

Penerapan Pembelajaran Mesin dalam Manajemen Stok Tanaman Hidroponik untuk Mewujudkan Pangan Berkelanjutan

Ressa Priskila¹⁾, Novera Kristianti^{*,2)}, Nova Noor Kamala Sari³⁾, Ellydia Ludang⁴⁾

^{1,2,3)}Jurusan Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Palangka Raya

⁴⁾Program Studi Agribisnis, Fakultas Pertanian, Universitas Palangka Raya

Universitas Palangka Raya, Kampus UPR Tunjung Nyaho Jalan Yos Sudarso, Palangka Raya 73112

Riwayat: Copyright ©2023, JITU, Submitted: 7 November 2024; Revised: 29 Januari 2025;

Accepted: 26 Maret 2025; Published: 30 Maret 2025

DOI: <https://doi.org/10.32938/jitu.v5i1.8406>

Abstract - Global food security issues are becoming increasingly urgent due to population growth, urbanization, and climate change. Hydroponics, an innovative agricultural method that does not require soil, offers improved water efficiency compared to traditional methods. However, challenges in stock management, including demand fluctuations and the risk of crop damage, can disrupt efficiency and profitability. This study aims to apply machine learning algorithms, such as Linear Regression, LSTM, Random Forest, and XGBoost, to predict yields, stock levels, and sales in a hydroponic garden called 'XYZ'. Evaluation results indicate that the linear regression model has the highest accuracy, with a Mean Absolute Error (MAE) of 0.0029 and a Root Mean Squared Error (RMSE) of 0.0039. In contrast, the LSTM, Random Forest, and XGBoost models demonstrate lower performance. Linear regression is considered reliable for stock management and yield planning. These findings contribute to the development of sustainable agriculture and highlight the potential of machine learning to support better stock management and decision-making for hydroponic farmers.

Keywords - Food Security; Stock Management; Machine Learning; Linear Regression; LSTM; Random Forest; XGBoost.

Abstrak - Isu ketahanan pangan global semakin mendesak akibat pertumbuhan populasi, urbanisasi, dan perubahan iklim. Hidroponik, sebagai metode pertanian inovatif yang tidak memerlukan tanah, menawarkan efisiensi penggunaan air yang lebih baik dibandingkan metode tradisional. Namun, tantangan dalam manajemen stok, termasuk fluktuasi permintaan dan risiko kerusakan tanaman, dapat mengganggu efisiensi dan keuntungan. Penelitian ini bertujuan untuk menerapkan algoritma pembelajaran mesin, seperti Regresi Linier, LSTM, Random Forest, dan XGBoost—untuk memprediksi hasil panen, stok, dan penjualan di kebun hidroponik yang dikenal sebagai 'XYZ'. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model regresi linier memiliki akurasi tertinggi, dengan Mean

Absolute Error (MAE) 0.0029 dan Root Mean Squared Error (RMSE) 0.0039, sementara model LSTM, Random Forest, dan XGBoost menunjukkan kinerja lebih rendah. Regresi linier dianggap dapat diandalkan untuk perencanaan manajemen stok dan hasil panen. Temuan ini berkontribusi terhadap pengembangan pertanian berkelanjutan dan menunjukkan potensi pembelajaran mesin dalam mendukung pengelolaan stok dan pengambilan keputusan yang lebih baik bagi petani hidroponik.

Kata kunci – Ketahanan Pangan; Manajemen Stok; Pembelajaran Mesin; Regresi Linier; LSTM; Random Forest; XGBoost;

I. PENDAHULUAN

Dalam beberapa tahun terakhir, tantangan global terkait ketahanan pangan semakin mendesak [1], [2]. Pertumbuhan populasi yang cepat, urbanisasi, dan perubahan iklim telah menciptakan kebutuhan mendesak akan metode pertanian yang lebih efisien dan berkelanjutan [3]. Hidroponik, sebagai salah satu metode bercocok tanam tanpa menggunakan tanah, telah muncul sebagai solusi inovatif. Dengan memanfaatkan larutan nutrisi, hidroponik memungkinkan pertumbuhan tanaman di lahan yang terbatas dan dengan penggunaan air yang lebih efisien dibandingkan dengan metode konvensional. Metode ini tidak hanya meningkatkan produktivitas tanaman, tetapi juga mengurangi jejak lingkungan yang dihasilkan oleh pertanian tradisional [4].

Namun, meskipun hidroponik memiliki banyak keunggulan, manajemen stok tanaman masih menjadi masalah besar. Fluktuasi dalam permintaan pasar, ketidakpastian dalam pasokan, dan risiko kerusakan tanaman dapat menyebabkan pemborosan sumber daya dan mengurangi potensi keuntungan. Pengelolaan yang efektif sangat diperlukan untuk memastikan keberlanjutan dan efisiensi sistem pertanian hidroponik [5]. Kesalahan dalam manajemen stok dapat berakibat pada kerugian finansial yang signifikan, dan bahkan memengaruhi pasokan pangan secara keseluruhan [6], [7].

