

## Prediksi Sebaran Hama Padi Dengan Metode LSTM Pada Pertanian Padi Di Buleleng

**I Gede Sunia Negara<sup>\*1</sup>, Putu Sugiartawan<sup>2</sup>, Santi Ika Murpratiwi<sup>3</sup>**

<sup>1,2,3</sup>Program Studi Teknik Informatika, STMIK STIKOM Indonesia, Denpasar, Indonesia

e-mail: <sup>\*1</sup>[negara@stiki-indonesia.ac.id](mailto:negara@stiki-indonesia.ac.id), <sup>2</sup>[sugiartawan@stiki-indonesia.ac.id](mailto:sugiartawan@stiki-indonesia.ac.id),

<sup>3</sup>[murpratiwi@stiki-indonesia.ac.id](mailto:murpratiwi@stiki-indonesia.ac.id)

### *Abstrak*

*Prediksi merupakan suatu proses sistematis untuk memperkirakan nilai masa depan berdasarkan pola yang terdapat dalam data yang telah diubah menjadi bentuk numerik. Dalam penelitian ini, tujuannya adalah untuk memprediksi sebaran hama penggerek padi di kabupaten Buleleng yang dapat membahayakan produktivitas sektor pertanian padi. Salah satu metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah Long Short Term Memory (LSTM), sebuah bentuk pengembangan dari Recurrent Neural Network (RNN) yang sesuai untuk memproses dan memprediksi data deret waktu. Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data serangan hama penggerek padi selama sepuluh tahun terakhir, yaitu dari tahun 2012 sampai 2021. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model LSTM memiliki MAE data testing sebesar 16.8149 dan MAPE data testing sebesar 2.356%, serta MAE data training sebesar 16.8149 dan MAPE data training sebesar 2.356%. Nilai-nilai tersebut mengukur kesalahan prediksi dengan teknik MAE dan MAPE. Dengan hasil ini, pihak dinas pertanian dapat mengenali pola sebaran serangan hama penggerek padi di wilayah tersebut dan mengambil tindakan yang sesuai untuk mengatasinya.*

**Kata kunci**—Prediksi, Hama Penggerek, Long Short Term Memory

### *Abstract*

*Prediction is a systematic process of estimating future values based on patterns contained in data that has been converted into numerical form. In this study, the aim was to predict the distribution of rice borer in Buleleng district which could endanger the productivity of the rice agricultural sector. One of the methods used in this research is Long Short Term Memory (LSTM), a form of development of Recurrent Neural Network (RNN) which is suitable for processing and predicting time series data. The data used in this study is rice borer attack data for the last ten years, from 2012 to 2021. The results show that the LSTM model has an MAE data testing of 16.8149 and MAPE data testing of 2.356%, and MAE data training of 16.8149 and MAPE data training of 2,356%. These values measure the prediction error with the MAE and MAPE techniques. With these results, the agricultural service can recognize the pattern of distribution of rice borer attacks in the region and take appropriate action to overcome them.*

**Keywords**—Prediction, borer pests, Long Short Term Memory

## 1. PENDAHULUAN

Sebaran hama padi sampai saat ini masih menjadi masalah yang belum terpecahkan di Indonesia. Hama padi merupakan hama yang paling berbahaya dan merugikan, khususnya di Indonesia karena serangga kecil ini menghisap cairan tanaman padi yang sekaligus menyebarkan virus yang menyebabkan tanaman padi terinfeksi dan mengakibatkan petani gagal panen [1]. Hama penggerek padi merupakan hama yang paling sering menimbulkan kerusakan berat pada tanaman padi, hama ini menyerang tanaman padi pada saat di pembibitan, fase vegetatif, maupun fase generatif. Ciri dari padi yang sehat dapat dilihat dari hasil kualitas padi yang tergolong baik pada saat panen dan padi yang sehat adalah padi yang terhindar dari serangan hama sedangkan padi yang tidak sehat ditandai dengan serangan hama yaitu dengan kehadiran ngengat (kupu-kupu) dan kematian tunas padi, kematian malai, ulat penggerek batang sehingga serangan hama ini dapat mengakibatkan petani mengalami gagal panen [2].

