THETA OMEGA: Journal of Electrical Engineering, Computer, and Information Technology. 2023
e-ISSN: 2745-6412
p-ISSN: 2797-1740

Implementasi *Long Short-Term Memory* (LSTM) Pada *Forecasting* Waktu Tanam Optimal Tanaman Cabai

Sevty Ayu Saputry[1], Bagus Fatkhurrozi [2], Hery Teguh Setiawan[3]

[1,2,3] *Jurusan Teknik Elektro FT UNTIDAR*
Jl. Kapten S. Parman No. 39 Magelang 56116 INDONESIA
sevty.ayu.saputry@students.untidar.ac.id [1], bagusf@untidar.ac.id[2],
heryteguhsetiawan@untidar.ac.id [3]

Intisari— **Cabai merupakan salah satu komoditas pertanian yang memiliki nilai ekonomis tinggi. Penelitian ini merancang sistem machine learning yang diterapkan pada forecasting waktu tanam optimal tanaman cabai. Dengan tiga parameter data, yaitu data curah hujan, data hasil panen cabai rawit, dan data harga cabai rawit, dirancang sistem machine learning dengan algoritma Recurrent Neural Network Long Short Term Memory (LONG SHORT-TERM MEMORY). Data yang ada diurutkan berdasarkan rentang waktu. LSTM merupakan modifikasi dari RNN yang mampu memprediksi data berdasarkan informasi lampau yang disimpan dalam waktu lama sekaligus menghapus informasi yang sudah tidak relevan. Data yang digunakan paling penelitian ini masing-masing 865 data dari rentang waktu 1 Maret 2019-9 September 2022. Didapat nilai MSE model curah hujan 0.0187 dan MSE predicted 0.0252. Pada data harga cabai rawit didapat nilai MSE model 0.0083 dan MSE predicted 0.1535. Sedangkan pada data hasil panen cabai rawit MSE model bernilai 0.0311 dan MSE predicted 0.1138. Hasil ramalan diperoleh bahwa pada bulan September 2022, Oktober 2022, dan Februari 2023 adalah bulan paling optimal bagi petani untuk menanam cabai rawit.**

Keywords— **Forecasting, LSTM, Machine Learning, Time Series**

I. PENDAHULUAN

Pertumbuhan dan perkembangan ekonomi di Indonesia saat ini banyak didukung dari sektor pertanian. Pertanian menjadi tombak utama ketersediaan bahan pangan pokok di Indonesia. Tahun 2017, pertanian memberikan sumbangan pendapatan nasional cukup besar yaitu terhadap Produk Domestik Bruto yang tinggi sebesar 1.785.880,7 Triliun rupiah. Sektor pertanian sendiri terdapat lima subsektor di antaranya tanaman bahan makanan, perkebunan, peternakan, kehutanan, dan perikanan yang memberikan kontribusi utama pada pendapatan daerah [1].

Di antara komoditas pertanian yang ada, cabai adalah salah satu komoditas dengan permintaan pasar yang cukup tinggi [2]. Menurut Outlook Cabai (2019), budidaya tanaman cabai lebih menguntungkan dibanding yang lain. Jawa Tengah memberi kontribusi sebanyak 13,76% terhadap produksi cabai di Indonesia, yang mana merupakan terbesar kedua setelah Jawa Timur (30,38%). Dengan cita rasanya yang khas, cabai menjadi favorit konsumen dalam negeri maupun luar negeri. Hal ini membuat cabai menjadi komoditas yang memiliki pangsa pasar yang luas dan bernilai ekonomi tinggi.

Hasil panen cabai tergantung pada kondisi perubahan cuaca atau iklim. Selain itu, adanya dinamika pasar, perubahan permintaan konsumen dan ketersediaan cabai, menyebabkan harga cabai mengalami kenaikan maupun penurunan. Biasanya petani berbondong-bondong menanam cabai ketika harga cabai sedang tinggi. Padahal harga cabai biasanya naik ketika musim penghujan, yang mana memang bagus untuk masa tanam. Akan tetapi, petani yang menanam cabai pada musim penghujan akan menuai panen di musim kemarau dan ketersediaan pasokan cabai yang banyak tersebutlah yang menyebabkan harga cabai menurun. Hal ini dikarenakan komoditas cabai masih belum terjamin pasokannya dalam hal jumlah, kualitas, dan keberlanjutannya karena masih belum adanya perencanaan produksi dan kurangnya penerapan teknologi maju. [4]

