



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.

PENERAPAN ALGORITMA *DEEP LEARNING* UNTUK PREDIKSI HARGA INDEKS KONSUMEN

TUGAS AKHIR

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



Oleh:

YULIA SYARIF
12150321439



UIN SUSKA RIAU

UIN SUSKA RIAU

**FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI SULTAN SYARIF KASIM RIAU
PEKANBARU**

2025



© 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 mengumunkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

LEMBAR PERSETUJUAN

PENERAPAN ALGORITMA *DEEP LEARNING* UNTUK PREDIKSI HARGA INDEKS KONSUMEN

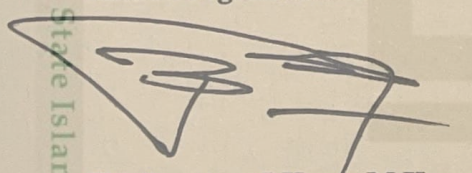
TUGAS AKHIR

Oleh:

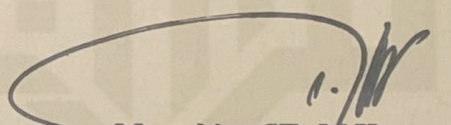
YULIA SYARIF
12150321439

Telah diperiksa dan disetujui sebagai Laporan Tugas Akhir
di Pekanbaru, pada tanggal 16 Juni 2025

Ketua Program Studi


Eki Saputra, S.Kom., M.Kom.
NIP. 198307162011011008

Pembimbing


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

UIN SUSKA RIAU



Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

© Hak cipta milik 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. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

LEMBAR PENGESAHAN

PENERAPAN ALGORITMA *DEEP LEARNING* UNTUK PREDIKSI HARGA INDEKS KONSUMEN

TUGAS AKHIR

Oleh:

YULIA SYARIF
12150321439

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 20 Mei 2025

Pekanbaru, 16 Juni 2025

Mengesahkan,

PLH. Dekan



Dr. Kunaifi, ST., PgDipEnSt., M.Sc.
NIP. 197607242007101003

Ketua Program Studi



Eki Saputra, S.Kom., M.Kom.
NIP. 198307162011011008

DEWAN PENGUJI:

Ketua : Nesdi Evrilyan Rozanda, S.Kom., M.Sc.

Sekretaris : Mustakim, ST., M.Kom.

Anggota 1 : Inggih Permana, ST., M.Kom.

Anggota 2 : Zarnelly, S.Kom., M.Sc.



Lampiran Surat :

Nomor : Nomor 25/2021

Tanggal : 10 September 2021

LEMBAR PERNYATAAN

Saya yang bertandatangan di bawah ini:

Nama : Yulia Syarif

NIM : 12150321439

Tempat/Tgl. Lahir : Batam, 18 Juli 2003

Fakultas/Pascasarjana : Sains dan Teknologi

Prodi : Sistem Informasi

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

Penerapan Algoritma Deep Learning untuk Prediksi Indeks Harga Konsumen

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 bersedia menerima sanksi peraturan perundang-undangan.

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

Pekanbaru, 03 Juni 2025

Yang membuat pernyataan



[Signature]
Yulia Syarif

NIM: 12150321439

*Pilih salah satu sesuai jenis karya tulis

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

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. Dilarang menyalin, mengutip, atau memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

© Hak cipta milik 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 peneliti. Referensi kepustakaan diperkenankan dicatat, tetapi pengutipan atau ringkasan hanya dapat dilakukan atas izin peneliti 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 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.