*Novera Kristianti

Email: noverara@gmail.com

Di sinilah teknologi pembelajaran mesin berperan penting [8], [9]. Dengan kemampuannya untuk menganalisis informasi yang kompleks dan melakukan prediksi berbasis data yang akurat, pembelajaran mesin dapat mengubah cara kita mengelola stok tanaman hidroponik. Sistem berbasis pembelajaran mesin dapat memprediksi hasil panen, jumlah stok yang dibutuhkan, dan jumlah transaksi untuk minggu berikutnya [10]. Dengan cara ini, petani dapat mengelola pasokan tanaman secara lebih proaktif, mengoptimalkan penggunaan sumber daya, dan mengurangi limbah[11] .

Berbagai penelitian sebelumnya telah menunjukkan potensi besar pembelajaran mesin dalam bidang pertanian. Misalnya, penelitian oleh Toniyah Jaelani et al. (2022) bertujuan untuk memperkirakan produksi gula menggunakan dua pendekatan, yaitu regresi linier dan Long Short-Term Memory (LSTM)[12]. Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode regresi linier memiliki nilai Mean Absolute Error (MAE) 151521.28 dan error 8%, sedangkan LSTM menunjukkan performa yang lebih baik dengan dengan nilai MAE sebesar 1511.18. dan error sebesar 0,082%. Temuan ini menunjukkan bahwa teknik pembelajaran mesin canggih seperti LSTM dapat memberikan akurasi yang lebih tinggi dalam memprediksi hasil produksi.

Penelitian lain oleh Nur et al. (2023) berfokus pada prediksi hasil panen padi di Desa Minanga dengan menggunakan algoritma Random Forest Regression [13]. Dalam penelitian ini, sistem yang dibangun mampu melakukan prediksi dengan nilai Root Mean Square Error (RMSE) sebesar 0,250. Ini menunjukkan bahwa algoritma tersebut cukup efektif dalam memberikan prediksi yang akurat untuk hasil panen padi, yang sangat penting bagi petani dalam merencanakan produksi dan distribusi.

Sementara itu, Evita Fitri dan Siti Nurhasanah Nugraha membandingkan beberapa algoritma yaitu MultiLayer Perceptron, Linear Regression, dan Random Forest Regression untuk menentukan model yang paling efektif dalam memprediksi hasil panen padi [14]. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model MultiLayer Perceptron memberikan kinerja terbaik dalam meramalkan hasil panen padi, dengan nilai MAE sebesar 0.045 dan nilai RSME sebesar 0.094. Sebagai perbandingan, model Linear Regression dan Random Forest Regression menunjukkan nilai MAE masing-masing sebesar 0.278 dan 0.186, sedangkan nilai RMSE masing-masing sebesar 0.51 dan 0.281. Penemuan ini menegaskan bahwa penggunaan teknik pembelajaran mesin yang tepat dapat meningkatkan akurasi dalam prediksi hasil pertanian.

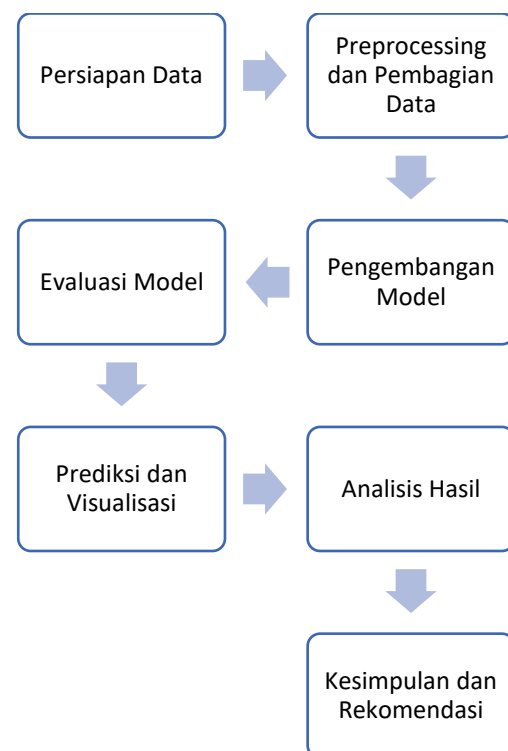
Selain itu, penelitian oleh Miko Ardian, Siti Khomsah, dan Ridwan Pandiya membahas perbandingan model regresi untuk memprediksi harga jual cabai rawit berdasarkan kondisi iklim harian [15]. Dalam studi ini, berbagai algoritma regresi seperti XGBoost, KNN, dan

Random Forest digunakan untuk menangani data yang tidak memiliki distribusi normal dan linearitas. Hasilnya menunjukkan bahwa model XGBoost Regression adalah yang terbaik, dengan nilai Mean Absolute Error (MAE) terkecil sebesar 3.388,03 dan nilai Mean Absolute Percentage Error (MAPE) terkecil sebesar 9,96%. Penelitian ini menyoroti pentingnya pemilihan model yang tepat dalam mencapai prediksi yang akurat di bidang pertanian.

