|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  | **Jurnal Teknologi** <https://jitekin-upiyptk.org/ojs>   |  |  |  |  |  | | --- | --- | --- | --- | --- | | 2022 | Vol. 12 | No. 1 | Hal: 1-6 | p-ISSN: [2301-4474](http://issn.pdii.lipi.go.id/issn.cgi?daftar&1451980364&&&2016), e-ISSN: [2541-1535](http://issn.pdii.lipi.go.id/issn.cgi?daftar&1451980364&&&2016) | |

Optimalisasi Deep Learning Method Dengan Long Short-Term Memory Dalam Memproyeksi Curah Hujan

Edo Sulaiman1, Sumijan2, Musli Yanto3

1,2,3 Teknik Informatika, Universitas Putra Indonesia “YPTK” Padang, Indonesia

[edosulaii@gmail.com1, sumijan@upiyptk.ac.id2, musli\_yanto@upiyptk.ac.id3](mailto:%20edosulaii@gmail.com1,%20sumijan@upiyptk.ac.id2,%20musli_yanto@upiyptk.ac.id3d)

# Abstract

*Nowadays data is support for quick decision-making in various aspects including making predictions regarding accurate rainfall information where the commonly used modeling still has shortcomings such as the use of the number of parameters, mathematical assumptions, and the formulation of equations that tend to be complicated, therefore in the form a system to produce a prediction model that is close to optimal accuracy that is more efficient. deep learning can be applied to predict an event to make decisions such as predicting the rainfall of an area, one of which is the Pariaman Padang. One of the deep learning methods that are suitable for use on sequential data types is Long Short-Term Memory (LSTM). This study applies the deep learning LSTM method with 50 epochs 1 layer, the data used is 9:1, where 90% is training data and 10% is test data, the data range used in the calculation starts from October 16, 2004, to December 14, 2004, where 54 rows of data are used as training data, while the last 4 data lines are used as a comparison of the prediction results of the LSTM method, as well as the measurement of MSE values. The results showed that the MSE value from the evaluation of the model that was trained for 50 epochs got an MSE value of 0.03 for the prediction results of testing data for the next 4 days. The implementation of the LSTM method into the system makes it easier to make comparisons and future predictions compared to doing mathematical calculations manually, this convenience provides benefits so that the process of predicting rainfall in the Padang Pariaman area can be done more easily, quickly, and efficiently.*

Keywords: *deep learning, BMKG, climatology, rainfall, long short-term memory*

# Abstrak

Dewasa ini data merupakan penunjang pengambilan keputusan secara cepat dalam berbagai aspek termasuk melakukan prediksi mengenai informasi curah hujan yang akurat di mana pemodelan yang biasa di gunakan masih memiliki kekurangan seperti penggunaan jumlah parameter, asumsi matematis, dan rumusan persamaan yang cenderung rumit, maka dari itu di bentuk suatu sistem untuk menghasilkan sebuah model prediksi yang mendekati keakuratan optimal yang lebih efisien. deep learning dapat diterapkan untuk memprediksi suatu peristiwa untuk mengambil keputusan seperti memprediksi curah hujan suatu area salah satunya padang pariaman. Salah satu metode deep learning yang cocok digunakan pada tipe data sekuensial adalah Long Short-Term Memory (LSTM). Penelitian ini menerapkan deep learning metode LSTM dengan 50 epoch 1 layer, data yang di gunakan berbanding 9:1 dimana 90% sebagai data training dan 10% sebagai data uji, rentang data yang digunakan dalam perhitungan di mulai dari tanggal 16 Oktober 2004 sampai 14 Desember 2004 dimana 54 baris data digunakan sebagai data training, sedangkan data 4 baris terakhir digunakan sebagai perbandingan hasil prediksi metode LSTM, serta pengukuran nilai MSE. Hasil penelitian menunjukkan bahwa nilai MSE hasil evaluasi dari model yang di latih selama 50 epoch mendapat nilai MSE sebesar 0.03 untuk hasil prediksi data testing 4 hari kedepan. Implementasi metode LSTM ke dalam sistem mempermudah dalam melakukan perbandingan dan prediksi yang akan datang di bandingkan melakukan perhitungan matematis secara manual, kemudahan tersebut memberikan manfaat agar proses prediksi curah hujan daerah padang pariaman dapat di lakukan lebih mudah, cepat, dan efisien.

Kata kunci:  *deep learning*, BMKG, klimatologi, curah hujan, *long short-term memory*.

*Jurnal Teknologi is licensed under a Creative Commons 4.0 International License.*



# Pendahuluan

Dewasa Dewasa ini data merupakan penunjang pengambilan keputusan secara cepat, atau dikenal dengan istilah Data Driven Decision Making (DDDM) di mana kemajuan teknologi berperan besar dalam memanfaatkan data dan informasi tersebut (Aditya, Mulyana, Eka, & Widianto, 2020). Dalam berbagai aspek termasuk melakukan prediksi mengenai informasi curah hujan yang akurat di mana pemodelan tersebut masih memiliki kekurangan seperti penggunaan jumlah parameter, asumsi matematis, dan rumusan persamaan yang cenderung rumit, untuk menghasilkan sebuah model prediksi yang mendekati keakuratan optimal harus memiliki banyak paremeter dan variabel input untuk memenuhi sebuah asumsi prediksi (Supriyadi, 2019).

Mengatasi perihal tersebut, dikembangkanlah sebuah Kecerdasan Buatan (Artificial Intelligence) yang memiliki kemampuan untuk melakukan pembelajaran untuk menganalisis berbagai macam asumsi dan aspek yang berpengaruh untuk menarik kesimpulan (Supriyadi, 2019).

