

Prediksi Harga Pangan di Kota Pangkalpinang Menggunakan Algoritma XGBoost

KhemaI Fasyah Ishaq¹, Riki Afriyansyah¹, M. Hizbul Wathan¹

¹Politeknik Manufaktur Negeri Bangka Belitung, Sungailiat

*E-mail : dev.fasyah@gmail.com

Received: 23 Desember 2025; Received in revised form: 23 Desember 2025;

Accepted: 4 Januari 2026

Abstract

Food price fluctuations are a strategic issue affecting food security and regional inflation stability. Pangkalpinang City experiences significant inflationary pressure in the food sector, highlighting the need for accurate predictive models. This study aims to develop a time series-based price prediction model for strategic food commodities using the Extreme Gradient Boosting (XGBoost) algorithm. The dataset consists of daily prices of 40 food commodities obtained from the Pangkalpinang City Trade Information System, covering the period from January 1, 2024, to May 28, 2025. The research methodology includes data preprocessing, feature engineering, time series-based data splitting, hyperparameter optimization using Optuna, and model evaluation. Feature engineering incorporates price lag features, statistical features, calendar features, and national holiday indicators. Model performance is evaluated using Mean Absolute Percentage Error (MAPE), Root Mean Square Error (RMSE), and the R-Squared (R^2). The results indicate that XGBoost achieves high prediction accuracy for most commodities, particularly those with stable price patterns, while still capturing fluctuation trends in highly volatile commodities. The findings suggest that commodity-specific modeling provides better performance than a single global model and can support regional inflation control policies.

Keywords: Food Prices; Price Predictions; Time Series; XGBoost, Pangkalpinang.

Abstrak

Fluktuasi harga pangan merupakan permasalahan strategis yang berdampak pada ketahanan pangan dan stabilitas inflasi daerah. Kota Pangkalpinang menunjukkan tekanan inflasi yang signifikan pada kelompok pengeluaran pangan sehingga diperlukan pendekatan prediktif yang akurat. Penelitian ini bertujuan mengembangkan model prediksi harga komoditas pangan strategis menggunakan algoritma Extreme Gradient Boosting (XGBoost) berbasis data deret waktu. Data yang digunakan berupa harga harian 40 komoditas pangan yang diperoleh dari Sistem Informasi Perdagangan Kota Pangkalpinang dengan periode 1 Januari 2024 hingga 28 Mei 2025. Tahapan penelitian meliputi pra-pemrosesan data, rekayasa fitur, pembagian data berbasis time series, optimasi hyperparameter menggunakan Optuna, serta evaluasi performa model. Rekayasa fitur mencakup fitur lag harga, fitur statistik, fitur kalender, dan indikator hari libur nasional. Evaluasi model dilakukan menggunakan Mean Absolute Percentage Error (MAPE), Root Mean Square Error (RMSE), dan R-Squared (R^2). Hasil penelitian menunjukkan bahwa XGBoost menghasilkan akurasi prediksi yang tinggi pada sebagian besar komoditas pangan, khususnya komoditas dengan pola harga relatif stabil, sementara pada komoditas dengan volatilitas tinggi model tetap mampu mengikuti pola fluktuasi harga. Penelitian ini menggunakan pendekatan pemodelan per komoditas lebih efektif dibandingkan penggunaan satu model umum dan berpotensi mendukung pengendalian inflasi daerah.

Kata kunci: Deret Waktu; Harga Pangan; Pangkalpinang; Prediksi Harga; XGBoost.

1. PENDAHULUAN

Pangan merupakan kebutuhan dasar manusia yang paling utama dan pemenuhannya merupakan bagian dari hak asasi manusia. Negara berkewajiban

mewujudkan ketersediaan, keterjangkauan, dan pemenuhan konsumsi pangan yang cukup, aman, bermutu, dan bergizi seimbang [1]. Mengacu pada Undang-Undang Nomor 18 Tahun 2012, pangan didefinisikan segala

sesuatu yang berasal dari produk pertanian, perkebunan, kehutanan, perikanan, peternakan, perairan baik yang diolah maupun tidak diolah yang diperuntukkan sebagai makanan atau minuman bagi konsumsi manusia, termasuk bahan tambahan pangan, bahan baku pangan dan bahan lainnya yang digunakan dalam proses penyiapan, pengolahan, dan/atau pembuatan makanan atau minuman [2].

