

PREDIKSI HARGA BERAS PREMIUM TAHUN 2024 MENGGUNAKAN METODE GRADIENT BOOSTED TREES REGRESSION

Mayrisa Andriyani ^{a,1}, Siti Nurwilda ^{b,2}, Dina Zatusiva Haq ^{c,3}, Dian Candra Rini Novitasari ^{d,4,*}

^{a,b,c,d}Departemen Matematika, UIN Sunan Ampel Surabaya, Jl. Dr. Ir H. Soekarno No. 682, Gununganyar, Surabaya 60294

¹ mayrisaandriyani@gmail.com; ² nurwilda22@gmail.com; ³ zatusivad@gmail.com; ^{4*} diancrininov@gmail.com

* corresponding author

ARTICLE INFO

ABSTRACT

Keywords

Gradient Boosted trees
Regression, Rice Prices,
Premium Rice, Price Prediction,
Basic Ingredients

Food needs are a special concern among the community. Every year the growth of Indonesian society increases so that the amount of food needed increases, especially rice which is the staple food of Indonesian society. Regarding this, the public needs information regarding forecasting rice prices for future needs. Therefore, this research aims to predict rice prices using the Gradient Boosted Trees Regression method. This method was chosen because of its ability to produce accurate predictions by minimizing errors through an ensemble approach. Evaluation is seen from the R-Squared and Root Mean Square Error (RMSE) values. The results of research using the Gradient Booster Trees Regression model obtained an R-Squared value of 0.9047 and an RMSE value of 0.0473, which indicates that the model has a high level of accuracy in predicting rice prices. The results of the dataset testing are divided into 80 percent training data and 20 percent for testing data. Based on this research, model testing was carried out by displaying decision tree visualization, using a sample of 50 decision trees.

1. Pendahuluan

Produk yang paling utama dikonsumsi oleh manusia untuk dijadikan makanan pokok adalah beras [1]. Indonesia termasuk bagian dari enam negara di Asia dengan tingkat produksi dan konsumsi beras tertinggi, dengan produksi beras mencapai 80%, enam negara di Asia ini meliputi Cina, India, Indonesia, Bangladesh, Vietnam, dan Jepang [2]. Hal ini sebanding dengan mayoritas masyarakat Indonesia yang mengonsumsi beras lebih tinggi dibandingkan dengan komoditas pangan lain yakni berdasarkan pada data statistik sebagaimana dilaporkan oleh Badan Pusat Statistik (2020) dengan rata-rata konsumsi mencapai 2.047 kilogram perkapita per minggu [3].

Ketersediaan beras di masyarakat Indonesia sangat penting sehingga jumlah beras harus diperhatikan. Semakin besar jumlah penduduk di bumi, semakin kaya dan melimpah pula sumber pangan yang tersedia. Ketersediaan atau kelangkaan bahan pokok atau beras mempengaruhi harga. Semakin langka atau melimpahnya beras maka semakin mahal harganya dan sebaliknya [4]. Pengaruh kenaikan harga beras dikalangan masyarakat mendorong lebih banyak orang jatuh ke dalam kemiskinan karena mereka tidak mampu memenuhi kebutuhan dasar mereka, adanya perbedaan antara kelompok yang mampu dan tidak mampu membeli beras dengan harga tinggi bisa memperlebar kesenjangan sosial sehingga naik turunnya harga beras membawa dampak luas dan mendalam bagi masyarakat [5]. Peningkatan harga beras dapat meningkatkan beban ekonomi rumah tangga, memicu inflasi, dan memperburuk masalah kesehatan terutama di kalangan masyarakat miskin [6]. Disisi lain, penurunan harga beras dapat meningkatkan daya beli konsumen tetapi juga mengancam kesejahteraan petani dan stabilitas produksi [7]. Oleh karena itu,