*Machine Learning* adalah bagian dari AI di mana mesin digunakan untuk belajar dari pengalaman masa lalu (Aditya, Mulyana, Eka, & Widianto, 2020). Algoritma *Machine Learning* digunakan dalam berbagai aplikasi, seperti dalam kedokteran, pengenalan *email*, pengenalan suara, dan visi komputer, di mana sulit atau tidak mungkin untuk mengembangkan algoritma konvensional untuk melakukan tugas yang diperlukan (Hu, Niu, Carrasco, Lennox, & Arvin, 2020).

Beberapa implementasi *Machine Learning* menggunakan data dan *Neural Network (Jaringan Saraf)* dengan cara yang meniru kerja otak biologis manusia (Zhou, 2019). *Deep Learning* dapat dipahami sebagai bentuk *Neural Network layer* berganda yang merupakan bagian dari *Machine Learning* yang dapat digunakan dalam tugas termasuk *computer vision, speech recognition, natural language processing, Machine translation, bioinformatics, drug design, medical image analysis, material inspection* dan *board game programs*, di mana mereka telah menghasilkan hasil yang sebanding dan dalam beberapa kasus melebihi kinerja para pakar (Hu, Niu, Carrasco, Lennox, & Arvin, 2020).

Misalnya, sebuah komputasi yang menggunakan *Deep Learning*, mampu memahami konsep seperti garis, bentuk, tekstur, dan juga pengaruhnya dengan melihat data-data citra tanpa bantuan tambahan dari manusia (Schneiderman & Kanade, 2002). *Machine Learning* senantiasa bekerja menggunakan 1 *layer* di mana *Deep Learning* bekerja lebih dari 1 *layer*. untuk batasan *layer* dari *Deep Learning* itu sendiri sebagai *Neural Network* biasanya memiliki 3 *layer* atau lebih, makin bayak *layer* yang digunakan akan memengaruhi lama waktu yang terpakai untuk komputer mengalkulasi (Hinton, et al., 2012).

*Layer* pada *Deep Learning* dapat di gambarkan seperti lapisan *neuron* pada otak manusia *layer* itu nantinya akan menggambarkan jarak atau *vektor* menggunakan Fungsi matematika yaitu fungsi *sigmoid (σ)* (Putra J. G., 2020)*.* Alasan fungsi *sigmoid* digunakan karena dalam fungsi ini membutuhkan perhitungan yang relatif mudah dan cepat. Selain itu, fungsi *sigmoid* dapat diartikan sebagai nilai peluang karena nilainya antara 0 dan 1 (Putra J. G., 2020).

Salah satu pendekatan *Deep Learning* yang mampu secara otomatis mempelajari fitur yang dideskripsikan dalam bentuk *vektor* adalah *Recurrent Neural Networks (RNN)* (Puspaningrum, Bunga, & Iryanto, 2020). Pada *RNN* sendiri teknik *Learning* bekerja dengan menyimpan *layer* dari *output* kembali sebagai *input* pada *hidden* *layer* berikutnya hingga memprediksi hasil akhir (Tarkus, Sompie, & Jacobus, 2020). Kelemahan *RNN* adalah tidak mampu lagi untuk belajar menghubungkan informasi ketika ada kesenjangan yang terus tumbuh, memori yang tersimpan akan semakin tidak relevan seiring waktu berjalan karena tertimpa dengan memori baru (Putra, Osmond, & Ansori, 2020), di sebabkan kelemahan dari *RNN* sendiri tidak dapat mempelajari informasi yang terlalu jauh atau *Long-Term Dependencies*, yang cukup jauh pada masukannya (Wibisono & Khodra, 2018).

*Long Short-Term Memory (LSTM)* merupakan sebuah pengembangan metode dari arsitektur *Recurrent Neural Network (RNN)*, Banyak peneliti yang mengembangkan metode *LSTM* di berbagai bidang seperti dalam bidang prediksi deret waktu atau *forecasting* dikarenakan metode *LSTM* mampu mengatasi kekurangan tersebut karena metode ini dapat mengatur memori pada setiap masukannya dengan menggunakan *memory* *cells* dan *gate* *units* pada setiap *neuron*s yang berfungsi sebagai pengatur memori (Putra, Osmond, & Ansori, 2020). Contoh penggunaan *Deep Learning* untuk data *timeseries* yang banyak dihasilkan dari pengamatan cuaca adalah *LSTM*, *LSTM* sendiri diciptakan oleh *Hochreiter* dan *Schmidhuber* pada tahun 1997 (Supriyadi, 2019).

Penelitian *LSTM* terdahulu yang juga di lakukan oleh Supriyadi, mengenai metode *Deep Learning LSTM* untuk memprediksi *parameter* cuaca, seperti suhu udara, kelembaban, kecepatan angin, dan tekanan udara. Metode ini bekerja dengan memanfaatkan fungsi matematika seperti fungsi *tanh* dan *sigmoid* yang berada dalam *layer* *LSTM*. Adapun jumlah *layer* yang digunakan sebanyak 200 buah. Sedangkan jumlah datanya dibagi dua menjadi *training* data dan test data dengan rasio 9:1. Pada bulan Januari 2019. Diperoleh *MSE* *parameter* suhu udara, kelembaban, kecepatan angin, dan tekanan udara nilainya semakin baik ketika menggunakan *Deep Learning* *LSTM* dengan update dibandingkan *LSTM* tanpa update. Diperoleh hasil prediksi suhu udara, kelembaban, kecepatan angin, dan tekanan udara 1 hari ke depan memiliki *MSE* yang baik. Dari *parameter* cuaca tersebut hanya *parameter* suhu dan kelembaban udara yang mengalami pertambahan *MSE* seiring bertambahnya waktu. Sedangkan *parameter* kecepatan angin dan tekanan udara mengalami penurunan di hari ketiga dan meningkat secara kontinu hingga 1 bulan ke depan (Supriyadi, 2019).