Meskipun pangan adalah hak asasi, di Indonesia, harga pangan seringkali fluktuatif sehingga menghambat akses masyarakat berpenghasilan rendah. Selain itu, fluktuasi harga pangan juga mempengaruhi stabilitas ekonomi nasional dan dapat menyebabkan inflasi [3]. Berbagai faktor mempengaruhi pergerakan harga ini, mulai dari pasokan komoditas, kenaikan biaya input produksi, peningkatan permintaan komoditas, kondisi cuaca di lokasi produksi pertanian, adanya kebijakan pembatasan impor, dan permintaan di tingkat internasional [4]. Di tingkat daerah, urgensi ini terlihat jelas di Kota Pangkalpinang.

Berdasarkan data dari Badan Pusat Statistik Kepulauan Bangka Belitung (BPS Kep. Babel) rata-rata inflasi di Kota Pangkalpinang pada tahun 2022 sebesar 6,07 persen, dengan rata-rata Indeks Harga Konsumen (IHK) di Provinsi Kepulauan Bangka Belitung sebesar 103,91 dan IHK di Kota Pangkalpinang 104,60 pada tahun 2024. Data ini menunjukkan bahwa tekanan inflasi di Kota Pangkalpinang cukup signifikan, terutama pada kelompok pengeluaran pangan, yang berkontribusi besar terhadap kenaikan IHK [5]. Fluktuasi harga pada komoditas pangan seperti beras, cabai, dan minyak goreng sering kali menjadi penyebab utama ketidakstabilan harga di tingkat konsumen.

Seiring berkembangnya teknologi, *Artificial Intelligence* (AI) menawarkan sebuah solusi yang *real time* dan akurat. Salah satu algoritma yang terbukti andal adalah *Extreme Gradient Boosting* (XGBoost). Penelitian sebelumnya menunjukkan efektivitas XGBoost dalam data time series. Jange (2022) membuktikan XGBoost efektif memprediksi harga saham Bank BCA dengan akurasi *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) sebesar 4,01%, di mana fitur indikator teknis seperti *Exponential Moving Average* (EMA) meningkatkan akurasi secara signifikan [6]. Astutiningsih et al. (2023) juga mengkonfirmasi keandalan XGBoost pada saham PT. United Tractors Tbk. Dengan MAPE 3,89% melalui optimasi

hyperparameter [7]. Selain itu, Digno et al. (2023) menemukan bahwa XGBoost memberikan nilai *Mean Squared Error* (MSE) terbaik sebesar 0,14 dalam prediksi harga properti Airbnb [8].

XGBoost terbukti andal pada data saham dan properti, penerapannya pada komoditas pangan lokal dengan karakteristik volatilitas spesifik daerah kepulauan seperti Kota Pangkalpinang masih terbatas. Penelitian ini hadir untuk mengisi celah tersebut dengan mengimplementasikan algoritma XGBoost untuk memprediksi harga pangan strategis di Kota Pangkalpinang. Diharapkan, model yang dihasilkan dapat memberikan akurasi prediksi yang tinggi sebagai landasan mitigasi inflasi daerah.

2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan metode kuantitatif dengan pendekatan ekperimental untuk membangun dan menguji model prediksi harga pangan harian menggunakan algoritma XGBoost. Fokus penelitian pada pengembangan model prediktif berbasis supervised learning dengan karakteristik data deret waktu (*time series*).

Model dibangun dan dievaluasi secara sistematis melalui proses pra-pemrosesan data, rekayasa fitur, pembagian data, pelatihan model, optimasi *hyperparameter*, dan evaluasi performa.

