



## PREDIKSI TEMPERATUR CUACA DI NEGARA NORWEGIA MENGUNAKAN METODE LSTM

Syarif Hidayatullah<sup>1</sup>, Anis Cherid<sup>2</sup>

<sup>1</sup>41519010143@student.mercubuana.ac.id, <sup>2</sup>anis.cherid@mercubuana.ac.id

<sup>1,2</sup>Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Mercu Buana

### Abstrak

Penelitian ini mengkaji penggunaan algoritma model *Long Short-Term Memory* (LSTM) dalam membangun model prediksi rata-rata temperatur minimum cuaca berdasarkan data *time series*. Beberapa pengujian dilakukan untuk mengevaluasi performa model dengan variasi komposisi data latih dan data *test*, serta perubahan jumlah *epoch*. Dari hasil pengujian, didapati bahwa penggunaan komposisi data *test* sebanyak 12 pengamatan, sementara menyisakan 48 data latih dengan 100 *epoch*, memberikan hasil *Root Mean Squared Error* (RMSE) terbaik yaitu 1,242 dari seluruh percobaan yang dilakukan. Hasil menunjukkan bahwa metode LSTM efektif dalam menghasilkan prediksi suhu dengan memperhitungkan fluktuasi bulanan dari waktu ke waktu. Meskipun prediksi suhu pada interval yang lebih pendek cenderung lebih fluktuatif, prediksi jangka panjang menunjukkan kecenderungan suhu untuk menjaga kestabilannya dalam jangka waktu yang lebih panjang. Penelitian ini memberikan wawasan mengenai aplikasi model LSTM dalam prediksi cuaca berbasis *time series* dan memberikan panduan untuk komposisi data dan jumlah *epoch* yang optimal dalam menghasilkan prediksi yang akurat.

**Kata kunci:** LSTM, prediksi, suhu minimum, cuaca, Norwegia

### Abstract

*This study examines the use of the Long Short-Term Memory (LSTM) model algorithm in building a predictive model for the average minimum temperature of the weather based on time series data. Several tests were conducted to evaluate the performance of the model with variations in the composition of the training data and test data, as well as changes in the number of epochs. From the test results, it was found that using the test data composition of 12 observations, while leaving 48 training data with 100 epochs, gave the best Root Mean Squared Error (RMSE) result of 1.242 from all experiments conducted. The results show that the LSTM method is effective in producing temperature predictions by taking into account monthly fluctuations from time to time. Although temperature predictions at shorter intervals tend to be more volatile, long-term predictions show a tendency for the temperature to maintain stability over a longer period of time. This research provides insight into the application of the LSTM model in time series-based weather prediction and provides guidance for the composition of the data and the optimal number of epochs in producing accurate predictions.*

**Keywords:** LSTM, prediction, minimum temperature, weather, Norway

### 1. Pendahuluan

Prakiraan cuaca ialah pengumpulan informasi perihal keadaan atmosfer, yang tersusun atas kelembaban, suhu, kecepatan angin, dan radiasi matahari [1]. Cuaca berdampak pada hidup manusia pada sejumlah aspek [2]. Aspek-aspek itu selanjutnya dikaji serta disesuaikan terhadap cuaca hari, bulan, hingga tahun sebelumnya sampai memperoleh perkiraan cuaca terakurat [1]. Tahapan riset dan penyesuaian data yang berjumlah besar termasuk pada bidang keilmuan komputer yakni data mining [3]. Data mining ialah satu diantara tren pada analisa data serta sebagai elemen terpenting guna menggambarkan pemodelan data di gudang data. Keandalan akurasi prakiraan cuaca menjadi perhatian utama lantaran beragam tuntutan dari sejumlah pihak yang memerlukan informasi keadaan atmosfer secara lengkap, cepat, serta akurat. Penetapan metode peramalan cuaca ialah aktivitas yang baru-baru ini melibatkan sejumlah ilmuwan cuaca dan atmosfer [4] [5]. Analisa *time series* ialah satu diantara tahapan statistik yang dipakai guna meramalkan probabilitas keadaan di masa depan yang bisa dipergunakan dalam penentuan keputusan pada permasalahan riset berikut [6]. Beberapa prakiraan melalui pemakaian metode LSTM diantaranya prakiraan polusi udara kota Surabaya, memperoleh skor RMSE senilai 1,880

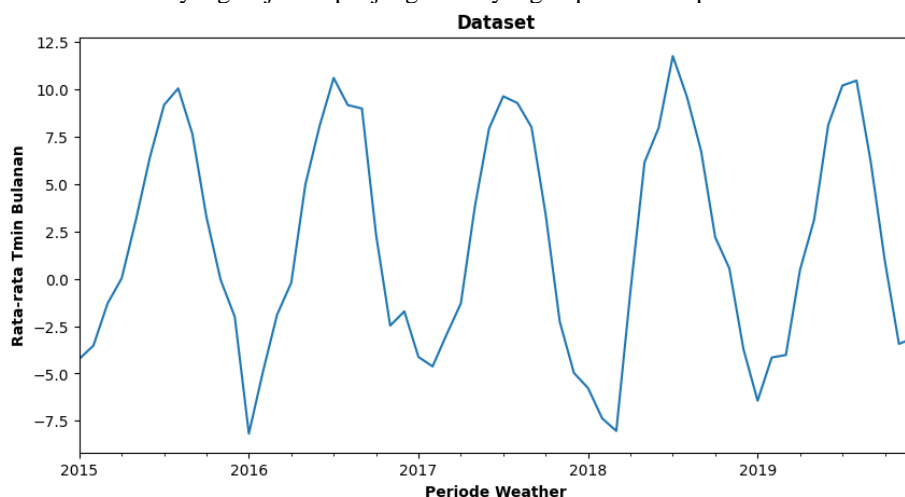
[7]. Melakukan perbandingan metode NNETAR, SVR, NARX, RMSE, serta SARIMA, Zhang memprediksi beban listrik dari *smart grid*. Metode LSTM mencapai hasil terbaik dengan RMSE 0,0702 [8]. Selain itu, juga digunakan dalam dunia keuangan untuk memprediksi harga saham dan Bitcoin [9]. Masing-masing prediksi ini menghasilkan skor akurasi 93,5% untuk Bitcoin dan 83,91% untuk saham.