Berdasarkan rincian penjelasan sebelumnya, sangat dimungkinkan untuk menggunakan *Deep Learning* dengan metode *LSTM* dikarenakan mendukung kegiatan proyeksi curah hujan. Karena data pengamatan meteorologi umumnya berupa *vektor* dan *timeseries*

# Metodologi Penelitian

Metodologi Penelitian merupakan proses melakukan pendekatan terhadap objek penelitian. Permasalahan pada proyeksi curah hujan khusus daerah padang Pariaman masih belum pernah di lakukan sama sekali. Penelitian ini nantinya memerikan alternatif lain dalam melakukan prediksi curah hujan di daerah padang Pariaman dengan menggunakan metode Long Short-Term Memory.

## 2.2. Pengumpulan Data

Data dalam Penelitian ini data di dapat langsung dari *Stasiun Klimatologi Kelas II Sicincin Padang Pariaman*, data yang di gunakan merupakan data harian dari tanggal *1 January 1985* sampai *31 Desember 2021* data tersebut terdiri dari beberapa fitur / *variabel* seperti yang terlihat pada Tabel 1 berikut :

Tabel 1. Fitur Data Klimatologi BMKG Padang Pariaman

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **Kode** | **Keterangan** | **Satuan** |
|  | Temperatur minimum |  |
|  | Temperatur maksimum |  |
|  | Temperatur rata-rata |  |
|  | Kelembapan rata-rata |  |
|  | Curah hujan |  |
|  | Lamanya penyinaran matahari |  |
|  | Kecepatan angin maksimum |  |
|  | Arah angin saat kecepatan maksimum |  |
|  | Kecepatan angin rata-rata |  |
|  | Arah angin terbanyak |  |

Sesuai Data Klimatologi yang di tampilkan pada Tabel 1 di mana setiap fitur *variabel* pada data tersebut merupakan *variabel* in-dependen. Tidak semua fitur data pada Tabel 1 di gunakan pada Penelitian ini, dan peneliti hanya menyertakan fitur *.*



Data training digunakan untuk proses pelatihan model dengan metode LSTM sehingga terbentuk suatu model yang diuji performansinya terhadap data testing. Pembagian data yang digunakan yaitu 90% data training dan 10% data testing. Jumlah data training lebih besar dikarenakan agar mesin pembelajaran lebih terlatih untuk mempelajari model. Sehingga model yang dihasilkan dapat memberikan peramalan data testing yang lebih optimal.

## 2.3. Preprocessing Data

Dalam Penelitian ini di lakukan preprocessing data dengan data yang di gunakan memiliki beberapa nilai yang hilang missing values dan juga data bernilai NaN dari data yang di teliti. Nilai-nilai yang hilang / NaN tersebut ini muncul dari banyak faktor yang berada di luar kendali staf Stasiun Klimatologi Kelas II Sicincin Padang Pariaman.

## 2.3.1. Interpolate NaN

Interpolate NaN merupakan Teknik preprocessing data yang NaN atau missing values dengan dengan melakukan interpolasi linear pada data dengan nilai yang hilang / NaN, dan data tidak hilang melainkan data di isi dari nilai rentang nilai sebelum dan sesudahnya. Sebagai contoh peneliti mencoba menghitung missing value dari tanggal 14-06-2020 sebagai berikut.



Di mana (Al Amin, Lusiana, & Hartono, 2018) :

: Orde data yang akan di interpolasi



: Orde data sebelum data yang akan di interpolasi



: Orde data sesudah data yang akan di interpolasi



: Data hasil interpolasi



: Data orde sebelum data yang akan di interpolasi



: Data orde sesudah data yang akan di interpolasi



Hasil akhir terlihat seperti yang di jabarkan pada Tabel 2 dari tanggal *12-06-2020 - 17-06-2020* sebagai berikut.

Tabel 2 Data Klimatologi Sebelum dan Sesudah di Interpolate NaN

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| **Tanggal** | **RR** |  | **Tanggal** | **RR** |
| … | … |  | … | … |
| 12-06-2020 | 0.0 |  | 12-06-2020 | 0.0 |
| 13-06-2020 | 2.0 |  | 13-06-2020 | 2.0 |
| 14-06-2020 | NaN |  | 14-06-2020 | 9.0 |
| 15-06-2020 | NaN |  | 15-06-2020 | 16.0 |
| 16-06-2020 | NaN |  | 16-06-2020 | 23.0 |
| 17-06-2020 | 30.0 |  | 17-06-2020 | 30.0 |
| … | … |  | … | … |

Seperti yang terlihat pada Tabel 2 baris data tanggal *14-06-2020 - 16-06-2020* dimana nilai *NaN* di gantikan dengan nilai rentang dari nilai sebelum dan sesudahnya berasarkan kedudukan nilai yang di interpolasi dan nilai rentang terdekat.

## 2.3.2. Normalisasi MinMaxScaller

Pada Sebelum data di processing ada baiknya data di normalisasi terlebih dahulu. di mana data yang di proses memiliki nilai rentang yang sama, tidak ada yang terlalu besar maupun terlalu kecil untuk setiap fitur data yang termasuk. Normalisasi data ini berguna agar proses analisis statistik pada data menjadi lebih mudah.

Normalisasi data yang di gunakan adalah normalisasi data *minmax* scaller, *Minmaxscaling* bekerja dengan scaling data dalam rentang tertentu (range nilai minimum hingga nilai maksimum), mengubah data berada pada rentang nilai 0 sampai 1. Sebagai contoh peneliti mencoba menormalisasi nilai dari tanggal *14-06-2020* sebagai berikut.