2.1. Sumber dan Jenis Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data deret waktu harga harian dari 40 komoditas pangan yang diperoleh melalui API Sistem Informasi Perdagangan Kota Pangkalpinang. Data tersebut mencakup periode 1 Januari 2024 hingga 28 Mei 2025 dengan frekuensi pencatatan harian. Selain itu, penelitian ini juga memanfaatkan data hari libur nasional sebagai sumber data pendukung yang berfungsi sebagai variabel eksternal dalam proses pemodelan. Keseluruhan data tersebut digunakan sebagai dasar dalam pengembangan fitur dan pelatihan model prediksi harga menggunakan algoritma XGBoost.

2.2. Pengumpulan Data

Pengumpulan data dalam penelitian ini dilakukan secara terprogram dan otomatis melalui pemanggilan API dari dua sumber data, yaitu API Sistem Informasi Perdagangan

Kota Pangkalpinang dan API kalender hari libur nasional.

2.3. Pra-pemrosesan Data

Pra-pemrosesan data dilakukan untuk memastikan konsistensi, kelengkapan, dan kualitas data sebelum digunakan dalam pemodelan. Tahapan pra-pemrosesan penting untuk mencegah bias dalam data serta meningkatkan keandalan dan akurasi hasil prediksi.

2.4. Rekayasa Fitur

Rekayasa fitur dilakukan untuk memperkaya informasi yang dapat dipelajari oleh model XGBoost dan meningkatkan kemampuan model dalam menangkap pola perilaku harga komoditas.

2.5. Pembagian Dataset

Pembagian dataset dilakukan menggunakan metode *time series split* dengan proporsi 80% sebagai data latih (*training set*) dan 20% sebagai data uji (*test set*). Selain itu, proses validasi model dilakukan melalui proses *cross-validation* dengan sepuluh lipatan (*10-fold cross-validation*) yang disesuaikan untuk data deret waktu.

2.6. Pemodelan Algoritma XGBoost

Pemodelan prediksi harga dilakukan menggunakan algoritma XGBoost. Proses pemodelan dibagi menjadi dua tahap utama, yaitu optimasi *hyperparameter* dan pelatihan model. Pada tahap optimasi *hyperparameter*, menggunakan *Optuna* sebagai optimasi otomatis untuk memperoleh konfigurasi parameter terbaik. Ruang pencarian mencakup parameter *learning rate*, *max depth*, *n estimators*, *subsample*, *colsample bytree*, serta parameter regularisasi *reg alpha* dan *reg lambda*.

2.7. Evaluasi Model

Evaluasi model dilakukan untuk mengukur tingkat akurasi hasil peramalan dengan membandingkan nilai prediksi dan nilai aktual. Salah satu metrik yang digunakan adalah *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE), yang merupakan ukuran ketepatan realtif untuk mengetahui persentase penyimpangan hasil prediksi terhadap nilai aktual [6]. MAPE dirumuskan sebagai berikut:

$$MAPE = \left(\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{A_t - F_t}{A_t} \right| \right) \times 100\% \quad (1)$$

Selain itu, evaluasi juga menggunakan *R-Squared* (R^2) untuk mengukur proporsi varians pada variabel dependen yang dapat dijelaskan oleh model. Nilai R^2 berada pada rentang 0–1, di mana nilai yang lebih tinggi menunjukkan kemampuan model yang lebih baik dalam menjelaskan keragaman data. Secara umum, nilai R^2 dapat dikategorikan sebagai substansial ($\geq 0,75$), moderat ($\geq 0,50$), dan lemah ($\geq 0,25$), meskipun interpretasinya tetap bergantung pada konteks penelitian [9]. Rumus perhitungan R^2 adalah sebagai berikut:

