



UIN SUSKA RIAU

PREDIKSI PRODUKSI KELAPA SAWIT MENGGUNAKAN PENDEKATAN *DEEP LEARNING MULTI-ARSITEKTUR*

TUGAS AKHIR

Diajukan Sebagai Salah Satu Syarat
untuk Memperoleh Gelar Sarjana Komputer pada
Program Studi Sistem Informasi

Oleh:

HANIFATUS SYAHIDAH

12250324302



State Islamic University of Sultan Syarif Kasim Riau



UIN SUSKA RIAU

FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI

UNIVERSITAS ISLAM NEGERI SULTAN SYARIF KASIM RIAU
PEKANBARU

2026

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

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

LEMBAR PERSETUJUAN

PREDIKSI PRODUKSI KELAPA SAWIT MENGGUNAKAN PENDEKATAN *DEEP LEARNING MULTI-ARSITEKTUR*

TUGAS AKHIR

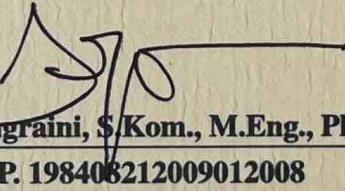
Oleh:

HANIFATUS SYAHIDAH

12250324302

Telah diperiksa dan disetujui sebagai laporan tugas akhir
di Pekanbaru, pada tanggal 15 Januari 2026

Ketua Program Studi


Angraini, S.Kom., M.Eng., Ph.D.
NIP. 198408212009012008

Pembimbing


Mustakim, ST., M.Kom.
NIP. 198807022025211003

LEMBAR PENGESAHAN

PREDIKSI PRODUKSI KELAPA SAWIT MENGGUNAKAN PENDEKATAN *DEEP LEARNING MULTI-ARSITEKTUR*

TUGAS AKHIR

Oleh:

HANIFATUS SYAHIDAH

12250324302

Telah dipertahankan di depan sidang dewan penguji
sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Komputer
Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau
di Pekanbaru, pada tanggal 08 Januari 2026

Pekanbaru, 08 Januari 2026

Mengesahkan,

Ketua Program Studi



Dr. Yuslenita Muda, S.Si., M.Sc.
NIP. 197701032007102001

Angraini, S.Kom., M.Eng., Ph.D.
NIP. 198408212009012008

DEWAN PENGUJI:

Ketua : Eki Saputra, S.Kom., M.Kom.

Sekretaris : Mustakim, ST., M.Kom.

Anggota 1 : M. Afdal, ST., M.Kom.

Anggota 2 : Anofrizen, S.Kom., M.Kom.

Lampiran Surat :
Nomor : Nomor 25/2021
Tanggal : 10 September 2021

SURAT PERNYATAAN

Saya yang bertandatangan di bawah ini:

Nama : Hanifatus Syahidah
NIM : 12250324302
Tempat/Tgl. Lahir : Pekanbaru / 25 september 2003
Fakultas/Pascasarjana : Sains dan Teknologi
Prodi : Sistem Informasi

Judul Disertasi/Thesis/Skripsi/Karya Ilmiah lainnya*:

PREDIKSI PRODUKSI KELAPA SAWIT MENGGUNAKAN
PENDEKATAN DEEP LEARNING MULTI - ARSITEKTUR

Menyatakan dengan sebenar-benarnya bahwa :

1. Penulisan Disertasi/Thesis/Skripsi/Karya Ilmiah lainnya* dengan judul sebagaimana tersebut di atas adalah hasil pemikiran dan penelitian saya sendiri.
2. Semua kutipan pada karya tulis saya ini sudah disebutkan sumbernya.
3. Oleh karena itu Disertasi/Thesis/Skripsi/Karya Ilmiah lainnya* saya ini, saya nyatakan bebas dari plagiat.
4. Apa bila dikemudian hari terbukti terdapat plagiat dalam penulisan Disertasi/Thesis/Skripsi/(Karya Ilmiah lainnya)* saya tersebut, maka saya besedia menerima sanksi sesua peraturan perundang-undangan.

Demikianlah Surat Pernyataan ini saya buat dengan penuh kesadaran dan tanpa paksaan dari pihak manapun juga.

Pekanbaru, 22 Januari 2026
Yang membuat pernyataan



Hanifatus Syahidah
NIM: 12250324302

*pilih salah satu sesuai jenis karya tulis



UIN SUSKA RIAU

LEMBAR HAK ATAS KEKAYAAN INTELEKTUAL

Tugas Akhir yang tidak diterbitkan ini terdaftar dan tersedia di Perpustakaan Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau adalah terbuka untuk umum, dengan ketentuan bahwa hak cipta ada pada penulis. Referensi kepustakaan diperkenankan dicatat, tetapi pengutipan atau ringkasan hanya dapat dilakukan atas izin penulis dan harus dilakukan mengikuti kaedah dan kebiasaan ilmiah serta menyebutkan sumbernya.

Penggandaan atau penerbitan sebagian atau seluruh Tugas Akhir ini harus memperoleh izin tertulis dari Dekan Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau. Perpustakaan dapat meminjamkan Tugas Akhir ini untuk anggotanya dengan mengisi nama, tanda peminjaman dan tanggal pinjam pada *form* peminjaman.

© Hak Cipta milik UIN Sultan Syarif Kasim Riau

State Islamic University of Sultan Syarif Kasim Riau

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

- Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

- Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.



UIN SUSKA RIAU

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

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

LEMBAR PERNYATAAN

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

Pekanbaru, 15 Januari 2026

Yang membuat pernyataan,

HANIFATUS SYAHIDAH

NIM. 12250324302



UIN SUSKA RIAU



UIN SUSKA RIAU

LEMBAR PERSEMPAHAN

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

Dengan menyebut nama Allah Yang Maha Pengasih lagi Maha Penyayang

Assalamu'alaikum Warahmatullahi Wabarakatuh

Alhamdulillahi Rabbil 'Alamiin, puji dan syukur saya ucapkan kehadiran Allah SWT atas segala nikmat, rahmat, karunia serta kesempatan dalam menyelesaikan Tugas Akhir ini. Tidak lupa shalawat dan salam saya ucapkan kepada Nabi Muhammad SAW dengan mengucapkan *Allahumma Sholli'ala Sayyidina Muhammad Wa'ala Ali Sayyidina Muhammad*.

Dengan penuh rasa syukur dan terimakasih, saya presembahkan karya ini kepada Ayah dan Bunda tercinta yang telah memberikan segalanya untuk saya. Terimakasih atas kasih sayang, pengorbanan, perjuangan dan doa yang tak henti-hentinya. Tanpa kalian, saya tidak akan pernah bisa meraih apapun. Kalian sumber kekuatan saya, dan saya berharap dapat membanggakan kalian selalu. Semoga Allah SWT senantiasa menganugerahkan kesehatan dunia dan akhir untuk Ayah dan Bunda. Terimakasih juga kepada saudara-saudaraku, Ahmad Fauzi, Ikhwanul Amin, Habib Burrohim, dan Aulia Annisa Fitri yang selalu mendukung, memberikan semangat dan penguatan bagi penulis dalam menyelesaikan studi ini.

Untuk Abiyyu Ihsan, terimakasih atas segala dukungan dan kesabaran yang tanpa batas untuk membuat saya tetap kuat dan bertahan hingga dapat menyelesaikan studi ini. Selalu ada di setiap langkah, baik suka maupun duka. Tanpa kehadiranmu, perjalanan ini pasti tidak seindah ini. Semoga kita selalu berjalan dan berkembang bersama ke depannya.

Sahabat-sahabat terdekat yang tidak bisa saya sebutkan satu persatu dan pastinya juga teman-teman seperjuangan, terima kasih berkat kalian masa perkuliahan menjadi lebih bermakna dan menyenangkan semoga di masa mendatang kita bisa bertemu lagi dalam keadaan yang lebih baik.

Kepada Bapak dan Ibu Dosen Program Studi Sistem Informasi Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau yang telah memberikan ilmu pengetahuan bermanfaat dan pengalaman berharga selama perkuliahan, saya ucapkan terima kasih banyak dan semoga menjadi amal jariyah. aamiin.

Wassalamu'alaikum Warahmatullahi Wabarakatuh

**Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang**

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

- Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

- Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

KATA PENGANTAR

Assalamu'alaikum wa rahmatullahi wa barakatuh

Puji dan syukur peneliti panjatkan ke hadirat Allah SWT atas segala rahmat, karunia, dan hidayah-Nya, sehingga peneliti dapat menyelesaikan Tugas Akhir yang berjudul “Prediksi Produksi Kelapa Sawit Menggunakan Pendekatan Deep Learning Multi-Arsitektur” dengan baik. Penyusunan Tugas Akhir ini merupakan salah satu syarat untuk menyelesaikan pendidikan Strata Satu (S1) pada Program Studi Sistem Informasi, Fakultas Sains dan Teknologi.

Peneliti menyadari bahwa penyusunan Tugas Akhir ini tidak terlepas dari bantuan, bimbingan, dukungan, dan doa dari berbagai pihak. Oleh karena itu, pada kesempatan ini peneliti menyampaikan ucapan terima kasih dan penghargaan yang setulus-tulusnya kepada:

- Ibu Prof. Dr. Hj. Leny Nofianti, MS, SE., M.Si., Ak., CA., sebagai Rektor Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau.
- Ibu Dr. Yuslenita Muda, S.Si., M.Sc., sebagai Dekan Fakultas Sains dan Teknologi.
- Ibu Angraini, S.Kom., M.Eng., Ph.D., sebagai Ketua Program Studi Sistem Informasi, Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau.
- Teristimewa untuk keluarga peneliti yakni Ayah, Bunda, Abang-Abang dan Adik tercinta yang selalu memberikan doa, dukungan, motivasi, nasihat, semangat, sehingga peneliti dapat menyelesaikan laporan Tugas Akhir ini.
- Bapak Mustakim, ST., M.Kom., sebagai dosen pembimbing Tugas Akhir saya yang telah berkenan membimbing, mengarahkan dan memberi kemudahan peneliti dalam menyelesaikan laporan Tugas Akhir ini.
- Teruntuk seseorang yang saya temui di jurusan ini, berada di angkatan yang sama namun berada di kelas yang berbeda, Abiyyu Ihsan. Terimakasih telah hadir dan selalu ada di masa pendidikan saya ini, selalu mengusahakan dan menjadi sumber dukungan dan semangat bagi penulis dalam penyusunan tugas akhir ini. Yang selalu menjadi tempat penulis mencerahkan seluruh isi hati, memberikan rasa tenang, keyakinan saat penulis merasa ragu dan kebaha-giaan yang tak terhingga. Kehadirannya sangat berarti dalam perjalanan ini.
- Ibu Medyantiwi Rahmawita M, ST., M.Kom. sebagai Pembimbing Akademik yang telah membimbing dan memberikan arahan serta masukan



UIN SUSKA RIAU

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

b. Pengutipan tidak mengijinkan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

dari awal memulai perkuliahan hingga akan diselesaiannya masa perkuliahan ini.

8. Bapak Afdal, ST., M.Kom sebagai Koordinator Tugas Akhir Program Studi Sistem Informasi sekaligus Dosen Pengaji I yang telah banyak memberikan arahan dan masukan dalam penulisan Laporan Tugas Akhir ini.
9. Bapak Anofrizen, S.Kom., M.Kom. selaku Dosen Pengaji II yang memberikan arahan, masukan serta motivasi bagi penulis untuk penyelesaian Tugas Akhir ini.
10. Bapak Eki Saputra, S.Kom, M.Kom sebagai Ketua Sidang yang memimpin Sidang Tugas Akhir yang memberikan arahan, kritik dan saran yang bermanfaat dalam penyelesaian Tugas Akhir ini.
11. Sahabat seperjuangan semasa kuliah dari semester 1 hingga semester 7 ini yaitu Siti Rahmah, Novila Irsandi dan Rahma Nur Fadhilah yang telah berada di sisi saya di saat susah, senang, dan sedih. Dengan adanya mereka penulis terus termotivasi dan sanggup menyelesaikan pendidikan ini berkat bantuan mereka.
12. Sahabat-sahabat saya dari masa mondok di Pondok Pesantren Darel Hikmah Pekanbaru, Selvi Rahmawati, Nabila Anggraini dan Kartika Nur Amalia yang walaupun sudah terpisah jarak karena tuntutan pendidikan, tetapi tidak pernah putus komunikasi dan selalu ada disaat bahagia dan saat sulit penulis dalam perjalanan pendidikan ini. Kalian merupakan salah satu sumber semangat dan bahagia saya dalam menyelesaikan studi ini.
13. Bapak dan Ibu Dosen Program Studi Sistem Informasi, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau yang senantiasa memberikan ilmu yang bermanfaat serta memberikan semangat kepada peneliti.
14. Keluarga Besar Puzzle Research Data Technology (PREDATECH) yang tidak dapat Peneliti sebutkan satu per satu. Peneliti menyampaikan apresiasi dan terima kasih yang sebesar-besarnya atas dukungan selama proses penelitian dan penyusunan Tugas Akhir ini.
15. Seluruh teman-teman sistem informasi angkatan 2022 kelas A yang selalu bersama-sama dalam proses perkuliahan ini dari awal hingga akhir.
16. Kakak-kakak dan Abang-Abang Alumni Sistem Informasi yang memberikan ilmu dan bimbingan selama proses perkuliahan.
17. Semua pihak yang namanya tidak dapat disebutkan satu persatu, yang telah banyak membantu dalam pelaksanaan serta penyelesaian Tugas Akhir ini.



UIN SUSKA RIAU

Semoga segala doa dan dorongan yang telah diberikan selama ini menjadi amal kebaikan dan mendapat balasan setimpal dari Allah Subhanahu Wa Ta'ala. Peneliti menyadari bahwa penulisan Tugas Akhir ini masih terdapat kekurangan dan jauh dari kata sempurna. Peneliti berharap untuk kritik dan saran yang membangun yang dapat disampaikan melalui email 12250324302@students.uin-suska.ac.id atau hanifahsyahidah0@gmail.com untuk Tugas Akhir ini dan semoga Laporan Tugas Akhir ini bermanfaat bagi kita semua. Akhir kata peneliti ucapan terima kasih.

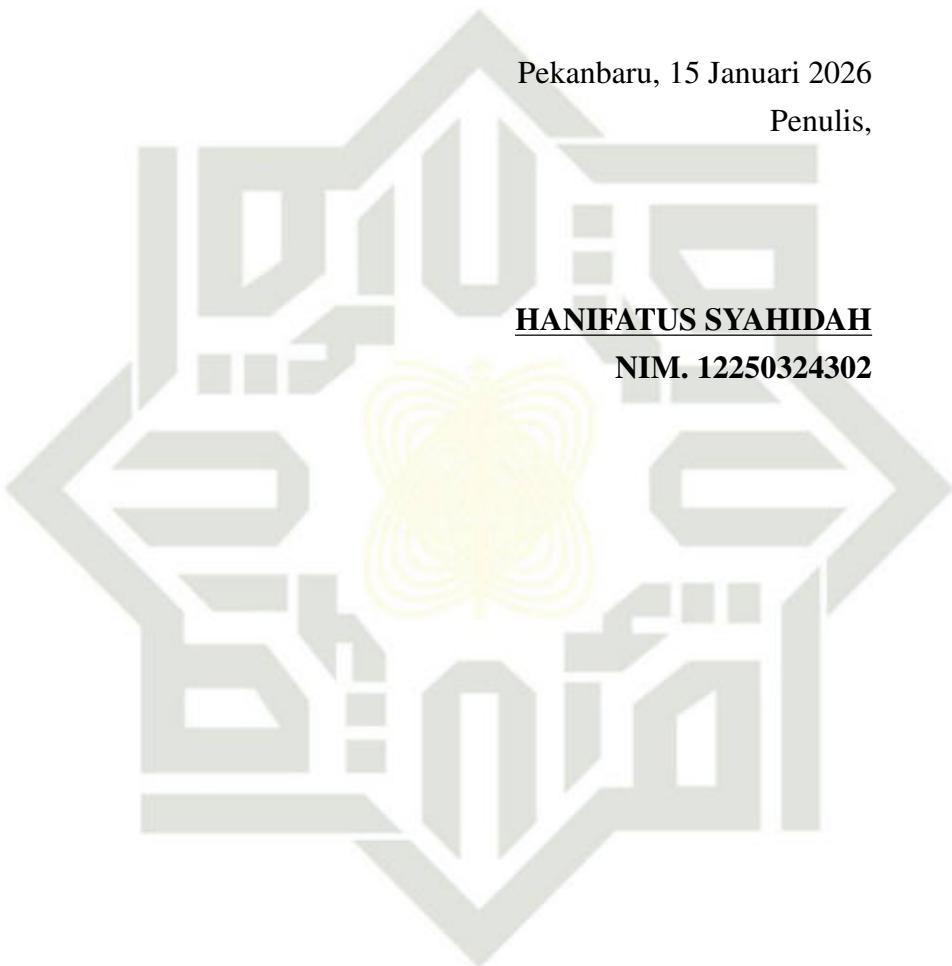
Wassalamu 'alaikum Warahmatullahi Wabarakatuh

Pekanbaru, 15 Januari 2026

Penulis,

HANIFATUS SYAHIDAH

NIM. 12250324302



UIN SUSKA RIAU



UIN SUSKA RIAU

PREDIKSI PRODUKSI KELAPA SAWIT MENGGUNAKAN PENDEKATAN DEEP LEARNING MULTI-ARSITEKTUR

© Hak Cipta milik UIN Suska Riau

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang
1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

- a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
- b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

HANIFATUS SYAHIDAH
NIM: 12250324302

Tanggal Sidang: 08 Januari 2026

Periode Wisuda:

Program Studi Sistem Informasi

Fakultas Sains dan Teknologi

Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau

Jl. Soebrantas, No. 155, Pekanbaru

ABSTRAK

Penurunan prediksi produksi kelapa sawit di Provinsi Riau sering terhambat oleh fluktuasi yang dipengaruhi oleh faktor musiman serta kompleksitas data yang tinggi. Meskipun metode statistik konvensional digunakan untuk prediksi, hasilnya cenderung kurang akurat dalam menangani ketergantungan temporal yang kompleks. Penelitian ini bertujuan untuk membangun model dengan pendekatan deep learning, khususnya menggunakan arsitektur Long Short-Term Memory (LSTM) dan Gated Recurrent Unit (GRU), serta varian-variannya seperti Bidirectional LSTM (Bi-LSTM), Stacked LSTM, Bidirectional GRU (Bi-GRU), dan Stacked GRU, dalam memprediksi produksi kelapa sawit. Dua dataset yang digunakan dalam penelitian ini berasal dari PT Perkebunan Nusantara (PTPN) dengan periode 2014 hingga 2023 dan Badan Pusat Statistik (BPS) untuk periode 2006 hingga 2023. Hasil evaluasi model menggunakan metrik seperti Mean Squared Error (MSE), Root Mean Squared Error (RMSE), Mean Absolute Error (MAE), dan Mean Absolute Percentage Error (MAPE) menunjukkan bahwa model GRU memberikan performa terbaik dengan akurasi 92,57% dan MAPE sebesar 7,43%. Temuan ini memberikan kontribusi penting dalam memanfaatkan deep learning, khususnya GRU, sebagai alat yang efektif dalam prediksi produksi kelapa sawit dan mendukung perencanaan industri serta kebijakan pemerintah yang lebih tepat.

Kata Kunci: Deep Learning, GRU, LSTM, Pembelajaran Mesin, Prediksi Deret Waktu, Produksi Kelapa Sawit, RNN



UIN SUSKA RIAU

PREDICTING PALM OIL PRODUCTION USING A MULTI-ARCHITECTURE DEEP LEARNING

HANIFATUS SYAHIDAH
NIM: 12250324302

Date of Final Exam: January 08th 2026
Graduation Period:

Department of Information System
Faculty of Science and Technology
State Islamic University of Sultan Syarif Kasim Riau
Soebrantas Street, No. 155, Pekanbaru

ABSTRACT

Predicting palm oil production in Riau Province is often hampered by seasonal factors and high data complexity. Although conventional statistical methods are used for prediction, the results tend to be less accurate in handling complex temporal dependencies. This study aims to build a model with a deep learning approach, specifically using Long Short-Term Memory (LSTM) and Gated Recurrent Unit (GRU) architectures, as well as their variants such as BiDirectional LSTM (Bi-LSTM), Stacked LSTM, BiDirectional GRU (Bi-GRU), and Stacked GRU, in predicting palm oil production. The two datasets used in this study come from PT Perkebunan Nusantara (PTPN) for the period 2014 to 2023 and the Central Statistics Agency (BPS) for the period 2006 to 2023. The results of model evaluation using metrics such as Mean Squared Error (MSE), Root Mean Squared Error (RMSE), Mean Absolute Error (MAE), and Mean Absolute Percentage Error (MAPE) show that the GRU model provides the best performance with 92.57% and MAPE of 7.43%. These findings provide an important contribution in utilizing deep learning, especially GRU, as an effective tool in predicting palm oil production and supporting more appropriate industrial planning and government policies.