Riset berikut tujuannya guna menjalankan perkiraan temperatur cuaca di negara Norwegia memakai metode LSTM (*Long Short-Term Memory*). Negara Norwegia, yang terletak di wilayah Nordik, memiliki iklim yang bervariasi dan kompleks. Perubahan cuaca yang cepat dan fluktuasi suhu yang signifikan menjadi tantangan dalam memprediksi kondisi cuaca di Negara ini. Dalam beberapa tahun terakhir, metode prediksi suhu cuaca berbasis *Deep Learning*, khususnya LSTM, telah menunjukkan potensi dalam mengatasi tantangan ini.

Temperatur cuaca adalah faktor penting dalam berbagai aspek kehidupan sehari-hari dan sektor-sektor seperti pertanian, pariwisata, transportasi, dan energi di Negara Norwegia. Dalam rangka meningkatkan pemahaman tentang pola suhu cuaca dan kemampuan untuk memprediksi suhu cuaca di masa depan, penulis akan fokus pada penggunaan metode LSTM dalam melakukan prediksi suhu cuaca di Negara Norwegia.

Jaringan saraf memori jangka pendek (LSTM) adalah jenis RNN [10]. LSTM bisa mengkaji informasi apa yang hendak dihimpun serta apa yang harus dibuang lantaran tiap neuron LSTM mempunyai banyak gerbang yang mengontrol memori tiap neuron. LSTM umumnya dipakai guna memproses data video, teks, serta deret waktu. Sejumlah riset terdahulu menemukan bahwasanya data mutu udara ialah data *time series* stokastik, hingga tahapan peramalannya bisa dijalankan berdasarkan data historis [11].

Pada tahap awal penelitian, penulis akan mengumpulkan dan menganalisis data historis suhu cuaca di Negara Norwegia. Data yang dipakai pada riset berikut mencakup rentang waktu lima tahun, mulai dari 2015 hingga 2019. Data ini dikumpulkan dari sumber yang relevan, seperti stasiun cuaca dan lembaga meteorologi di Norwegia. Setiap entri data terkait dengan temperatur minimum harian di berbagai lokasi di seluruh Negara Norwegia. Untuk menganalisis fluktuasi temperatur, grafik data merupakan metode visual yang efektif. Dalam penelitian ini, grafik data akan digunakan untuk menggambarkan fluktuasi temperatur cuaca di Norwegia selama periode tersebut. Grafik akan menunjukkan perubahan temperatur harian dan variasi suhu yang terjadi sepanjang tahun yang dapat di lihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Grafik Fluktuasi Tempereatur Cuaca di Norwegia dari tahun 2015-2019

Setelah analisis data historis, langkah selanjutnya adalah mengimplementasikan model LSTM untuk melakukan prediksi suhu cuaca di masa depan. Model LSTM akan dilatih menggunakan data historis suhu cuaca sebagai input, dan akan mempelajari pola dan relasi antara variabel cuaca yang berbeda. Dengan menggunakan model LSTM, penelitian ini akan memberikan prediksi suhu cuaca yang akurat dan dapat diandalkan untuk wilayah-wilayah di Negara Norwegia.

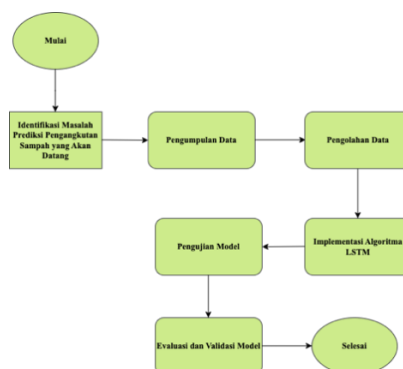
Untuk mengukur kinerja model LSTM yang diimplementasikan, penelitian ini akan menggunakan metrik evaluasi yang umum digunakan dalam prediksi suhu cuaca, seperti *Root Mean Squared Error*

(RMSE) atau *Coefficient of Determination* (R-squared). Evaluasi berikut hendak memberi pengertian secara dalam perihal sejauh mana model LSTM mampu memprediksi suhu cuaca dengan akurat di Negara Norwegia.

Hasil dari penelitian ini akan memberikan kontribusi signifikan dalam pemahaman dan prediksi suhu cuaca di Negara Norwegia. Prediksi suhu cuaca yang akurat dan dapat diandalkan akan memberikan manfaat.