Di mana :

: Data hasil normalisasi



: Data asli



: Nilai minimum dari data *x*



: Nilai maximum dari data *x*



Hasil akhir terlihat seperti yang di jabarkan pada Tabel 3 dari tanggal *12-06-2020 - 17-06-2020* sebagai berikut.

Tabel 3 Data Klimatologi Sebelum dan Sesudah di MinMaxScaller

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| **Tanggal** | **RR** |  | **Tanggal** | **RR** |
| … | … |  | … | … |
| 12-06-2020 | 0.0 |  | 12-06-2020 | 0.0000 |
| 13-06-2020 | 2.0 |  | 13-06-2020 | 0.0667 |
| 14-06-2020 | 9.0 |  | 14-06-2020 | 0.3000 |
| 15-06-2020 | 16.0 |  | 15-06-2020 | 0.5333 |
| 16-06-2020 | 23.0 |  | 16-06-2020 | 0.7667 |
| 17-06-2020 | 30.0 |  | 17-06-2020 | 1.0000 |
| … | … |  | … | … |

Berdasarkan pada Tabel 3 semua nilai dari kolom RR di normalisasi dengan rentang nilai 0 – 1 berdasarkan nilai sebelumnya yang berkorelasi dengan nilai tertinggi dan terendah dari semua baris data yang di sertakan dalam perhitungan minmaxscaler

## 2.3. Perhitungan LSTM

Sebelum perancangan sistem dilakukan, peneliti melakukan analisis deskriptif untuk perancangan sistem dari Metode LSTM dengan perhitungan manual/numerik pada data Sebagian data yang di dapat langsung dari *Stasiun Klimatologi Kelas II Sicincin Padang Pariaman.* Berikut contoh perhitungan manual jaringan LSTM

## 2.3.2. Inisialisasi Hyperparameter

Untuk melakukan perhitungan LSTM di perlukan menginisialisasi beberapa nilai hyperparameter yang perlu di tentukan sebelum tahap training data di lakukan seperti yang terlihat pada Tabel 4 berikut

Tabel 4. Nilai Inisialisasi *Hyperparameter*

|  |  |
| --- | --- |
| ***Hyperparameter*** | **Nilai** |
| Jumlah *Epoch* | 50 |
| Ukuran *Batch* | 1 |
| Panjang *Timestep/Sequence* | 2 |
| *Features* | rr |
| Jumlah *Units* LSTM | 1 |
| Jumlah *Hidden Layer* | 1 |
| *Learning rate* | 0.1 |
| Probabilitas *Dropout* | 0 |

Berdasarkan fungsi optimizer untuk perbaharuan weight dan bias yang di gunakan adalah Stochastic Gradient Descent (SGD), maka perhabaruan weight dan bias di lakukan setiap proses timestep selesai, maka dari itu ukuran batch optimal adalah tidak lebih dari 1 seperti yang telihat pada Tabel 4 di atas.

## 2.3.2. Data Selection dan Preprocessing

Untuk data yang di gunakan sebanyak 60 baris data dengan *feature* Data Klimatologi yang di gunakan dalam perhitungan manual ini terbatas hanya menggunakan *feature (rr)* curah hujan, dimulai dari rentang waktu *16 Oktober 2004*sampai *14 Desember 2004*, *input* data *training* berbentuk tensor 3D di antaranya terdisi dari ukuran *batch* dimana hanya 1 *timestep*, jumlah *feature*s juga hanya 1 yaitu *feature* *(rr)* curah hujan, dan panjang *timestep*/*sequence* dengan panjang 2 baris data menjadi *input* dan , seperti yang terlihat pada Tabel 5 berikut.



