan  $n$  adalah jumlah data yang akan di prediksi.

MAE adalah metode lain yang berguna untuk evaluasi model dan mengukur tingkat keakuratan suatu model prediksi [21]. Hasil dari MAE adalah rata-rata dari kesalahan absolut dari nilai factual dengan nilai peramalan. MAE dapat dilakukan dengan persamaan (2)

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i| \tag{2}$$

$y_i$  merupakan nilai dari data faktual dan  $\hat{y}_i$  merupakan nilai dari hasil prediksi dan  $n$  adalah jumlah data yang akan di prediksi.

MAPE adalah salah satu metode untuk melakukan evaluasi akurasi kepada suatu model dengan cara membandingkan data hasil prediksi dengan data sebenarnya [22]. Apabila suatu prediksi menghasilkan nilai MAPE yang kecil, maka itu menunjukkan bahwa hasil prediksi baik. Persamaan yang digunakan dalam mape adalah persamaan (3).

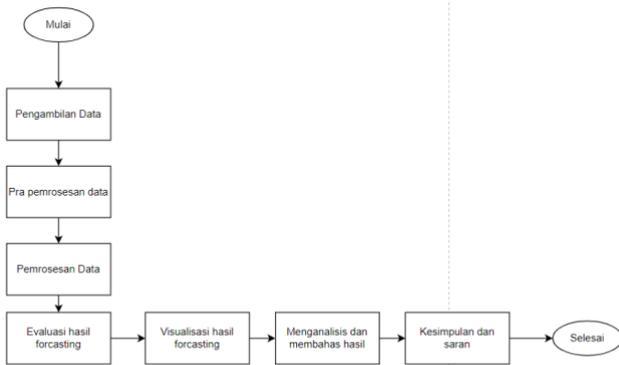
$$MAPE = \frac{\sum_{i=1}^n \frac{|y_i - \hat{y}_i|}{y_i}}{n} \times 100\% \tag{3}$$

$y_i$  merupakan nilai dari data faktual dan  $\hat{y}_i$  merupakan nilai dari hasil prediksi dan  $n$  adalah jumlah data yang akan di prediksi.

### III. METODOLOGI PENELITIAN

Proses pengolahan data menggunakan *platform google colab* (<https://colab.research.google.com/>) dengan Bahasa Python. Gambar 1 merupakan *flowchart* dari penelitian yang dilakukan. Penelitian dimulai dengan melakukan pengambilan data pada platform website BMKG. Data dapat diakses pada laman <https://dataonline.bmkg.go.id/home>. Data diperoleh dalam bentuk .xlsx dengan tiap filenya berisikan data 1 meteorologi bulan dari wilayah Ternate. Periode data yang digunakan dalam penelitian ini adalah Januari 2010 – Agustus 2023. Sebelum memulai pemrosesan data, prapemrosesan data. Pada tahap ini, *file-file* yang terpisah digabungkan menjadi 1 secara otomatis dengan python di platform *google colab*. Setelah penggabungan data, data dibersihkan dari *missing value* dan menghapus *outlier* untuk meningkatkan akurasi dari prediksi. Setelah data dibersihkan, proses prediksi dilakukan dengan algoritma LSTM di *python*, hasil prediksi kemudian dilakukan

evaluasi untuk mengetahui akurasi serta tingkat kesalahan dari model LSTM pada studi kasus prediksi temperatur.