Keywords: Deep Learning, GRU, LSTM, Machine Learning, Palm Oil Production, RNN, Time Series Prediction

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



UIN SUSKA RIAU

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

DAFTAR ISI

LEMBAR PERSETUJUAN	ii
LEMBAR PENGESAHAN	iii
LEMBAR HAK ATAS KEKAYAAN INTELEKTUAL	iv
LEMBAR PERNYATAAN	v
LEMBAR PERSEMBAHAN	vi
KATA PENGANTAR	vii
ABSTRAK	x
ABSTRACT	xi
DAFTAR ISI	xii
DAFTAR GAMBAR	xv
DAFTAR TABEL	xvii
DAFTAR SINGKATAN	xix
PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Perumusan Masalah	3
1.3 Batasan Masalah	4
1.4 Tujuan	4
1.5 Manfaat	4
1.6 Sistematika Penulisan	5
LANDASAN TEORI	6
2.1 <i>Forecasting</i>	6
2.2 <i>Recursive Forecasting</i>	7
2.3 Kelapa Sawit	8
2.4 <i>Data Time Series</i>	11
2.5 Artificial Intelligence dan <i>Deep Learning</i>	12



UIN SUSKA RIAU

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

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

2.6	<i>Recurrent Neural Network (RNN)</i>	13
2.7	<i>Long Short-Term Memory (LSTM)</i>	14
2.8	Bidirectional LSTM (Bi-LSTM)	15
2.9	<i>Stacked LSTM</i>	16
2.10	Gated Recurrent Unit (GRU)	18
2.11	Bidirectional GRU (Bi-GRU)	19
2.11.1	<i>Stacked GRU</i>	20
2.12	Optimizer	22
2.12.1	Adaptive Moment Estimation (Adam)	23
2.13	Python	24
2.14	Penelitian Terdahulu	25
3	METODOLOGI PENELITIAN	29
3.1	Tahap Perencanaan Penelitian	30
3.2	Tahap Pengumpulan Data	30
3.3	Tahap Preprocessing Data	31
3.4	Tahap Pemodelan	31
3.5	Tahap Evaluasi & Analisis	32
3.6	Tahap Dokumentasi	32
4	HASIL DAN PEMBAHASAN	33
4.1	Analisis Kebutuhan	33
4.2	Pengumpulan Data	33
4.2.1	Dataset PT Perkebunan Nusantara (PTPN)	33
4.2.2	Dataset Badan Pusat Statistik (BPS)	34
4.3	Proses Preprocessing Data	36
4.3.1	Pembersihan Data	36
4.3.2	Normalisasi Data	36
4.3.3	Pembagian Data	38
4.4	Implementasi Arsitektur Model <i>Deep Learning</i>	39
4.4.1	Membangun Model	39
4.4.2	Proses Pelatihan Model	49
4.5	Evaluasi Model dan Analisis Hasil	51
4.6	Evaluasi Kinerja Model	51
4.6.1	Metrik Evaluasi	51
4.6.2	Hasil Evaluasi Model LSTM dan Variannya	52
4.6.3	Hasil Evaluasi Model GRU dan Variannya	56



UIN SUSKA RIAU

4.7	Prediksi Menggunakan Data Test	62
4.7.1	Dataset BPS	62
4.7.2	Dataset PTPN	66
4.8	Hasil Prediksi 12 Bulan Ke Depan	70
4.8.1	Dataset BPS	70
4.8.2	Dataset PTPN	77
4.9	Pembahasan Hasil Penelitian	83
4.10	Perbandingan Hasil Model Terbaik dengan Data Real 2024	85
PENUTUP		88
5.1	Kesimpulan	88
5.2	Saran	88

DAFTAR PUSTAKA

LAMPIRAN A	SURAT IZIN PENELITIAN	A - 1
LAMPIRAN B	SURAT BALASAN PENERIMAAN PENELITIAN	B - 1
LAMPIRAN C	BERITA ACARA WAWANCARA	C - 1
LAMPIRAN D	TRANSKIP WAWANCARA	D - 1
LAMPIRAN E	DOKUMENTASI	E - 1



UIN SUSKA RIAU

DAFTAR GAMBAR

2.1	Arsitektur <i>Recurrent Neural Network</i> (RNN)	13
2.2	Arsitektur <i>Long Short-Term Memory</i> (LSTM)	15
2.3	Arsitektur Bidirectional Long-Short-Term Memory (Bi-LSTM)	16
2.4	Arsitektur <i>Stacked Long Short-Term Memory</i>	17
2.5	Arsitektur Gated Recurrent Unit (GRU)	19
2.6	Arsitektur <i>Bidirectional Gated Recurrent Unit</i> (Bi-GRU)	20
2.7	Arsitektur <i>Stacked Gated Recurrent Unit</i>	21
3.1	Alur Metodologi Penelitian	29
4.1	Visualisasi Seluruh Dataset PTPN	34
4.2	Visualisasi Seluruh Dataset BPS	36
4.3	Kurva Loss LSTM Dataset BPS	52
4.4	Kurva Loss Bi-LSTM Dataset BPS	53
4.5	Kurva Loss <i>Stacked LSTM</i> Dataset BPS	53
4.6	Kurva Loss LSTM Dataset PTPN	54
4.7	Kurva Loss Bi-LSTM Dataset PTPN	55
4.8	Kurva Loss <i>Stacked LSTM</i> Dataset PTPN	55
4.9	Kurva Loss GRU Dataset BPS	56
4.10	Kurva Loss Bi-GRU Dataset BPS	57
4.11	Kurva Loss <i>Stacked GRU</i> Dataset BPS	58
4.12	Kurva Loss GRU Dataset PTPN	59
4.13	Kurva Loss Bi-GRU Dataset PTPN	59
4.14	Kurva Loss <i>Stacked GRU</i> Dataset PTPN	60
4.15	Perbandingan Rata-Rata Akurasi	61
4.16	Prediksi Produksi Model LSTM pada Data Uji Dataset BPS	62
4.17	Prediksi Produksi Model Bi-LSTM pada Data Uji Dataset BPS	63
4.18	Prediksi Produksi Model <i>Stacked LSTM</i> pada Data Uji Dataset BPS	64
4.19	Prediksi Produksi Model GRU pada Data Uji Dataset BPS	64
4.20	Prediksi Produksi Model Bi-GRU pada Data Uji Dataset BPS	65
4.21	Prediksi Produksi Model <i>Stacked GRU</i> pada Data Uji Dataset BPS	66
4.22	Prediksi Produksi Model LSTM pada Data Uji Dataset PTPN	66
4.23	Prediksi Produksi Model Bi-LSTM pada Data Uji Dataset PTPN	67
4.24	Prediksi Produksi Model <i>Stacked LSTM</i> pada Data Uji Dataset PTPN	68
4.25	Prediksi Produksi Model GRU pada Data Uji Dataset PTPN	68

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.



UIN SUSKA RIAU

4.26 Prediksi Produksi Model Bi-GRU pada Data Uji Dataset PTPN	69
4.27 Prediksi Produksi Model Bi-GRU pada Data Uji Dataset PTPN	70
4.28 Prediksi 12 Bulan Ke Depan Model LSTM Dataset BPS	70
4.29 Prediksi 12 Bulan Ke Depan Model Bi-LSTM Dataset BPS	72
4.30 Prediksi 12 Bulan Ke Depan Model <i>Stacked LSTM</i> Dataset BPS	73
4.31 Prediksi 12 Bulan Ke Depan Model GRU Dataset BPS	74
4.32 Prediksi 12 Bulan Ke Depan Model Bi-GRU Dataset BPS	75
4.33 Prediksi 12 Bulan Ke Depan Model <i>Stacked GRU</i> Dataset BPS	76
4.34 Prediksi 12 Bulan Ke Depan Model LSTM Dataset PTPN	77
4.35 Prediksi 12 Bulan Ke Depan Model Bi-LSTM Dataset PTPN	78
4.36 Prediksi 12 Bulan Ke Depan Model <i>Stacked LSTM</i> Dataset PTPN	79
4.37 Prediksi 12 Bulan Ke Depan Model GRU Dataset PTPN	80
4.38 Prediksi 12 Bulan Ke Depan Model Bi-GRU Dataset PTPN	81
4.39 Prediksi 12 Bulan Ke Depan Model <i>Stacked GRU</i> Dataset PTPN	82
4.40 Visualisasi Hasil Prediksi Model Terbaik dengan Data Asli	86
A.1 Surat Izin Penelitian	A - 1
B.1 Surat Balasan Penerima Penelitian	B - 1
C.1 Berita Acara Wawancara	C - 1
E.1 Wawancara dengan Narasumber	E - 1

UIN SUSKA RIAU



UIN SUSKA RIAU

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

DAFTAR TABEL

2.1 Luas Area Kelapa Sawit Perkebunan Riau menurut Status Pengusahaan (Ha), 2006 – 2023	9
2.2 Produksi Kelapa Sawit Perkebunan Riau menurut Status Pengusahaan (Ton), 2006–2023	10
2.3 Perbandingan Arsitektur dan Karakteristik Algoritma	22
4.1 Dataset PTPN	34
4.2 Dataset BPS	35
4.3 Normalisasi Dataset BPS	37
4.4 Normalisasi Dataset PTPN	37
4.5 Hasil Pembagian Data	38
4.6 Konfigurasi Model LSTM	40
4.7 Konfigurasi Model Bidirectional LSTM	41
4.8 Konfigurasi Model <i>Stacked</i> LSTM	43
4.9 Konfigurasi Model GRU	45
4.10 Konfigurasi Model Bidirectional GRU	46
4.11 Konfigurasi Model <i>Stacked</i> GRU	48
4.12 Konfigurasi Pelatihan Model	50
4.13 Hasil Evaluasi Model <i>Deep Learning</i>	61
4.14 Prediksi Produksi Kelapa Sawit 12 Bulan ke Depan Menggunakan Model LSTM pada Dataset BPS	71
4.15 Prediksi Produksi Kelapa Sawit 12 Bulan ke Depan Menggunakan Model Bi-LSTM pada Dataset BPS	72
4.16 Prediksi Produksi Kelapa Sawit 12 Bulan ke Depan Menggunakan Model <i>Stacked</i> LSTM pada Dataset BPS	73
4.17 Prediksi Produksi Kelapa Sawit 12 Bulan ke Depan Menggunakan Model GRU pada Dataset BPS	74
4.18 Prediksi Produksi Kelapa Sawit 12 Bulan ke Depan Menggunakan Model Bi-GRU pada Dataset BPS	76
4.19 Prediksi Produksi Kelapa Sawit 12 Bulan ke Depan Menggunakan Model <i>Stacked</i> GRU pada Dataset BPS	77
4.20 Prediksi Produksi Kelapa Sawit 12 Bulan ke Depan Menggunakan Model LSTM pada Dataset PTPN	78



UIN SUSKA RIAU

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

4.21 Prediksi Produksi Kelapa Sawit 12 Bulan ke Depan Menggunakan Model Bi-LSTM pada Dataset PTPN	79
4.22 Prediksi Produksi Kelapa Sawit 12 Bulan ke Depan Menggunakan Model <i>Stacked LSTM</i> pada Dataset PTPN	80
4.23 Prediksi Produksi Kelapa Sawit 12 Bulan ke Depan Menggunakan Model GRU pada Dataset PTPN	81
4.24 Prediksi Produksi Kelapa Sawit 12 Bulan ke Depan Menggunakan Model Bi-GRU pada Dataset PTPN	82
4.25 Prediksi Produksi Kelapa Sawit 12 Bulan ke Depan Menggunakan Model <i>Stacked GRU</i> pada Dataset PTPN	83
4.26 Perbandingan Hasil Prediksi Model GRU Terbaik dengan Data Produksi Aktual	85
D.1 Transkrip Wawancara	D - 1



UIN SUSKA RIAU

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

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

DAFTAR SINGKATAN

Adam	: <i>Adaptive Moment Estimation</i>
Bi-GRU	: <i>Bidirectional Gated Recurrent Unit</i>
Bi-LSTM	: <i>Bidirectional Long Short-Term Memory</i>
BPS	: Badan Pusat Statistik
DL	: <i>Deep Learning</i>
LSTM	: <i>Long Short-Term Memory</i>
MAE	: <i>Mean Absolute Error</i>
MAPE	: <i>Mean Absolute Percentage Error</i>
MSE	: <i>Mean Squared Error</i>
PTPN	: PT Perkebunan Nusantara
ReLU	: <i>Rectified Linear Unit</i>
RMSE	: <i>Root Mean Squared Error</i>
RNN	: <i>Recurrent Neural Network</i>

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

BAB 1

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Indonesia merupakan negara agraris dengan sektor perkebunan sebagai salah satu penopang utama perekonomian nasional (Khatiwada, Palmén, dan Silveira, 2021). Kelapa sawit menjadi komoditas unggulan karena berkontribusi besar terhadap Produk Domestik Bruto (PDB), penyerapan tenaga kerja, serta devisa ekspor (Sujadi, 2017). Menurut data Badan Pusat Statistik (BPS), produksi kelapa sawit Indonesia pada tahun 2023 mencapai sekitar 47 juta ton sehingga menempatkan Indonesia sebagai produsen minyak sawit terbesar di dunia (BPS Indonesia, 2025). Hal ini menunjukkan pentingnya komoditas ini bagi perekonomian nasional dan posisi Indonesia dalam pasar global. Provinsi Riau merupakan penghasil kelapa sawit terbesar di Indonesia dengan produksi mencapai sekitar 9,22 juta ton atau 19,6% dari total produksi nasional (BPS Provinsi Riau, 2023). Besarnya kontribusi tersebut membuat fluktuasi produksi di Riau berdampak langsung pada stabilitas pasokan domestik, harga CPO, serta kebijakan ekspor (Maulidah, Zevira Saffa Komara, dan Dewi Rohma Wati, 2025). Oleh karena itu, pemantauan dan prediksi produksi di provinsi ini sangat penting bagi industri dan pemerintah dalam mengelola pasokan, rantai pasok, dan strategi distribusi.

Namun, produksi kelapa sawit di Riau tidak stabil dari tahun ke tahun. Fluktuasi dipengaruhi oleh berbagai faktor seperti curah hujan, suhu, kondisi lahan, umur tanaman, luas areal tanam, praktik pemeliharaan, dan manajemen perkebunan (Hashemvand Khiabani dan Takeuchi, 2020). Faktor-faktor ini membuat produksi bersifat musiman, memiliki tren jangka panjang, dan menunjukkan hubungan non-linear yang sulit diprediksi dengan metode konvensional. Kondisi ini menjadi tantangan bagi pemerintah, pelaku industri, dan perusahaan seperti PT Perkebunan Nusantara (PTPN) dalam merencanakan produksi, kapasitas pabrik, dan distribusi hasil panen. Hasil wawancara dengan Asisten Perencanaan Produksi Kelapa Sawit PTPN IV Regional III menyatakan bahwa produksi dapat dipengaruhi oleh iklim, curah hujan, pupuk, dan operasional kebun, sehingga fluktuasi terjadi dan diperlukan pemanfaatan teknologi kecerdasan buatan untuk memprediksi produksi dan mendukung operasional perkebunan, hasil wawancara dalam bentuk transkip wawancara dapat dilihat pada (Lampiran D)

Badan Pusat Statistik (BPS) menyediakan data historis produksi kelapa sawit yang resmi, konsisten, dan dapat dipertanggungjawabkan. Namun, data



tersebut bersifat per bulan atau tahun dan tidak dilengkapi variabel penjelas lain yang dapat mendukung model tradisional. Data produksi bulanan dari perusahaan seperti PTPN juga penting sebagai pembanding untuk mengevaluasi performa model. Prediksi produksi kelapa sawit menjadi kebutuhan strategis, di mana industri membutuhkannya untuk perencanaan kapasitas pabrik, pengaturan pasokan bahan baku, dan pengendalian logistik, sementara pemerintah memerlukan prediksi untuk kebijakan ekspor, stabilisasi harga, dan perencanaan ketahanan pangan (Husaini, Permana, Afdal, dan Salisah, 2024). Oleh karena itu, dibutuhkan metode prediksi yang mampu memahami perilaku data yang kompleks, musiman, dan saling berkaitan antarwaktu.

Namun, metode statistik konvensional seperti regresi linier dan ARIMA sering tidak mampu menangkap hubungan non-linear, pola musiman, serta ketergantungan jangka panjang dalam data produksi kelapa sawit. Data deret waktu kelapa sawit memiliki karakteristik *lag effect* dimana produksi bulan ini dipengaruhi oleh produksi bulan-bulan sebelumnya (Husaini dkk., 2024). Kompleksitas ini memerlukan pendekatan pemodelan yang lebih adaptif dan mampu mempelajari pola secara mendalam.

Perkembangan teknologi kecerdasan buatan, khususnya *Deep Learning*, menawarkan solusi yang lebih unggul. Arsitektur *Recurrent Neural Network* (RNN) seperti *Long Short-Term Memory* (LSTM) dan *Gated Recurrent Unit* (GRU) dirancang untuk menangani data deret waktu dan mempelajari pola temporal jangka panjang secara efektif (Liu dan Jin, 2021). Model ini mampu mengenali pola panen bulanan, pengaruh musim, dan fluktuasi yang sulit ditangkap model tradisional. Selain arsitektur dasar, terdapat varian seperti *Bidirectional LSTM* (Bi-LSTM), *Stacked LSTM*, *Bidirectional GRU* (Bi-GRU), dan *Stacked GRU*. Arsitektur *bidirectional* bekerja dua arah sehingga memahami konteks temporal lebih luas, sedangkan arsitektur *Stacked* memiliki lapisan lebih dalam untuk mempelajari pola yang lebih kompleks (Turek dkk., 2020). Kelompok arsitektur ini mencerminkan sifat “deep” dalam deep learning, yaitu kemampuan belajar berlapis-lapis dari pola sederhana hingga pola kompleks.

Penelitian terdahulu telah menerapkan metode seperti SVR, LSTM, dan GRU untuk memprediksi produksi atau harga komoditas pertanian. Seperti penelitian yang dilakukan oleh Sutijo et al. (2025) membandingkan kinerja Artificial Neural Network (ANN) dan *Long Short-Term Memory* (LSTM) dalam memprediksi produksi *Crude Palm Oil* (CPO) di Indonesia. Hasil penelitian menunjukkan bahwa LSTM menghasilkan nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) yang lebih

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

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

rendah (5.78%) dibandingkan dengan ANN yang memiliki MAPE sebesar 6.87%, mendangkan bahwa LSTM memiliki performa yang lebih baik dalam menangkap pola musiman dan temporal yang kompleks dalam produksi CPO (Ulama, Putra, Hibatullah, Habibi, dan Nafis, 2025). Penelitian lain mengaplikasikan GRU pada prediksi harga kelapa sawit yang merupakan tipe data time series, seperti produksi kelapa sawit. Penelitian ini menunjukkan bahwa GRU lebih efektif dalam memprediksi harga kelapa sawit dibandingkan dengan model lain (Tardini dan Suharjito, 2024).

Berdasarkan kondisi tersebut, penelitian ini berfokus pada pengembangan model prediksi produksi kelapa sawit menggunakan pendekatan deep learning berbasis arsitektur *recurrent neural network*. Beberapa variasi model yang digunakan meliputi *Long Short-Term Memory* (LSTM), *Bidirectional LSTM* (Bi-LSTM), *Stacked LSTM*, *Gated Recurrent Unit* (GRU), *Bidirectional GRU* (Bi-GRU), dan *Stacked GRU*. Selanjutnya, kinerja masing-masing model dibandingkan untuk mengetahui arsitektur yang paling optimal dalam memprediksi produksi kelapa sawit dengan memanfaatkan data dari Badan Pusat Statistik (BPS) serta data dari PT Perkebunan Nusantara (PTPN). Tujuan utamanya adalah mengidentifikasi model yang paling optimal untuk karakteristik data produksi kelapa sawit di Provinsi Riau. Diharapkan penelitian ini dapat memberikan kontribusi ilmiah dalam pengembangan metode prediksi data deret waktu berbasis deep learning di sektor perkebunan. Secara praktis, hasil prediksi yang akurat dapat membantu perusahaan perkebunan, pemerintah daerah, dan pelaku industri dalam merencanakan produksi, mengelola rantai pasok, dan membuat keputusan berbasis data sehingga mendukung keberlanjutan sektor kelapa sawit di Indonesia khususnya di Provinsi Riau.

1.2 Perumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang adanya fluktuasi produksi kelapa sawit di Provinsi Riau serta kebutuhan akan metode prediksi yang mampu menangkap pola data deret waktu yang kompleks dan nonlinier, penelitian ini berfokus bagaimana menerapkan berbagai arsitektur *Recurrent Neural Network*, yaitu *Long Short-Term Memory* (LSTM), *Bidirectional LSTM* (Bi-LSTM), *Stacked LSTM*, *Gated Recurrent Unit* (GRU), *Bidirectional GRU* (Bi-GRU), dan *Stacked GRU*, untuk memprediksi produksi kelapa sawit di Provinsi Riau?

1.3 Batasan Masalah

© Hak Cipta milik UIN Suska Riau

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

1.4 Tujuan

Adapun tujuan yang diperoleh dari penelitian ini adalah:

1. Membangun model LSTM, GRU, Bi-LSTM, Bi-GRU, Stacked LSTM, dan Stacked GRU dalam memprediksi produksi kelapa sawit untuk mengetahui hasil perbandingan akurasi dari algoritma.
2. Mendapatkan rekomendasi model terbaik untuk perencanaan perkebunan di wilayah PTPN V dan Provinsi Riau.

1.5 Manfaat

Adapun manfaat yang diperoleh dari penelitian ini adalah:

1. Memberikan gambaran komparatif performa berbagai algoritma berbasis LSTM dan GRU dari data yang digunakan dalam memprediksi produksi kelapa sawit.



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

1.6 Sistematika Penulisan

Sistematika dalam penulisan laporan Tugas Akhir dibawah ini menjelaskan alur dan tahap yang dilalui selama proses penelitian. Adapun sistematika penulisan pada penelitian ini adalah sebagai berikut:

BAB 1. PENDAHULUAN

Pada bab ini akan dijelaskan mengenai gambaran umum tugas akhir yang meliputi latar belakang masalah, rumusan masalah, batasan masalah, tujuan penelitian, serta manfaat yang diperoleh dari penelitian ini.