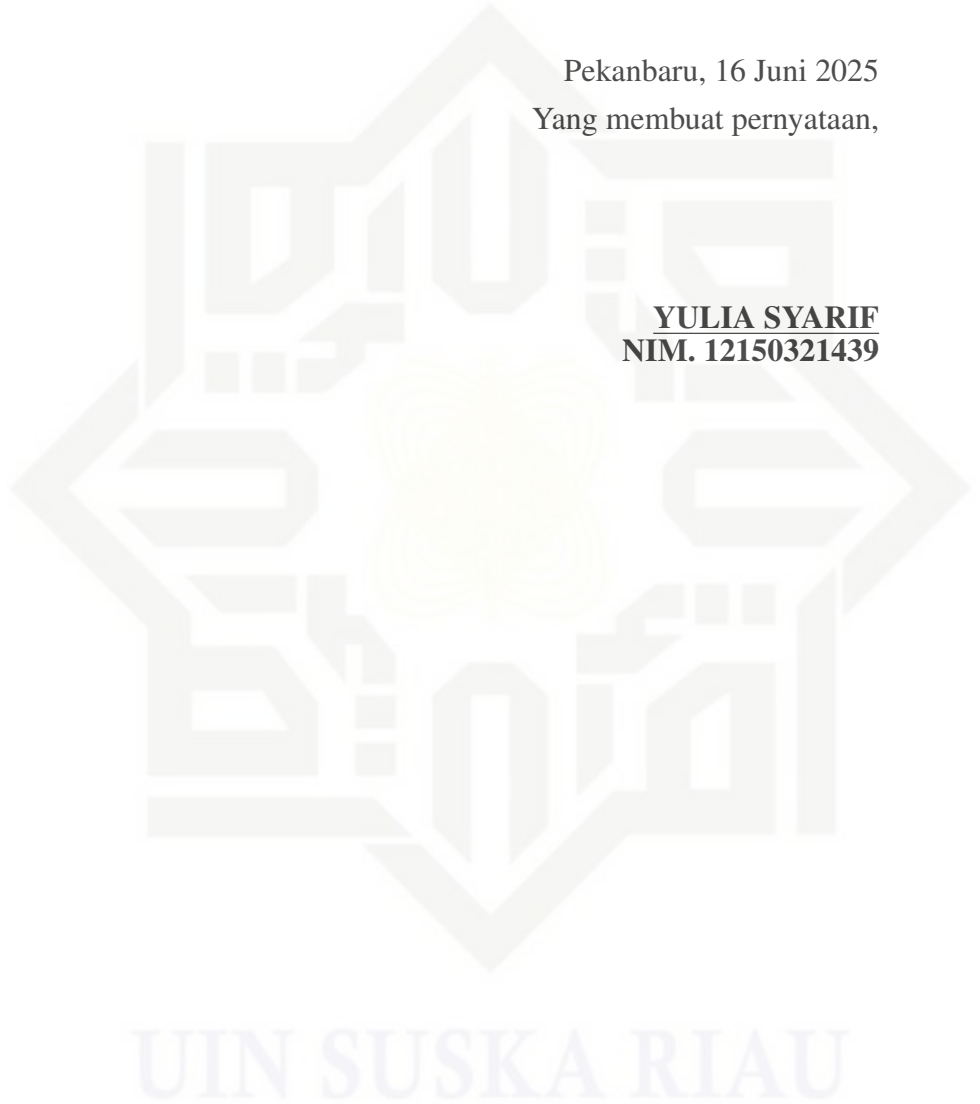
LEMBAR PERNYATAAN

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 pendapat yang pernah ditulis atau diterbitkan oleh orang lain kecuali yang secara tertulis diacu dalam naskah ini dan disebutkan di dalam daftar pustaka.

Pekanbaru, 16 Juni 2025

Yang membuat pernyataan,

YULIA SYARIF
NIM. 12150321439



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.



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

LEMBAR PERSEMBAHAN

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

Dengan menyebut nama Allah yang maha pengasih lagi maha penyayang

Assalamu'alaikum Warahmatullahi Wabarakaatuh.

Dengan penuh rasa syukur, peneliti ingin mengucapkan terima kasih kepada Allah *Subhanahu Wa Ta'ala* atas segala kemudahan yang telah diberikan selama proses penelitian ini. *Shalawat* beserta salam tak lupa pula kita ucapkan kepada Nabi Muhammad *Shallallahu 'Alaihi Wa Sallam* dengan mengucapkan *Allahumma Sholli'ala Sayyidina Muhammad Wa'ala Ali Sayyidina Muhammad*.

Peneliti juga ingin mengungkapkan rasa terima kasih yang mendalam kepada kedua orang tua tercinta, ayahanda dan ibunda yang selalu memberikan dukungan, cinta, dan doa yang tak terhingga. Peneliti sangat menghargai setiap perhatian dan kebaikan yang telah diberikan. Untuk kakak-kakak yang paling peneliti banggakan, terima kasih atas semangat yang telah diberikan. Peneliti ingin mengucapkan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada Dosen Pembimbing peneliti yang telah memberikan bimbingan dengan penuh kesabaran, ilmu bermanfaat, serta motivasi yang tak ternilai selama proses penyelesaian Tugas Akhir ini. Arahan dan dukungan yang diberikan sangat berarti bagi peneliti dalam menghadapi setiap tantangan.