Gambar 1. Alur Penelitian

Tanggal	Tn	Tx	Tavg	RH_avg	RR	ss	ff_x	ddd_x	ff_avg	ddd_car
00-01-2010	25	32,6	27,4	86	8888	7,4	6	315	2	NE
01-01-2010	24	32,8	27,5	84	2	8	5	315	3	NW
02-01-2010	24	32	27	85	0	6,5	7	360	4	NW
03-01-2010	23	32,8	28	80	8888	6,7	7	360	4	NW
04-01-2010	21	30,8	26,7	86	5	2	8	315	6	NW
05-01-2010	21	30,2	25,7	88	26	0	3	270	3	W
06-01-2010	23	28,8	24,8	91	43	0	4	315	3	W
07-01-2010	24	29	26,2	86	34	1,1	5	360	3	NW
08-01-2010	24	31,4	26,8	84	0	6,2	5	315	3	NW
09-01-2010	22	32	26,6	84	8888	6,3	6	360	4	NW
10-01-2010	25	29,6	27	83	11	2	8	315	1	NW
11-01-2010	25	29,6	27,3	86	6	0	7	315	5	N
12-01-2010	24	30,8	27,4	87	11	4,4	6	315	5	NW
13-01-2010	24	30,4	26,2	88	2	4	3	180	2	SW
14-01-2010	24	30,6	26,7	85	3	0,9	4	360	2	NW
15-01-2010	24	31,4	26,8	84	0	6,2	5	315	3	NW
16-01-2010	23	27	24,7	94	31	0	5	30	3	NW
17-01-2010	23	27	24,7	94	31	0	5	30	3	NW
18-01-2010	23	27	24,7	94	31	0	5	30	3	NW
19-01-2010	25	32	27,3	84	0	4	3	315	2	NW
20-01-2010	25	32	27,3	84	0	4	3	315	2	NW
21-01-2010	25	32	27,3	84	0	4	3	315	2	NW
22-01-2010	24	31,4	26,8	85	8888	5,8	6	315	4	NW
23-01-2010	25	29,6	27	83	11	2	8	315	1	NW
24-01-2010	25	29,6	27,3	86	6	0	7	315	5	N
25-01-2010	24	30,8	27,4	87	11	4,4	6	315	5	NW
26-01-2010	24	30,4	26,2	88	2	4	3	180	2	SW
27-01-2010	24	30,6	26,7	85	3	0,9	4	360	2	NW
28-01-2010	24	31,4	26,8	84	0	6,2	5	315	3	NW
29-01-2010	23	27	24,7	94	31	0	5	30	3	NW
30-01-2010	24	31,2	26,9	87	0	0,8	5	315	3	NW
31-01-2010	25	32	27,3	84	0	4	3	315	2	NW
01-02-2010	25	32	27,3	84	0	4	3	315	2	NW
02-02-2010	25	32	27,3	84	0	4	3	315	2	NW
03-02-2010	25	32	27,3	84	0	4	3	315	2	NW
04-02-2010	25	32	27,3	84	0	4	3	315	2	NW
05-02-2010	25	32	27,3	84	0	4	3	315	2	NW
06-02-2010	25	32	27,3	84	0	4	3	315	2	NW
07-02-2010	25	32	27,3	84	0	4	3	315	2	NW
08-02-2010	25	32	27,3	84	0	4	3	315	2	NW
09-02-2010	25	32	27,3	84	0	4	3	315	2	NW
10-02-2010	25	32	27,3	84	0	4	3	315	2	NW
11-02-2010	25	32	27,3	84	0	4	3	315	2	NW
12-02-2010	25	32	27,3	84	0	4	3	315	2	NW
13-02-2010	25	32	27,3	84	0	4	3	315	2	NW
14-02-2010	25	32	27,3	84	0	4	3	315	2	NW
15-02-2010	25	32	27,3	84	0	4	3	315	2	NW
16-02-2010	25	32	27,3	84	0	4	3	315	2	NW
17-02-2010	25	32	27,3	84	0	4	3	315	2	NW
18-02-2010	25	32	27,3	84	0	4	3	315	2	NW
19-02-2010	25	32	27,3	84	0	4	3	315	2	NW
20-02-2010	25	32	27,3	84	0	4	3	315	2	NW
21-02-2010	25	32	27,3	84	0	4	3	315	2	NW
22-02-2010	25	32	27,3	84	0	4	3	315	2	NW
23-02-2010	25	32	27,3	84	0	4	3	315	2	NW
24-02-2010	25	32	27,3	84	0	4	3	315	2	NW
25-02-2010	25	32	27,3	84	0	4	3	315	2	NW
26-02-2010	25	32	27,3	84	0	4	3	315	2	NW
27-02-2010	25	32	27,3	84	0	4	3	315	2	NW
28-02-2010	25	32	27,3	84	0	4	3	315	2	NW
29-02-2010	25	32	27,3	84	0	4	3	315	2	NW
30-02-2010	25	32	27,3	84	0	4	3	315	2	NW
31-02-2010	25	32	27,3	84	0	4	3	315	2	NW

Gambar 2. Data sebelum pra-pemrosesan data

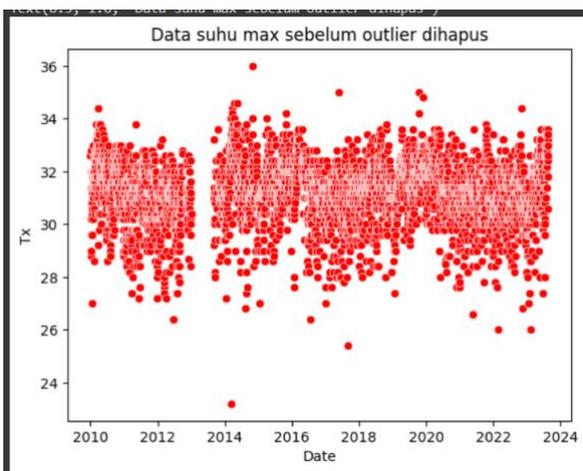
IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