Tabel 5 Data Yang di Gunakan Dalam Perhitungan Manual LSTM

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **No** | **rr** | **(rr) Min MaxScale** | ***Input*** | | **y** |
|  |  |
| **1** | 0.5 | 0.0052 | 0.0052 | 0.0206 | 1.0000 |
| **2** | 2 | 0.0206 | 0.0206 | 1.0000 | 0.5258 |
| **3** | 97 | 1.0000 | 1.0000 | 0.5258 | 0.6206 |
| **4** | 51 | 0.5258 | 0.5258 | 0.6206 | 0.2371 |
| **5** | 60.2 | 0.6206 | 0.6206 | 0.2371 | 0.1031 |
| **6** | 23 | 0.2371 | 0.2371 | 0.1031 | 0.1753 |
| **7** | 10 | 0.1031 | 0.1031 | 0.1753 | 0.0206 |
| **8** | 17 | 0.1753 | 0.1753 | 0.0206 | 0.0010 |
| **9** | 2 | 0.0206 | 0.0206 | 0.0010 | 0.1546 |
| **10** | 0.1 | 0.0010 | 0.0010 | 0.1546 | 0.0897 |
| **11** | 15 | 0.1546 | 0.1546 | 0.0897 | 0.2773 |
| **12** | 8.7 | 0.0897 | 0.0897 | 0.2773 | 0.1526 |
| **13** | 26.9 | 0.2773 | 0.2773 | 0.1526 | 0.4402 |
| **14** | 14.8 | 0.1526 | 0.1526 | 0.4402 | 0.1392 |
| **15** | 42.7 | 0.4402 | 0.4402 | 0.1392 | 0.0670 |
| **16** | 13.5 | 0.1392 | 0.1392 | 0.0670 | 0.1753 |
| **17** | 6.5 | 0.0670 | 0.0670 | 0.1753 | 0.1897 |
| **18** | 17 | 0.1753 | 0.1753 | 0.1897 | 0.2598 |
| **19** | 18.4 | 0.1897 | 0.1897 | 0.2598 | 0.2959 |
| **20** | 25.2 | 0.2598 | 0.2598 | 0.2959 | 0.2577 |
| **21** | 28.7 | 0.2959 | 0.2959 | 0.2577 | 0.0103 |
| **22** | 25 | 0.2577 | 0.2577 | 0.0103 | 0.1619 |
| **23** | 1 | 0.0103 | 0.0103 | 0.1619 | 0.1959 |
| **24** | 15.7 | 0.1619 | 0.1619 | 0.1959 | 0.0412 |
| **25** | 19 | 0.1959 | 0.1959 | 0.0412 | 0.7021 |
| **26** | 4 | 0.0412 | 0.0412 | 0.7021 | 0.0639 |
| **27** | 68.1 | 0.7021 | 0.7021 | 0.0639 | 0.3093 |
| **28** | 6.2 | 0.0639 | 0.0639 | 0.3093 | 0.6495 |
| **29** | 30 | 0.3093 | 0.3093 | 0.6495 | 0.2268 |
| **30** | 63 | 0.6495 | 0.6495 | 0.2268 | 0.5495 |
| **31** | 22 | 0.2268 | 0.2268 | 0.5495 | 0.0320 |
| **32** | 53.3 | 0.5495 | 0.5495 | 0.0320 | 0.0062 |
| **33** | 3.1 | 0.0320 | 0.0320 | 0.0062 | 0.0031 |
| **34** | 0.6 | 0.0062 | 0.0062 | 0.0031 | 0.0258 |
| **35** | 0.3 | 0.0031 | 0.0031 | 0.0258 | 0.1299 |
| **36** | 2.5 | 0.0258 | 0.0258 | 0.1299 | 0.8557 |
| **37** | 12.6 | 0.1299 | 0.1299 | 0.8557 | 0.0103 |
| **38** | 83 | 0.8557 | 0.8557 | 0.0103 | 0.3093 |
| **39** | 1 | 0.0103 | 0.0103 | 0.3093 | 0.0144 |
| **40** | 30 | 0.3093 | 0.3093 | 0.0144 | 0.0010 |
| **41** | 1.4 | 0.0144 | 0.0144 | 0.0010 | 0.0474 |
| **42** | 0.1 | 0.0010 | 0.0010 | 0.0474 | 0.5320 |
| **43** | 4.6 | 0.0474 | 0.0474 | 0.5320 | 0.0515 |
| **44** | 51.6 | 0.5320 | 0.5320 | 0.0515 | 0.0021 |
| **45** | 5 | 0.0515 | 0.0515 | 0.0021 | 0.0938 |
| **46** | 0.2 | 0.0021 | 0.0021 | 0.0938 | 0.7938 |
| **47** | 9.1 | 0.0938 | 0.0938 | 0.7938 | 0.0165 |
| **48** | 77 | 0.7938 | 0.7938 | 0.0165 | 0.1278 |
| **49** | 1.6 | 0.0165 | 0.0165 | 0.1278 | 0.0000 |
| **50** | 12.4 | 0.1278 | 0.1278 | 0.0000 | 0.4753 |
| **51** | 0 | 0.0000 | 0.0000 | 0.4753 | 0.0206 |
| **52** | 46.1 | 0.4753 | 0.4753 | 0.0206 | 0.0000 |
| **53** | 2 | 0.0206 |  |  |  |
| **54** | 0 | 0.0000 |  |  |  |
| **55** | 14.5 | 0.1495 | 0.1495 | 0.0072 | 0.0082 |
| **56** | 0.7 | 0.0072 | 0.0072 | 0.0082 | 0.0000 |
| **57** | 0.8 | 0.0082 | 0.0082 | 0.0000 | 0.0175 |
| **58** | 0 | 0.0000 | 0.0000 | 0.0175 | 0.0124 |
| **59** | 1.7 | 0.0175 |  |  |  |
| **60** | 1.2 | 0.0124 |  |  |  |

Seperti yang terlihat pada Tabel 5 dari 60 baris data yang di gunakan, data di bagi menjadi skala 9:1 untuk data *training* dan data *testing*, dimana baris data 1-54 di gunakan untuk data *training* dan baris data 55-60 di gunakan untuk data *testing*. Nilai dari *input* (x) dan label (y) di dasarkan dengan bentuk pola data *sliding* *windows* dimana panjang *input* di dasarkan pada Panjang *timestep* dari inisialisasi nilai *hyperprameter* seperti yang terlihat pada Tabel 5 dari nilai yang di gunakan, untuk perhitungan manual ini peneliti hanya menggunakan 2 nilai *timestep* yang berarti bahwa hanya terdapat 2 *input* untuk model yang di rancang yaitu *input* dan , dimana *input*  merupakan nilai dari baris *feature* ke , dan nilai *input* merupakan nilai dari baris , dan untuk nilai dari *label* **y** merupakan nilai dari baris *feature* ke dan begitu seterusnya hingga batas dari data yang di gunakan dari masing-masing data *training* dan *testing.*



## 2.3.2. Inisialisasi Dimensi Data dan Parameter

Dimensi pada setiap *parameter* sangat di perlukan untuk pembangunan blok dasar dari jaringan LSTM termasuk jenis jaringan syaraf tiruan yang lainnya. Dimensi dari semua *parameter* dari LSTM tergantung pada dimensi *unit* tersesembunyi. Untuk penjelasan lebih lengkapnya dapat di lihat pada berikut

Tabel 6. Dimensi *Parameter* Pada Jaringan LSTM

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| ***Parameter*** | **Keterangan** | **Dimensi** |
|  | Jumlah *neuron* *unit* dalam *hidden* *layer* |  |
|  | Jumlah *Feature* |  |
|  | Ukuran *input* (panjang *timestep*) |  |
|  | Dimensi *cell state* sebelumnya |  |
|  | Dimensi *output* sebelumnya |  |
|  | *Input* saat ini |  |
| [, ] | Gabungan *output* sebelumnya dan *input* saat ini |  |
|  | *Weight* untuk semua *gate* |  |
|  | *Bias* untuk semua operasi |  |

Seperti yang telihat pada Tabel 6 pada kolom Dimensi, Hampir setiap dimensi dari *parameter* di LSTM memiliki hubungan langsung maupun tidak langsung dengan *unit* tersembunyi pada *layer* LSTM, dan penting untuk di pahami bahwa perkalian matrik dari 2 metrik berukuran maka menghasilkan *output* berukuran . Setelah menganalisa dimensi komponen, tahap selanjutnya adalah menganalisa dimensi *output* pada setiap komponen. Untuk penjelasan lebih lengkapnya dapat di lihat pada Tabel 6 berikut.