Prediksi untuk mengetahui apa yang perlu kita lakukan di masa sekarang untuk menghadapi masa yang akan datang. [5] Dengan prediksi, kita bisa mempersiapkan hal-hal yang diperlukan untuk menghadapi masa depan termasuk pada tanaman cabai. Dengan menggunakan data hasil panen dan data curah hujan cabai selama satu tahun, dapat diprediksikan kapan waktu paling optimal bagi petani untuk memulai masa tanam sehingga nantinya didapat hasil panen yang maksimal.

Penelitian sebelumnya telah banyak yang meramalkan harga cabai. Adapun algoritma yang dipakai pada penelitian sebelumnya di antaranya, ARIMA, ARIMAX, ARIMA Box-Jenkins, ARIMA Arch-Garch, SARIMA, SARIMAX. Penelitian tersebut mengambil objek cabai rawit Jawa Timur, cabai merah Jawa Barat, cabai merah keriting Kabupaten Banyumas, dll.

Berdasarkan latar belakang yang telah dipaparkan, diperlukan suatu sistem yang mampu meramalkan waktu tanam optimal pada tanaman cabai berdasarkan data hasil panen, data curah hujan, dan data harga cabai. Upaya ini dilakukan agar petani dapat mengetahui waktu tanam tanaman cabai yang optimal. Adapun algoritma yang akan digunakan adalah RNN-LSTM (Recurrent Neural Network-Long Short Term Memory). Algoritma ini memiliki kelebihan mampu memprediksi data berdasarkan informasi yang telah disimpan dalam waktu yang cukup lama..

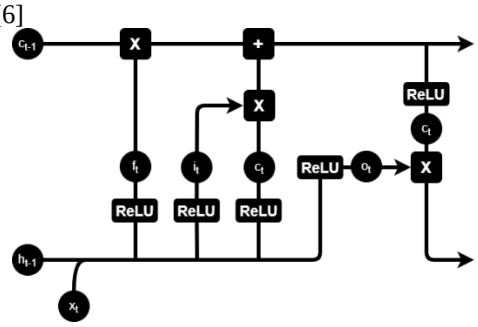
THETA OMEGA: Journal of Electrical Engineering, Computer, and Information Technology. 2023
e-ISSN: 2745-6412
p-ISSN: 2797-1740

II. DASAR TEORI

Pada penelitian ini, perancangan sistem machine learning untuk forecasting waktu tanam optimal tanaman cabai akan menggunakan algoritma Long Short-Term Memory (LSTM). Data diurutkan secara runtut waktu (time series).

A. *Long-Short Term Memory (LSTM)*

LSTM (*Long Short Term Memory*) merupakan salah satu modifikasi dari RNN (*Recurrent Neural Network*). Algoritma ini memiliki kelebihan mampu memprediksi data berdasarkan informasi lampau yang disimpan dalam jangka waktu lama sekaligus menghapus informasi yang sudah tidak relevan. LSTM dinilai lebih efisien dalam memproses, memprediksi, sekaligus mengklasifikasikan data berdasarkan urutan waktu tertentu. [6]



Gbr. 1 Arsitektur Algoritma LSTM

B. *Forecasting Time Series*

Time series, atau dalam bahasa Indonesia diartikan runtun waktu, merupakan suatu himpunan observasi data terurut berdasarkan waktu. Metode ini menggunakan analisis hubungan antar variabel yang akan dilakukan proses forecasting menggunakan variabel waktu dengan memperhatikan tipe atau pola data. Analisis time series memiliki tujuan mendapatkan petunjuk lebih awal terkait kondisi atau kejadian di masa depan supaya dapat merespon kejadian tersebut dengan tepat.