Berbagai cara telah dilakukan oleh petani untuk mengatasi sebaharan hama ini salah satunya dengan metode fisik yaitu dengan penyabitan tanaman padi serendah mungkin sampai permukaan tanah saat panen dan metode kiwiawi yaitu dengan melakukan penyemprotan menggunakan cairan peptisida, namun penyemprotan yang dilakukan secara berlebihan yang dapat mengakibatkan ketidak seimbangan pada ekosistem pertumbuhan tanaman padi [1]. Sehingga diperlukan suatu prediksi untuk mengantisipasi sebaran hama yang ada. Dengan adanya prediksi dari sebaran hama penggerek padi ini maka petani dapat mempelajari pola pola dari sebaran hama penggerek padi pada musim padi berikutnya. Prediksi atau peramalan merupakan suatu proses perkiraan atau pengukuran untuk meramalkan keadaan dimasa mendatang dari pengujian data pada masa lampau [3]. Untuk melakukan prediksi sebaran hama padi dibutuhkan data dari sebaran hama pada masa lampau yang dapat di analisa sehingga terbentuk pola pola yang dapat meramalkan keadaan di masa mendatang. Salah satu metode yang dapat digunakan untuk melakukan prediksi atau peramalan adalah Long Short Term Memory (LSTM).

Long Short Term Memory (LSTM) adalah salah satu pengembangan neural network yang dapat digunakan untuk pemodelan data time series. Metode ini juga memiliki 2 ruang simpan (memory) yang dapat menyimpan data sebelumnya sehingga informasi dapat disimpan lebih lama. Tujuan utama dari LSTM pada kasus peramalan (forecasting) adalah membuat prediksi yang akurat terhadap suatu variabel. Peramalan terbaik didasarkan pada tingkat kesalahan prediksi, di mana semakin kecil tingkat kesalahan yang dihasilkan, semakin tepat sebuah metode dalam memprediksi. Berdasarkan data yang didapat dari hasil wawancara dengan Kartika Ferina Chandra selaku asisten Prof. Wayan Supartha di laboratorium Fakultas Pertanian Universitas Udayana yaitu data serangan hama penggerek padi yang sudah dimiliki pada laboratorium memiliki kendala pada pengolahan atau pengembangan merujuk pada serangan hama penggerek padi yang menjadi ancaman produktifitas pada sektor pertanian di Buleleng, maka dibutuhkan prediksi sebaran hama penggerek padi sehingga pihak dinas pertanian dapat memahami pola serangan sebaran hama yang akan datang dengan menggunakan data dari masa lampau. Berdasarkan uraian latar belakang, maka diusulkan sebuah penelitian dengan judul “Prediksi Sebaran Hama Padi Dengan Menggunakan Metode Long Short Time Memory (LSTM) Studi Kasus Pertanian Padi di Kabupaten Buleleng”

## 2. METODE PENELITIAN

### 2.1 Penelitian terdahulu

Sebagai bahan pertimbangan penelitian ini, penulis mencantumkan lima perbandingan penelitian yang dikaitkan antara penelitian yang dibuat penulis dengan perbandingan penelitian terdahulu. Berikut penelitian yang digunakan sebagai perbandingan tersebut, Penelitian pertama [4] dalam penelitian yang berjudul “Penerapan Long Short Term Memory Pada Data Time Series Untuk Memprediksi Penjualan Produk Pada PT. Mestika Farma”. Penelitian membahas

tentang metode uji coba prediksi berbasis teknik Machine Learning yaitu metode Long Short Term Memory (LSTM). Penelitian kedua [5] dalam penelitian yang berjudul “Prediksi Data Transaksi Penjualan Time Series Menggunakan Regresi Long Short Term Memory (LSTM) Pada PT. Mestika Farma”. Penelitian ini membahas tentang Regresi Long Short Term Memory (LSTM) diimplementasikan pada dataset penjualan obat “X” PT. Metiska Farma untuk memprediksi penjualan di masa depan. Penelitian ketiga [6] dalam penelitian yang berjudul “Prediksi Harga Saham Indosat Menggunakan Algoritma LSTM”. Penelitian ini membahas tentang melakukan pemodelan data menggunakan algoritma Long-Short Term Memory (LSTM) untuk memprediksi harga saham PT Indosat Tbk. Penelitian keempat [7] dalam penelitian yang berjudul “Peramalan Penjualan Sediaan Farmasi Menggunakan Long Short-term Memory Studi Kasus pada Apotik Suganda”. Penelitian ini membahas tentang peramalan permintaan sediaan farmasi dengan menggunakan metode Long Short-term Memory (LSTM), yakni suatu metode berbasis machine learning. Penelitian kelima [8] dalam penelitian yang berjudul “Prediksi Harga Cryptocurrency Menggunakan Algoritma Long Short Term Memory (LSTM)”. Penelitian ini membahas untuk membangun model prediksi yang mampu melakukan peramalan harga pada pasar cryptocurrency dengan menggunakan metode Long Short Time Memory.

## 2. 2 Perkiraan (Forecasting)

Perkiraan atau forecasting adalah kegiatan yang bertujuan untuk memprediksi atau meramalkan segala hal yang terkait dengan produksi, penawaran, permintaan, dan penggunaan teknologi dalam sebuah industri atau usaha. Perkiraan pada akhirnya akan digunakan oleh perusahaan maupun pihak manajemen operasional untuk perencanaan terkait kegiatan usaha dalam beberapa periode tertentu. Dalam bisnis forecasting juga bisa menjadi acuan untuk perencanaan berjalannya bisnis dalam jangka waktu kedepan [3].

