

# **MODEL PREDIKSI PERMINTAAN LAPIS BOGOR ABC MENGUNAKAN ALGORITMA XGBOOST DAN RANDOM FOREST DI PT XYZ**

**NUR HIKMAH**



**DEPARTEMEN TEKNOLOGI INDUSTRI PERTANIAN  
FAKULTAS TEKNOLOGI PERTANIAN  
INSTITUT PERTANIAN BOGOR  
BOGOR  
2025**



*@Hak cipta milik IPB University*

IPB University



IPB University  
— Bogor Indonesia —

Hak Cipta Dilindungi Undang-undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
  - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah
  - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar IPB University.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin IPB University.

Perpustakaan IPB University



## PERNYATAAN MENGENAI TUGAS AKHIR DAN SUMBER INFORMASI SERTA PELIMPAHAN HAK CIPTA

Dengan ini saya menyatakan bahwa tugas akhir dengan judul “Model Prediksi Permintaan Lapis Bogor ABC Menggunakan Algoritma *XGBoost* dan *Random Forest* di PT XYZ” adalah karya saya dengan arahan dari dosen pembimbing dan belum diajukan dalam bentuk apa pun kepada perguruan tinggi mana pun. Sumber informasi yang berasal atau dikutip dari karya yang diterbitkan maupun tidak diterbitkan dari penulis lain telah disebutkan dalam teks dan dicantumkan dalam Daftar Pustaka di bagian akhir tugas akhir ini.

Dengan ini saya melimpahkan hak cipta dari karya tulis saya kepada Institut Pertanian Bogor.

Bogor, Juli 2025

Nur Hikmah  
F3401211119



## ABSTRAK

NUR HIKMAH. Model Prediksi Permintaan Lapis Bogor ABC Menggunakan Algoritma *XGBoost* dan *Random Forest* di PT XYZ. Dibimbing oleh HARTRISARI HARDJOMIDJOJO dan MARIMIN.

Peramalan permintaan produk Lapis Bogor ABC dengan umur simpan pendek di PT XYZ menghadapi tantangan akurasi, menyebabkan masalah operasional seperti *overstock* dan *stockout* akibat ketidakmampuan metode konvensional dalam memodelkan pola permintaan yang fluktuatif. Penelitian ini bertujuan mengembangkan dan membandingkan model prediksi berbasis *machine learning* untuk meningkatkan akurasi peramalan pada dua varian produk Lapis Bogor ABC. Menggunakan algoritma *Random Forest* dan *XGBoost*, penelitian ini menganalisis data historis melalui rekayasa fitur dan optimisasi *hyperparameter*. Hasil analisis menunjukkan bahwa faktor musiman terkait hari raya besar, khususnya Lebaran, merupakan prediktor permintaan paling dominan. Evaluasi komparatif menemukan tidak ada satu model pun yang unggul secara universal, model *XGBoost* mencapai akurasi tertinggi untuk varian *original* keju yaitu sebesar 88,13%, sementara *Random Forest* lebih superior untuk varian *brownies* keju sebesar 90,16%. Hal ini secara konklusif memvalidasi bahwa pendekatan peramalan *one-size-fits-all* tidak efektif. Pemilihan model prediktif yang disesuaikan secara spesifik dengan karakteristik unik setiap produk menjadi krusial untuk optimisasi dan pengambilan keputusan yang lebih akurat.

Kata kunci: Lapis Bogor ABC, *machine learning*, peramalan permintaan, *Random Forest*, *XGBoost*



## ABSTRACT

NUR HIKMAH. Demand Forecasting Model for Lapis Bogor ABC Using XGBoost and Random Forest Algorithms at XYZ Co. Supervised by HARTRISARI HARDJOMIDJOJO and MARIMIN.

Demand forecasting for short shelf life Lapis Bogor ABC products at PT XYZ faces accuracy challenges, leading to operational issues such as overstock and stockouts due to the inability of conventional methods to model fluctuating demand patterns. This study aims to develop and compare machine learning based predictive models to improve forecasting accuracy for two variants of the Lapis Bogor ABC product. Using the Random Forest and XGBoost algorithms, the study analyzes historical data through feature engineering and hyperparameter optimization. The analysis reveals that seasonal factors related to major holidays, particularly Lebaran, are the most dominant demand predictors. Comparative evaluation shows that no single model universally outperforms the other. XGBoost achieved the highest accuracy for the original cheese variant at 88.13%, while Random Forest performed better for the cheese brownies variant at 90.16%. These findings conclusively validate that a one size fits all forecasting approach is ineffective. Selecting predictive models specifically tailored to the unique characteristics of each product is crucial for optimization and more accurate decision making.

