

PREDIKSI HARGA SAYURAN DI PASAR TRADISIONAL MENGUNAKAN ALGORITMA K-NEAREST NEIGHBOR (KNN)

Nurhidayat¹⁾, Dede Brahma Arianto²⁾

^{1,2)} Universitas Faletehan

Jl. Raya Cilegon Drangong Serang - Banten No.Km. 06, Pelamunan, Kec. Kramatwatu,
Kabupaten Serang, Banten 42161

*Penulis Korespondensi: ¹yayatnurhidayat462@gmail.com, ²dedebrahma@uf.ac.id

Abstract. *Vegetables are an important seasonal commodity but often experience price volatility, which can be detrimental to farmers and difficult for consumers. This study aims to implement the K-Nearest Neighbor (KNN) algorithm in predicting vegetable prices in traditional markets to provide a reference for stakeholders. The dataset used includes historical price data and influencing factors such as rainfall or harvest area. The results are expected to provide a high level of accuracy in predicting price fluctuations, similar to previous research that achieved accuracy of up to 91.67% for certain commodities. This implementation is crucial to support market stability and national food security*

Keywords: *Data Mining, K-Nearest Neighbor, Price Prediction, Vegetables, Traditional Markets*

Abstrak. Sayuran merupakan komoditas musiman yang penting namun sering mengalami ketidakstabilan harga, yang dapat merugikan petani dan menyulitkan konsumen. Penelitian ini bertujuan untuk mengimplementasikan algoritma K-Nearest Neighbor (KNN) dalam memprediksi harga sayuran di pasar tradisional guna memberikan referensi bagi para pemangku kepentingan. Dataset yang digunakan mencakup data historis harga dan faktor yang mempengaruhinya seperti curah hujan atau luas panen. Hasil penelitian diharapkan dapat memberikan tingkat akurasi yang tinggi dalam memprediksi fluktuasi harga, serupa dengan penelitian sebelumnya yang mencapai akurasi hingga 91,67% untuk komoditas tertentu. Implementasi ini penting untuk membantu stabilitas pasar dan ketahanan pangan nasional.

Kata kunci: Data Mining, K-Nearest Neighbor, Prediksi Harga, Sayuran, Pasar Tradisional

1. LATAR BELAKANG

Dalam perkembangan dunia teknologi yang semakin maju, diperlukan kesadaran untuk berusaha menerapkan teknologi tepat guna yang dapat bermanfaat bagi kehidupan masyarakat luas. Dalam bidang pertanian, khususnya pada sektor perdagangan, sebagai contoh kecil adalah ketika pelaku usaha atau pedagang memantau fluktuasi harga sayuran di pasar tradisional. Saat ini, proses pemantauan dan penentuan strategi stok masih sering dilakukan dengan cara tradisional atau hanya berdasarkan intuisi. Untuk mengetahui apakah harga suatu komoditas akan naik atau turun, para pelaku pasar harus mengandalkan pengamatan harian secara manual yang sangat dipengaruhi oleh kondisi lapangan.

Cara-cara konvensional seperti ini tentu membutuhkan waktu yang relatif lama dan memiliki tingkat ketidakpastian yang tinggi. Permasalahan lain yang tidak kalah pentingnya adalah analisis harga secara manual tidak dapat dilakukan oleh setiap orang; dengan kata lain, hal ini hanya dapat dilakukan oleh pedagang atau pakar yang telah lama berkecimpung dan berpengalaman di pasar tersebut. Keterbatasan kemampuan prediksi ini sangat membebani para petani dan pedagang kecil, karena kesalahan dalam memprediksi harga dapat mengakibatkan kerugian finansial yang signifikan dan memperlambat perputaran ekonomi di sektor pangan [1].