Forecasting time series adalah salah satu data science yang sering diterapkan dalam bisnis, keuangan, produksi, dan perencanaan inventaris. Forecasting ini merupakan area penting dari machine learning, termasuk dalam supervised learning. Peramalan melibatkan pengambilan model yang sesuai dengan data historis dan menggunakannya untuk memprediksi masa depan. [7]

C. *Mean Square Error (MSE)*

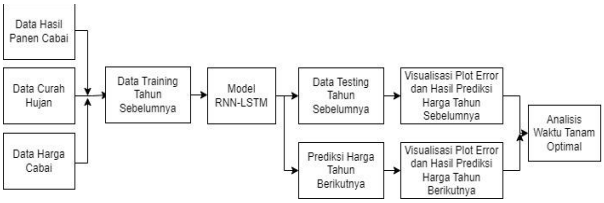
Mean Square Error atau disebut juga dengan varian adalah bentuk yang berbeda atau menyimpang dari yang asli. MSE terdiri dari dua komponen yaitu varians dan bias. Varians mengukur variabilitas dari *estimator (precision)* [8]. Bias mengukur keakuratan dari estimator (*accuracy*).

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

Untuk mencari nilai MSE, masing-masing nilai selisih y_i nilai aktual dan yˆ_i nilai prediksi dikuadratkan. Hasil kuadrat tiap-tiap data dijumlahkan dan dibagi dengan n banyak data yang diteliti. Sebagai contoh pada regresi, mean square error mewakili sisa kuadrat rata-rata. Selagi data point mendekati garis regresi, model memiliki error yang kecil, maka nilai MSE berkurang. Model dengan nilai error yang kecil memiliki nilai prediksi yang lebih presisi.

III. METODE

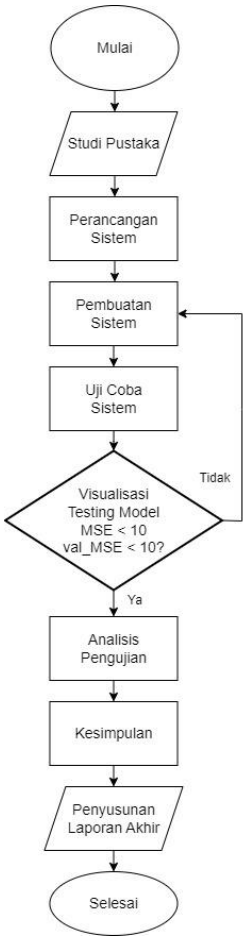
Penelitian ini berfokus untuk merancang sistem *machine learning* yang diimplementasikan pada *forecasting* waktu tanam optimal tanaman cabai. Dengan parameter data curah hujan, data hasil panen, dan data curah hujan, digunakan algoritma RNN-LSTM. Diagram blok sistem dari penelitian ini ditunjukkan pada Gambar 2.



Gbr. 2 Diagram blok sistem

Diagram blok sistem pada gambar 3 menunjukkan masukan yang berupa tiga parameter data, yaitu data hasil panen cabai, data curah hujan, dan data harga cabai. Ketiga data tersebut dibagi menjadi data latih dan data uji.

e-ISSN: 2745-6412
p-ISSN: 2797-1740



Gbr. 3 Diagram alir kerja system

Diagram alir kerja sistem pada gambar 4 menunjukkan parameter pengujian model dikatakan berhasil apabila nilai *Mean Square Error* (MSE) kurang dari 10. Jika nilai tersebut belum terpenuhi, maka dilakukan pelatihan model *forecasting* kembali. Adapun pengujian dilakukan dengan analisis visualisasi grafik dan tabel data *forecasting*.

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada penelitian ini, dilakukan beberapa tahapan. Dimulai dari pengumpulan data curah hujan, data hasil panen, dan data harga cabai, perancangan sistem model RNN-LSTM, dan pengujiannya.

A. Hasil pengujian model training

Pengujian model menggunakan data uji yang pada penelitian ini diperoleh melalui *parameter validation split* dengan nilai 0,1 atau hanya 10% dari keseluruhan data yang digunakan pada proses training. Proses training model menggunakan konfigurasi parameter yang sama untuk masing-masing parameter penelitian yang menghasilkan nilai loss serta metrik *Mean Squared Error* (MSE).

Pengujian model training dapat dilihat bahwa nilai loss pada training model secara umum lebih kecil dibanding dengan dengan testing model. Hal tersebut terjadi karena data yang digunakan sudah memiliki nilai kelas regresi sehingga pada testing nilai kelas regresi dihilangkan kemudian model training diuji dengan *data validation* (data uji). Model *machine learning* menilai sebuah kelas yang kemudian diklasifikasikan ke dalam kelas tertentu dengan menggunakan probabilitas yang mana nilainya belum tentu tepat dan sesuai dengan kelas aktual seharusnya.