Tabel 7. Dimensi Output Pada Jaringan LSTM

|  |  |
| --- | --- |
| ***Output*** | **Dimensi** |
|  |  |
|  |  |
|  |  |
|  |  |
|  |  |
|  |  |

Berdasarkan Tabel 7 fungsi aktivasi *sigmoid* dan *tanh* di tetapkan sebagai elemen dari matrix sehingga dimensi *input* dan *output* tidak berubah. Setelah melakukan *preprocessing* data dari normalisasi, menentukan nilai *hyperparameter* dan membagi *input* data sampai dengan pola *sliding windows* untuk model LSTM yang di gunakan. Tahap selanjutnya adalah menginisialisasi nilai awal dari *parameter* *forward* step seperti *bias* dan *weight*, *cell state* sebelumnya, dan *output* sebelumnya.

* Dimensi dari *Bias* seperti yang terlihat pada Tabel 7 berdimensi *,* di karenakan jumlah *unit* yang di gunakan adalah 1 maka bentuk dimensi menjadi (1, 1), maka nilai *Bias* dari *forget, input, cell state, output* bisa di inisialisasikan dengan nilai nol seperti : [0], [0], [0], [0]



* Dimensi dariseperti yang terlihat pada Tabel 7 berdimensi *,* Dengan jumlah *unit* yang di gunakan adalah 1 dan jumlah *feature* adalah 1 maka bentuk dimensi menjadi (1, 1), Untuk nilainya dikarenakan *Cell State* sebelumnya tidak ada maka nilai di inisialisasi menjadi : [0]



* Dimensi dariseperti yang terlihat pada Tabel 7 berdimensi *,* Dengan jumlah *unit* yang di gunakan adalah 1 dan jumlah *feature* adalah 1 maka bentuk dimensi menjadi (1, 1), Untuk nilainya dikarenakan *Output* sebelumnya tidak ada maka nilai di inisialisasi menjadi : [0]



* Untuk nilai *Weight* seperti yang terlihat pada Tabel 7 berdimensi *,* Dengan jumlah *unit* yang di gunakan adalah 1, Panjang *timestep* adalah 2 maka bentuk dimensi menjadi (1, 2+1), maka nilai *Weight* untuk masing-masing *Weight* *forget, input, cell state, output* bisa di inisialisasikan dengan nilai acak atau dengan rumus *xavier Initialization* seperti berikut :



Untuk saat ini standar pendekatan terbaik untuk inisialisasi bobot untuk setiap lapisan jaringan syaraf tiruan yang menggunakan fungsi aktivasi *sigmoid* dan *tanh* adalah dengan menggunakan rumus *xavier Initialization*, berdasarkan riset ilmuan dari *Google DeepMind* pada tahun 2010 oleh (Glorot & Bagio, 2010).

Selanjutnya adalah menginisialisasi nilai awal dari *parameter* *backward* step seperti *,*  , dan .



* Untuk di inisialisasi menjadi 0 di karenakan tidak ada *timestep* selanjutnya.



* Untuk sama seperti sebelumnya untuk nilai dari di inisialisasi menjadi 0.



* Untuk sama seperti sebelumnya untuk nilai dari di inisialisasi menjadi 0.



# Hasil dan Pembahasan

Hasil pembahasan peneliti menguji dengan mejabarkan Hasil Proyeksi dan nilai error dari perhitungan LSTM yang telah di di lakukan pada tahap sebelumnya.

## 3.1. Hasil MSE Epoch 1 Batch 1-52

Nilai *Error* Hasil Training Epoch 1 (satu) di hitung menggunakan rumus MSE dari perhitungan kereluruhan timeteps pada *batch* 1-52 dan hasilnya dapat di lihat pada Tabel 8 berikut.