$$SSE = \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2 \quad (1)$$

$$SST = \sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2 \quad (2)$$

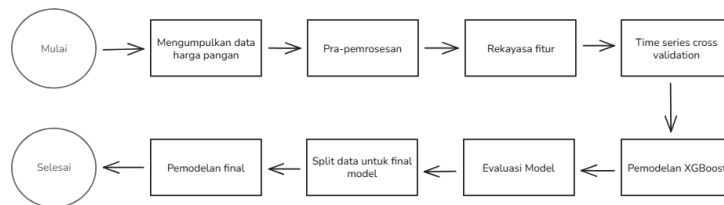
$$R^2 = 1 - \frac{SSE}{SST} \quad (3)$$

Metrik lainnya adalah *Root Mean Square Error* (RMSE), yang mengukur besarnya deviasi antara nilai actual dan nilai prediksi. Nilai RMSE yang lebih kecil menunjukkan hasil prediksi yang lebih akurat [10]. Rumus RMSE adalah sebagai berikut:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (F_i - Y_i)^2} \quad (4)$$

2.8. Alur Penelitian

Alur penelitian disusun untuk memberikan gambaran menyeluruh mengenai tahapan yang dilakukan dalam proses pengembangan model prediksi harga komoditas. Setelah seluruh metode penelitian dijelaskan secara rinci, alur penelitian divisualisaikan dalam bentuk flowchart pada Gambar 3.1



Gambar 1. Data setelah dilakukan pra-pemrosesan

Flowchart tersebut menggambarkan urutan proses mulai dari pengumpulan data, pra-pemrosesan data, rekayasa fitur,

pembagian dataset, optimasi *hyperparameter*, pelatihan model XGBoost, hingga tahap evaluasi performa model.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1. Pengumpulan Data

Data penelitian diperoleh dari Sistem Perdagangan Kota Pangkalpinang. Proses pengambilan data dilakukan secara otomatis

menggunakan skrip python dengan memanfaatkan pustaka requests untuk memanggil data melalui API, kemudian disimpan dalam format JSON.

	date	commodity	price
0	2023-12-29	BERAS MEDIUM Matahari	13900
1	2023-12-29	BERAS MEDIUM Sendok	13900
2	2023-12-29	BERAS PREMIUM 118/AAA	14800
3	2023-12-29	BERAS PREMIUM RM	14800
4	2023-12-29	BERAS PREMIUM Gareng	14800
5	2023-12-29	GULA PASIR CURAH PSM	18500
6	2023-12-29	GULA PASIR CURAH Kiloan	17000
7	2023-12-29	MINYAK GORENG Minyak Kita	14000
8	2023-12-29	MINYAK GORENG Fortune	16000
9	2023-12-29	TEPUNG TERIGU Segi Tiga Biru (kw Medium)	13000
10	2023-12-29	TEPUNG TERIGU Cakra Kembar	14000
11	2023-12-29	TEPUNG TERIGU Mila	12000
12	2023-12-29	DAGING Daging Sapi (Murni/ Has)	132500
13	2023-12-29	DAGING Daging Sapi Telatan	80000
14	2023-12-29	DAGING Daging Ayam Ras (Bersih)	30000

Gambar 2. Data harga komoditas

3.2. Pra-pemrosesan data

Tahapan pra-pemrosesan meliputi penanganan *missing value* menggunakan metode interpolasi. Metode ini dipilih karena data harga harian sering mengalami kekosongan, khususnya pada akhir pekan atau hari libur nasional. Seluruh atribut waktu kemudian dikonversi ke dalam format *datetime* agar dapat diproses secara

sistematis sebagai data deret waktu (*time series*).

Selanjutnya, struktur data dinormalisasi dengan menghapus data duplikat serta menata ulang kolom sesuai kebutuhan analisis. Proses pra-pemrosesan juga mencakup identifikasi nilai pencilan (*outlier*) menggunakan metode *Interquartile Range* (IQR) untuk mendeteksi nilai ekstrem yang berpotensi mengganggu proses pelatihan model.

