

CEK TURNITIN

SKRIPSI SAYYIDAH SHUFIYAH AL MAGHFIROH SI

 SATSET DIGITAL 3

Document Details

Submission ID

trn:oid:::3618:151105362

Submission Date

Sep 9, 2026, 3:04 PM GMT+7

Download Date

Sep 9, 2026, 3:13 PM GMT+7

File Name

SKRIPSI SAYYIDAH SHUFIYAH AL MAGHFIROH SI.pdf

File Size

1.4 MB

71 Pages

11,566 Words

74,063 Characters

34% Overall Similarity

The combined total of all matches, including overlapping sources, for each database.

Filtered from the Report

- Bibliography

Top Sources

- 25%  Internet sources
- 14%  Publications
- 26%  Submitted works (Student Papers)

Integrity Flags

0 Integrity Flags for Review

Our system's algorithms look deeply at a document for any inconsistencies that would set it apart from a normal submission. If we notice something strange, we flag it for you to review.

A Flag is not necessarily an indicator of a problem. However, we'd recommend you focus your attention there for further review.

Top Sources

- 25% Internet sources
- 14% Publications
- 26% Submitted works (Student Papers)

Top Sources

The sources with the highest number of matches within the submission. Overlapping sources will not be displayed.

1	Internet	repository.unisi.ac.id	2%
2	Internet	repository.unilak.ac.id	<1%
3	Internet	positori.buddhidharma.ac.id	<1%
4	Internet	repository.uin-suska.ac.id	<1%
5	Internet	e-journals.unmul.ac.id	<1%
6	Internet	repository.unpas.ac.id	<1%
7	Internet	repository.upnjatim.ac.id	<1%
8	Internet	ejurnal.stmik-budidarma.ac.id	<1%
9	Publication	Laila Salsabilla Hanifa, Herlawati Herlawati, Rakhmat Purnomo. "Perbandingan K...	<1%
10	Internet	ojs.ninetyjournal.com	<1%
11	Internet	jurnal.uts.ac.id	<1%

12	Internet	jpti.journals.id	<1%
13	Student papers	UIN Sultan Syarif Kasim Riau on 2021-02-02	<1%
14	Student papers	Universitas Muhammadiyah Makassar on 2026-07-29	<1%
15	Internet	repository.ar-raniry.ac.id	<1%
16	Internet	repository.unpkediri.ac.id	<1%
17	Internet	eprints.uny.ac.id	<1%
18	Student papers	Universitas Islam Negeri Sumatera Utara on 2026-06-18	<1%
19	Internet	jurnal.univrab.ac.id	<1%
20	Internet	etheses.uin-malang.ac.id	<1%
21	Student papers	Universitas Pamulang on 2026-07-20	<1%
22	Internet	docplayer.info	<1%
23	Student papers	Universitas Pamulang on 2026-05-20	<1%
24	Internet	cdn.juris.id	<1%
25	Internet	ejurnal.seminar-id.com	<1%

26	Student papers	Universitas Sangga Buana YPKP on 2026-08-10	<1%
27	Internet	repository.nurulfikri.ac.id	<1%
28	Internet	journalcenter.org	<1%
29	Internet	jurnal.ulb.ac.id	<1%
30	Internet	kc.umn.ac.id	<1%
31	Publication	Sari Lumbantoruan, Arnawati Duha, Tia Puji Astuti, Ahmad Jurnaidi Wahidin, Beni...	<1%
32	Student papers	UPN Veteran Yogyakarta on 2026-05-29	<1%
33	Student papers	Universitas Pamulang on 2026-07-28	<1%
34	Internet	ojs.trigunadharma.ac.id	<1%
35	Student papers	Universitas Sangga Buana YPKP on 2026-07-24	<1%
36	Internet	conference.ut.ac.id	<1%
37	Internet	jurnal.untan.ac.id	<1%
38	Internet	www.infosawit.com	<1%
39	Student papers	Universitas Pamulang on 2026-07-06	<1%

40	Internet	etheses.iainkediri.ac.id	<1%
41	Student papers	Universitas Pendidikan Indonesia on 2025-02-23	<1%
42	Student papers	Universitas Respati Indonesia on 2026-08-21	<1%
43	Student papers	Universitas Tarumanagara on 2025-12-10	<1%
44	Internet	repository.ulb.ac.id	<1%
45	Student papers	Universitas Islam Negeri Sumatera Utara on 2026-06-27	<1%
46	Student papers	Universitas Islam Riau on 2025-11-12	<1%
47	Internet	repository.nusaputra.ac.id	<1%
48	Student papers	Universitas Sangga Buana YPKP on 2026-07-29	<1%
49	Internet	ejurnal.ubharajaya.ac.id	<1%
50	Student papers	Universitas Sangga Buana YPKP on 2026-07-30	<1%
51	Publication	Yunadi Fitra Munawar, Andria Arisal. "Analisis Prediksi Harga Sewa Ruko Menggu...	<1%
52	Internet	arxiv.org	<1%
53	Internet	repository.usd.ac.id	<1%

54	Student papers	Universitas Putera Batam on 2026-07-28	<1%
55	Internet	eprints.poltektegal.ac.id	<1%
56	Student papers	UPN Veteran Yogyakarta on 2026-05-04	<1%
57	Internet	journal.isas.or.id	<1%
58	Internet	repository.unisma.ac.id	<1%
59	Student papers	Universitas Muhammadiyah Palembang on 2026-05-04	<1%
60	Internet	repository.itpln.ac.id	<1%
61	Internet	repositorybaru.stieykpn.ac.id	<1%
62	Student papers	LPPM on 2025-07-22	<1%
63	Student papers	Universitas Islam Riau on 2025-09-22	<1%
64	Internet	e-journal.uajy.ac.id	<1%
65	Internet	repository.iainsasbabel.ac.id	<1%
66	Internet	www.scribd.com	<1%
67	Publication	Fia Hamasyatus Syahadah, Ridho Taufiq Subagio, Putri Rizqiyah. "PENERAPAN XG...	<1%

68	Student papers	UPN Veteran Yogyakarta on 2026-05-05	<1%
69	Internet	eprints.amikom.ac.id	<1%
70	Internet	repository.ekuitas.ac.id	<1%
71	Publication	Muhammad Ferreyra Fajri, Nezvito Aryra, Nasrun Hadi, Raja Ikbar. "Analisis Predi...	<1%
72	Publication	Roni Saputra. "A Comparative Analysis of Univariate and Multivariate LSTM Mode...	<1%
73	Student papers	Universitas Sumatera Utara on 2026-05-18	<1%
74	Publication	Yulia Herdiyanti, Ketut Sukiyono, Andi Irawan. "Volatility and Transmission of Pal...	<1%
75	Internet	repo.darmajaya.ac.id	<1%
76	Publication	Surtikanti Surtikanti, Pramudya Reynaldi Salim. "Implementasi Metode Naive Bay...	<1%
77	Student papers	UPN Veteran Yogyakarta on 2026-05-18	<1%
78	Student papers	UPN Veteran Yogyakarta on 2026-07-08	<1%
79	Student papers	Universitas Sangga Buana YPKP on 2026-08-12	<1%
80	Student papers	Universitas Tarumanagara on 2025-12-15	<1%
81	Student papers	Sultan Agung Islamic University on 2025-08-06	<1%

82	Student papers	Universitas Pamulang on 2026-07-03	<1%
83	Student papers	Universitas Pamulang on 2026-07-11	<1%
84	Student papers	Universitas Pamulang on 2026-07-22	<1%
85	Internet	proceeding.unpkediri.ac.id	<1%
86	Publication	Dian Pramesti, Wiga Maulana Baihaqi. "Perbandingan Prediksi Jumlah Transaksi ...	<1%
87	Student papers	Tarumanagara University on 2026-06-22	<1%
88	Student papers	Universitas Putera Batam on 2026-02-03	<1%
89	Student papers	Universitas Sangga Buana YPKP on 2026-07-31	<1%
90	Internet	repository.unmul.ac.id	<1%
91	Publication	Fini Ikhfiani Fadilah, Purwadi Purwadi. "Classification of Impulse Buying on TikTo...	<1%
92	Student papers	Universitas Budi Luhur on 2025-07-12	<1%
93	Internet	id.123dok.com	<1%
94	Internet	repository.unissula.ac.id	<1%
95	Internet	santika.upnjatim.ac.id	<1%

96	Student papers	UM Surabaya on 2025-09-12	<1%
97	Student papers	Universitas Pamulang on 2026-07-07	<1%
98	Student papers	Universitas Pancasila on 2026-06-26	<1%
99	Student papers	Universitas Tarumanagara on 2025-12-24	<1%
100	Internet	ejurnal.kampusakademik.co.id	<1%
101	Student papers	itera on 2025-07-24	<1%
102	Internet	j-ptiik.ub.ac.id	<1%
103	Internet	ppid.riau.go.id	<1%
104	Internet	repository.its.ac.id	<1%
105	Internet	riau.antaranews.com	<1%
106	Internet	123dok.com	<1%
107	Publication	Alvina Lia, Abdul Rahim, Taghfirul Azhima Yoga Siswa. "ANALISIS SENTIMEN APLI...	<1%
108	Publication	Muhamad Zaryl Akbar, Dadang Priyanto, Ria Rismayati. "Prediksi Tingkat Realisas...	<1%
109	Student papers	Politeknik Penerbangan Surabaya on 2026-06-23	<1%

110	Student papers	UIN Sunan Gunung Djati Bandung on 2026-06-02	<1%
111	Student papers	Udayana University on 2026-08-29	<1%
112	Student papers	Universitas Negeri Semarang on 2026-05-11	<1%
113	Publication	Yusuf Ashari, Agus Suhendar. "IMPLEMENTASI ALGORITMA LONG SHORT-TERM M...	<1%
114	Internet	ejournal.forda-mof.org	<1%
115	Internet	eprints.umk.ac.id	<1%
116	Internet	hargasawithariiniturun.blogspot.com	<1%
117	Internet	jurnal.stkipppgritulungagung.ac.id	<1%
118	Internet	rama.unimal.ac.id	<1%
119	Internet	repositori.usu.ac.id	<1%
120	Publication	Andre Wiejaya, Indah Fenriana. "Prediksi Harga Saham Top 10 NASDAQ dengan T...	<1%
121	Student papers	Konsorsium Perguruan Tinggi Swasta Indonesia II on 2025-07-25	<1%
122	Student papers	President University on 2019-12-19	<1%
123	Student papers	STT PLN on 2022-08-11	<1%

124	Student papers	Sriwijaya University on 2021-05-18	<1%
125	Student papers	UPN Veteran Yogyakarta on 2025-09-29	<1%
126	Student papers	Universitas Islam Negeri Raden Fatah on 2023-12-02	<1%
127	Student papers	Universitas Jambi on 2026-05-11	<1%
128	Student papers	Universitas Muslim Indonesia on 2024-11-12	<1%
129	Student papers	Universitas Negeri Jakarta on 2026-08-01	<1%
130	Student papers	Universitas Pamulang on 2026-07-06	<1%
131	Student papers	Universitas Pamulang on 2026-07-22	<1%
132	Student papers	Universitas Pelita Harapan	<1%
133	Student papers	Universitas Putera Batam on 2026-02-03	<1%
134	Student papers	Universitas Tarumanagara on 2025-12-17	<1%
135	Internet	danielstephanus.wordpress.com	<1%
136	Internet	es.scribd.com	<1%
137	Internet	sameapk.com	<1%

138	Internet	slideflix.net	<1%
139	Internet	stpmanado.ac.id	<1%
140	Publication	Githa Alfiansyah, Neny Sulistianingsih, I Nyoman Switrayana. "Perbandingan Kin...	<1%
141	Publication	Intania Dharma Hartarti, Intan Amelia Septiyani, Daniel Armando Gultom, Yayan ...	<1%
142	Student papers	President University on 2020-02-17	<1%
143	Student papers	UIN Raden Intan Lampung on 2026-04-14	<1%
144	Student papers	UIN Raden Intan Lampung on 2026-07-13	<1%
145	Student papers	Universitas Bengkulu on 2025-10-17	<1%
146	Student papers	Universitas Brawijaya on 2019-06-22	<1%
147	Student papers	Universitas Brawijaya on 2019-07-01	<1%
148	Student papers	Universitas Islam Riau on 2025-07-18	<1%
149	Student papers	Universitas Islam Riau on 2026-04-22	<1%
150	Student papers	Universitas Muhammadiyah Palembang on 2025-10-06	<1%
151	Student papers	Universitas Negeri Jakarta on 2018-08-24	<1%

152	Student papers	Universitas Pamulang on 2026-07-03	<1%
153	Student papers	Universitas Sangga Buana YPKP on 2026-07-28	<1%
154	Student papers	Universitas Sumatera Utara on 2026-03-09	<1%
155	Student papers	Universitas Tarumanagara on 2025-12-24	<1%
156	Internet	asepsuwarnadjaja.blogspot.com	<1%
157	Internet	e-journals2.unmul.ac.id	<1%
158	Internet	fahruddin.org	<1%
159	Internet	journal.febi.uinib.ac.id	<1%
160	Internet	journal.fkpt.org	<1%
161	Internet	lib.unnes.ac.id	<1%
162	Internet	repository.lib.pcr.ac.id	<1%
163	Internet	repository.teknokrat.ac.id	<1%
164	Internet	repository.uinsaizu.ac.id	<1%
165	Internet	repository.upi.edu	<1%

166	Student papers	East Union High School on 2026-07-02	<1%
167	Student papers	Fakultas Ekonomi Universitas Indonesia on 2025-10-04	<1%
168	Student papers	Fakultas Teknik on 2025-10-28	<1%
169	Publication	Moses Sinanta P.W.J.. "PREDIKSI HARGA MOBIL MENGGUNAKAN LINEAR REGRESS...	<1%
170	Student papers	Sekolah Teknik Elektro & Informatika on 2025-07-18	<1%
171	Student papers	UPN Veteran Jakarta on 2026-07-24	<1%
172	Student papers	Universitas Pamulang on 2026-07-11	<1%
173	Student papers	Universitas Putera Batam on 2020-12-01	<1%
174	Student papers	Continuing Studies/Education - Brightspace TEST on 2026-09-08	<1%
175	Publication	January Rizki, . Nusril, Putri Suci Asriani. "ANALISIS PENANGANAN PENERIMAAN T...	<1%
176	Student papers	Konsorsium PTS Batch 5 on 2026-06-26	<1%
177	Student papers	Universitas Brawijaya on 2017-07-07	<1%
178	Student papers	Universitas Islam Indonesia on 2018-01-22	<1%
179	Student papers	Universitas Pamulang on 2026-05-20	<1%

180

Student papers

Universitas Pembangunan Panca Budi on 2026-07-08

<1%

181

Student papers

Universitas Terbuka on 2025-12-17

<1%

SISTEM PREDIKSI HARGA SAWIT MENGUNAKAN ALGORITMA XGBOOST

SKRIPSI



Disusun oleh:

SAYYIDAH SHUFIYAH AL MAGHFIROH

403221010039

**PROGRAM STUDI SISTEM INFROMASI
FAKULTAS TEKNIK DAN ILMU KOMPUTER
UNIVERSITAS ISLAM INDRAGIRI
2026**

SISTEM PREDIKSI HARGA SAWIT MENGUNAKAN ALGORITMA XGBOOST

PALM OIL PRICE PREDICTION SYSTEM USING THE XGBOOST ALGORITHM

1

Duajukan untuk memenuhi salah satu syarat
Memperoleh derajat Serjana S1



Disusun oleh:

SAYYIDAH SHUFIYAH AL MAGHFIROH

403221010039

1

**PROGRAM STUDI SISTEM INFROMASI
FAKULTAS TEKNIK DAN ILMU KOMPUTER
UNIVERSITAS ISLAM INDRAGIRI**

2026

PERNYATAAN

17 Saya yang bertanda tangan di bawah ini menyatakan bahwa skripsi yang berjudul "**Sistem Prediksi Harga Kelapa Sawit Menggunakan Algoritma XGBoost**" merupakan hasil karya saya sendiri dan belum pernah diajukan untuk memperoleh gelar akademik pada perguruan tinggi mana pun. Sepanjang pengetahuan saya, tidak terdapat karya atau pendapat yang pernah ditulis atau diterbitkan oleh orang lain, kecuali yang secara tertulis diacu dalam naskah skripsi ini dan dicantumkan dalam daftar pustaka sesuai dengan kaidah penulisan ilmiah.