Data yang digunakan adalah data dari website [https://dataonline.bmkg.go.id/data\\_iklim](https://dataonline.bmkg.go.id/data_iklim). Data yang digunakan merupakan data iklim dari daerah Ternate, Maluku Utara. Data dalam bentuk time series dengan periode 1 Januari 2010 – Agustus 2023. Data yang digunakan berjumlah 4988 data. Atribut pada data berisikan Arah angin saat kecepatan maksimum(ddd\_x), Arah angin terbanyak (ddd\_car), Curah hujan (RR), kecepatan angin maksimum (ff\_x), Kecepatan angin rata-rata (ff\_avg), Kelembapan rata-rata (RH\_avg), Lamanya penyinaran matahari (ss), Temperatur maksimum (Tx), Temperatur minimum (Tn), dan Temperatur rata-rata (Tavg). Dari atribut – atribut tersebut, hanya beberapa atribut yang akan digunakan untuk penelitian, yaitu Tx, Tn, dan Tavg. Data di download dalam format xlsx dengan 1 file berisikan data 1 bulan. Missing value pada atribut Temperatur minimum sebanyak 9%, Temperatur maximum sebanyak 9.4% dan Temperatur rata-rata sebanyak 8.9%.

Data pada Gambar 2 merupakan salah satu file yang di download, jumlah total file yang di download adalah 164 file dengan setiap file berisikan data dalam 1 bulan. Proses selanjutnya adalah menggabungkan seluruh file tersebut menjadi 1, proses ini dilakukan dengan *Python* secara otomatis. Pada Gambar 3, data sudah digabungkan tetapi belum dilakukan pembersihan data dari *missing value* dan juga *outlier*. Proses pembersihan ini dilakukan untuk meningkatkan akurasi prediksi, mencegah distorsi, dan meminimalkan dampak noise yang nantinya akan berpengaruh kepada kualitas dri prediksi. Karena pada penelitian ini berfokus kepada Temperatur, maka atribut yang digunakan pada penelitian ini hanya Temperatur Minimum (Tn), Temperatur Maximum (Tx) dan Temperatur Rata-rata (Tavg). Missing value yang ditemukan pada saat pembersihan data ada sebanyak 9% untuk Temperatur Minimum, 9.4% untuk Temperatur Maximum dan 8.9% untuk Temperatur Rata-rata. Penghapusan outlier untuk atribut Temperatur Maximum dapat dilihat dari gambar berikut:

Date	Tn	Tx	Tavg	RH_avg	RR	ss	ff_x	ddd_x	ff_avg	ddd_car
2010-01-01 00:00:00	25	32,6	27,4	86	8888	7,4	6	315	2	NE
2010-01-02 00:00:00	24	32,8	27,5	84	2	8	5	315	3	NW
2010-01-03 00:00:00	24	32	27	85	0	6,5	7	360	4	NW
2010-01-04 00:00:00	23	32,8	28	80	8888	6,7	7	360	4	NW
2010-01-05 00:00:00	21	30,8	26,7	86	5	2	8	315	6	NW
2010-01-06 00:00:00	21	30,2	25,7	88	26	0	3	270	3	W
2010-01-07 00:00:00	23	28,8	24,8	91	43	0	4	315	3	W
2010-01-08 00:00:00	24	29	26,2	86	34	1,1	5	360	3	NW
2010-01-09 00:00:00	24	31,4	26,8	84	0	6,2	5	315	3	NW
2010-01-10 00:00:00	22	32	26,6	84	8888	6,3	6	360	4	N
2010-01-11 00:00:00	25	29,6	27	83	11	2	8	315	1	NW
2010-01-12 00:00:00	25	29,6	27,3	86	6	0	7	315	5	N
2010-01-13 00:00:00	24	30,8	27,4	87	11	4,4	6	315	5	NW
2010-01-14 00:00:00	24	30,4	26,2	88	2	4	3	180	2	SW
2010-01-15 00:00:00	24	30,6	26,7	85	3	0,9	4	360	2	NW
2010-01-16 00:00:00	24	31,4	26,8	84	0	6,2	5	315	3	NW
2010-01-17 00:00:00	23	27	24,7	94	31	0	5	30	3	NW
2010-01-18 00:00:00	24	31,2	26,9	87	0	0,8	5	315	3	NW
2010-01-19 00:00:00	25	32	27,3	84	0	4	3	315	2	NW
2010-01-20 00:00:00	25	32	27,3	84	0	4	3	315	2	NW
2010-01-21 00:00:00	25	32	27,3	84	0	4	3	315	2	NW
2010-01-22 00:00:00	24	31,4	26,5	85	8888	5,8	6	315	4	NW
2010-01-23 00:00:00	25	29,6	27,3	86	6	0	7	315	5	N
2010-01-24 00:00:00	24	33	25,7	92	27	0	9	315	3	NW
2010-01-25 00:00:00	23	31,4	26,7	86	1	4,3	8	360	4	N
2010-01-26 00:00:00	25	30,2	27,3	84	5	2,3	9	315	4	NW
2010-01-27 00:00:00	25	31	27,2	84	0	6,6	6	315	2	N
2010-01-28 00:00:00	24	32	26,9	86	0	6,5	6	360	3	NW
2010-01-29 00:00:00	24	32	26,6	86	0	6,1	7	360	2	N