#	Column	Non-Null Count	Dtype
0	date	20829 non-null	datetime64[ns]
1	commodity	20829 non-null	object
2	price	20829 non-null	int64
dtypes: datetime64[ns](1), int64(1), object(1)			

Gambar 3. Data sebelum dilakukan pra-pemrosesan

```
DatetimeIndex: 20616 entries, 2023-12-29 to 2025-05-28
Data columns (total 2 columns):
#   Column      Non-Null Count  Dtype
---  ---
0   commodity    20616 non-null  object
1   price        20616 non-null  float64
dtypes: float64(1), object(1)
```

Gambar 4. Data setelah dilakukan pra-pemrosesan

3.3. Rekayasa Fitur

Rekayasa fitur dilakukan untuk meningkatkan kemampuan model dalam menangkap pola pergerakan harga. Fitur yang dibangun meliputi fitur *lag* berupa harga historis pada H-1, H-7, dan H-14, yang berfungsi membantu model memahami perubahan harga dalam jangka pendek hingga menengah.

Ditambahkan juga fitur statistik berupa *moving average* 7 hari dan *standard deviation* 7 hari untuk merepresentasikan tren serta tingkat volatilitas harga. Fitur berbasis kalender juga digunakan, mencakup hari dalam minggu, minggu ke dalam tahun, dan bulan, guna menangkap pola musiman pada data deret waktu. Sebagai pelengkap, fitur eksternal berupa indikator hari libur nasional disertakan untuk mempertimbangkan pengaruh faktor non-pasar terhadap fluktuasi harga.

```
Index(['date', 'commodity', 'price', 'day', 'year', 'dayofyear', 'weekofyear',
      'quarter', 'month_sin', 'month_cos', 'dayofweek_sin', 'dayofweek_cos',
      'price_lag_1', 'price_lag_2', 'price_lag_3', 'price_lag_7',
      'price_lag_14', 'price_lag_30', 'rolling_mean_7', 'rolling_std_7',
      'rolling_mean_14', 'rolling_std_14', 'rolling_mean_30',
      'rolling_std_30', 'price_diff_1'],
      dtype='object')
```

Gambar 5. Kolum rekayasa fitur

year	dayofyear	weekofyear	quarter	month_sin	month_cos	...	price_lag_7	price_lag_14	price_lag_30	rolling_mean_7	rolling_std_7	rolling_mean_14	rolling_std_14
2023	140	22	2	0.5	-0.866025	...	55333.0	44800.0	0.0	10880.571429	13071.575804	30071.307143	16233.426389
2023	140	22	2	0.5	-0.866025	...	45333.0	44800.0	14467.0	22762.000000	20736.307341	33142.780714	20147.766739
2023	140	22	2	0.5	-0.866025	...	13000.0	42333.0	15433.0	20447.714286	36628.512446	33006.430071	21197.881685
2023	140	22	2	0.5	-0.866025	...	10000.0	46000.0	15333.0	32143.000000	25047.812066	32452.307143	20643.247071
2023	140	22	2	0.5	-0.866025	...	15007.0	32333.0	10000.0	30476.380714	27178.130072	36426.571429	22006.867247
2023	140	22	2	0.5	-0.866025	...	24000.0	36333.0	10000.0	36236.142857	32706.075056	33506.000000	25446.054533
2023	140	22	2	0.5	-0.866025	...	20667.0	36000.0	10333.0	37571.430071	30706.134012	31626.571429	22042.986389
2023	140	22	2	0.5	-0.866025	...	3000.0	55333.0	10000.0	36626.571429	31246.162109	28666.071429	25366.553139
2023	140	22	2	0.5	-0.866025	...	30000.0	45333.0	12067.0	31357.142857	35536.200364	27059.571429	24044.966025
2023	140	22	2	0.5	-0.866025	...	50000.0	15000.0	80000.0	22623.571429	24846.002001	27406.142857	24891.203239

Gambar 6. Kolum rekayasa fitur

3.4. Pemodelan

Pada tahap pemodelan, kinerja algoritma XGBoost diuji untuk memprediksi harga 40 komoditas pangan di Kota Pangkalpinang. Model dilatih menggunakan data historis dengan rentang waktu 1 Januari 2024 hingga 28 Mei 2025. Optimasi