## 2. Metode

Pada tahap metode penelitian ini dimulai dengan melakukan identifikasi masalah, kemudian akan dilanjutkan dengan pengumpulan dataset dalam bentuk csv yang didapatkan dari platform Kaggle, kemudian akan dilanjutkan dengan tahap *preprocessing dataset* yang sudah dimiliki, selanjutnya akan membagi komposisi data *test* dan *train*, tahap selanjutnya adalah melakukan implementasi LSTM, dan dilanjutkan dengan pengujian *framework Deep Learning* yaitu Keras, dan terakhir melakukan evaluasi model pada metode yang digunakan sehingga dapat memperoleh nilai RMSE dan nilai prediksi, berikut merupakan desain dari tahapan penelitian yang dilakukan seperti pada Gambar 2.



Gambar 2. Metode penelitian

### 2.1 Pengumpulan Data

Metode pengumpulan data untuk penelitian ini yaitu merupakan data real yang didapatkan dari platform Kaggle, bagian Data yang di kumpulkan berupa data temperatur cuaca di Nowwergia, yang menyajikan data temperatur cuaca di Nowergia pada tahun 2015 sampai dengan 2019, dengan data yang di peroleh sebanyak 1.826 data. Memiliki 7 atribut, tipe data, dan keterangan seperti Tabel 1 dibawah ini.

Tabel 1. Deskripsi Atribut Dataset

Atribut	Type	Keterangan
country	object	Nama Negara
date	datetime64[ns]	Tanggal per hari
precipitation	float64	Berapa banyak hujan, salju, hujan es, dll yang telah turun. Diukur dalam sentimeter (cm).
snow_depth	float64	Berapa banyak salju yang terkumpul di tanah. Diukur dalam milimeter (mm).
tavg	float64	Suhu rata-rata harian. Diukur dalam derajat Celcius (°C).
tmax	float64	Suhu maksimum harian. Diukur dalam derajat Celcius (°C).
tmiN	float64	Suhu minimum harian. Diukur dalam derajat Celcius (°C).

## 2.2 Data Preprocessing

Data *preprocessing* adalah proses yang dikontrol secara longgar, sehingga berada di luar rentang nilai. Contoh kombinasi data yang tidak mungkin, nilai yang hilang, dll. [12]. Menganalisis data yang tidak difilter dapat menyebabkan masalah dengan hasil akhir, karena tidak sesuai dengan ekspektasi pemrosesan data. Oleh karena itu, penyajian dan kualitas data sangat penting sebelum melakukan analisis apa pun. Tabel 2 menunjukkan dataset sebelum *resampling* dan tabel 3 menunjukkan data setelah *preprocessing*, seperti terlihat pada Tabel 2 dan Tabel 3.

Tabel 2. Data Sebelum *Preprocessing*

	country	date	precipitation	snow_depth	tavg	tmax	tmin
0	Norway	2015-01-01	13.731900	197.985981	3.011111	6.005505	0.769369
1	Norway	2015-01-01	13.731900	197.985981	3.011111	6.005505	0.769369
2	Norway	2015-01-02	8.494964	179.415179	1.966667	5.479091	-0.066972
3	Norway	2015-01-02	8.494964	179.415179	1.966667	5.479091	-0.066972
4	Norway	2015-01-03	4.054317	208.325581	0.042105	2.642202	-1.756481

Tabel 3. Data Sesudah *Preprocessing*

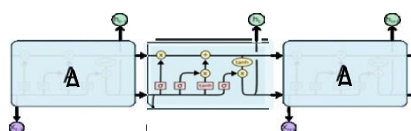
	date	tmin
0	2015-01-01	0.769369
1	2015-01-01	0.769369
2	2015-01-02	-0.066972
3	2015-01-02	-0.066972
4	2015-01-03	-1.756481

## 2.3 Pembuatan Model

Tahap pertama dalam pembuatan model adalah dengan melakukan pembagian komposisi data uji dan data tes, metode sederhana yang digunakan pada tahapan ini adalah membagi kumpulan data yang dipisah menjadi kumpulan data latih dan uji. Untuk menghitung *indeks* titik pisah dan memisahkan data ke dalam kumpulan data pelatihan dengan nilai *test size* sebesar 3 nutuk pengamatan yang dapat kita gunakan untuk pembagian model uji pada penilaian ini, menyisalkan sisanya untuk model latih sebanyak 43 bulan sebagai pembagian komposisi data. Kombinasi ini dipilih berdasarkan hasil uji coba serta pertimbangan penulis setelah dilakukan percobaan terhadap beberapa perbandingan jumlah data *testing* dan data *training*. Selanjutnya kita dapat dengan mudah menormalkan *dataset* menggunakan kelas *preprocessing MinMaxScaler* dari perpustakaan *scikit-learn*. Sehingga dapat menentukan fungsi untuk melakukan skala baru. Setelah melakukan normalisasi selanjutnya melakukan fungsi *length* dapat dianggap sebagai jumlah entri yang akan digunakan sebagai input untuk menentukan atau memprediksi angka berikutnya secara berurutan. Nilai jumlah fitur adalah 1 karena hanya fitur *dataset* yang diperiksa. *batch size* dari nilai 1 telah dipilih, pada setiap batch 3 nilai deret waktu akan dilatih sehingga untuk memprediksi angka berikutnya didalam suatu urutan.