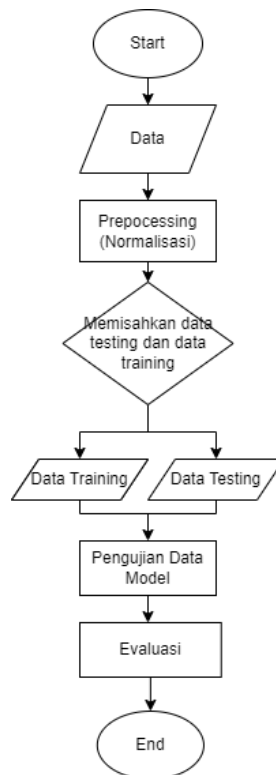
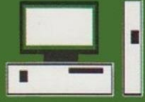
permasalahan harga beras menjadi perhatian utama saat ini sehingga diperlukan prediksi yang akurat [8]. Maka dari itu, pentingnya sistem untuk memprediksi harga beras agar dapat membantu masyarakat untuk mengantisipasi perubahan harga beras yang mengalami kenaikan atau penurunan [9].

Beberapa penelitian terdahulu tentang prediksi harga beras menggunakan metode *Regresi Linier* menghasilkan nilai RMSE sebesar 21,118 [10]. Penelitian sebelumnya juga dilakukan tentang perbandingan analisis faktor penentu penjualan PT.X menggunakan metode *LASSO Regression* dan *Gradient Boosted Trees Regression* menghasilkan nilai akurasi lebih baik pada metode *Gradient Boosted Trees Regression* daripada *LASSO Regression* [11]. Metode *Gradient Boosted Trees Regression* memiliki beberapa kelebihan, terutama dalam menangani tugas regresi yang kompleks. *Gradient Boosted Trees Regression* dikenal dengan akurasi prediktif yang tinggi, sering kali mengungguli model regresi lainnya, khususnya pada dataset yang rumit. Selain itu, metode ini robust terhadap outlier dan mampu memodelkan hubungan non-linear antara fitur dan variabel target, sehingga cocok untuk data yang kompleks [12].

Berdasarkan paparan penelitian sebelumnya, penelitian ini memprediksi harga beras menggunakan metode *Gradient Boosted Trees Regression*. Penelitian prediksi harga beras diharapkan dapat membantu pemerintah, petani, dan pelaku bisnis dalam pengambilan kebijakan, perencanaan produksi, manajemen risiko, serta stabilisasi pasar, yang pada akhirnya mendukung kesejahteraan masyarakat dan pengelolaan anggaran rumah tangga.

2. Metodologi Penelitian

Pada penelitian ini, metode *Gradient Boosted Trees Regression* digunakan untuk memprediksi harga beras di Indonesia. Pemilihan metode ini didasarkan pada kemampuan *Gradient Boosted Trees Regression* yang unggul dalam menangani tugas regresi kompleks, serta akurasi yang tinggi dibandingkan metode regresi lainnya. Penelitian ini akan diawali dengan pengumpulan data historis harga beras. Gambaran umum langkah-langkah penelitian ini ditunjukkan pada flowchart Gambar 1.



Gambar 1. Flowchart

Penelitian ini memanfaatkan data sampel sekunder yang bersifat time series untuk menganalisis harga beras premium. Data ini diambil dari portal Badan Pusat Statistik (BPS) dan mencakup rerata harga bulanan beras premium di tingkat penggilingan. Kualitas beras didasarkan dari persentase beras yang patah. Untuk beras kualitas premium, berdasarkan Permentan No. 31 Tahun 2017 yaitu persentase jumlah beras patah tidak lebih dari 15%. Total data yang digunakan adalah 134 data, yang mencakup periode dari Januari 2013 hingga Februari 2024 [13].

Tabel 1. Data Rata-Rata Harga Beras Bulanan

Rata-Rata Harga Beras Bulanan di Tingkat Penggilingan (Rupiah/Kg)					
2023					
Januari	Februari	Maret	April	Mei	Juni
11.345,10	11.818,17	11.681,09	11.672,19	11.623,61	11.525,14
Juli	Agustus	September	Oktober	November	Desember
11.537,44	11.754,39	12.900,47	13.371,54	13.249,90	13.347,93

2.1. Penjualan Beras

Beras merupakan produk makanan pokok terpenting di dunia [14]. Statement ini berlaku terutama di Benua Asia, yakni tempat dimana beras menjadi sumber karbohidrat untuk semua kalangan penduduk terutama pada kalangan menengah bawah [15]. Benua Asia beriklim tropis, sehingga sangat cocok untuk tempat budidaya beras. Indonesia termasuk kategori negara produsen beras terbesar ketiga di dunia.