Dengan demikian, penelitian ini bertujuan untuk mengeksplorasi bagaimana penerapan pembelajaran mesin dapat meningkatkan manajemen stok tanaman hidroponik. Dengan fokus pada efisiensi dan keberlanjutan, diharapkan temuan dari penelitian ini dapat memberikan kontribusi signifikan terhadap pengembangan pertanian berkelanjutan dan memenuhi kebutuhan pangan di masa depan. Melalui pengembangan model prediksi yang dapat memperkirakan hasil panen, jumlah stok, dan jumlah transaksi untuk minggu berikutnya, diharapkan petani dapat mengambil keputusan yang lebih tepat dan strategis, serta meningkatkan daya saing mereka di pasar.

II. METODE PENELITIAN

Metodologi penelitian ini dirancang untuk mengembangkan model pembelajaran mesin yang efektif dalam memprediksi hasil panen, jumlah stok, dan jumlah transaksi untuk tanaman hidroponik. Langkah-langkah yang diambil dalam penelitian ini ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Metodologi Penelitian

1. Persiapan Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini mencakup informasi relevan mengenai tanaman hidroponik, termasuk jumlah tanaman yang ditanam, hasil panen, data stok, data penjualan, dan stok tersisa dari kebun hidroponik yang dirahasiakan identitasnya sebagai 'XYZ'. Data ini dikumpulkan dari catatan atau laporan yang disediakan oleh kebun hidroponik tersebut.

2. Preprocessing Data

- Pemisahan Fitur dan Target:** Variabel independen (X) dalam penelitian ini adalah jumlah tanaman yang ditanam, sedangkan variabel dependen (y) mencakup hasil panen, data stok, dan data penjualan. Proses pemisahan ini penting untuk mempersiapkan data sebelum dilatih oleh model.
- Normalisasi Data:** Data dinormalisasi dengan membagi setiap nilai dengan nilai maksimum dari masing-masing fitur untuk meningkatkan efisiensi dan akurasi model. Normalisasi ini membantu model dalam mencapai konvergensi yang lebih cepat dan menghindari masalah terkait skala.
- Pengubahan Bentuk Data untuk LSTM:** Untuk model LSTM, bentuk data diubah menjadi format yang sesuai, yaitu dalam bentuk (samples, time_steps, features), memungkinkan LSTM untuk memahami urutan waktu dari data yang ada.
- Pembagian Data:** Data dibagi menjadi dua bagian: set pelatihan (80%) dan set pengujian (20%) menggunakan fungsi `train_test_split` dari pustaka `sklearn`. Pembagian ini memastikan bahwa model diuji pada data yang tidak pernah dilihat sebelumnya.

3. Pengembangan Model

- Regresi Linier:** Model regresi linier dilatih menggunakan data pelatihan (`X_train`, `y_train`) untuk mempelajari hubungan linear antara jumlah tanaman dan hasil yang diharapkan.
- LSTM:** Model LSTM dibangun menggunakan arsitektur Sequential dengan dua lapisan LSTM diikuti oleh satu lapisan Dense untuk output. Model ini dikompilasi dengan fungsi loss 'mean squared error' dan optimizer 'adam', serta dilatih selama 100 epoch dengan batch size 32.
- Random Forest:** Model Random Forest diinisialisasi dan dilatih menggunakan data pelatihan. Parameter seperti `n_estimators` (jumlah pohon) dan `max_depth` (kedalaman maksimum pohon) diatur untuk mengoptimalkan kinerja model.
- XGBoost:** Model XGBoost dilatih secara terpisah untuk setiap target dengan parameter yang disesuaikan, termasuk `n_estimators`, `max_depth`, dan `learning_rate`, untuk memperoleh hasil prediksi yang optimal.

4. Evaluasi Model

Setiap model digunakan untuk memprediksi hasil pada data pengujian (`X_test`), memungkinkan

evaluasi kinerja model berdasarkan data yang tidak digunakan selama pelatihan. Pengukuran Kinerja: Kinerja setiap model diukur menggunakan beberapa metrik:

- Mean Absolute Error (MAE):** Menghitung rata-rata kesalahan absolut antara nilai aktual dan nilai prediksi.
- Root Mean Squared Error (RMSE):** Menghitung akar dari rata-rata kesalahan kuadrat, memberikan bobot lebih pada kesalahan yang lebih besar.
- Mean Absolute Percentage Error (MAPE):** Mengukur kesalahan relatif dalam bentuk persentase, memberikan gambaran jelas tentang akurasi model dalam prediksi.