## 2.4 Long Short-Term Memory

*Long Short-Term Memory* (LSTM) merupakan sebuah evolusi dari arsitektur RNN yang diperkenalkan oleh Hochreiter & Schmidhuber (1997) [13]. LSTM yang merupakan bagian dari arsitektur *Recurrent Neural Networks* (RNN).



Gambar 2. Arsitektur LSTM

Untuk menghasilkan pemodelan yang baik ada beberapa hal yang diperhatikan pada proses pemodelan LSTM, antara lain dengan penentuan jumlah *hidden layer* yang tepat dan input *hyperparameter* yang sesuai [14], dan mampu memberikan output yang relevan dalam menentukan nilai yang akan dipilih. Pertama kali diperkenalkan oleh Hochreiter & Schmidhuber pada tahun 1997 [15]. Implementasi metode LSTM dalam prediksi yang bersifat *time-series* sangat tepat digunakan karena LSTM mampu mengingat dan menyimpan *history* data baik *short term* atau jangka pendek, maupun *long term* atau jangka panjang [16]. Hal yang membedakan LSTM dengan RNN biasa adalah LSTM mampu mempelajari informasi mana yang harus dibuang dan informasi mana yang harus tetap disimpan dalam *memory cell* [17]. Dalam proses komputasi LSTM dilakukan perhitungan dengan rumus berikut:

$$it = \sigma 1 (Wixt + Ui ct-1 + bi ) \tag{1}$$

$$ft = \sigma 1 (Wfxt + Uf ct-1 + bf ) \tag{2}$$

$$ot = \sigma 1 (Woxt + Uo ct-1 + bo ) \tag{3}$$

$$ct = ft * ct-1 + i * \sigma 1 (Wcx1 + bc ) \tag{4}$$

$$ht = ot * \sigma 2 (ct ) \tag{5}$$

Dimana  $x_i$  adalah vektor input pada waktu ( $t$ ),  $h_t$  adalah vektor output,  $c_t$  adalah state sel memori,  $i_t$  adalah vektor input gate,  $f_t$  adalah vektor forget gate,  $o_t$  adalah vektor output gate,  $W$  dan  $U$  adalah bobot metriks,  $b$  adalah vektor bias, dan  $Q$  adalah fungsi aktivasi sigmoid [13].

### 2.5 Implementasi Long Short-Term Memory

Tahap perancangan model LSTM dilakukan setelah data *preprocessing*. Kemudian data dibagi menjadi dataset latih dan dataset uji, setelah itu dilakukan normalisasi menggunakan *Min Max* dengan dari perpustakaan *scikit-learn*. Agar bisa diproses pada sel LSTM, data di *reshape* menjadi *array* dengan melakukan fungsi *length* dapat dianggap sebagai jumlah entri yang akan digunakan sebagai input untuk menentukan atau memprediksi angka berikutnya secara berurutan, lalu menentukan nilai *batch* pertama dari nilai deret waktu dengan *time\_series\_generator* pada data latih dan uji. Dilanjutkan dengan inialisasi parameter dasar model yang digunakan untuk melatih model, seperti terlihat pada Tabel 4 dibawah.

Table 4. Parameter Model LSTM

Parameter	Nilai
Model	Sequential
Activation	Relu
Dense Layer	1
Learning Rate	0,001
Optimizer	Opt
Loss Function	MSE
Optimizers	Adam
Batch Size	1
Epochs	5

### 2.6 Testing Model

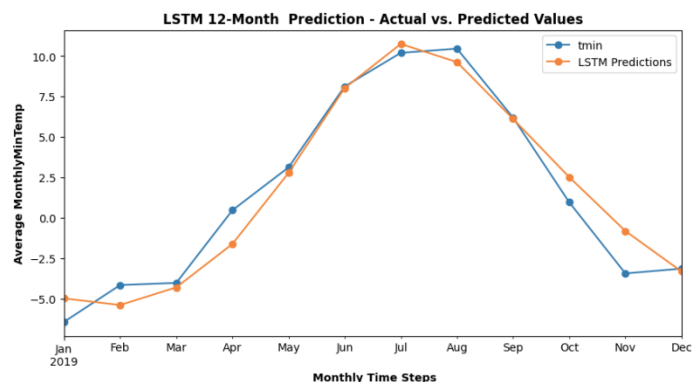
Setelah berhasil membangun model prediksi maka dilakukan *testing* data yaitu melakukan uji model dengan menggunakan 12 bulan dataset yang tersisa. Proses *testing* dilakukan terhadap model yang telah dilatih sebelumnya dengan mempelajari *dataset training*, Hasil dari *testing* data berupa fitur pengujian baru dibuat untuk menyusun prediksi pengujian LSTM, didapati hasil prediksi untuk 12 bulan terakhir seperti terlihat pada tabel 5.

Tabel 5. Nilai Testing Aktual dan Prediksi

date	tmin	LSTM Predictions
2019-01	-6.434708	-4.982540
2019-02	-4.155576	-5.390317
2019-03	-4.023021	-4.298854
2019-04	0.467298	-1.617922
2019-05	3.119067	2.775398
2019-06	8.120425	8.023550
2019-07	10.197056	10.748320
2019-08	10.458612	9.627199
2019-09	6.193860	6.111045
2019-10	0.963104	2.517316
2019-11	-3.436515	-0.813967
2019-12	-3.139711	-3.314797

## 2.7 Visualisasi Testing

Selanjutnya melakukan visualisasi kinerja *testing* LSTM - Nilai Pelatihan Aktual vs. Prediksi, yang menunjukkan nilai prediksi dan nilai aktual pada *testing* model, seperti terlihat pada Gambar 4.