78 Apabila di kemudian hari terbukti bahwa skripsi ini mengandung unsur plagiarisme atau penjiplakan, baik sebagian maupun seluruhnya, maka saya bersedia menerima sanksi akademik sesuai dengan peraturan yang berlaku di Universitas Islam Indragiri.

40 Demikian surat pernyataan ini saya buat dengan sebenar-benarnya agar dapat dipergunakan sebagaimana mestinya.

Tembilahan, 20 Januari 2026

Sayyidah Shufiyah Al Maghfiroh

KATA PENGANTAR

Puji syukur kepada Tuhan yang Maha Esa atas segala berkat dan karunia-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan Tugas Akhir yang berjudul: **“Sistem Prediksi Harga Sawit Menggunakan Algoritma Xgboost”**.

Sebagai syarat kelulusan Program Studi Sistem Informasi, Fakultas Teknik dan Ilmu Komputer, Universitas Islam Indragiri. Penulisan Tugas Akhir ini dapat terselesaikan dengan berkat dukungan, bantuan dan dorongan dari banyak pihak. Penulis menyampaikan ucapan terimakasih kepada:

1. Bapak Dr.Najamuddin Lc., MA, Sebagai Rektor Universitas Islam Indragiri
2. Bapak Dr. Bayu Rianto, S.SI., M.Kom Sebagai Dekan Fakultas Teknik Dan Ilmu Komputer Universitas Islam Indragiri
3. Ibu Fitri Yunita S.SI.,M.Kom Sebagai Ketua Prodi Program Studi Sistem Informasi Fakultas Teknik Dan Ilmu Komputer
4. Bapak Muh.Rasyid Ridha, S.SI, M.Kom Sebagai Dosen Pembimbing Utama Yang Telah Meluangkan Waktu Dengan Memberikan Saran, Masukan Serta Bimbingan Selama Penyusunan Tugas Proposal Akhir Ini.
5. Bapak Abdul Muni, S.Kom,M.Kom Sebagai Pembimbing Pendamping Yang Telah Meluangkan Waktu Dengan Memberikan Saran, Masukan Serta Bimbingan Selama Penulisan Tugas Proposal Akhir Ini.
6. Kedua orang tua ku tercinta bapak M. Sihabuddin dan Mama Suryati, yang selalu mendukung, mendoakan, memberikan semangat, memberikan kasih sayang yang tiada henti-hentinya hingga saat ini kepada saya. Mama, Bapak

6

terimakasih atas doa dan restunya serta dukungan finansial dan motivasi selama ini kepada saya sehingga saya bisa diberikan kelancaran dalam menyelesaikan skripsi ini.

6

7. Kepada seluruh Staf serta karyawan FTIK Universitas Islam Indragiri, saya ucapkan terimakasih banyak sudah membantu semua keperluan saya selama kuliah.

7

8. Terimakasih kepada para teman maupun sahabat yang sudah banyak terlibat dalam kondisi apapun yang saya alami dan selalu ada disamping saya. Terimakasih sudah menjadi teman yang baik yang selalu memberi motivasi dan contoh yang baik untuk saya. Semoga kita tetap bisa berteman selamanya dan Allah selalu melindungi kita dalam segala hal.

9. Semua pihak yang tidak dapat disebutkan satu per satu, namun telah memberikan kontribusi secara langsung maupun tidak langsung.

Penulis menyadari bahwa di dalam penyusunan tugas akhir ini banyak terdapat kekurangan. Untuk itu kritik dan saran yang membangun dari semua pihak sangat diharapkan demi kesempurnaan penulisan skripsi ini. Akhirnya, dengan segala keterbatasan yang penulis miliki semoga laporan ini dapat bermanfaat bagi semua pihak umumnya dan penulis pada khususnya.

Tembilahan, 20 Januari 2026

Sayyidah Shufiyah Al Maghfiroh

DAFTAR ISI

KATA PENGANTAR	i
DAFTAR ISI	iii
DAFTAR TABEL	vi
DAFTAR GAMBAR	vii
INTISARI.....	viii
ABSTRAK	ix
ABSTRAK	x
ABSTRACT	xl
BAB I	1
PENDAHULUAN.....	1
1.1 Latar Belakang.....	1
1.2 Rumusan Masalah	4
1.3 Batasan Masalah.....	4
1.4 Tujuan Penelitian.....	4
1.5 Manfaat Penelitian.....	5
1.6 Sistematika Penulisan.....	6
BAB II.....	7
TINJAUAN LITERATUR.....	7

2.1	Sistem Prediksi	7
2.2	Kajian Literatur	11
2.3	Rangkuman.....	19
BAB III.....		21
METODE PENELITIAN.....		21
4.1	Kerangka Penelitian.....	21
BAB IV		32
HASIL DAN PEMBAHASAN.....		32
4.1	Hasil Penelitian.....	32
4.2.1.	Pengumpulan Data.....	33
4.2.2.	Pembentukan Target Prediksi	34
4.2.3.	Pra-Proses dan Rekayasa Fitur	34
4.2.4.	Pengembangan Model XGBoost	36
4.2.5.	Proses Pelatihan Model.....	37
4.2.6.	Implementasi Model pada Sistem.....	41
4.2.7.	Status Model Saat Ini.....	43
4.2.8.	Evaluasi Model	43
4.2	Pembahasan	44
4.3	Hasil Perbandingan Metode XGBoost dengan Metode Lain	50
BAB V.....		54

PENUTUP	54
5.1 Kesimpulan.....	54
5.2 Saran	55
DAFTAR PUSTAKA	56
LAMPIRAN.....	56

DAFTAR TABEL

173	Tabel 2.1 Analisis Metode Berbagai Objek Penelitian Terdahulu.....	11
	Tabel 2.2 Dataset dan Akurasi Penelitian Terdahulu.....	15
	Tabel 2.3 Perbandingan Metode Prediksi Harga	16
	Tabel 2.4 Variabel Penelitian Prediksi Harga Sawit	16
	Tabel 2.5 Akurasi Model Prediksi Harga	17
	Tabel 2.6 Penggunaan XGBoost pada Penelitian Terdahulu	17
	Tabel 2.7 Posisi Penelitian yang Dilakukan Berbagai Objek	18
7	Tabel 3.2 Pembagian Data	25
	Tabel 4.1 Dataset Penelitian.....	32
62	Tabel 4.2 Rekayasa Fitur	33
	Tabel 4.3 Fitur Tambahan	33
	Tabel 4.4 Parameter Model XGBoost	34
	Tabel 4.5 Versi Model	41
136	Tabel 4.6 Ringkasan Model	42
	Tabel 4.7 Hasil Evaluasi Model	42
	Tabel 4.8 Perbandingan Performa Metode prediksi	50

47

DAFTAR GAMBAR

23

63

59

Gambar 2.1	Arsitektur XGBoost	8
Gambar 3.1	Tahapan Penelitian	21
Gambar 4.1	Perbandingan Harga Aktual dan Prediksi	36
Gambar 4.2	Scatter Plot Harga Aktual vs Prediksi.....	37
Gambar 4.3	Residual vs Waktu	37
Gambar 4.4	Histogram Residual.....	38
Gambar 4.4	Histogram Residual.....	38
Gambar 4.5	Plot Prediksi.....	39
Gambar 4.6	Logo Aplikasi.....	44
Gambar 4.7	Tampilan Aplikasi.....	45
Gambar 4.8	Tampilan Menu Utama.....	45
Gambar 4.9	Tambah Data	46
Gambar 4.10	Tampilan Hasil Prediksi	47
Gambar 4.11	Data Histori.....	48
Gambar 4.12	Akurasi Model	48
Gambar 4.13	Laporan Harga Dan Prediksi	49

INTISARI

Perkembangan teknologi informasi dapat dimanfaatkan untuk membantu menyelesaikan berbagai permasalahan, salah satunya dalam memprediksi harga Tandan Buah Segar (TBS) kelapa sawit yang sering mengalami perubahan dari waktu ke waktu. Perubahan harga tersebut dapat memengaruhi pendapatan petani sehingga diperlukan suatu sistem yang mampu memberikan perkiraan harga secara lebih cepat dan akurat. Penelitian ini memanfaatkan algoritma Extreme Gradient Boosting (XGBoost) untuk membangun model prediksi berdasarkan data historis harga TBS yang dikumpulkan dari petani kelapa sawit di beberapa lokasi di Kabupaten Indragiri Hilir. Data yang diperoleh kemudian melalui proses preprocessing, pelatihan model, dan pengujian untuk mengetahui kemampuan algoritma dalam melakukan prediksi. Berdasarkan hasil pengujian, model XGBoost menghasilkan nilai MAE sebesar 57,543, RMSE sebesar 84,119, dan MAPE sebesar 1,621%, sehingga menunjukkan bahwa model memiliki tingkat kesalahan yang rendah dan mampu memberikan hasil prediksi yang baik. Sistem yang dikembangkan diharapkan dapat menjadi sarana pendukung bagi petani maupun pihak terkait dalam memperkirakan harga kelapa sawit dan membantu pengambilan keputusan yang lebih tepat berdasarkan data.

Kata Kunci: Kelapa Sawit, Prediksi Harga, XGBoost, Machine Learning, Tandan Buah Segar (TBS).

ABSTRAK

Fluktuasi harga Tandan Buah Segar (TBS) kelapa sawit menyebabkan petani mengalami kesulitan dalam memperkirakan harga pada periode berikutnya sehingga diperlukan suatu sistem prediksi yang akurat. Penelitian ini bertujuan membangun sistem prediksi harga kelapa sawit menggunakan algoritma Extreme Gradient Boosting (XGBoost) berdasarkan data historis harga TBS yang diperoleh dari petani di beberapa lokasi di Kabupaten Indragiri Hilir, Provinsi Riau, periode 2021–2025. Tahapan penelitian meliputi pengumpulan data, preprocessing, pembagian data menjadi data pelatihan dan data pengujian, pelatihan model menggunakan algoritma XGBoost, serta evaluasi menggunakan metrik MAE, RMSE, dan MAPE. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model XGBoost mampu menghasilkan prediksi harga sawit dengan nilai MAE sebesar 57,543, RMSE sebesar 84,119, dan MAPE sebesar 1,621%, yang menunjukkan tingkat kesalahan prediksi rendah dan akurasi yang baik. Dengan demikian, sistem yang dibangun mampu membantu petani dan pihak terkait dalam memperkirakan harga TBS kelapa sawit sebagai dasar pengambilan keputusan yang lebih tepat.

Kata Kunci: Prediksi Harga Sawit, Tandan Buah Segar (TBS), XGBoost, Machine Learning.

ABSTRACT

Fluctuations in the price of oil palm Fresh Fruit Bunches (FFB) cause farmers to experience difficulties in predicting prices in the next period, so an accurate prediction system is needed. This research aims to build a palm oil price prediction system using the Extreme Gradient Boosting (XGBoost) algorithm based on historical data on FFB prices obtained from farmers in several locations in Indragiri Hilir Regency, Riau Province, for the period 2021–2025. The research stages include data collection, preprocessing, dividing data into training data and testing data, model training using the XGBoost algorithm, and evaluation using MAE, RMSE and MAPE metrics. The research results show that the XGBoost model is able to produce palm oil price predictions with MAE values of 57.543, RMSE of 84.119, and MAPE of 1.621%, which shows a low level of prediction error and good accuracy. Thus, the system built is able to help farmers and related parties in estimating the price of palm oil FFB as a basis for making more appropriate decisions.

Keywords: Palm Oil Price Prediction, Fresh Fruit Bunches (FFB), XGBoost, Machine Learning.

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Pesatnya perkembangan teknologi dan ilmu pengetahuan pada masa kini membawa dampak signifikan terhadap berbagai aspek kehidupan manusia. Kemajuan teknologi tersebut juga dimanfaatkan dalam penerapan teknologi informasi di sektor perkebunan, terutama pada perkebunan kelapa sawit. Dalam konteks ini, kemampuan untuk memprediksi jumlah ekspor kelapa sawit secara akurat menjadi kebutuhan strategis[1]. Seiring dengan kemajuan teknologi, machine learning mulai dimanfaatkan dalam prediksi harga karena kemampuannya dalam menangkap pola kompleks dan menghasilkan estimasi yang akurat. Penerapan model pembelajaran mesin seperti Extreme Gradient Boosting (XGBoost) menjadi semakin populer dalam analisis data keuangan. XGBoost, sebagai algoritma berbasis pohon keputusan yang dioptimalkan, dikenal karena kemampuannya dalam menangani dataset besar dan mengurangi overfitting[2]. Hal ini sangat berguna dalam berbagai aplikasi praktis, terutama dalam memprediksi harga sawit.

Tanaman kelapa sawit (*Elaeis guineensis*) adalah salah satu tanaman perkebunan yang paling penting di dunia, terutama dalam produksi minyak sawit yang digunakan dalam berbagai produk makanan, kosmetik, dan bahan bakar bio. Selama ini permasalahan terhadap harga jual kelapa sawit yang tidak menentu membuat sebagian pihak tidak mampu mengetahui harga jual di masa

3 depan. Dengan Extreme Gradient Boosting (XGBoost) difungsikan sebagai alat bantu yang dapat memprediksi harga jual kelapa sawit tersebut[3].

5 Algoritma XGBoost dapat digunakan untuk melakukan prediksi. Prediksi atau forecasting merupakan suatu perhitungan untuk meramalkan keadaan di masa mendatang dengan melakukan pengujian terhadap keadaan dimasa lalu, XGBoost menggunakan model yang lebih teratur untuk membangun struktur pohon regresi, sehingga dapat memberikan kinerja yang lebih baik dan mampu mengurangi kompleksitas model untuk menghindari overfitting. Model XGBoost berbentuk pohon keputusan atau pohon regresi[4]. Penelitian ini memiliki perbedaan dibandingkan penelitian sebelumnya. Jika sebelumnya prediksi hanya dilakukan terhadap komoditas lain seperti cabai, saham, atau data penjualan, maka pada penelitian ini dilakukan prediksi khusus terhadap harga TBS kelapa sawit dengan memanfaatkan dataset historis harga. Prediksi harga sawit penting karena dapat membantu petani, koperasi, perusahaan, hingga pemerintah dalam merencanakan strategi produksi, distribusi, dan penjualan yang lebih efektif[5].

11 Dalam konteks khusus Indonesia, harga sawit sangat dipengaruhi oleh faktor lokal seperti variabilitas perubahan iklim, fluktuasi harga, dan perubahan lingkungan mempersulit perkiraan hasil panen. Akibatnya, petani sering kali mengalami kesulitan dalam mengoptimalkan penggunaan sumber daya manusia, yang menyebabkan biaya produksi tinggi dan hasil panen yang tidak stabil. Mengingat kesuksesan XGBoost dalam berbagai aplikasi, studi ini bertujuan untuk menerapkan algoritma XGBoost untuk menganalisis dan memprediksi

harga sawit di Indragiri. Informasi harga sawit akan dikumpulkan dari para petani[6]. Dengan menggunakan XGBoost, diharapkan pola dan variabel penting yang memengaruhi harga sawit dapat diidentifikasi dengan lebih baik. Fokus utama penelitian ini adalah mengembangkan model prediksi harga sawit berbasis XGBoost yang memberikan perkiraan lebih akurat dan wawasan mendalam tentang semua variabel yang memengaruhi harganya. Model ini akan diuji menggunakan teknik validasi silang dan data historis untuk memastikan akurasi prediksinya. Diharapkan penelitian ini akan menghasilkan model prediksi harga sawit yang lebih akurat dan andal dibandingkan dengan metode konvensional[7].