5. Prediksi dan Visualisasi

Untuk melakukan prediksi baru, jumlah tanaman yang akan ditanam ditentukan, misalnya dalam penelitian ini jumlah tanaman adalah 1000 tanaman Pakcoy. Ini menjadi dasar untuk memprediksi hasil panen, stok, dan penjualan untuk minggu berikutnya. Input kemudian dinormalisasi dengan cara yang sama seperti data sebelumnya, memastikan konsistensi dalam proses prediksi. Model digunakan untuk memprediksi hasil panen, data stok, dan data penjualan. Hasil prediksi kemudian dikembalikan ke skala asli menggunakan inverse transform. Grafik juga dibuat untuk menunjukkan perbandingan antara nilai aktual dan prediksi, memberikan visualisasi yang jelas tentang kinerja model.

6. Analisis Hasil

Hasil prediksi dan metrik evaluasi dianalisis untuk menilai akurasi model. Visualisasi grafik memberikan wawasan tambahan mengenai pelatihan model dan kinerjanya. Diskusi tentang kekuatan dan kelemahan masing-masing model dilakukan untuk memberikan gambaran yang lebih komprehensif.

7. Kesimpulan dan Rekomendasi

Tahap kesimpulan dan rekomendasi dalam penelitian ini penting untuk merangkum temuan utama dan memberikan arahan penerapan hasil. Kesimpulan menunjukkan efektivitas model pembelajaran mesin dalam memprediksi hasil panen, stok, dan transaksi pada tanaman hidroponik, serta manfaatnya bagi petani dalam pengambilan keputusan berbasis data. Rekomendasi mencakup saran untuk praktik pertanian yang lebih baik dan pengembangan penelitian ke depan.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Dataset penelitian ini mencakup informasi penting tentang tanaman hidroponik, seperti jumlah tanaman, hasil panen, stok, dan penjualan dari kebun yang dirahasiakan identitasnya sebagai 'XYZ'. Data ini diperoleh dari catatan rutin dan laporan periodik kebun tersebut, dan dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Dataset Tanaman Pakcoy

Minggu	Jumlah Tanam	Hasil panen	Gagal Panen	Stok	Penjualan	Stok Tersisa
1	1000	976	24	976	973	3
2	1000	968	32	971	969	2
3	1000	976	24	978	975	3
4	1000	971	29	974	970	4
5	1000	970	30	974	972	2
6	1000	979	21	981	980	1
7	1000	974	26	975	973	2
8	1000	976	24	978	977	1
9	1000	983	17	984	980	4
10	1000	973	27	977	976	1
11	1000	969	31	970	967	3
12	1000	976	24	979	976	3
13	1000	966	34	969	968	1
14	1000	969	31	970	968	2
15	1000	978	22	980	977	3
16	1000	979	21	982	980	2
17	1000	982	18	984	980	4
18	1000	980	20	984	982	2
19	1000	983	17	985	983	2
20	1000	985	15	987	985	2
21	1000	976	24	978	976	2
22	1000	981	19	983	982	1
23	1000	985	15	986	983	3
24	1000	980	20	983	980	3
25	1000	976	24	979	977	2
26	1000	982	18	984	982	2
27	1000	985	15	987	984	3
28	1000	981	19	984	982	2

Dalam penelitian ini, model dikembangkan menggunakan berbagai algoritma pembelajaran mesin, termasuk Regresi Linier, Long Short-Term Memory (LSTM), Random Forest, dan XGBoost. Setelah pemilihan algoritma, masing-masing model dilatih dengan data pelatihan yang telah disiapkan. Pelatihan ini melibatkan penyajian data input (jumlah tanaman yang ditanam) dan output (hasil panen, stok, dan penjualan) kepada model.

Setiap model dioptimalkan melalui teknik hyperparameter tuning untuk meningkatkan kinerjanya. Untuk model LSTM, struktur jaringan, jumlah lapisan, dan fungsi aktivasi disesuaikan agar model dapat belajar secara efektif dari data temporal. Sementara itu, pada model Random Forest dan XGBoost, parameter seperti jumlah pohon dan kedalaman maksimum pohon diatur untuk mencapai hasil yang optimal.

Evaluasi model dilakukan setelah pelatihan untuk mengukur akurasi prediksi, dengan metrik yang digunakan mencakup Mean Absolute Error (MAE), Root Mean Squared Error (RMSE), dan Mean Absolute Percentage Error (MAPE). Metrik ini memberikan informasi mengenai kedekatan prediksi model dengan nilai aktual dan memungkinkan perbandingan kinerja antar model.

