



**PERAMALAN HARGA KOMODITAS BERAS DI INDONESIA
BERBASIS ALGORITMA *ENSEMBLE BOOSTING***

SKRIPSI

**untuk memenuhi persyaratan
dalam menyelesaikan program sarjana Strata-1 Statistika**

Oleh
**MUHAMMAD JIMMY SAPUTRA
NIM. 2211017210019**

**PROGRAM STUDI S-1 STATISTIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS LAMBUNG MANGKURAT
BANJARBARU
APRIL 2026**



**PERAMALAN HARGA KOMODITAS BERAS DI INDONESIA
BERBASIS ALGORITMA *ENSEMBLE BOOSTING***

SKRIPSI

**untuk memenuhi persyaratan
dalam menyelesaikan program sarjana Strata-1 Statistika**

**Oleh
MUHAMMAD JIMMY SAPUTRA
NIM. 2211017210019**

**PROGRAM STUDI S-1 STATISTIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS LAMBUNG MANGKURAT
BANJARBARU
APRIL 2026**

SKRIPSI

PERAMALAN HARGA KOMODITAS BERAS DI INDONESIA BERBASIS ALGORITMA *ENSEMBLE BOOSTING*

Oleh
Muhammad Jimmy Saputra
NIM. 2211017210019

Telah dipertahankan pada hari Selasa, tanggal 14-04-2026 dan disetujui oleh dosen pembimbing dan dosen penguji sebagai berikut:

Pembimbing I

Yeni Rahkumawati, S.Mat., M.Si.
NIP. 199404032022032014

Penguji I

Fuad Muhajirin Farid, S.Pd., M.Si.
NIP. 198807172019031014

Pembimbing II

Selvi Annisa, S.Si., M.Si.
NIP. 199212262022032016

Penguji II

Rifqi Aulya Rahman, S.Mat., M.Si.
NIP. 199708072024061003

Banjarbaru, 27 April 2026
Mengetahui,
Koordinator Program Studi Statistika
FMIPA ULM



Dewi Anggraini, S.Si., M.App.Sci., Ph.D.
NIP. 198303282005012001

PERNYATAAN

Dengan ini saya menyatakan bahwa dalam skripsi ini tidak terdapat karya yang pernah diajukan untuk memperoleh gelar kesarjanaan di suatu Perguruan Tinggi, dan sepanjang pengetahuan saya juga tidak terdapat karya atau pendapat yang pernah ditulis atau diterbitkan oleh orang lain, kecuali yang secara tertulis diacu dalam naskah ini dan disebutkan dalam daftar pustaka.

Banjarbaru, 27 April 2026



Muhammad Jimmy Saputra
NIM. 2211017210019

PRODI STATISTIKA

ABSTRAK

Peramalan Harga Komoditas Beras di Indonesia Berbasis Algoritma *Ensemble Boosting* (Oleh: Muhammad Jimmy Saputra; Pembimbing: Yeni Rahkmawati dan Selvi Annisa, 2026; 45 halaman)

Beras merupakan komoditas pangan pokok yang memiliki peran penting dalam ketahanan pangan dan stabilitas ekonomi di Indonesia. Tingkat konsumsi beras masyarakat yang sangat tinggi menjadikan komoditas ini memiliki kontribusi besar terhadap inflasi, sehingga fluktuasi harganya perlu dipantau dan diprediksi secara akurat. Oleh karena itu, peramalan harga beras menjadi penting sebagai dasar pengambilan kebijakan dalam menjaga stabilitas harga dan ketahanan pangan nasional. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis dan membandingkan kinerja model *ensemble boosting* dalam meramalkan harga komoditas beras di Indonesia serta menentukan model dengan akurasi terbaik. Data yang digunakan berupa data deret waktu harian harga beras medium nasional periode Januari 2021 hingga Januari 2026 yang diperoleh dari Badan Pangan Nasional. Pemodelan dilakukan menggunakan *Gradient Boosting Machine* (GBM) dan *Light Gradient Boosting Machine* (LightGBM) dengan optimasi *hyperparameter* menggunakan Optuna serta evaluasi menggunakan RMSE, MAE, dan MAPE. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model LightGBM dengan optimasi *hyperparameter* memberikan kinerja terbaik pada data uji dengan nilai RMSE sebesar 66.389, MAE sebesar 50.213, dan MAPE sebesar 0.362%. Peramalan untuk periode 89 hari ke depan menunjukkan bahwa harga beras diperkirakan bergerak relatif stabil pada kisaran Rp13,360/Kg hingga Rp13,395/Kg. Tidak terlihat adanya lonjakan maupun penurunan harga yang tajam, sehingga dalam jangka pendek harga beras diperkirakan berada dalam kondisi relatif stabil tanpa indikasi perubahan ekstrem berdasarkan pola historis.