Menurut data dari Food and Agriculture Organization (FAO), produksi beras di Indonesia terus mengalami peningkatan yang signifikan, mencapai 54,65 juta ton pada tahun 2020 [16].

Pemasaran untuk penjualan beras sekarang tidak hanya terbatas di pasar swalayan saja, penjualan beras bisa ditemui di toko-toko klontong yang jaraknya terjangkau dari rumah, bahkan para penjual juga memanfaatkan online shop untuk pemasaran beras sehingga memudahkan masyarakat dalam membeli kebutuhan pokok ini.

2.2. Normalisasi Data

Min-Max normalization yakni metode yang bertujuan untuk menormalisasi data dengan melakukan pengoperasian dengan mengubah data asli menggunakan transformasi linier, sehingga menciptakan nilai yang sama antara data awal dengan data yang telah dinormalisasi. Tujuan dari normalisasi adalah untuk mempercepat proses pembelajaran model. Metode normalisasi min-max yang diterapkan memiliki rentang [0,1] [17]. Rumusnya seperti pada Persamaan (1).

$$d^* = \frac{d - \min(d)}{\max(d) - \min(d)} \tag{1}$$

Di mana d^* adalah data setelah mengalami proses normalisasi dari data d , dengan $\min(d)$ dan $\max(d)$ masing-masing sebagai nilai minimum dan maksimum dari data asli.

2.3. Metode Gradient Boosted Trees Regression

Gradient Boosted Tree Regression adalah algoritma regresi yang fleksibel karena mengadopsi sifat-sifat dari *regression tree* yang memiliki interpretabilitas tinggi, konsepnya yang sederhana dan efisiensi komputasi dengan pendekatan *boosting* yang dapat meningkatkan akurasi faktor model [18]. Metode *Gradient Boosted Trees Regressor* menggunakan gabungan dari beberapa pohon keputusan, dimana setiap pohon dilatih secara berurutan dan dimodifikasi menggunakan algoritma *boosting* untuk meningkatkan akurasi [19]. Didalam beberapa penelitian metode ini sangat baik dalam membuat model prediksi yang tidak begitu rumit. Tahapan pengujian metode *Gradient Boosted Trees Regression* diawali dengan dataset *training* yang rumusnya dapat dilihat di persamaan 1. Setelah itu menentukan sampel T dari sampel D, seperti pada persamaan 2. Lalu untuk rumus formula regresi dapat dilihat pada persamaan 3.

$$D = \{(X_1, Y_1), \dots, (X_n, Y_n)\} \tag{1}$$

$$D_1, D_2, \dots, D_T \rightarrow T \text{ dataset pelatihan} \tag{2}$$

Keterangan :

D = Himpunan data

X_1 = input ke-1

Y_1 = output ke-1

D_1 = Himpunan data ke-1

$$\begin{aligned} \text{Regresi: } f(x) &= \sum_{i=1}^T F_i(x) \\ \text{rata - rata } f_1 &\text{ untuk } i = 1, \dots, T \end{aligned} \tag{3}$$

Keterangan :

$f(x)$ = Fungsi regresi

$\sum_{i=1}^T$ = Penjumlahan dari sejumlah T



2.4. Evaluasi Model

Di dalam pengujian sebuah model perlu untuk mengetahui kesimpulan dari metode yang telah diujikan. Kesimpulan dari sebuah model yang telah diujikan bisa dilihat dari evaluasinya. Ada banyak evaluasi model yang dapat digunakan, seperti *R-Square*, *Root Mean Square Error (RMSE)*, dan *Mean Absolute Percentage Error (MAPE)*.