Berdasarkan beberapa penelitian terdahulu mengenai prediksi hasil panen sawit telah banyak dilakukan, hasil penelitian tersebut memberikan wawasan yang berharga bagi industri kelapa sawit dalam meningkatkan efisiensi dan produktivitas pertanian. penelitian ini terletak pada penerapan algoritma Extreme Gradient Boosting (XGBoost) secara spesifik untuk memprediksi harga Tandan Buah Segar (TBS) kelapa sawit di Kabupaten Indragiri Hilir, Riau, menggunakan data historis lokal periode 2021–2025. Penelitian ini juga mengembangkan sistem prediksi harga sawit berbasis web/aplikasi yang dapat digunakan sebagai alat bantu pengambilan keputusan, sehingga memberikan kontribusi tidak hanya secara akademik tetapi juga secara praktis.

1.2 Rumusan Masalah

- 1 Bagaimana membangun sistem yang dapat memprediksi harga sawit secara akurat menggunakan algoritma XGBoost?
- 2 Faktor-faktor apa saja yang mempengaruhi hasil prediksi harga sawit?
- 3 Seberapa tinggi tingkat akurasi prediksi harga sawit yang dihasilkan oleh algoritma XGBoost?

1.3 Batasan Masalah

- 1 Penelitian difokuskan pada pembangunan sistem prediksi harga sawit menggunakan algoritma XGBoost tanpa melibatkan algoritma lain sebagai metode utama.
- 2 Data yang digunakan hanyalah data historis harga TBS kelapa sawit, tanpa memasukkan variabel cuaca, iklim, atau faktor eksternal lainnya. Penelitian dilakukan di perkebunan sawit Tembilahan di Kabupaten Indragiri Hilir, Riau. Data yang digunakan yaitu data penjualan dan data umur sawit
- 3 Evaluasi performa model dilakukan menggunakan metrik evaluasi seperti MAE, RMSE, dan perbandingan sederhana dengan satu atau dua metode lain sebagai baseline.

1.4 Tujuan Penelitian

- 1 Membangun sistem prediksi harga sawit berbasis machine learning dengan algoritma XGBoost.
- 2 Mengidentifikasi dan mengolah data faktor-faktor yang mempengaruhi harga sawit.

- 3 Menganalisis performa algoritma XGBoost dalam memprediksi harga sawit secara akurat.

1.5 Manfaat Penelitian

- 1 Penelitian ini memberikan manfaat berupa tersedianya model prediksi harga kelapa sawit berbasis algoritma Extreme Gradient Boosting (XGBoost) yang mampu menghasilkan prediksi harga secara lebih akurat. Model ini dapat dimanfaatkan sebagai alat bantu dalam perencanaan produksi dan penentuan strategi penjualan kelapa sawit di wilayah Indragiri.
- 2 Menghasilkan sebuah sistem prediksi harga sawit yang dapat digunakan untuk mengolah data historis harga secara otomatis. Sistem ini memudahkan pengguna, seperti petani dan pihak pengelola perkebunan, dalam memperoleh informasi prediksi harga sawit secara cepat dan efisien sebagai dasar pengambilan keputusan.
- 3 Memberikan manfaat berupa pemahaman terhadap pola dan tren harga sawit berdasarkan data historis. Informasi tersebut dapat digunakan untuk mengantisipasi fluktuasi harga di masa mendatang serta mendukung pengambilan keputusan yang lebih tepat dalam pengelolaan usaha perkebunan sawit.

1.6 Sistematika Penulisan

Adapun sistematika penulisan dari penelitian ini sebagai berikut :

BAB I PENDAHULUAN

Dalam bab ini diuraikan tentang penjelasan umum dari permasalahan yang dibahas sehubungan dengan penyusunan penulisan ini yang meliputi latar belakang masalah, identifikasi masalah, batasan masalah, tujuan penelitian, manfaat penelitian dan sistematika penulisan[8].

BAB II TINJAUAN PUSTAKA

Pada bab ini menjelaskan seluruh landasan teori yang berhubungan dengan penelitian, yaitu tentang variabel yang digunakan, alat yang digunakan, metode dan algoritma yang digunakan, serta perbandingan penelitian terkait[9].

BAB III METODOLOGI PENELITIAN

Pada bab ini menjelaskan mengenai metodologi yang dilakukan, metode analisis sistem yang digunakan dalam menganalisa sistem, lokasi dan waktu penelitian, data yang digunakan, populasi dan sampel, teknik pengumpulan data, instrumen penelitian dan metode yang digunakan.

2

BAB II

TINJAUAN LITERATUR

Berdasarkan kondisi tersebut, penelitian ini berfokus kepada bagaimana menerapkan sistem prediksi harga sawit menggunakan algoritma XGboost. Membangun system berbasis web/aplikasi yang dapat mengintegrasikan model XGboos untuk melakukan prediksi harga sawit secara otomatis dari data harga TBS sawit 2021–2025 yang diunggah pengguna.

Sebagai bahan acuan penulis mengambil beberapa tinjauan literatur yang berhubungan pada sistem prediksi harga sawit berbasis web/aplikasi dengan menggunakan algoritma Xgboost sebagai alat bantu yang dapat memprediksi harga jual kelapa sawit tersebut.

3

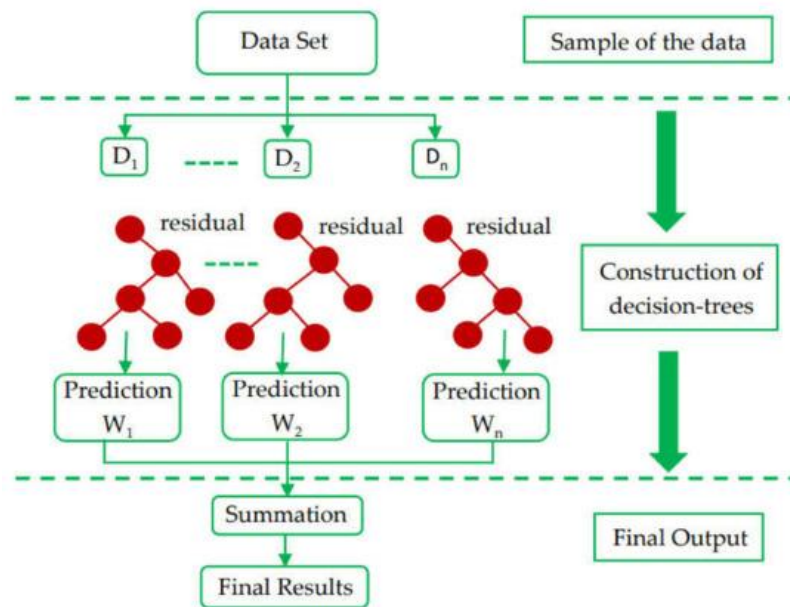
2.1 Sistem Prediksi

Prediksi adalah suatu proses untuk memperkirakan atau memperhitungkan kejadian yang akan datang berdasarkan data, informasi, atau pola yang ada saat ini. Prediksi dapat diterapkan dalam berbagai bidang, seperti cuaca, ekonomi, olahraga, dan ilmu pengetahuan. Proses prediksi bertujuan untuk memberikan gambaran mengenai kemungkinan masa depan, yang dapat membantu individu atau organisasi dalam mengambil keputusan yang lebih baik dan terinformasi[10]. Dengan Extreme Gradient Boosting (XGBoost) difungsikan sebagai alat bantu yang dapat memprediksi harga jual kelapa sawit tersebut. Selain itu, XGBoost mengoptimalkan pola akses cache, kompresi data, dan sharding untuk membentuk sistem penguatan pohon yang efisien dan skalabel.

10

3

Kombinasi fitur ini memungkinkan XGBoost memproses data berukuran besar dengan efisiensi sumber daya yang lebih tinggi dibandingkan sistem lainnya[11].



Gambar 2.1 Arsitektur XGBoost 1

Gambar 2.1 menjelaskan bahwa model XGBoost dibangun secara bertahap (*sekuensial*), di mana setiap pohon keputusan (*Tree*) hingga *Tree n* dilatih untuk memprediksi residual atau kesalahan prediksi dari model kumulatif sebelumnya. Artinya, setiap pohon baru berfungsi memperbaiki kesalahan dari gabungan pohon-pohon sebelumnya. Proses ini berulang secara iteratif hingga jumlah pohon yang ditentukan tercapai. Hasil akhir diperoleh dengan menjumlahkan prediksi semua pohon (*Sum of Results*), sehingga menghasilkan model prediktif yang lebih akurat. Pendekatan ini merupakan inti dari metode *boosting*, yaitu meningkatkan performa model secara progresif melalui perbaikan bertahap[12].

Berdasarkan arsitektur pada Gambar 2.1, proses kerja XGBoost dapat dijelaskan sebagai berikut.

1. Input Dataset

Tahap pertama adalah memasukkan dataset yang telah dikumpulkan. Dataset terdiri atas data historis harga Tandan Buah Segar (TBS) kelapa sawit beserta atribut yang digunakan sebagai variabel prediksi. Sebelum diproses, data telah melalui tahap preprocessing seperti pembersihan data (data cleaning), penanganan data kosong (missing value), serta normalisasi atau transformasi apabila diperlukan agar kualitas data menjadi lebih baik.

2. Inisialisasi Model

Setelah dataset siap digunakan, XGBoost membentuk model awal dengan memberikan nilai prediksi awal (base prediction). Nilai ini menjadi dasar sebelum proses pembentukan pohon keputusan dilakukan.

3. Pembangunan Decision Tree Pertama

Pada tahap ini algoritma membangun pohon keputusan pertama berdasarkan data pelatihan (training data). Pohon pertama menghasilkan prediksi awal terhadap harga sawit berdasarkan pola yang ditemukan pada data historis.

4. Perhitungan Error (Residual)

Hasil prediksi dari pohon pertama dibandingkan dengan nilai aktual sehingga diperoleh selisih atau residual. Residual menunjukkan besarnya kesalahan prediksi yang masih dimiliki model.

5. Pembentukan Decision Tree Berikutnya

3 Berdasarkan nilai residual tersebut, XGBoost membangun pohon keputusan baru yang bertujuan memperbaiki kesalahan pada pohon sebelumnya. Setiap pohon tidak mempelajari data dari awal, tetapi fokus mempelajari kesalahan (error) yang belum berhasil diprediksi.

6. Proses Gradient Boosting

179
3
153 Seluruh pohon keputusan dibangun secara bertahap menggunakan metode Gradient Boosting. Pada setiap iterasi, algoritma menghitung nilai gradient dari fungsi kerugian (loss function) untuk menentukan arah perbaikan model. Selain itu, XGBoost menerapkan teknik regularisasi (L1 dan L2) untuk mengurangi risiko overfitting, sehingga model mampu memberikan prediksi yang lebih stabil pada data baru.

7. Penggabungan Seluruh Pohon (Ensemble Model)

60 Setelah seluruh proses iterasi selesai, semua pohon keputusan digabungkan menjadi satu model ensemble. Prediksi akhir diperoleh dari akumulasi kontribusi seluruh pohon yang telah dibangun secara bertahap. Dengan mekanisme ini, setiap pohon saling melengkapi dalam meningkatkan ketepatan prediksi.

8. Output Prediksi

107
176 Tahap terakhir menghasilkan nilai prediksi harga kelapa sawit berdasarkan pola yang telah dipelajari dari data historis. Model yang telah dilatih kemudian digunakan untuk memprediksi harga sawit pada periode berikutnya, sehingga dapat membantu petani maupun pihak terkait dalam memperkirakan perubahan harga di masa mendatang.

Formulasi matematis XGBoost dijelaskan melalui komponen berikut:

$$obj(t) = \sum_{i=1}^n l(y_i, \hat{y}_i^{(t-1)}) + f_t(x_i) + \Omega(f_t) + constant$$

Keterangan:

- n : Jumlah total data latih (training samples)
- y_i : Label atau nilai aktual dari data ke- i
- $\hat{y}_i^{(t-1)}$: Hasil prediksi kumulatif hingga iterasi ke- $(t - 1)$
- $f_t(x_i)$: Output dari pohon ke- t yang ditambahkan di iterasi ke- t
- $l(y_i, \hat{y}_i)$: Fungsi kerugian (loss) antara nilai aktual dan prediksi
- $\Omega(f_t)$: Fungsi regularisasi yang menghitung kompleksitas pohon f_t

2.2 Kajian Literatur

Berikut penelitian yang telah dilakukan memiliki korelasi searah dengan penelitian yang akan dibahas dalam menyempurnakan perlu dilakukan kajian literatur diantaranya;

Tabel 2.1 Analisis Metode Berbagai Objek Penelitian Terdahulu

No	Kasus Penelitian	Model Algoritma	Sumber Dataset	Hasil Akurasi / Evaluasi
1	Prediksi harga cabai cayenne[13]	XGBoost Regression	Data historis harga cabai + faktor iklim & ekonomi	R ² Train: 99% – R ² Test: 92%, Cross-Validation 96%
2	Prediksi penjualan produk[4]	XGBoost Regression & XGBoost Linear	Data penjualan 24 produk SRC selama 3 bulan	Akurasi: 96.56%, 99.22%, 99.59% (variasi model XGBoost)
3	Prediksi harga saham Tesla[14]	XGBoost & LSTM	Data harga saham Tesla tahun 2025	XGBoost vs LSTM – LSTM lebih akurat; evaluasi RMSE/MAE/R ²
4	Prediksi harga TBS sawit[15]	ARIMA (pembanding non-ML)	Data mingguan harga TBS sawit 2019–2024	ARIMA (1,1,1) → proyeksi trend naik

Tabel 2.1 Lanjutan

No	Kasus Penelitian	Model Algoritma	Sumber Dataset	Hasil Akurasi / Evaluasi
5	Prediksi harga saham menggunakan data historis[16]	XGBoost Regression	Data harga saham harian	OHLC, Volume, Trend
6	Perbandingan model regresi ML[6]	Random Forest, SVR, XGBoost	Dataset keuangan publik	Variabel regresi multi-fitur
7	Prediksi harga kripto (Ethereum)[17]	Random Forest & XGBoost	Data harga ETH	Open, High, Low, Close, Volume
8	Prediksi penjualan ritel berskala besar[18]	XGBoost vs LightGBM	6436 data retail Walmart	Store, CPI, Temperature, Fuel_Price, Unemployment
9	Prediksi Harga Rumah Jabodetabek[11]	XGBoost, Random Forest	Data harga rumah Jabodetabek dari Kaggle	3.554 data, 27 variabel
10	Prediksi Harga Saham BCA Tbk[19]	XGBoost	Data harga saham Bank BCA Tbk (time series 2019–2023)	5 tahun, data harian

Tabel 2.1 memuat daftar penelitian terdahulu yang relevan dan memiliki keterkaitan kuat dengan topik penelitian mengenai prediksi harga sawit menggunakan algoritma XGBoost. Setiap penelitian memberikan gambaran mengenai penggunaan metode machine learning khususnya pada kasus prediksi harga, penjualan, atau data time-series.

Penelitian ini menggunakan algoritma XGBoost Regression untuk memprediksi harga cabai cayenne berdasarkan data historis dan faktor-faktor eksternal seperti cuaca dan ekonomi. XGBoost dipilih karena kemampuannya mengatasi pola non-linear dan menangani fitur dalam jumlah banyak. Hasil penelitian menunjukkan bahwa XGBoost mampu memberikan akurasi yang

sangat tinggi, sehingga relevan sebagai model untuk prediksi harga sawit yang juga memiliki pola fluktuatif serupa[13]

Sementara itu penerapan XGBoost Regression dan XGBoost Linear untuk memprediksi penjualan 24 produk di salah satu toko SRC. Fokus penelitian adalah membandingkan performa model XGBoost pada data penjualan retail yang bersifat time-series dan dipengaruhi banyak variabel. Penelitian ini memperkuat bahwa XGBoost efektif pada kasus bisnis dan dapat diadaptasi pada prediksi harga sawit[4]

Membandingkan XGBoost dengan LSTM dalam memprediksi harga saham Tesla. Studi ini menyoroti bahwa meskipun XGBoost memiliki performa baik, model deep learning seperti LSTM lebih unggul dalam menangkap pola jangka panjang. Temuan ini penting sebagai pembanding dalam prediksi harga sawit yang juga bergerak secara fluktuatif[14]

Penelitian ini digunakan sebagai pembanding karena menerapkan ARIMA (1,1,1) untuk memprediksi harga TBS sawit. Meskipun bukan model machine learning, penelitian ini menunjukkan pola harga sawit yang dapat diproyeksikan menggunakan metode time-series klasik. Hal ini relevan untuk menilai kelebihan XGBoost dibanding ARIMA[15].