B. Metrik evaluasi Mean Squared Error (MSE)

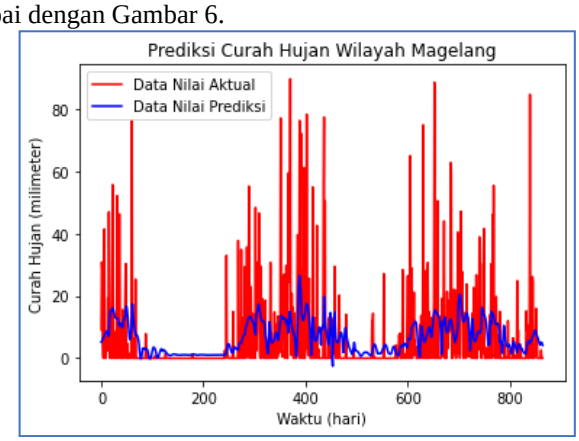
Penelitian dilakukan menggunakan model evaluasi MSE dalam membandingkan nilai aktual dengan nilai prediksi dari data. Salah satunya data nilai aktual curah hujan dibandingkan dengan nilai curah hujan yang diprediksi berdasarkan waktu yang sama. Sehingga menghasilkan nilai MSE pada parameter curah hujan sebesar 0,252. Tabel 1 menampilkan nilai MSE antara nilai aktual dengan nilai prediksi parameter curah hujan, harga cabai, dan hasil panen.

TABEL 1 PERBANDINGAN NILAI ERROR MODEL

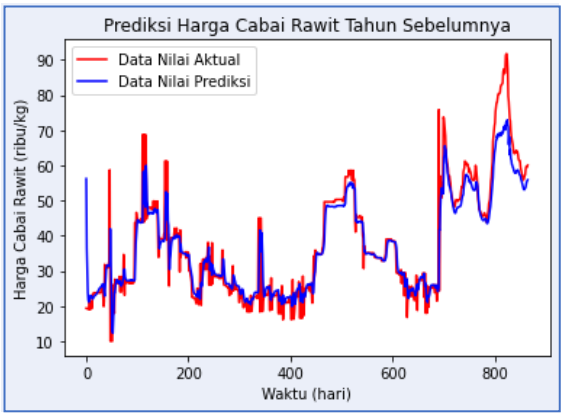
Mse Model Curah Hujan	Mse Model Harga Cabai Rawit	Mse Model Hasil Panen Cabai Rawit
0,0252	0,1535	0,1138

C. Hasil prediksi aktual dengan data uji

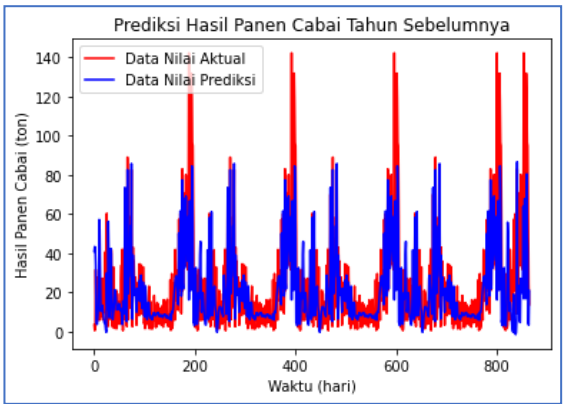
Prediksi data uji dilakukan berdasarkan tanggal pada data penelitian yang digunakan untuk training model dengan tidak memiliki nilai regresi. Kemudian akan dilakukan prediksi nilai regresi pada data uji menggunakan model training. Hasil dari pengujian tersebut menghasilkan prediksi data uji dibandingkan data aktual yang divisualisasikan pada Gambar 4 sampai dengan Gambar 6.



Gbr. 4 Visualisasi perbandingan data aktual dengan prediksi data



Gbr. 5 Visualisasi perbandingan data aktual dengan prediksi data



Gbr. 6 Visualisasi perbandingan data aktual dengan prediksi data

Hasil prediksi pada gambar diatas menghasilkan nilai error prediksi yang dibandingkan antara data aktual dengan data uji berdasarkan pada tanggal pengambilan data. Ketiga parameter error dapat dilihat melalui Tabel 2 di bawah ini.