2.4.1. *R-Square*

R-Square adalah ukuran statistik yang digunakan pada model regresi guna menunjukkan kebaikan suatu variabel independen dalam memprediksi variabel dependennya [20]. Rumus mencari *R-Squared* dilihat pada persamaan 5.

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{t=1}^n (y_t - \hat{y})^2}{\sum_{t=1}^n (y_t - \bar{y})^2} \quad (4)$$

Keterangan :

y^2 = Data diuji respon

\hat{y} = Ramalan respon t

\bar{y} = Rata – rata

n = Banyak data

2.4.2. *Root Mean Squared Error (RMSE)*

Root Mean Square Error (RMSE) yakni ukuran yang digunakan untuk mencari perbedaan dari nilai yang akan diprediksikan [21]. Rumus mencari *Root Mean Square error (RMSE)* dilihat pada persamaan 6.

$$RMSE = \sqrt{MSE} = \sqrt{1 - \frac{\sum_{t=1}^n (Y^1_t - Y_t)^2}{n}} \quad (5)$$

Keterangan :

Y^1_t = Nilai prediksi pada waktu t

Y_t = Nilai aktual pada waktu t

n = Banyak data

2.4.3. *Mean Absolute Percentage Error (MAPE)*

Mean Absolute Percentage Error (MAPE) adalah metrik evaluasi yang mengukur akurasi model prediksi dengan menghitung rata-rata persentase kesalahan absolut antara nilai aktual dan nilai prediksi. MAPE dinyatakan dalam persentase, sehingga memudahkan interpretasi kesalahan dalam skala data. Semakin rendah nilai MAPE, semakin akurat prediksi model [22]. Nilai MAPE dihitung dengan Persamaan (7)

$$MAPE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left| \frac{A_i - P_i}{A_i} \right| \quad (6)$$

N menunjukkan jumlah total data, di mana P_i dan A_i adalah hasil data ke- i untuk prediksi dan aktual.

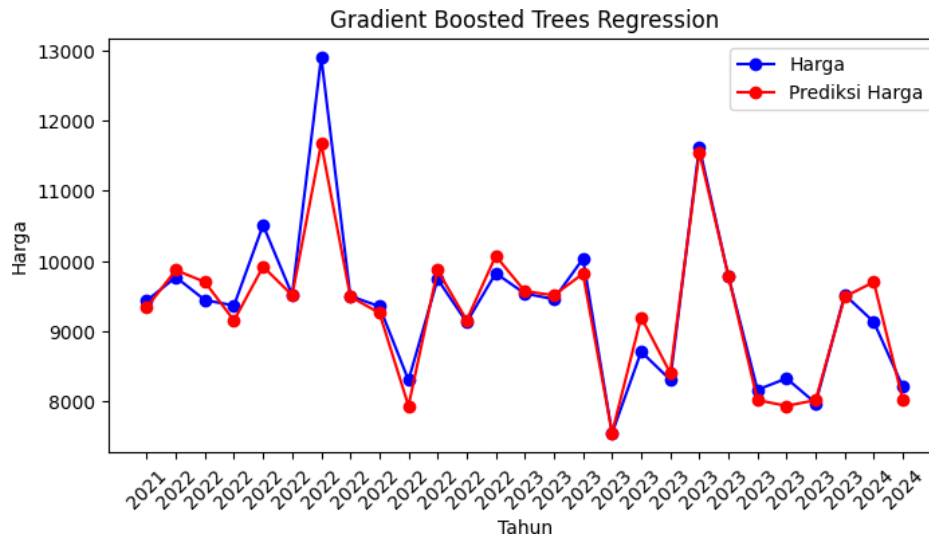
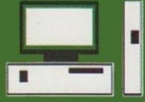
3. Hasil dan Pembahasan

Dataset harga beras yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh dari situs Badan Pusat Statistik (BPS). Penelitian difokuskan pada satu jenis kualitas beras saja, yaitu kualitas premium, untuk memastikan konsistensi dalam analisis. Dataset yang terkumpul terdiri dari total 134 data, yang mencakup berbagai periode waktu dan wilayah yang relevan dengan studi. Data ini mencakup informasi harga beras premium yang akan dianalisis lebih lanjut menggunakan metode prediksi *Gradient Boosted Trees Regression*. Sebagai gambaran, sampel data yang digunakan ditunjukkan pada Tabel 2. Data ini nantinya akan diproses melalui tahap-tahap prapemrosesan, analisis, dan evaluasi untuk menghasilkan model prediksi harga beras yang akurat.