Terima kasih juga peneliti ucapkan kepada Bapak dan Ibu Dosen Sistem Informasi yang selama ini sudah mewariskan ilmu, motivasi, dan arahan untuk menyelesaikan studi di Program Studi Sistem Informasi ini. Kemudian untuk teman-teman seperjuangan yang selalu ada dengan kebersamaan, dukungan moral, serta bantuan yang sangat berarti sepanjang masa perkuliahan hingga penyelesaian Tugas Akhir ini.

Wassalamu'alaikum Warahmatullahi Wabarakaatuh.



KATA PENGANTAR

Alhamdulillah Rabbil 'Alamin, bersyukur kehadiran Allah *Subhanahu Wa Ta'ala* atas segala rahmat dan karunia-Nya sehingga peneliti dapat menyelesaikan Tugas Akhir ini. *Shalawat* serta salam kita ucapkan kepada Nabi Muhammad *Shalallahu 'Alaihi Wa Sallam* dengan mengucapkan *Allahumma Sholli'Ala Sayyidina Muhammad Wa'Ala Ali Sayyidina Muhammad*. Tugas Akhir ini dibuat sebagai salah satu syarat untuk mendapatkan gelar Sarjana Komputer di Program Studi Sistem Informasi Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau. Pada penulisan Tugas Akhir ini, banyak pihak yang telah berperan dalam mendukung dan membantu peneliti. Maka dari itu, ungkapan terima kasih peneliti ucapkan kepada:

1. Ibu Prof. Dr. Hj. Leny Nofianti MS, SE., M.Si., Ak., CA sebagai Rektor Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau.
2. Bapak Dr. Hartono, M.Pd sebagai Dekan Fakultas Sains dan Teknologi.
3. Bapak Dr. Kunaifi, ST., PgDipEnSt., M.Sc sebagai PLH. Dekan Fakultas Sains dan Teknologi.
4. Bapak Eki Saputra, S.Kom., M.Kom sebagai Ketua Program Studi Sistem Informasi yang telah memberikan arahan dan masukan kepada peneliti.
5. Ibu Siti Monalisa, ST., M.Kom sebagai Sekretaris Program Studi Sistem Informasi yang telah memberikan arahan, nasihat, dan motivasi kepada peneliti.
6. Bapak T. Khairil Ahsyar, S.Kom., M.Kom sebagai Kepala Laboratorium Program Studi Sistem Informasi yang telah banyak meluangkan waktu dan memberikan masukan dalam penyelesaian Tugas Akhir ini.
7. Bapak Muhammad Jazman, S.Kom., M.Infosys sebagai Dosen Pembimbing Akademik yang telah banyak memberikan arahan, masukan, dan motivasi baik dalam penyelesaian Tugas Akhir maupun juga dalam perkuliahan dan kehidupan sehari-hari.
8. Bapak Mustakim, ST., M.Kom sebagai Dosen Pembimbing yang selalu memberikan bimbingan serta masukan yang sangat berharga dalam menyelesaikan Tugas Akhir ini.
9. Bapak Nesdi Evrilyan Rozanda, S.Kom., M.Sc sebagai Ketua Sidang Tugas Akhir yang telah memberikan kritik, arahan, dan saran yang bermanfaat kepada peneliti sebagai penyelesaian Tugas Akhir.
10. Bapak Inggi Permana, ST., M.Kom sebagai Dosen Penguji I peneliti yang telah banyak memberikan arahan dan masukan dalam penyelesaian Tugas Akhir ini.



Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

© Hak Cipta milik UIN Suska Riau

State Islamic University of Sultan Syarif Kasim 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. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