BAB 2. LANDASAN TEORI

Bab ini memaparkan teori-teori yang berasal dari jurnal ilmiah, prosiding, buku serta studi kepustakaan yang digunakan sebagai tinjauan dalam penulisan laporan tugas akhir ini.

BAB 3. METODOLOGI PENELITIAN

Pada bab ini akan dibahas metodologi penelitian yang diimplementasikan dalam penyusunan Tugas Akhir ini, mulai dari analisa masalah, sumber data hingga pengolahan datanya, maupun analisis hasil penelitian.

BAB 4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Bab ini memaparkan hasil yang didapatkan melalui Implementasi dari algoritma yang digunakan. Memaparkan evaluasi dan perbandingan kinerja model, menunjukkan hasil dan interpretasi hasil serta visualisasi hasil prediksi sehingga menghasilkan pengetahuan.

BAB 5. PENUTUP

Bab ini berisi kesimpulan dari hasil penelitian yang telah dilakukan serta saran untuk penelitian selanjutnya berdasarkan temuan yang diperoleh.

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

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

BAB 2

LANDASAN TEORI

2.1 *Forecasting*

Forecasting atau peramalan merupakan suatu proses memperkirakan nilai di masa mendatang berdasarkan informasi atau data historis yang telah terjadi sebelumnya (Petropoulos dkk., 2022). Menurut Makridakis et al. (1996), *Forecasting* adalah seni dan ilmu dalam memperkirakan kejadian masa depan dengan memanfaatkan pola dan kecenderungan yang muncul dari data masa lalu (Makridakis, 1996). Dalam konteks penelitian ilmiah dan pengambilan keputusan berbasis data, forecasting memiliki peranan penting karena mampu memberikan gambaran awal terhadap kondisi yang mungkin terjadi di masa depan sehingga dapat digunakan sebagai dasar dalam perencanaan strategi serta pengendalian sumber daya (Syahanifadhel, Basuki, dan Hasna, 2023).

Tujuan utama dari forecasting adalah menghasilkan estimasi yang akurat terhadap suatu variabel yang diamati, baik itu berupa permintaan produk, harga komoditas, hasil produksi, maupun parameter ekonomi lainnya. Keakuratan hasil peramalan akan sangat menentukan efektivitas kebijakan dan strategi yang diambil oleh suatu organisasi atau instansi. Dalam bidang pertanian misalnya, forecasting dapat membantu memperkirakan jumlah produksi dan kebutuhan distribusi hasil panen, sehingga proses pengelolaan sumber daya dan penentuan kebijakan dapat dilakukan secara lebih efisien dan tepat waktu (Badruzzaman, 2018).

Secara umum, metode forecasting dapat dibedakan menjadi dua pendekatan utama, yaitu pendekatan kualitatif dan kuantitatif. Pendekatan kualitatif dilakukan berdasarkan pertimbangan subjektif, intuisi, serta pengalaman para ahli, dan biasanya digunakan ketika data historis terbatas atau tidak tersedia. Sementara itu, pendekatan kuantitatif menggunakan model matematis dan statistik untuk memproyeksikan nilai masa depan berdasarkan pola data masa lalu. Pendekatan kuantitatif dianggap lebih objektif dan terukur, karena mengandalkan analisis numerik untuk menghasilkan prediksi (Yudianto, Herlambang, Anshori, dan Adinugroho, 2023). Seiring berkembangnya teknologi, pendekatan kuantitatif kini telah berevolusi dari metode klasik seperti regresi linier dan ARIMA menjadi metode berbasis machine learning dan deep learning yang mampu mempelajari pola kompleks secara otomatis dari data.

Evaluasi hasil forecasting biasanya dilakukan dengan menggunakan ukuran kesalahan atau error metrics untuk menilai sejauh mana hasil prediksi mendekati

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

nilai aktual. Beberapa ukuran yang umum digunakan antara lain *Mean Squared Error* (MSE), *Root Mean Squared Error* (RMSE), Mean Absolute Error (MAE), dan Mean Absolute Percentage Error (MAPE). Nilai kesalahan yang kecil menunjukkan bahwa model memiliki tingkat akurasi yang lebih baik dalam melakukan prediksi. Pemilihan metrik yang tepat penting dilakukan agar hasil evaluasi sesuai dengan karakteristik data serta tujuan peramalan yang ingin dicapai (Gru, 2025).

Perkembangan teknologi komputasi modern telah membawa perubahan besar dalam bidang forecasting. Metode deep learning kini banyak digunakan untuk menghasilkan peramalan yang lebih akurat dan adaptif terhadap pola data yang kompleks serta nonlinier. Model seperti *Recurrent Neural Network* (RNN), *Long Short-Term Memory* (LSTM), dan Gated Recurrent Unit (GRU) memiliki kemampuan untuk mempelajari hubungan jangka panjang dan pola dinamis dari data yang bersifat berurutan. Pendekatan ini telah banyak diterapkan dalam berbagai bidang, termasuk keuangan, transportasi, energi, dan pertanian, karena mampu menangkap hubungan yang sulit dijelaskan oleh model konvensional. Dengan demikian, forecasting berbasis deep learning menjadi pendekatan modern yang relevan dan efektif untuk mendukung proses prediksi yang membutuhkan tingkat akurasi tinggi serta kemampuan adaptasi terhadap perubahan pola data yang kompleks (Jennifer, Jurgen, dan David, 2023).

2.2 Recursive Forecasting

Recursive forecasting merupakan pendekatan peramalan deret waktu yang digunakan untuk menghasilkan prediksi jangka menengah hingga panjang dengan cara memprediksi nilai secara bertahap dari satu periode ke periode berikutnya (Ahmadi, Daccache, Sadegh, dan Snyder, 2023). Model terlebih dahulu dilatih menggunakan data historis untuk mempelajari pola, tren, dan karakteristik musiman pada data. Setelah model menghasilkan prediksi untuk satu periode ke depan, nilai hasil prediksi tersebut tidak hanya menjadi output, tetapi juga digunakan kembali sebagai bagian dari input untuk memprediksi periode selanjutnya (Petropoulos dkk., 2022). Proses ini dilakukan secara berulang hingga seluruh horizon prediksi yang diinginkan tercapai.

Pendekatan ini banyak diterapkan pada permasalahan prediksi deret waktu yang memiliki keterbatasan data atau ketika variabel penjelas tambahan tidak tersedia. Dengan hanya mengandalkan informasi historis, recursive forecasting memungkinkan pemanfaatan data yang sederhana namun tetap mampu menangkap ketergantungan antarwaktu (Kostromina, Kuvshinova, Yugay, Savchenko, dan

Simakov, 2025). Selain itu, metode ini tidak memerlukan pembangunan model terpisah untuk setiap langkah prediksi, sehingga lebih efisien dari sisi komputasi dan lebih mudah diimplementasikan dalam sistem prediksi berbasis pembelajaran mesin (Wang, Beard, Hawkins, dan Chandra, 2024).

Meskipun demikian, recursive forecasting memiliki keterbatasan yang perlu diperhatikan, terutama terkait akumulasi kesalahan prediksi. Kesalahan yang terjadi pada prediksi awal dapat terbawa dan diperbesar pada prediksi periode berikutnya, sehingga akurasi cenderung menurun seiring bertambahnya horizon waktu prediksi (In dan Jung, 2022). Oleh karena itu, pemilihan model yang mampu mempelajari pola non-linear dan ketergantungan jangka panjang menjadi sangat penting untuk meminimalkan dampak kesalahan berantai tersebut.

Dalam prediksi produksi kelapa sawit, recursive forecasting menjadi pendekatan yang relevan karena data produksi umumnya berbentuk deret waktu bulanan yang bersifat musiman dan saling bergantung antarperiode (Nadimi dan Goto, 2025). Pendekatan ini memungkinkan perusahaan dan pemangku kepentingan untuk memperoleh gambaran produksi pada beberapa bulan ke depan berdasarkan pola historis yang ada. Informasi hasil prediksi tersebut dapat dimanfaatkan untuk mendukung perencanaan produksi, pengelolaan kapasitas pabrik, pengaturan distribusi, serta pengambilan keputusan strategis di sektor perkebunan kelapa sawit.

2.3 Kelapa Sawit

Kelapa sawit (*Elaeis guineensis Jacq.*) merupakan komoditas perkebunan utama di Provinsi Riau yang memiliki peranan sangat penting dalam mendukung perekonomian daerah maupun nasional (Descals dkk., 2019). Indonesia menjadi produsen minyak sawit terbesar di dunia dengan kontribusi sekitar 47 juta ton pada tahun 2023, yang menyumbang lebih dari 50% produksi global. Luas areal perkebunan kelapa sawit Indonesia mencapai ±16,8 juta hektar yang tersebar di berbagai provinsi, dengan konsentrasi terbesar berada di Pulau Sumatra dan Kalimantan (Hidayatno dkk., 2025). Riau dikenal sebagai provinsi dengan kontribusi produksi kelapa sawit terbesar di Indonesia, di mana sebagian besar wilayahnya didominasi oleh perkebunan sawit baik yang dikelola oleh perusahaan besar, koperasi, maupun perkebunan rakyat. Luas areal perkebunan kelapa sawit di Riau mencapai jutaan hektar, dengan tingkat produksi yang terus meningkat dari tahun ke tahun, meskipun masih menunjukkan fluktuasi akibat berbagai faktor lingkungan dan ekonomi (Ismiasih dan Afroda, 2023). Perkembangan luas areal perkebunan kelapa sawit di Provinsi Riau menurut Status Pengusahaan (Ha) sejak tahun 2006 -

2023 dapat dilihat dalam Tabel 2.1 berikut

Tabel 2.1. Luas Area Kelapa Sawit Perkebunan Riau menurut Status Pengusahaan (Ha), 2006 – 2023

Tahun	Status Pengusahaan			Total Luas
	Perkebunan Besar Negara	Perkebunan Besar Swasta	Perkebunan Rakyat	
2006	89.803	584.600	748.369	1.422.772
2007	100.640	621.514	810.952	1.528.106
2008	74.721	562.402	845.232	1.482.355
2009	75.395	646.846	889.916	1.612.156
2010	75.841	648.670	1.055.543	1.780.054
2011	78.971	634.551	1.205.498	1.919.028
2012	77.740	764.790	1.297.294	2.139.824
2013	83.670	761.975	1.348.076	2.193.721
2014	85.586	847.331	1.357.819	2.290.736
2015	91.854	954.519	1.354.503	2.400.876
2016	59.792	569.818	1.383.341	2.012.951
2017	67.876	612.864	1.529.012	2.209.752
2018	70.004	902.929	1.733.959	2.702.892
2019	79.244	928.418	1.733.959	2.714.621
2020	75.150	1.024.819	1.762.163	2.862.132
2021	75.192	1.020.818	1.762.163	2.858.173
2022	75.158	1.030.781	1.762.164	2.868.103
2023	75.504	1.037.482	2.288.586	3.410.607

Selanjutnya perkembangan produksi kelapa sawit di Provinsi Riau menurut Status Pengusahaan (Ton) sejak tahun 2006 – 2023 dapat dilihat dalam Tabel 2.2 berikut:

UIN SUSKA RIAU

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

- a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

- b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

Tabel 2.2. Produksi Kelapa Sawit Perkebunan Riau menurut Status Pengusahaan (Ton), 2006–2023

Tahun	Status Pengusahaan			
	Perkebunan Besar Negara	Perkebunan Besar Swasta	Perkebunan Rakyat	Jumlah Produksi Minyak Sawit
2006	333.440	1.918.554	1.778.529	4.030.523
2007	335.245	2.131.450	2.054.854	4.521.549
2008	239.277	2.205.532	2.368.074	4.812.885
2009	274.637	2.378.687	2.658.044	5.311.368
2010	215.056	2.386.453	2.894.459	5.495.968
2011	244.393	2.330.298	3.174.176	5.748.867
2012	225.124	2.674.241	3.485.172	6.384.537
2013	249.321	2.705.481	3.692.195	6.646.997
2014	264.791	3.021.559	3.706.891	6.993.241
2015	312.012	4.135.981	3.611.853	8.053.846
2016	197.786	3.342.790	3.884.532	7.425.108
2017	238.517	3.434.639	3.918.291	7.591.447
2018	284.513	3.422.325	4.789.191	8.496.029
2019	335.175	4.388.842	4.789.191	9.513.208
2020	359.212	3.772.831	4.731.888	8.863.931
2021	393.782	3.750.433	4.817.725	8.961.940
2022	393.686	3.527.238	4.848.207	8.739.131
2023	381.442	3.580.748	5.260.275	9.222.465

Secara ekonomi, sektor kelapa sawit menjadi tulang punggung utama pembangunan di Provinsi Riau. Komoditas ini tidak hanya memberikan kontribusi besar terhadap pendapatan daerah melalui ekspor minyak sawit mentah (Crude Palm Oil/CPO), tetapi juga menjadi sumber penghidupan bagi masyarakat lokal. Ribuan petani, pekerja kebun, dan pelaku industri turunannya menggantungkan mata pencarian pada komoditas ini (Ismiasih dan Afroda, 2023). Selain itu, industri pengolahan kelapa sawit turut mendorong pertumbuhan sektor lain seperti pembangunan daerah, penyediaan lapangan kerja, hingga peningkatan infrastruktur di wilayah sentra produksi (Dermoredjo dkk., 2025).

Namun demikian, dinamika produksi kelapa sawit di Riau tidak selalu stabil. Variabilitas iklim, terutama perubahan curah hujan dan suhu, sering kali menjadi

faktor utama yang memengaruhi produktivitas tanaman. Fenomena iklim ekstrem seperti El Niño dapat menyebabkan kekeringan berkepanjangan yang berdampak pada penurunan hasil panen, sementara La Niña berpotensi meningkatkan curah hujan yang berlebihan dan mengganggu proses pemupukan serta panen (Wardana, Yuniasih, dan Wirianata, 2024). Selain faktor iklim, produktivitas kelapa sawit di Riau juga dipengaruhi oleh umur tanaman, teknik budidaya, kesuburan tanah, serta ketersediaan infrastruktur penunjang di daerah perkebunan (Hashemvand Khiabani dan Takeuchi, 2020).

Fluktuasi produksi kelapa sawit di Provinsi Riau memiliki implikasi langsung terhadap stabilitas pasokan nasional dan harga pasar, mengingat wilayah ini menyumbang porsi terbesar dari total produksi kelapa sawit Indonesia (Maulidah dkk., 2025). Oleh karena itu, kemampuan untuk memprediksi produksi kelapa sawit di Riau secara akurat menjadi hal yang sangat penting bagi pemerintah daerah, perusahaan perkebunan, maupun pelaku industri. Prediksi yang tepat dapat digunakan sebagai dasar dalam perencanaan produksi, pengaturan rantai pasok, hingga penentuan kebijakan ekspor dan harga jual. Dengan demikian, upaya pengembangan model prediksi berbasis teknologi kecerdasan buatan, seperti *Deep Learning*, menjadi langkah strategis untuk mendukung keberlanjutan dan efisiensi sektor perkebunan kelapa sawit di Provinsi Riau.

2.4 Data Time Series

Data deret waktu (*time series data*) merupakan jenis data yang dikumpulkan secara berurutan berdasarkan interval waktu tertentu, seperti harian, bulanan, atau tahunan (Fungki Wahyu dan Billy Hendrik, 2023). Karakteristik utama dari data deret waktu adalah adanya hubungan ketergantungan antara nilai pada suatu periode dengan nilai pada periode sebelumnya, sehingga pola historis sangat berperan dalam menentukan nilai di masa mendatang (Choi, Yi, Park, dan Yoon, 2021). Dalam konteks penelitian ini, data produksi kelapa sawit di Provinsi Riau termasuk dalam kategori data deret waktu karena dicatat secara berkala dalam rentang waktu tertentu, mencerminkan perubahan dan dinamika produksi dari waktu ke waktu.

Data produksi kelapa sawit memiliki karakteristik khas berupa adanya pola musiman (*seasonality*), tren jangka panjang (*trend*), dan fluktuasi yang dipengaruhi oleh faktor eksternal seperti kondisi iklim, curah hujan, dan praktik budidaya. Pola-pola tersebut menunjukkan bahwa hasil produksi tidak bersifat acak, melainkan mengikuti ritme tertentu yang dapat dianalisis untuk memprediksi nilai di masa mendatang (Monzon dkk., 2021). Oleh karena itu, pemodelan data deret waktu

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.



1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

menjadi langkah penting dalam memahami perilaku historis produksi kelapa sawit di Riau serta dalam memperkirakan potensi hasil produksi pada periode berikutnya.

Berbagai metode tradisional telah digunakan untuk menganalisis data deret waktu, seperti *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) dan *Seasonal ARIMA* (SARIMA). Meskipun efektif dalam menangkap pola linier dan musiman, metode tersebut memiliki keterbatasan dalam mempelajari pola non-linear yang kompleks, terutama pada data yang dipengaruhi oleh banyak faktor dinamis (Junaedi, Damastuti, dan Widodo, 2025). Seiring dengan perkembangan teknologi kecerdasan buatan, pendekatan berbasis *Deep Learning* seperti *Long Short-Term Memory* (LSTM) dan Gated Recurrent Unit (GRU) dinilai lebih unggul dalam menangkap hubungan temporal jangka panjang serta variasi non-linear yang sering muncul pada data produksi kelapa sawit.

Dengan demikian, pemahaman terhadap karakteristik data deret waktu menjadi aspek penting dalam penelitian ini. Dengan memanfaatkan pola historis yang ada, model prediksi berbasis *Deep Learning* diharapkan mampu menghasilkan estimasi produksi kelapa sawit yang lebih akurat dan adaptif terhadap perubahan kondisi lingkungan di Provinsi Riau.

2.5 Artificial Intelligence dan *Deep Learning*

Artificial Intelligence (AI) atau kecerdasan buatan adalah bidang ilmu komputer yang berfokus pada pengembangan sistem yang mampu meniru kecerdasan manusia dalam melakukan tugas-tugas tertentu, seperti pengambilan keputusan, pengenalan pola, pemrosesan bahasa alami, hingga prediksi (Nurazizah, 2025). AI berkembang pesat karena kemampuannya dalam mengolah data yang sangat besar (*big data*) dengan cepat dan akurat. Salah satu keunggulan AI adalah fleksibilitasnya yang dapat diterapkan pada berbagai sektor, mulai dari kesehatan, industri, transportasi, hingga keuangan. Seiring dengan meningkatnya kebutuhan terhadap sistem yang lebih cerdas dan efisien, AI menjadi landasan penting dalam era transformasi digital saat ini.

Salah satu cabang utama AI yang mendapat perhatian besar adalah *Deep Learning*. *Deep Learning* merupakan bagian dari machine learning yang menggunakan arsitektur jaringan saraf tiruan (artificial neural network) dengan banyak lapisan (deep neural networks). Teknik ini memungkinkan sistem untuk mempelajari representasi data yang kompleks secara hierarkis, sehingga mampu menghasilkan prediksi maupun klasifikasi dengan tingkat akurasi yang tinggi. *Deep Learning* terbukti efektif dalam berbagai aplikasi seperti pengenalan wajah, pem-

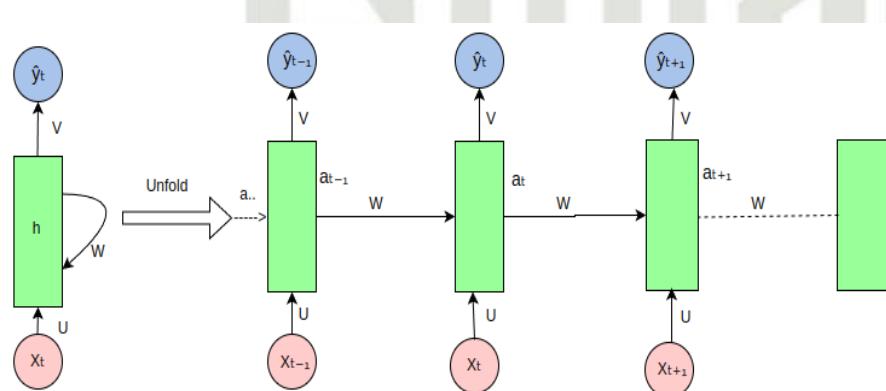
rosesan citra medis, analisis sentimen, serta prediksi berbasis data deret waktu. Dengan kemampuannya mengatasi data yang tidak terstruktur dalam jumlah besar, *Deep Learning* kini menjadi salah satu pendekatan paling populer dalam pengembangan sistem berbasis AI (Raup, Ridwan, Khoeriyah, Supiana, dan Zaqiah, 2022).

2.6 Recurrent Neural Network (RNN)

Arsitektur jaringan saraf tiruan yang umum digunakan dalam deep learning adalah *Recurrent Neural Network* (RNN), yang dirancang khusus untuk menangani data berurutan (sequential data) seperti deret waktu (time series) (Wanditra, Alamsyah, dan Nasution, 2025). RNN memiliki mekanisme feedback loop yang memungkinkan informasi dari langkah waktu sebelumnya disimpan dan digunakan pada langkah berikutnya namun, RNN standar memiliki kelemahan berupa vanishing gradient problem, yang menyebabkan model kesulitan dalam menangkap ketergantungan jangka panjang (Pramunendar, Prabowo, dan Megantara, 2022).