**Keywords:** demand forecasting, Lapis Bogor ABC, machine learning, Random Forest, XGBoost



Hak Cipta Dilindungi Undang-undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
  - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah
  - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar IPB University.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin IPB University.

© Hak Cipta milik IPB, tahun 2025<sup>1</sup>  
Hak Cipta dilindungi Undang-Undang

*Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan atau menyebutkan sumbernya. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik, atau tinjauan suatu masalah, dan pengutipan tersebut tidak merugikan kepentingan IPB.*

*Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apa pun tanpa izin IPB.*

# **MODEL PREDIKSI PERMINTAAN LAPIS BOGOR ABC MENGUNAKAN ALGORITMA *XGBOOST* DAN *RANDOM FOREST* DI PT XYZ**

**NUR HIKMAH**

Tugas Akhir  
sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar  
Sarjana Teknik pada  
Program Studi Teknik Industri Pertanian

**DEPARTEMEN TEKNOLOGI INDUSTRI PERTANIAN  
FAKULTAS TEKNOLOGI PERTANIAN  
INSTITUT PERTANIAN BOGOR  
BOGOR  
2025**



*@Hak cipta milik IPB University*

Hak Cipta Dilindungi Undang-undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
  - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah
  - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar IPB University.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin IPB University.

Tim Penguji pada Ujian Tugas Akhir:

1. Prof. Dr. Ir. Machfud, M.S.

2. Prof. Dr. Ir. Khaswar Syamsu, M.Sc. St.



Judul Tugas Akhir : Model Prediksi Permintaan Lapis Bogor ABC  
Menggunakan Algoritma *XGBoost* dan *Random Forest*  
di PT XYZ  
Nama : Nur Hikmah  
NIM : F3401211119

Disetujui oleh

Pembimbing 1:  
Prof. Dr. Ir. Hartrisari Hardjomidjojo, D.E.A.

Pembimbing 2:  
Prof. Dr. Ir. Marimin, M.Sc.



Diketahui oleh

Ketua Departemen Teknologi Industri Pertanian:  
Prof. Dr. Ono Suparno, S.TP.M.T.  
NIP 19721203 199702 1 001



Tanggal Ujian:  
18 Juli 2025

Tanggal Lulus:  
4 Agustus 2025



## PRAKATA

Puji dan syukur penulis panjatkan kepada Allah SWT atas segala karunia-Nya sehingga karya ilmiah ini berhasil diselesaikan. Tema yang dipilih dalam penelitian yang dilaksanakan sejak bulan Januari 2025 sampai bulan Juni 2025 sebagai bagian dari Proyek Desain Utama Agroindustri dengan judul “Model Prediksi Permintaan Lapis Bogor ABC Menggunakan Algoritma *XGBoost* dan *Random Forest* di PT XYZ”. Penulis menyampaikan ucapan terima kasih kepada:

1. Kedua orang tua tercinta, yang menjadi sumber inspirasi dan motivasi utama. Terima kasih atas segala limpahan doa yang tak pernah putus, pengorbanan yang tak terhingga, serta dukungan yang senantiasa mengiringi setiap langkah penulis dalam menempuh pendidikan hingga penyelesaian proyek ini.
2. Prof. Dr. Ir. Marimin, M.Sc. dan Prof. Dr. Ir. Hartrisari Hardjomidjojo, D.E.A. sebagai dosen PIC proyek dan dosen pembimbing atas arahan, waktu, dan motivasi yang sangat membangun selama proses pengerjaan proyek hingga selesai.
3. Bapak/Ibu dosen selaku dosen penguji yang telah memberikan saran dan masukan pada sidang tugas akhir.
4. Seluruh jajaran manajemen dan staf PT XYZ sebagai mitra perusahaan atas kesempatan, kepercayaan, serta kesediaan untuk berbagi data dan informasi yang sangat berharga dan secara khusus kepada manajer proyek atas segala bantuan dan dukungan yang diberikan selama pengerjaan proyek.
5. Teman sekaligus rekan satu tim yang luar biasa, Ahmad Ghifari, Sesilia Suarni, dan Rasyid Rizqillah. Terima kasih telah menjadi kawan seperjuangan dalam melalui suka duka proyek ini. Setiap sesi diskusi hingga larut malam, saling bertukar pikiran, dan semangat untuk tidak menyerah adalah dukungan yang tak ternilai.
6. Teman-teman Tinvincible 58, atas kenangan dan kebersamaan selama masa perkuliahan dan pengerjaan proyek ini.