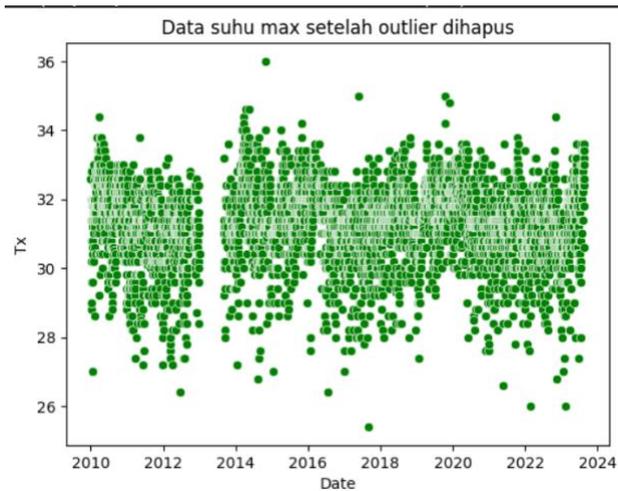
Gambar 3. Data setelah penggabungan



Gambar 4. Visualisasi data sebelum outlier dihapus

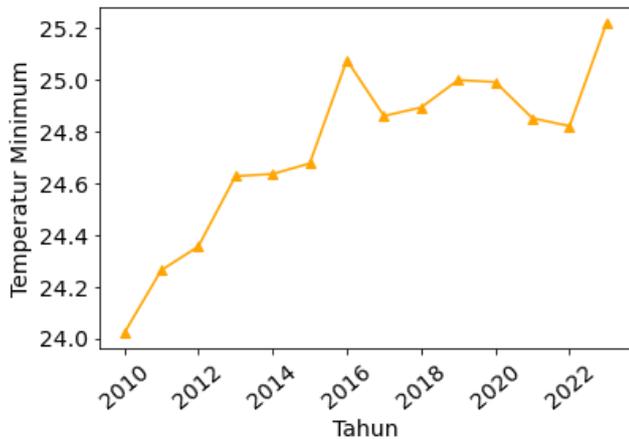
Gambar 4 menunjukkan keadaan dimana data masih memiliki outlier, yaitu dibawah 24°C. Data tersebut harus dihilangkan karena merupakan outlier yang nantinya dapat mengurangi

kualitas dari prediksi. Visualisasi dari atribut Temperatur Maximum setelah outlier dihapus dapat dilihat dari Gambar 5.



Gambar 5. Visualisasi data setelah outlier dihapus

Setelah data dibersihkan dari *missing values* dan *outlier* proses pemrosesan data dapat dilakukan, Pada penelitian sebelumnya dengan variabel cuaca [2], tidak dilakukan pemrosesan data untuk mengetahui tren dari cuaca tersebut, pada penelitian ini, analisis tren akan dilakukan untuk melihat tren tahunan dari temperature udara di Ternate, Maluku Utara. Visualisasi tren tahunan dari daerah Ternate dapat dilihat pada Gambar 6.



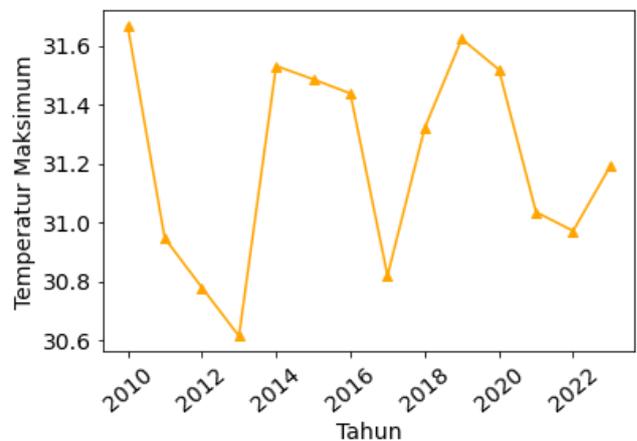
Gambar 6. Tren tahunan Temperatur minimum