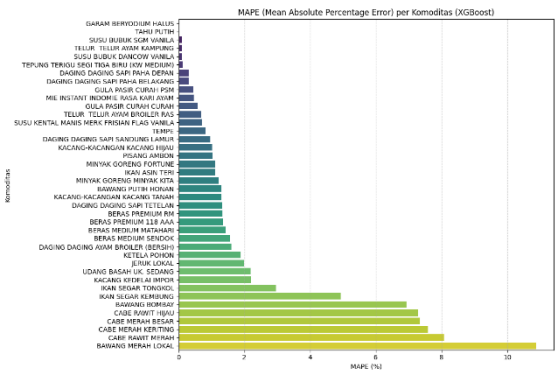
hyperparameter menggunakan Optuna, sehingga setiap komoditas memperoleh konfigurasi model yang paling optimal berdasarkan performa validasi. Berdasarkan hasil evaluasi pada Tabel 1, secara umum XGBoost menunjukkan kinerja yang sangat baik pada sebagian besar komoditas pangan dengan nilai *error* yang rendah dan konsisten.

Tabel 1. Hasil evaluasi bebarapa komoditas

Komoditas	RMSE	MAPE (%)	Komoditas
Bawang	505,091	1,14	Bawang
Bombay			Bombay
Cabe Merah	1073,39	1,11	Cabe Merah
Beasr			Beasr
Beras	33,51	0,18	Beras
Premium RM			Premium RM

Tabel 1 menunjukkan bahwa XGBoost bekerja sangat baik pada komoditas dengan harg stabil seperti beras premium dan garam beryodium halus. Sementara itu, pada

komoditas dengan karakteristik harga yang lebih volatile seperti cabai cabe merah besar, model tetap mampu menghasilkan nilai *error* yang rendah.



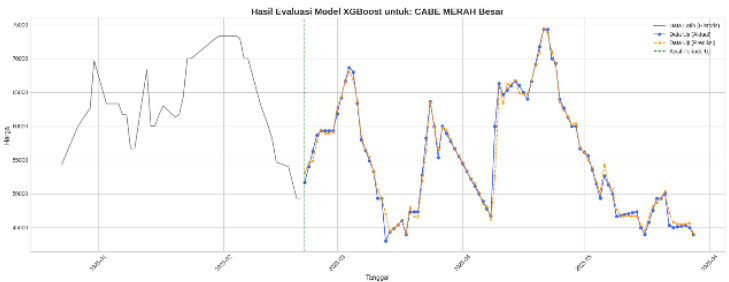
Gambar 7. Hasil dari MAPE semua komoditas

Pada Gambar 7, model XGBoost menunjukkan kinerja prediksi yang baik pada sebagai besar komoditas dengan nilai kesalahan relatif rendah, terutama pada komoditas yang memiliki harga cenderung stabil. Namun, bebrapa komoditas seperti bawang merah lokal serta cabai merah dan cabai rawit menunjukkan nilai MAPE yang lebih tinggi, mengidentifikasi adanya volatilitas harga yang cukup besar. Secara keseluruhan, XGBoost lebih efektif digunakan

untuk memprediksi harga komoditas denga pola yang stabil.

3.5. Komoditas Dengan Volatilitas Tinggi

Komoditas seperti cabe merah besar, cabe rawit, dan cabe keriting menunjukkan pola harga yang sangat flutuatif akibat faktor cuaca dan permintaan musiman. Hal ini ditunjukkan pada gambar Gambar 8.



Gambar 8. Grafik Prediksi vs Aktual Pada Komoditas Cabe Merah Besar

Grafik menunjukan bahwa model mampu mengikuti pola kenaikan dan penurunan harga dengan cukup akurat meskipun terdapat perubahan ekstrem.