Semoga karya ilmiah ini bermanfaat bagi pihak yang membutuhkan dan bagi kemajuan ilmu pengetahuan.

Bogor, Juli 2025

*Nur Hikmah*



## DAFTAR ISI

DAFTAR TABEL	x
DAFTAR GAMBAR	x
DAFTAR LAMPIRAN	x
DAFTAR ISTILAH	xi
I PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	2
1.3 Tujuan	2
1.4 Manfaat	3
1.5 Ruang Lingkup	3
II TINJAUAN PUSTAKA	4
2.1 Prediksi Permintaan	4
2.2 <i>Machine Learning</i>	4
2.3 <i>Supervised Learning</i>	5
2.4 <i>XGBoost</i>	5
2.5 <i>Random Forest</i>	6
2.6 <i>Hyperparameter Tuning Method</i>	7
III METODE	10
3.1 Waktu dan Tempat	10
3.2 Kerangka Pemodelan	10
3.3 Sumber Data	11
3.4 Pra-Pemrosesan Data ( <i>Data Pre-processing</i> )	11
3.5 Rekayasa Fitur ( <i>Feature Engineering</i> )	12
3.6 Skenario Pembagian Data Latih dan Uji ( <i>Split Train-Test</i> )	12
3.7 Pelatihan, dan Optimasi Model	13
3.8 Evaluasi Kinerja dan Pemilihan Model	13
IV HASIL DAN PEMBAHASAN	15
4.1 Analisis Situasional	15
4.2 Analisis Deskriptif	16
4.3 Hasil Pra-Pemrosesan Data	17
4.4 Penentuan <i>Feature Engineering</i>	17
4.5 Penentuan <i>Split Train-Test</i>	19
4.6 Hasil Pemodelan	21
4.7 <i>Hyperparameter Terbaik</i>	25
4.8 <i>Feature Importance</i>	26
4.9 Keterbatasan Penelitian dan Implikasi Manajerial	28
V SIMPULAN DAN SARAN	30
5.1 Simpulan	30
5.2 Saran	30
DAFTAR PUSTAKA	31
LAMPIRAN	33
RIWAYAT HIDUP	38



## DAFTAR TABEL

1	<i>Feature</i> yang akan digunakan dalam pemodelan <i>machine learning</i>	18
2	Hasil pengujian <i>split train-test</i>	20
3	Rancangan skenario pengujian	21
4	Akurasi prediksi pada varian <i>original</i> keju	22
5	Akurasi prediksi pada varian <i>brownies</i> keju	23
6	Nilai optimal <i>hyperparameter</i> model <i>XGBoost</i>	25
7	Nilai optimal <i>hyperparameter</i> model <i>Random Forest</i>	26
8	<i>Feature importance</i> varian <i>original</i> keju	27
9	<i>Feature importance</i> varian <i>brownies</i> keju	28

## DAFTAR GAMBAR

1	Pohon regresi <i>XGBoost</i>	6
2	Tahap pemodelan <i>machine learning</i>	10
3	Tren penjualan harian	16
4	Hasil pengujian kombinasi <i>feature</i> (varian <i>original</i> keju)	19
5	Hasil pengujian kombinasi <i>feature</i> (varian <i>brownies</i> keju)	19
6	Grafik <i>split train-test</i> 88:12 (varian <i>original</i> keju)	20
7	Grafik <i>split train-test</i> 62:38 (varian <i>brownies</i> keju)	21
8	Hasil prediksi dengan model <i>XGBoost</i>	23
9	Hasil prediksi dengan model <i>Random Forest</i>	24

