

PEMODELAN ATRIBUT CUACA MENGGUNAKAN *LONG SHORT TERM MEMORY* DALAM PERANCANGAN KALENDER TANAM

Meylanie Olivya¹⁾, Irmawati¹⁾, Misna Syari²⁾

¹⁾ Dosen Jurusan Teknik Elektro Politeknik Negeri Ujung Pandang, Makassar

²⁾ Mahasiswa Jurusan Teknik Elektro Politeknik Negeri Ujung Pandang, Makassar

ABSTRACT

Climate change has had an impact on various aspects of life and the development sector in Indonesia. One sector that is highly vulnerable to climate change is the agricultural sector, which is related to the success of the harvest. One of the strategic, inexpensive and effective efforts that can be made is by adjusting the planting time and pattern in the form of a planting calendar.

A planting calendar can be designed by weather prediction. In this case, the weather data is modeled using the Long Short-Term Memory (LSTM) method against three weather parameters, namely humidity, temperature and rainfall. The weather data used for 19 years (2000-2019) are sourced from the National Aeronautics and Space Administration (NASA) with the Maros Regency as the research location.

The final result of this research is the architectural model of each of the weather attributes that will be used in designing the planting calendar.

Keywords: modelling, weather parameters, Long Short-Term Memory

1. PENDAHULUAN

Indonesia merupakan negara kepulauan yang terletak di daerah khatulistiwa dan termasuk wilayah yang sangat rentan terhadap perubahan iklim [1]. Sebagian besar penduduk Indonesia bergerak dalam sektor agraris, sehingga karakter dari suatu iklim dan cuaca sangat berpengaruh terhadap keberlangsungan pendapatannya [2].

Namun, ketergantungan sistem pertanian pada iklim menyebabkan variabilitas iklim yang tinggi akhir-akhir ini menjadi salah satu kendala dalam mencapai kemandirian pangan [3]. Perubahan iklim menyebabkan awal musim hujan dan kemarau menjadi tidak teratur serta intensitas dan frekuensi kejadian iklim ekstrem seperti banjir, kekeringan dan serangan organisme pengganggu tanaman (OPT) meningkat mengakibatkan gagal tanam dan gagal panen [4]. Oleh karena itu, diperlukan upaya untuk mengantisipasi dampak yang akan terjadi. Menurut Surmaini & Runtunuwu (2010) penyesuaian waktu dan pola tanam merupakan upaya strategis, murah dan efektif guna mengurangi atau menghindari dampak perubahan iklim. Untuk mengatur waktu dan pola tanam, berbagai negara menggunakan kalender tanam. [3].

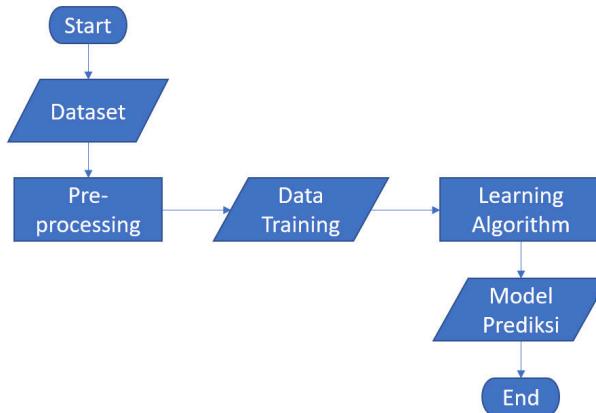
Beberapa penelitian sebelumnya melakukan perancangan kalender tanam berdasarkan hasil prediksi dengan menggunakan beberapa metode seperti Evolving Fuzzy, ARIMA, ANFIS, dan Support Vector Regression. Penelitian yang dilakukan Saputro, Nhita, & Adiwijaya (2017), mengimplementasikan Local Regression Smoothing pada algoritma Evolving Fuzzy untuk proses peramalan curah hujan yang kemudian digunakan dalam pembuatan kalender tanam padi di Kabupaten Bandung. Penelitian lain oleh, Gusmira, Susanti, & Ma'rufi (2018) menggunakan data curah hujan untuk melakukan prediksi pola tanam di Kabupaten Kerinci Provinsi Jambi menggunakan metode analisis Fuzzy Logic berbasis ANFIS. Penelitian yang sama juga dilakukan oleh Suci & Irhamah (2017), melakukan peramalan curah hujan sebagai pendukung kalender tanam padi di Kabupaten Bojonegoro menggunakan ARIMA, Support Vector Regression dan Genetic Algorithm-SVR. Namun, dalam beberapa tahun terakhir, metode berbasis Recurrent Neural Network (RNN), seperti Long Short-Term Memory (LSTM) dan Gated Recurrent Unit (GRU) telah menunjukkan keberhasilan besar dalam memodelkan data sekuisial seperti pemrosesan text, video dan data time series (Ma & Hovy, 2016; Chen, Zhou, & Dai, 2015; Gers, Eck, & Schmidhuber, 2002; Wildan, Aldi, & Aditsania, 2018). Oleh karena itu, di penelitian ini digunakan metode LSTM dalam melakukan proses prediksi.