## 2. 3 Data Mining

Data mining adalah proses menganalisa data dari perspektif yang berbeda dan menyimpulkan menjadi informasi – informasi yang dapat dipakai untuk meningkatkan keuntungan, memperkecil biaya pengeluaran, atau bahkan keduanya. Secara teknis, data mining dapat disebut sebagai proses untuk menentukan kolerasi atau pola dari ratusan field dari sebuah relasional database yang besar [9].

## 2. 3 Time Series

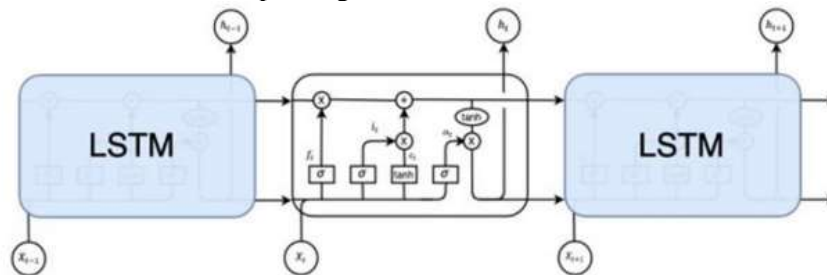
Data time series adalah data yang dikumpulkan, dicatat atau diobservasi sepanjang waktu secara berurutan. Periode waktu observasi dapat berbentuk tahun, kurtal, bulan, minggu, dan dibeberapa kasus dapat juga hari atau jam. Time series ini bertujuan untuk menemukan pola variasi masa lalu yang dapat 12 dipergunakan untuk memperkirakan nilai masa depan dapat membantu dalam manajemen operasi serta membuat perencanaan. Menganalisis time series berarti membagi data masa lalu menjadi komponen – komponen dan kemudian memproyeksikannya ke masa depan [10]. Hal yang perlu diperhatikan dalam peramalan adalah kesalahan (error), dimana tidak dapat dipungkiri lagi bahwa error menjadi bagian dari sebuah peramalan. Seorang yang meramalkan hanya bisa berusaha untuk membuat error seminimal mungkin karena pada faktanya hasil prediksi masih jarang yang mendekati data sesungguhnya. Jarang bukan berarti tidak bisa, karena yang terpenting dari peramalan adalah nilai error yang minim dan mendekati angka nol. Namun tetap semua kembali kepada teknik yang digunakan untuk meramal, data yang digunakan untuk meramal, jumlah dan banyaknya data tersebut.

## 2. 4 Long Short Term Memory (LSTM)

Menurut [11] LSTM adalah varian dari unit Rencurrent Neural Network (RNN). Recurrent Neural Network merupakan jaringan saraf berulang yang didesain khusus untuk menangani data berurutan (sequence data). Namun RNN mempunyai masalah vanishing dan

exploding gradient yaitu apabila terjadi perubahan pada jangkauan nilai dari satu lapisan menuju lapisan berikutnya pada sebuah arsitektur. LSTM dibangun dan dirancang untuk mengatasi masalah gradien menghilang dari RNN ketika berhadapan dengan vanishing dan exploding gradient tersebut. LSTM secara umum terdiri dari cell, input gate, output gate dan forget gate. LSTM neural network sangat cocok untuk mengklasifikasi, memproses data time series karena mungkin ada kelangkaan durasi yang tidak diketahui diantara peristiwa dalam rangkaian waktu. LSTM menambahkan sebuah proses seleksi di dalam kontak kontrol (cell) sehingga bisa menyeleksi informasi mana yang layak untuk diteruskan, sekaligus menjadi solusi bagi permasalahan vanishing gradient [12].

Arsitektur LSTM terdiri dari memory cell, input gate, output gate, dan forget gate. LSTM cell mengambil masukan dan menyimpannya untuk beberapa waktu. Secara intuitif, input gate mengontrol sejauh mana nilai baru akan berjalan ke dalam cell, forget gate mengontrol sejauh mana nilai tetap didalam cell, dan output gate mengontrol sejauh mana nilai dalam cell digunakan untuk menghitung aktivasi keluaran dari unit LSTM. Data masuk pada forget gate akan diolah sesuai informasinya dan dipilih data yang akan disimpan pada memory cell [11]. Berikut ini merupakan gambaran dari arsitektur LSTM :



Gambar 1 Arsitektur LSTM

## 2. 5 Mean Absolute Error

Menurut [13] Mean Absolute Error adalah salah satu metode yang digunakan untuk mengukur tingkat keakuratan pada proses prediksi atau peralaman. Fungsi dari MAE yaitu untuk menghasilkan nilai rata-rata kesalahan (error) antara hasil prediksi atau peramalan dengan nilai rill. Untuk mencari nilai MAE dapat dilakukan dengan menggunakan persamaan.