Hasil evaluasi dari masing-masing model yang dikembangkan menunjukkan perbedaan kinerja. Model regresi linier mencatat Mean Absolute Error (MAE) sebesar 0.0029 dan Root Mean Squared Error (RMSE) sebesar 0.0039, dengan Mean Absolute Percentage Error

(MAPE) hanya 0.29%. Prediksi untuk hasil panen, stok, dan penjualan untuk minggu berikutnya semuanya berada pada angka yang sangat dekat dengan nilai aktual, yaitu masing-masing 975, 979, dan 975.

Di sisi lain, model Long Short-Term Memory (LSTM) memiliki MAE sebesar 0.0067 dan RMSE sebesar 0.0075, dengan MAPE mencapai 0.67%. Meskipun LSTM dirancang untuk menangkap pola temporal, akurasi prediksinya sedikit lebih rendah dibandingkan dengan regresi linier. Prediksi yang dihasilkan untuk minggu berikutnya yaitu hasil panen adalah 985, stok 985, dan penjualan 969, yang masih menunjukkan hasil yang cukup baik.

Sementara itu, model Random Forest menunjukkan hasil yang kurang memuaskan, dengan MAE sebesar 2.7614 dan RMSE mencapai 3.6763. Meskipun memiliki MAPE yang rendah di angka 0.28%, prediksi untuk minggu berikutnya, yaitu hasil panen, stok, dan penjualan masing-masing adalah 977, 979, dan 977. Nilai error yang tinggi menunjukkan bahwa akurasi model ini tidak sebanding dengan regresi linier dan LSTM.

Model XGBoost juga dievaluasi, dengan hasil MAE untuk hasil panen sebesar 0.1475, RMSE 0.2048, dan MAPE 18.45%. Untuk stok data, MAE adalah 0.1549 dan RMSE 0.2095, dengan MAPE 19.44%. Sementara untuk data penjualan, MAE tercatat 0.1658, RMSE 0.2106, dan MAPE 22.20%. Model XGBoost memberikan hasil prediksi dengan hasil panen diperkirakan sebesar 977, stok 966, dan penjualan 966. Berikut hasil evaluasi keseluruhan dari model yang dikembangkan dapat dilihat pada Tabel 2.

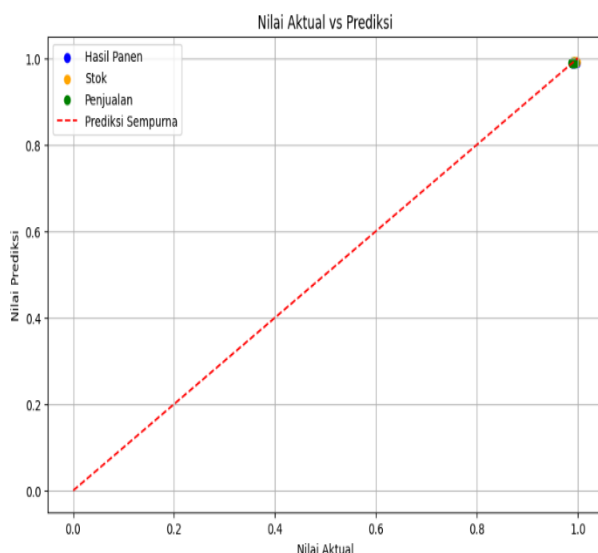
Tabel 2. Hasil Evaluasi Model

Model	MAE	RMSE	MAPE (%)
Regresi Linier	0.0029	0.0039	0.29
LSTM	0.0067	0.0075	0.67
Random Forest	2.7614	3.6763	0.28
XGBoost (Hasil panen)	0.1475	0.2048	18.45
XGBoost (Stok)	0.1549	0.2095	19.44
XGBoost (Penjualan)	0.1658	0.2106	22.2

Secara keseluruhan, berdasarkan hasil evaluasi, model regresi linier menunjukkan performa terbaik dalam hal akurasi prediksi. Meskipun LSTM dapat menangkap pola temporal, nilai error yang lebih tinggi menunjukkan perlunya penyesuaian lebih lanjut. Model Random Forest dan XGBoost, meskipun bermanfaat dalam konteks tertentu, tidak memberikan hasil yang sebanding dalam studi ini. Hasil-hasil ini memberikan gambaran yang jelas tentang efektivitas setiap model dan dapat menjadi dasar bagi pengambilan keputusan dalam manajemen stok dan perencanaan produksi di pertanian hidroponik.