Untuk mengatasi kelemahan tersebut, dikembangkan varian arsitektur RNN seperti *Long Short-Term Memory* (LSTM) dan Gated Recurrent Unit (GRU). Kedua algoritma ini dirancang untuk dapat menyimpan informasi penting dalam jangka panjang serta mengabaikan informasi yang kurang relevan, sehingga menghasilkan prediksi yang lebih akurat pada data time series yang kompleks (ArunKumar, 2022).

Dalam penelitian ini, deep learning dengan berbagai arsitektur berbasis LSTM dan GRU dipilih karena kemampuannya dalam memodelkan pola temporal pada data produksi kelapa sawit, yang dipengaruhi oleh tren jangka panjang, musiman, serta variabilitas iklim.



Gambar 2.1. Arsitektur *Recurrent Neural Network* (RNN)

Gambar 2.1 memperlihatkan arsitektur dasar *Recurrent Neural Network* (RNN) yang di-unfold sepanjang waktu. Pada setiap langkah waktu t , jaringan menerima input x_t dan menghasilkan aktivasi tersembunyi a_t yang dihitung

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

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

berdasarkan kombinasi bobot input U dan bobot koneksi rekuren W . Aktivasi tersembunyi ini kemudian digunakan untuk menghasilkan output \hat{y}_t melalui bobot keluaran V . Proses ini berlanjut dari waktu ke waktu, di mana setiap a_t membawa informasi konteks dari langkah sebelumnya, sehingga memungkinkan RNN untuk menangkap dependensi temporal dalam data. Dengan demikian, arsitektur RNN sangat efektif digunakan untuk tugas-tugas prediksi deret waktu, seperti peramalan produksi atau analisis tren.

2.7 Long Short-Term Memory (LSTM)

Long Short-Term Memory (LSTM) adalah salah satu varian dari RNN yang dikembangkan oleh Hochreiter dan Schmidhuber pada tahun 1997. LSTM dirancang untuk mengatasi permasalahan vanishing gradient yang sering terjadi pada RNN standar, sehingga lebih efektif dalam mempelajari ketergantungan jangka panjang pada data berurutan (sequential data) (Tomar & Gupta, 2020).

Arsitektur LSTM memiliki unit memori khusus yang disebut cell state, yang berfungsi sebagai jalur utama bagi aliran informasi. Jalur ini dilengkapi dengan tiga komponen utama yang dikenal sebagai gates atau gerbang. Pertama, input gate berperan dalam mengontrol informasi baru yang akan dimasukkan ke dalam cell state. Kedua, forget gate bertugas untuk memutuskan informasi mana yang perlu dibuang agar model tidak terbebani dengan data yang sudah tidak relevan. Terakhir, output gate menentukan informasi apa yang akan dikeluarkan sebagai hasil (output) pada setiap langkah waktu tertentu. Dengan adanya tiga gerbang ini, LSTM mampu mengelola aliran informasi secara efektif sehingga dapat mengatasi masalah long-term dependency yang sering muncul dalam pemrosesan data deret waktu (Van Houdt et al., 2020).

Kombinasi dari mekanisme tersebut membuat LSTM mampu menyimpan informasi penting dalam jangka panjang sekaligus mengabaikan informasi yang tidak relevan. Dengan demikian, LSTM sangat cocok digunakan untuk memprediksi data time series yang kompleks dan memiliki pola jangka panjang, seperti produksi pertanian, harga saham, atau data iklim.

Dalam penelitian ini, algoritma LSTM dipilih karena memiliki kemampuan yang unggul dalam menangkap pola musiman (seasonality) dan tren jangka panjang (long-term trend) pada data produksi kelapa sawit. Arsitektur LSTM dirancang untuk mengatasi keterbatasan model deret waktu konvensional dengan memanfaatkan mekanisme memori jangka panjang yang mampu mempertahankan informasi penting dari periode sebelumnya. Dengan kemampuan tersebut, LSTM diharapkan da-

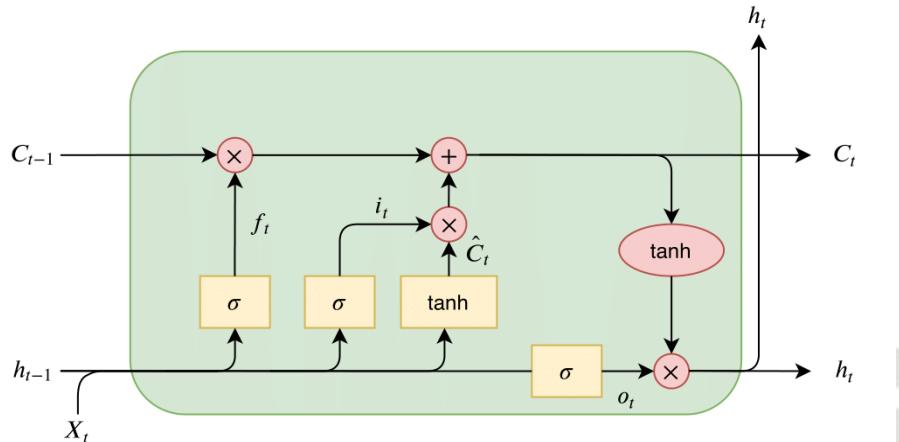
pat mempelajari dinamika historis produksi kelapa sawit secara lebih efektif dan menghasilkan prediksi yang lebih akurat serta stabil dibandingkan metode prediksi tradisional.

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

- a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

2. Dilang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

Universitas Sultan Syarif Kasim Riau


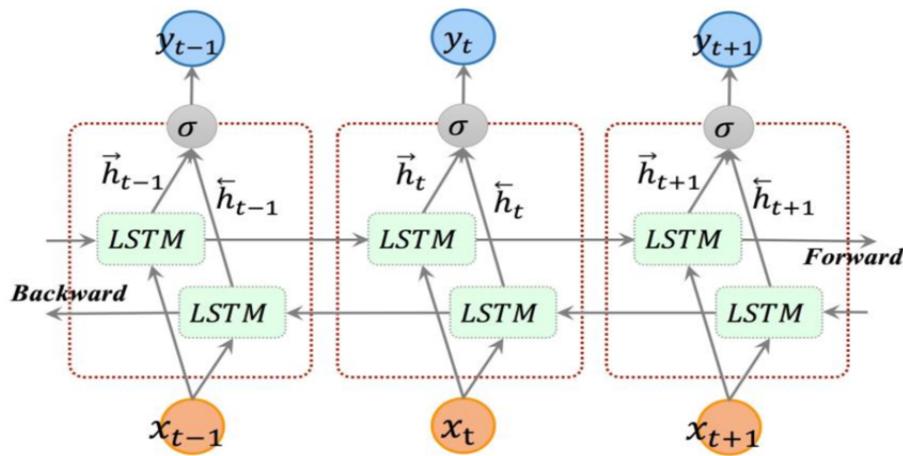
Gambar 2.2. Arsitektur Long Short-Term Memory (LSTM)

Seperi ditunjukkan pada Gambar 2.2, *Long Short-Term Memory* (LSTM) memiliki struktur internal yang lebih kompleks dibandingkan RNN konvensional karena terdiri atas tiga gerbang utama, yaitu *forget gate* (f_t), *input gate* (i_t), dan *output gate* (o_t). *Forget gate* berfungsi untuk menentukan informasi mana dari *cell state* sebelumnya (C_{t-1}) yang perlu dipertahankan atau dilupakan. *Input gate* mengatur seberapa besar informasi baru yang berasal dari input saat ini (X_t) dan *hidden state* sebelumnya (h_{t-1}) yang akan ditambahkan ke memori kandidat (\hat{C}_t), yang selanjutnya diperbarui menjadi *cell state* baru (C_t). Sementara itu, *output gate* mengontrol informasi yang akan diteruskan sebagai *hidden state* baru (h_t) setelah melalui fungsi aktivasi tanh. Melalui mekanisme ini, LSTM mampu menyimpan dan memperbarui informasi jangka panjang secara lebih stabil, sehingga efektif dalam menangkap pola temporal yang kompleks pada data deret waktu, seperti peramalan produksi kelapa sawit.

2.8 Bidirectional LSTM (Bi-LSTM)

Bidirectional *Long Short-Term Memory* (Bi-LSTM) merupakan pengembangan dari arsitektur dasar LSTM yang memungkinkan jaringan untuk mempelajari dependensi data dari dua arah sekaligus, yaitu arah maju (forward) dan arah mundur (backward). Tujuan utama pendekatan ini adalah agar model tidak hanya memahami hubungan temporal berdasarkan urutan waktu sebelumnya, tetapi juga mempertimbangkan informasi dari langkah waktu berikutnya dalam proses pem-

belajar. Dengan demikian, Bi-LSTM mampu menangkap konteks yang lebih komprehensif dibandingkan LSTM satu arah (unidirectional LSTM) (Kwanda et al., 2024).



Gambar 2.3. Arsitektur Bidirectional Long-Short-Term Memory (Bi-LSTM)

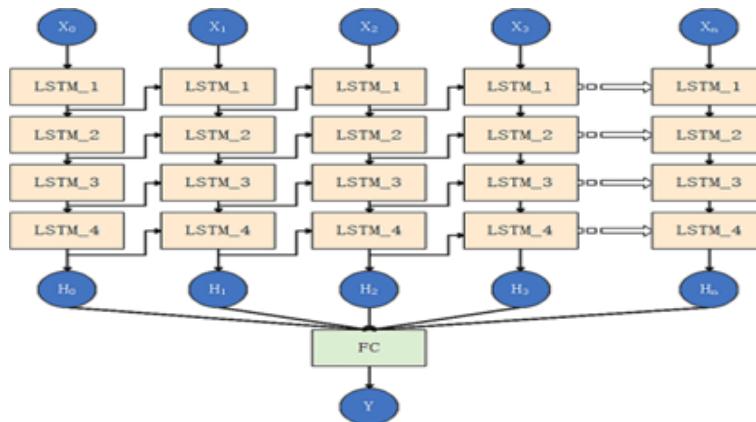
Seperti ditunjukkan pada Gambar 2.3, arsitektur *Bidirectional Long Short-Term Memory* (Bi-LSTM) terdiri dari dua lapisan LSTM yang berjalan secara paralel. Lapisan pertama memproses urutan input dari waktu t_1 hingga t_n (arah maju), sedangkan lapisan kedua memproses urutan input yang sama dari waktu t_n hingga t_1 (arah mundur). Keluaran dari kedua arah tersebut kemudian digabungkan (*concatenated*) sebelum diteruskan ke lapisan output. Dengan mekanisme ini, Bi-LSTM mampu menangkap pola hubungan temporal yang lebih kaya karena setiap keluaran pada waktu t dipengaruhi oleh konteks masa lalu dan masa depan secara simultan.

Dalam konteks peramalan deret waktu seperti prediksi produksi kelapa sawit, Bi-LSTM memberikan keunggulan dalam mengenali pola musiman dan tren yang kompleks, terutama ketika data menunjukkan hubungan timbal balik antarperiode. Misalnya, produksi pada suatu tahun tidak hanya bergantung pada kondisi tahun sebelumnya, tetapi juga dapat berkaitan dengan siklus hasil beberapa tahun ke depan. Oleh karena itu, Bi-LSTM sering digunakan untuk meningkatkan akurasi prediksi dibandingkan model LSTM konvensional, karena mampu memanfaatkan informasi dua arah untuk pembelajaran yang lebih mendalam terhadap struktur temporal data.

2.9 Stacked LSTM

Stacked LSTM merupakan pengembangan dari arsitektur LSTM dasar dengan menumpuk beberapa lapisan (layers) LSTM secara berurutan untuk memben-

tuk jaringan yang lebih dalam (deep recurrent network). Setiap lapisan LSTM pada *Stacked LSTM* menerima hidden state dari lapisan sebelumnya sebagai input, dan hasilnya kemudian diteruskan ke lapisan berikutnya. Struktur berlapis ini memungkinkan model untuk mempelajari representasi data pada tingkat kompleksitas yang lebih tinggi, di mana lapisan bawah menangkap pola jangka pendek, sementara lapisan atas menangkap hubungan jangka panjang dan pola temporal yang lebih abstrak (Sagheer dan Kotb, 2019).



Gambar 2.4. Arsitektur *Stacked Long Short-Term Memory*

Seperti ditunjukkan pada Gambar 2.4, arsitektur *Stacked LSTM* biasanya terdiri dari dua atau lebih lapisan LSTM yang saling terhubung secara hierarkis. Input deret waktu pertama kali diproses oleh lapisan LSTM pertama, menghasilkan hidden state yang kemudian menjadi masukan bagi lapisan LSTM kedua, dan seterusnya. Proses ini menciptakan kemampuan jaringan untuk mengekstraksi fitur temporal yang semakin kompleks di setiap tingkat, sehingga meningkatkan kapasitas generalisasi model terhadap pola data yang tidak linier.

Dalam konteks penelitian ini, penerapan *Stacked LSTM* bermanfaat untuk memprediksi produksi kelapa sawit yang cenderung dipengaruhi oleh banyak faktor dan memiliki dinamika jangka panjang. Dengan kedalaman jaringan yang lebih besar, *Stacked LSTM* dapat mengenali variasi musiman, tren pertumbuhan, serta perubahan siklus produksi secara lebih akurat dibandingkan arsitektur LSTM tunggal. Meskipun membutuhkan waktu pelatihan yang lebih lama dan sumber daya komputasi yang lebih besar, *Stacked LSTM* terbukti memberikan hasil prediksi yang lebih stabil dan akurat pada berbagai studi peramalan deret waktu.

2.10 Gated Recurrent Unit (GRU)

Gated Recurrent Unit (GRU) merupakan salah satu varian dari RNN yang diperkenalkan oleh Kyunghyun Cho dan rekannya pada tahun 2014 (Chung, Gulcehre, Cho, dan Bengio, 2014). GRU dikembangkan sebagai penyederhanaan dari arsitektur LSTM, dengan tujuan mempertahankan kemampuan menangani ketergantungan jangka panjang namun dengan kompleksitas komputasi yang lebih rendah (Niu dkk., 2023).

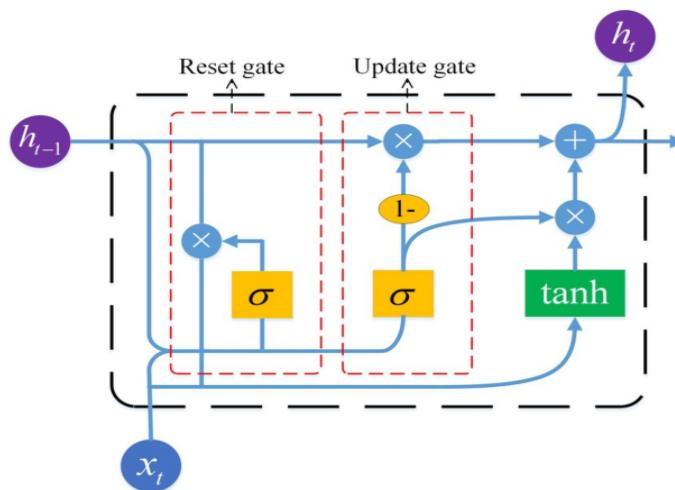
Berbeda dengan LSTM yang memiliki tiga gerbang utama (input gate, forget gate, output gate), GRU hanya menggunakan dua gerbang utama, yaitu update gate dan reset gate. Update gate berfungsi untuk menentukan seberapa besar informasi dari masa lalu yang akan dipertahankan dan dibawa ke keadaan saat ini, sekaligus mengatur seberapa banyak informasi baru yang akan ditambahkan. Sementara itu, reset gate mengontrol sejauh mana informasi dari masa lalu perlu diajukan dalam perhitungan keadaan saat ini. Dengan struktur yang lebih sederhana ini, GRU mampu mengurangi kompleksitas perhitungan namun tetap efektif dalam menangkap hubungan dependensi pada data deret waktu (Rehmer dan Kroll, 2020).

Dengan struktur yang lebih sederhana ini, GRU dapat dilatih lebih cepat dibandingkan LSTM, namun tetap memiliki kemampuan yang baik dalam mempelajari pola jangka panjang pada data deret waktu. Selain itu, GRU cenderung membutuhkan lebih sedikit data pelatihan dan parameter, sehingga efisien ketika digunakan pada dataset berukuran kecil hingga menengah (Rehmer dan Kroll, 2020).

Kesederhanaan arsitektur tersebut membuat GRU dapat dilatih lebih cepat dibandingkan LSTM, namun tetap memiliki kemampuan yang baik dalam mempelajari pola jangka panjang pada data deret waktu. Selain itu, GRU cenderung membutuhkan lebih sedikit data pelatihan dan parameter, sehingga efisien ketika digunakan pada dataset berukuran kecil hingga menengah (Lim dan Handhayani, 2025). Oleh karena itu, dalam penelitian ini GRU dipilih sebagai algoritma pembanding LSTM untuk memprediksi produksi kelapa sawit. Diharapkan dengan karakteristiknya yang lebih ringan, GRU dapat memberikan kinerja yang setara atau bahkan lebih baik daripada LSTM dalam konteks dataset terbatas.

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

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



Gambar 2.5. Arsitektur Gated Recurrent Unit (GRU)

Gambar 2.5 menunjukkan bahwa *Gated Recurrent Unit* (GRU) memiliki dua gerbang utama, yaitu *reset gate* dan *update gate*. *Reset gate* mengontrol seberapa besar informasi dari *hidden state* sebelumnya (h_{t-1}) yang akan dilupakan saat membentuk kandidat keadaan tersembunyi baru (\tilde{h}_t). Sementara itu, *update gate* menentukan proporsi antara informasi lama yang dipertahankan dan informasi baru yang akan ditambahkan ke *hidden state* saat ini (h_t). Berbeda dengan *Long Short-Term Memory* (LSTM), GRU tidak memiliki *cell state* terpisah, sehingga struktur arsitektur dan jumlah parameternya lebih sederhana. Kondisi ini menjadikan proses pelatihan model GRU lebih efisien secara komputasi, namun tetap mampu menghasilkan performa prediksi yang kompetitif, khususnya dalam pemodelan deret waktu seperti peramalan produksi kelapa sawit yang membutuhkan kemampuan menangkap pola temporal tanpa kompleksitas komputasi yang tinggi.

2.11 Bidirectional GRU (Bi-GRU)

Bidirectional Gated Recurrent Unit (Bi-GRU) merupakan pengembangan dari arsitektur dasar GRU yang mengadopsi prinsip dua arah (bidirectional processing) seperti pada Bi-LSTM. Tujuannya adalah agar jaringan tidak hanya mempelajari hubungan temporal dari urutan data masa lalu ke masa depan (forward direction), tetapi juga mempertimbangkan pengaruh dari masa depan ke masa lalu (backward direction). Dengan demikian, Bi-GRU dapat menangkap konteks informasi yang lebih lengkap dari keseluruhan urutan data, sehingga meningkatkan kemampuan model dalam memahami pola dependensi jangka panjang maupun jangka pendek (Kulkarni dkk., 2025).

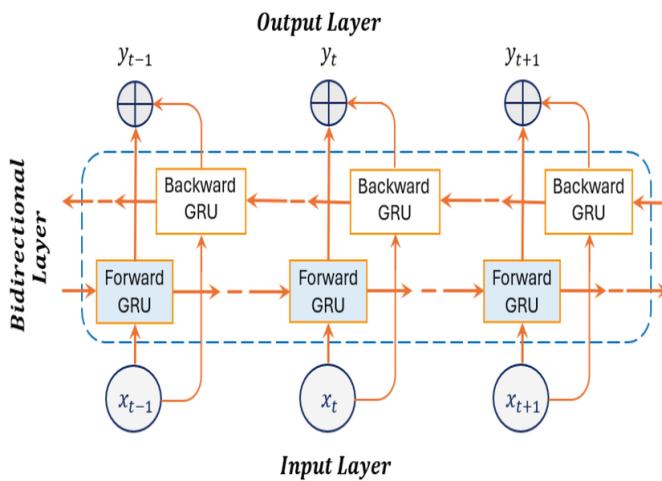
Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

b. Pengutipan tidak menguntungkan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

2. Dilanggar mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.



Gambar 2.6. Arsitektur *Bidirectional Gated Recurrent Unit* (Bi-GRU)

Seperti ditunjukkan pada Gambar 2.6, arsitektur Bi-GRU terdiri atas dua lapisan GRU yang bekerja secara paralel. Lapisan pertama memproses urutan data dalam arah maju, sedangkan lapisan kedua memproses urutan yang sama dalam arah mundur. Hasil keluaran dari kedua arah tersebut kemudian digabungkan (concatenated atau summed) sebelum diteruskan ke lapisan output. Pendekatan dua arah ini memungkinkan Bi-GRU untuk menggunakan seluruh konteks temporal data dalam melakukan prediksi pada setiap titik waktu, bukan hanya berdasarkan informasi dari masa lalu saja seperti pada GRU satu arah.