Tabel 8. Nilai *Error* *Epoch* 1 *Batch* 1-52

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| ***Batch*** |  |  | **MSE** |
| 1 | 1.000000 | 0.003776 | 0.992463 |
| 2 | 0.525773 | 0.217691 | 0.094914 |
| 3 | 0.620619 | 0.334509 | 0.081859 |
| 4 | 0.237113 | 0.253746 | 0.000277 |
| 5 | 0.103093 | 0.185386 | 0.006772 |
| 6 | 0.175258 | 0.069303 | 0.011226 |
| 7 | 0.020619 | 0.058186 | 0.001411 |
| 8 | 0.001031 | 0.042180 | 0.001693 |
| 9 | 0.154639 | 0.012518 | 0.020198 |
| 10 | 0.089691 | 0.035888 | 0.002895 |
| 11 | 0.277320 | 0.052340 | 0.050616 |
| 12 | 0.152577 | 0.078612 | 0.005471 |
| 13 | 0.440206 | 0.092096 | 0.121181 |
| 14 | 0.139175 | 0.131349 | 0.000061 |
| 15 | 0.067010 | 0.127959 | 0.003715 |
| 16 | 0.175258 | 0.049988 | 0.015693 |
| 17 | 0.189691 | 0.057914 | 0.017365 |
| 18 | 0.259794 | 0.083358 | 0.031130 |
| 19 | 0.295876 | 0.102768 | 0.037291 |
| 20 | 0.257732 | 0.127808 | 0.016880 |
| 21 | 0.010309 | 0.128495 | 0.013968 |
| 22 | 0.161856 | 0.066793 | 0.009037 |
| 23 | 0.195876 | 0.049575 | 0.021404 |
| 24 | 0.041237 | 0.087081 | 0.002102 |
| 25 | 0.702062 | 0.062329 | 0.409258 |
| 26 | 0.063918 | 0.177787 | 0.012966 |
| 27 | 0.309278 | 0.181410 | 0.016350 |
| 28 | 0.649485 | 0.095103 | 0.307339 |
| 29 | 0.226804 | 0.232145 | 0.000029 |
| 30 | 0.549485 | 0.212775 | 0.113373 |
| 31 | 0.031959 | 0.192999 | 0.025934 |
| 32 | 0.006186 | 0.146992 | 0.019826 |
| 33 | 0.003093 | 0.035225 | 0.001033 |
| 34 | 0.025773 | 0.030139 | 0.000019 |
| 35 | 0.129897 | 0.033411 | 0.009310 |
| 36 | 0.855670 | 0.056741 | 0.638287 |
| 37 | 0.010309 | 0.244476 | 0.054834 |
| 38 | 0.309278 | 0.215074 | 0.008875 |
| 39 | 0.014433 | 0.093857 | 0.006308 |
| 40 | 0.001031 | 0.094395 | 0.008717 |
| 41 | 0.047423 | 0.035144 | 0.000151 |
| 42 | 0.531959 | 0.040860 | 0.241178 |
| 43 | 0.051546 | 0.152215 | 0.010134 |
| 44 | 0.002062 | 0.152757 | 0.022709 |
| 45 | 0.093814 | 0.043252 | 0.002557 |
| 46 | 0.793814 | 0.051054 | 0.551693 |
| 47 | 0.016495 | 0.225346 | 0.043619 |
| 48 | 0.127835 | 0.206567 | 0.006199 |
| 49 | 0.000000 | 0.063048 | 0.003975 |
| 50 | 0.475258 | 0.059627 | 0.172749 |
| 51 | 0.020619 | 0.132724 | 0.012568 |
| 52 | 0.000000 | 0.136923 | 0.018748 |

Berdasarkan Tabel 8 hasil nilai *error* MSE dari *epoch* 1 di dapat nilai *error* seperti yang terlihat pada kolom MSE memiliki arti bahwa prediksi *feature* *(rr)* setiap *batch* memiliki tingkat ketidakakuratan lebih kurang seperti yang terlihat pada kolom tersebut dalam memprediksi curah hujan dari data curah hujan yang di normalisasi minmaxscaller.

## 3.2. Hasil MSE Epoch 1-50

Nilai Error Hasil perhitungan *Epoch* 1-50 nilai *error* di hitung menggunakan total dari rumus MSE seperti pada Tabel 4.13

Tabel 9. Nilai *Error* *Epoch* 1-50

|  |  |
| --- | --- |
| ***Epoch*** |  |
| 1 | 0.082276 |
| 2 | 0.075683 |
| 3 | 0.072499 |
| 4 | 0.070754 |
| 5 | 0.069697 |
| 6 | 0.069002 |
| 7 | 0.068510 |
| 8 | 0.068140 |
| 9 | 0.067844 |
| 10 | 0.067598 |
| 11 | 0.067386 |
| 12 | 0.067198 |
| 13 | 0.067029 |
| 14 | 0.066873 |
| 15 | 0.066729 |
| 16 | 0.066594 |
| 17 | 0.066467 |
| 18 | 0.066348 |
| 19 | 0.066235 |
| 20 | 0.066127 |
| 21 | 0.066025 |
| 22 | 0.065927 |
| 23 | 0.065834 |
| 24 | 0.065745 |
| 25 | 0.065660 |
| 26 | 0.065578 |
| 27 | 0.065500 |
| 28 | 0.065425 |
| 29 | 0.065352 |
| 30 | 0.065283 |
| 31 | 0.065216 |
| 32 | 0.065151 |
| 33 | 0.065089 |
| 34 | 0.065029 |
| 35 | 0.064971 |
| 36 | 0.064915 |
| 37 | 0.064861 |
| 38 | 0.064808 |
| 39 | 0.064758 |
| 40 | 0.064709 |
| 41 | 0.064661 |
| 42 | 0.064615 |
| 43 | 0.064570 |
| 44 | 0.064527 |
| 45 | 0.064485 |
| 46 | 0.064444 |
| 47 | 0.064404 |
| 48 | 0.064366 |
| 49 | 0.064328 |
| 50 | 0.064291 |

Berdasarkan Tabel 9 hasil nilai *error* MSE dari *epoch* 2-52 di dapat nilai *error* seperti yang terlihat pada kolom , dimana nilai *error* selalu berkurang seiring dengan perulangan *epoch* selama 50 kali. memiliki arti bahwa prediksi *feature* (rr) setiap perulangan *epoch* yang di lakukan memiliki tingkat ketidakakuratan terus berkurang seperti yang terlihat pada kolom tersebut dalam memprediksi curah hujan dari data curah hujan yang di normalisasi minmaxscaller.



## 3.2. Weight dan Bias Hasil Training Model

Setelah melakukan *Training* Model LSTM maka di ketahui nilai *bias* dan *weight* optimal dari 50 *epoch* seperti pada Tabel 10 berikut.