Di sisi lain, ketersediaan sayuran di pasar sangat bergantung pada permintaan konsumen dan kondisi musiman. Pembeli membutuhkan harga yang stabil dan terjangkau agar daya beli tetap terjaga, sementara penjual membutuhkan kepastian harga agar barang dagangan mereka tetap kompetitif. Harga sayuran sangat bervariasi tergantung pada jenis, kualitas, dan pasokan yang ada di pasar. Selama ini, proses penentuan harga dan prediksi stok dilakukan secara manual sehingga sering kali menyebabkan ketidaksiapan dalam menghadapi lonjakan harga yang tiba-tiba. Salah satu teknologi yang bisa diimplementasikan untuk mengatasi masalah ini adalah dengan memanfaatkan teknik *data mining* menggunakan algoritma *K-Nearest Neighbor* (KNN) yang mampu mengolah data historis harga untuk memberikan prediksi di masa mendatang [2].

Berdasarkan permasalahan di atas, maka penelitian ini difokuskan pada penerapan algoritma *K-Nearest Neighbor* (KNN) untuk memprediksi harga sayuran di pasar tradisional. Penelitian ini diharapkan dapat menjadi alat bantu bagi para petani, pedagang, maupun masyarakat umum dalam mengantisipasi perubahan harga dan membantu dalam pengambilan keputusan ekonomi yang lebih tepat.

2. METODE PENELITIAN

Metodologi yang diterapkan dalam penelitian ini dirancang secara sistematis untuk membangun sebuah model komputasi yang adaptif dan akurat dalam mengestimasi fluktuasi harga komoditas sayuran di pasar tradisional. Eksperimen ini mengadopsi pilar utama dalam alur kerja *data mining* dan *machine learning*, yang distrukturkan ke dalam 5 tahapan berkesinambungan seperti yang dijelaskan di bawah ini:

Pengumpulan Data (*Data Collection*)

Pada penelitian ini, data yang digunakan diperoleh dari platform Kaggle yang menyediakan dataset historis catatan harga pangan harian di berbagai wilayah Indonesia berdasarkan sumber otoritas resmi. Dataset yang digunakan berjudul "*Indonesia PIHPS Food Commodity Prices Dataset (2022-2026)*" yang dapat diakses secara publik melalui tautan <https://www.kaggle.com/datasets/muhyusuf1112/indonesia-commodity-price-based-piphs-source>. Dataset ini dipilih karena relevansinya yang sangat tinggi dengan topik penelitian serta ketersediaan catatan pergerakan harga retail di pasar tradisional yang jelas, valid, dan terstruktur.

Dataset terdiri dari beberapa komoditas sayuran dan hortikultura utama yang sering mengalami volatilitas harga tinggi di Indonesia, yaitu *Shallots* (Bawang Merah), *Garlic* (Bawang Putih), *Red Chili* (Cabai Merah), dan *Bird's Eye Chili* (Cabai Rawit). Keempat kelas komoditas tersebut merepresentasikan jenis kebutuhan pokok sayuran musiman yang paling umum dijumpai dalam aktivitas transaksi ekonomi sehari-hari, serta memiliki dampak langsung yang signifikan terhadap tingkat inflasi pasar tradisional di Indonesia.

Data historis yang dikumpulkan telah dibagi menjadi dua subset oleh peneliti untuk kebutuhan eksperimen, yaitu data latih (*training set*) sebesar 80% dan data uji (*test set*) sebesar 20%. Pembagian proporsi dataset ini dilakukan secara sistematis untuk memastikan proses pelatihan model KNN berlangsung secara objektif dan hasil evaluasi akhir dapat mencerminkan kemampuan generalisasi model terhadap data fluktuasi harga pasar baru yang belum pernah dilihat sebelumnya.

Persiapan Data (*Data Preprocessing*)

Tahap *data preprocessing* dilakukan untuk mempersiapkan data mentah agar dapat digunakan secara optimal dalam proses pelatihan model prediksi. Pada penelitian ini, data yang digunakan berasal dari beberapa dataset harga komoditas pasar tradisional yang kemudian digabungkan menjadi satu dataset utama. Proses *data preprocessing* terdiri atas *data cleaning*, transformasi dan rekayasa data (*feature engineering*), serta normalisasi data.

Pembersihan Data (*Data Cleaning*):

Tahap *data cleaning* dilakukan untuk membersihkan data dari nilai kosong (*missing value*) dan memastikan data yang digunakan konsisten. Selain itu, data dari beberapa file komoditas digabungkan menjadi satu dataset utama agar dapat diproses secara bersamaan.