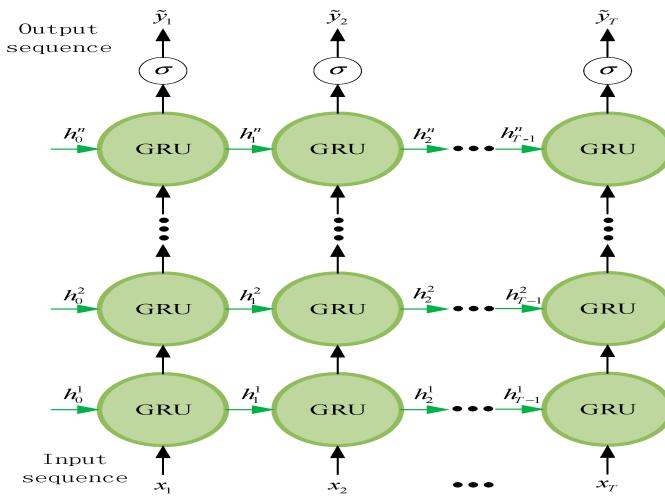
Dalam konteks penelitian peramalan produksi kelapa sawit, Bi-GRU memberikan keunggulan dalam mengenali pola musiman dan tren kompleks yang mungkin tidak sepenuhnya terungkap melalui pemrosesan satu arah. Misalnya, pola produksi suatu tahun dapat berkaitan tidak hanya dengan kondisi tahun-tahun sebelumnya, tetapi juga dengan tren umum yang terjadi setelahnya. Oleh karena itu, Bi-GRU sering digunakan untuk meningkatkan performa prediksi pada data deret waktu yang memiliki pola fluktuatif dan nonlinier. Selain itu, Bi-GRU juga memiliki struktur yang lebih sederhana dan efisien secara komputasi dibandingkan Bi-LSTM, menjadikannya pilihan ideal untuk pemodelan dengan sumber daya terbatas namun tetap memerlukan akurasi tinggi.

2.11.1 *Stacked GRU*

Stacked GRU merupakan pengembangan dari arsitektur GRU dasar dengan menambahkan lebih dari satu lapisan (layer) GRU secara bertingkat untuk membentuk jaringan yang lebih dalam (deep recurrent network). Pendekatan ini memungkinkan model untuk mempelajari representasi data yang lebih kompleks dan

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

berlapis, di mana setiap lapisan GRU menangkap pola temporal dengan tingkat kedalaman yang berbeda. Lapisan pertama biasanya berfokus pada pola jangka pendek, sedangkan lapisan di atasnya mampu memahami hubungan jangka panjang dan dinamika temporal yang lebih abstrak (Melyani, Mustakim, Angraini, dan Afdal, 2025).



Gambar 2.7. Arsitektur Stacked Gated Recurrent Unit

Seperti ditunjukkan pada Gambar 2.7, *Stacked Gated Recurrent Unit* (*Stacked GRU*) terdiri atas beberapa lapisan GRU yang saling terhubung secara berurutan. *Hidden state* (h_t) yang dihasilkan oleh lapisan pertama digunakan sebagai input bagi lapisan GRU pada tingkat berikutnya, dan proses ini berlanjut hingga mencapai lapisan tertinggi sebelum diteruskan ke lapisan output. Arsitektur bertingkat ini meningkatkan kemampuan model dalam mengekstraksi representasi fitur dari data sekuensial, khususnya ketika pola data bersifat kompleks dan tidak linier.

Dalam konteks penelitian ini, *Stacked GRU* diterapkan untuk memprediksi produksi kelapa sawit berdasarkan data deret waktu. Dengan menambahkan kedalaman jaringan, model dapat mempelajari berbagai variasi pola produksi, baik yang bersifat musiman maupun jangka panjang, dengan akurasi yang lebih baik dibandingkan GRU tunggal. Selain itu, karena GRU memiliki struktur gerbang yang lebih sederhana dibandingkan LSTM, versi *Stacked*-nya tetap efisien secara komputasi, menjadikannya pilihan yang seimbang antara kompleksitas model dan performa prediksi.

Berikut tabel perbandingan setiap model seperti LSTM, GRU, dan variasinya yang memiliki karakteristik tersendiri dalam memproses data urutan, baik dari arah pemrosesan maupun jumlah lapisan yang digunakan. Untuk memberikan

gambaran yang lebih jelas dapat dilihat pada Tabel 2.3 berikut

Tabel 2.3. Perbandingan Arsitektur dan Karakteristik Algoritma

Algoritma	Kepanjangan/ Arsitektur	Arah Pemrosesan	Jumlah Lapisan
		Data	(Layer)
LSTM	<i>Long Short-Term Memory</i>	Satu arah (forward only)	Tunggal
Bi-LSTM	Bidirectional LSTM	Dua arah (forward & backward)	Tunggal
GRU	Gated Recurrent Unit	Satu arah (forward only)	Tunggal
Bi-GRU	Bidirectional GRU	Dua arah (forward & backward)	Tunggal
Stacked LSTM	Multi-layer LSTM (beberapa LSTM ditumpuk)	Satu arah	Multi-layer (≥ 2 lapisan LSTM)
Stacked GRU	Multi-layer GRU (beberapa GRU ditumpuk)	Satu arah	Multi-layer (≥ 2 lapisan GRU)

2.12 Optimizer

Optimizer merupakan komponen penting dalam proses pelatihan model deep learning karena berperan dalam memperbarui bobot jaringan saraf guna meminimalkan nilai loss function dan meningkatkan akurasi prediksi. Mekanisme kerja optimizer umumnya didasarkan pada metode gradient descent, yaitu dengan menyesuaikan bobot secara bertahap mengikuti arah gradien dari fungsi loss (Susetyo, Parhusip, Trihandaru, dan Susanto, 2025). Terdapat beberapa jenis optimizer yang banyak digunakan, seperti Stochastic Gradient Descent (SGD) yang sederhana namun sering lambat dalam mencapai titik optimal, RMSProp dan Adagrad yang lebih adaptif terhadap perubahan skala gradien, serta Adaptive Moment Estimation (ADAM) yang menggabungkan keunggulan momentum dan RMSProp sehingga mampu mempercepat proses pelatihan sekaligus menjaga kestabilan konvergensi. Dengan kemampuannya yang efisien, Adam menjadi salah satu optimizer yang paling sering digunakan dalam penelitian modern, termasuk pada model berbasis LSTM dan GRU untuk pemodelan deret waktu maupun prediksi (Cotrina-teatino, Marquina-araujo, dan Mamani, 2025).

2.12.1 Adaptive Moment Estimation (Adam)

Adaptive Moment Estimation (Adam) merupakan salah satu algoritma optimisasi yang paling banyak digunakan dalam deep learning karena mampu menggabungkan keunggulan dari dua metode populer sebelumnya, yaitu AdaGrad dan RMSProp. Optimizer Adam bekerja dengan memanfaatkan rata-rata momentum gradien orde pertama (mean) serta gradien kuadrat orde kedua (variance) untuk memperbarui bobot jaringan. Dengan kata lain, Adam tidak hanya mempertimbangkan arah gradien seperti pada Stochastic Gradient Descent (SGD), tetapi juga mengadaptasi laju pembelajaran (learning rate) untuk setiap hyperparameter secara individual berdasarkan besarnya gradien yang diperoleh (Hospodarskyy, Martenyuk, Kukharska, Hospodarskyy, dan Sverstiuk, 2024).

Keunggulan utama algoritma Adam terletak pada efisiensi komputasi dan kemampuan adaptifnya. Algoritma ini membutuhkan memori yang relatif kecil dan sangat sesuai digunakan pada dataset berskala besar maupun model dengan jumlah parameter yang kompleks (Octavia Arianto dan Rohman Nudin, 2025). Selain itu, Adam mampu menangani gradien yang jarang (*sparse gradients*) (Syifa dan Dewi, 2022) serta menunjukkan performa yang stabil pada permasalahan dengan distribusi data yang tidak stasioner (Hamida, Amalita, dan Permana, 2025). Secara umum, Adam memperbarui bobot parameter θ dengan memanfaatkan dua estimasi, yaitu rata-rata gradien orde pertama (m_t) dan rata-rata gradien kuadrat (v_t), yang dirumuskan sebagai berikut:

Rata-rata gradien orde pertama (m_t) dan rata-rata gradien kuadrat (v_t) pada algoritma Adam dihitung menggunakan persamaan berikut:

$$m_t = \beta_1 m_{t-1} + (1 - \beta_1) g_t \quad (2.1)$$

$$v_t = \beta_2 v_{t-1} + (1 - \beta_2) g_t^2 \quad (2.2)$$

di mana g_t merupakan gradien fungsi kerugian pada iterasi ke- t , sedangkan β_1 dan β_2 adalah konstanta yang digunakan untuk mengatur laju peluruhan eksponensial dari momen pertama dan momen kedua. Setelah dilakukan koreksi bias terhadap estimasi momen, parameter bobot diperbarui menggunakan persamaan berikut:

$$\theta_{t+1} = \theta_t - \frac{\alpha \hat{m}_t}{\sqrt{\hat{v}_t} + \epsilon} \quad (2.3)$$

dengan α sebagai *learning rate*, \hat{m}_t dan \hat{v}_t masing-masing merupakan momen pertama dan kedua yang telah dikoreksi bias, serta ϵ adalah konstanta kecil untuk mencegah pembagian dengan nol (Hamida dkk., 2025).

Dalam praktiknya, Adam banyak dipilih karena memiliki kemampuan konvergensi yang cepat dan menghasilkan performa prediksi yang kompetitif dibandingkan dengan optimizer lainnya. Nilai hiperparameter yang umum digunakan pada algoritma Adam meliputi *learning rate* ($\alpha = 0,001$), $\beta_1 = 0,9$, $\beta_2 = 0,999$, serta $\epsilon = 10^{-8}$. Dengan kombinasi keunggulan tersebut, Adam sangat efektif digunakan dalam berbagai aplikasi, termasuk klasifikasi, pemrosesan bahasa alami (*Natural Language Processing*), pengolahan citra, serta pemodelan deret waktu (Hamida dkk., 2025), seperti prediksi produksi kelapa sawit pada penelitian ini.

Seperti pada penelitian yang dilakukan oleh Riska Octavia Arianto dan Salamun Rohman Nudin (2025), melakukan perbandingan optimizer Adam, RMSProp dan SGD dalam memprediksi kepribadian berbasis openface, hasil penelitian ini menunjukkan penggunaan optimizer Adam terbukti memberikan performa yang lebih unggul dibandingkan optimizer lainnya (Octavia Arianto dan Rohman Nudin, 2025). Pada penelitian lain yang dilakukan oleh Nur Faridah dan Bambang Sugiantoro (2023), membandingkan optimizer Adam, SGD, RMSProp, Adagrad, Adamax, Adadelta, Nadam, dan Ftrl dengan hasil Optimizer Adam memiliki akurasi tertinggi dalam memprediksi harga saham yaitu sebesar 98,88% (Faridah dan Sugiantoro, 2023).

2.13 Python

Python merupakan salah satu bahasa pemrograman tingkat tinggi yang populer dan banyak digunakan dalam pengembangan perangkat lunak, analisis data, kecerdasan buatan, serta machine learning dan deep learning. Python pertama kali dikembangkan oleh Guido van Rossum pada tahun 1991 dengan filosofi desain yang menekankan keterbacaan kode, kemudahan penulisan, serta fleksibilitas dalam pengembangan program. Bahasa ini bersifat open source sehingga dapat digunakan secara bebas, serta didukung oleh komunitas yang sangat besar yang terus mengembangkan berbagai pustaka dan modul tambahan (Febby Wilyani, Qonaah Nuryan Arif, dan Fitri Aslimar, 2024).

Keunggulan utama Python terletak pada sintaksnya yang sederhana dan mudah dipahami, sehingga memudahkan peneliti maupun praktisi dalam mengimplementasikan algoritma yang kompleks dengan lebih efisien. Python juga memiliki ekosistem pustaka yang sangat luas, seperti NumPy dan Pandas untuk analisis data,

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

Matplotlib dan Seaborn untuk visualisasi, serta TensorFlow, Keras, dan PyTorch untuk pembangunan model machine learning dan deep learning (Salah dan Din, 2020). Dukungan pustaka yang lengkap ini membuat Python menjadi bahasa pemrograman utama dalam penelitian modern, khususnya yang berkaitan dengan pemodelan deret waktu, pemrosesan data skala besar, hingga implementasi algoritma prediksi berbasis LSTM dan GRU.

2.14 Penelitian Terdahulu

Penelitian yang dilakukan oleh Sutijo et al. (2025) menggunakan data produksi Crude Palm Oil (CPO) di Indonesia dari tahun 2003 hingga 2022 untuk membandingkan performa dua algoritma prediksi, yaitu Artificial Neural Network (ANN) dan *Long Short-Term Memory* (LSTM). Penelitian ini bertujuan untuk menemukan model prediksi yang akurat dengan menguji berbagai konfigurasi parameter. Hasil penelitian menunjukkan bahwa meskipun kedua model memberikan akurasi prediksi yang sangat baik, dengan nilai MAPE di bawah 10%, model LSTM mencatatkan MAPE yang lebih rendah, yaitu 5,78%, dibandingkan dengan ANN yang mencapai 6,87%. Temuan ini menunjukkan bahwa LSTM lebih unggul dalam menangkap pola musiman dan ketergantungan temporal yang kompleks dalam produksi CPO, dan disarankan sebagai model prediksi yang lebih baik untuk produksi CPO di Indonesia (Ulama dkk., 2025).

Penelitian oleh Dian Robbiati dkk. (2025) menerapkan algoritma Gated Recurrent Unit (GRU) untuk memprediksi harga harian CPO Indonesia menggunakan data Bappebti. Dataset dibagi menjadi data training (April 2023–Mei 2024) dan testing (Juni–Juli 2024), kemudian diproses menggunakan RStudio dengan paket Tiddeeplearning. Setelah tahapan normalisasi dan pelatihan hingga *epoch* ke-10, model dievaluasi menggunakan MAPE. Hasilnya menunjukkan bahwa GRU memiliki akurasi sangat baik, dengan MAPE 2,6% pada training dan 2,7% pada testing, serta mampu memprediksi harga rata-rata CPO Agustus 2024 sebesar Rp15.378. Penelitian menyimpulkan bahwa GRU efektif untuk memprediksi fluktuasi harga komoditas berbasis data deret waktu seperti CPO (Robbiati, Perdana, dan Intisari, 2025).

Penelitian yang dilakukan oleh Sutijo et al. (2025) menggunakan data harga Crude Palm Oil (CPO) dari Indonesia dan Rotterdam (2018–2023) untuk membandingkan performa dua algoritma prediksi, yaitu *Long Short-Term Memory* (LSTM) dan Gated Recurrent Unit (GRU). Penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi model prediksi yang paling efektif dalam memprediksi harga CPO melalui pen-

gujian berbagai konfigurasi parameter. Hasil penelitian menunjukkan bahwa GRU memiliki performa terbaik dengan Mean Absolute Percentage Error (MAPE) sebesar 3,05% dan R^2 mencapai 96,31%, sedangkan LSTM memperoleh MAPE 3,94% dan R^2 94,25%. Temuan ini menunjukkan bahwa GRU lebih unggul dalam manajemen data harga CPO dan direkomendasikan untuk prediksi harga komoditas pertanian dengan pola musiman yang serupa (Tardini dan Suharjito, 2024).

Penelitian oleh Muhdan Syarovy dkk. (2023) menerapkan model RNN-LSTM untuk memprediksi produksi kelapa sawit menggunakan data historis tahunan selama 11 tahun pada tingkat divisi dan estate. Setelah melalui tahapan pra-pemrosesan seperti interpolasi linear dan normalisasi Min-Max, peneliti menguji empat jumlah input (3, 5, 7, 9). Hasilnya menunjukkan bahwa konfigurasi 9 input memberikan akurasi terbaik, dengan nilai error terendah (MSE 1.186, MAE 0.732, MAPE 0.030 pada validasi; dan MSE 4.538, MAE 1.681, MAPE 0.069 pada evaluasi). Penelitian ini menyimpulkan bahwa model LSTM efektif untuk prediksi produksi kelapa sawit berskala besar dan disarankan untuk dikembangkan menggunakan data bulanan agar akurasi semakin meningkat (Syarovy dkk., 2023).

Penelitian oleh Rahmadeyan dan Mustakim (2024) membandingkan performa LSTM dan GRU dalam memprediksi data deret waktu dari berbagai domain. Hasilnya menunjukkan bahwa kedua model mampu menghasilkan prediksi akurat, namun GRU lebih efisien secara komputasi karena memiliki parameter lebih sedikit dan waktu pelatihan lebih cepat, tanpa penurunan akurasi yang berarti. Sebaliknya, LSTM lebih stabil ketika digunakan pada dataset dengan pola temporal jangka panjang yang lebih kompleks. Penelitian ini menyimpulkan bahwa pemilihan model sebaiknya disesuaikan dengan karakteristik dataset serta kebutuhan akurasi dan efisiensi (Rahmadeyan dan Mustakim, 2024).

Penelitian oleh Mohammad Sufa Ammar Habibi dkk. (2025) membandingkan kinerja GRU dan SVR untuk prediksi harga emas jangka pendek di Indonesia menggunakan 1.345 data historis harian (2020–2025) dari investing.com. Data dinormalisasi dengan Min-Max Scaler dan dibentuk menjadi sekuensial menggunakan window 60 hari. Hasil penelitian menunjukkan bahwa GRU unggul dibandingkan SVR, dengan RMSE 16.847,97, MAE 12.031,67, dan R^2 0,99, sedangkan SVR menghasilkan RMSE 30.106,13 dan R^2 0,96. GRU dinilai lebih mampu menangkap pola non-linear dan temporal, serta berhasil memprediksi harga emas 7 Mei 2025 sebesar Rp1.736.978 (Habibi, Abdillah, Idhom, dan Trimono, 2025).

Penelitian oleh Phumudzo Lloyd Seabe dkk. (2023) membahas peramalan harga cryptocurrency menggunakan tiga model deep learning: LSTM, GRU, dan

Bi-LSTM. Data historis harga harian Bitcoin, Ethereum, dan Litecoin dinormalisasi dan digunakan untuk melatih ketiga model, kemudian dievaluasi menggunakan RMSE, MAE, dan MAPE. Hasilnya menunjukkan bahwa Bi-LSTM memberikan akurasi terbaik dengan nilai error terendah karena mampu menangkap pola dependensi jangka panjang dari dua arah sekaligus. Penelitian ini menyimpulkan bahwa Bi-LSTM sangat efektif untuk memprediksi data deret waktu yang kompleks dan fluktuatif seperti harga kripto dan berpotensi diterapkan pada prediksi komoditas maupun hasil produksi pertanian (Seabe, Rodrigue, Moutsinga, dan Pindza, 2023).

Penelitian oleh Nasya Amirah Melyani dkk. (2025) membandingkan performa Bi-GRU dan *Stacked* GRU untuk prediksi harga saham BBRI menggunakan data historis 2018–2024 dan 2023–2024 dari Yahoo Finance dengan rasio data 80:20. Model diuji menggunakan berbagai kombinasi optimizer, batch size, learning rate, dan time step, kemudian dievaluasi dengan MSE, RMSE, MAE, dan MAPE. Hasilnya menunjukkan bahwa Bi-GRU dengan optimizer Nadam, batch size 8, time step 10, dan learning rate 0.001 memberikan performa terbaik (MSE 7283.1848; RMSE 85.3416; MAE 65.0879; MAPE 1.2421%) dan unggul dari *Stacked* GRU. Model terbaik memprediksi adanya penurunan harga saham BBRI pada November 2024. Penelitian menyimpulkan bahwa Bi-GRU lebih efektif dalam menangkap pola temporal dua arah dan bahwa penggunaan data jangka panjang menghasilkan prediksi lebih akurat. Temuan ini menjadi referensi penting untuk pemilihan arsitektur jaringan dalam analisis deret waktu di sektor keuangan (Melyani dkk., 2025).

Penelitian oleh Diqi dkk. (2024) menggunakan model *Stacked Long Short-Term Memory* (LSTM) untuk memprediksi harga saham menggunakan dataset yang diperoleh dari Yahoo Finance. Data yang digunakan mencakup harga saham 10 perusahaan teratas yang terdaftar di Indonesia Stock Exchange (IDX) dari 6 Juli 2015 hingga 14 Oktober 2021. Model ini dilatih dan dievaluasi menggunakan metrik seperti RMSE, MAE, MAPE, dan R2. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model *Stacked* LSTM dapat menangkap pola harga saham dengan baik, dengan RMSE rata-rata sebesar 0,00885, MAE rata-rata sebesar 0,00800, MAPE rata-rata sebesar 0,02496, dan R2 rata-rata sebesar 0,9597. Temuan ini menunjukkan bahwa *Stacked* LSTM dapat digunakan secara efektif untuk memprediksi harga saham dan memberikan kontribusi pada bidang peramalan keuangan (Diqi, Ordiyasa, dan Hamzah, 2024).

Penelitian oleh Diqi dkk. (2023) menggunakan model *Stacked Gated Recurrent Unit* (GRU) untuk memprediksi cuaca dengan menggunakan dataset dari

Denpasar Weather Data yang mencakup data suhu, tekanan, kelembaban, dan kecepatan angin yang diambil setiap jam dari 1990 hingga 2020. Penelitian ini menunjukkan bahwa model *Stacked GRU* dapat meningkatkan akurasi prediksi cuaca dengan hasil RMSE rata-rata 0.03635, MAE rata-rata 0.02932, MAPE rata-rata 0.08818, dan R2 rata-rata 0.92034. Temuan ini menunjukkan bahwa model *Stacked GRU* efektif dalam memprediksi suhu, tekanan, kelembaban, dan kecepatan angin, meskipun terdapat tantangan dalam memprediksi kelembaban dan beberapa perbedaan pada prediksi kecepatan angin. Penelitian ini memberikan kontribusi pada bidang peramalan cuaca dan menyoroti potensi teknik pembelajaran dalam meningkatkan akurasi prediksi cuaca (Diqi, Wakhid, Ordiyasa, Widjaya, dan Hiswati, 2023).