Pada penelitian ini, dimodelkan tiga parameter cuaca yaitu kelembaban, suhu, dan curah hujan. Pemodelan dilakukan untuk setiap parameter cuaca yang sesuai dengan model metode LSTM. Pemodelan LSTM dipengaruhi oleh parameter jumlah hidden layer, neuron, dropout dan jumlah maksimal epoch yang digunakan. Hal ini membutuhkan jumlah data yang sangat besar sehingga dapat menghasilkan pemodelan yang optimal. Oleh karena itu, data cuaca yang digunakan adalah dari tahun 2000 – 2019 yang bersumber dari NASA dengan kapupaten Maros sebagai lokasi penelitian.

¹ Korespondensi penulis: Meylanie Olivya, meylanie@poliupg.ac.id

2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini dilakukan berdasarkan diagram berikut ini.



Gambar 1. Diagram alir penelitian

Tahap pertama yang dilakukan adalah pengumpulan data. Pada data yang dikumpulkan kemudian dilakukan *pre-processing*. Setelah itu, data dibagi menjadi data training dan data testing. Data training digunakan pada tahap learning algoritma. Pada tahap learning algoritma dilakukan training data dengan menggunakan metode LSTM. Dari tahap learning algoritma didapatkan model prediksi yang akan diuji terhadap data testing. Namun, pada penelitian ini, belum dilakukan pengujian terhadap data testing.

A. Pengumpulan Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini yaitu, data harian cuaca dari tahun 2000 sampai 2019 pada 14 kecamatan di Kabupaten Maros. Parameter cuaca yang yaitu curah hujan (mm), kelembaban (%), dan suhu (C).

B. Perancangan Arsitektur LSTM

Perancangan arsitektur LSTM dilakukan dengan menentukan jumlah *hidden layer*, jumlah *neuron* pada *hidden layer*, jumlah *epoch* dan penambahan *dropout* yang digunakan. Dengan melakukan pengujian terhadap parameter-parameter tersebut akan didapatkan pemodelan arsitektur LSTM dengan akurasi paling tinggi. Perancangan arsitektur LSTM dilakukan pada masing-masing attribut cuaca. Adapun pengujian parameter dilakukan berdasarkan ketentuan pada Tabel 1.

Tabel 1. Parameter Uji

Parameter	Jumlah
Hidden Layer	1, 2, 3, 4
Neuron	1, 4, 8, 16
Dropout	0.05, 0.1, 0.2, 0.3, 0.25, 0.4, 0.5
Epoch	10, 25, 50, 75, 100, 150

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini dilakukan dengan menentukan model prediksi terbaik untuk mendapatkan hasil prediksi yang akurat dengan cara menentukan jumlah *hidden layer*, jumlah *neuron*, jumlah *dropout* dan jumlah *epoch* sebagai struktur LSTM. Hasil prediksi kemudian digunakan untuk melakukan perancangan kalender tanam dengan cara mengklasifikasikan nilai prediksi berdasarkan ketentuan syarat tanam pada Tabel 1. Hasil akhir kalender tanam selanjutnya disajikan dalam bentuk sistem informasi.