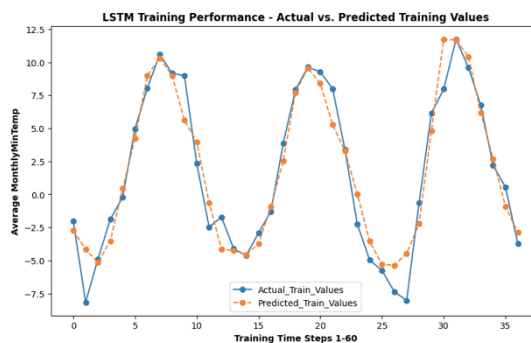
Gambar 4. Visualisasi Testing Model

## 2.8 Training Model

Tahap selanjutnya setelah melakukan *testing* model adalah proses *training* terhadap 60 bulan total dataset yang telah diambil. Untuk meningkatkan akurasi model pada proses *training* model yang telah dibangun yang menentukan semua nilai pelatihan LSTM untuk membandingkannya dengan nilai dataset aktual yang digunakan untuk proses pelatihan. Membuat *array numpy* dan menerapkan fungsi *inverse transform* untuk mendapatkan 48 nilai pelatihan aktual. Dari 60 total poin pelatihan dikurang 11, yang menjadikan urutan *batch* pertama adalah 48, selanjutnya menerapkan fungsi *inverse transform* ke *training outputs* untuk mendapatkan nilai volume rata-ratanya.

## 2.9 Visualisasi Training

Selanjutnya melakukan visualisasi kinerja pelatihan LSTM - Nilai Pelatihan Aktual vs. Prediksi, Dapat dilihat pada Gambar 4 menunjukkan kinerja pelatihan LSTM nilai aktual pelatihan dengan nilai prediksi untuk rata-rata *temperature* minimum cuaca dari grafik tersebut, dapat terlihat bahwa terdapat variasi dan fluktuasi dalam nilai suhu minimum cuaca seiring waktu. Prediksi pelatihan LSTM juga mengikuti tren ini dengan baik, menunjukkan kemampuan model dalam menangkap pola dan fluktuasi suhu cuaca yang kompleks. Seperti terlihat pada Gambar 5.



Gambar 5. Visualisasi Training Model

### 2.10 Evaluasi Model

Tahap perancangan model LSTM dilakukan setelah data *preprocessing*. Kemudian evaluasi kinerja model pada penelitian ini menggunakan *Root Mean Square Error* (RMSE) yang digunakan untuk mengukur tingkat akurasi hasil perkiraan suatu model [18]. Sehingga memperoleh hasil prediksi temperatur minimum cuaca, dengan begitu dapat menyelesaikan masalah-masalah — yang terlihat real dalam kehidupan sehari-hari yang digunakan untuk memprediksi sesuatu hal pada bulan ke depannya [19], Validasi pada metode ini menggunakan *Root Mean Square Error* (RMSE) dan juga menghasilkan visualisasi yang bertujuan untuk mengetahui tingkat akurasi keseluruhan dari sistem prediksi yang dirancang. Adapun persamaan yang digunakan untuk menghitung nilai RMSE dapat dilihat pada rumus 6 [20].

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i^{\wedge} - y_i)^2} \quad (6)$$

Dengan keterangan:

1. RMSE = Nilai Root Mean Square Error
2. y = Nilai hasil observasi
3. y<sup>^</sup> = Nilai hasil prediksi
4. i = Urutan data pada database
5. n = Jumlah data

Dengan menggunakan persamaan rumus (6) maka akan dihasilkan RMSE terbaik yang digunakan pada penelitian ini, seperti terlihat pada Tabel 6.

Tabel 6. Penerapan Rumus RMSE

Tanggal	y Aktual	y Prediksi	Selisih	RMSE
2019-01	-6,434708	-4,172674	-2,262034	1.387
2019-02	-4,155576	-4,411912	0,256336	
2019-03	-4,023021	-3,790124	-0,232897	
2019-04	0,467298	-1,090131	1,557429	
2019-05	3,119067	3,321304	-0,202237	
2019-06	8,120425	7,810254	0,310171	
2019-07	10,197056	9,288624	0,908432	
2019-08	10,458612	7,962999	2,495613	
2019-09	6,193860	4,499121	1,694739	
2019-10	0,963104	1,286185	-0,323081	
2019-11	-3,436515	-1,168923	-2,267592	
2019-12	-3,139711	-2,777306	-0,362405	

### 3. Hasil dan Pembahasan

Eksperimen yang dilakukan pada penelitian ini didasarkan pada komposisi data training 40 bulan dan 3 data *testing* dari total 43 *dataset*. Skenario pengujian yang dilakukan yaitu memprediksi nilai temperatur minimum cuaca selama 3 bulan terakhir dan dengan beberapa pengujian yang lainnya dan melakukan peramalan nilai temperatur minimum cuaca selama 3 bulan ke depan dan dengan beberapa pengujian lainnya.