TABEL 2 PERBANDINGAN NILAI ERROR DATA AKTUAL DENGAN DATA UJI

MSE Curah Hujan Predicted	MSE Harga Cabai Rawit Predicted	MSE Hasil Panen Cabai Rawit Predicted
0,0252	0,1535	0,1138

D. Hasil prediksi future

Pembaharuan model machine learning dilakukan pada penelitian ini adalah pada model terdapat dua skenario pengujian yaitu pengujian dengan data uji yang didapat dari keseluruhan data aktual dan prediksi future untuk ketiga parameter penelitian.

TABEL 3 DATA HASIL PREDIKSI FUTURE

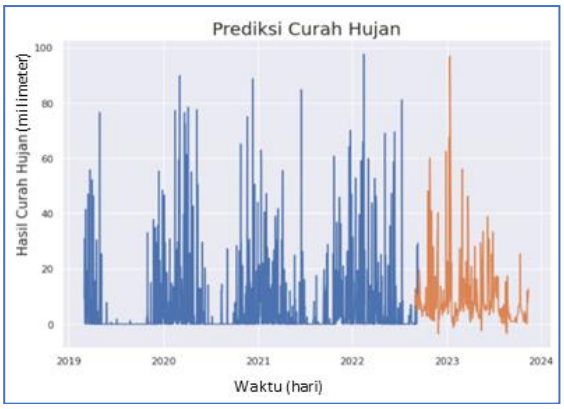
No	Tanggal	RR (mm)	Produksi (kg)	Harga (ribu rupiah)
1	2022-09-01	7,00	64,97	33,78
2	2022-09-02	12,70	57,85	33,53
3	2022-09-06	8,10	10,86	33,53
4	2022-09-07	5,20	28,72	33,46
5	2022-09-08	10,30	89,03	33,49
.	.	.	.	.
.	.	.	.	.
269	2023-09-27	0,70	85,35	60,39
270	2023-09-28	0,50	50,6	59,94
271	2023-09-29	2,30	39,29	59,01

TABEL 4 PERBANDINGAN EVALUASI MODEL MSE MODEL DENGAN MSE PREDICTED UNTUK MASING-MASING PARAMETER PENELITIAN

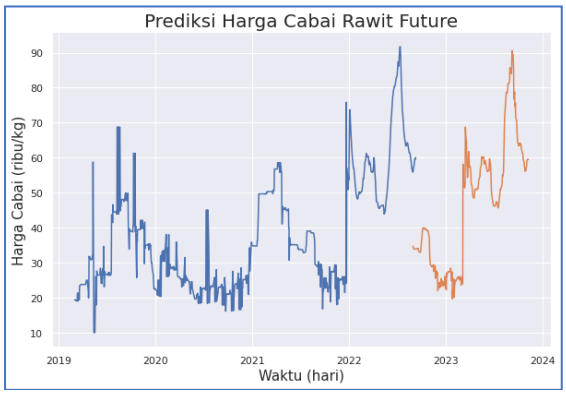
Evaluasi Model Data	MSE model	MSE predicted
Curah Hujan	0,0187	0,0252
Harga Cabai	0,0083	0,1533
Produksi Cabai	0,0311	0,1138

Melalui tabel perbandingan tersebut diketahui bahwa penerapan model machine learning untuk ketiga parameter dengan dua skenario pengujian untuk model dengan data uji dan predicted nilai error-nya dipertahankan sehingga dapat disimpulkan model berjalan sebagaimana mestinya. Sedangkan jika dilihat prediksi future untuk beberapa hari kedepan nilainya sudah diketahui dan nilai prediksinya jauh dari nilai yang sebenarnya dibandingkan data melalui open source.