Transformasi Data & Rekayasa Fitur

Pada tahap ini dilakukan pembentukan fitur historis harga (*lag feature*) berdasarkan harga pada periode sebelumnya. Fitur yang digunakan meliputi:

H-1 = Harga satu periode sebelumnya

H-2 = Harga dua periode sebelumnya

H-3 = Harga tiga periode sebelumnya

Fitur tersebut digunakan sebagai variabel input untuk membantu model dalam memprediksi harga komoditas pada periode berikutnya.

Normalisasi Data

Normalisasi data dilakukan menggunakan metode **Min-Max Scaling** untuk mengubah rentang nilai menjadi skala 0–1. Tahap ini diperlukan karena algoritma KNN menggunakan perhitungan jarak, sehingga normalisasi membantu setiap fitur memiliki pengaruh yang seimbang dalam proses prediksi.

$$X_{norm} = \frac{X - X_{min}}{X_{max} - X_{min}}$$

Dengan normalisasi, proses prediksi pada algoritma KNN dapat dilakukan secara lebih optimal.

Perancangan Model

Pada tahapan ini, arsitektur prediksi dikembangkan berbasis algoritma **K-Nearest Neighbor (KNN)** untuk menyelesaikan kasus estimasi nilai kontinu atau regresi harga (*KNN Regressor*). Algoritma KNN dipilih karena sifatnya yang non-parametrik dan berbasis instans (*instance-based learning*), sehingga dinilai sangat andal dalam

menangani karakteristik pola data harga pangan yang bersifat non-linear serta rentan terhadap anomali musiman.

Prinsip dasar dari perancangan model ini bertumpu pada pencarian tingkat kemiripan (*similarity*) antara karakteristik pola harga baru (data uji) historis (data latih). Pengukuran kedekatan geometris antar-titik koordinat harga tersebut dihitung secara matematis menggunakan fungsi **Jarak Euclidean** (*Euclidean Distance*) melalui persamaan berikut:

$$d(x, y) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2}$$

Keterangan:

$d(x, y)$ = jarak antar data

x_i = nilai data ke i

y_i = nilai data pembandingan ke i

n = jumlah fitur

Hasil dari proses ini berupa model prediksi yang digunakan untuk memperkirakan harga komoditas pada periode berikutnya berdasarkan pola harga sebelumnya.

Pelatihan Model (Model Training)

Tahap pelatihan model dilakukan menggunakan algoritma **K-Nearest Neighbor (KNN)** dengan memanfaatkan **data latih** (*training data*) yang telah melalui proses *preprocessing*. Model dilatih menggunakan fitur historis harga, yaitu **H-1**, **H-2**, dan **H-3**, serta informasi komoditas yang telah dikonversi ke bentuk numerik sebagai variabel input, sedangkan **Price** digunakan sebagai target prediksi. Pada penelitian ini digunakan parameter **K = 5** untuk menentukan jumlah tetangga terdekat dalam proses prediksi, sehingga model dapat mempelajari pola perubahan harga komoditas dan digunakan untuk memperkirakan harga pada periode berikutnya.

Evaluasi Model

Tahap evaluasi model dilakukan untuk mengukur kinerja algoritma **K-Nearest Neighbor (KNN)** dalam memprediksi harga komoditas pasar tradisional. Evaluasi dilakukan menggunakan **data uji (testing data)** yang sebelumnya dipisahkan dari data latih. Pada penelitian ini, performa model diukur menggunakan beberapa metrik evaluasi regresi, yaitu *Mean Absolute Error (MAE)*, *Root Mean Square Error (RMSE)*, *Mean Absolute Percentage Error (MAPE)*, dan *Coefficient of Determination (R^2 Score)*. Metrik tersebut digunakan untuk mengetahui tingkat kesalahan prediksi serta kemampuan model dalam menyesuaikan pola data aktual. Semakin kecil nilai error yang dihasilkan dan semakin mendekati 1 nilai *R^2 Score*, maka performa model prediksi dianggap semakin baik.