## DAFTAR LAMPIRAN

1	Lampiran 1 Grafik hasil prediksi dan <i>feature importance</i> model <i>XGBoost</i> pada varian <i>original</i> keju	34
2	Lampiran 2 Grafik hasil prediksi dan <i>feature importance</i> model <i>Random Forest</i> pada varian <i>original</i> keju	35
3	Lampiran 3 Grafik hasil prediksi dan <i>feature importance</i> model <i>XGBoost</i> pada varian <i>brownies</i> keju	36
4	Lampiran 4 Grafik hasil prediksi dan <i>feature importance</i> model <i>Random Forest</i> pada varian <i>brownies</i> keju	37



## DAFTAR ISTILAH

<i>Bagging</i>	: Teknik <i>ensemble</i> yang menggabungkan beberapa model yang dilatih secara paralel pada sub-sampel data yang berbeda untuk meningkatkan stabilitas dan akurasi.
<i>Boosting</i>	: Teknik <i>ensemble</i> tempat model-model dibangun secara sekuensial (berurutan), dengan setiap model baru berfokus memperbaiki kesalahan dari model sebelumnya.
<i>Decision tree</i>	: Model <i>machine learning</i> dengan struktur menyerupai pohon, tempat setiap simpul internal merepresentasikan pengujian pada sebuah atribut.
<i>Demand forecasting</i>	: Proses untuk memprediksi permintaan produk di masa depan berdasarkan analisis data historis dan faktor-faktor relevan lainnya.
<i>Ensemble</i>	: Metode pada <i>machine learning</i> yang menggabungkan beberapa model pembelajaran untuk menghasilkan satu model prediksi tunggal yang lebih unggul.
<i>Feature engineering</i>	: Proses penggunaan pengetahuan domain untuk membuat atau mengubah fitur (variabel) dari data mentah untuk meningkatkan kinerja model prediktif.
<i>Feature importance</i>	: Metrik yang mengukur kontribusi relatif dari setiap fitur (variabel) terhadap akurasi prediksi suatu model <i>machine learning</i> .
<i>Machine learning</i>	: Cabang dari kecerdasan buatan yang memberikan kemampuan pada sistem untuk belajar dan beradaptasi dari data tanpa diprogram secara eksplisit.
<i>Missing values</i>	: Ketiadaan data atau nilai yang tidak tercatat pada satu atau lebih fitur untuk sebuah observasi di dalam himpunan data.
<i>One-size-fits-all</i>	: Pendekatan atau solusi generik yang diasumsikan berlaku sama efektifnya untuk semua kondisi, tanpa mempertimbangkan variasi spesifik.
<i>Overforecasting</i>	: Kondisi saat hasil prediksi permintaan secara konsisten lebih tinggi daripada permintaan aktual yang terjadi.
<i>Overfitting</i>	: Fenomena pada model <i>machine learning</i> yang menunjukkan performa sangat baik pada data latih, tetapi performa buruk pada data baru yang belum pernah dipelajari.
<i>Overstock</i>	: Kondisi kelebihan jumlah persediaan barang yang melebihi tingkat permintaan aktual, sehingga menimbulkan biaya penyimpanan tambahan.



Random Forest

: Algoritma *ensemble* berbasis *bagging* yang membangun banyak *decision tree* dan menggabungkan hasilnya untuk meningkatkan akurasi dan mencegah *overfitting*.

Real-time

: Proses atau sistem yang mampu mengolah dan merespons data atau suatu peristiwa secara instan dengan jeda waktu yang sangat minimal.

Redundan

: Kondisi saat suatu informasi atau fitur bersifat berlebihan karena esensi informasinya telah terkandung dalam fitur lain pada himpunan data.

Underforecasting

: Kondisi saat hasil prediksi permintaan secara konsisten lebih rendah dari permintaan aktual, sehingga berpotensi menyebabkan kekurangan persediaan (*stockout*).

XGBoost

: Implementasi algoritma *gradient boosting* yang dioptimalkan untuk kecepatan, fleksibilitas, dan performa komputasi yang tinggi.

@Hak cipta milik IPB University

Hak Cipta Dilindungi Undang-undang  
1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :  
a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah  
b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar IPB University.  
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin IPB University.