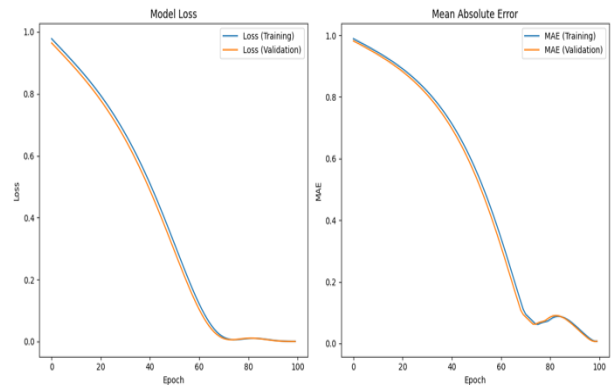
Penelitian ini juga memberikan perbandingan antara nilai aktual dan prediksi juga memberikan visualisasi yang

jelas mengenai kinerja model. Grafik perbandingan antara nilai aktual (data sebenarnya) dengan nilai prediksi yang dihasilkan oleh model regresi linier untuk tiga variabel: hasil panen, stok, dan penjualan, ditampilkan pada grafik (lihat Gambar 2). Titik-titik data yang mewakili nilai aktual dan prediksi untuk ketiga variabel terletak sangat dekat dengan garis prediksi sempurna. Hal ini menunjukkan bahwa model mampu menangkap pola hubungan antara variabel-variabel tersebut dengan sangat baik. Model regresi linier yang digunakan dalam analisis ini telah berhasil membangun hubungan yang kuat antara variabel independen (yang digunakan untuk melakukan prediksi) dengan variabel dependen (yang ingin diprediksi). Model ini dapat diandalkan untuk memberikan prediksi yang akurat mengenai hasil panen, stok, dan penjualan untuk minggu berikutnya.



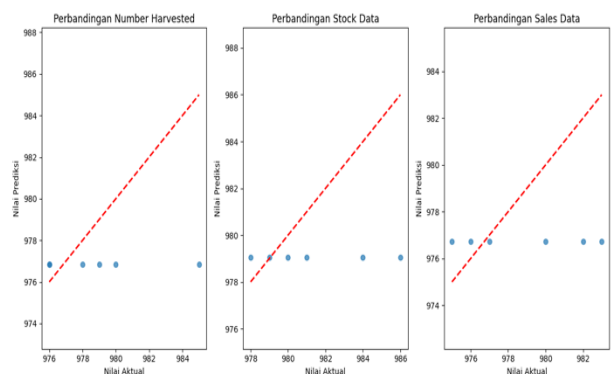
Gambar 2. Grafik perbandingan nilai prediksi dengan nilai aktual untuk model regresi linier

Pada model LSTM visualiasi grafik kinerja model dilakukan dengan Model Loss dan Mean Absolute Error (MAE) (lihat Gambar 3). Grafik Model Loss menunjukkan nilai loss (kesalahan) model selama proses pelatihan, di mana kurva biru mewakili loss pada data pelatihan dan kurva oranye mewakili loss pada data validasi. Sementara itu, grafik MAE menampilkan nilai MAE (rata-rata kesalahan mutlak) model selama pelatihan, dengan kurva biru menunjukkan MAE pada data pelatihan dan kurva oranye menunjukkan MAE pada data validasi. Kedua grafik menunjukkan tren penurunan nilai loss dan MAE seiring bertambahnya epoch (iterasi pelatihan), mengindikasikan bahwa model LSTM secara bertahap belajar untuk membuat prediksi yang lebih akurat. Model LSTM yang digunakan dalam analisis ini telah berhasil mempelajari pola temporal dalam data dan menghasilkan prediksi yang cukup baik untuk hasil panen, stok, dan penjualan minggu berikutnya.



Gambar 3. Grafik kinerja model dilakukan dengan Model Loss dan Mean Absolute Error (MAE) untuk model LSTM

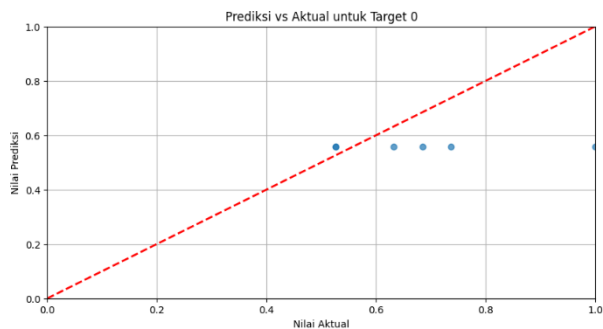
Sementara, grafik perbandingan antara nilai aktual (data sebenarnya) dengan nilai prediksi yang dihasilkan oleh model Random Forest untuk tiga variabel: hasil panen, stok, dan penjualan (lihat Gambar 4). Garis putus-putus merah mewakili garis prediksi sempurna, di mana nilai prediksi selalu sama dengan nilai aktual. Titik-titik biru mewakili pasangan nilai aktual dan prediksi untuk setiap data. Berdasarkan hasil yang diperoleh, dapat disimpulkan bahwa model Random Forest yang digunakan dalam analisis ini memiliki kinerja yang cukup baik, meskipun masih terdapat ruang untuk perbaikan. Meskipun model mampu menangkap pola dalam data, akurasi prediksinya masih belum optimal, terutama jika dilihat dari nilai MAE dan RMSE.