Formula matematis untuk menghitung nilai MAPE didefinisikan sebagai berikut:

$$MAPE = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \left| \frac{Y_i - \hat{Y}_i}{Y_i} \right| \times 100\%$$

Dimana Y_i melambangkan nilai nominal riil harga komoditas sayuran aktual pada data uji, $\hat{Y}_i$ adalah nilai prediksi harga sayuran yang dihasilkan oleh algoritma KNN, dan m menyatakan jumlah keseluruhan sampel data uji yang dievaluasi.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Dalam pengembangan sebuah model komputasi yang akan dibangun, terlebih dahulu dibuatkan analisis kebutuhan data dan sistem yang diperlukan agar menghasilkan suatu rancangan prediksi yang sesuai dengan yang diharapkan. Tujuan dari perancangan ini adalah membuat suatu model sistem cerdas untuk memprediksi fluktuasi harga komoditas sayuran secara berkala di masa mendatang.

Dataset Penelitian

Pada penelitian ini, dataset yang digunakan merupakan data harga komoditas pangan pasar tradisional yang diperoleh dari *Pusat Informasi Harga Pangan Strategis Nasional (PIHPS Nasional)* dalam rentang waktu **2022–2026**. Data diperoleh dari beberapa file *Comma Separated Values (CSV)* yang kemudian digabungkan menjadi satu dataset utama untuk keperluan proses prediksi harga komoditas.

Berdasarkan hasil ekstraksi data *time-series*, diperoleh total sebanyak **472.071 rekaman data harian** yang mencakup berbagai jenis komoditas dan wilayah provinsi di Indonesia. Selanjutnya, dataset dibagi menjadi dua subset utama, yaitu **data latih (*training set*)** sebanyak **377.656 data (80%)** dan **data uji (*testing set*)** sebanyak **94.415 data (20%)**. Pembagian data dilakukan untuk melatih model serta menguji kemampuan model dalam melakukan prediksi harga komoditas pada data yang belum pernah dipelajari sebelumnya.

Jenis Dataset	Jumlah Data	Presentase Data
<i>Training set</i>	377.656	80%
<i>Testing set</i>	94.415	20%
Total Dataset	472.071	100%

Tabel 3. 1 Dataset

Konfigurasi Model KNN

Pada penelitian ini, proses prediksi harga komoditas dilakukan menggunakan algoritma *K-Nearest Neighbor (KNN)* dengan pendekatan regresi (*KNN Regression*). Model dibangun menggunakan fitur historis harga berupa **H-1**, **H-2**, dan **H-3**, yang merepresentasikan harga komoditas pada satu, dua, dan tiga periode sebelumnya. Sementara itu, variabel **Price** digunakan sebagai target prediksi untuk memperkirakan harga komoditas pada periode berikutnya.

Sebelum proses pelatihan dilakukan, data terlebih dahulu melalui tahap **normalisasi menggunakan metode Min-Max Scaling** untuk menyamakan rentang nilai antar fitur ke dalam skala **0–1**. Proses ini dilakukan karena algoritma KNN menggunakan pendekatan berbasis jarak (*distance-based algorithm*), sehingga normalisasi diperlukan agar setiap fitur memiliki kontribusi yang seimbang dalam perhitungan jarak antar data.

$$X_{norm} = \frac{X - X_{min}}{X_{max} - X_{min}}$$

Selain itu, penelitian ini menggunakan parameter **K = 5** sebagai jumlah tetangga terdekat (*nearest neighbors*) dalam proses prediksi. Pemilihan nilai tersebut bertujuan

untuk memperoleh keseimbangan antara sensitivitas model terhadap data historis dan kestabilan hasil prediksi.