11. Ibu Zarnelly, S.Kom., M.Sc sebagai Dosen Penguji II peneliti yang telah banyak memberikan arahan dan masukan dalam penyelesaian Tugas Akhir ini.
 12. Bapak dan Ibu Dosen Program Studi Sistem Informasi Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau yang telah berbagi ilmu bermanfaat serta memberikan motivasi sepanjang perkuliahan.
 13. Kepada orang tua peneliti, Almarhum Ayah dan Mama yang selalu memberikan dukungan moral, doa, dan semangat tanpa henti. Terima kasih atas doa dan kasih sayang yang diberikan dalam menyelesaikan Tugas Akhir ini. Semoga Mama selalu sehat, selalu bahagia, dan panjang umur. Semoga Ayah ditempatkan di tempat terbaik-Nya.
 14. Teman-teman Sistem Informasi Angkatan 2021 terkhusus teman seperjuangan di Kelas C yang selalu mendukung, berbagi informasi, dan membantu peneliti dalam menjalankan masa perkuliahan.
- Semoga segala doa dan dorongan yang telah diberikan selama ini menjadi amal kebajikan dan mendapat balasan setimpal dari Allah *Subhanahu Wa Ta'ala*. Peneliti menyadari bahwa penulisan Tugas Akhir ini masih banyak terdapat kekurangan dan jauh dari kata sempurna. Untuk itu, kritik dan saran atau pertanyaan dapat diajukan melalui *e-mail* 12150321439@students.uin-suska.ac.id atau yuliasyarif18@gmail.com. Semoga laporan ini bermanfaat bagi kita semua. Akhir kata peneliti ucapkan terima kasih.

Pekanbaru, 16 Juni 2025

Peneliti,

YULIA SYARIF
NIM. 12150321439

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

PENERAPAN ALGORITMA *DEEP LEARNING* UNTUK PREDIKSI INDEKS HARGA KONSUMEN

YULIA SARIF
NIM: 12150321439

Tanggal Sidang: 20 Mei 2025
Periode Wisuda:

Program Studi Sistem Informasi
Fakultas Sains dan Teknologi
Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau
Jl. Soebrantas, No. 155, Pekanbaru

ABSTRAK

Studi ini mengimplementasikan berbagai model deep neural networks seperti RNN, LSTM, BiLSTM, GRU, dan BiGRU untuk memprediksi Indeks Harga Konsumen (IHK) di Pekanbaru, Dumai, dan Tembilahan, memanfaatkan data historis IHK dari 2010 hingga 2023. Model-model dievaluasi berdasarkan metrik RMSE dan MAPE. Hasilnya menunjukkan bahwa BiGRU berkinerja terbaik untuk Pekanbaru dan Dumai, dengan nilai RMSE masing-masing 0,8497 dan 0,8160, sementara GRU menunjukkan performa optimal di Tembilahan dengan RMSE 0,4613. Optimizer Adam efektif untuk Pekanbaru dan Dumai, sedangkan Adam untuk Tembilahan. Untuk mencegah overfitting, penelitian ini menerapkan early stopping dan walk-forward validation, menegaskan keefektifan model-model ini dalam memprediksi IHK.

Kata Kunci: BiGRU, BiLSTM, *Deep Learning*, GRU, Indeks Harga konsumen, Prediksi, RNN.

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.

APPLICATION OF DEEP LEARNING ALGORITHM FOR CONSUMER PRICE INDEX PREDICTION

YULIA SARIF
NIM: 12150321439

Date of Final Exam: May 27th 2025
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

This study implements various deep neural networks such as RNN, LSTM, BiLSTM, GRU, and BiGRU to predict the Consumer Price Index (CPI) in Pekanbaru, Dumai, and Tembilahan, utilizing historical CPI data from 2010 to 2023. The models were evaluated using RMSE and MAPE metrics. The results indicate that BiGRU performed best for Pekanbaru and Dumai, achieving RMSE values of 0.8497 and 0.8160 respectively, while GRU showed optimal performance in Tembilahan with an RMSE of 0.4613. Nadam optimizer proved effective for Pekanbaru and Dumai, whereas Adam was best for Tembilahan. To prevent overfitting, the research applied early stopping and walk-forward validation, confirming the effectiveness of these models in CPI prediction.

Keywords: BiGRU, BiLSTM, Consumer Price Index, Deep Learning, GRU, LSTM, Prediction, RNN.

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.

© Hak Cipta milik UIN Suska Riau
State Islamic University of Sultan Syarif Kasim 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	ix
ABSTRACT	x
DAFTAR ISI	xi
DAFTAR GAMBAR	xiii
DAFTAR TABEL	xiv
DAFTAR SINGKATAN	xv
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	4
LANDASAN TEORI	6
2.1 Indeks Harga Konsumen	6
2.2 <i>Time Series</i>	6
2.3 <i>Deep Learning</i>	6
2.4 <i>Recurrent Neural Networks</i> (RNN)	7
2.5 <i>Long Short-Term Memory</i> (LSTM)	7
2.6 <i>Bidirectional Long Short-Term Memory</i> (BiLSTM)	8



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 mengumunkan 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 Saif Kasim Riau