#### 3.1 Prediksi Long Short-term Memory (LSTM)

Inisialisasi parameter dasar model yang digunakan untuk melatih model yang disajikan pada Tabel 4. Berdasarkan Tabel 7, hasil skenario pengujian dengan nilai komposisi data yang ditunjukkan pada Tabel 7. Hasil terbaik pada pengujian diperoleh pada skema 4 dengan hasil RMSE 1,242 menghasilkan nilai RMSE yang lebih baik dibandingkan komposisi data lainnya dengan menggunakan *batch size epochs* 100. Dengan menggunakan nilai uji tidak terlalu besar, terbukti dapat meningkatkan kinerja prediksi dari algoritma LSTM, seperti terlihat pada table 7.

Tabel 7. Kombinasi Parameter Komposisi Data

No.	Komposisi Data	Epoch	RMSE
1.	3 Data Test 57 Data Train	100	8,193
2.	6 Data Test 54 Data Train	100	6,004
3.	9 Data Test 51 Data Train	100	2,378
4.	12 Data Test 48 Data Train	100	1,242

Eksperimen selanjutnya dengan inisialisasi parameter dasar model yang digunakan untuk melatih model yang disajikan pada Tabel 4. Berdasarkan Tabel 8, hasil skenario pengujian dengan mengatur *epochs*. Memberikan hasil RMSE terbaik dengan nilai terbaik sebesar 1,387 pada *epochs* 25 dengan komposisi data *test* 12 dan *train* 48. Berdasarkan dari pengujian ini, membuktikan bahwa penelitian ini menghasilkan model LSTM dengan *epochs* yang lebih besar dapat bekerja dengan baik dalam prediksi rata-rata *temperature* minimum cuaca dibandingkan dengan *epoch* yang lebih tinggi, seperti terlihat pada Table 8.

Tabel 8. Kombinasi Parameter Jumlah Epoch

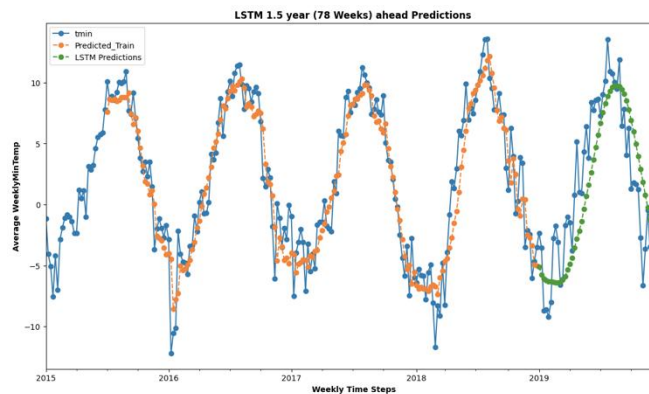
No.	Komposisi Data	Epoch	RMSE
1.	12 Data Test 48 Data Train	5	6,012
2.	12 Data Test 48 Data Train	10	3,566
3.	12 Data Test 48 Data Train	15	2,018
4.	12 Data Test 48 Data Train	20	1,825
5.	12 Data Test 48 Data Train	25	1,387

Pengujian selanjutnya merupakan pengujian yang bertujuan sebagai landasan untuk penggunaan data rata-rata bulanan sebagai acuan pada penelitian ini dengan membandingkan dengan hasil pengujian mingguan dengan total data sebanyak 313, dengan komposisi data 52 sebagai data *testing* dan 261 sebagai data *training*, seperti terlihat pada Tabel 9.

Tabel 9. Pengujian Data Mingguan

No.	Komposisi Data	Epoch	RMSE
1.	52 Data Test 261 Data Train	25	2,826
2.	52 Data Test 261 Data Train	50	3,472

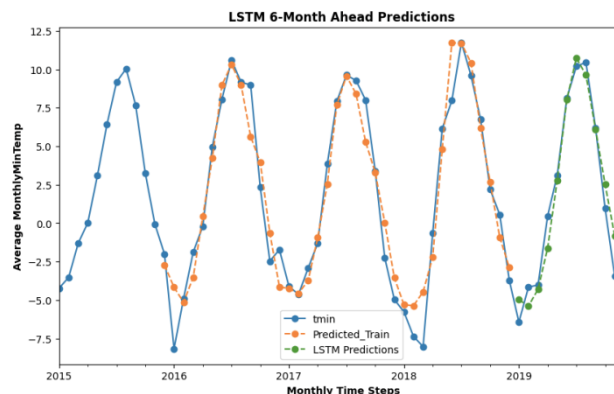
Didapati hasil untuk 52 minggu terakhir, dalam bentuk hasil berupa *Plot Training & Prediksi 52 minggu terakhir* untuk rata-rata bulanan dalam temperature cuaca, seperti pada Gambar 6.



Gambar 6. Plot Training & Prediksi 52 Minggu Terakhir

Seperti terlihat pada Tabel 8 dan 9, dapat disimpulkan bahwa skema 1 dari pengujian mingguan mendapatkan hasil terbaik dengan nilai RMSE 2,826 dengan perbandingan dengan data bulanan seperti persamaan pada Tabel 8 menunjukkan nilai RMSE terbaik pada skema 5 yaitu 1,387 menunjukkan bahwa pengujian dengan penggunaan dataset bulanan lebih baik dibandingkan dengan pengujian data mingguan, hal ini yang melandaskan penelitian dengan penggunaan dataset bulanan pada penelitian ini. Dari hasil pengujian yang dilakukan dengan menggunakan parameter Tabel 4 untuk memprediksi *temprature* minimum cuaca, menghasilkan nilai RMSE terbaik dengan 1,387 seperti persamaan pada Tabel 8. Dengan beggitu eksperimen dengan menggunakan nilai uji yang terlalu besar, terbukti dapat mengurangi kinerja prediksi dari algoritma LSTM.