Tabel 2. Sample Data

No	Tahun	Bulan	Harga
1	2013	Januari	7797.63
2	2013	Februari	7773.26
3	2013	Maret	7576.27
4	2013	April	7420.72
5	2013	Mei	7545.4
...
132	2023	Desember	13347.93
133	2024	Januari	13662.99
134	2024	Februari	14525.25

Dalam pengujian ini, pembagian dataset menjadi data testing dan data training sangatlah penting agar hasil evaluasi dari model menjadi konsisten. Dengan metode *Gradient Boosted Trees Regression* dapat melihat model yang di ujikan mampu membuat prediksi yang akurat atau sebaliknya. Hasil pengujian dataset dilakukan dengan membagi data 80% untuk data *training* dan 20% untuk data *testing*. Berikut adalah hasil visualisasi prediksi pengujian data menggunakan metode *Gradient Boosted Trees Regressor*.



Gambar 2. Line Plot Prediksi Harga Beras Metode *Gradient Boosted Trees Regressor* 4.

Gambar 2 menampilkan grafik hasil regresi menggunakan metode *Gradient Boosted Trees* untuk memprediksi harga beras. Sumbu horizontal mewakili tahun, sementara sumbu vertikal menunjukkan harga beras. Grafik ini membandingkan harga aktual (dalam warna biru) dengan harga prediksi (dalam warna merah) dari tahun 2021 hingga 2024. Secara keseluruhan, prediksi harga cenderung mengikuti pola harga aktual dengan baik, meskipun ada beberapa titik di mana prediksi menyimpang dari nilai sebenarnya, terutama pada puncak harga tertentu. Hal ini menunjukkan bahwa model cukup efektif dalam memprediksi harga beras, meskipun masih ada ruang untuk perbaikan dalam beberapa periode tertentu. Hasil evaluasi model ditunjukkan pada Tabel 2,

Tabel 2. Hasil Evaluasi

Hasil Evaluasi Gradient Boosted Trees	
RMSE	0.0473
R-Squared	0.9047
MAPE	0.1241

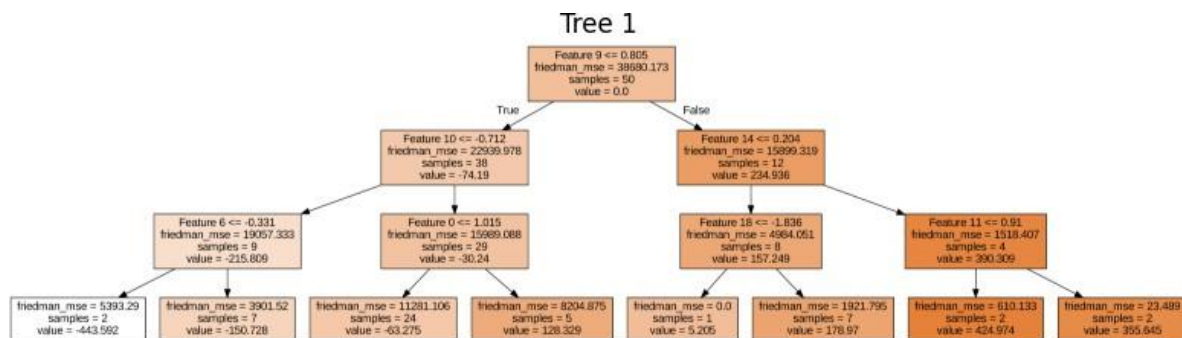
Dari tabel 2 dapat diketahui hasil evaluasi RMSE didapat sebesar 0,0473 hal ini menunjukkan bahwa kesalahan model ini dalam memprediksi data harga beras sangat baik karena nilai RMSE nya rendah. Semakin rendah nilai RMSE nya maka kesalahan prediksi nya juga minim dan modelnya juga lebih akurat. Pada Evaluasi lain yaitu menggunakan R-Square didapat nilai sebesar 0,9047. Dengan menggunakan evaluasi MAPE yaitu 0.1241. Hal ini menunjukkan model memprediksi dataset dengan sangat baik, metode ini juga sangat cocok diterapkan pada data harga beras. Nilai R-Square di rentang 0 sampai 1 dapat diartikan bahwa proporsi model lebih besar dibanding evaluasi R-Squared dalam data target. Perbandingan metode *Gradient Boosted Trees* dengan metode lain ditunjukkan pada Tabel 3.