2.7	<i>Gated Recurrent Unit (GRU)</i>	8
2.8	<i>Bidirectional Gated Recurrent Unit (BiGRU)</i>	9
2.9	<i>Time Steps</i>	10
2.10	<i>Min-Max Normalization</i>	10
2.11	<i>Optimizer</i>	10
2.11.1	<i>Adaptive Moment Estimation optimization (Adam)</i>	10
2.11.2	<i>Nesterov-accelerated Adaptive Moment Estimation (Nadam)</i>	11
2.11.3	<i>Root Mean Square Propagation (RMSprop)</i>	11
2.12	Matriks Evaluasi	11
2.13	Penelitian Terdahulu	12
3	METODOLOGI PENELITIAN	22
3.1	Tahap Perencanaan	23
3.2	Tahap Pengumpulan Data	23
3.3	Tahap melatih Model	24
3.4	Tahap Analisis dan Hasil	24
3.5	Dokumentasi	24
4	HASIL DAN PEMBAHASAN	25
4.1	Pengumpulan Data	25
4.2	Pra-proses Data	25
4.2.1	Penyesuaian Data	25
4.2.2	Normalisasi Data	26
4.2.3	Pembentukan struktur pola Time Series	26
4.3	Tahap Melatih Model	27
4.4	Tahap Analisis dan Hasil	28
4.4.1	Hasil Evaluasi Model Pada Data IHK Kota Pekanbaru	28
4.4.2	Hasil Evaluasi Model Pada Data IHK Kota Dumai	29
4.4.3	Hasil Evaluasi Model Pada Data IHK Kota Tembilahan	29
4.5	Perbandingan Data Aktual dan Prediksi	30
	PENUTUP	32
5.1	Kesimpulan	32
5.2	Saran	32

DAFTAR PUSTAKA

DAFTAR GAMBAR

3.1	Metodologi Penelitian	22
-----	---------------------------------	----

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 TABEL

© Hak cipta milik UIN Suska 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:
 - 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.

2.1	Rentang MAPE	11
2.2	Penelitian Terdahulu	12
4.1	Data Awal	25
4.2	Data Normalisasi	26
4.3	<i>Hyperparameter</i> Pemodelan	27
4.4	Hasil Evaluasi Pemodelan IHK Pekanbaru	28
4.5	Hasil Evaluasi Pemodelan IHK Dumai	29
4.6	Hasil Evaluasi Pemodelan IHK Tembilahan	30
4.7	Perbandingan Data Aktual vs Prediksi IHK Pekanbaru	30
4.8	Perbandingan Data Aktual vs Prediksi IHK Dumai	31
4.9	Perbandingan Data Aktual vs Prediksi IHK Tembilahan	31

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 optimization</i>
BPS	:	Badan Pusat Statistik
BiGRU	:	<i>Bidirectional Gated Recurrent Unit</i>
BiLSTM	:	<i>Bidirectional Long Short-Term Memory</i>
CPI	:	<i>Consumer Price Index</i>
GRU	:	<i>Gated Recurrent Unit</i>
IHK	:	Indeks Harga Konsumen
LSTM	:	<i>Long Short-Term Memory</i>
MAPE	:	<i>Mean Absolute Percentage Error</i>
NAdam	:	<i>Nesterov-accelerated Adaptive Moment Estimation</i>
RMSE	:	<i>Root Mean Square Error</i>
RMSprop	:	<i>Root Mean Square Propagation</i>
RNN	:	<i>Recurrent Neural Networks</i>



BAB 1

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Indeks Harga Konsumen (IHK) adalah ukuran dasar yang umum digunakan untuk menghitung inflasi. Indeks ini merupakan perkiraan perubahan biaya konsumsi rumah tangga dan mengasumsikan utilitas konsumen yang konstan (Biatek, 2020). Secara konseptual, IHK didasarkan pada teori indeks biaya hidup yang mencerminkan biaya unik yang dihadapi individu berdasarkan preferensi terhadap barang dan jasa, serta harga yang berlaku (Wynne dan Sigalla, 1994). Harga barang dan jasa bersifat dinamis, berubah seiring berbagai faktor, termasuk kebijakan ekonomi, perubahan pemerintahan, kebijakan nasional, dan bencana alam (Konarasinghe, 2022). Dengan perannya yang signifikan, IHK menjadi indikator penting dalam sistem ekonomi suatu negara, terutama dalam memahami struktur harga dan dinamika inflasi (Nguyen dkk., 2023).