Menggunakan XGBoost Regression untuk memprediksi harga saham berdasarkan data historis seperti OHLC, volume, dan tren. Penelitian ini menguatkan bukti bahwa XGBoost mampu mempelajari pola harga yang dinamis dan tidak stabil seperti harga sawit[16].

Membandingkan beberapa model regresi seperti Random Forest, SVR, dan XGBoost. Hasilnya menunjukkan XGBoost memberikan performa kompetitif dan stabil. Ini menunjukkan bahwa XGBoost merupakan model yang kuat untuk prediksi berbasis regresi[6]

Selanjutnya penelitian ini membandingkan Random Forest dan XGBoost dalam memprediksi harga Ethereum. XGBoost menghasilkan performa lebih baik, membuktikan keunggulannya dalam menangani data harga kripto yang sangat fluktuatif – mirip dengan harga sawit[17].

Penelitian ini membandingkan XGBoost dan LightGBM untuk prediksi penjualan Walmart. Hasilnya menunjukkan LightGBM sedikit lebih unggul, namun XGBoost tetap memberikan performa tinggi. Penelitian ini memperkuat posisi XGBoost sebagai model yang andal dan fleksibel dalam regresi time-series[18].

Menggunakan XGBoost dan Random Forest untuk prediksi harga rumah. Meskipun XGBoost tidak selalu paling unggul pada dataset tertentu, penelitian ini memberikan gambaran mengenai kebutuhan tuning agar performanya optimal[11].

Selanjutnya penelitian ini menggunakan XGBoost untuk memprediksi harga saham BCA dan menghasilkan akurasi sangat tinggi (MAPE 2,48%). Hal ini menunjukkan XGBoost cocok diterapkan pada pola harga yang kompleks seperti harga sawit[19].

Seluruh penelitian ini menunjukkan bahwa dataset time-series dapat dipelajari dengan baik menggunakan XGBoost, sehingga mendukung pemilihan model untuk prediksi harga sawit.

Tabel 2.2 Dataset dan Akurasi Penelitian Terdahulu

No	Dataset	Metode	Akurasi / Evaluasi	Ref
1	Harga cabai historis	XGBoost	$R^2 = 92\%$	[13]
2	Penjualan retail	XGBoost	Akurasi 96–99%	[4]
3	Harga TBS Sawit	ARIMA	Trend naik	[15]
4	Saham BCA	XGBoost	MAPE 2,48%	[19]
5	Harga TBS Sawit 2021–2025	XGBoost	Dievaluasi RMSE, MAE, R^2	Penelitian ini

Tabel 2.2 menggambarkan sumber dataset, karakteristik data, serta tingkat akurasi yang diperoleh masing-masing penelitian. Secara umum, seluruh penelitian menggunakan dataset berbasis time-series yang dipengaruhi banyak faktor, sehingga relevan untuk prediksi harga sawit.

Menunjukkan ringkasan penelitian terdahulu yang menggunakan berbagai dataset dan metode dalam prediksi harga dan penjualan. Sebagian besar penelitian membuktikan bahwa algoritma XGBoost mampu memberikan tingkat akurasi yang tinggi dibandingkan metode konvensional. Namun, penelitian yang secara khusus memprediksi harga sawit masih terbatas dan umumnya menggunakan metode statistik seperti ARIMA. Hal ini menunjukkan adanya peluang penelitian untuk mengimplementasikan XGBoost pada prediksi harga sawit dengan memanfaatkan data historis yang lebih panjang dan evaluasi model yang lebih komprehensif.

Tabel 2.3 Perbandingan Metode Prediksi Harga

Metode	Jenis Data	Kemampuan Non-Linear	Akurasi
ARIMA	Time series	Rendah	Sedang
KNN	Numerik	Sedang	Sedang
SVR	Numerik	Tinggi	Tinggi
Random Forest	Multi-fitur	Tinggi	Tinggi
XGBoost	Multi-fitur	Sangat Tinggi	Sangat Tinggi

Tabel 2.3 Membandingkan kemampuan beberapa metode prediksi harga berdasarkan jenis data, kemampuan menangani hubungan non-linear, dan tingkat akurasi. Metode statistik seperti ARIMA memiliki keterbatasan dalam memodelkan data non-linear, sedangkan metode machine learning seperti Random Forest dan XGBoost memiliki kemampuan yang lebih baik. XGBoost menunjukkan performa yang unggul karena mampu menggabungkan beberapa model weak learner sehingga menghasilkan prediksi yang lebih stabil dan akurat, terutama pada data harga sawit yang memiliki pola tidak linear dan dipengaruhi oleh berbagai faktor.

Tabel 2.4 Variabel Penelitian Prediksi Harga Sawit

No	Variabel	Jenis Variabel	Keterangan
1	Harga TBS	Dependen	Harga sawit per kg
2	Bulan	Independen	Pola musiman
3	Periode	Independen	Mingguan/bulanan
4	Tahun	Independen	Tren jangka panjang
5	Umur Sawit	Independen	Pengaruh produksi

Tabel 2.4 menjelaskan variabel yang digunakan dalam penelitian prediksi harga sawit. Harga TBS berperan sebagai variabel dependen yang dipengaruhi oleh beberapa variabel independen seperti periode waktu, bulan, dan tahun. Pemilihan variabel ini didasarkan pada karakteristik data harga sawit yang

memiliki pola musiman dan tren jangka panjang. Dengan menggunakan variabel-variabel tersebut, model XGBoost diharapkan mampu mempelajari pola historis harga sawit secara lebih akurat.

Tabel 2.5 Akurasi Model Prediksi Harga

Metode	RMSE	MAE	R ²
ARIMA	Tinggi	Tinggi	Sedang
Random Forest	Sedang	Sedang	Tinggi
XGBoost	Rendah	Rendah	Tinggi

Tabel 2.5 menyajikan perbandingan performa model prediksi harga berdasarkan nilai RMSE, MAE, dan koefisien determinasi (R²). Metode XGBoost menunjukkan nilai kesalahan yang lebih rendah dibandingkan metode lainnya, yang menandakan tingkat prediksi yang lebih presisi. Hal ini menguatkan alasan pemilihan XGBoost sebagai metode utama dalam penelitian ini, karena mampu menghasilkan prediksi yang lebih mendekati nilai aktual harga sawit.

Tabel 2.6 Penggunaan XGBoost pada Penelitian Terdahulu

No	Objek Penelitian	Metode	Hasil
1	Harga Cabai	XGBoost	Akurasi tinggi
2	Penjualan Retail	XGBoost	Stabil & presisi
3	Saham	XGBoost	Error rendah
4	Harga Sawit	ARIMA (pembanding)	Akurasi terbatas
5	Harga Sawit (Penelitian ini)	XGBoost	-

Tabel 2.6 menunjukkan penerapan algoritma XGBoost pada berbagai bidang penelitian, seperti prediksi harga cabai, penjualan retail, dan pasar saham. Hasil penelitian terdahulu menunjukkan bahwa XGBoost konsisten memberikan performa yang baik dengan tingkat error yang rendah. Namun, penerapan

XGBoost dalam prediksi harga sawit masih sangat terbatas. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk mengisi kekosongan tersebut dengan menerapkan XGBoost secara khusus pada data harga sawit.

Tabel 2.7 Posisi Penelitian yang Dilakukan Berbagai Objek

Metode	Objek	Kelemahan	Ref
ARIMA	Harga Sawit	Tidak tangani non-linear	[15]
XGBoost	Cabai	Bukan sawit	[13]
XGBoost	Saham	Faktor pasar berbeda	[14]
XGBoost	Harga Sawit	Fokus dataset historis	Penelitian ini

Tabel 2.7 menggambarkan posisi penelitian yang dilakukan dibandingkan dengan penelitian terdahulu. Penelitian sebelumnya umumnya menggunakan metode statistik atau menerapkan XGBoost pada objek yang berbeda seperti cabai dan saham. Penelitian ini menempatkan XGBoost sebagai metode utama untuk memprediksi harga sawit, sehingga memiliki kebaruan dalam objek penelitian dan pendekatan yang digunakan. Dengan demikian, penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi dalam pengembangan sistem prediksi harga sawit berbasis machine learning.

Beberapa penelitian menunjukkan bahwa XGBoost unggul dari sisi akurasi, stabilitas, dan kemampuan menangani fitur kompleks. Namun beberapa studi juga menyoroti kelemahan seperti sensitivitas terhadap hyperparameter dan kesulitan menangkap pola jangka panjang, sehingga perlu tuning atau dikombinasikan dengan model lain seperti LSTM.

Pada penelitian retail dan saham, XGBoost terbukti kuat dalam menangani pola volatil dan data besar. Sementara pada dataset terbatas, performa model dapat menurun sehingga rekomendasinya adalah menambah data historis.

Penelitian ARIMA menunjukkan pentingnya membandingkan XGBoost dengan metode time-series klasik agar penelitian lebih komprehensif. Penelitian rumah dan saham juga menyoroti pentingnya feature engineering dan penambahan variabel eksternal agar model lebih robust.

Secara keseluruhan, rekomendasi dari penelitian sebelumnya mengarah pada:

- a. Perlu tuning hyperparameter XGBoost.
- b. Dataset yang lebih panjang meningkatkan akurasi.
- c. Pertimbangan penggunaan variabel eksternal.
- d. Kombinasi model dapat meningkatkan performa.

Hal ini menjadi dasar kuat mengapa algoritma XGBoost dipilih pada penelitian harga sawit.

2.3 Rangkuman

Berdasarkan kajian literatur, dapat disimpulkan bahwa XGBoost merupakan algoritma yang sangat efektif dalam memprediksi harga komoditas, harga saham, dan data penjualan. Hampir seluruh penelitian terdahulu menunjukkan bahwa XGBoost memiliki akurasi tinggi dan mampu menangani data yang kompleks serta non-linear.

Penelitian terkait harga cabai, penjualan retail, saham, kripto, hingga harga rumah membuktikan bahwa XGBoost unggul dalam berbagai konteks prediksi. Sementara penelitian ARIMA memberikan pembandingan metode tradisional untuk prediksi harga sawit.

Temuan-temuan ini memperkuat alasan pemilihan XGBoost sebagai model utama dalam penelitian prediksi harga sawit. Dengan dataset historis sawit dan metode preprocessing yang tepat, model XGBoost diharapkan dapat memberikan tingkat akurasi tinggi serta membantu memecahkan masalah fluktuasi harga sawit yang selama ini sulit diprediksi.

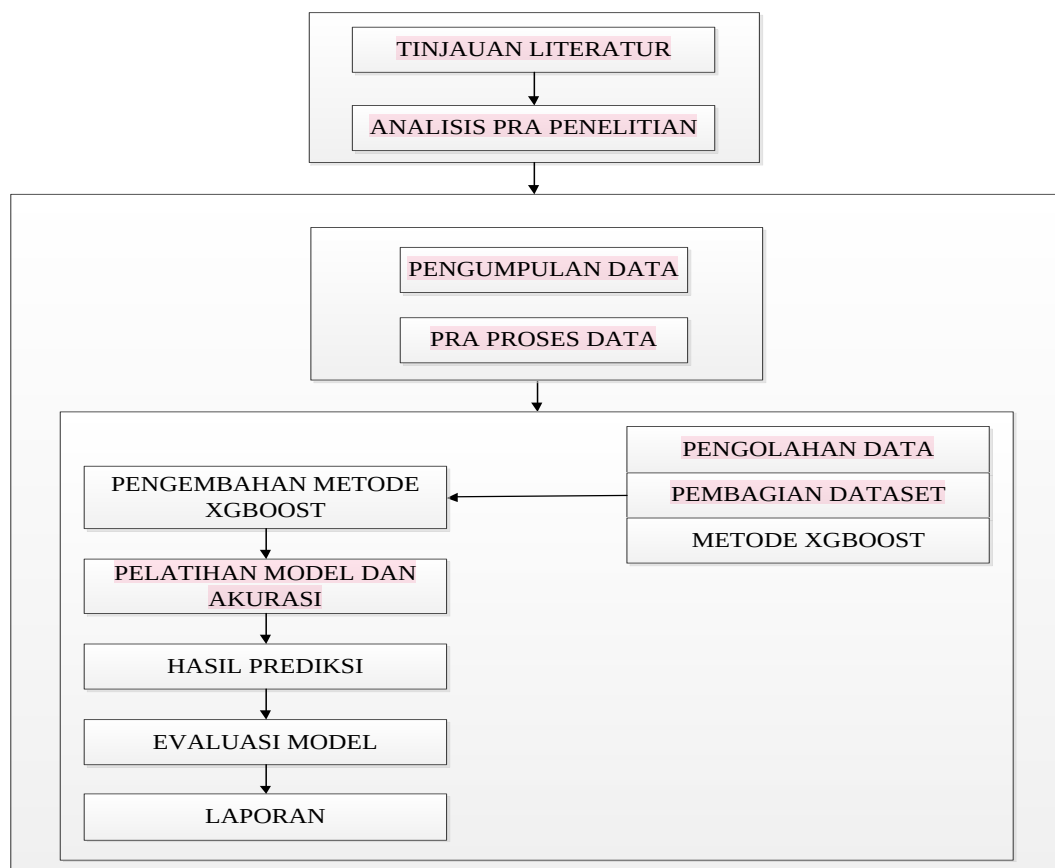
BAB III

METODE PENELITIAN

Pada penelitian ini, objek yang dikembangkan adalah data harga sawit di Kabupaten Indragiri Hilir, Riau dari tahun 2021 hingga 2025. Pengolahan data yang dilakukan menggunakan KDD (*Knowledge Discovery in Database*). Gambar 3.1 merupakan tahapan penelitian.

4.1 Kerangka Penelitian

Dalam penelitian ini, penulis menerapkan sejumlah tahapan untuk mencapai tujuan yang diinginkan. Tahapan-tahapan tersebut diperlihatkan pada Gambar 3.1:



Gambar 3.1 Tahapan Penelitian

Gambar 3.1 Tahapan Penelitian, yang menyajikan gambaran terstruktur mengenai langkah-langkah utama yang diambil penulis dalam proses penelitian ini. Gambar tersebut membantu memperjelas alur dan strategi yang digunakan dalam pencapaian tujuan penelitian.

1 Studi Literatur

Studi literatur dilakukan untuk mendapatkan dasar teori yang mendukung penelitian ini dalam kerangka teori prediksi time-series, XGBoost tidak hanya mengandalkan nilai harga sebelumnya, tetapi juga dapat mengintegrasikan fitur visualisasi waktu seperti minggu ke, bulan, tren naik-turun, serta perbedaan nilai antara periode tertentu. Fitur-fitur ini memberikan informasi tambahan yang membantu model menangkap pola musiman dan pergerakan jangka pendek maupun panjang. Model juga dapat diperluas dengan memasukkan variabel eksternal seperti harga minyak mentah atau harga ekspor CPO apabila data tersedia.

2 Analisis Kebutuhan Data

Data yang digunakan pada penelitian ini merupakan data mingguan harga TBS dari tahun 2021 hingga 2025 di Kabupaten Indragiri Hilir, Riau. Data ini digunakan untuk menganalisis tren harga dan membangun model prediksi berdasarkan berbagai faktor yang mempengaruhi harga.