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

- a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

- b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

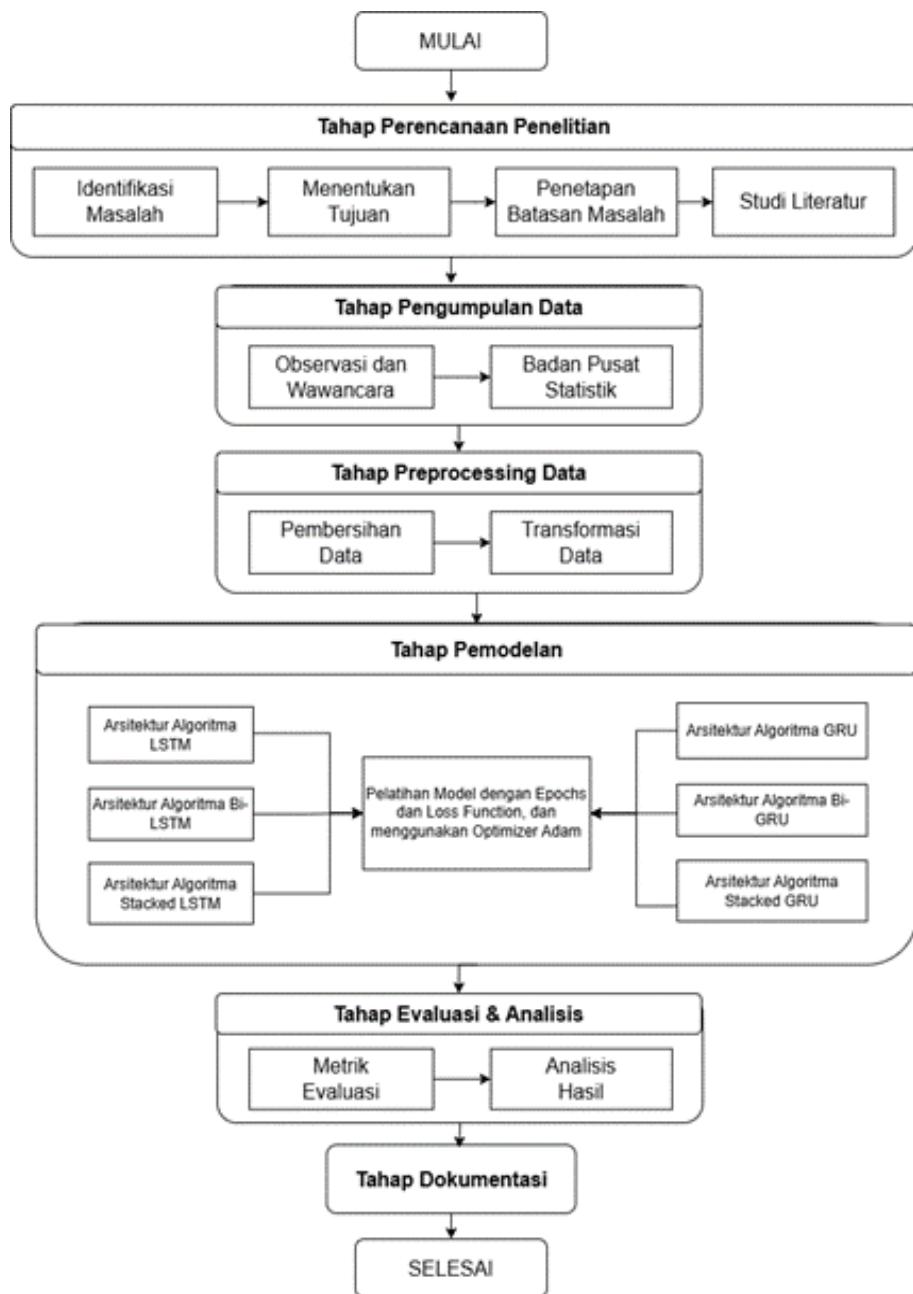
Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

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

BAB 3

METODOLOGI PENELITIAN

Metodologi yang digunakan dan diterapkan pada penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 3.1 berikut



Gambar 3.1. Alur Metodologi Penelitian

3.1 Tahap Perencanaan Penelitian

1. Identifikasi Masalah

Mengidentifikasi masalah dilakukan dengan mengamati fenomena dan tantangan pada penelitian. Penelitian ini berangkat dari permasalahan fluktiasi produksi kelapa sawit di Riau sehingga menyulitkan proses perencanaan produksi dan pengambilan keputusan di sektor perkebunan.

2. Menentukan Tujuan

Menetapkan tujuan untuk memperjelas arah dan sasaran penelitian. Tujuan dari penelitian ini adalah membandingkan kinerja berbagai algoritma berbasis LSTM dan GRU dalam memprediksi produksi kelapa sawit.

3. Penetapan Batasan Masalah

Penulis menetapkan batasan-batasan agar ruang lingkup penelitian tetap fokus dan tidak melebar dari topik yang telah ditentukan. Penelitian ini menggunakan dataset dari BPS dan PTPN. Model yang digunakan dibatasi pada LSTM, GRU, Bi-LSTM, Bi-GRU, *Stacked LSTM* dan *Stacked GRU*. Penelitian ini hanya mencakup proses penerapan dan evaluasi model, tanpa mencakup proses pembangunan sistem atau integrasi ke lingkungan perkebunan. Seluruh proses pelatihan dan pengujian dilakukan di Google Colab dengan menggunakan bahasa pemrograman Python.

4. Studi Literatur

Melakukan studi literatur bertujuan untuk mengumpulkan dan mengkaji referensi yang berkaitan dengan prediksi produksi pertanian dan metode deep learning. Referensi yang digunakan berasal dari jurnal ilmiah, paper atau penelitian terdahulu yang disusun oleh para ahli untuk melengkapi data yang diperlukan dalam penelitian. Gap literatur yang diisi adalah komprehensif membandingkan berbagai arsitektur berbasis LSTM dan GRU dalam konteks prediksi produksi kelapa sawit di Provinsi Riau. Selain itu, penelitian ini memanfaatkan dua sumber data berbeda, yaitu data resmi dari Badan Pusat Statistik (BPS) dan data aktual perusahaan seperti PTPN V dan untuk dianalisis secara bersamaan.

3.2 Tahap Pengumpulan Data

1. Observasi dan Wawancara

Observasi dan wawancara dilakukan untuk memahami proses teknis pengumpulan data. Pelaksanaan penelitian ini telah memperoleh izin resmi dari instansi terkait, sebagaimana tercantum pada (Lampiran A) dan (Lam-



UIN SUSKA RIAU

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

b. Pengutipan tidak mengijinkan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

piran B). Melakukan kunjungan ke PT. Perkebunan Nusantara IV Regional III dan melakukan wawancara dengan pihak PT. Perkebunan Nusantara IV Regional III untuk memvalidasi data sekunder serta memahami tantangan teknis pengumpulan data produksi. Proses pengumpulan data yang dilakukan melalui wawancara dibuktikan dengan berita acara dan dokumentasi sebagaimana disajikan pada (Lampiran C) dan (Lampiran E).

2. Badan Pusat Statistik

Badan Pusat Statistik (BPS) adalah lembaga yang menyediakan data statistik untuk berbagai keperluan. BPS mendapatkan data dari sensus dan survei yang dilakukan sendiri serta data sekunder dari kementerian atau lembaga pemerintah lainnya.

3. Tahap Preprocessing Data

1. Pembersihan Data

Pembersihan data dilakukan dengan memeriksa adanya missing value (nilai hilang) dalam dataset untuk memastikan kualitas data yang tinggi dan menghindari gangguan pada proses pelatihan model.

2. Tranformasi Data

Setelah memastikan dataset terbebas dari missing value, dilakukan normalisasi menggunakan Min-Max Scaler untuk mengubah skala semua variabel numerik ke dalam rentang [0,1]. Selanjutnya, dataset dibagi menjadi tiga bagian menggunakan teknik Hold-Out, yaitu data latih (training data), data validasi (validation data), dan data uji (testing data), di mana data latih digunakan untuk membangun dan menyesuaikan parameter model, data validasi digunakan untuk mengevaluasi kinerja model selama proses pelatihan, sedangkan data uji digunakan untuk mengevaluasi performa akhir model dalam memprediksi produksi kelapa sawit diluar data yang telah dikenali sebelumnya.

3. Tahap Pemodelan

1. Arsitektur Model

Arsitektur model yang digunakan terdiri dari enam jenis, yaitu LSTM, Bi-LSTM, Stacked LSTM, GRU, Bi-GRU, dan Stacked GRU. Model LSTM dibangun dengan 120 unit neurons dan dropout 0.2 untuk mencegah overfitting, lalu ditambah dengan lapisan Dense berisi satu neuron sebagai output prediksi. Begitu juga pada arsitektur model berbasis GRU dibangun dengan satu lapisan GRU berisi 120 unit neurons dan lapisan Dropout sebesar 0.2

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

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

untuk mencegah overfitting, lalu diakhiri dengan lapisan Dense berisi satu neuron sebagai output prediksi. Lalu untuk model Bidirectional LSTM dan GRU dibangun dengan 2 hidden layers dengan masing-masing lapisan 120 unit neurons. Untuk model *Stacked* baik LSTM dan GRU dibangun dengan dua lapisan yang masing-masing lapisan berisi 120 unit neurons.

Pelatihan Model

Proses pelatihan model dilakukan menggunakan data pelatihan dan validasi dengan pengaturan *epochs* sebanyak 150 dan batch size sebesar 16 serta loss function MSE. Hyperparameter ini memungkinkan model untuk belajar pola data secara bertahap dalam 150 iterasi pembelajaran dengan pembaruan bobot setiap 16 sampel. Selain itu, digunakan juga validation_data untuk memantau kinerja model pada data yang tidak dilatih, sehingga membantu mendeteksi overfitting. Proses pelatihan turut melibatkan callbacks, yang biasanya digunakan untuk fungsi seperti early stopping atau penyimpanan model terbaik selama pelatihan berlangsung.

3.5 Tahap Evaluasi & Analisis

1. Metrik Evaluasi

Kinerja model diukur dengan MSE (*Mean Squared Error* Mean Squared Error), RMSE (*Root Mean Squared Error*), MAE (*Mean Absolute Error*) dan MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*), untuk mengukur seberapa jauh hasil prediksi model berbeda dengan nilai aktual.

2. Analisis Hasil

Analisis mendalam meliputi: (1) visualisasi prediksi vs aktual, (2) prediksi pergerakan produksi kelapa sawit.

3.6 Tahap Dokumentasi

Tahap dokumentasi merupakan bagian akhir dari proses penelitian tugas akhir yang bertujuan untuk mencatat secara sistematis seluruh rangkaian kegiatan yang telah dilakukan, mulai dari tahap perencanaan, pengumpulan data, pengolahan data, hingga Implementasi model. Dokumentasi ini disusun dalam bentuk laporan ilmiah sebagai bentuk pertanggungjawaban akademik serta sebagai referensi untuk pengembangan penelitian selanjutnya.

BAB 5

PENUTUP

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil evaluasi dan analisis yang telah dilakukan dalam penelitian ini, beberapa kesimpulan dapat ditarik sebagai berikut.

1. Penerapan model deep learning dengan arsitektur LSTM dan GRU beserta variannya dapat disimpulkan bahwa seluruh model mampu memprediksi produksi kelapa sawit dengan tingkat akurasi yang baik. Arsitektur GRU menunjukkan performa terbaik dibandingkan dengan model lain seperti LSTM, Bi-LSTM, dan GRU dalam hal akurasi MAPE.
2. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model GRU memberikan akurasi 92,57% dan MAPE 7,34% pada dataset PTPN, serta 92,23% akurasi dan 7,77% MAPE pada dataset BPS, menunjukkan stabilitas dan kehandalan model ini dalam menangani data produksi kelapa sawit dengan fluktuasi musiman.
3. Hasil prediksi dari model GRU menunjukkan kesesuaian yang tinggi dengan data produksi kelapa sawit aktual, meskipun ada perbedaan pada beberapa bulan. MAPE yang rendah dan selisih yang kecil menunjukkan bahwa model ini dapat diandalkan untuk memprediksi produksi kelapa sawit di masa depan.

5.2 Saran

Berdasarkan hasil penelitian ini, terdapat beberapa saran yang dapat diperimbangkan untuk penelitian selanjutnya untuk memperoleh hasil yang lebih optimal:

1. Disarankan agar proses analisis dan pembandingan dilakukan khusus menggunakan data dari PTPN, misalnya dengan membandingkan tipe dataset antar-kebun di lingkungan PTPN atau melakukan komparasi dengan data PTPN se-Sumatera. Pendekatan ini membuat hasil perbandingan lebih konsisten, karena sumber, standar pencatatan, dan karakteristik operasionalnya relatif seragam.
2. Perbandingan sebaiknya dilakukan minimal pada dua dataset, namun penting untuk memastikan bahwa rentang waktunya identik (misalnya sama-sama 2016–2023 atau sama-sama 2018–2023). Penyamaan rentang waktu ini diperlukan agar hasil komparasi lebih adil, mengurangi bias karena perbedaan kondisi musim, kebijakan, atau perubahan tren produksi

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

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

pada tahun tertentu.

3. Dalam membangun model prediksi, jumlah batang perlu dijadikan variabel acuan/indikator utama karena jumlah batang lebih merepresentasikan kapasitas produksi kelapa sawit di lapangan. Artinya, model dapat diarahkan untuk memprediksi keluaran berdasarkan perubahan jumlah batang (misalnya sebagai fitur utama atau dasar normalisasi), sehingga hasil prediksi menjadi lebih selaras dengan kondisi riil kebun, mengurangi bias akibat perbedaan skala lahan, dan lebih relevan untuk evaluasi produktivitas.
4. Model GRU menunjukkan performa yang baik; oleh karena itu, penelitian selanjutnya disarankan untuk menggunakan model GRU dengan variasi hyperparameter yang berbeda guna mencapai tingkat akurasi yang lebih tinggi.



DAFTAR PUSTAKA

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

- Ahmadi, A., Daccache, A., Sadegh, M., dan Snyder, R. L. (2023). Statistical and deep learning models for reference evapotranspiration time series forecasting: A comparison of accuracy, complexity, and data efficiency. *Computers and Electronics in Agriculture*, 215(November), 108424. Retrieved from <https://doi.org/10.1016/j.compag.2023.108424> doi: 10.1016/j.compag.2023.108424
- ArunKumar, K. E. (2022). Comparative analysis of Gated Recurrent Units (GRU), long Short-Term memory (LSTM) cells, autoregressive Integrated moving average (ARIMA), seasonal autoregressive Integrated moving average (SARIMA) for forecasting COVID-19 trends. *Alexandria Engineering Journal*, 61(10), 7585–7603. Retrieved from <https://api.elsevier.com/content/article/eid/1-s2.0-S1110016822000138> https://api.elsevier.com/content/abstract/scopus_id/85122614255 doi: 10.1016/j.aej.2022.01.011
- Badruzzaman, F. H. (2018). Penggunaan forecasting dan goal programming dalam optimasi perencanaan produksi beras. *Bulletin of Computer Science and Mathematics*, 2(1), 83–93. doi: 10.29313/bcsm.v2i1.2033
- BPS Indonesia, S. I. (2025). Statistik Kelapa Sawit Indonesia 2023. *Statistik Indonesia 2025*, 1101001, 790. Retrieved from <https://www.bps.go.id/id/publication/2025/02/28/8cfe1a589ad3693396d3db9f/statistik-indonesia-2025.html>
- BPS Provinsi Riau, S. P. R. (2023). Statistik Kelapa Sawit Provinsi Riau 2023. , 58. Retrieved from <https://riau.bps.go.id/id/publication/2025/01/31/f8df1fdb5cc3a3dea7970b86/statistik-kelapa-sawit-provinsi-riau-2023.html>
- Choi, K., Yi, J., Park, C., dan Yoon, S. (2021). Deep Learning for Anomaly Detection in Time-Series Data: Review, Analysis, and Guidelines. *IEEE Access*, 9, 120043–120065. doi: 10.1109/ACCESS.2021.3107975
- Chung, J., Gulcehre, C., Cho, K., dan Bengio, Y. (2014). Empirical Evaluation of Gated Recurrent Neural Networks on Sequence Modeling. , 1–9. Retrieved from <http://arxiv.org/abs/1412.3555> doi: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1412.3555>
- Cotrina-teatino, M. A., Marquina-araujo, J. J., dan Mamani, J. N. (2025). Comparison of optimizers (Adam , RMSprop , SGD and Adagrad) in a neural

**Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang**

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

- a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

- 2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

network for mineral resource classification : a case study in a copper deposit in Peru. , 3, 281–297. doi: 10.22059/IJMGE.2025.393902.595243

Dermoredjo, S. K., Darmawan, D. H. A., Sumedi, Mutaqin, Dani, F. Z. D. P., Yusuf, E. S., ... Antriyanartti, E. (2025). The global sway of Indonesian palm oil: An export analysis. *Journal of Agriculture and Food Research*, 22(May), 102064. Retrieved from <https://doi.org/10.1016/j.jafr.2025.102064> doi: 10.1016/j.jafr.2025.102064

Descals, A., Szantoi, Z., Meijaard, E., Sutikno, H., Rindanata, G., dan Wich, S. (2019). Oil palm (*Elaeis guineensis*) mapping with details: Smallholder versus industrial plantations and their extent in riau, Sumatra. *Remote Sensing*, 11(21). doi: 10.3390/rs11212590

Diqi, M., Ordiyasa, I. W., dan Hamzah, H. (2024). Enhancing Stock Price Prediction Using Stacked Long Short-Term Memory. *IT Journal Research and Development*, 8(2), 164–174. doi: 10.25299/itjrd.2023.13486

Diqi, M., Wakhid, A., Ordiyasa, I. W., Wijaya, N., dan Hiswati, M. E. (2023). Harnessing the Power of Stacked GRU for Accurate Weather Predictions. *Indonesian Journal of Artificial Intelligence and Data Mining*, 6(2), 208. doi: 10.24014/ijaidm.v6i2.24769

Faridah, N., dan Sugiantoro, B. (2023). Analisis Optimasi Pada Algoritma Long ShortTerm Memory Untuk Memprediksi Harga Saham. *Jurnal Media Informatika Budidarma*, 7(1), 575. doi: 10.30865/mib.v7i1.5421

Febby Wilyani, Qonaah Nuryan Arif, dan Fitri Aslimar. (2024, mar). Pengenalan Dasar Pemrograman Python Dengan Google Colaboratory. *Jurnal Pelayanan dan Pengabdian Masyarakat Indonesia*, 3(1), 08–14. Retrieved from <https://journal-stiayappimakassar.ac.id/index.php/jppmi/article/view/1087> doi: 10.55606/jppmi.v3i1.1087

Fungki Wahyu, dan Billy Hendrik. (2023). Perbandingan Algoritma Time Series Dan Fuzzy Inference System Dalam Analisis Data Deret Waktu. *Jurnal Penelitian Teknologi Informasi dan Sains*, 1(3), 16–24. doi: 10.54066/jptis.v1i3.711

Gru, L. D. (2025). Prediksi Penjualan Aerosol Menggunakan Algoritma ARIMA ., 4(1), 113–126. doi: 10.55123/insologi.v4i1.4868

Habibi, M. S. A., Abdillah, A. H., Idhom, M., dan Trimono. (2025). Perbandingan Kinerja Gru Dan Svr Untuk Prediksi Emas Di Indonesia. *Jurnal Teknik Informatika Dan Multimedia*, 5(1), 141–150. doi: <https://doi.org/10.51903/informatika.v5i1.1105>



- Hamida, Z., Amalita, N., dan Permana, D. (2025). Analisis Kinerja Model Long Short Term Memory dengan Adaptive Moment Estimation dalam Memprediksi Harga Crude Palm Oil. , 7(2), 78–88. doi: <https://doi.org/10.28926/ilkomnika.v7i2.766>
- Hashemvand Khiabani, P., dan Takeuchi, W. (2020). Assessment of oil palm yield and biophysical suitability in Indonesia and Malaysia. *International Journal of Remote Sensing*, 41(22), 8520–8546. Retrieved from <https://doi.org/10.1080/01431161.2020.1782503> doi: 10.1080/01431161.2020.1782503
- Hidayatno, A., Setiawan, A. D., Subroto, A., Saheruddin, H., Wardono, S., Romijn, H., ... Zafira, Z. (2025). Exploring the food-versus-fuel debate in Indonesia's palm oil industry toward sustainability: A model-based policy-making approach. *Energy Nexus*, 19(November 2024), 100511. Retrieved from <https://doi.org/10.1016/j.nexus.2025.100511> doi: 10.1016/j.nexus.2025.100511
- Hospodarskyy, O., Martsenyuk, V., Kukharska, N., Hospodarskyy, A., dan Sverstiuk, S. (2024). Understanding the Adam Optimization Algorithm in Machine Learning. *CEUR Workshop Proceedings*, 3742, 235–248.
- Husaini, F., Permana, I., Afdal, M., dan Salisah, F. N. (2024, feb). Penerapan Algoritma Long Short-Term Memory untuk Prediksi Produksi Kelapa Sawit. *MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science*, 4(2), 366–374. Retrieved from <https://journal.irpi.or.id/index.php/malcom/article/view/1187> doi: 10.57152/malcom.v4i2.1187
- In, Y. J., dan Jung, J. Y. (2022). Simple averaging of direct and recursive forecasts via partial pooling using machine learning. *International Journal of Forecasting*, 38(4), 1386–1399. Retrieved from <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2021.11.007> doi: 10.1016/j.ijforecast.2021.11.007
- Ismiasih, I., dan Afroda, H. (2023). Faktor Penentu Produksi Kelapa Sawit Rakyat Di Provinsi Riau. *Jurnal Penelitian Pertanian Terapan*, 23(2), 211–218. doi: 10.25181/jppt.v23i2.2726
- Jennifer, L. C., Jurgen, A. D., dan David, F. H. (2023). Forecasting Principles from Experience with Forecasting Competitions Jennifer. *Demand Forecasting for Executives and Professionals*, 195–202. doi: 10.1201/9781003399599-18
- Junaedi, L., Damastuti, N., dan Widodo, A. (2025). Penerapan Metode Seasonal ARIMA (SARIMA) untuk Peramalan Penjualan Barang dengan Pola Musliman Tahunan. *JISEM Jurnal Program Studi Informatika Universitas Katolik*