Komoditas seperti beras premium, minyak goreng, dan garam memiliki pola harga yang relative stabil. XGBoost menunjukkan performa sangat baik pada kelompok komoditas ini, seperti terlihat pada Gambar 9

3.6. Komoditas Dengan Volatilitas Stabil

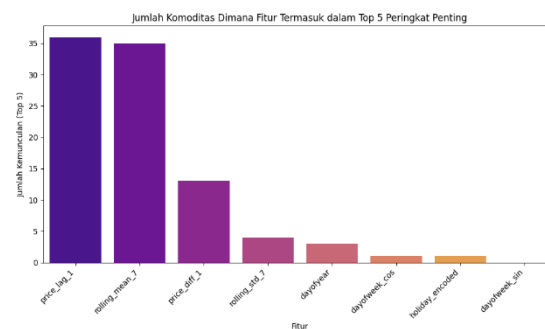


Gambar 9. Grafik prediksi vs aktual pada komoditas beras premium rm

Perbedaan antara nilai aktual dan hasil prediksi sangat kecil. Hal ini menunjukkan bahwa model XGBoost sangat efektif dalam mempelajari yang stabil pada komoditas ini.

3.7. Fitur Penting dalam Model XGBoost

Fitur yang paling mempengaruhi prediksi model, dilakukan analisis *feature importance*. Hasil menunjukkan bahwa fitur lag harga satu hari sebelumnya (*price_lag_1*) merupakan fitur paling dominan, diikuti oleh *moving average 7 hari*.



Gambar 10. Grafik top 5 peringkat penting

Berdasarkan grafik, bahwa fitur *price_lag_1* dan *rolling_mean_7* merupakan fitur yang paling sering muncul dalam peringkat lima besar dengan jumlah kemunculan masing-masing mencapai lebih dari 35 kali. Hal ini menunjukkan bahwa pola harga satu hari sebelumnya (*lag 1*) dan rata-rata harga tujuh hari sebelumnya memiliki pengaruh signifikan dalam membentuk pola prediksi. Mengidentifikasi bahwa mayoritas model sangat bergantung pada fitur berbasis *lag* dan *rolling window*, sehingga perubahan harga jangka pendek menjadi faktor paling menentukan dalam proses prediksi.

3.8. Pendekatan per Komoditas

Temuan utama dari penelitian ini menunjukkan bahwa pendekatan satu model untuk semua komoditas tidak menghasilkan performa prediksi yang optimal. Setiap komoditas memiliki karakteristik data yang berbeda, mulai dari tingkat volatilitas, pola tren, hingga pola musiman. Variasi karakteristik inilah yang menyebabkan kinerja model sangat bergantung pada sifat data komoditas.

Berdasarkan hasil evaluasi, model yang berkinerja baik pada satu komoditas tidak selalu mampu memberikan performa serupa pada komoditas lainnya. Pemilihan model terbaik secara individu untuk setiap komoditas menjadi strategi yang paling efektif. Pendekatan ini memungkinkan setiap model beradaptasi dengan struktur data spesifik yang dimiliki oleh komoditas tersebut sehingga menghasilkan prediksi yang lebih presisi dan andal

4. SIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian dan pembahasan yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa algoritma XGBoost memiliki performa yang sangat efektif dalam memprediksi harga komoditas pangan di Kota Pangkalpinang. Model ini menunjukkan tingkat akurasi yang tinggi, terutama pada komoditas yang memiliki pola pergerakan harga stabil. Meskipun demikian, pada komoditas dengan volatilitas tinggi seperti cabai dan bawang, model tetap mampu memberikan prediksi yang representatif meski

dengan nilai *error* yang relatif lebih besar dibandingkan komoditas stabil.

Analisis fitur menunjukkan bahwa variabel berbasis *lag* dan *rolling window* menjadi faktor paling dominan dalam membentuk pola prediksi harga. Selain itu, pendekatan pemodelan secara individual untuk setiap jenis komoditas terbukti memberikan hasil yang lebih presisi dibandingkan penggunaan satu model tunggal untuk seluruh komoditas secara general.