Data yang digunakan dalam penelitian ini berdasarkan dokumen-dokumen yang dihasilkan oleh Badan Pusat Statistik Riau melalui situs riau.bps.go.id. BPS menghitung tingkat inflasi di Riau dengan memperhatikan Indeks Harga Konsumen (IHK) di tiga kota, yakni Kota Pekanbaru, Dumai, dan Tembilahan. Indeks Harga Konsumen (IHK) di Pekanbaru, Dumai, dan Tembilahan menunjukkan perbedaan yang signifikan, yang mencerminkan struktur ekonomi yang berbeda di masing-masing kota. Pada tahun 2022, Pekanbaru mencatat laju inflasi tertinggi sebesar 7,07%, melampaui Dumai (6,33%) dan Tembilahan (5,91%). Angka-angka ini juga lebih tinggi dibandingkan dengan kota-kota besar seperti Jakarta (4,21%) serta rata-rata nasional (5,51%).

Kenaikan IHK di ketiga kota ini dapat berdampak signifikan terhadap peningkatan nilai inflasi. Oleh karena itu, diperlukan analisis yang mendalam untuk menggambarkan kondisi IHK secara menyeluruh, sehingga dapat diambil langkah-langkah yang tepat untuk mengendalikan inflasi dan menjaga stabilitas ekonomi daerah. Salah satu metode yang dapat diterapkan adalah peramalan angka IHK untuk beberapa periode mendatang (Mukron dkk., 2021). Penghitungan IHK ditujukan untuk mengetahui perubahan harga dari sekelompok tetap barang/jasa yang umumnya dikonsumsi oleh masyarakat setempat (Wanto dan Windarto, 2017). Pentingnya mengetahui kondisi perekonomian yang akan datang, menjadi kunci pergerakan arah siklus ekonomi. Dengan melakukan suatu prediksi, pengetahuan tentang posisi perekonomian Indonesia dapat diketahui sehingga dapat mengantisipasi atau meminimalisasi resiko yang mungkin akan timbul (Wanto, 2017).

Metode peramalan (*forecasting*) terdiri dari metode kualitatif dan kuantitatif. Salah satu metode yang termasuk dalam metode kuantitatif adalah metode *time series* atau runtun waktu. *Time series* atau runtun waktu ialah himpunan observasi data yang terurut dalam waktu, sehingga metode *time series* dapat menganalisis dan juga menentukan pola data pada masa lalu yang dikumpulkan berdasarkan urutan waktu dan memprosesnya untuk mendapatkan hasil prediksi di masa yang akan datang (Tursina dkk., 2023).

Terdapat banyak metode *machine learning* yang dapat memprediksi data *time series*, *Recurrent Neural Networks* (RNN) adalah salah satu metode *deep learning* yang dirancang khusus untuk data berurutan seperti *time series*. RNN memiliki koneksi berulang yang memungkinkan mereka untuk mempertimbangkan informasi dari langkah waktu sebelumnya saat membuat prediksi. Namun, RNN tradisional menghadapi masalah *vanishing gradient*, yang menyebabkan kesulitan dalam mempelajari ketergantungan jangka panjang dalam data *time series*. Untuk mengatasi masalah ini, arsitektur RNN yang lebih canggih, seperti *Long ShortTerm Memory* (LSTM) dan *Gated Recurrent Unit* (GRU) (Arwansyah dkk., 2022).

Long ShortTerm Memory (LSTM) merupakan sebuah evolusi dari arsitektur RNN, dimana pertama kali diperkenalkan oleh Hochreiter & Schmidhuber (1997). Unit LSTM terdiri dari sel memori yang menyimpan informasi yang diperbarui oleh tiga gerbang (*gate*) khusus, yaitu *input gate*, *forget gate*, dan *output gate* (Sofi dkk., 2021). Pengembangan dari model LSTM yaitu *Bidirectional Long Short-Term Memory* (Bi-LSTM) yang diperkenalkan Graves dan Schmidhuber pada tahun 2005. *Bidirectional Long Short-Term Memory* (Bi-LSTM) dikatakan tumpukan dari LSTM, terdiri dari *forward layer* yang digunakan untuk memproses informasi sebelumnya, dan *backward layer* yang digunakan untuk memproses informasi selanjutnya (Puteri, 2023).