Parameter	Nilai
Algoritma	K-Nearest Neighbor (KNN)
Jenis Model	<i>Regression</i>
Fitur Input	H-1, H-2, H-3
Target	<i>Price</i>
Normalisasi	<i>Min-Max Scaling</i>
Nilai K	5
Pembagian Data	80% Training, 20% Testing

Tabel 3. 2 Konfigurasi Model

Evaluasi Model

Tahap evaluasi model dilakukan untuk mengukur tingkat performa algoritma **K-Nearest Neighbor (KNN)** dalam memprediksi harga komoditas pasar tradisional berdasarkan data historis. Evaluasi dilakukan menggunakan **data uji (testing data)** yang sebelumnya telah dipisahkan dari data latih, sehingga model diuji pada data yang belum pernah dipelajari sebelumnya.

Pada penelitian ini, evaluasi model dilakukan menggunakan beberapa metrik evaluasi regresi, yaitu ***Mean Absolute Error (MAE)***, ***Mean Squared Error (MSE)***, ***Root Mean Square Error (RMSE)***, ***Mean Absolute Percentage Error (MAPE)***, dan ***R² Score***. Metrik tersebut digunakan untuk mengukur tingkat kesalahan prediksi serta kemampuan model dalam mengikuti pola data aktual.

Hasil evaluasi model ditampilkan pada Tabel 3.3 berikut.

Metrik Evaluasi	Nilai
MAE	488,2

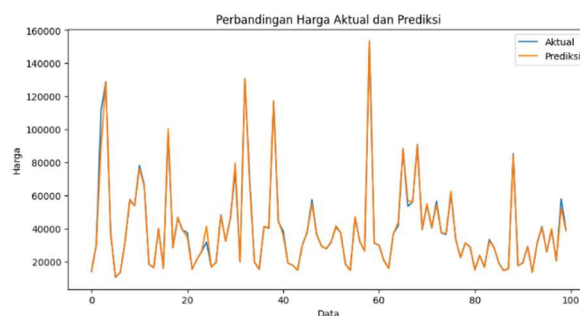
**PREDIKSI HARGA SAYURAN DI PASAR TRADISIONAL
MENGUNAKAN ALGORITMA K-NEAREST NEIGHBOR (KNN)**

MSE	2.008.969,56
RMSE	1.417,38
R ² Score	0,9983
MAPE	1,02%

Tabel 3. 3 Hasil Evaluasi

Berdasarkan hasil evaluasi yang diperoleh, model menghasilkan nilai **MAE sebesar 488,2**, yang menunjukkan rata-rata selisih prediksi harga terhadap harga aktual relatif kecil. Nilai **RMSE sebesar 1.417,38** menunjukkan bahwa tingkat kesalahan prediksi masih berada pada rentang yang rendah terhadap skala harga komoditas yang digunakan. Selain itu, nilai **MAPE sebesar 1,02%** mengindikasikan bahwa tingkat kesalahan prediksi model sangat kecil, sehingga model dapat dikategorikan memiliki tingkat akurasi yang sangat baik dalam melakukan prediksi harga komoditas.

Sementara itu, nilai **R² Score sebesar 0,9983** menunjukkan bahwa model mampu menjelaskan sekitar **99,83% variasi data harga aktual**, sehingga dapat disimpulkan bahwa algoritma **K-Nearest Neighbor (KNN)** memiliki kemampuan yang sangat baik dalam mengikuti pola perubahan harga komoditas pasar tradisional berdasarkan data historis.



Gambar 3. 1 Grafik Aktual dan Prediksi

Perbandingan Harga Aktual dan Prediksi:

Untuk melihat kemampuan model dalam mengikuti pola data aktual, dilakukan perbandingan antara **harga aktual** dan **harga prediksi** pada sebagian data uji. Hasil

perbandingan menunjukkan bahwa nilai prediksi yang dihasilkan model memiliki kedekatan dengan harga aktual pada sebagian besar data pengujian.

No	Harga Aktual (Rp)	Harga Prediksi (Rp)
1	13.950	13.940
2	30.000	29.900
3	111.250	89.170
4	128.750	128.750
5	37.400	37.590
6	10.400	10.410
7	13.350	13.380
8	31.650	31.740
9	57.100	57.750
10	53.750	53.750

Tabel 3. 4 Perbandingan Harga Aktual dan Prediksi

Hasil Prediksi Komoditas

Setelah model *K-Nearest Neighbor (KNN)* selesai dilatih dan dievaluasi, tahap selanjutnya adalah melakukan prediksi harga komoditas untuk periode berikutnya berdasarkan data historis harga sebelumnya. Proses prediksi dilakukan dengan memanfaatkan fitur **H-1**, **H-2**, dan **H-3**, yaitu harga komoditas pada satu, dua, dan tiga periode sebelumnya sebagai dasar dalam menentukan estimasi harga selanjutnya.