Kata Kunci: Harga Beras, *Ensemble Boosting*, GBM, LightGBM, Peramalan

ABSTRACT

Forecasting Rice Commodity Prices in Indonesia Using Ensemble Boosting Algorithms (By: Muhammad Jimmy Saputa; Yeni Rahkmawati and Selvi Annisa, 2026; 45 pages)

Rice is a staple food commodity that plays an important role in food security and economic stability in Indonesia. The very high level of rice consumption among Indonesian society makes this commodity a major contributor to inflation, so its price fluctuations need to be monitored and predicted accurately. Therefore, forecasting rice prices is essential as a basis for policy making in maintaining price stability and national food security. This study aims to analyze and compare the performance of ensemble boosting models in forecasting rice commodity prices in Indonesia and to determine the model with the best accuracy. The data used are daily time series data of national medium rice prices from January 2021 to January 2026 obtained from the National Food Agency. The modeling process employs Gradient Boosting Machine (GBM) and Light Gradient Boosting Machine (LightGBM) with hyperparameter optimization using Optuna, and model performance is evaluated using RMSE, MAE, and MAPE. The results show that the LightGBM model with hyperparameter optimization provides the best performance on the testing data with an RMSE of 66.389, MAE of 50.213, and MAPE of 0.362%. Forecasting for the next 89 days indicates that rice prices are expected to remain relatively stable within the range of Rp13,360/kg to Rp13,395/kg. No sharp increases or decreases in prices are observed; therefore, in the short term, rice prices are expected to remain relatively stable, with no indication of extreme changes based on historical patterns.

Keywords: Rice, Ensemble Boosting, GBM, LightGBM, Forecasting

PRAKATA

Puji syukur penulis panjatkan ke hadirat Allah Subhanahu Wa Ta'ala atas segala rahmat, taufik, dan karunia-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan penyusunan Tugas Akhir berupa skripsi yang berjudul "Peramalan Harga Komoditas Beras di Indonesia Berbasis Algoritma *Ensemble Boosting*". Penyusunan skripsi ini dilakukan sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar sarjana pada Program Studi Statistika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Lambung Mangkurat. Penulis ingin menyampaikan rasa terima kasih dan penghargaan yang setulus-tulusnya kepada berbagai pihak yang telah memberikan doa, dukungan, serta bantuan selama proses penyusunan Tugas Akhir ini, di antaranya:

1. Orang tua dan keluarga tercinta, yang senantiasa memberikan doa, kasih sayang, dukungan moral maupun material, serta semangat yang tiada henti kepada penulis selama menempuh pendidikan hingga terselesaikannya skripsi ini.
2. Ibu Yeni Rahkmawati, S.Mat., M.Si. dan Ibu Selvi Annisa, S.Si., M.Si., selaku dosen pembimbing yang telah memberikan bimbingan, arahan, masukan, serta dukungan kepada penulis dalam proses penyusunan hingga penyelesaian skripsi ini.
3. Bapak Fuad Muhajirin Farid, S.Pd., M.Si. dan Bapak Rifqi Aulya Rahman, S.Mat., M.Si., selaku dosen penguji yang telah memberikan kritik, saran, serta masukan guna menyempurnakan penulisan skripsi ini.
4. Koordinator Program Studi, Bapak dan Ibu dosen pengajar serta staf Program Studi Statistika FMIPA ULM, yang telah memberikan ilmu, motivasi, nasihat, dan dukungan selama masa perkuliahan.
5. Teman-teman seperjuangan serta seluruh pihak yang tidak dapat disebutkan satu per satu, yang telah memberikan dukungan, kebersamaan, serta semangat kepada penulis selama proses penyusunan tugas akhir maupun selama menjalani masa perkuliahan.

Penulis menyadari bahwa skripsi ini masih memiliki keterbatasan, baik dari segi penulisan maupun hasil penelitian. Oleh karena itu, kritik dan saran yang membangun sangat diharapkan guna penyempurnaan di masa yang akan datang. Semoga segala bantuan yang telah diberikan mendapatkan balasan kebaikan, serta penelitian ini dapat memberikan manfaat bagi para pembaca.