Gated Recurrent Unit (GRU) adalah salah satu pengembangan arsitektur RNN yang dapat mengklasifikasikan data berurutan atau *time series*. Kelebihan GRU adalah proses komputasi yang lebih sederhana dibanding LSTM, namun memiliki akurasi yang setara dan cukup efektif dalam mengurangi permasalahan hilangnya gradien (*vanishing gradient*) (Meriani dan Rahmatulloh, 2024). *Bidirectional Gated Recurrent Unit* (Bi-GRU) adalah arsitektur GRU yang terdiri dari dua GRU, GRU pertama mengambil *input gate* dalam arah maju, dan yang lainnya dalam arah mundur dengan mengambil *forget gate*. Sejak diperkenalkan, banyak peneliti menggunakan Bi-GRU untuk banyak tugas yang berbeda, termasuk analisis sentimen dan variannya (Dewi dkk., 2023).

Beberapa penelitian untuk prediksi juga menggunakan algoritma RNN,

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.
- 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.

LSTM, Bi-LSTM, GRU dan Bi-GRU diantaranya adalah penelitian melakukan perbandingan hasil prediksi inflasi menggunakan model ARIMA dengan model LSTM. Kedua model prediksi dievaluasi menggunakan nilai MAPE. Berdasarkan nilai MAPE, prediksi inflasi menggunakan model LSTM lebih akurat dibandingkan dengan hasil prediksi menggunakan model ARIMA-GARCH (Mutiar dkk., 2024). Penelitian selanjutnya yang menggunakan model *Bidirectional-LSTM* (Bi-LSTM) dan Analisis Spektrum Tunggal (SSA) dalam meramalkan harga cabai. Model SSA yang digunakan adalah model *Alexandrov Autogrouping* SSA, model *Alternative Autogrouping* SSA, dan model *Hybrid* SSA-ARIMA. Berdasarkan hasil analisis, model terbaik ditemukan adalah model BiLSTM dengan nilai MAPE terkecil sebesar 4,191%, dengan sampel luaran sebesar 10% dari total data (Darmawan, dkk., 2023).

Penelitian lainnya melakukan prediksi harga saham terhadap data saham PT Bank Central Asia dari tahun 2019 sampai 2024 menggunakan algoritma *Gated Recurrent Units* (GRU). Penerapan model disini untuk mencari nilai RMSE, MSE, MAE, R^2 , MGD dan MPD lalu untuk nilai evaluasi mencari nilai *accuracy*, *f1-score*, *precision*, dan *recall*. Didapatkannya suatu kesimpulan bahwa deep learning bisa diaplikasikan dalam proses untuk memprediksi harga saham dengan metode *Gated Recurrent Unit* (GRU) (Prayogi dkk., 2024). Penelitian berikutnya menerapkan model *Bidirectional Gated Recurrent Unit* (BiGRU) untuk data Indeks Harga Konsumen (IHK) di Indonesia periode Januari 2006–Desember 2022. Dengan menggunakan *sliding window* ukuran 10, model BiGRU terbaik yang terdiri dari dua *layer* dengan 256 *neuron*, fungsi aktivasi ReLU, *optimizer* Adam, dan 200 *epoch*, menghasilkan nilai MAPE 0,24%, menunjukkan kinerja prediksi yang sangat baik (Tanjung dkk., 2024).

Berdasarkan pemaparan di atas, penelitian ini bertujuan untuk membandingkan algoritma RNN, LSTM, Bi-LSTM, GRU, dan Bi-GRU dalam mengidentifikasi algoritma dengan tingkat kesalahan (*error*) prediksi terendah pada pergerakan Indeks Harga Konsumen (IHK) di wilayah Pekanbaru, Dumai dan Tembilahan. Diharapkan hasil penelitian ini dapat memberikan manfaat bagi masyarakat, khususnya pelaku ekonomi dan pembuat kebijakan, dalam menganalisis dan mengambil keputusan yang lebih akurat terkait pengendalian inflasi dan menjaga stabilitas ekonomi di kedua kota tersebut.

1.2 Perumusan Masalah

Adapun rumusan masalah pada penelitian ini adalah Rumusan masalah penelitian ini adalah bagaimana penerapan RNN, LSTM, Bi-LSTM, GRU, dan Bi-

GRU untuk memprediksi indeks harga konsumen di Pekanbaru, Dumai, dan Tembilahan.