Gambar 6 menampilkan tren tahunan variabel temperatur minimum. Dari tahun 2010 – 2023, temperatur minimum di Ternate mengalami kenaikan secara konsisten. Pada tahun 2023, temperatur minimum mencapai titik tertinggi. Tren tahunan variabel temperatur maksimum ditampilkan pada Gambar 7. Tren tahunan temperature maksimum tidak menunjukkan pola secara khusus. Gambar 8 menampilkan tren tahunan temperature rata-rata. Secara umum, dari tahun 2010 – 2023, temperatur rata-rata di Ternate mengalami kenaikan. Adanya pola kenaikan temperatur minimum dan temeptratur maksimum

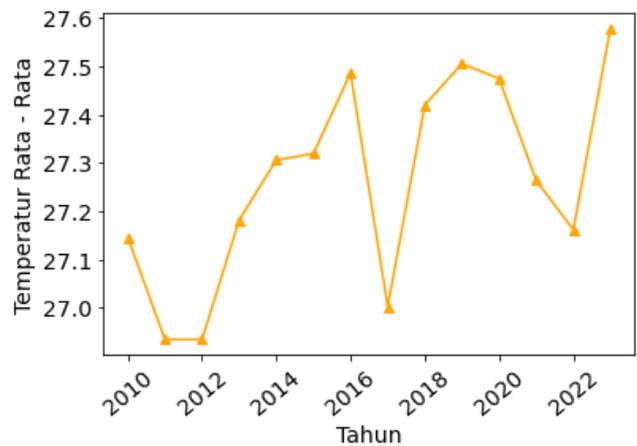
menunjukkan adanya tanda-tanda perubahan iklim yang membutuhkan penanganan yang tepat.

Tren bulanan variabel temperatur minimum dapat dilihat pada Gambar 9. Mei menjadi bulan terpanas dengan rata-rata temperatur minimum lebih dari 25°C. Dari bulan Juni – September, temperatur minimum menunjukkan tren penurunan. Rata-rata temperatur terendah terjadi pada bulan September. Januari-Mei dan September-Desember, trend temperatur minimum terjadi kenaikan.

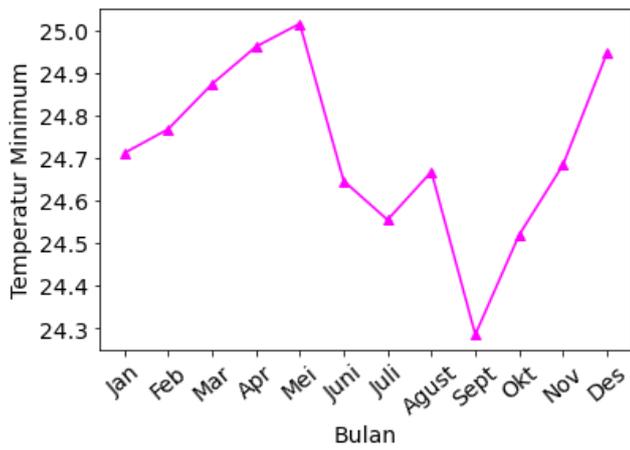
Tren bulanan temperatur maksimum ditampilkan pada Gambar 10. Rata-rata temperatur maksimum tertinggi terjadi pada bulan April. Sedangkan temperatur maksimum terendah terjadi pada bulang Januari. Tren bulanan temperatur rata-rata ditampilkan pada Gambar 11. April-Mei memiliki temperatur rata-rata tertinggi dan September menjadi bulan terdingin.



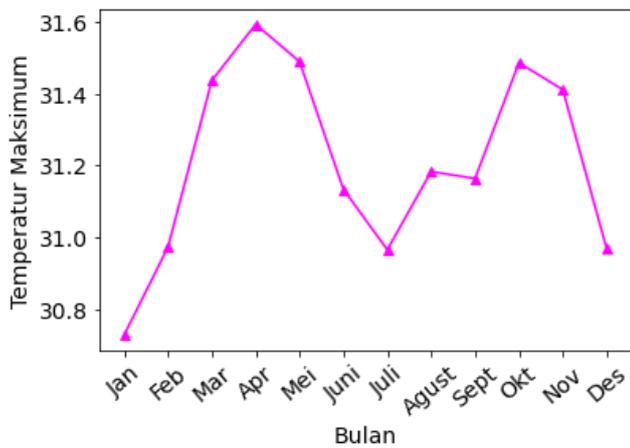
Gambar 7. Tren tahunan temperatur maksimum