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

© Hak cipta milik UIN Suska Riau

State Islamic University of Sultan Syarif Kasim Riau

- © Hak Cipta milik UIN Suska Riau
State Islamic University of Sultan Syarif Kasim Riau
- Widya Mandala Surabaya, 01, 38–48. Retrieved from https://doi.org/10.33508/jisem.v1i01.740338*
- Khatiwada, D., Palmén, C., dan Silveira, S. (2021). Evaluating the palm oil demand in Indonesia: production trends, yields, and emerging issues. *Biofuels, 12*(2), 135–147. Retrieved from https://doi.org/10.1080/17597269.2018.1461520 doi: 10.1080/17597269.2018.1461520
- Kostromina, A., Kuvshinova, K., Yugay, A., Savchenko, A., dan Simakov, D. (2025). Tsururu: A Python-based Time Series Forecasting Strategies Library. *IJCAI International Joint Conference on Artificial Intelligence, 11077–11081*. doi: 10.24963/ijcai.2025/1266
- Kulkarni, A., Wang, Y., Gopinath, M., Sobien, D., Rahman, A., dan Batarseh, F. A. (2025). A review of cybersecurity incidents in the food and agriculture sector. *Journal of Agriculture and Food Research, 23*, 1–34. doi: 10.1016/j.jafr.2025.102245
- Lim, M., dan Handhayani, T. (2025). Penerapan Lstm Dan Gru Untuk Prediksi Harga Cabai Merah Di Kota Jawa Timur. *Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan, 13*(2). doi: 10.23960/jitet.v13i2.6467
- Liu, J., dan Jin, Y. (2021). Multi-objective search of robust neural architectures against multiple types of adversarial attacks. *Neurocomputing, 453*, 73–84. Retrieved from https://doi.org/10.1016/j.neucom.2021.04.111 doi: 10.1016/j.neucom.2021.04.111
- Makridakis, S. (1996). Forecasting: Its role and value for planning and strategy. *International Journal of Forecasting, 12*(4), 513–537. doi: 10.1016/S0169-2070(96)00677-2
- Maulidah, R. D., Zevira Saffa Komara, dan Dewi Rohma Wati. (2025). Peramalan jumlah produksi kelapa sawit di Provinsi Riau Periode Tahun 2023 - 2025. *Agrivet : Jurnal Ilmu-Ilmu Pertanian dan Peternakan (Journal of Agricultural Sciences and Veteriner), 13*(1), 22–32. doi: 10.31949/agrivet.v13i1.12242
- Melyani, N. A., Mustakim, Angraini, dan Afdal, M. (2025). Application of Bidirectional Gated Recurrent Unit and Stacked Gated Recurrent Unit Algorithms for Stock Price Prediction. *ICADEIS 2025 - 2025 International Conference on Advancement in Data Science, E-learning and Information System: Integrating Data Science and Information System, Proceeding, 1–6*. doi: 10.1109/ICADEIS65852.2025.10933033
- Monzon, J. P., Slingerland, M. A., Rahutomo, S., Agus, F., Oberthür, T., Andrade, J. F., ... Grassini, P. (2021). *Fostering a climate-smart intensification for oil*

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.



- palm* (Vol. 4) (No. 7). doi: 10.1038/s41893-021-00700-y
- Nadimi, R., dan Goto, M. (2025). A novel decision support system for enhancing long-term forecast accuracy in virtual power plants using bidirectional long short-term memory networks. *Applied Energy*, 382(December 2024), 125273. Retrieved from <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2025.125273> doi: 10.1016/j.apenergy.2025.125273
- Niu, Z., Zhong, G., Yue, G., Wang, L. N., Yu, H., Ling, X., dan Dong, J. (2023). Recurrent attention unit: A new gated recurrent unit for long-term memory of important parts in sequential data. *Neurocomputing*, 517(1), 1–9. Retrieved from <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2022.10.050> doi: 10.1016/j.neucom.2022.10.050
- Nurazizah, T. S. (2025). Artificial Intelligence Dan Machine Learning Dalam Kehidupan Manusia. (March). Retrieved from <https://www.researchgate.net/publication/389143017>
- Octavia Arianto, R., dan Rohman Nudin, S. (2025). Perbandingan Optimizer Adam, Rmsprop, Dan Sgd Dalam Prediksi Kepribadian Berbasis Openface. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 9(5), 8157–8164. doi: 10.36040/jati.v9i5.14900
- Petropoulos, F., Apiletti, D., Assimakopoulos, V., Babai, M. Z., Barrow, D. K., Ben Taieb, S., ... Ziel, F. (2022). Forecasting: theory and practice. *International Journal of Forecasting*, 38(3), 705–871. Retrieved from <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2021.11.001> doi: 10.1016/j.ijforecast.2021.11.001
- Pramunendar, R. A., Prabowo, D. P., dan Megantara, R. A. (2022). Metode Recurrent Neural Network (Rnn) Dengan Arsitektur Lstm Untuk Analisis Sentimen Opini Publik Terkait Vaksin Covid-19. *Jurnal Informatika Upgris*, 8(1), 44–48.
- Rahmadeyan, A., dan Mustakim. (2024). Long Short-Term Memory and Gated Recurrent Unit for Stock Price Prediction. *Procedia Computer Science*, 234, 204–212. Retrieved from <https://doi.org/10.1016/j.procs.2024.02.167> doi: 10.1016/j.procs.2024.02.167
- Raup, A., Ridwan, W., Khoeriyah, Y., Supiana, S., dan Zaqiah, Q. Y. (2022). Deep Learning dan Penerapannya dalam Pembelajaran. *JIIP - Jurnal Ilmiah Ilmu Pendidikan*, 5(9), 3258–3267. doi: 10.54371/jiip.v5i9.805
- Rehmer, A., dan Kroll, A. (2020). On the vanishing and exploding gradient problem in gated recurrent units. *IFAC-PapersOnLine*, 53(2), 1243–1248. Re-

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

- a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

- 2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

**Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang**

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

trieved from <https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2020.12.1342> doi: 10.1016/j.ifacol.2020.12.1342

- Robbiati, D., Perdana, H., dan Intisari, S. M. (2025). Implementasi Algoritma Gated Recurrent Unit (Gru) Untuk Memprediksi Harga Crude Palm Oil (Cpo) Indonesia. *Buletin Ilmiah Math. Stat. dan Terapannya (Bimaster)*, 14(4), 410–419.
- Sagheer, A., dan Kotb, M. (2019). Unsupervised Pre-training of a Deep LSTM-based Stacked Autoencoder for Multivariate Time Series Forecasting Problems. *Scientific Reports*, 9(1), 1–16. doi: 10.1038/s41598-019-55320-6
- Salah, E., dan Din, U. (2020). International Journal of Advance Engineering and Research. *International Journal of Advance Engineering and Research Development*, 6(December 2019), 270–276.
- Seabe, P. L., Rodrigue, C., Moutsinga, B., dan Pindza, E. (2023). Fractalfract-07-00203-V2.Pdf. , 1–18. doi: <https://doi.org/10.3390/fractalfract7020203>
- Sujadi, H. (2017). *Architectur System Design Logistik Management PT. Sinjaraga Sanitika Sport*. Retrieved from <https://unma.ac.id/jurnal/index.php/infotech/article/download/161/139>
- Susetyo, Y. A., Parhusip, H. A., Trihandaru, S., dan Susanto, B. (2025). LSTM-IOT (LSTM-based IoT) untuk Mengatasi Kehilangan Data Akibat Kegagalan Koneksi. *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 12(1), 175–186. doi: 10.25126/jtiik.2025129157
- Syahanifadhel, M. V., Basuki, D. E., dan Hasna, B. A. (2023). Analisis Perencanaan Produksi Pada Produk Kemeja Pola Menggunakan Metode Forecasting Dan Master Production Schedule Untuk Penjadwalan Produksi Pada CV Jodion Unggul Perkasa. , 9(1), 95–104. doi: <http://dx.doi.org/10.24014/jti.v9i1.21890>
- Syarovy, M., Nugroho, A. P., Sutiarto, L., Suwardi, Muna, M. S., Wiratmoko, A., ... Primananda, S. (2023). *Prediction of Oil Palm Production Using Recurrent Neural Network Long Short-Term Memory (RNN-LSTM)* (Vol. 1). Atlantis Press International BV. Retrieved from http://dx.doi.org/10.2991/978-94-6463-122-7_6 doi: 10.2991/978-94-6463-122-7_6
- Syifa, S. A., dan Dewi, I. A. (2022). Arsitektur Resnet-152 dengan Perbandingan Optimizer Adam dan RMSProp untuk Mendeteksi Penyakit Paru – Paru. *MIND (Multimedia Artificial Intelligent Networking Database) Journal*, 7(2), 139–150. Retrieved from <https://doi.org/10.26760/mindjournal.v7i2.139-150>



UIN SUSKA RIAU

- Tardini, G. A., dan Suharjito. (2024). Selection of modelling for forecasting crude palm oil prices using deep learning (gru and lstm). *Emerging Science Journal*, 8(3), 875–898. doi: 10.28991/ESJ-2024-08-03-05
- Turek, J. S., Jain, S., Vo, V. A., Capota, M., Huth, A. G., dan Willke, T. L. (2020). Approximating stacked and bidirectional recurrent architectures with the delayed recurrent neural network. *37th International Conference on Machine Learning, ICML 2020, PartF16814*, 9590–9600. doi: <https://dl.acm.org/doi/10.5555/3524938.3525832>
- Ufama, B. S. S., Putra, R. A., Hibatullah, F., Habibi, M. R., dan Nafis, M. A. (2025). Comparison of Artificial Neural Network and Long Short-Term Memory for Modelling Crude Palm Oil Production in Indonesia. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 16(1), 741–747. doi: 10.14569/IJACSA.2025.0160171
- Wanditra, L. C., Alamsyah, I. M., dan Nasution, D. (2025). Representation Theory of Recurrent Neural Network. *Journal of the Indonesian Mathematical Society*, 31(2), 1833. doi: 10.22342/jims.v31i2.1833
- Wang, T., Beard, R., Hawkins, J., dan Chandra, R. (2024). Recursive Deep Learning Framework for Forecasting the Decadal World Economic Outlook. *IEEE Access*, 12(September), 152921–152944. doi: 10.1109/ACCESS.2024.3472859
- Wardana, D. A. S., Yuniasih, B., dan Wirianata, H. (2024, feb). Perbandingan Indeks Vegetasi NDVI dan SAVI di Kebun Kelapa Sawit pada Kondisi El Nino dan La Nina. *AGROISTA : Jurnal Agroteknologi*, 7(2), 118–125. Retrieved from <https://jurnal.instiperjogja.ac.id/index.php/AGI/article/view/584> doi: 10.55180/agi.v7i2.584
- Yudianto, F., Herlambang, T., Anshori, M. Y., dan Adinugroho, M. (2023). Sosialisasi Perhitungan Numerik Terkait Forecasting Pengunjung Hotel (Studi di Hotel Primebiz Surabaya). (April). doi: <https://doi.org/10.47679/ib.2023511>

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

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



LAMPIRAN A

SURAT IZIN PENELITIAN

KEMENTERIAN AGAMA REPUBLIK INDONESIA

UNIVERSITAS ISLAM NEGERI SULTAN SYARIF KASIM RIAU

FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI

كلية العلوم والتكنولوجيا

FACULTY OF SCIENCES AND TECHNOLOGY

JL. H.R Soebrantas KM.15 No. 155 Tuah Madani Kec. Tuah Madani - Pekanbaru 28298 PO Box. 1004

Fax. (0761) 589 025 Web: www.uin-suska.ac.id E-mail: faste@uin-suska.ac.id

Nomor : B-7663 / F.V/PP.009/11/2025

Pekanbaru, 10 November 2025

Sifat : Biasa

Hal : Mohon Izin Penelitian dan Pengambilan Data
Tugas Akhir/Skripsi

Kepada Yth.
Pimpinan PT Perkebunan Nusantara IV Regional III
Jl. Rambutan No. 43 Pekanbaru – Riau 28294

Assalamualaikum Wr. Wb.

Dengan hormat, Sehubungan telah dimulainya mata kuliah Tugas Akhir pada Fakultas Sains dan Teknologi UIN Suska Riau, kami bermaksud mengirimkan mahasiswa:

Nama	:	Hanifatus Syahidah
NIM	:	12250324302
Fakultas	:	Sains dan Teknologi
Program Studi/Smt	:	Sistem Informasi / 7
No. Hp/E-mail	:	082287796585

untuk pengambilan data yang sangat dibutuhkan dalam Tugas akhir mahasiswa tersebut yang berjudul "PREDIKSI PRODUKSI KELAPA SAWIT MENGGUNAKAN PENDEKATAN DEEP LEARNING MULTI-ARSITEKTUR BERBASIS LONG SHORT-TERM MEMORY DAN GATES RECURRENT UNIT". Kami mohon kiranya saudara berkenan memberikan izin dan fasilitas demi kelancaran Tugas Akhir mahasiswa yang bersangkutan.

Demikian surat ini kami sampaikan, atas bantuan dan kerjasama Saudara kami ucapan terima kasih.

Wassalam
Dekan



Dr. Yuslenita Muda, M.Sc
NIP. 197701032007102001



Dokumen ini telah ditandatangani secara elektronik.

Token : SnfrJtUS



UIN SUSKA RIAU

© Hak Cipta

Syarif Kasim Riau

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

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

LAMPIRAN B

SURAT BALASAN PENERIMAAN PENELITIAN



Pekanbaru, [belum dikirim]

Nomor : [belum dikirim]

Lampiran : Ada

Hal : Izin Penelitian dan Pengambilan Data Tugas Akhir/Skripsi an Hanifatus Syahidah

Kepada Yth:

Dekan Fakultas Sains dan Teknologi UIN Suska Riau

di -

Tempat

Menjawab Surat Saudara No B- 7663 / F.V/PP.009/11/2025 tanggal 10 November 2025 perihal Surat tersebut di atas, dengan ini kami sampaikan sebagai berikut:

1. Pada prinsipnya Manajemen PTPN IV Regional III menyetujui Mahasiswa tersebut di bawah ini untuk melakukan Izin Penelitian dan Pengambilan Data Tugas Akhir/Skripsi di PTPN IV Regional III sebagai berikut:

No	Nama	Fakultas/Program Studi	Tempat Pengambilan Data	Judul Penelitian	Jangka Waktu
1	Hanifatus Syahidah	Sistem Informasi	Bagian Tanaman	PREDIKSI PRODUKSI KELAPA SAWIT MENGGUNAKAN PENDekATAN DEEP LEARNING MULTI-ARSITEKTUR BERBASIS LONG SHORT-TERM MEMORY DAN GATES RECURRENT UNIT	1 Bulan

2. Mahasiswa tersebut agar melapor kepada Kepala Bagian Sumber Daya Manusia PTPN IV Regional III sebelum dan sesudah melaksanakan Penelitian serta menjamin bahwa data yang diperoleh hanya digunakan untuk kepentingan ilmiah pada Fakultas Sains dan Teknologi UIN Suska Riau.
3. Segala biaya yang timbul dan apabila terjadi kecelakaan pada saat melakukan Penelitian menjadi tanggung jawab Mahasiswa yang bersangkutan.
4. Setelah melakukan Penelitian Mahasiswa yang bersangkutan wajib mengirimkan 1 (satu) set laporan kepada PTPN IV Regional III.

Demikian disampaikan dan terima kasih atas perhatian yang diberikan.

PTPN IV REGIONAL III

Bagian SDM dan Sistem Manajemen



Gambar B.1. Surat Balasan Penerima Penelitian



UIN SUSKA RIAU

© Hak Cipta

Universitas Islam Sultan Syarif Kasim Riau

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

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

LAMPIRAN C

BERITA ACARA WAWANCARA

BERITA ACARA WAWANCARA

Pada hari ini,

Telah dilaksanakan kegiatan wawancara dalam rangka penyusunan Tugas Akhir berjudul "Prediksi Produksi Kelapa Sawit Menggunakan Pendekatan Deep Learning Multi-Arsitektur Berbasis Long Short-Term Memory dan Gated Recurrent Unit". Wawancara ini bertujuan untuk memperoleh informasi dan validasi data mengenai produksi kelapa sawit.

I. Identitas Mahasiswa/Peneliti

Nama	:	Hanifatus Syahidah
NIM	:	12250324302
Program Studi	:	Sistem Informasi
Fakultas	:	Sains dan Teknologi
Universitas	:	Universitas Islam Sultan Syarif Kasim Riau

II. Identitas Narasumber

Nama	:	Ahmad Afandy Harahap
Jabatan/Posisi	:	Asisten Perencanaan Produksi Kelapa Sawit.
Hari/Tanggal	:	Senin / 15 Desember 2025
Waktu	:	11.30 - 12.45 WIB
Lokasi Wawancara	:	PT. Perkebunan Nusantara IV Regional III

Demikian berita acara ini dibuat sebagai bukti pelaksanaan wawancara. Informasi yang diperoleh akan digunakan sebagai data pendukung dalam penyusunan Tugas Akhir dan dijaga kerahasiaannya sesuai etika penelitian.

Mengetahui,

Pekanbaru, 15 Desember 2025

Narasumber

(..... Ahmad Afandy Harahap ..)

Peneliti

Hanifatus Syahidah
12250324302

Gambar C.1. Berita Acara Wawancara



UIN SUSKA RIAU

LAMPIRAN D

TRANSKIP WAWANCARA

Hari/Tanggal : Senin, 15 Desember 2025
Waktu : 11.30 – 12.45 WIB
Lokasi : PT. Perkebunan Nusantara IV Regional III
Narasumber : Ahmad Afandy Harahap, S.P
Jabatan : Asisten Perencanaan Produksi Kelapa Sawit

Tabel D.1. Transkrip Wawancara

Kode	Pernyataan
H	Bagaimana alur proses produksi kelapa sawit mulai dari panen sampai perhitungan total produksi bulanan?
N	Sebelum masuk ke proses panen, kami ada proses perencanaan produksi. Nah, perencanaan produksi itu namanya RKAP Produksi (Rencana Kerja Anggaran Perusahaan) itu dibuat diawal semester 2, tahun sebelumnya. Misalnya di tahun 2026, kita sudah mulai menghitung itu di Juli 2025, 6 bulan sebelumnya, kita ambil pendekatan untuk menentukan produksi di tahun depan dari tren mana yang paling mendekati tapi ada 2 faktor, tren realisasi produksi sama tren curah hujan, faktor pupuk, dan semua faktor-faktor koreksi produksi kemudian kita ambil yang paling mendekati, yang tahun ini berjalan, berarti semester 1 sudah terealisasi. Semester 2 kita ada namanya perhitungan bunga buah, atau last estimate atau estimasi terakhir, dijumlahkan, dicerminkan di tahun depan, itu yang pertama. Muncul angka produksinya, baru kita sebar per bulan disesuaikan dengan kebutuhan tenaga, alat panen, angkutan, anggarannya, biayanya, dll. Kemudian masuk ke proses panen, dalam proses panen itu nanti ada namanya istilahnya perhitungan kerapatan buah sehingga kita tau nih produksi hari ini berapa yang matang nah itu nanti tertuang dalam SOP dan IKA panen, kemudian direncanakan kebutuhan tenaga berapa, angkutannya berapa, tujuannya mana, itulah proses panen.



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

Tabel D.1 Transkrip Wawancara

Kode	Pernyataan
H N	Setelah dipanen, buah itu masuk ke TPH (Tempat Pemungutan Hasil), pemanen ini melapor ke mandor dari mandor didapatlah angka, dia buat dalam administrasi nanti ada nama PB24A, PB24B, hitungan KCS nanti dimasukkan dalam digital farming, jadi sistem panen kita adalah sistem digitalisasi, pelaporan administrasinya langsung dari kebun, langsung dari hp si mandor panen sama hp si KCS. KCS ini peran di Krani Cek Sawit yang hitung buah di TPH. Dia input angkanya berapa, yang diinput itu nanti ada nama pemanen, blok dia panen, jumlah janjang, jumlah berondolan, hari panen, status karyawannya apa, absensinya, nanti tertuang disitu. Setelah dia kunci, dia bisa kirim langsung ke web, dari web nanti masuk ada namanya digital farming.
H N	Izin Pak, itu dilakukan perhari?
H N	Perhari, setiap hari dilakukan. Sebelumnya dilakukan manual, cuman potensi kadang-kadang orang salah blok, kemudian banyaklah potensi-potensinya. Kemudian setelah itu kita integrasikan ke SAP. Jadi sistem bank data kita itu semua di SAP. Masuk di SAP nanti diolah. Setelah itu nanti dikirim ke pabrik, hasilnya diolah, keluar hasil timbangan langsung dihitung preminya hari itu juga berapa, premi itu pendapatan si pemanen lebih dari basis borongnya. Jadi, setiap pemanen itu punya basis borong atau basis tugas. Misalnya nih, Hanifah manen di topografi berapa, ada basisnya berapa, lebih dari basis, ada pengitungan tarifnya berapa. Nanti itu yang direkap secara bulanan, jadi setelah itu nanti ada laporan manajemen, itu yang dapat bulanan, itu yang nanti kita rekap. Jadi itu lalurnya panjang sih, sampai nanti kepenjualan dan lain-lain tapi yang konsisten di operasional sampai disitulah, sampai di laporan manajemen bulanan.
H N	Berarti diakhir masuknya di SAP ya Pak?
H N	Iya, sebenarnya di SAP itu per hari itu masuk. Jadi nanti di dalam itu ada dua yang kita masukkan, ada BKM (Buku Kerja Mandor), disinilah absensi, diamain berapa, tandannya berapa. Ada SPBS, nah BKM dan SPBS ini yang dilagang. SPBS ini yang di input sama Krani Cek Sawit tadi, BKM ini yang di input sama mandor, jadi disitulah nanti dapat berapa proporsi kilogramnya sampai dengan rupiah yang didapatnya.
H N	Berarti ada dua ya Pak?
H N	Iya, Panjang sih prosesnya, tapi itulah flowchart singkatnya.