Hasil prediksi menunjukkan bahwa model mampu menghasilkan estimasi harga yang berbeda pada setiap komoditas sesuai dengan pola historis harga masing-masing. Perbedaan nilai prediksi dipengaruhi oleh tren perubahan harga yang terjadi pada periode sebelumnya, sehingga model dapat menyesuaikan hasil prediksi berdasarkan kedekatan pola data historis yang dimiliki.

Tabel 3.5 berikut menunjukkan hasil prediksi harga komoditas pasar tradisional menggunakan model *KNN Regression*.

**PREDIKSI HARGA SAYURAN DI PASAR TRADISIONAL
MENGUNAKAN ALGORITMA K-NEAREST NEIGHBOR (KNN)**

Komoditas	Prediksi Harga (Rp)
Bawang Merah	41.240
Bawang Putih	43.330
Beras	15.520
Cabai Merah	41.030
Cabai Rawit	45.630
Daging Ayam	43.010
Daging Sapi	133.380
Gula Pasir	19.810
Minyak Goreng	21.320
Telur Ayam	32.640

Tabel 3. 5 Hasil Prediksi Harga Komoditas

Pembahasan

Berdasarkan hasil evaluasi model, algoritma ***K-Nearest Neighbor (KNN)*** menunjukkan performa yang sangat baik dalam memprediksi harga komoditas pasar tradisional. Hal ini ditunjukkan oleh nilai **MAPE sebesar 1,02%** yang mengindikasikan tingkat kesalahan prediksi sangat rendah, serta nilai **R² Score sebesar 0,9983** yang menunjukkan bahwa model mampu mengikuti pola data harga aktual dengan sangat baik.

Tingginya performa model dipengaruhi oleh beberapa faktor, di antaranya adalah penggunaan **dataset berukuran besar sebanyak 472.071 data**, sehingga model memiliki cukup informasi untuk mempelajari pola perubahan harga komoditas. Selain itu, penggunaan fitur historis harga **H-1, H-2, dan H-3** memberikan kontribusi penting karena harga komoditas umumnya memiliki keterkaitan dengan harga pada periode sebelumnya.

Proses normalisasi data menggunakan ***Min-Max Scaling*** juga membantu meningkatkan performa model, mengingat algoritma KNN bekerja berdasarkan perhitungan jarak antar data (*distance-based algorithm*). Dengan normalisasi, setiap fitur

memiliki rentang nilai yang seragam sehingga tidak menyebabkan dominasi nilai tertentu dalam proses perhitungan jarak.

Meskipun model menunjukkan hasil yang sangat baik, prediksi harga komoditas tetap dapat dipengaruhi oleh faktor eksternal yang tidak dimasukkan ke dalam model, seperti perubahan musim, permintaan pasar, distribusi barang, inflasi, dan kondisi ekonomi. Oleh karena itu, penelitian selanjutnya dapat mempertimbangkan penambahan variabel eksternal atau penggunaan metode *time-series forecasting* lainnya untuk meningkatkan kemampuan prediksi model

4. KESIMPULAN DAN SARAN

Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, algoritma *K-Nearest Neighbor (KNN)* berhasil diterapkan untuk memprediksi harga komoditas pasar tradisional menggunakan data historis harga periode **2022–2026** dari **PIHPS Nasional**. Penelitian ini memanfaatkan fitur historis harga **H-1, H-2, dan H-3** sebagai variabel input untuk memprediksi harga pada periode berikutnya.

Hasil evaluasi model menunjukkan performa yang sangat baik dengan nilai **MAE sebesar 488,2, RMSE sebesar 1.417,38, MAPE sebesar 1,02%, dan R² Score sebesar 0,9983**. Nilai tersebut menunjukkan bahwa model memiliki tingkat kesalahan prediksi yang rendah dan mampu mengikuti pola perubahan harga komoditas dengan tingkat akurasi yang tinggi.