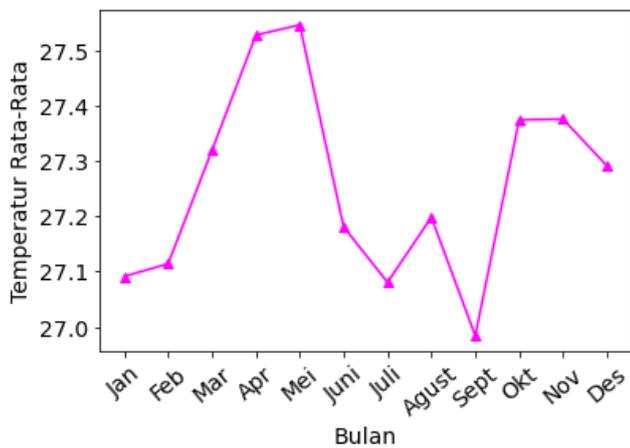
Gambar 8. Tren tahunan temperatur rata-rata



Gambar 9. Tren bulanan temperatur minimum

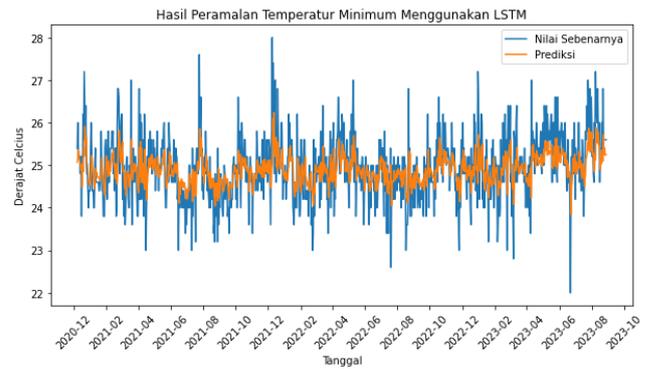


Gambar 10. Tren bulanan temperatur maksimum



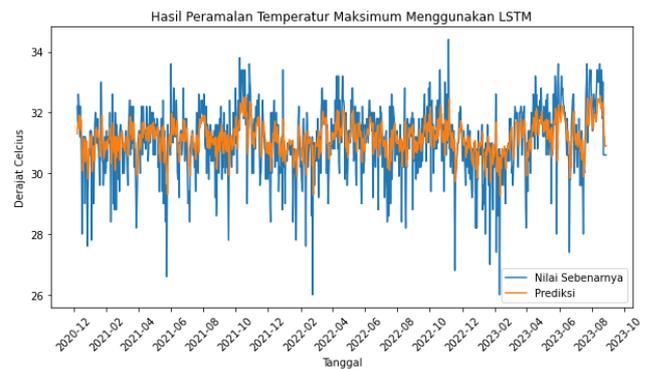
Gambar 11. Tren bulanan temperatur rata-rata

Proses prediksi pada penelitian ini menggunakan 80% data untuk training dan 20% untuk testing serta dilakukan normalisasi dengan *MinMaxScaler*. Hasil prediksi atribut Temperatur min (Tn) dapat dilihat dari gambar berikut :



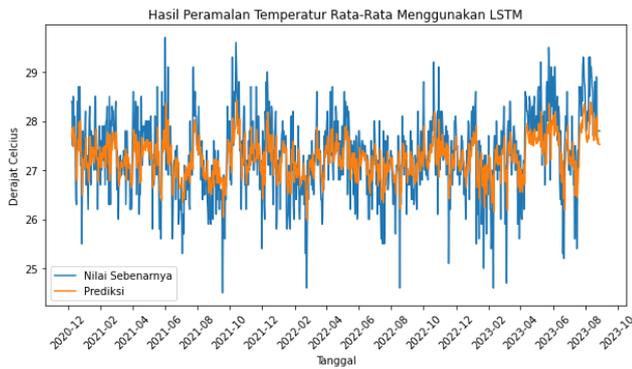
Gambar 12. Visualisasi hasil prediksi nilai temperatur minimum

Hasil prediksi pada Gambar 12 menunjukkan kedekatan antara data sebenarnya dan data prediksi pada atribut Temperatur minimum (Tn). Hasil menunjukkan perbedaan yang cukup signifikan pada bulan Juni 2023, pada grafik menunjukkan perbedaan yang cukup signifikan antara data actual dan prediksinya. Prediksi dari atribut Tn menghasilkan hasil evaluasi dengan nilai MAE = 0.53, MAPE = 2.12, MSE = 0.47, RMSE = 0.69, nilai tersebut menunjukkan bahwa prediksi pada atribut Tn cukup akurat dengan nilai MAPE yang kecil dan dengan tingkat kesalahan yang rendah.