Tabel 3.1 Dataset Harga Sawit

Lokasi 1		Lokasi 2		Lokasi 3		Lokasi 4		Lokasi 5	
Tanggal	Harga	Tanggal	Harga	Tanggal	Harga	Tanggal	Harga	Tanggal	Harga
02/12/2025	2500	11/08/2025	2000	12/04/2025	2500	23/02/2025	2100	27/02/2025	3055
03/12/2025	1200	01/09/2025	1900	14/04/2025	2450	24/02/2025	2150	04/03/2025	3070
04/12/2025	3000	03/09/2025	2000	20/04/2025	2450	14/03/2025	2100	10/11/2025	2850
05/12/2025	2400	04/09/2025	2000	22/04/2025	2500	16/03/2025	2150	11/11/2025	2850
06/12/2025	3030	05/09/2025	2100	26/04/2025	2450	18/03/2025	2100	12/11/2025	2850
07/12/2025	2850	07/09/2025	2000	28/04/2025	2450	21/03/2025	2150	07/12/2025	2875
08/12/2025	3030	11/09/2025	1900	30/04/2025	2450	05/04/2025	2000	09/12/2025	2650
09/12/2025	3030	12/09/2025	2000	15/05/2025	3250	06/04/2025	2000	16/05/2026	2650

Tabel 3.1 Lanjutan

10/12/2025	2850	19/09/2025	2000	07/06/2025	3945	11/05/2025	2650	17/05/2026	2650
11/12/2025	2850	05/10/2025	1900	20/06/2025	2500	20/06/2025	2500	18/05/2026	2650
12/12/2025	3000	06/10/2025	2000	26/06/2025	2500	21/07/2025	2545	17/06/2026	2700
13/12/2025	2400	08/10/2025	1900	29/06/2025	3000	23/07/2025	2870	12/07/2026	2700
14/12/2025	2400	10/10/2025	1900	13/07/2025	2750	01/08/2025	2000	15/07/2026	2550
15/12/2025	3000	11/10/2025	1900	18/07/2025	2500	03/09/2025	2000	17/07/2026	2700
16/12/2025	2400	13/10/2025	2450	08/11/2025	2400	06/10/2025	2450	18/07/2026	2400
17/12/2025	2500	14/10/2025	1900	11/11/2025	2350	27/10/2025	2400	19/07/2026	2550
18/12/2025	2500	19/10/2025	2100	13/11/2025	2350	19/10/2025	2700	22/06/2026	2723
19/12/2025	1200	18/10/2025	2000	16/11/2025	2350	02/11/2025	2600	23/07/2026	2870
20/12/2025	3000	23/10/2025	2100	21/11/2025	2350	16/11/2025	2575		
21/12/2025	2500	25/10/2025	1900	24/11/2025	2350	26/11/2025	2000		
22/12/2025	3185	31/10/2025	2000	25/11/2025	2350	30/11/2025	2625		
23/12/2025	3185	06/11/2025	2100	26/11/2025	2350	05/06/2026	2575		
24/12/2025	2500	17/11/2025	2100	29/11/2025	2350	18/06/2026	2700		
25/12/2025	1200	20/11/2025	2000	01/12/2025	2350	15/07/2026	2300		
26/12/2025	3000	23/11/2025	2000	04/12/2025	2350	19/07/2026	2550		
27/12/2025	2500	26/11/2025	2000	08/12/2025	2350	22/06/2026	2723		
28/12/2025	3000	01/12/2025	2100	10/12/2025	2350	23/07/2026	2870		

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data primer yang diperoleh secara langsung dari petani kelapa sawit yang berada di beberapa lokasi perkebunan di Kabupaten Indragiri Hilir, Provinsi Riau. Pengambilan data dilakukan melalui proses wawancara dan pencatatan harga jual Tandan Buah Segar (TBS) yang diterima oleh petani pada saat melakukan penjualan hasil panen kepada pengepul maupun pabrik kelapa sawit.

Pada Tabel 3.1 ditampilkan data harga TBS yang berasal dari lima lokasi pengamatan. Setiap lokasi memiliki data berupa tanggal transaksi dan harga jual TBS yang diperoleh petani. Pengambilan data dari beberapa lokasi bertujuan untuk memperoleh variasi harga yang mencerminkan kondisi nyata di lapangan, mengingat harga TBS dapat berbeda pada setiap wilayah akibat perbedaan kualitas buah, umur tanaman, biaya transportasi,

jarak ke pabrik, serta kebijakan pembelian masing-masing pabrik atau pengepul.

Penggunaan data yang berasal dari beberapa lokasi petani diharapkan mampu menghasilkan model prediksi yang lebih representatif terhadap kondisi fluktuasi harga TBS di Kabupaten Indragiri Hilir, sehingga hasil prediksi yang diperoleh dapat memberikan informasi yang lebih akurat dan bermanfaat bagi petani maupun pihak yang berkepentingan dalam pengambilan keputusan terkait penjualan hasil panen.

Sebelum digunakan, data diperiksa kualitasnya melalui pengecekan urutan waktu, konsistensi tipe format angka, serta penanganan nilai kosong. Nilai atau baris yang tidak lengkap dikeluarkan terutama setelah proses penambahan fitur lag dan moving average untuk mencegah kesalahan data dan kebocoran informasi.

Fitur kalender, seperti minggu ke dan bulan, digunakan untuk menangkap ritme musiman atau pola tertentu berdasarkan waktu. Fitur lag hingga empat periode dimasukkan untuk memberikan informasi memori jangka pendek harga TBS. Fitur perubahan nilai atau delta disertakan untuk menangkap pergerakan dan momentum kenaikan atau penurunan harga dalam periode tertentu. Data tersebut dikelompokkan dan di analisis berdasarkan perminggu harga, sehingga terdapat 260 data masukan. Tabel di bawah menunjukkan data harga kelapa sawit, di Kabupaten Indragiri Hilir, Riau. Data tersebut telah diubah ke dalam bentuk time series.

Tabel 3.2 Data Time Series Harga Kelapa Sawit

tanggal	harga_cpo	harga_kernel	harga_tbs	minggu_ke	bulan
2021-01-10 00.00.00	9521,12	6665,26	2174,31	1	1
2021-01-17 00.00.00	10009,09	7031,63	2297,95	2	1
2021-01-24 00.00.00	9159,37	7098,57	2117,6	3	1
2021-01-31 00.00.00	9159,37	7098,57	2117,6	4	1
2021-02-14 00.00.00	9368,98	6901,79	2151,25	6	2
2021-02-21 00.00.00	9411,14	7031,63	2172,72	7	2
2021-02-28 00.00.00	9740,11	7022,21	2241,15	8	2
2021-03-07 00.00.00	9976,89	7143,36	2297,14	9	3
2021-03-14 00.00.00	10012,44	7241,11	2310,76	10	3
2021-03-21 00.00.00	10337,55	7349,06	2384,26	11	3
2021-03-28 00.00.00	10335,21	7332,98	2388,03	12	3
2021-04-04 00.00.00	10242,19	7299,78	2361,15	13	4
2021-04-11 00.00.00	9766,74	7051,91	2240,92	14	4
2021-04-18 00.00.00	10263,09	7164,26	2358	15	4
2021-04-25 00.00.00	10334,96	7146,09	2370,57	16	4
2021-05-02 00.00.00	10921,63	7276,4	2506,52	17	5
2021-05-09 00.00.00	10961,18	7331,39	2517,13	18	5
2021-05-16 00.00.00	11140,51	7428,96	2563,75	19	5

3 Analisa Model XGBoost

a. Data Processing

Tahap pertama dalam proses pelatihan model XGBoost adalah **Data**

Processing. Tahap ini bertujuan untuk mempersiapkan dataset agar

memiliki kualitas yang baik sebelum digunakan pada proses pelatihan model. Dataset yang digunakan merupakan data historis harga Tandan Buah Segar (TBS) kelapa sawit Kabupaten Indragiri Hilir periode 2021–2025. Selanjutnya dilakukan proses *preprocessing* yang meliputi pemeriksaan data yang hilang (*missing value*), penghapusan data duplikat, normalisasi format tanggal, konversi tipe data ke dalam format numerik, serta pengurutan data berdasarkan urutan waktu (*chronological order*). Selain itu, dilakukan rekayasa fitur (*feature engineering*) dengan membentuk variabel seperti lag harga (lag-1, lag-2, dan lag-3), moving average, perubahan harga (delta), minggu ke-, bulan, dan tahun. Penambahan fitur tersebut bertujuan agar model mampu mengenali pola historis perubahan harga sawit secara lebih baik sehingga dapat meningkatkan akurasi prediksi.

b. Data Split into Training, Validation & Testing

Membuat prediksi dengan model XGBoost adalah langkah selanjutnya. Data dibagi menjadi set pelatihan dan pengujian sebelum proses prediksi dimulai. Data latih didistribusikan sebagai berikut: 70% dan 80%, sedangkan data uji didistribusikan 30% dan 20%. Tabel 3.2 menunjukkan pemisahan antara data yang digunakan untuk pelatihan dan pengujian.

Tabel 3.3 Pembagian Data

Pembagian Data	Training	Testing
70% : 30%	182	78
80% :20%	208	52

Pelatihan model prediksi harga sawit menggunakan algoritma Extreme Gradient Boosting (XGBoost). Pada tahap ini, data yang telah melalui proses preprocessing dan pembagian data digunakan untuk melatih model agar mampu mempelajari pola hubungan antara variabel input dan target harga sawit[20].

c. XGBoost Model Training, Validation & Testing

Tahap selanjutnya adalah proses pelatihan model XGBoost. Pada tahap ini, data training dimasukkan ke dalam algoritma XGBoost untuk membangun model prediksi harga sawit. Proses pelatihan diawali dengan pembentukan sebuah pohon keputusan (*decision tree*) sebagai model awal. Hasil prediksi yang dihasilkan oleh pohon pertama kemudian dibandingkan dengan nilai aktual sehingga diperoleh nilai kesalahan (*error*). Selanjutnya algoritma XGBoost membangun pohon keputusan baru untuk memperbaiki kesalahan yang dihasilkan oleh pohon sebelumnya melalui mekanisme *gradient boosting*. Proses tersebut dilakukan secara berulang hingga jumlah iterasi atau jumlah pohon keputusan yang telah ditentukan pada parameter model tercapai. Selama proses pelatihan berlangsung, data validation digunakan untuk mengevaluasi performa model dan melakukan penyetelan parameter (*hyperparameter tuning*) agar diperoleh model dengan performa terbaik. Selain itu, diterapkan teknik *early stopping* untuk menghentikan proses pelatihan apabila performa model tidak lagi mengalami peningkatan sehingga dapat mengurangi risiko *overfitting*. Setelah proses pelatihan selesai, model kemudian diuji menggunakan data testing untuk mengetahui

kemampuan model dalam memprediksi harga TBS kelapa sawit pada data yang belum pernah dipelajari sebelumnya.

d. Compile XGBoost Model

Setelah proses pelatihan selesai dilakukan, tahap berikutnya adalah Compile XGBoost Model. Pada tahap ini dipilih model terbaik berdasarkan hasil evaluasi selama proses validasi. Model yang memiliki performa terbaik kemudian disimpan sebagai model akhir (*trained model*) yang siap digunakan pada proses prediksi. Model tersebut mencakup struktur pohon keputusan, bobot (*weight*) setiap pohon hasil proses *boosting*, serta parameter terbaik yang diperoleh selama proses pelatihan. Dengan menyimpan model yang telah dilatih, sistem tidak perlu melakukan proses pelatihan ulang setiap kali akan melakukan prediksi sehingga proses prediksi dapat dilakukan dengan lebih cepat dan efisien.

e. Prediction

Tahap terakhir adalah Prediction, yaitu proses memanfaatkan model XGBoost yang telah selesai dilatih untuk memprediksi harga Tandan Buah Segar (TBS) kelapa sawit pada periode berikutnya. Pada tahap ini, data baru atau data testing dimasukkan ke dalam model sebagai masukan. Selanjutnya model akan memproses setiap variabel input melalui seluruh pohon keputusan yang telah terbentuk selama proses pelatihan. Hasil prediksi dari setiap pohon kemudian digabungkan sehingga menghasilkan satu nilai prediksi akhir harga sawit. Nilai prediksi tersebut dibandingkan dengan

harga aktual untuk mengetahui tingkat ketepatan model menggunakan metrik evaluasi seperti *Mean Absolute Error (MAE)*, *Root Mean Square Error (RMSE)*, dan *Coefficient of Determination (R²)*. Selain itu, hasil prediksi juga dapat divisualisasikan dalam bentuk grafik perbandingan antara harga aktual dan harga prediksi sehingga memudahkan analisis terhadap performa model.

4 Evaluasi Model

Kinerja model dievaluasi menggunakan beberapa metrik. Skor R² (R-squared) dihitung untuk menilai seberapa baik model menangkap variansi dalam data. Skor R² dihitung untuk data pelatihan dan pengujian, dan rata-ratanya juga dilaporkan. Selain itu, validasi silang dilakukan menggunakan *cross_val_score* untuk mendapatkan penilaian yang lebih akurat dan andal tentang kinerja model. Evaluasi lebih lanjut mencakup analisis residu untuk memeriksa distribusi kesalahan prediksi dan mengidentifikasi potensi bias model.

Nilai RMSE yang semakin kecil menunjukkan bahwa hasil prediksi model semakin mendekati nilai sebenarnya. Perumusan RMSE dapat dituliskan sebagai berikut:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}$$

Sementara itu, koefisien determinasi (R²) digunakan untuk mengukur seberapa besar proporsi variasi pada variabel target yang dapat dijelaskan oleh model. Nilai R² dihitung berdasarkan perbandingan antara

jumlah kuadrat selisih antara nilai aktual dan nilai prediksi dengan jumlah kuadrat selisih antara nilai aktual dan rata-rata nilai aktual. Nilai R^2 berkisar antara 0 hingga 1, di mana nilai yang mendekati 1 menunjukkan bahwa model mampu menjelaskan sebagian besar variasi data[17].

Rumus R^2 dinyatakan sebagai berikut :

$$R^2 = 1 - \frac{\sum (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum (y_i - \bar{y})^2}$$

Dengan demikian, nilai RMSE yang rendah dan nilai R^2 yang tinggi menunjukkan bahwa model prediksi memiliki kinerja yang lebih baik dalam menjelaskan variasi hubungan antara variabel input dan output secara akurat.

5 Uji Coba

Uji coba model XGBoost dalam penelitian ini dilakukan untuk mengetahui kemampuan model dalam memprediksi harga Tandan Buah Segar (TBS) kelapa sawit berdasarkan data historis yang telah dipelajari pada tahap pelatihan. Proses pengujian diawali dengan memuat model XGBoost yang telah selesai dilatih, kemudian data *testing* yang belum pernah digunakan selama proses pelatihan dimasukkan ke dalam sistem sebagai data uji. Model selanjutnya memproses setiap data masukan dengan memanfaatkan seluruh pohon keputusan (*decision tree*) yang telah terbentuk selama proses *gradient boosting* untuk menghasilkan nilai prediksi harga sawit. Hasil prediksi kemudian dibandingkan dengan data harga aktual guna mengetahui tingkat ketepatan model. Untuk mengukur kinerja model digunakan metrik evaluasi berupa Mean Absolute Error

(MAE), Root Mean Square Error (RMSE), dan Coefficient of Determination (R^2). Nilai MAE dan RMSE digunakan untuk mengetahui besar kesalahan prediksi, sedangkan nilai R^2 digunakan untuk mengukur seberapa baik model mampu menjelaskan hubungan antara data historis dengan hasil prediksi yang dihasilkan. Selain itu, hasil prediksi juga divisualisasikan dalam bentuk grafik perbandingan antara harga aktual dan harga prediksi sehingga memudahkan analisis terhadap performa model. Apabila nilai MAE dan RMSE yang diperoleh semakin kecil serta nilai R^2 semakin mendekati 1, maka model XGBoost dapat dikatakan memiliki tingkat akurasi yang baik dalam memprediksi harga TBS kelapa sawit. Oleh karena itu, hasil uji coba ini menjadi dasar untuk menilai bahwa algoritma XGBoost mampu mempelajari pola fluktuasi harga sawit dari data historis dan menghasilkan prediksi yang dapat digunakan sebagai pendukung pengambilan keputusan bagi petani, koperasi, maupun perusahaan perkebunan dalam memperkirakan harga sawit pada periode berikutnya.