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^n |y_i - x_i|}{n} \quad (1)$$

Keterangan:

$y_i$  = hasil peramalan

$x_i$  = nilai sebenarnya

$n$  = jumlah data

## 2. 6 Mean Absolute Percentage Error (MAPE)

Menurut [14] Mean Absolute Percentage Error adalah ukuran kesalahan perkiraan yang paling umum. Fungsi MAPE paling baik bila tidak ada angka ekstrem pada data (termasuk angka nol). Dengan angka nol atau mendekati nol, MAPE dapat memberi gambaran kesalahan yang menyimpang. Kesalahan pada item mendekati nol bisa sangat tinggi, menyebabkan distorsi pada tingkat kesalahan keseluruhan saat dirataratakan.

## 2. 7 Mean Square Error (MSE)

Mean Squaare Error (MSE) adalah pengujian yang diterapkan sebagai standar analisis kuantitatif untuk menentukan kualitas hasil dan manfaat dari penggunaan metode. Untuk mencari nilai MSE dapat dilakukan dengan menggunakan persamaan.

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

Keterangan:

$t_i$  = data aktual ke- $i$

$y_i$  = data prediksi ke- $i$

$n$  = jumlah data

## 2. 8 Recurrent Neural Network (RNN)

Recurrent Neural Network (RNN) adalah jaringan syaraf yang mempunyai koneksi Feedback. Ada dua macam model recurrent Network, yaitu Elman Network dan Hopfield Network. Elman Network adalah jaringan Backpropagation 2 lapis dengan penambahan koneksi Feedback dari output ke input. Feedback ini membuat Elman Network untuk mempelajari, mengenali, dan membuat pola sementara seperti pola spasial. Hopfield Network digunakan untuk menyimpan satu atau lebih vektor target. Vektor ini dianggap sebagai ingatan yang akan dipanggil ketika terdapat vektor yang mirip dengan Network [15].

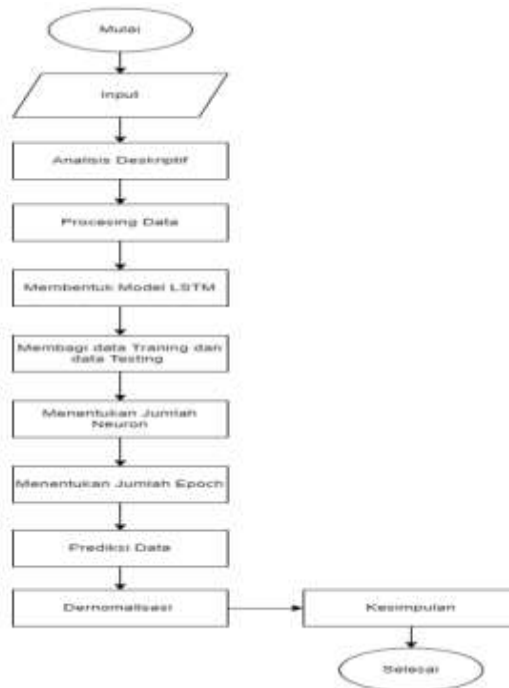
## 2. 9 K-fold Cross Validation

Cross validation adalah sebuah model statistik yang digunakan untuk mengevaluasi algoritma pembelajaran, dengan cara memisahkan data menjadi dua buah data set. Data set pertama digunakan untuk training data, sedangkan data set kedua digunakan untuk data validasi. Cross validation juga berfungsi untuk memvalidasi keakuratan sebuah model yang dibangun berdasarkan dataset tertentu. Estimasi tingkat kesalahan pada bidang pengenalan pola seperti prediksi dan klasifikasi dapat menggunakan k-fold cross validation, yang merupakan varian dari metode cross validation. Penggunaan model tersebut bertujuan untuk menghilangkan bias pada data, dengan membagi data menjadi  $k$  subset / fold yaitu  $S_1, S_2, \dots, S_k$  dengan ukuran masing-masing subset kira-kira sama. Jumlah fold standar untuk memprediksi tingkat error dari data adalah dengan menggunakan 10-fold cross validation.

Proses training dan validasi dilakukan sebanyak  $k$  kali secara berulang-ulang. Pada iterasi ke- $i$ , partai  $S_k$  sebagai data validasi dan partisipasi sisanya digunakan secara bersamaan dan berurutan sebagai data training. untuk iterasi kedua, subset  $S_1, S_2, \dots, S_k$  akan diuji pada  $S_2$ , dan selanjutnya hingga  $S_k$ . [15]

## 2. 10 Flowchart

Flowchart merupakan penggambaran secara grafik dari langkah-langkah dan urutan prosedur suatu program. Biasanya mempengaruhi penyelesaian masalah yang khususnya perlu dipelajari dan dievaluasi lebih lanjut. Flowchart dapat digunakan untuk menyajikan kegiatan manual, kegiatan pemrosesan ataupun keduanya [16].