Tabel 3. Perbandingan Evaluasi Metode

No	Metode	RMSE	R-Square	MAPE
1.	Random Forest	0.0473	0.9045	0.2119
2.	Decision Tree	0.0474	0.9038	0.1951
3.	Gradient Boosted Trees	0.0473	0.9047	0.1241

Tabel 3 membandingkan performa tiga metode *machine learning*: Random Forest, Decision Tree, dan Gradient Boosted Trees, berdasarkan RMSE (Root Mean Square Error), R-Square, dan MAPE (Mean Absolute Percentage Error). Metode Gradient Boosted Trees menunjukkan kinerja terbaik dengan nilai RMSE dan MAPE yang paling rendah, yaitu 0.0473 dan 0.1241, yang mengindikasikan kesalahan prediksi yang minimal dan akurasi yang tinggi. R-Square tertinggi dicatat oleh Gradient Boosted Trees dengan 0.9047, menunjukkan bahwa model ini paling baik dalam menjelaskan variabilitas data. Di sisi lain, Decision Tree memiliki MAPE yang lebih baik daripada Random Forest, namun sedikit kurang baik dalam hal R-Square dan RMSE. Secara keseluruhan, Gradient Boosted Trees unggul dalam ketiga metrik evaluasi, menawarkan performa yang lebih konsisten dan akurat dibandingkan metode lainnya.

Pada pohon keputusan, setiap *node internal* (non-daun) merepresentasikan suatu fitur dalam dataset, setiap cabang menggambarkan suatu kondisi atau aturan untuk fitur tersebut, dan setiap daun merepresentasikan hasil atau nilai prediksi. Pohon keputusan bekerja dengan melakukan serangkaian tes (*split*) pada fitur, mulai dari *node* akar hingga ke *node* daun.



Gambar 3. Pohon Keputusan
5.

Pada gambar 3 digunakan sample sebanyak 50, setiap *node* memiliki beberapa elemen informasi, termasuk fitur yang diuji, nilai *threshold* untuk fitur tersebut, jumlah sampel yang mencapai *node*, nilai rata-rata dan metrik kesalahan (MSE). Cabang kiri dari setiap *node internal* mewakili hasil "True" dari tes fitur pada *node* tersebut, hal ini berarti nilai fitur yang diuji memenuhi kondisi yang diberikan (misalnya, nilai fitur kurang dari atau sama dengan *threshold* yang ditentukan). Cabang kanan dari setiap *node internal* mewakili hasil "False" dari tes fitur pada *node* tersebut. Ini berarti nilai fitur yang diuji tidak memenuhi kondisi yang diberikan (misalnya, nilai fitur lebih besar dari *threshold* yang ditentukan). *Node* akar berada pada *feature* 9 yaitu nilainya kurang dari 0,805 dapat diartikan bahwa *node* akar menguji apakah nilai fitur 9 kurang dari atau sama dengan 0.805, apabila bersifat benar maka

pohon bergerak ke cabang kiri (*True*), dan sebaliknya jika salah maka akan bergerak ke cabang kanan (*False*).