A. Informasi Dataset

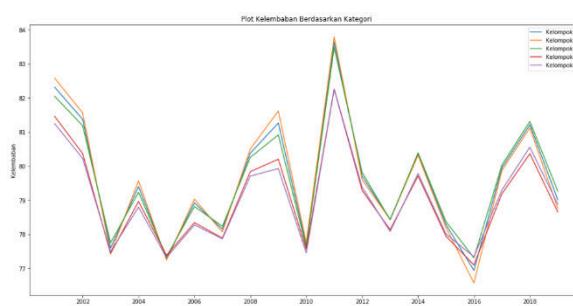
Penelitian ini menggunakan data cuaca pada kabupaten Maros yang memiliki 14 kecamatan. Data cuaca terdiri dari tiga atribut yaitu kelembaban udara, suhu dan curah hujan. Data cuaca kemudian dikelompokkan

menjadi lima kelompok berdasarkan kesamaan kondisi cuaca pada masing-masing kecamatan. Pengelompokan data cuaca dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Kelompok Kecamatan Cuaca Kecamatan

Kelompok	Kecamatan
Kelompok 1	Bantimurung, Cenrana, Turikale
Kelompok 2	Bontoa, Camba, Lau, Mallawa
Kelompok 3	Mandai, Moncongloe, Simbang, Tanralili, Tompobulu
Kelompok 4	Maros Baru
Kelompok 5	Marusu

Berikut adalah Gambar 2 yang menunjukkan grafik kelembaban pada masing-masing kelompok data.



Gambar 2. Plot Kelembaban

B. Preprocessing Data

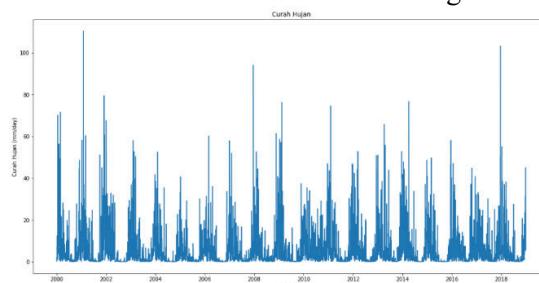
Sebelum melakukan training data, tahap pertama yang perlu dilakukan adalah *preprocessing data*. Adapun metode preprocessing data yang dilakukan dalam penelitian ini yaitu, *cleaning data*, *differencing*, dan normalisasi data.

1) Cleaning Data

Cleaning data dilakukan untuk menghilangkan atribut yang tidak diperlukan, menghilangkan redundansi data dan mengisi *missing value* (data hilang) dengan nilai 0.

2) Differencing

Differencing merupakan salah satu upaya untuk mengubah data yang tidak stasioner ke dalam bentuk stasioner. Berikut grafik menunjukkan perbedaan raw data sebelum di differencing dan setelah differencing.



Gambar 3. Raw Data Curah Hujan



Gambar 4. Differencing Data Curah Hujan

3) Normalisasi Data

Normalisasi data menggunakan metode *min-max scaling*. Data dinormalisasi ke dalam skala -1,1.

C. Arsitektur LSTM

Untuk menentukan *arsitektur LSTM yang baik* diperlukan beberapa parameter yang harus diatur. Pada penelitian ini dilakukan pengujian terhadap parameter jumlah *hidden layer*, jumlah *neuron*, penggunaan *dropout*, dan jumlah *epoch* pada masing-masing atribut cuaca (kelembaban, suhu, dan curah hujan) untuk menentukan pemodelan arsitektur terbaik dalam melakukan proses prediksi.

Berikut pemodelan LSTM terbaik untuk masing-masing atribut cuaca berdasarkan hasil pengujian yang telah dilakukan,

Tabel 3. Arsitektur Pemodelan Terbaik LSTM

Atribut	Kelembaban	Suhu	Curah Hujan
Hidden Layer	3	4	4
Neuron	(32,8,4)	(32,16,8,4)	(32,16,8,4)
Dropout	0.4	0.5	0.3
Epoch	10	10	150
RMSE	0.5	0.037	1.228
R ²	99.34%	99.83%	97.94%

4. KESIMPULAN

Masing-masing atribut cuaca memiliki pemodelan arsitektur LSTM yang berbeda. Atribut kelembaban memberikan hasil prediksi paling optimal dengan menggunakan parameter jumlah *hidden layer* 3 dengan *neuron* masing-masing (32,8,4), 0.4 *dropout*, dan 10 *epoch* dengan akurasi 99.34%. Atribut suhu membutuhkan empat *hidden layer*, dengan *neuron* masing-masing pada layer (32,16,8,4), 0.5 *dropout*, dan 10 epoch untuk memberikan hasil prediksi paling optimal dengan akurasi 99.83%. Sedangkan atribut curah hujan menggunakan empat *hidden layer* dengan kombinasi jumlah *neuron* untuk setiap *layer* nya (32,16,8,4), 0.3 *dropout* dan 150 *epoch* untuk menghasilkan model paling optimal dengan akurasi 97.94%. Berdasarkan hasil pengujian diperoleh bahwa penggunaan *multi hidden layer* lebih baik daripada menggunakan *single hidden layer*.