Gambar 2 Data Flowchart

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

#### 3.1 Processing Data

Pada tahap ini dilakukan pengolahan data yang nantinya akan digunakan. Data yang diolah untuk melakukan proses prediksi atau peramalan ini merupakan data serangan hama penggerek padi di kabupaten Buleleng perbulan sepuluh tahun terakhir dari laboratorium Fakultas Pertanian Universitas Udayana. Data tersebut diberikan berawal dari bulan Januari 2012 sampai dengan bulan Desember 2021 yang berjumlah 120 data. Dari keseluruhan data tersebut maka akan dilakukan tahap normalisasi terlebih dahulu untuk meminimalisir nilai error, kemudian keseluruhan data dibagi menjadi dua yaitu data training sebesar 80% dan data testing sebesar 20%. Data training digunakan untuk mencari parameter terbaik dari metode Long Short Term Memory. Dan parameter terbaik akan diuji pada data testing.

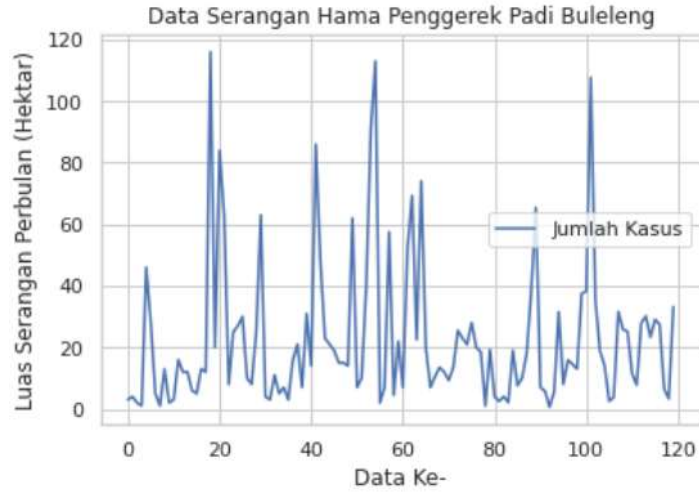
NO	Bulan	Tahun	Jumlah Kasus
0	1	2012	3.00
1	2	2012	4.00
2	3	2012	2.00
3	4	2012	1.00
4	5	2012	46.00
...	...	...	...
115	116	2021	29.03
116	117	2021	27.50
117	118	2021	6.50
118	119	2021	3.30
119	120	2021	33.20

[120 rows x 4 columns]

Gambar 3 Data Serangan Hama Penggerek Padi

3. 2 Grafik Data Serangan Penggerek Padi

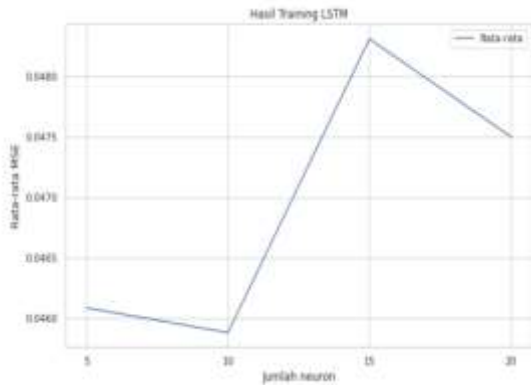
Pada gambar dibawah ini merupakan grafik data serangan hama penggerek padi di kabupaten Buleleng. Gambar 4 menunjukkan bahwa grafik ini didapatkan dari processing keseluruhan data serangan hama penggerek padi yang dituangkan kedalam bentuk grafik seperti berikut.



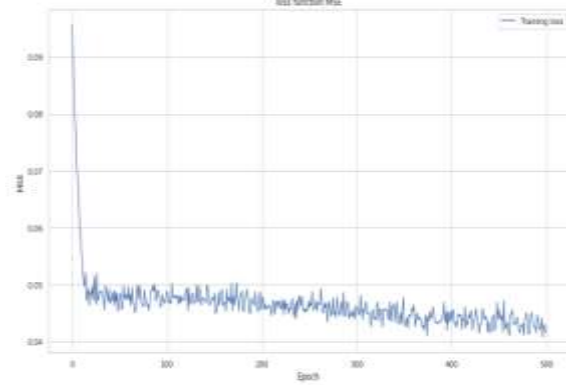
Gambar 4 Grafik Serangan Hama Penggerek Padi

3. 3 Hasil Traning Metode Long Short Term Memory

Pada penelitian ini, dilakukan training menggunakan jumlah neuron 5, 10, 15, 20. Dari 4 jumlah neuron tersebut akan dicari nilai yang paling optimal menggunakan metode Adam Optimizer. Pada gambar 4. 3 dengan grafik berwarna biru menunjukkan hasil training Metode Long Short Term Memory, dimana hasil rata-rata error terkecil didapat pada neuron dengan jumlah 10. Selain itu, Gambar 4.4 dengan grafik berwarna biru menunjukkan penurunan nilai Mean Square Error (MSE) dari hasil training dengan menggunakan nilai epoch 500.