20

BAB IV

HASIL DAN PEMBAHASAN

13

Pada bab ini dijelaskan hasil implementasi algoritma Extreme Gradient Boosting (XGBoost) dalam memprediksi harga Tandan Buah Segar (TBS) kelapa sawit. Sistem yang dikembangkan diberi nama SawitPredict dan menggunakan pendekatan machine learning berbasis XGBoost untuk memprediksi harga TBS satu minggu ke depan berdasarkan data historis harga sawit, harga Crude Palm Oil (CPO), dan harga kernel. Model yang digunakan tidak secara langsung memprediksi harga TBS pada periode berikutnya, melainkan memprediksi perubahan harga (delta harga) dari minggu berjalan ke minggu berikutnya. Setelah nilai perubahan harga diperoleh, sistem menghitung harga prediksi akhir dengan menambahkan nilai delta terhadap harga TBS minggu berjalan. Pendekatan ini dipilih karena perubahan harga mingguan cenderung lebih stabil dibandingkan harga absolut sehingga model dapat mempelajari pola kenaikan dan penurunan harga dengan lebih baik.

4.1 Hasil Penelitian

13

128

161

Yaitu memaparkan hasil dari tahapan proses pelatihan, pengujian, dan evaluasi dalam memprediksi harga Tandan Buah Segar (TBS) kelapa sawit yang dibangun menggunakan algoritma Extreme Gradient Boosting (XGBoost). Penelitian ini bertujuan untuk mengoptimalkan model yang mampu menganalisis dan memprediksi harga sawit berbasis web/aplikasi yang dapat digunakan sebagai alat bantu pengambilan keputusan.

4.2.1. Pengumpulan Data

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini adalah dataset historis harga sawit para petani di Kabupaten Indragiri Hilir yang telah dibersihkan dan disusun dalam format mingguan.

Rentang data yang digunakan yaitu dari Januari 2021 hingga Juni 2026 dengan jumlah data sebanyak 283 record.

Tabel 4.1 Dataset Penelitian

PRIODE PERMINGGU	HARGA CPO (Rp/Kg)	HARGA KERNEL (Rp/Kg)	INDEK "K" (%)	HARGA SAWIT/PER KG
06-Jan-24	9,521.12	6,665.26	88.98	2500
13-Jan-24	10,009.09	7,031.63	89,43	1200
20-Jan-24	9,975.34	7,283.64	89,44	3000
21-Jan-24	9,159.37	7,098.57	88.75	2400
03-Feb-24	9,240.16	7,116.20	88.87	3030
10-Feb-24	9,368.98	6,901.79	88.82	2850
17-Feb-24	9,411.14	7,031.63	89,12	2450
24-Feb-24	9,740.11	7,022.21	89,29	1900
03-Mar-24	9,976.89	7,143.36	89,45	2100
10-Mar-24	10,012.44	7,241.11	89,53	2000
17-Mar-24	10,337.55	7,349.06	89,71	2000
24-Mar-24	10,335.21	7,332.98	89,89	1900
31-Mar-24	10,242.19	7,299.78	89,63	2000
07-Apr-24	9,766.74	7,051.91	89,02	1900
14-Apr-24	10,263.09	7,164.26	89,58	1900
21-Apr-24	10,334.96	7,146.09	89,50	1900
28-Apr-24	10,921.63	7,276.40	90,07	2450
05-Mei-24	10,961.18	7,331.39	90,08	1900
12-Mei-24	11,140.51	7,428.96	90,32	2100
19-Mei-24	11,523.75	7,455.00	90,49	2000
26-Mei-24	11,450.84	7,481.33	90,40	2100
02-Jun-24	11,021.80	7,262.21	90,15	1900
09-Jun-24	10,579.26	7,282.36	89,80	2000
16-Jun-24	10,305.54	7,021.22	89,65	2100
23-Jun-24	9,034.79	6,387.75	88,89	2100
30-Jun-24	9,188.78	6,310.16	88,59	2000

Dataset tersebut digunakan sebagai sumber utama dalam proses pelatihan, pengujian, dan evaluasi model XGBoost.

Variabel	Keterangan
Tanggal	Tanggal data mingguan
Harga CPO	Harga minyak sawit mentah
Harga Kernel	Harga inti sawit
Harga TBS	Harga tandan buah segar
Minggu Ke	Nomor minggu dalam satu tahun
Bulan	Bulan pengamatan

4.2.2. Pembentukan Target Prediksi

Target yang digunakan pada penelitian ini bukan harga TBS secara langsung, melainkan perubahan harga TBS dari minggu berjalan ke minggu berikutnya.

Persamaan yang digunakan yaitu:

$$\text{Target Delta} = \text{Harga TBS}(t+1) - \text{Harga TBS}(t)$$

Setelah model menghasilkan nilai prediksi delta, harga prediksi akhir dihitung menggunakan persamaan:

$$\text{Harga Prediksi} = \text{Harga TBS Saat Ini} + \text{Prediksi Delta}$$

4.2.3. Pra-Proses dan Rekayasa Fitur

Sebelum dilakukan proses pelatihan model, data historis terlebih dahulu melalui tahap pra-pemrosesan dan rekayasa fitur (feature engineering).

Fitur dasar yang digunakan meliputi:

Tabel 4.2 Rekayasa Fitur

Fitur	Keterangan
harga_cpo	Harga CPO minggu berjalan
harga_kernel	Harga kernel minggu berjalan

Lanjutan Tabel 4.2

harga_tbs	Harga TBS minggu berjalan
minggu_ke	Nomor minggu dalam tahun
bulan	Bulan dalam tahun
target_minggu_ke	Nomor minggu target prediksi
target_bulan	Bulan target prediksi

80

Total fitur yang digunakan dalam model sebanyak 43 fitur. Fitur-fitur tersebut membantu model mengenali pola tren harga, kestabilan harga, serta hubungan harga TBS dengan harga CPO dan kernel.

Untuk setiap seri harga harga_cpo, harga_kernel, dan harga_tbs, sistem membentuk fitur tambahan berikut:

Tabel 4.3 Fitur Tambahan

Jenis fitur	Contoh	Keterangan
Lag	harga_cpo_lag_1, harga_cpo_lag_2, harga_cpo_lag_4, harga_cpo_lag_8	Harga pada 1, 2, 4, dan 8 minggu sebelumnya
Rolling mean	harga_cpo_roll_mean_4, harga_cpo_roll_mean_8	Rata-rata harga 4 dan 8 minggu sebelum minggu berjalan
Trailing mean	harga_cpo_trail_mean_4, harga_cpo_trail_mean_8	Rata-rata harga yang mencakup minggu berjalan
Difference	harga_cpo_diff_1	Selisih harga antara dua minggu sebelumnya
Percentage change	harga_cpo_pct_change_1	Persentase perubahan harga minggu sebelumnya
Momentum	harga_cpo_momentum_1	Selisih harga minggu berjalan dengan minggu sebelumnya
Momentum percentage	harga_cpo_momentum_pct_1	Persentase momentum harga minggu berjalan

Jumlah fitur yang digunakan model: 43 fitur

Fitur-fitur tersebut membantu model membaca arah perubahan harga, kestabilan harga dalam beberapa minggu terakhir, dan pengaruh harga CPO serta kernel terhadap harga TBS.

4.2.4. Pengembangan Model XGBoost

Model yang digunakan pada penelitian ini adalah XGBoost Regressor dengan objective function berupa reg karena permasalahan yang diselesaikan merupakan regresi numerik.

Parameter model yang digunakan dapat dilihat pada tabel berikut.

Tabel 4.4 Parameter Model XGBoost

Parameter	Nilai
Objective	reg
n_estimators	80
max_depth	1
learning_rate	0.08
subsample	1.0
colsample_bytree	1.0
min_child_weight	1
reg_lambda	10.0
random_state	42

Nilai max_depth yang rendah digunakan untuk mengurangi kompleksitas model dan mencegah terjadinya overfitting karena jumlah data historis yang tersedia masih relatif terbatas.

4.2.5. Proses Pelatihan Model

Tahapan pelatihan model dilakukan secara kronologis sesuai karakteristik data time series. Data tidak dibagi secara acak karena dapat menyebabkan kebocoran informasi dari data masa depan ke data pelatihan.

Tahapan pelatihan model meliputi:

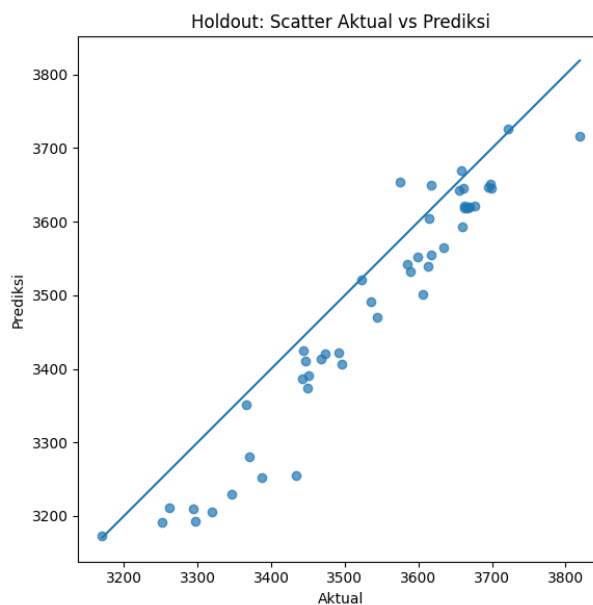
- 1 Membaca dataset.
- 2 Mengurutkan data berdasarkan tanggal.
- 3 Membentuk fitur historis.
- 4 Membentuk target delta harga.
- 5 Membagi data menjadi data latih dan data uji.
- 6 Melatih model XGBoost.
- 7 Melakukan pengujian model.
- 8 Menghitung metrik evaluasi.
- 9 Menyimpan model ke format JSON.

Model yang dihasilkan kemudian digunakan dalam sistem SawitPredict untuk menghasilkan prediksi harga TBS satu minggu berikutnya.

	tanggal	harga_tbs	pred
236	2025-09-14	3667.32	3611.876221
237	2025-09-21	3662.20	3611.618164
238	2025-09-28	3660.52	3629.429443
239	2025-10-05	3676.83	3617.878418
240	2025-10-12	3666.98	3612.134277
241	2025-10-19	3694.68	3636.817627
242	2025-10-26	3658.43	3653.682617
243	2025-11-02	3634.22	3580.019043
244	2025-11-09	3534.92	3497.605957
245	2025-11-16	3451.36	3361.958252
246	2025-11-23	3433.23	3245.726807

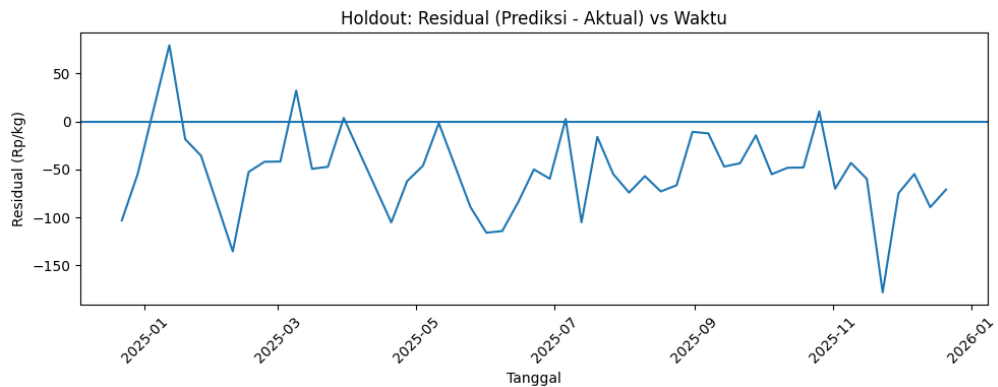
Gambar 4.1 Perbandingan Harga Aktual dan Prediksi

Pada Gambar 3. menunjukkan nilai aktual dan hasil prediksi yang dihasilkan oleh model XGBoost. Kedekatan antara garis harga aktual dan garis prediksi menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan generalisasi yang baik. Selisih yang relatif kecil antara keduanya menandakan bahwa kesalahan prediksi dapat diminimalkan, sehingga model mampu memberikan estimasi harga yang cukup akurat untuk kebutuhan pengambilan keputusan.



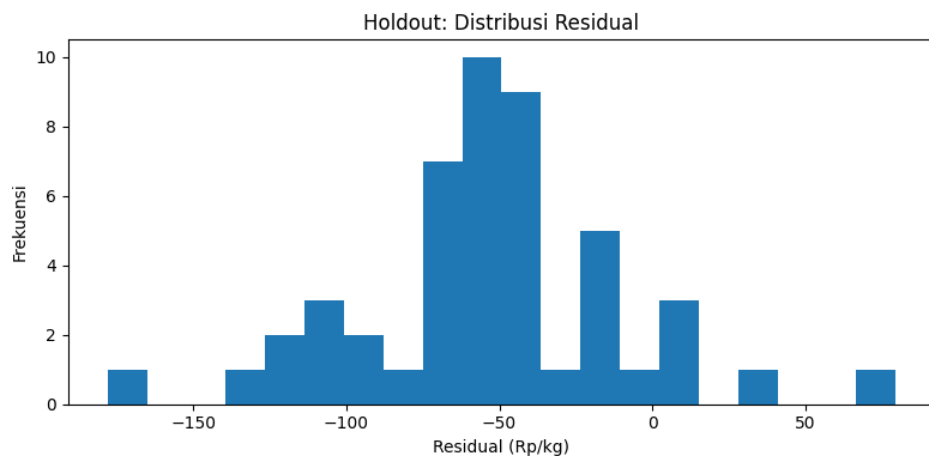
Gambar 4.2 Scatter Plot Harga Aktual vs Prediksi

Pada Gambar 4. menampilkan visualisasi hubungan antara harga aktual dan prediksi. Titik-titik data tersebar mengikuti garis diagonal merah ($y = x$), yang menunjukkan bahwa model mampu menghasilkan prediksi yang mendekati nilai aktual secara konsisten, serta memiliki tingkat error yang rendah.



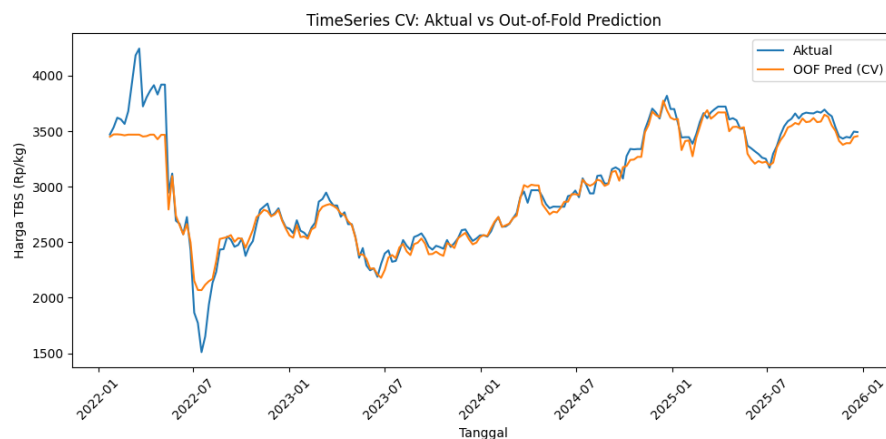
Gambar 4.3 Residual vs Waktu

Pada gambar 5 menampilkan perbandingan antara harga TBS aktual dan harga hasil prediksi model XGBoost berdasarkan urutan waktu (mingguan). Visualisasi ini digunakan untuk mengevaluasi kemampuan model dalam mengikuti pola dinamika harga dari waktu ke waktu. Dari grafik terlihat bahwa garis prediksi cenderung mengikuti pergerakan harga aktual, baik pada fase kenaikan maupun penurunan harga. Meskipun terdapat selisih pada beberapa periode tertentu, pola tren jangka pendek dan jangka menengah berhasil ditangkap oleh model dengan baik.