Gambar 13. Visualisasi hasil prediksi nilai temperatur maximum

Prediksi pada atribut temperature maximum (Tx) yang ditunjukkan pada Gambar 13 menunjukkan beberapa perbedaan yang cukup jauh antara data actual dan data prediksi, yaitu terletak pada tahun bulan Mei 2021, Februari 2022, serta Februari 2023. Hasil evaluasi dari prediksi atribut Tx menghasilkan nilai MAE = 0.76, MAPE = 2.51, MSE 1.04, RMSE 1.02, walaupun pada grafik ada beberapa perbedaan yang jauh, tetapi hasil evaluasi menunjukkan bahwa hasil prediksi cukup baik dengan nilai MAE, MAPE dan MSE yang rendah.



Gambar 14. Visualisasi hasil prediksi nilai temperatur rata-rata

Prediksi atribut Tavg atau temperature rata-rata ditampilkan pada Gambar 14 menunjukkan beberapa titik yang berbeda cukup jauh, yaitu pada Agustus 2021, Februari 2022, dan Agustus 2022, pada periode tersebut terjadi perbedaan yang cukup jauh antara data actual dan prediksinya. Tetapi nilai evaluasi masih menunjukkan bahwa prediksi cukup baik dan akurasi dengan nilai MAE = 0.52, MAPE = 1.93, MSE 0.45, dan RMSE = 0.67. Angka evaluasi tersebut cukup rendah dan prediksi pada atribut temperature rata-rata dapat dikatakan berhasil dan cukup akurasi dengan tingkat kesalahan yang rendah.

## V. KESIMPULAN

Kesimpulan dari penelitian ini yaitu LSTM bekerja dengan baik untuk memprediksi temperature di kota Ternate. Hasil prediksi menunjukkan bahwa *Long Short Tern Memory* (LSTM) sangat baik jika digunakan untuk melakukan prediksi, dalam kasus ini adalah prediksi temperature yang dibuktikan dengan nilai hasil evaluasi MAPE, MAE, RMSE, MSE yang cukup rendah dan menunjukkan bahwa tingkat akurasi dari prediksi cukup baik serta jumlah kesalahan yang dikatakan rendah. Analisis tahunan pada data temperatur minimum dari tahun 2010-2023 menunjukkan adanya trend kenaikan secara konsisten. Hal ini merupakan tanda-tanda terjadinya perubahan iklim. Beberapa hal yang dapat dilakukan untuk meningkatkan kualitas dari prediksi antara lain mencoba variasi parameter dari LSTM seperti learning rate, batch size dan jumlah epoch yang dapat meningkatkan peforma dari LSTM secara signifikan serta pembersihan data yang dilakukan dengan menghapus outlier lain yang dianggap dapat mengganggu keakuratan dari prediksi. Penerapan regularisasi juga dapat dilakukan untuk mencegah terjadinya *overlifting* pada data pelatihan.

## UCAPAN TERIMA KASIH

## REFERENSI

[1] M. Rizki, S. Basuki and Y. Azhar, "Implementasi Deep Learning Menggunakan Arsitektur Long Short

Term Memory Untuk Prediksi Curah Hujan Kota Malang," *Repositor*, vol. 2, no. 3, pp. 331-338, 2020.

[2] T. Lattifia, P. W. Buana and N. K. D. Rusjayanthi, "Model Prediksi Cuaca Menggunakan Metode LSTM," *Jurnal Ilmiah Teknologi dan Komputer*, vol. 3, no. 1, pp. 994-1000, 2022.

[3] j. Anggara and M. Ricky, "Pengaruh Cuaca Terhadap Stabilitas Harga Ikan di Desa Kurau," *Makro: Jurnal Manajemen Dan Kewirausahaan*, vol. 4, no. 1, pp. 49-63, 2019.

[4] A. Asmuni, N. Khairina, N. E. Pramesti and N. Lusida, "Korelasi Suhu Udara dan Curah Hujan terhadap Demam Berdarah Dengue di Kota Tangerang Selatan Tahun 2013 - 2018," *Jurnal Kedokteran dan Kesehatan*, vol. 16, no. 2, pp. 164-171, 2020.

[5] L. N. I. Afida, I. Putra, I. Azizah, S. Nabawi and A. Alifia, "Forecasting Temperature Menggunakan LSTM," 2022.