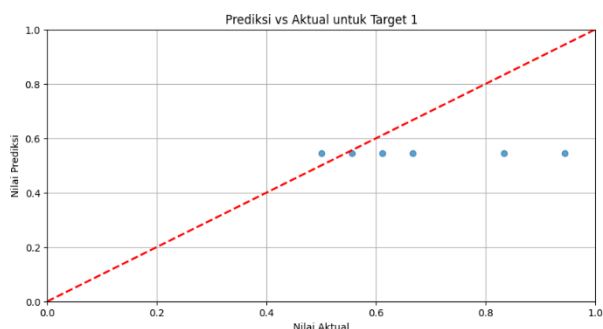
Gambar 4. Grafik Perbandingan nilai prediksi dengan nilai aktual untuk model random forest

Kemudian, pada model XGBoost grafik scatter plot digunakan untuk membandingkan nilai prediksi dengan nilai aktual untuk target tertentu, yaitu hasil panen (lihat Gambar 5), stok (lihat Gambar 6), dan penjualan (lihat Gambar 7). Model XGBoost secara umum mampu menangkap pola dalam data dan memberikan prediksi yang cukup akurat. Titik-titik data pada umumnya cenderung berkumpul di sekitar garis diagonal, yang menunjukkan bahwa nilai prediksi cukup dekat dengan nilai aktual. Namun, untuk mendapatkan hasil yang

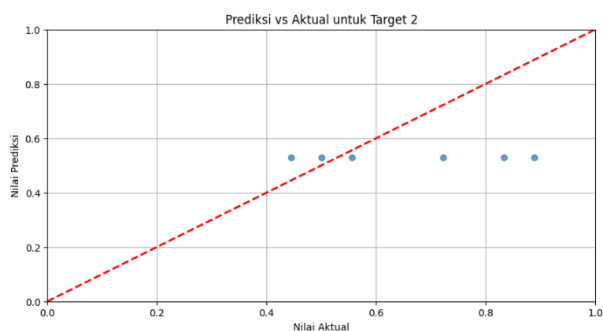
optimal, perlu dilakukan analisis yang lebih mendalam dan penyesuaian model yang berkelanjutan.



Gambar 5. Grafik perbandingan nilai prediksi dengan nilai aktual untuk hasil panen



Gambar 6. Grafik perbandingan nilai prediksi dengan nilai aktual untuk stok



Gambar 5. Grafik perbandingan nilai prediksi dengan nilai aktual untuk penjualan

IV. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil mengembangkan dan mengevaluasi beberapa model pembelajaran mesin, seperti Regresi Linier, Long Short-Term Memory (LSTM), Random Forest, dan XGBoost untuk memprediksi hasil panen, stok, dan penjualan tanaman hidroponik dari kebun yang dirahasiakan identitasnya, 'XYZ'. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model regresi linier memberikan performa terbaik dengan Mean Absolute Error (MAE) sebesar 0.0029 dan Root Mean Squared Error (RMSE) 0.0039, sedangkan LSTM, meskipun dirancang untuk menangkap pola temporal,

menunjukkan akurasi sedikit lebih rendah. Sementara itu, model Random Forest dan XGBoost memiliki kinerja yang kurang optimal, dengan nilai error yang signifikan lebih tinggi.

Analisis visualisasi mengindikasikan bahwa model regresi linier dapat dengan efektif menangkap hubungan antara variabel independen dan dependen. Hasil-hasil ini memberikan wawasan berharga bagi manajemen stok dan perencanaan produksi di pertanian hidroponik, serta menunjukkan perlunya penyesuaian model yang berkelanjutan dan pengumpulan data tambahan untuk meningkatkan akurasi prediksi di masa depan. Penelitian ini menekankan pentingnya evaluasi yang komprehensif dalam memilih model yang paling sesuai untuk aplikasi praktis.