Pada Gambar 7 menunjukkan visualisasi plot semua data aktual dari rata-rata *temperature* minimum cuaca, data *predict train*, dan juga LSTM prediksi 12 bulan terakhir, LSTM mampu memvisualisasikan hasil pengujian LSTM. Seperti terlihat pada Gambar 7.

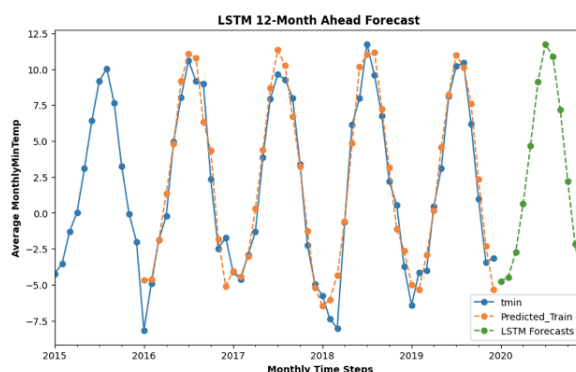


Gambar 7. Plot Predicted Training dan Prediksi LSTM

Pada Gambar 7. menunjukkan 2 poin pertama adalah sampel *time series* awal dari *batch* pertama pada awal proses pelatihan, dan selain itu juga visualisasi ini memperlihatkan data aktual dengan warna biru, pelatihan untuk data latih LSTM dengan warna *orange* dan prediksi pada dataset yang terlihat dengan warna hijau.

### 3.2 Prediksi LSTM Masa Mendatang

Inisialisasi parameter dasar model yang digunakan untuk melatih model yang disajikan pada Tabel 4, pada Gambar 8, menunjukkan visualisasi plot semua data aktual dari rata-rata temperatur minimum cuaca, data *predict train*, dan juga LSTM untuk melakukan prediksi 12 bulan kedepan, dengan model LSTM mampu memvisualisasikan hasil pengujian LSTM. Seperti terlihat pada gambar 8.



Gambar 8. Plot Prediksi Training dan Prediksi 12 Bulan Kedepan

Dengan nilai masing-masing prediksi pada 12 bulan kedepan seperti terlihat pada Tabel 10.

Tabel 10. Prediksi 12 Bulan Kedepan

Tanggal	LSTM Forecasts
2020-01	-4.752951
2020-02	-4.468034
2020-03	-2.746277
2020-04	0.625061
2020-05	4.678832
2020-06	9.129995
2020-07	11.749794
2020-08	10.894137
2020-09	7.159061
2020-10	2.220214
2020-11	-2.179493
2020-12	-4.953971

Ketika melihat prediksi untuk interval 12 bulan ke depan, suhu diperkirakan tetap relatif stabil dengan fluktuasi yang lebih terbatas. Prediksi ini mengungkapkan adanya kecenderungan suhu untuk menjaga kestabilannya dalam jangka waktu yang lebih panjang, meskipun tetap ada fluktuasi bulanan yang mempengaruhi hasil prediksi.

### 4. Kesimpulan Dan Saran

Penggunaan LSTM terbukti dapat digunakan untuk membangun model prediksi rata-rata temperatur minimum cuaca terhadap data *time series*, berdasarkan beberapa percobaan yang dilakukan untuk menghitung RMSE dari beberapa pengujian komposisi data latih dan juga data *test*, dan juga beberapa pengujian dengan perubahan *epoch*, maka dapat disimpulkan dari beberapa pengujian bahwa algoritma model LSTM ini dengan komposisi dengan 12 *test* untuk pengamatan yang dapat digunakan sebagai model uji, dan menyisakan 48 untuk model latih dengan percobaan 100 *epoch*, memperoleh hasil RMSE terbaik yaitu 1,242 dari semua percobaan yang sudah dilakukan. Metode LSTM mampu menghasilkan prediksi suhu dengan memperhitungkan fluktuasi bulanan yang terjadi dari waktu ke waktu. Meskipun

---

prediksi suhu pada interval yang lebih pendek cenderung lebih fluktuatif, prediksi jangka panjang menunjukkan kecenderungan suhu untuk menjaga kestabilannya dalam jangka waktu yang lebih panjang.