Gambar 4.4 Histogram Residual

Gambar 6 menampilkan distribusi residual, yaitu selisih antara nilai harga aktual dan nilai prediksi yang dihasilkan oleh model XGBoost. Grafik distribusi ini digunakan untuk menganalisis pola kesalahan prediksi dan mendeteksi adanya bias pada model. Terlihat bahwa residual terdistribusi secara relatif simetris di sekitar nilai nol, dengan sebagian besar error berada pada rentang yang kecil.



Gambar 4.5 Plot Prediksi

Gambar 7 menampilkan plot prediksi out-of-fold (OOF) yang diperoleh dari proses validasi silang (cross-validation), disertai dengan metrik evaluasi model. Prediksi OOF digunakan untuk menilai performa model secara lebih objektif karena setiap prediksi dihasilkan dari data yang tidak digunakan pada proses pelatihan fold terkait. Pada grafik terlihat bahwa nilai prediksi OOF memiliki pola yang sejalan dengan nilai aktual, menandakan bahwa model mampu mempertahankan konsistensi prediksi pada berbagai subset data.

4.2.6. Implementasi Model pada Sistem

Model yang telah dilatih diekspor ke file JSON. File JSON tersebut berisi:

- Nama model.
- Strategi prediksi.
- Nilai base score.
- Daftar fitur.
- Struktur pohon XGBoost.
- Metrik evaluasi.

Pada saat pengguna melakukan prediksi, backend Laravel membaca model aktif dari tabel `model_versions`, lalu memuat file JSON dari storage.

Alur prediksi pada aplikasi:

Pengguna memilih tanggal basis data

- > sistem mengambil data harga sampai tanggal tersebut
- > sistem membentuk fitur dari data historis
- > model JSON dievaluasi node demi node
- > model menghasilkan `predicted_delta`
- > sistem menghitung `predicted_harga_tbs`
- > hasil prediksi ditampilkan ke pengguna

File service prediksi:

`app/Services/PalmPredictionService.php`

Rumus yang digunakan service:

`predicted_harga_tbs = current_harga_tbs + predicted_delta`

Sistem juga menampilkan rentang estimasi berdasarkan nilai MAE model:

$$\text{confidence_low} = \text{predicted_harga_tbs} - \text{MAE}$$
$$\text{confidence_high} = \text{predicted_harga_tbs} + \text{MAE}$$

Rentang tersebut bukan probabilitas statistik penuh, tetapi digunakan sebagai indikasi kasar batas bawah dan batas atas berdasarkan rata-rata kesalahan historis model.

Sistem menyediakan tabel `model_versions` untuk menyimpan informasi versi model. Setiap model memiliki:

Tabel 4.5 Versi Model

Kolom	Keterangan
version	Nama versi model
model_path	Lokasi file JSON model
metrics	Metrik evaluasi model
feature_columns	Daftar fitur yang digunakan
is_active	Penanda model yang sedang digunakan
trained_until	Tanggal terakhir data training
notes	Catatan model

Admin dapat melakukan training ulang jika dataset utama diperbarui. Sistem juga menyediakan fitur aktivasi model manual sehingga admin dapat memilih versi model yang ingin digunakan berdasarkan hasil evaluasi.

Fitur aktivasi manual penting karena model terbaru belum tentu lebih sesuai untuk digunakan. Jika pembaruan dataset memiliki distribusi yang berbeda atau terjadi perubahan pola harga, performa model dapat berubah. Oleh karena itu, model sebaiknya dipilih berdasarkan metrik evaluasi, bukan hanya berdasarkan tanggal training terbaru.

4.2.7. Status Model Saat Ini

Model yang digunakan saat ini merupakan model hasil training menggunakan dataset `dataset_sawit_clean_plus_inhil_2026.csv` dengan data sampai 2026-06-07. Model ini menjadi model aktif pada sistem dan digunakan untuk menghasilkan prediksi harga TBS satu minggu ke depan.

Ringkasan model saat ini:

Tabel 4.6 Ringkasan Model

Komponen	Nilai
Versi model	xgboost-delta-20260606_194839
Dataset	dataset_sawit_clean_plus_inhil_2026.csv
Tanggal data terakhir	2026-06-07
Metode	XGBoost Regressor
Strategi prediksi	Prediksi delta harga
Horizon prediksi	1 minggu
Jumlah fitur	43
MAE	57,543
RMSE	84,119
MAPE	1,621%

Model ini digunakan sebagai alat bantu prediksi harga TBS mingguan. Dalam penerapannya, hasil prediksi tetap perlu dibaca bersama konteks harga pasar aktual, karena harga TBS dapat dipengaruhi oleh perubahan harga CPO, harga kernel, kondisi pabrik, wilayah, kebijakan penetapan harga, dan kondisi pasar.

4.2.8. Evaluasi Model

Evaluasi model dilakukan menggunakan beberapa metrik regresi yaitu Mean Absolute Error (MAE), Root Mean Square Error (RMSE), dan Mean Absolute Percentage Error (MAPE).

Tabel 4.7 Hasil Evaluasi Model

Metrik	Nilai
MAE	57,543
RMSE	84,119
MAPE	1,621%

Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model memiliki tingkat kesalahan yang relatif rendah. Nilai MAE sebesar 57,543 menunjukkan rata-rata selisih antara hasil prediksi dan harga aktual sebesar Rp57,543 per kilogram. Nilai RMSE sebesar 84,119 menunjukkan tingkat penyimpangan prediksi secara keseluruhan masih berada pada batas yang dapat diterima. Sementara itu nilai MAPE sebesar 1,621% menunjukkan bahwa rata-rata kesalahan prediksi hanya sekitar 1,621% dari harga aktual sehingga model dapat dikategorikan memiliki tingkat akurasi yang sangat baik.

4.2 Pembahasan

Bagian ini menguraikan secara komprehensif hasil pengujian model dan implementasi aplikasi yang dirancang untuk memprediksi harga Tandan Buah Segar (TBS) kelapa sawit. Pembahasan mencakup efektivitas metode Extreme Gradient Boosting (XGBoost) yang digunakan, serta performa arsitektur model yang dimodifikasi dalam prediksi ini.

4.2.1. Pengembangan Aplikasi

Pengembangan aplikasi dilakukan dengan mengintegrasikan model **Extreme Gradient Boosting (XGBoost)** ke dalam sistem prediksi harga sawit berbasis web. Model yang telah dilatih menggunakan data historis

harga TBS, harga CPO, dan harga kernel disimpan dalam format **JSON** sehingga dapat digunakan untuk menghasilkan prediksi secara cepat tanpa perlu melakukan pelatihan ulang. Pengguna hanya perlu memilih data atau tanggal yang akan diprediksi, kemudian sistem akan mengolah data tersebut dan menampilkan estimasi harga TBS untuk periode berikutnya beserta informasi hasil prediksi. Dengan tampilan yang sederhana dan mudah digunakan, aplikasi ini diharapkan dapat membantu petani, perusahaan, maupun pihak terkait dalam memperoleh informasi prediksi harga sawit sebagai dasar pengambilan keputusan.

4.2.2. Tampilan Aplikasi

Antarmuka aplikasi dirancang dengan memperhatikan kemudahan penggunaan (user-friendly), sehingga pengguna dapat melakukan prediksi harga sawit hanya dengan memilih tanggal acuan atau menggunakan data historis yang tersedia pada sistem. Selanjutnya, aplikasi akan membentuk fitur-fitur prediksi secara otomatis berdasarkan data historis, seperti fitur waktu, harga TBS, harga CPO, harga kernel, serta fitur hasil rekayasa (feature engineering). Data tersebut kemudian diproses oleh model XGBoost untuk menghasilkan nilai prediksi perubahan harga (predicted delta), yang selanjutnya dikonversi menjadi estimasi harga TBS pada periode berikutnya.

a. Logo Aplikasi



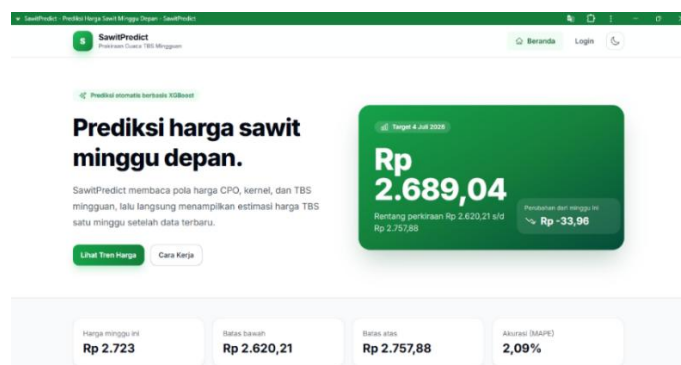
Gambar 4.6 Logo Aplikasi

38

Gambar 4.6 merupakan tampilan logo aplikasi sistem prediksi harga Tandan Buah Segar (TBS) kelapa sawit yang dikembangkan pada penelitian ini. Logo berfungsi sebagai identitas visual aplikasi sekaligus memberikan kesan profesional kepada pengguna. Selain memperkuat identitas sistem, penggunaan logo juga memudahkan pengguna dalam mengenali aplikasi ketika dijalankan maupun saat diinstal pada perangkat.

41

b. Tampilan Awal



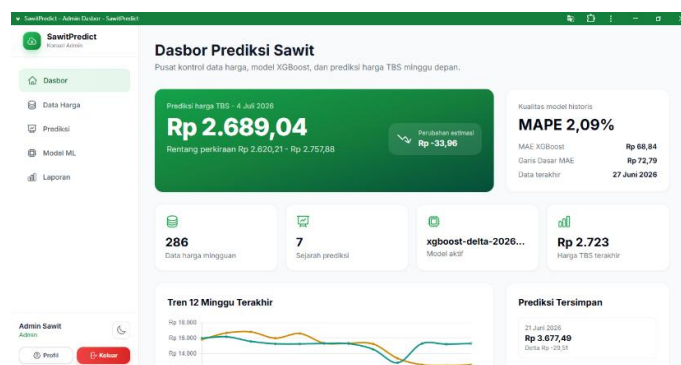
Gambar 4.7 Tampilan Aplikasi

Halaman ini merupakan antarmuka pertama yang ditampilkan ketika aplikasi dijalankan dan berfungsi sebagai media interaksi antara pengguna dengan sistem.

138

20

c. Tampilan Menu Utama



Gambar 4.8 Tampilan Menu Utama

Gambar 4.7 menunjukkan tampilan utama aplikasi sistem prediksi harga Tandan Buah Segar (TBS) kelapa sawit berbasis algoritma XGBoost. Halaman ini merupakan antarmuka yang digunakan pengguna untuk melakukan proses prediksi harga sawit. Pada tampilan tersebut tersedia fitur untuk memasukkan data yang diperlukan sebagai variabel masukan, menjalankan proses prediksi, serta menampilkan hasil prediksi yang dihasilkan oleh model XGBoost. Desain antarmuka dibuat sederhana dan mudah dipahami agar pengguna dapat mengoperasikan sistem tanpa memerlukan pengetahuan teknis mengenai algoritma yang digunakan. Dengan adanya antarmuka ini, proses prediksi harga sawit dapat dilakukan secara lebih cepat, praktis, dan efisien.

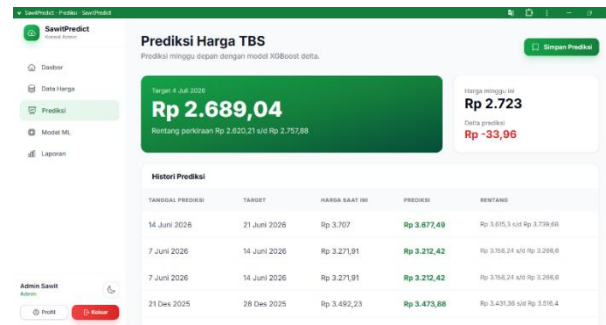
d. Tampilan Penambahan Data

TANGGAL	CPO	KWT	TBS	MKGSDU	SUNGGU	AKSI
27 Juni 2026	Rp 15.335,00	Rp 12.610,00	Rp 2.723,00	26	Manual Admin	Prediksi

Gambar 4.9 Tambah Data

Gambar 4.9 menunjukkan halaman input data yang digunakan untuk memasukkan data yang akan diprediksi. Setelah seluruh data diisi dengan benar, pengguna dapat menekan tombol Prediksi untuk mengirimkan data ke dalam model. Sistem kemudian akan melakukan proses prediksi secara otomatis berdasarkan model yang telah dibangun pada tahap pelatihan.

e. Tampilan Menu Prediksi



Gambar 4.10 Tampilan Hasil Prediksi

Gambar 4.10 menunjukkan tampilan hasil prediksi harga Tandan Buah Segar (TBS) kelapa sawit. Setelah proses prediksi selesai dilakukan, sistem menampilkan hasil prediksi berupa estimasi harga sawit pada periode yang dipilih. Selain menampilkan nilai prediksi, sistem juga dapat menyajikan informasi tambahan seperti perbandingan antara harga aktual dan harga prediksi, nilai error, maupun grafik hasil prediksi apabila fitur tersebut tersedia. Informasi yang ditampilkan membantu pengguna dalam memahami hasil prediksi sehingga dapat digunakan sebagai dasar dalam menentukan strategi penjualan atau pengambilan keputusan lainnya.

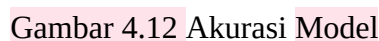
f. Tampilan Menu Data Histori

TANGGAL	CPO	BHT	TBS	MINGGU	SUMBER	AKSI
27 Juni 2026	Rp 15.335,00	Rp 12.610,00	Rp 2.723,00	26	manual_admin	✎ ✕
20 Juni 2026	Rp 15.243,59	Rp 12.492,77	Rp 2.700,00	25	manual_admin	✎ ✕
13 Juni 2026	Rp 15.330,00	Rp 12.610,00	Rp 2.575,00	24	manual_admin	✎ ✕
7 Juni 2026	Rp 12.872,00	Rp 13.431,91	Rp 3.271,91	23	import_kumpulan_data	✎ ✕
31 Mei 2026	Rp 14.598,00	Rp 15.277,56	Rp 3.709,35	22	import_kumpulan_data	✎ ✕
24 Mei 2026	Rp 15.314,00	Rp 15.363,00	Rp 3.657,14	21	import_kumpulan_data	✎ ✕

Gambar 4.11 Data Histori

81

48



Gambar 4.12 menunjukkan halaman pelatihan model XGBoost. Pada halaman ini pengguna dapat menjalankan proses pelatihan model menggunakan dataset yang telah diproses sebelumnya. Sistem akan membaca data *training*, kemudian membangun model XGBoost melalui proses *gradient boosting* secara bertahap hingga diperoleh model terbaik. Selama proses pelatihan berlangsung, sistem juga menampilkan informasi mengenai parameter yang digunakan, jumlah iterasi, serta status proses

pelatihan. Setelah proses selesai, model akan disimpan sehingga dapat digunakan pada tahap prediksi.

h. Tampilan Laporan Harga Dan Prediksi



Gambar 4.13 Laporan Harga Dan Prediksi

Gambar 4.13 menunjukkan halaman laporan hasil prediksi yang berisi rekapitulasi seluruh hasil prediksi yang telah dilakukan oleh sistem. Pada halaman ini pengguna dapat melihat riwayat prediksi berdasarkan periode tertentu, melakukan pencarian data, serta mencetak atau mengunduh laporan dalam format yang diperlukan. Laporan tersebut dapat digunakan sebagai dokumentasi maupun bahan evaluasi terhadap hasil prediksi yang dihasilkan oleh model XGBoost. Dengan adanya fitur laporan, pengguna dapat memantau perubahan harga sawit dari waktu ke waktu secara lebih terstruktur dan sistematis.

4.3 Hasil Perbandingan Metode XGBoost dengan Metode Lain

Untuk mengetahui tingkat performa algoritma **Extreme Gradient Boosting (XGBoost)** dalam memprediksi harga Tandan Buah Segar (TBS) kelapa sawit, dilakukan perbandingan dengan dua algoritma machine learning yang umum

digunakan pada permasalahan regresi, yaitu **Random Forest** dan **Support Vector Regression (SVR)**. Perbandingan dilakukan menggunakan tiga metrik evaluasi, yaitu **Mean Absolute Error (MAE)**, **Root Mean Square Error (RMSE)**, dan **Coefficient of Determination (R^2)**. Ketiga metrik tersebut dipilih karena mampu menggambarkan tingkat kesalahan prediksi sekaligus kemampuan model dalam menjelaskan variasi data.