5. DAFTAR PUSTAKA

- [1] Gunawansyah, T. H. Liong, and Adiwijaya, “Prediction and Anomaly Detection of Rainfall Using Evolving Neural Network to Support Planting Calender in Soreang (Bandung),” vol. 0, no. c, 2017.
- [2] Z. P. Agusta and F. Nhita, “Implementasi Algoritma Weighted Moving Average Pada Fuzzy EAs Untuk Peramalan Kalender Masa Tanam Berbasis Curah Hujan,” *Indones. J. Comput.*, vol. 1, no. 1, 2016.
- [3] E. Surmaini and H. Syahbuddin, “Kriteria Awal Musim Tanam: Tinjauan Prediksi Waktu Tanam Padi Di Indonesia,” *J. Penelit. dan Pengemb. Pertan.*, vol. 35, no. 2, p. 47, 2016.
- [4] Y. Sarvina and E. Surmaini, “Penggunaan Prakiraan Musim untuk Pertanian di Indonesia: Status Terkini dan Tantangan Kedepan,” pp. 33–48, 2018.
- [5] E. Surmaini, E. Runtunuwu, and I. Las, “Upaya sektor Pertanian dalam Menghadapi Perubahan Iklim,” *J. Penelit. dan Pengemb. Pertan.*, vol. 30, no. 1, pp. 1–7, 2010.
- [6] A. A. R. Saputro, F. Nhita, and Adiwijaya, “An Implementation of Local Regression Smoothing on Evolving Fuzzy Algorithm for Planting Calendar Forecasting Based on Rainfall,” vol. 700, 2017.
- [7] E. Gusmira, T. Susanti, and A. Ma’rufi, “MODEL FUZZY LOGIC BERBASIS ANFIS DALAM PENENTUAN POLA TANAM Oryza sativa,” vol. 11, no. 2, pp. 171–182, 2018.
- [8] K. W. Suci and Irhamah, “Peramalan Curah Hujan Sebagai Pendukung Kalender Tanam Padi di Pos Kedungadem Bojonegoro Menggunakan ARIMA, Support Vector Regression dan Genetic Algorithm-SVR,” *J. Sains dan Seni ITS*, vol. 6, no. 1, p. D-55, 2017.
- [9] X. Ma and E. Hovy, “End-to-end Sequence Labeling via Bi-directional LSTM-CNNs-CRF,” 2016.
- [10] K. Chen, Y. Zhou, and F. Dai, “A LSTM-based method for stock returns prediction: A case study of China stock market,” *2015 IEEE Int. Conf. Big Data (Big Data)*, pp. 2823–2824, 2015.
- [11] M. Wildan, P. Aldi, and A. Aditsania, “Analisis dan Implementasi Long Short Term Memory Neural Network untuk Prediksi Harga Bitcoin,” *e-Proceeding Eng.*, vol. 5, no. 2, pp. 3548–3555, 2018.
- [12] F. A. Gers, D. Eck, and J. Schmidhuber, “Applying LSTM to Time Series Predictable Through Time-Window Approaches,” pp. 669–676, 2002.

- [13] B. I. Cahya, A. S., and U. N. Wisesty, “Prediksi Kalender Tanam Berdasarkan Curah Hujan Dengan Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan dan Algoritma Genetika dan Algoritma Genetika,” *e-Proceeding Eng.*, vol. 2, no. 2, pp. 6174–6181, 2015.

6. UCAPAN TERIMA KASIH

Ucapan terima kasih kami tujuhan kepada Politeknik Negeri Ujung Pandang, khususnya Pusat penelitian dan Pengabdian kepada Masyarakat yang telah memberikan kesempatan kepada kami, sehingga penelitian ini dapat terlaksana dengan baik.