### Daftar Pustaka

- [1] Y. E. N. Nugraha, I. Ariawan, and W. A. Arifin, "Weather Forecast From Time Series Data Using Lstm Algorithm," *J. Teknol. Inf. DAN Komun.*, vol. 14, no. 1, pp. 144–152, 2023.
- [2] J. H. Yousif, H. A. Al-Balushi, H. A. Kazem, and M. T. Chaichan, "Analysis and forecasting of weather conditions in Oman for renewable energy applications," *Case Stud. Therm. Eng.*, vol. 13, p. 100355, 2019.
- [3] A. Luthfiarta, A. Febriyanto, H. Lestiawan, and W. Wicaksono, "Analisa Prakiraan Cuaca dengan Parameter Suhu, Kelembaban, Tekanan Udara, dan Kecepatan Angin Menggunakan Regresi Linear Berganda," *JOINS (Journal Inf. Syst., vol. 5, no. 1, pp. 10–17, 2020, doi 10.33633/joins.v5i1.2760, 2020.*
- [4] F. Setiawan, V. D. Prasita, and S. Widagdo, "Pergerakan arus permukaan laut selat bali berdasarkan parameter angin dan cuaca," *J. Ris. Kelaut. Trop.*, vol. 1, no. 2, pp. 1–15, 2020.
- [5] A. D. P. Ariyanto, H. H. Samsuri, and I. R. Nugraheni, "Kajian Indeks Stabilitas Atmosfer Terhadap Kejadian Hujan Lebat Di Wilayah Bogor," in *Prosiding SNFA (Seminar Nasional Fisika dan Aplikasinya)*, 2021, pp. 163–172.
- [6] S. M. Robial, "Perbandingan Model Statistik Pada Analisis Metode Peramalan Time Series:(Studi Kasus: PT. Telekomunikasi Indonesia, Tbk Kandatel Sukabumi)," *SANTIKA is a Sci. J. Sci. Technol.*, vol. 8, no. 2, pp. 823–838, 2018.
- [7] M. A. Faishol, E. Endroyono, and A. N. Irfansyah, "Predict Urban Air Pollution in Surabaya Using Recurrent Neural Network–Long Short Term Memory," *JUTI J. Ilm. Teknol. Inf*, vol. 18, no. 2, p. 102, 2020.
- [8] N. Aulia, "Prediksi Harga Ethereum Berdasarkan Informasi Blockchain Menggunakan Metode Long Short Term Memory." Universitas Islam Indonesia, 2020.
- [9] M. W. P. Aldi, J. Jondri, and A. Aditsania, "Analisis dan Implementasi Long Short Term Memory Neural Network untuk Prediksi Harga Bitcoin," *eProceedings Eng.*, vol. 5, no. 2, 2018.
- [10] A. A. Rizal and S. Soraya, "Multi time steps prediction dengan recurrent neural network long short term memory," *MATRIK J. Manajemen, Tek. Inform. dan Rekayasa Komput.*, vol. 18, no. 1, pp. 115–124, 2018.
- [11] R. Yotenka and F. F. El Huda, "Implementasi Long Short-Term Memory Pada Harga Saham Perusahaan Perkebunan Di Indonesia," *UJMC (Unisda J. Math. Comput. Sci.*, vol. 6, no. 01, pp. 9–18, 2020.
- [12] J. Sanjaya, E. Renata, V. E. Budiman, F. Anderson, and M. Ayub, "Prediksi Kelalaian Pinjaman bank Menggunakan random forest Dan adaptive boosting," *J. Tek. Inform. Dan Sist. Inf.*, vol. 6, no. 1, 2020.
- [13] N. Selle, N. Yudistira, and C. Dewi, "Perbandingan Prediksi Penggunaan Listrik dengan Menggunakan Metode Long Short Term Memory (LSTM) dan Recurrent Neural Network (RNN)," *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 9, no. 1, pp. 155–162, 2022.
- [14] S. Sautomo and H. F. Pardede, "Prediksi belanja pemerintah Indonesia menggunakan long short-term memory (LSTM)," *J. RESTI (Rekayasa Sist. dan Teknol. Informasi)*, vol. 5, no. 1, pp. 99–106, 2021.
- [15] W. Hastomo, A. Satyo, and S. Sudjiran, "Long Short Term Memory Machine Learning Untuk Memprediksi Akurasi Nilai Tukar IDR Terhadap USD," *Pros. SeNTIK STI&K*, vol. 3, 2019.
- [16] S. Zahara and M. B. Ilmiddafiq, "Prediksi Indeks Harga Konsumen Menggunakan Metode Long Short Term Memory (LSTM) Berbasis Cloud Computing," *J. RESTI (Rekayasa Sist. Dan Teknol. Informasi)*, vol. 3, no. 3, pp. 357–363, 2019.
- [17] M. Q. Andiyantama, I. Zahira, and A. Irawan, "Prediksi energi listrik kincir angin berdasarkan data kecepatan angin menggunakan LSTM," *JITCE (Journal Inf. Technol. Comput. Eng.*, vol. 5, no. 01, pp. 1–7, 2021.
- [18] Y. Abdillah and S. Suharjito, "Failure prediction of e-banking application system using Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS)," *Int. J. Electr. Comput. Eng.*, vol. 9, no. 1, p. 667, 2019.
- [19] S. Dwiasnati and Y. Devianto, "Optimasi Prediksi Bencana Banjir menggunakan Algoritma SVM

- untuk penentuan Daerah Rawan Bencana Banjir,” *Pros. SISFOTEK*, vol. 5, no. 1, pp. 202–207, 2021.
- [20] W. Hastomo, A. S. B. Karno, N. Kalbuana, E. Nisfiani, and E. T. P. Lussiana, “Optimasi Deep Learning untuk Prediksi Saham di Masa Pandemi Covid-19,” *JEPIN (Jurnal Edukasi dan Penelit. Inform.*, vol. 7, no. 2, pp. 133–140, 2021.