Selain itu, hasil prediksi menunjukkan bahwa model mampu menghasilkan estimasi harga pada berbagai komoditas, seperti bawang merah, bawang putih, beras, cabai, daging, gula pasir, minyak goreng, dan telur ayam, berdasarkan pola historis harga sebelumnya. Dengan demikian, algoritma **KNN** dapat digunakan sebagai salah satu metode yang efektif dalam membantu prediksi harga komoditas pasar tradisional.

Untuk penelitian selanjutnya, disarankan menambahkan faktor eksternal seperti musim, inflasi, permintaan pasar, distribusi barang, dan kondisi ekonomi agar hasil prediksi dapat menjadi lebih akurat dan adaptif terhadap perubahan harga yang dinamis.

Saran

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, terdapat beberapa saran yang dapat diberikan untuk pengembangan penelitian selanjutnya.

- 1.1. Penelitian berikutnya disarankan untuk menambahkan **variabel eksternal** yang dapat memengaruhi perubahan harga komoditas, seperti **musim panen, inflasi, permintaan pasar, kondisi cuaca, dan distribusi barang**, sehingga hasil prediksi dapat menjadi lebih akurat.
- 1.2. Penelitian selanjutnya dapat mencoba menggunakan atau membandingkan algoritma lain, seperti ***Long Short-Term Memory (LSTM)***, ***Random Forest***, atau metode *time-series forecasting* lainnya untuk mengetahui performa model terbaik dalam prediksi harga komoditas.
- 1.3. Penelitian selanjutnya dapat memperluas cakupan data dengan menambahkan periode data yang lebih panjang atau jumlah komoditas yang lebih beragam agar model mampu mempelajari pola harga yang lebih kompleks dan menghasilkan prediksi yang lebih optimal.
- 1.4. Pengembangan sistem prediksi berbasis aplikasi atau dashboard interaktif juga dapat dilakukan agar hasil prediksi harga komoditas dapat dimanfaatkan secara langsung oleh masyarakat, pedagang, maupun pihak terkait sebagai bahan pertimbangan dalam pengambilan keputusan.

DAFTAR REFERENSI

- [1] Shelly Elvina. (n.d.). Model Prediksi Penjualan Multi-Item Time Series Berbasis Machine Learning Menggunakan Metode Autoregressive Integrated Moving Average dan Long Short-Term Memory Pada Produk Perishable
- [2] Chen, Q., Yu, Z., & Zheng, K. (2024). The Price Prediction of Vegetables by Using Machine Learning. In *Highlights in Science, Engineering and Technology CSIC* (Vol. 2023).
- [3] Mahasiswa, J., & Samudra, A. (n.d.). *PENERAPAN DATA MINING UNTUK MEMREDIKSI HARGA BAHAN PANGAN DI INDONESIA MENGGUNAKAN ALGORITMA K-NEAREST NEIGHBOR* (Vol. 4, Issue 4).
- [4] Rizky, M., Parit, P., & Hulu Indragiri Hilir Riau, T. (2024). KLASIFIKASI TINGKAT KUALITAS WORTEL MENGGUNAKAN METODE CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN). *Jurnal Sistem Informasi (TEKNOFILE)*, 2, 990–999.

- [5] Salsabila Ainal Wasilah, Q., Rinaldi Dikananda, A., & Rohman, D. (2025). IMPLEMENTASI CNN RESNET50 UNTUK MENDETEKSI KUALITAS BUAH DAN SAYURAN DI PASAR TRADISIONAL. In *Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika* (Vol. 9, Issue 3).
- [6] Virdaus, D., & Prasetyaningrum, P. T. (n.d.). Penerapan Data Mining Untuk Memprediksi Harga Bawang Merah Di Yogyakarta Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor Prodi Sistem Informasi. In *Fakultas Teknologi Informasi Universitas Mercu Buana Yogyakarta Jl. Jembatan Merah No. 84C. Gejayan*.