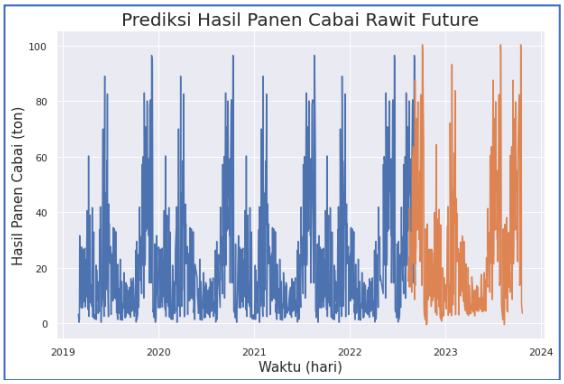
Hasil prediksi future menggunakan model yang sudah dibuat menghasilkan visualisasi grafik serta tabel data. Visualisasi grafik digunakan untuk mengamati perubahan nilai dan pola regresi. Sedangkan tabel data digunakan untuk melihat nilai yang dibandingkan dengan nilai data sebelumnya. Gambar 7 sampai dengan gambar 9 menunjukkan pola data sebelum dengan garis berwarna biru dan data *future* 271 hari garis berwarna merah.



Gbr. 7 Visualisasi prediksi *future*



Gbr. 8 Visualisasi prediksi *future*



Gbr. 9 Visualisasi prediksi *future*

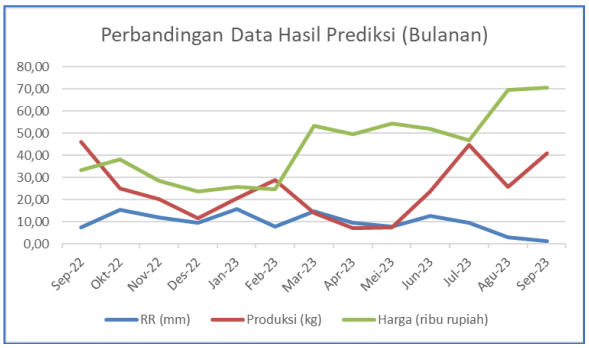
E. *Analisis hasil evaluasi sistem model recurrent neural network*

Hasil evaluasi model *machine learning* dapat dilihat pada Tabel 1, model *machine learning* untuk melakukan prediksi data uji memiliki *error* MSE sebesar 0,0252 untuk curah hujan, 0,1535 untuk harga cabai dan 0,1138 untuk hasil panen cabai dengan dilakukan pengujian juga untuk prediksi *future* senilai *error* MSE nya tidak bisa diketahui karena belum ada datanya di 271 hari kedepan. Namun melalui visualisasi grafik perbandingan pada Gambar 7 sampai dengan Gambar 9 bisa dilihat bahwa nilai prediksi 271 hari kedepan memiliki pola yang hampir sama dengan data sebelumnya.

Jika dibandingkan dengan penelitian yang dilakukan oleh Sagar, dkk (2020) perbandingan dengan nilai error yaitu RMSE min avg 2.89 – max avg 5.35 yang apabila dikuadratkan bisa mendapatkan nilai MSE sebesar 8.3521 – 28.6225 yang hanya dilakukan prediksi menggunakan data uji sebesar 36% sejumlah 518 yaitu model error. Penelitian yang dilakukan Amin (2019) dengan menghasilkan error model sebesar 0.000047 menggunakan model ERNN pada data uji sebanyak 107.

Pengembangan model *machine learning* untuk sistem prediksi regresi dengan mengimplementasikan algoritma *LONG SHORT-TERM MEMORY* untuk parameter curah hujan wilayah Magelang, harga cabai daerah Magelang, dan hasil panen cabai daerah Magelang sudah memenuhi kriteria penelitian metrik error MSE kurang dari 10. Model *machine learning* dibuat juga cukup efektif dan efisien dalam memprediksi model untuk data uji dan prediksi future yang mana mampu mempertahankan model dalam pengujian dengan data yang lebih banyak dibandingkan dengan data pada penelitian sebelumnya.

F. *Analisis Waktu Tanam Optimal*



Gbr. 10 Grafik Hasil Prediksi Bulanan

Berdasarkan hasil prediksi pada curah hujan, harga cabai rawit, dan hasil panen cabai rawit wilayah Magelang selama 271 hari dari tanggal 1 September 2022 sampai dengan 29 September 2023 dapat ditarik kesimpulan untuk waktu tanam yang optimal periode tahun 2023, yaitu pada bulan September 2022, Oktober 2022, dan Februari 2023. Grafik perbandingan nilai prediksi untuk menentukan waktu tanam dapat dilihat pada Gambar 10.