Banjarbaru, 3 April 2025

Muhammad Jimmy Saputra

DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL	i
LEMBAR PENGESAHAN	ii
PERNYATAAN	iii
ABSTRAK.....	iv
ABSTRACT	v
PRAKATA	vi
DAFTAR ISI.....	vii
DAFTAR GAMBAR	ix
DAFTAR TABEL	x
DAFTAR LAMPIRAN	xi
DAFTAR LAMBANG DAN SINGKATAN	xii
BAB I PENDAHULUAN.....	1
1.1 Latar Belakang.....	1
1.2 Rumusan Masalah	3
1.3 Tujuan Penelitian	4
1.4 Manfaat Penelitian	4
BAB II TINJAUAN PUSTAKA.....	5
2.1 Penelitian Terdahulu.....	5
2.2 Kajian Teori	7
2.2.1 Harga Beras.....	7
2.2.2 Statistika Deskriptif	9
2.2.3 Data Deret Waktu	9
2.2.4 Interpolasi Linier	10
2.2.5 <i>Partial Autocorrelation Function</i> (PACF)	10
2.2.6 <i>Gradient Boosting Machine</i> (GBM)	11
2.2.7 <i>Light Gradient Boosting Machine</i> (LightGBM)	14
2.2.8 <i>Time Series Cross Validation</i>	18
2.2.9 <i>Optuna Search</i>	20
2.2.10 Ukuran Akurasi.....	20
BAB III METODE PENELITIAN	23
3.1 Sumber Data dan Variabel Penelitian.....	23
3.2 Prosedur Penelitian	23
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN.....	28
4.1 <i>Pre-processing</i> Data.....	28
4.2 Eksplorasi Data.....	29
4.3 Pengecakan <i>Partial Autocorrelation Function</i> (PACF)	30
4.4 Pembentukan Skema Variabel <i>Input</i>	32
4.5 Pembagian Data	33
4.6 Pembentukan Model GBM <i>Default</i>	34
4.7 Optimasi <i>Hyperparameter</i> GBM dengan Optuna	35
4.8 Pembentukan Model LightGBM <i>Default</i>	37
4.9 Optimasi <i>Hyperparameter</i> LightGBM dengan Optuna.....	38
4.10 Evaluasi Kinerja Model GBM dan LightGBM.....	39
4.11 Peramalan Menggunakan Model Terbaik.....	42

BAB V	PENUTUP	44
	5.1 Kesimpulan	44
	5.2 Saran.....	44
DAFTAR PUSTAKA		46
LAMPIRAN.....		50
RIWAYAT HIDUP		71

PRODI STATISTIKA

DAFTAR GAMBAR

Gambar 1.1 Andil Komoditas Beras Terhadap Inflasi Tahunan	1
Gambar 2.1 Alur Kerja GBM.....	12
Gambar 2.2 Cara Kerja <i>Level-Wise</i> dan <i>Leaf-Wise Growth</i>	14
Gambar 2.3 Fitur Akselerasi Kerja LightGBM.....	18
Gambar 3.1 Diagram Alir Penelitian.....	27
Gambar 4.1 Pergerakan Harga Beras Harian.....	29
Gambar 4.2 Plot PACF pada Data Harga Beras.....	31
Gambar 4.3 Perbandingan Performa Model GBM dan LightGBM pada Data Uji...41	
Gambar 4.4 Hasil <i>Fitting Model</i> dan Peramalan Harga Beras.....	42

PRODI STATISTIKA

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Penelitian Terdahulu	5
Tabel 2.2 Persyaratan Kelas Mutu Beras	7
Tabel 2.3 Kriteria Nilai MAPE	22
Tabel 4.1 Ringkasan Statistik Deskriptif Harga Beras	29
Tabel 4.2 Hasil Seleksi Lag Berdasarkan Nilai PACF Tertinggi	32
Tabel 4.3 Pembentukan Variabel Lag pada Data Harga Beras	32
Tabel 4.4 Skema Variabel Input Berdasarkan Kombinasi <i>Lag</i>	33
Tabel 4.5 Distribusi Data Latih dan Uji Berdasarkan Periode Waktu	34
Tabel 4.6 Sepuluh Skema Terbaik Berdasarkan RMSE CV Model GBM	34
Tabel 4.7 <i>Hyperparameter</i> dan Rentang Nilai Proses Optimasi GBM	36
Tabel 4.8 Konfigurasi <i>Hyperparameter</i> Terbaik Model GBM	36
Tabel 4.9 Sepuluh Skema Terbaik Berdasarkan RMSE CV Model LightGBM	37
Tabel 4.10 <i>Hyperparameter</i> dan Rentang Nilai Proses Optimasi LightGBM	38
Tabel 4.11 Konfigurasi <i>Hyperparameter</i> Terbaik Model LightGBM	39
Tabel 4.12 Performa Model <i>Default</i> dan Hasil Optimasi pada Data Latih	39
Tabel 4.13 Performa Model <i>Default</i> dan Hasil Optimasi pada Data Uji	40

DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran 1. Data Harga Beras Medium	50
Lampiran 2. Hasil Interpolasi Linier pada Data <i>Missing Value</i>	51
Lampiran 3. <i>Lag</i> Signifikan Berdasarkan Nilai PACF.....	52
Lampiran 4. Data Bersih yang Digunakan sebagai Input Pemodelan	53
Lampiran 5. Skema Kombinasi Variabel <i>Lag</i>	54
Lampiran 6. Nilai RMSE CV Skema <i>Lag</i> Model GBM.....	55
Lampiran 7. Performa Model GBM <i>Default</i> Terbaik per <i>Fold</i> TSCV	56
Lampiran 8. Nilai RMSE CV Skema <i>Lag</i> Model LightGBM	57
Lampiran 9. Performa Model LightGBM <i>Default</i> Terbaik per <i>Fold</i> TSCV	58
Lampiran 10. Peramalan Model Terbaik.....	59
Lampiran 11. Syntax Python	60

DAFTAR LAMBANG DAN SINGKATAN

t	Waktu pengamatan, $t = 1,2,3, \dots$
x_t	Nilai data deret waktu pada periode ke- t
x_{t-1}	Nilai data pada periode sebelumnya
x_{t+1}	Nilai data pada periode sesudahnya
x_{t+k}	Pengamatan pada saat $t + k$
x_{t+k-1}	Nilai data pada waktu ke- $t + k - 1$
y_t	Nilai aktual variabel target pada periode ke- t
\hat{y}_t	Nilai prediksi variabel target pada periode ke- t
n	Jumlah total pengamatan
r_{im}	<i>Pseudo-residual</i> untuk data ke- i pada iterasi ke- m
$F_0(x)$	Prediksi awal sebelum proses <i>boosting</i>
$F_m(x)$	Prediksi model pada iterasi ke- m
v	<i>Learning rate</i>
$h_{m(x)}$	<i>Weak learner</i> terbaik pada iterasi ke- m
T_i	Pohon keputusan ke- i pada LightGBM
$F_I(x)$	Nilai prediksi LightGBM setelah I pohon terbentuk
Obj_i	Fungsi objektif pohon ke- i
L	Fungsi <i>loss</i>
$W(T_i)$	Fungsi regularisasi pohon ke- i
g_i	<i>Gradien</i> fungsi <i>loss</i> terhadap prediksi sebelumnya
h_i	<i>Hessian</i> fungsi <i>loss</i> terhadap prediksi sebelumnya
G_j	Himpunan <i>gradien</i> pada daun ke- j
H_j	Himpunan <i>Hessian</i> pada daun ke- j
w_j	Nilai prediksi pada daun ke- j
$G_{a,j}$	<i>Gradien</i> teratur (<i>adjusted gradient</i>) setelah penalti L1
V_j	Fungsi skor pengurangan error daun ke- j
V_d	Peningkatan performa model setelah pemisahan daun
T_i	Estimasi pohon keputusan ke- i
X_i	Himpunan parameter <i>input</i>
θ_i	Parameter yang dipelajari pada pohon ke- i
I	Jumlah pohon dalam model
ϕ_{kk}	Fungsi autokorelasi parsial pada <i>lag</i> ke- k
$\hat{\phi}_{kk}$	Estimasi PACF pada <i>lag</i> ke- k
$\hat{\phi}_{k-1,j}$	Estimasi PACF pada <i>lag</i> ke- j dari <i>lag</i> ke- $k-1$
ρ_k	Fungsi autokorelasi (ACF) pada <i>lag</i> ke- k
$\hat{\rho}_k$	Estimasi ACF pada <i>lag</i> ke- k
$\hat{\rho}_{k-j}$	Estimasi ACF pada <i>lag</i> ke- $k-j$
$\hat{\rho}_j$	Estimasi ACF pada <i>lag</i> ke- j

k	<i>Lag</i>
j	Indeks <i>lag</i>
α	Parameter L1 (<i>Lasso</i>)
β	Parameter L2 (<i>Ridge</i>)
ACF	<i>Autocorrelation Function</i>
BPS	Badan Pusat Statistik
GBM	<i>Gradient Boosting Machine</i>
HET	Harga Eceran Tertinggi
LightGBM	<i>Light Gradient Boosting Machine</i>
MAE	<i>Mean Absolute Error</i>
MAPE	<i>Mean Absolute Percentage Error</i>
PACF	<i>Partial Autocorrelation Function</i>
RMSE	<i>Root Mean Square Error</i>

PRODI STATISTIKA