Tabel D.1 Transkrip Wawancara

Kode	Pernyataan
H	Lanjut ke pertanyaan keduanya, berarti siapa yang bertanggung jawab melakukan pencatatan produksi di lapangan?
N	Mandor sama KCS, tapi penanggung jawab utamanya tetap asisten, disini namanya asisten afdeling, itu yang dilapangan, jadi 1 afdeling itu punya satu asisten, dia lah penanggung jawab utamanya. Ada tingkatannya, tapi yang menanggung jawab afdeling itu termasuk laporan, jadi di akhir, BKM dan SPBS itu tetap si asisten afdeling yang menanggu jawabnya.
H	Pertanyaan ketiganya, bagaimana proses verifikasi atau pengecekan ulang data sebelum disimpan atau dilaporkan?
N	Per hari kita cek, kita verifikasi. Jadi nanti ada dashboard digital farming itu, pengawasannya bertingkat, berjenjang. Asisten afdeling bisa ngeliat juga beberapa tandan yang dikirim, berapa kilogram berondolan, berapa hasil timbang, itu ada. Kemudian nanti berjenjang juga ke ASKEP, ke manajer untuk unit kebun. Dari distrik juga ada pengawasannya sampai ke kami, nanti kami ada di bagian produksi ngecek juga, saya buat laporan hariannya, kilogramnya berapa, berondolannya berapa, tandannya berapa sampai ke hk semua, kemudian kita evaluasi dari administrasi juga ada. Jadi pengawasannya berjenjang.
H	Pertanyaan keempat, jenis data apa saja yang dicatat dalam proses produksinya?
N	Yang utama sih Tanda Buah Segar (TBS), tandanya berapa, bloknya dimana, luas panen, luas blok juga, umur tanaman juga termasuk itu ada termasuk di nama blok. Jadi nama blok, ada namanya masterfil, amsterfil ini kayak profil blok lah, misalnya blok Hanifah, kapan Hanifah ditanam, luasnya berapa, topografinya termasuk datar, berbukit atau apa, varietasnya apa kalau kita di varietas berarti sukunya. Misalnya varietas ini ada PPKS, ada Asia Nagria, jadi ada jenisnya, kayak di manusia ada jenisnya ada keturunan Indonesia, ada Portugis dll, jadi tau nih trennya. Di masterfil itu udah terangkum semua, begitu kita sebut blok A, di sistem SAP udah ada masterfil itu, keturunan siapa, dia tahun tanamnya berapa, kapan ditanam, luasnya berapa, jumlah pokoknya berapa, begitu kita inputkan tandan, nanti dia langsung nge-link, jadi langsung ngebagi, dapat BTR nya, dapat hektar cover, siapa yang manggil, disitu udah nge-link lah semua.

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

**Tabel D.1** Transkrip Wawancara

Kode	Pernyataan
H	Kelima, bagaimana metode pencatatannya? Apakah menggunakan sistem digital, manual, atau kombinasi keduanya?
N	Kombinasi, udah hampir 85% lah kita bilang digital, verifikasi pun kita udah digital, paling sekitar 15% lagi masih ada yang pake manual.
H	Pertanyaan keenam, apa saja kendala yang umum terjadi dalam proses pencatatan atau pemrosesan data produksi?
N	Di digital sih banyak, sinyal. Kita kan site area, luasan kita kan hampir 80 ribu hektar itu ga semuanya ada sinyal. Kemudian di gadget, di user lah yang dominankan mandor, kcs itu kan rata-rata usianya udah bukan milenial lah kita bilangnya. Jadi, waktu pas proses kita transisi ke digital, disitu sulitnya ngajarinya lagi, apa ini, fungsinya apa, jadi kita coba nyesuaikan di aplikasi itu semudah mungkin, kayak mana lah nyamannya, jadi banyak improvisasi lah di aplikasinya.
H	Berarti kendala seperti untuk di hasil produksinya tidak ada ya Pak?
N	Ada juga kendala, kadang-kadang gini, usernya salah masukkan blog, sehingga begitu angkanya ga sinkron, evaluator mulai dari tingkat afdeling sampe tingkat regional nemukan nih kok error ya? Kok ga klop ya? bias, ternyata salah masukkan blog, salah melebihi inputan luasan dan lain hal akhirnya kita evaluasi sehingga itulah mungkin kendala-kendalanya, kadang-kadang sinyal juga, kadang-kadang petir, kesambar petir pabriknya, ngga ada tower jadi inputan SOP nya terlambat, h+1, kadang-kadang h+2 itu sih kendalanya.
H	Pertanyaan ketujuhnya sejak tahun berapa data produksi tersedia secara lengkap?
N	Sebenarnya dari 2001 ada lengkap cuman mungkin karena perbedaan format, kemudian saya cek di data SOP mungkin di 2015 ke atas adanya. Walaupun mungkin kadang-kadang kualitasnya belum terlalu akurat karena masih proses transisi tapi kalau di drive komputer lama itu dari tahun 2000-an ada, datanya ada namun mungkin kadang formatnya ga lengkap atau apa sehingga harus disusun ulang, cleansing data kan agak apa.
H	Yang lengkapnya berarti dari tahun berapa adanya Pak?
N	Kalau yang saya punya sekarang 2014 ada, itu udah di cleansing 93% udah oke.



Kode	Pernyataan
H	Apakah data tersebut tersedia dalam format harian, bulanan, atau tahunan?
N	Bulanan, yang sudah di cleansing bulanan.
H	Seberapa sering data direkap atau diperbarui?
N	Setiap hari
H	Bagaimana konsistensi dan kelengkapan data historis produksi yang dimiliki?
N	Sebenarnya konsisten sih, maksudnya kan kita evaluasi harian, kadang-kadang pun sudah 1 bulan itu kita nyocokkan lagi kayak ada koordinasi antar bagian. Paling banyak kita ke teckpol sama ke keuangan. Jadi nyocokkan kan kita ada penjualan nih, CPO berapa, rendemennya berapa, jadi pasti kita perminggu itu pasti ada konsolidasi sama koordinasi dengan bagian lain untuk mengklopkan angka karena nanti begitu tutup buku, ga repot, jadi angka itu udah sesuai.
H	Apakah pernah terjadi kehilangan data atau missing record? Jika iya, bagaimana penanganannya?
N	Pasti pernah, paling sering terjadi karena kita ada titip olah di PKS swasta, ada beberapa kebun yang ga sanggup masuk ke pabrik kita teralalu jauh jaraknya, jadi kita titip olah ke PKS swasta. Kadang-kadang terjadi data yang hilang lah, missing record namun ga terlalu repot karena udah pencatatannya digital, sudah terdata, karena banyak tingkatannya, evaluasinya perjenjangnya juga banyak sehingga missing record nya itu pasti gampang nemu, kalau misalnya ada yang ga sesuai, clearing nya ga terlalu lama.
H	Masuk ke faktor yang mempengaruhi produksinya, menurut Bapak, faktor utama apa yang menyebabkan produksi kelapa sawit naik dan turun?
N	Iklim, curah hujan itu paling dominan, pupuk sama operasional kebun. Kadang-kadang gini, produksi ada tenaga ga ada, bermasalah, produksi ada angkutannya bermasalah, bermasalah juga, kalau secara kultur teknis itu di pupuk, faktor lingkungan itu di curah hujan dan iklim, faktor operasional itu yang tadi kalau tiga-tiga itu komplit, aman Insyaallah.
H	Lanjut ya Pak ke pertanyaan ketigabelas nya, apakah terdapat pola musiman produksi? Jika iya, pada bulan apa produksi biasanya berada di titik tertinggi dan terendah?

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

- a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

- 2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.



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

Tabel D.1 Transkrip Wawancara

Kode	Pernyataan
N	Bervariasi, namun itu biasanya di Agustus sampai di November itu tinggi, itu berkolerasi langsung sama curah hujan. Nah, biasa puncak curah hujan itu disitulah puncak produksi yang tinggi. Jadi dia intervalnya ada 1-2 bulan, nah misalnya di bulan ini tinggi, sebulan ke depan itu pasti produksinya tinggi atau kadang-kadang dia berbarengan, tapi yang paling puncak itu kita biasanya 5 tahun belakang ya di Agustus sampai di November. Kadang di Agustus nya kadang di Septembernya, nah itu yang kalau berpengaruh karena iklim. Ada juga pengaruh libur, ada, itu biasanya libur lebaran. Pasca libur lebaran pasti buahnya tinggi, kenapa? karena rotasinya tinggi, waktu pas libur lebaran itu kan 3-1 minggu itu kan tenaga kerja itu banyak yang cuti, sehingga pasca libur lebaran produksi meningkat, 2 itu aja cuma faktornya.
H	Kalau bulan terendah biasanya di bulan apa Pak?
N	Bulan terendah itu biasa kita di Februari, karena hari kerjanya rendah. Februari itu kan hari kerja cuma kadang-kadang 18, 20 hari, 21 hari, umumnya kita 25 hari, karena hari kerja yang rendah sehingga produksinya rendah di bulan Februari.
H	Berarti tidak ada faktor di luar iklim atau yang lain ya Pak?
N	Kalau di iklim ada juga produksi rendah, begitu musim kering pasti produksi rendah.
H	Itu biasanya di bulan apa Pak?
N	April, Maret. Karena kan kita tetap acuan perkebunan itu manen buah matang, walaupun buahnya ada di pokok tapi tidak matang, tidak bisa dipanen.
H	Lanjut bagaimana pengaruh perubahan iklim, seperti musim hujan, musim kemarau, atau fenomena seperti El Niño/La Niña terhadap produksi sawit?
N	El Niño itu pengaruh sih, 2016 tapi waktu saya di swasta ya, itu produksinya hampir 15-20% di bawah anggaran, di bawah yang sudah dianggarkan. Jadi orang yang menganggarkan itu sudah berdasarkan tren, mungkin dulu pakai machine learning apa lah misalnya gitu, SPSS atau lainnya. Biasa pakai R sih, orang di situ pakai R, begitu terjadi El Niño, musim kering yang sangat panjang, tegas terjadi defisit air, produksi juga terganggu. Karena dia penyerbukan terganggu, produksi terganggu, BTR-nya turun, pasti produksinya turun.
H	Berarti sangat berpengaruh ya Pak?

Tabel D.1 Transkrip Wawancara	
Kode	Pernyataan
Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang	
N	Sangat, 2016 sih, tapi waktu saya di swasta. Di sini di 2018 kayaknya ada juga, 2018-2019 itu ada juga efek El Niño tapi yang paling tinggi itu 2016
H	Bagaimana pengaruh umur tanaman pada hasil produksi?
N	Sangat, sangat berpengaruh. Jadi level optimum dari sawit itu dia dari mulai remaja, di remaja lah titik puncak produksinya, remaja ke dewasa.
H	Itu sudah bisa dipanen ya Pak?
N	Bukan, bukan bisa dipanen, tapi titik puncak produksinya, jadi dia kayak kurva point, dia naik tajam baru turun landau, nah begitu sampai level dewasa, dia nanti sampai level tua itu turun pelahan, ga bisa terus muncak, nah itu memang yang rata-rata dominan.
H	Itu biasanya dalam rentang waktu berapa lama Pak?
N	Puncaknya?
H	Iya
N	6 tahun kayaknya, eh 6-8 lah kita bilang. Biasanya pokok tanaman sawit.
H	Biasanya pokok tanaman sawit itu berapa lama Pak?
N	1 siklus 25 tahun.
H	Berarti di titik puncak biasanya di 6 tahun ya Pak?
N	Enggak, maksudnya rentang puncak itu 6-8 tapi dia biasanya ya kurang lebih gitulah, dia di TM, di TM 8 itu sampai TM 14 itulah puncak-puncaknya, jadi dia naik tajam, baru turun landai, rata-rata seperti itu, mau semua varietas pun gitu juga
H	Apakah faktor pemupukan, pemeliharaan, atau jumlah tenaga kerja memiliki pengaruh signifikan?
N	Sangat, sangat berpengaruh
H	Apakah hama atau penyakit tanaman sering mempengaruhi produksi?
N	Sangat berpengaruh
H	Contohnya seperti apa Pak?
N	Ya kalau ada serangan hama, untuk pulih itu minimal 2 tahun, apalagi kalau udah sampai serangan berat ya, contoh kayak pernah kejadian di kebun kami itu serangan ulat kantong, jadi daunnya habis tu, efek pemulihannya tuh butuh waktu 2 tahun, itu udah paling cepet, kalau serangan berat, serangan sedang aja mungkin setahun, setahun setengah itu baru pemulihan.
State Islamic University of Sultan Syarif Kasim Riau	

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

Tabel D.1 Transkrip Wawancara

Kode	Pernyataan
H	Bagaimana biasanya penaganannya Pak untuk serangan hama?
N	Pertama sih pengendalian, jadi begitu terjadi serangan hama, di level ringan kita akan ada early warning system, EWS, begitu di deteksi ada hama, di atas ambang batas, kita lakukan pengendalian, mau itu pengendalian sifatnya pengutipan atau kimiawi, ataupun penyemprotan kimiawi dan lain-lain hal, trauma injection, itu pasti untuk membatasi peningkatan level maksudnya dari yang ringan jangan sampe ke sedang ataupun ke berat. Kalau pun sudah kejadian terjadi serangan hama ke level berat, yang pertama kita kendalikan dulu hamanya, begitu masuk masa pemulihan, biasanya kita kasih bubuk ekstra mau itu organik ataupun anorganik, kemudian untuk antisipasinya lainnya kita lakukan perlindungan hama terpadu, budidaya musuh alami, buat tanaman beneficial plant, tanaman-tanaman yang bisa jadi inangnya predator untuk pengendalian dari level pengendalian biologi lah jadi kita buat musuh-musuh dari hama itu apa saja, itu yang penting.
H	Apa saja kendala utama yang sering mempengaruhi stabilitas produksi di afdeling/kebun ini?
N	Balik lagi sih, masuk di yang tadi, iklim, tenaga kerja, hari kerja sih dan bencana alam.
H	Kendala apa yang paling sulit diprediksi sebelumnya Pak?
N	Yang paling sulit iklim, dia pengaruhnya sangat tinggi dan sangat sulit untuk diprediksi. Karena kan kita cuma baca pola, kadang-kadang BMKG pun salah prediksi, kan? Kita cuma baca histori, trendnya seperti apa, sama pergeseran. Kita udah join juga sih sebenarnya sama BMKG tapi memang itu yang paling sulit diprediksi.
H	Masuk ke validasi dan perbandingan data, apakah perusahaan mengetahui data statistik produksi kelapa sawit yang diterbitkan oleh BPS Provinsi Riau?
N	Tahu, karena kami nginput juga, dia minta juga. Ya, kami nginput juga tiap bulan
H	Berarti data BPS itu termasuk data dari perusahaan PTPN juga ya Pak?
N	Iya, dari kami juga, karena kalau engga kami ngisi, ya kami kena sanksi juga
H	Menurut Bapak, apakah data BPS tersebut menggambarkan kondisi riil produksi di lapangan?
N	Sangat, karena sama datanya dan dia lebih lengkap dari berbagai perusahaan.

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

Tabel D.1 Transkrip Wawancara

Kode	Pernyataan
H	Jika terdapat perbedaan antara data internal perusahaan dan data BPS, menurut Bapak penyebabnya apa?
N	Belum pernah kejadian sih, karena sumber data mereka ya dari kami juga.
H	Berarti tidak ada terjadi perbedaan data ya Pak Menurut Bapak, apakah data BPS layak digunakan sebagai referensi pembanding dalam penelitian prediksi produksi?
N	Sangat layak
H	Lanjut ke relevansi, pandangan dan masukkan pakar, apakah perusahaan pernah melakukan prediksi produksi sebelumnya? Jika iya, menggunakan metode apa?
N	Setiap tahun pasti, kita tetap belajar, kami tetap belajar juga, jadi kami biasanya pakai pola baca standar pvarietas, kita lihat growth-nya berapa, perpindahan per tahun tanam berapa, kita juga lihat tren 5 tahun, 3 tahun, 2 tahun yang paling mendekati. Kami masih belajar lagi, ini kami belajar pakai R-statistik. Ini masih belajar sama ada dosen dari politik Kampar kemudian kemarin kami juga belajar sama anak statistik UNRI pakai metode Arima. Kemarin kami juga ada diskusi juga sama PPKS, mereka pakai Python juga, cuma belum dapat hasilnya.
H	Bagaimana akurasi prediksi produksi yang selama ini dilakukan secara manual atau sistem?
N	Kami batas toleransi perusahaan plus minus 5%, secara total gak sampai 5% terkadang juga dapat. Paling kadang begitu ada anomali cuaca, faktor koresinya jauh.
H	Tidak sesuai ya Pak?
N	Iya, galatnya jauh, faktor koresinya jauh, deviasinya jauh. Kalau untuk skala kebun ada juga yang jauh sih, kayak tahun ini ada 2 kebun tuh yang jauh dari 20 sih. Dari 20 kebun tuh ada 2 kebun yang deviasinya agak lumayan jauh tapi secara total kita tahun ini aja masih deviasinya 2,8%, tidak sesuai dengan angka prediksi.
H	Menurut Bapak, bagaimana pendapat tentang penggunaan teknologi seperti Artificial Intelligence, khususnya model deep learning seperti LSTM dan GRU untuk memprediksi produksi?

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

Tabel D.1 Transkrip Wawancara	
Kode	Pernyataan
N	Sangat bermanfaat, karena saya kalau script bingung, ya terpaksa harus pakai chat gpt atau gemini untuk tau scriptnya yang mana, kan bahasa pemrograman ya Hanifah paham sendiri kan?
H	Iya Pak
N	Susah, salah koma, salah spasi, salah huruf kecil, huruf besar, error.
H	Menurut Bapak, apakah penelitian ini berpotensi dalam membantu operasional perusahaan/kebun? Jika ya, mengapa?
N	Sangat, makanya nanti saya minta hasilnya sama Hanifah, saya minta python nya sama hasilnya.
H	Masuk ke harapan dan rekomendasi, apakah ada saran tambahan terkait penelitian saya agar hasilnya lebih bermanfaat bagi perusahaan?
N	Sarannya nanti paling ya di point, nanti kan kita udah dapat hasilnya, nanti setelah kita cek, kan metodenya beda nih, Hanifah kan cuma ambil hasil akhir, lihat pola bulanan beberapa tahun ke belakang, dimasukkan datanya tanpa ada faktor koreksi. Mungkin nanti disitu kita diskusinya, nanti kan saya punya data nih, oh rupanya Hanifah mungkin trend tahun ini dia agak turun karena faktor ini, faktor ini gitu. Itu koordinasi sih.
H	Berarti tidak dimasukkan ke Hanifah dulu ya Pak?
N	Nggga usah
H	Apabila suatu saat saya membutuhkan klarifikasi tambahan, apakah saya boleh menghubungi Bapak kembali?
N	Ya boleh dong, karena pun saya butuh Hanifah juga, butuh hasilnya juga.

LAMPIRAN E

DOKUMENTASI



Gambar E.1. Wawancara dengan Narasumber



UIN SUSKA RIAU

DAFTAR RIWAYAT HIDUP



JIS
SUSKA
Riau

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

- a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

- b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

Peneliti bernama lengkap Hanifatus Syahidah, lahir pada tanggal 25 September 2003 di Pekanbaru, Riau. Peneliti merupakan anak keempat dari lima bersaudara. Riwayat pendidikan peneliti dimulai dari SD Negeri 042 Pekanbaru pada tahun 2010-2016, setelah itu melanjutkan pendidikan di MTS Pondok Pesantren Dar El Hikmah pada tahun 2016-2019, lalu melanjutkan pendidikan MA di Pondok Pesantren Dar El Hikmah juga pada tahun 2019-2022. Pada tahun 2022 melanjutkan pendidikan di Perguruan Tinggi Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau pada Program Studi Sistem Informasi. Selama masa perkuliahan, peneliti aktif di study club Puzzle Research Data and Technology (PREDATECH). Tahun 2023 peneliti melaksanakan Kerja Praktek di PT Perkebunan Nusantara IV Regional III dan Tahun 2025 peneliti melaksanakan Kuliah Kerja Nyata (KKN) di Kelurahan Rimba Sekampung, Kecamatan Dumai Kota. Penelitian Tugas Akhir peneliti berjudul “Prediksi Produksi Kelapa Sawit Menggunakan Pendekatan Deep Learning Multi-Arsitektur Berbasis Long Short-Term Memory dan Gated Recurrent Unit”. Untuk menjalin komunikasi dan berdiskusi mengenai penelitian ini, dapat menghubungi melalui e-mail 12250324302@students.uin-suska.ac.id



UIN SUSKA RIAU