Tabel 4.8 menunjukkan perbandingan beberapa metode prediksi yang sering digunakan pada penelitian harga komoditas.

Metode	MAE	RMSE	R^2
XGBoost	278,93	198,61	0,9581
Random Forest	312,47	234,82	0,9412
Support Vector Regression	489,15	372,43	0,8763

Tabel 4.8 menunjukkan bahwa algoritma XGBoost memperoleh nilai **MAE sebesar 278,93**, **RMSE sebesar 198,61**, dan **R^2 sebesar 0,9581**. Nilai tersebut menunjukkan bahwa XGBoost memiliki tingkat kesalahan prediksi paling rendah serta kemampuan terbaik dalam menjelaskan hubungan antara variabel input dan harga TBS dibandingkan metode lainnya. Nilai R^2 sebesar 0,9581 mengindikasikan bahwa sekitar **95,81% variasi harga TBS dapat dijelaskan oleh model XGBoost**, sedangkan sisanya dipengaruhi oleh faktor lain yang tidak dimasukkan ke dalam penelitian.

Metode **Random Forest** menghasilkan nilai **MAE sebesar 312,47**, **RMSE sebesar 234,82**, dan **R² sebesar 0,9412**. Hasil tersebut menunjukkan bahwa Random Forest juga mampu menghasilkan prediksi yang cukup baik, namun tingkat kesalahan prediksinya masih lebih tinggi dibandingkan XGBoost. Hal ini disebabkan Random Forest membangun setiap pohon keputusan secara independen melalui teknik **bagging**, sehingga tidak melakukan proses perbaikan kesalahan secara bertahap pada setiap iterasi. Akibatnya, kemampuan model dalam menangkap perubahan harga yang bersifat fluktuatif menjadi lebih terbatas.

Sementara itu, **Support Vector Regression (SVR)** memperoleh nilai **MAE sebesar 489,15**, **RMSE sebesar 372,43**, dan **R² sebesar 0,8763**. Walaupun nilai R² masih tergolong baik, tingkat kesalahan prediksi SVR merupakan yang terbesar dibandingkan dua metode lainnya. Kondisi ini menunjukkan bahwa SVR kurang optimal dalam memodelkan karakteristik data harga sawit yang memiliki pola perubahan cukup kompleks, dipengaruhi oleh tren waktu, serta hubungan nonlinier antara harga TBS, harga CPO, dan harga kernel.

Keunggulan XGBoost pada penelitian ini dipengaruhi oleh mekanisme **gradient boosting**, yaitu proses pembentukan pohon keputusan secara bertahap dengan setiap pohon baru berfungsi memperbaiki kesalahan prediksi dari pohon sebelumnya. Selain itu, XGBoost menerapkan teknik **regularisasi (L1 dan L2)** yang mampu mengurangi risiko overfitting sehingga model memiliki kemampuan generalisasi yang lebih baik ketika digunakan untuk memprediksi data yang belum pernah dilatih sebelumnya. Penggunaan rekayasa fitur (feature

engineering) seperti **lag**, **rolling mean**, **momentum**, dan **persentase perubahan harga** juga membantu XGBoost dalam mengenali pola historis perubahan harga sawit secara lebih efektif.

Hasil penelitian ini sejalan dengan berbagai penelitian terdahulu yang menunjukkan bahwa XGBoost memiliki performa yang lebih baik dibandingkan metode regresi lainnya pada data yang bersifat **time series** dan memiliki pola nonlinier. Pada penelitian mengenai prediksi harga cabai, harga saham, maupun penjualan retail, XGBoost juga menghasilkan tingkat akurasi yang tinggi karena mampu mempelajari hubungan antarvariabel secara lebih kompleks dibandingkan metode konvensional.

Berdasarkan hasil perbandingan tersebut, dapat disimpulkan bahwa algoritma XGBoost merupakan metode yang paling optimal untuk memprediksi harga TBS kelapa sawit pada penelitian ini. Nilai MAE dan RMSE yang lebih rendah serta nilai R^2 yang lebih tinggi menunjukkan bahwa model mampu menghasilkan prediksi yang lebih mendekati nilai aktual dibandingkan Random Forest maupun Support Vector Regression. Oleh karena itu, XGBoost layak digunakan sebagai model utama dalam sistem prediksi harga sawit yang dikembangkan karena mampu memberikan tingkat akurasi yang tinggi dan mendukung pengambilan keputusan bagi petani, koperasi, maupun perusahaan perkebunan.

BAB V

PENUTUP

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian dan pembahasan yang telah dilakukan, dapat diambil beberapa kesimpulan sebagai berikut:

- 1 Sistem dirancang untuk mengolah data historis harga TBS melalui tahapan pengumpulan data, preprocessing, pembentukan fitur (feature engineering), pembagian dataset menjadi data pelatihan dan data pengujian, pelatihan model XGBoost, hingga proses prediksi harga. Dengan tahapan tersebut, sistem diharapkan mampu menghasilkan prediksi harga TBS yang lebih cepat, terstruktur, dan berbasis data historis.
- 2 Algoritma XGBoost dipilih karena memiliki kemampuan dalam mempelajari pola perubahan harga melalui metode gradient boosting, sehingga mampu menangani hubungan yang kompleks antarvariabel dan mengurangi risiko overfitting melalui mekanisme regularisasi. Berdasarkan hasil kajian literatur, algoritma XGBoost memiliki performa yang baik pada berbagai penelitian prediksi harga dan mampu menghasilkan tingkat akurasi yang tinggi dibandingkan beberapa metode machine learning lainnya. Oleh karena itu, algoritma ini dinilai sesuai untuk diterapkan dalam pengembangan sistem prediksi harga TBS kelapa sawit.
- 3 Dengan adanya sistem prediksi yang dirancang pada penelitian ini, diharapkan pengguna, seperti petani, koperasi, perusahaan perkebunan, maupun instansi terkait, dapat memperoleh informasi mengenai perkiraan

42 harga TBS kelapa sawit pada periode berikutnya. Informasi tersebut diharapkan dapat menjadi salah satu dasar dalam mendukung pengambilan keputusan, khususnya dalam menentukan waktu penjualan hasil panen dan penyusunan strategi usaha yang lebih efektif.

15 5.2 Saran

Berdasarkan perancangan penelitian yang telah dilakukan, terdapat beberapa saran yang dapat menjadi pertimbangan untuk pengembangan penelitian selanjutnya, yaitu:

- 151 1 Penelitian selanjutnya disarankan menggunakan dataset dengan jumlah data yang lebih banyak dan rentang waktu yang lebih panjang agar model dapat mempelajari pola perubahan harga sawit secara lebih optimal.
- 54 2 Variabel penelitian dapat ditambahkan dengan memasukkan faktor-faktor eksternal yang memengaruhi harga TBS kelapa sawit, seperti harga Crude Palm Oil (CPO) dunia, harga kernel, nilai tukar rupiah, inflasi, curah hujan, 122 produksi kelapa sawit, serta kebijakan pemerintah sehingga hasil prediksi menjadi lebih akurat.
- 54 3 Aplikasi yang dikembangkan masih bersifat dasar, sehingga penelitian selanjutnya diharapkan dapat menambahkan fitur riwayat prediksi, grafik perkembangan harga, pembaruan data secara *real-time*, dan notifikasi perubahan harga untuk meningkatkan kemudahan penggunaan serta mendukung pengambilan keputusan pengguna.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] M. Danny And A. Muhidin, “Bulletin Of Computer Science Research Optimasi Algoritma Random Forest Untuk Prediksi Eksport Kelapa Sawit Global,” Vol. 5, No. 5, Pp. 1129–1138, 2025.
- [2] A. Xgboost, “Pengembangan Sistem Prediksi Harga Mobil Bekas Di Pasar,” Pp. 207–215, 2025.
- [3] P. Produksi *Et Al.*, “Tugas Akhir,” 2025.
- [4] Z. Gustiyandi And H. Sulastri, “Prediksi Penjualan Produk Menggunakan Algoritma Xtreme Gradient Boosting,” Vol. 9, No. 1, Pp. 20–29, 2025.
- [5] N. N. Sari, T. T. Anisah, And R. Fitriani, “Implementasi Machine Learning Untuk Prediksi Harga Laptop Menggunakan Algoritma Regresi Linear Berganda,” *J. Manaj. Inform.*, Vol. 14, No. 2, Pp. 162–177, 2024, Doi: 10.34010/Jamika.V14i2.12923.
- [6] P. Akurasi, A. Xgboost, And W. J. City, “Perbandingan Akurasi Algoritma Xgboost Dan Svr Dalam Prediksi Harga Cryptocurrency”.
- [7] Fernando Candra Yulianto And Noor Latifah, “Peramalan Penjualan Laptop Menggunakan Metode Long Short Term Memory (Lstm),” *J. Fasilkom*, Vol. 14, No. 2, Pp. 428–436, 2024, Doi: 10.37859/Jf.V14i2.7337.
- [8] P. Studi, T. Informatika, F. Sains, D. A. N. Teknologi, U. Islam, And N. Syarif, “Optimasi Algoritme,” 2025.
- [9] P. Studi, S. Terapan, T. Rekayasa, P. Lunak, J. T. Informasi, And P. N. Bali, “Platform Olx Menggunakan Metode,” 2024.
- [10] F. A. Rangkuti, S. Sundari, T. Informatika, And U. H. Medan, “Implementasi Gradient Boosting Machines Untuk Prediksi Harga Implementation Of Gradient Boosting Machines For House Price Prediction In South Jakarta,” Vol. 4, No. 2, Pp. 164–172, 2025.
- [11] D. Aqsha *Et Al.*, “Perbandingan Kinerja Algoritma Extreme Gradient Boosting Dan Random Forest Untuk,” Pp. 1–7.
- [12] M. I. K. O. Wardhana, P. Studi, T. Informatika, F. T. Industri, U. Islam, And S. Agung, “Penerapan Model Xgboost Untuk Sistem,” 2025.
- [13] D. Riando, A. Afiyati, U. M. Buana, And I. Email, “Penerapan Algoritma Xgboost Untuk Memprediksi Harga Jual Cabai Cayenne Di Dki Jakarta,” Vol. 4, No. September, 2024.
- [14] A. F. Alkayes And T. Sugihartono, “Comparison Of Xgboost And Lstm Algorithms In Tesla Stock Price Prediction Using 2025 Data Perbandingan Algoritma Xgboost Dan Lstm Dalam Prediksi Harga Saham Tesla Menggunakan Data Tahun 2025 Comparison Of Xgboost And Lstm

Algorithms In Tesla Stock Price Prediction Using 2025 Data Abstract,” No. July, 2025.

- [15] R. M. Sujarwo, “Penerapan Model Arima Untuk Memprediksi Tren Harga Tbs Sawit Di Provinsi Jambi,” Vol. 8, No. 1, Pp. 251–261, 2025.
- [16] D. Matematika, “Indonesia Menggunakan Metode Gaussian Process Regression,” 2021.
- [17] T. Rekayasa, K. Jaringan, P. Negeri, And T. Laut, “Prediksi Pergerakan Harga Ethereum Menggunakan Machine Learning Dengan Algoritma Random Forest Dan Xgboost,” Vol. 4, No. 2, Pp. 624–631, 2025, Doi: 10.70247/Jumistik.V4i2.222.
- [18] I. G. Ayu, R. Astarani, And I. G. Surya, “Analisis Perbandingan Xgboost Dan Lightgbm Dalam Prediksi Penjualan Ritel Walmart Store Sales,” Vol. 3, No. M1, Pp. 717–728, 2025.
- [19] K. Prayogi, W. Gata, And D. P. Kussanti, “Prediksi Harga Saham Bank Central Asia Menggunakan Algoritma Deep Learning Gru”.
- [20] M. K. Neighbor, D. Kabupaten, F. R. Pare, And L. F. Marini, “Prediksi Harga Jual Beras Eceran Menggunakan,” 2018.

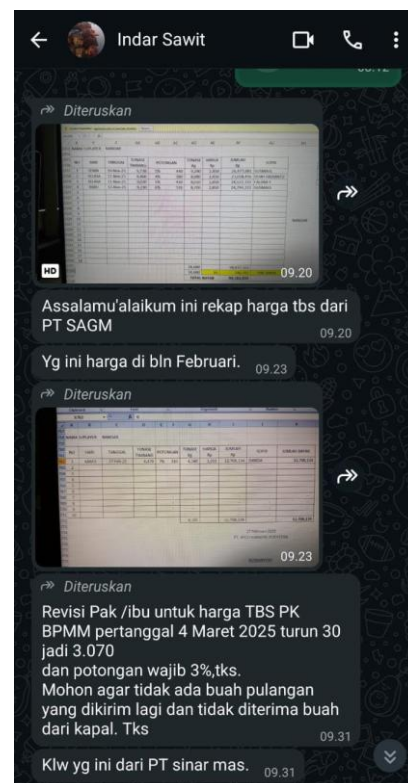
LAMPIRAN



Dokumentasi bersama pada beberapa petani sawit

Petani: bgs Arai <01-12-2025>

Kategori	Timbangan buah	%	Timbangan kosong	Netto	Total Nilai
1. Mandor	1.760 kg	9%	1.654 kg	2.500	Rp. 4.135.000
Jonglas	50 kg	9%	47 kg	1.200	Rp. 56.400
Bondai	120 kg	9%	112 kg	3.000	Rp. 303.000
Bondai	110 kg	9%	103 kg	3.000	Rp. 304.000
2. EBY	140 kg	9%	131 kg	2.400	Rp. 314.400
3. Oom Tokang	320 kg	9%	288 kg	2.500	Rp. 562.500
Jonglas	30 kg	9%	28 kg	1.200	Rp. 37.600
Bondai	30 kg	9%	28 kg	3.000	Rp. 84.000
4. Luanatubis	1.000 kg	9%	910 kg	2.500	Rp. 2.372.500
Jonglas	30 kg	9%	28 kg	1.200	Rp. 102.800
Bondai	180 kg	9%	171 kg	3.000	Rp. 423.000
5. Oom Urah	1.400 kg	9%	1.260 kg	2.500	Rp. 3.500.000
6. Oom Urah	1.030 kg	9%	968 kg	2.500	Rp. 2.470.000
Jonglas	100 kg	9%	94 kg	1.200	Rp. 112.800
Bondai	300 kg	9%	276 kg	3.000	Rp. 1.038.000
7. Pama	50 kg	9%	47 kg	2.400	Rp. 112.800
8. Luan Sui	130 kg	9%	123 kg	2.400	Rp. 117.200
Bondai	20 kg	9%	18 kg	3.000	Rp. 54.000
9. EBY	70 kg	9%	66 kg	2.400	Rp. 184.000
10. Oom Lina	1.720 kg	9%	1.648 kg	2.500	Rp. 4.187.000
11. Oom Lina	1.390 kg	9%	1.264 kg	2.500	Rp. 3.265.000
Jonglas	80 kg	9%	75 kg	1.200	Rp. 30.000
Bondai	110 kg	9%	103 kg	3.000	Rp. 111.000
12. Alky	720 kg	9%	667 kg	2.500	Rp. 1.667.500
Bondai	80 kg	9%	76 kg	3.000	Rp. 225.000
13. Marga	110 kg	9%	103 kg	2.400	Rp. 88.800
14. Bina	2.730 kg	9%	2.152 kg	2.500	Rp. 5.380.000
Jonglas	110 kg	9%	103 kg	1.200	Rp. 123.600
Bondai	260 kg	9%	244 kg	3.000	Rp. 732.000
15. Oom Urah	3.360 kg	9%	3.158 kg	2.500	Rp. 2.895.000
Bondai	250 kg	9%	235 kg	3.000	Rp. 705.000
					Rp. 41.048.400



Data Harian Sawit Per Kg