TABEL 5 NILAI PREDIKSI BULANAN

Bulan	RR (mm)	Produksi (ton)	Harga (ribu rupiah)	Kategori
Sep-22	7,55	46,263	33,377	Optimal
Okt-22	15,33	24,950	38,155	Optimal
Nov-22	12,12	20,183	28,665	Kurang
Des-22	9,63	11,775	23,715	Kurang
Jan-23	15,72	20,750	25,714	Kurang
Feb-23	7,76	28,943	24,768	Optimal
Mar-23	14,64	14,123	53,356	Kurang
Apr-23	9,63	7,315	49,527	Kurang
Mei-23	7,92	7,362	54,412	Kurang
Jun-23	12,81	23,812	51,891	Kurang
Jul-23	9,40	44,786	46,817	Kurang
Agu-23	3,10	25,880	69,747	Kurang
Sep-23	1,27	40,936	70,525	Kurang

V. KESIMPULAN

Berdasarkan penelitian serta pengujian yang dilakukan, penelitian "Implementasi Machine Learning Pada Forecasting Waktu Tanam Optimal Tanaman Cabai", penulis berkesimpulan, bahwa:

A. sistem machine learning menghasilkan 3 model machine learning yang merupakan hasil training dari 3 data berbeda yaitu data curah hujan daerah Magelang, data harga cabai rawit wilayah Magelang dan data hasil panen cabai rawit

wilayah Magelang selama kurun waktu tiga tahun terakhir. Training model menghasilkan nilai MSE (mean squared error) sebesar 0,0187 untuk model prediksi curah hujan daerah Magelang, 0,0083 untuk model prediksi harga cabai rawit wilayah Magelang, dan 0,0311 untuk model prediksi hasil panen cabai rawit wilayah Magelang. Model menghasilkan prediksi yang sesuai dengan batasan penelitian dan cukup baik dalam memprediksi nilai pada data uji, dan

B. sistem model machine learning yang dibuat menggunakan data yang berjumlah 865 untuk masing masing model dan diuji dengan data berjumlah 865 yang nilai error MSE (mean squared error) sebesar 0,0252 untuk model prediksi curah hujan daerah Magelang, 0,1535 untuk model prediksi harga cabai rawit wilayah Magelang dan 0,1138 untuk model prediksi hasil panen cabai rawit wilayah Magelang dari proses training model dengan proses pengujian data uji yang apabila dibandingkan dengan penelitian terdahulu menghasilkan sistem model machine learning yang lebih baik pada penelitian ini.

C. melalui sistem pengambilan keputusan yang telah dibuat, didapat waktu optimal untuk melakukan penanaman cabai rawit adalah bulan September 2022, Oktober 2022, dan Februari 2023 dengan parameter prediksi produksi yang tinggi dan harga cabai yang rendah.

REFERENSI

[1] BPS, “Distribusi Perdagangan Komoditas Cabai Merah Indonesia Tahun 2018,” Badan Pus. Stat., pp. 1–97, 2018.

[2] V. A. Muliana, “8 Negara Produsen Cabai Terbesar di Dunia, RI Termasuk?,” Liputan6.com, Jun. 06, 2017. Accessed: Feb. 21, 2022. [Online]. Available: https://www.liputan6.com/bisnis/read/2819761/8-negara-produsen-cabai-terbesar-di-dunia-ri-termasuk

[3] “Outlook Cabai,” Pus. Data Dan Sist. Inf. Pertan. Sekr. Jenderal Kementerian Pertan. 2019, 2019.

[4] C. M. Saptana and S. H. Susilowaty, “Manajemen Rantai pasok Komoditas Cabai Pada Agroekosistem Lahan Kering Di Jawa Timur,” J. Anal. Kebijak. Pertan., vol. 16, p. 1, 2018.

[5] Heizer, J., Render, B., Munson, C., Sachan, A., 2017. Operations management: sustainability and supply chain management, 12/e.

[6] Salman, A.G., Heryadi, Y., Abdurahman, E., Suparta, W., 2018. Single layer & multi-layer long short-term memory (LSTM) model with intermediate variables for weather forecasting. Procedia Computer Science 135, 89–98.

[7] Dix, P., 2020. Why Time Series Matters for Metrics, Real-Time Analytics and Sensor Data, Revision 4. ed. Influxdata.

[8] Long, T.J., 2022. Pengertian dan Rumus Mean Squared Error (MSE). URL jagostat.com.