Tabel 10. *Bias* dan *Weight* dari Learned Model

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| ***Parameter*s** | ***Forget* *Gate*** | ***Input* *Gate*** | ***Memory* *Gate*** | ***Output* *Gate*** |
| *bias* |  |  |  |  |
| *weight* |  |  |  |  |

Hasil optimal dari *bias* dan *weight* dari learned model di gunakan untuk melakukan pengujian dari data *testing*. Pada proses *testing* algoritma pada model LSTM yang di gunakan hanya *forward* step sebanyak data yang di *testing* seperti yang terlihat pada Tabel 11**.**

Tabel 11. Hasil *Testing* Model

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| ***t*** |  |  | **MSE** |
| 1 | 0.0082 | 0.1878 | 0.032252586 |
| 2 | 0.0000 | 0.1716 | 0.029432851 |
| 3 | 0.0175 | 0.1709 | 0.023530073 |
| 4 | 0.0124 | 0.1716 | 0.025350684 |

Pada Tabel 11 untuk nilai *error* sama seperti pada tahap *training*, peneliti hanya menggunakan rumus MSE untuk perhitungan nilai *error*.



Berdasarkan hasil nilai *error* MSE dari proses *testing* di dapat nilai *error* sebesar . Dimana nilai *error* memiliki arti bahwa prediksi *feature* *(rr)* pada saat *testing* memiliki tingkat ketidakakuratan lebih kurang sebesar dalam memprediksi *feature/variabel (rr)* curah hujan. Dapat di katakan bahwa Proyeksi atau perhitungan manual LSTM yang di lakukan peneliti dengan hanya menggunakan 1 *feature/variabel* yaitu *(rr)* curah hujan, dengan beberapa nilai *hyperparameter* lainnya seperti yang terlihat pada Tabel 4, dan menggunakan *deep Learning* dengan metode *Long Short-Term Memory* dengan algoritma *backpropagation* masih jauh dari nilai keakuratan yang di harapkan.



# Kesimpulan

Berdasarkan pehitungan lstm yang di lakukan, yang telah diurai pada penjelasan sebelumnya, dengan melakukan penelitian dan penganalisaan dengan menggunakan metode-metode penelitian yang di butuhkan maka dapat diambil kesimpulan sebagai berikut.

1. Proses prediksi curah hujan dengan menggunakan pendekatan *Deep Learning* menggunakan metode *Long Short-Term Memory* dapat menghasilkan alternatif dalam pengambilan keputusan, dimana dalam pengambilan keputusan metode *Long Short-Term Memory* memberikan ketepatan hasil prediksi sesuai nilai *error* dari hasil evaluasi, yang mana besar dari nilai *error* *mean squared error* prediksi tersebut bisa di gunakan sebagai alternatif pengambil keputusan, dalam memprediksi curah hujan.
2. Menerapkan *Deep Learning* menggunakan metode *Long Short-Term Memory* dapat melakukan prediksi curah hujan dengan menggunakan data pada masa lampau, dimana data curah hujan pada masa lampau di gunakan untuk melatih model *Long Short-Term Memory* sehingga model tersebut dapat memberika pola gambaran data selanjutnya untuk prediksi curah hujan di masa depan.
3. Pengujian *Deep Learning* menggunakan metode *Long Short-Term Memory* di implementasikan ke dalam sebuah sistem yang di bangun untuk memprediksi curah hujan agar proses pengujian dapat di lakukan lebih praktis dan efisien dimana pengaturan nilai-nilai *hyperparameter* dan jangka waktu Prediksi curah hujan dapat di lakukan dengan lebih mudah sesuai kebutuhan, Riwayat Proyeksi juga di simpan ke dalam *database* setiap melakukan proyeksi, sehinggga dapat menjadi perbandingan dalam melakukan pengujian di masa depan.

# Saran

Berdasarkan kesimpulan yang telah diuraikan sebelumnya menggunakan metode LSTM untuk Proyeksi curah hujan, maka peneliti menyampaikan beberapa saran yang diharapkan menjadi bahan pertimbangan dengan harapan agar berguna bagi penelitian ini dan penyempurnaan penelitian selanjutnya.

1. Penelitian ini masih dapat di kembangkan dengan menggunakan fungsi optimasi yang lebih efektif untuk penanganan perubahan nilai *Learning* rate sejalan dengan perubahan nilai *MSE* setiap iterasi sehingga dapat memperoleh hasil prediksi yang lebih akurat.
2. Menambahkan metode Proyeksi lain yang seperti metode *ARIMA* maupun metode *Deep Learning* seperti *Convolution Neural Network (CNN)* untuk meningkatkan peforma dalam memproyeksi curah hujan di masa depan.

# Ucapan Terimakasih [jika ada]

Sebutkan nama pemberi dana dan pemberi fasilitas yang membantu.

# Daftar Rujukan [APA Style]

1. Yuhefizar, Santosa B., Eddy, I. K. P., & Suprapto, Y. K. (2013). Combination of Cluster Method for Segmentation of Web Visitors. *TELKOMNIKA*, 11(1), 207-214. <http://dx.doi.org/10.12928/telkomnika.v11i1.906>
2. Na`am, J., Harlan, J., Madenda, S., & Wibowo, E. P. (2016). Identification of the Proximal Caries of Dental X-Ray Image with Multiple Morphology Gradient Method. *International Journal on Advanced Science, Engineering and Information Technology (IJASEIT)*, 6(3), 343-346. <http://dx.doi.org/10.18517/ijaseit.6.3.827>
3. Na`am, J. (2017). Edge Detection on Objects of Medical Image with Enhancement multiple Morphological Gradient (EmMG) Method*. 4th Proc. EECSI*. 23-24 Sep. 2017. Yogyakarta: Indonesia. <http://dx.doi.org/10.1109/EECSI.2017.8239085>

Sistem rujukan menggunakan format angka [1], dan minimal sebanyak 20 artikel yang bersumber dari Artikel Jurnal yang memiliki doi (Digital Object Identifier).