4. Kesimpulan

Berdasarkan pengujian yang dilakukan dengan menggunakan metode *Gradient Boosted Trees Regression* hasil prediksi pada dataset harga beras menunjukkan bahwa metode ini menghasilkan *error* yang kecil. Evaluasi prediksi dilihat dari nilai RMSE setiap model, di mana memiliki *error* sebanyak 0,0473. Jumlah data yang besar berpengaruh signifikan terhadap hasil prediksi dalam setiap pengujian, semakin banyak data yang diuji, maka semakin akurat hasil modelnya. Data dalam jumlah besar juga perlu diproses terlebih dahulu sebagai pendukung untuk pengujian metode lain. Dalam pengujian ini, peramalan harga beras menggunakan metode *Gradient Boosted Trees Regression* menghasilkan nilai evaluasi *R-Squared* sebesar 0,9047. Dari hasil penelitian terbukti bahwa metode *Gradient Boosted Trees Regression* memiliki tingkat keakuratan yang tinggi dalam memprediksi harga beras. Untuk penelitian selanjutnya, disarankan untuk menambahkan variabel seperti kondisi cuaca, curah hujan, luas lahan tanam, jenis varietas beras, kebijakan pemerintah, serta data ekonomi makro lainnya, karena variabel-variabel ini dapat memberikan informasi tambahan yang dapat meningkatkan akurasi prediksi. Selain itu, disarankan untuk mengeksplorasi dan membandingkan metode pembelajaran mesin lainnya seperti *Random Forest*, *Support Vector Machines*, *Neural Networks*, dan *Long Short-Term Memory (LSTM)*. Melakukan perbandingan performa antar metode ini akan membantu dalam menemukan model yang paling optimal untuk prediksi harga beras.

Daftar Pustaka

- [1] I. Listiowarni, N. P. Dewi, and A. K. W. Hapantenda, "Perbandingan Metode Double Exponential Smoothing Dan Double Moving Average Untuk Peramalan Harga Beras Eceran Di Kabupaten Pamekasan," *J. Komput. Terap.*, vol. 6, no. 2, pp. 158–169, 2020.
- [2] B. G. A. Shidiq, M. T. Furqon, and L. Muflikhah, "Prediksi Harga Beras menggunakan Metode Least Square," *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 6, no. 3, pp. 1149–1154, 2022.
- [3] S. Asrin, T. A. Putri, and A. D. Utami, "Transmisi harga beras di Indonesia pada masa pandemi Covid-19," *J. Agribisnis Indones. (Journal Indones. Agribusiness)*, vol. 10, no. 1, pp. 159–168, 2022.
- [4] M. Z. Gapari, "Pengaruh Kenaikan Harga Beras Terhadap Kesejahteraan Petani Di Desa Sukaraja," *PENSA*, vol. 3, no. 1, pp. 14–26, 2021.
- [5] D. Septiadi and M. Nursan, "Simulasi kebijakan pertanian terhadap pengentasan kemiskinan di indonesia," *J. AGRIMANSION*, vol. 24, no. 1, pp. 75–85, 2023.
- [6] C. A. Rizqy, N. R. Ali, and K. R. Hayati, "Analisis Pengaruh Kenaikan Harga Bahan Pokok Terhadap Kebutuhan Rumah Tangga Dan Sebagai Tantangan Kegiatan Pkk Di Daerah Ketegan, Taman, Sidoarjo," *Causa J. Huk. dan Kewarganegaraan*, vol. 3, no. 8, pp. 55–65, 2024.
- [7] J. Jiuhardi, "Analisis kebijakan impor beras terhadap peningkatan kesejahteraan petani di Indonesia," *Inov. J. Ekon. Keuangan, dan Manaj.*, vol. 19, no. 1, pp. 98–110, 2023.
- [8] D. Heksaputra, "Prediksi Rerata Harga Beras Tingkat Grosir Indonesia dengan Long Short Term Memory," *JATISI (Jurnal Tek. Inform. Dan Sist. Informasi)*, vol. 7, no. 2, pp. 163–174, 2020.
- [9] H. Santoso, L. Hakim, A. Afiyati, and H. Magdalena, "Sosialisasi Dampak Kenaikan Beras dengan Prediksi Kebutuhan Beras Masyarakat di Pasar Induk Cipinang dengan Kerjasama Badan Pangan