Penelitian ini memiliki keterbatasan dalam hal cakupan variabel, di mana faktor eksternal seperti kondisi cuaca dan jalur distribusi logistik belum diintegrasikan ke dalam model. Oleh karena itu, pengembangan penelitian selanjutnya disarankan untuk menyertakan variabel eksternal tersebut serta melakukan komparasi performa antara XGBoost dengan model berbasis *deep learning* seperti *Long Short-Term Memory* (LSTM) atau *Gated Recurrent Unit* (GRU) untuk meningkatkan akurasi pada data deret waktu yang lebih kompleks.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada pihak-pihak terkait yang telah memberi dukungan terhadap penelitian ini..

DAFTAR PUSTAKA

- [1] V. R. Virginia, Herman Nayoan, and Neni Kumayas, "Peran Pemerintah Dalam Mewujudkan Ketahanan Pangan di Minahasa Selatan (Studi Dinas Ketahanan Pangan Minahasa Selatan)," *Journal Governance*, vol. 1, no. 1, Apr. 2021.
- [2] F. Fauzin, "Pengaturan Impor Pangan Negara Indonesia Yang Berbasis Pada Kedaulatan Pangan," *Pamator Journal*, vol. 14, no. 1, pp. 1–9, May 2021, doi: 10.21107/pamator.v14i1.10497.
- [3] T. Ericko, M. Dolok Lauro, and T. Handhayani, "Prediksi Harga Pangan Di Pasar Tradisional Kota Surabaya Dengan Metode LSTM," Jakarta, Aug. 2023. doi: <https://doi.org/10.24912/jiksi.v11i2.26012>.
- [4] R. Bahtiar and F. D. Raswatie, "Analisis Fluktuasi Harga Pangan di Kota Bogor," *Indonesian Journal of Agriculture Resource and Environmental Economics*, vol. 1, no. 2, pp. 70–81, Oct. 2023, doi: 10.29244/ijaree.v1i2.42020.
- [5] "Inflasi Tahun Kalender (y-to-d) Provinsi Kepulauan Bangka Belitung Menurut Kelompok Pengeluaran (2022=100) - Tabel Statistik - Badan Pusat Statistik Provinsi Kep. Bangka Belitung." Accessed: Apr. 13, 2025. [Online]. Available: <https://babel.bps.go.id/id/statistics-table/2/MTE5MiMy/inflasi-tahun-kalender--y-to-d--provinsi-kepulauan-bangka-belitung-menurut-kelompok-pengeluaran--2022-100---persen-.html>
- [6] B. Jange, "Prediksi Harga Saham Bank BCA Menggunakan XGBoost," *ARBITRASE: Journal of Economics and Accounting*, vol. 3, no. 2, pp. 231–237, Nov. 2022, doi: 10.47065/arbitrase.v3i2.495.
- [7] T. Astutiningsih, D. R. S. Saputro, and Sutanto, "Optimasi Algoritme Xtreme Gradient Boosting (XGBoost) pada Harga Saham PT. United Tractors Tbk.," *SPECTA Journal of Technology*, vol. 7, no. 3, pp. 632–641, Dec. 2023, doi: 10.35718/specta.v7i3.1031.
- [8] C. Digno, M. I. Jauhar, and M. N. Syaifullah, "Pendekatan Deep Learning dan Gradient Boosting dalam Prediksi Harga Properti Airbnb dengan Analisis Sentimen," *Jurnal Elektronik Ilmu Komputer Udayana*, vol. 12, no. 1, p. 191, Jul. 2023, doi: <https://doi.org/10.24843/JLK.2023.v12.i01.p22>.
- [9] J. F. Hair, G. Tomas, M. Hult, C. M. Ringle, and M. Sarstedt, "A Primer on Partial Least Squares Structural Equation Modeling (PLS-SEM)," 2022. [Online]. Available: <https://www.researchgate.net/publication/354331182>
- [10] A. Nilsen, "Perbandingan Model RNN, Model LSTM, dan Model GRU dalam Memprediksi Harga Saham-Saham LQ45," *Jurnal Statistika dan Aplikasinya*, vol. 6, no. 1, pp. 137–147, 2022, doi: <https://doi.org/10.21009/JSA.06113>.