[6] E. Supriyadi, "Prediksi Parameter Cuaca Menggunakan Deep Learning Long-Short Term Memory (LSTM)," *Jurnal Meteorologi dan Geofisika*, vol. 21, no. 2, pp. 55-67, 2021.

[7] M. V. Nastiti, "Analisis dan Implementasi Long Short Term Memori untuk Prediksi Cuaca di Jawa Tengah," (*Doctoral dissertation*), 2021.

[8] X. Song, Y. Liu, L. Xue, J. Wang, J. Zhang, J. Wang, L. Jiang and Z. Cheng, "Time-series well performance prediction based on Long Short-Term," *Journal of Petroleum Science and Engineering*, vol. 186, p. 106682, 2020.

[9] Y. E. Nugraha, I. Ariawan and W. A. Arifin, "Weather Forecast From Time Series Data Using LSTM Algorithm," *Jurnal Ilmiah Teknologi Informasi dan Komunikasi (JTIK)*, vol. 14, no. 1, pp. 144 - 152, 2023.

[10] Y. Hendra, H. Mukhtar, B. and R. Hafsari, "Prediksi Curah Hujan di Kota Pekanbaru Menggunakan LSTM," *Jurnal Software Engineering an34d Information System*, vol. 3, no. 2, pp. 74-81, 2023.

[11] R. F. Firdaus and I. V. Papatungan, "Prediksi Curah Hujan di Kota Bandung Menggunakan Metode Long Short Term Memory," *Jurnal Penelitian Inovatif (JUPIN)*, vol. 2, no. 3, pp. 453-460, 2022.

[12] M. D. A. Carnegie and C. , "Perbandingan Long Short Term Memory (LSTM) dan Gated Recurrent Unit (GRU) Untuk Memprediksi Curah Hujan," *Jurnal Media Informatika Budidarma*, vol. 7, no. 3, pp. 1022-1032, 2023.

[13] I. G. A. Negara, "Analisis Monitoring Temperatur dan Kelembaban Udara Alami Berbasis Teknologi Mikrokontroler," *Jurnal Inovasi Teknik dan Edukasi Teknologi*, vol. 3, no. 1, pp. 32-39, 2023.

- [14] A. Raup, W. Ridwan, Y. Khoeriyah, S. and Q. Y. Zaqiah, "Deep Learning dan Penerapannya dalam Pembelajaran," *JHIP (Jurnal Ilmiah Ilmu Pendidikan)*, vol. 5, no. 9, pp. 3258-3267, 2022.
- [15] E. Padang, "Model Prediksi Suhu Permukaan Laut Perairan Kota Mnokwari Kabupaten Manokwari Menggunakan Deep Neural Networks," *Jurnal Natural*, vol. 19, no. 1, pp. 74-81, 2023.
- [16] T. A. F. Muhammad and M. I. Irawan, "Implementasi Long Short-Term Memory (LSTM) untuk Prediksi Intensitas Curah Hujan (Studi Kasus: Kabupaten Malang)," *Jurnal Sains dan Seni ITS*, vol. 12, no. 1, pp. 2337-3520, 2023.
- [17] R. F. Firdaus, "Prediksi Curah Hujan Menggunakan Metode Long Short Term Memory (Studi Kasus: Kota Bandung)," 2022.
- [18] M. H. Allah, M. Ganahl, L. E. HayWard, R. G. Melko and J. Carrasquilla, "Recurrent neural network wave functions," *Physical Review Research* 2, vol. 2, no. 2, p. 023358, 2020.
- [19] P. S. E. S, R. P. P, D. B. P, M. A. Rafi and A. P. Sari, "Implementasi JST Untuk Memprediksi Cuaca Dengan Menggunakan model RNN dan LSTM," *Seminar Nasional Informatika Bela Negara (SANTIKA)*, vol. 3, pp. 101-106, 2023.
- [20] A. P. Sari, E. A. Hakim, D. A. Prasetya, R. Arifuddin and P. D. P. Adi, "Sistem Prediksi Kecepatan dan Arah Angin Menggunakan Bidirectional Long Short-Term Memory," *Seminar Keinsinyuran Program Studi Program Profesi Insinyur*, vol. 1, no. 1, 2021.
- [21] T. O. Hodson, "Root-mean-square error (RMSE) or mean absolute error (MAE);," *Geoscientific Model Development*, vol. 15, no. 14, pp. 5481-5487, 2022.
- [22] M. D. C. R. Novitasari, P. K. Intan and G. G. Wisnawa, "Penerapan Metode Principal Component Analysis (PCA) dan Long Short-Term Memory (LSTM)," *Building of Informatics, Technology and Science (BITS)*, vol. 5, no. 1, pp. 1-11., 2023.