Gambar 5 Hasil traning metode LSTM

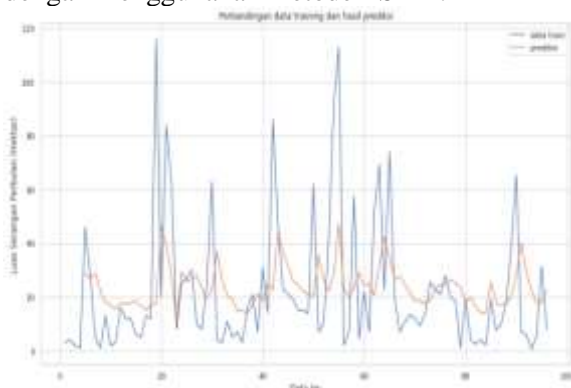


Gambar 6 Nilai Mean Square Error

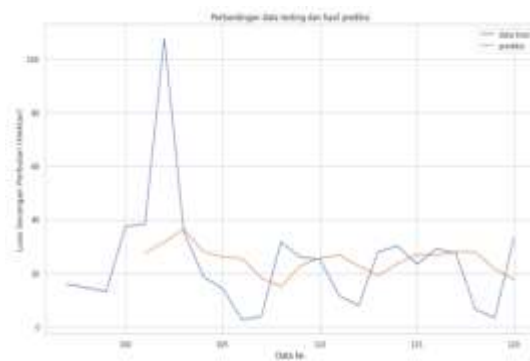
3. 4 Hasil Testing Metode Long Short Term Memory

Parameter neuron terbaik yang didapat pada proses training, akan diuji untuk memprediksi sehingga mendapatkan hasil data testing. Hasil pengujian menggunakan data traning dapat dilihat pada Gambar 7 Perbandingan Data Training dan Hasil Prediksi yaitu pada garis dengan warna biru merupakan data actual dari serangan hama penggerek padi kabupaten Buleleng dan garis dengan warna orange adalah hasil dari 46 prediksi data training sebesar 80% dari total keseluruhan data dengan menggunakan metode LSTM. Kemudian Pada Gambar 8. merupakan Perbandingan Data Testing dan Hasil Prediksi yaitu pada garis dengan warna biru merupakan data actual dari serangan hama penggerek padi kabupaten Buleleng dan garis dengan

warna orange adalah hasil dari prediksi data testing sebesar 20% dari total keseluruhan data dengan menggunakan metode LSTM.



Gambar 7 Grafik Perbandingan Data Training dan Hasil Prediksi



Gambar 8 Grafik Perbandingan Data Testing dan Hasil Prediksi

### 3. 5 Hasil Perhitungan MAE dan MAPE

Pada penelitian ini untuk mengukur akurasi prediksi dihitung dengan Mean Absolute Error (MAE) dan Mean Absolute Percentage Error (MAPE) pada data training dan data testing. Pada Tabel 4.13 menunjukkan proses beberapa pelatihan penentuan nilai epoch mulai dari 10, 50, 100, dan 500. Nilai MAE dan MAPE dengan rata-rata terkecil didapat pada epoch 500 yang menunjukkan dari hasil perhitungan MAE dan MAPE pada peramalan data train yaitu MAE sebesar 16.8149 dan MAPE sebesar 2.356 % sedangkan peramalan data testing, didapat MAE sebesar 13.68684 dan MAPE sebesar 1.46273 %. Hasil dari pelatihan dari menunjukkan bahwa semakin besar jumlah dari data latih yang digunakan maka akan memperkecil nilai eror yang didapat pada pelatihan tersebut sehingga prediksi akan semakin akurat.