- Nasional,” *J. Abdidas*, vol. 5, no. 2, pp. 90–96, 2024.
- [10] S. Karbala and I. Ali, “Memprediksi Harga Beras Eceran Menggunakan Algoritma Regresi Linier,” *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.*, vol. 7, no. 3, pp. 1554–1559, 2023.
- [11] J. Athalia, H. N. Palit, and S. Rostianingsih, “Perbandingan Analisis Faktor Penentu Penjualan PT. X Menggunakan LASSO Regression dan Gradient Boosted Regression Tree,” *J. Infra*, vol. 9, no. 1, pp. 148–154, 2021.
- [12] I. Wardhana, M. Ariawijaya, V. A. Isnaini, and R. P. Wirman, “Gradient Boosting Machine, Random Forest dan Light GBM untuk Klasifikasi Kacang Kering,” *J. RESTI (Rekayasa Sist. dan Teknol. Informasi)*, vol. 6, no. 1, pp. 92–99, 2022.
- [13] Badan Pusat Statistik, “Rata-Rata Harga Beras Bulanan di Tingkat Penggilingan Menurut Kualitas (Rupiah/Kg),” 2024. <https://www.bps.go.id/id/statistics-table/2/NTAwIzI=/rata-rata-harga-beras-bulanan-di-tingkat-penggilingan-menurut-kualitas.htm>.
- [14] E. Pudjiarti, D. Nurlaela, and W. Sulistyani, “Sistem Informasi Penjualan Beras Berbasis Website,” *Indones. J. Softw. Eng.*, vol. 5, no. 1, pp. 62–74, 2019.
- [15] J. R. Simanjuntak, P. Pangaribuan, and W. A. Cahyadi, “Pembuatan Antarmuka Aplikasi Pengatur Massa Beras Dan Volume Air Untuk Penanak Nasi Berbasis IoT,” *eProceedings Eng.*, vol. 7, no. 2, 2020.
- [16] G. Octania, “Peran Pemerintah dalam Rantai Pasok Beras Indonesia,” 2021.
- [17] D. Slijepcevic *et al.*, “Explaining Machine Learning Models for Clinical Gait Analysis,” *ACM Trans. Comput. Healthc.*, vol. 3, no. 2, 2021, doi: 10.1145/3474121.
- [18] K. Kraugusteeliana, S. Muis, F. Nugroho, A. Karim, and Y. Siagian, “Data Mining Klasifikasi Breast Cancer Menerapkan Algoritma Gradient Boosted Trees,” *J. MEDIA Inform. BUDIDARMA*, vol. 7, no. 2, pp. 881–890, 2023.
- [19] E. Fitri, “Analisis Perbandingan Metode Regresi Linier, Random Forest Regression dan Gradient Boosted Trees Regression Method untuk Prediksi Harga Rumah,” *J. Appl. Comput. Sci. Technol.*, vol. 4, no. 1, pp. 58–64, 2023.
- [20] A. T. Nurani, A. Setiawan, and B. Susanto, “Perbandingan Kinerja Regresi Decision Tree dan Regresi Linear Berganda untuk Prediksi BMI pada Dataset Asthma,” *J. Sains dan Edukasi Sains*, vol. 6, no. 1, pp. 34–43, 2023.
- [21] C. Paramita, E. Hari Rachmawanto, C. Atika Sari, and D. R. Ignatius Moses Setiadi, “Klasifikasi Jeruk Nipis Terhadap Tingkat Kematangan Buah Berdasarkan Fitur Warna Menggunakan K-Nearest Neighbor,” *J. Inform. J. Pengemb. IT*, vol. 4, no. 1, pp. 1–6, 2019, doi: 10.30591/jpit.v4i1.1267.
- [22] I. Amansyah, J. Indra, E. Nurlaelasari, and A. R. Juwita, “Prediksi Penjualan Kendaraan Menggunakan Regresi Linear: Studi Kasus pada Industri Otomotif di Indonesia,” *Innov. J. Soc. Sci. Res.*, vol. 4, no. 4, pp. 1199–1216, 2024.