UCAPAN TERIMA KASIH

Ucapan terima kasih disampaikan kepada Universitas Palangka Raya melalui Lembaga Penelitian dan Pengabdian Kepada Masyarakat (LPPM) atas dukungan pendanaan PNPB tahun 2024, yang telah memungkinkan terlaksananya penelitian ini. Dukungan tersebut sangat penting untuk kelancaran dan keberhasilan penelitian ini.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] M. Arifatuzzakiah, F. E. Prasmatiw, and F. Firdasari, "Manajemen Stok Pangan Rumah Tangga Petani Padi Anggota Lumbung Pangan Di Kecamatan Ambarawa Kabupaten Pringsewu," *Jurnal Ilmu-Ilmu Agribisnis*, vol. 12, no. 2, p. 155, Jun. 2024, doi: 10.23960/jiia.v12i2.7623.
- [2] A. Djama, R. Indriani, and A. Moonti, "Optimalisasi Manajemen Rantai Pasok Beras Dalam Menjaga Ketahanan Pangan (Studi Kasus Perum Bulog Kantor Cabang Gorontalo)," *Media Agribisnis*, vol. 7, no. 1, pp. 107–115, May 2023, doi: 10.35326/agribisnis.v7i1.3199.
- [3] U. Farihah, L. Khusnah, N. Eska Anugrah Nasution, and M. A. Faizal Ghani, "Pemberdayaan Masyarakat melalui Pelatihan Pembuatan Nutrisi Media Tanam Hidroponik Memanfaatkan Moringa oleifera dan Leri untuk Mendukung Ketahanan Pangan Keluarga", doi: 10.32332/dedikasi.v6i1.9285.
- [4] R. de Sousa, L. Bragança, M. V. da Silva, and R. S. Oliveira, "Challenges and Solutions for Sustainable Food Systems: The Potential of Home Hydroponics," Jan. 01, 2024, *Multidisciplinary Digital Publishing Institute (MDPI)*. doi: 10.3390/su16020817.
- [5] A. S. Salsabila *et al.*, "Analysis of Inventory Control of Green Spinach (*Amaranthus Tricolor* L) Seeds With Economic Order Quantity Method In CV. Amatta Mulya BarizL," 2024.
- [6] ruf Samsudin and U. hayati, "Optimalisasi Stok Barang Melalui Algoritma K-Means Clustering

- Analisis Untuk Manajemen Persediaan Dalam Konteks Bisnis Modern,” 2024.
- [7] A. Azis, A. T. Zy, and A. S. Sunge, “Prediksi Penjualan Obat Dan Alat Kesehatan Terlaris Menggunakan Algoritma K-Nearest Neighbor,” *Jurnal Teknologi Dan Sistem Informasi Bisnis*, vol. 6, no. 1, pp. 117–124, Jan. 2024, doi: 10.47233/jteksis.v6i1.1078.
- [8] I. Anwari and I. Nurma Yulita, “Penggunaan Machine Learning Untuk Prediksi Harga Telur Ayam Ras Di Kota Bandung,” *Communnity Development Journal*, vol. 4, no. 3, pp. 6001–6005, 2023.
- [9] Raisa Nuraffifa Sudardjat and Vina Sari Yosephine, “Sistem manajemen gudang untuk UMKM dan pemanfaatan machine learning pada penjualan grosir minuman,” *INFOTECH : Jurnal Informatika & Teknologi*, vol. 5, no. 1, pp. 121–130, Jun. 2024, doi: 10.37373/infotech.v5i1.1186.
- [10] N. Afrilia and F. Frazna Az-Zahra, “Prediksi Hasil Panen Wortel Menggunakan Algoritma Regresi Linear Berganda,” 2024.
- [11] A. Satria, R. M. Badri, and I. Safitri, “Prediksi Hasil Panen Tanaman Pangan Sumatera dengan Metode Machine Learning,” *Digital Transformation Technology*, vol. 3, no. 2, pp. 389–398, Sep. 2023, doi: 10.47709/digitech.v3i2.2852.
- [12] T. Jaelani, “Machine Learning untuk Prediksi Produksi Gula Nasional,” *JMPM (Jurnal Material dan Proses Manufaktur)*, vol. 6, no. 1, Aug. 2022, doi: 10.18196/jmpm.v6i1.14897.
- [13] N. Nur, F. Wajidi, S. Sulfayanti, and W. Wildayani, “Implementasi Algoritma Random Forest Regression untuk Memprediksi Hasil Panen Padi di Desa Minanga,” *Jurnal Komputer Terapan*, vol. 9, no. 1, pp. 58–64, Jun. 2023, doi: 10.35143/jkt.v9i1.5917.
- [14] E. Fitri and S. N. Nugraha, “Optimasi Kinerja Linear Regression, Random Forest Regression Dan Multilayer Perceptron Pada Prediksi Hasil Panen,” *INTI Nusa Mandiri*, vol. 18, no. 2, pp. 210–217, Feb. 2024, doi: 10.33480/inti.v18i2.5269.
- [15] M. Ardian *et al.*, “Perbandingan Model Regresi Untuk Memprediksi Harga Jual ... 549.” [Online]. Available: <https://hargajateng.org/tabel-harga->