Tabel 1 Perhitungan MAE dan MAPE

Epoch	Data Train		Data Test		Time Taken
	MAE	MAPE %	MAE	MAPE %	
10	17.82016	2.580	14.5969	1.5885	41.501
50	17.57931	2.502	14.3444	1.50992	88.601
100	17.33971	2.426	14.25732	1.46313	129.420
<b>500</b>	<b>16.8149</b>	<b>2.356</b>	<b>13.68684</b>	<b>1.46273</b>	<b>373.140</b>

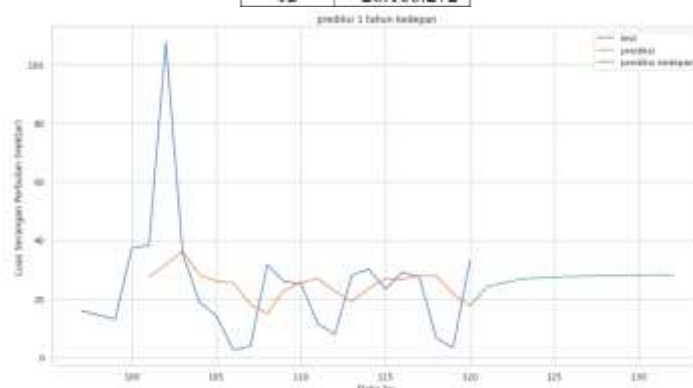
### 3. 6 Hasil Prediksi Satu Tahun Kedepan

Setelah mendapatkan akurasi dari hasil prediksi dengan perhitungan MAE dan MAPE yang didapatkan dengan rata-rata terkecil pada epoch 500, metode Long Short Term Memory juga dapat digunakan untuk menghitung prediksi 1 tahun kedepan dengan memanggil hasil dari pengujian prediksi data testing yang kemudian akan dilatih kembali untuk menemukan hasil prediksi satu tahun kedepan. Pada Tabel 2 yang menunjukkan hasil dari prediksi 1 tahun kedepan dan Gambar 9 yang menunjukkan grafik dari hasil prediksi 1 tahun kedepan yaitu pada garis dengan warna biru merupakan data actual dari serangan hama penggerek padi kabupaten Buleleng dan garis dengan warna orange adalah hasil dari prediksi data testing sebesar 20% dari total keseluruhan data dengan menggunakan metode LSTM dan untuk garis dengan warna hijau merupakan hasil dari prediksi sebaran hama padi untuk 1 tahun kedepan.



Tabel 2 Hasil Prediksi Satu Tahun Kedepan

Periode	Prediksi
1	24.169.581
2	25.450.003
3	26.696.825
4	27.131.491
5	27.377.871
6	27.630.689
7	27.795.211
8	27.907.018
9	27.986.642
10	28.042.447
11	28.081.217
12	28.108.272



Gambar 9 Grafik Hasil Prediksi Satu Tahun Kedepan

#### 4. KESIMPULAN

Setelah melakukan analisis, perancangan implementasi dan hasil pengujian implementasi Machine Learning dengan menggunakan metode Long Short Term Memory (LSTM). Untuk predeksi sebaran hama penggerek padi di Kabupaten Buleleng, menunjukkan bahwa hasil prediksi yang diperoleh cukup baik. Sehingga dapat di simpulkan bahwa pada penelitian tugas akhir Machine Learning dengan menggunakan metode Long Short Term Memory (LSTM) dapat bekerja cukup optimal. Pengukuran akurasi metode Long Short Term Memory (LSTM) pada penelitian ini menggunakan metode Mean Absolute Error (MAE) dan Mean Absolute Percentage Error (MAPE), dimana pada data train yaitu MAE sebesar 16.8149 hasil dari pengujian ini mewakili nilai error sebesar jumlah kasus dari data serangan hama padi perhektar pertahun dan MAPE sebesar 2.356% yang mewakili presentase nilai error dari nilai actual sedangkan peramalan data testing, didapat MAE sebesar 13.68684 hasil dari pengujian ini mewakili nilai error dari jumlah kasus data serangan hama padi perhektar dan MAPE sebesar 1.46273% yang mewakili presentase nilai error dari nilai actual. Hasil dari pengujian ini mewakili nilai error dari prediksi jumlah kasus dari data serangan hama padi perhektar yang didapatkan dari beberapa pelatihan dengan mengambil nilai error paling kecil. Hasil prediksi sebaran hama padi menggunakan metode Long Short Term Memory yang optimal diperoleh dengan cara melakukan data latih sebesar 80% dan data uji sebesar 20% dengan jumlah unit neuron pada hidden layer sebesar 20 unit dan menggunakan windows size sebanyak 4.

#### 5. SARAN

Hasil penelitian menunjukkan bahwa terdapat beberapa hal yang perlu ditambahkan untuk memperbaiki prediksi sebaran hama penggerek padi di Kabupaten Buleleng. Perlu dilakukan pengkajian ulang terhadap penentuan jumlah parameter karena kemungkinan besar

jumlah parameter berdampak pada hasil prediksi. Oleh karena itu, diperlukan hasil eksperimen atau penelitian lebih lanjut untuk menentukan jumlah dan jenis parameter yang perlu ditambahkan untuk menghasilkan prediksi terbaik menggunakan metode Long Short Term Memory (LSTM) dalam Machine Learning. Kemudian untuk jumlah data yang digunakan perlu ditingkatkan agar hasil prediksi semakin akurat.

#### DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. Rofi'i and D. A. Prasetyo, "Analisis Prediksi Sebaran Nilaparvata Lugens (Hama Wereng) Tanaman Padi menggunakan Teknologi Autonomous Drone Mapping dengan Ground Sampling Area," *J. Ilm. Inov.*, pp. 38–45, 2021.
- [2] M. Sayuthi and A. Hanan, "Distribusi hama tanaman padi ( *Oryza sativa* L .) pada fase vegetatif dan generatif di Provinsi Aceh," *J. Agroecotenia*, 2020.
- [3] E. Rohadi and R. Wakhidah, "Sistem Peramalan Penjualan Studi Kasus Topi Punggul H . M . Thoha dengan Metode Trend," *Semin. Inform. Apl. Polinema*, 2021.
- [4] L. Wiranda and M. Sadikin, "Penerapan Long Short Term Memory Pada Data Time Series Untuk Memprediksi Penjualan Produk Pt. Metiska Farma," *J. Nas. Pendidik. Tek. Inform.*, vol. 8, no. 3, pp. 184–196, 2019.
- [5] M. L. Ashari and M. Sadikin, "Prediksi Data Transaksi Penjualan Time Series Menggunakan Regresi Lstm," *J. Nas. Pendidik. Tek. Inform.*, vol. 9, no. 1, p. 1, 2020, doi: 10.23887/janapati.v9i1.19140.
- [6] N. Yudistira, P. Studi, T. Informatika, F. I. Komputer, U. Brawijaya, and P. Korespondensi, "Prediksi harga saham indosat menggunakan algoritma lstm," pp. 1–6, 2021.
- [7] M. I. Anshory, Y. Priyandari, and Y. Yuniaristanto, "Peramalan Penjualan Sediaan Farmasi Menggunakan Long Short-term Memory: Studi Kasus pada Apotik Suganda," *Performa Media Ilm. Tek. Ind.*, vol. 19, no. 2, pp. 159–174, 2020, doi: 10.20961/performa.19.2.45962.
- [8] Moch Farryz Rizkilloh and Sri Widiyanesti, "Prediksi Harga Cryptocurrency Menggunakan Algoritma Long Short Term Memory (LSTM)," *J. RESTI (Rekayasa Sist. dan Teknol. Informasi)*, vol. 6, no. 1, pp. 25–31, 2022, doi: 10.29207/resti.v6i1.3630.
- [9] N. Noviyanto, "Penerapan Data Mining dalam Mengelompokkan Jumlah Kematian Penderita COVID-19 Berdasarkan Negara di Benua Asia," *Paradig. - J. Komput. dan Inform.*, pp. 183–188, 2020.
- [10] Y. A. Hakim and M. T. Randy Erfa Saputra, S.T., "Sistem Pendukung Keputusan Penyiraman Tanaman Cabai Dengan Memanfaatkan Kecerdasan Buatan Menggunakan Algoritma Lstm Decision Support System of Chili Planting Using Artificial Intelligence Using Lstm Algorithm," pp. 4959–4967, 2020.
- [11] A. Khumaidi and R. Raafi'udin, "Pengujian Algoritma Long Short Term Memory untuk Prediksi Kualitas Udara dan Suhu Kota Bandung," *J. Telemat.*, pp. 13–18, 2020.
- [12] D. E. Tarkus and S. R. U. A. Sompie, "Implementasi Metode Recurrent Neural Network pada Pengklasifikasian Kualitas Telur Puyuh," *J. Tek. Inform.*, pp. 137–144, 2020.
- [13] A. A. Suryanto, "Penerapan Metode Mean Absolute Error (Mea) Dalam Algoritma Regresi Linear Untuk Prediksi Produksi Padi," *Saintekbu*, pp. 78–83, 2019.
- [14] M. L. Ashari and M. Sadikin, "Prediksi Data Transaksi Penjualan Time Series Menggunakan Regresi Lstm," *J. Nas. Pendidik. Tek. Inform.*, 2020.
- [15] P. Sugiartawan, A. A. J. P. Permana, and P. I. Prakoso, "Forecasting Kunjungan Wisatawan Dengan Long Short Term Memory (LSTM)," *J. Sist. Inf. dan Komput. Terap. Indones.*, vol. 1, no. 1, pp. 43–52, 2018.
- [16] I. Budiman, S. Saori, R. N. Anwar, Fitriani, and M. Y. Pangestu, "Analisis Pengendalian Mutu Di Bidang Industri Makanan," *J. Inov. Penelit.*, vol. 1, no. 0.1101/2021.02.25.432866, pp. 1–15, 2021.