1.3 Batasan Masalah

Adapun batasan masalah Tugas Akhir ini adalah:

1. Dataset yang digunakan dalam penelitian ini adalah data Indeks Harga Konsumen (IHK) untuk wilayah Pekanbaru, Dumai, dan Tembilahan. Diambil dari situs resmi Badan Pusat Statistik (BPS) Riau dengan rentang waktu tahun 2010 hingga 2023 untuk Kota Pekanbaru dan Dumai. Sedangkan untuk Kota Tembilahan dimulai dari Tahun 2014 hingga 2023.
2. Pemodelan menggunakan algoritma RNN, LSTM, BiLSTM, GRU, dan Bi-GRU. Model yang terbaik akan digunakan untuk memprediksi untuk periode selanjutnya.
3. *Optimizer* yang akan digunakan ada tiga yaitu, Adam, Nadam, dan RM-Sprop.
4. *Tools* yang digunakan adalah *Google Colaboratory* dengan bahasa pemrograman *Python*.

1.4 Tujuan

Adapun tujuan penelitian ini adalah membandingkan performa algoritma RNN, LSTM, Bi-LSTM, GRU, dan Bi-GRU dalam memprediksi Indeks Harga Konsumen (IHK) di Pekanbaru, Dumai, dan Tembilahan, guna menentukan model terbaik dengan tingkat kesalahan terendah.

1.5 Manfaat

Manfaat dari penelitian Tugas Akhir ini adalah:

1. Mendapatkan hasil penerapan algoritma RNN, LSTM, BiLSTM, GRU, dan BiGRU.
2. Mengetahui optimasi terbaik untuk meningkatkan performa model dan mengurangi tingkat kesalahan model dalam memprediksi harga indeks konsumen.
3. Menghasilkan model yang dapat memprediksi pergerakan harga indeks konsumen di Pekanbaru, Dumai, dan Tembilahan.

1.6 Sistematika Penulisan

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

BAB 1. PENDAHULUAN



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.

Pada bab ini dipaparkan latar belakang penelitian, rumusan masalah, batasan masalah, tujuan penelitian ini dilakukan, manfaat serta sistematika penulisan laporan Tugas Akhir.

BAB 2. LANDASAN TEORI

Bab ini memaparkan teori-teori yang bersumber dari jurnal ilmiah, prosiding, buku, serta studi kepustakaan yang digunakan sebagai tinjauan dalam pembuatan laporan Tugas Akhir.

BAB 3. METODOLOGI PENELITIAN

Pada bab ini akan dibahas metodologi penelitian yang diimplementasikan dalam penyusunan Tugas Akhir ini, baik metodologi dalam analisa masalah, pengolahan data, perhitungan algoritma, maupun analisis hasil penelitian.

BAB 4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Bab ini menjelaskan analisis prediksi pergerakan saham dengan menggunakan algoritma *Recurrent Neural Network*, *Long Short-Term Memory*, *Bidirectional Long Short-Term Memory*, *Gated Recurrent Unit* dan *Bidirectional Gated Recurrent Unit*, serta pengujian nilai *error* dari keempat algoritma.

BAB 5. PENUTUP

Bab ini berisikan kesimpulan dari Tugas Akhir yang dibuat dan saran pengembangan untuk penelitian selanjutnya.

BAB 2

LANDASAN TEORI

2.1 Indeks Harga Konsumen

Indeks Harga Konsumen (IHK) adalah indeks yang dibuat untuk mengukur fluktuasi harga barang dan jasa yang dibeli oleh rumah tangga untuk kehidupan sehari-hari (Chang dan Soonhui, 2023). Laju kenaikan harga barang dan jasa atau inflasi dan laju penurunan harga barang dan jasa atau deflasi untuk kebutuhan rumah tangga sehari-hari merupakan perubahan Indeks Harga Konsumen dari waktu ke waktu (Hafni dan Hariani, 2022).

Inflasi didefinisikan sebagai situasi di mana harga barang-barang secara umum mengalami kenaikan secara terus menerus. Untuk mengukur inflasi, Badan Pusat Statistik (BPS) menggunakan Indeks Harga Konsumen (IHK) (Fauzan dkk., 2018). Angka IHK mengukur perubahan tingkat harga umum dari sekelompok komoditas. Dengan demikian, angka ini mengukur perubahan dalam daya beli uang (Nyoni, 2019).

IHK dipilih sebagai salah satu acuan inflasi karena frekuensi dan ketepatan waktu yang dihasilkan. Selain inflasi yang berpengaruh dalam keputusan pemerintah dalam mengambil kebijakan ekonomi, inflasi juga digunakan sebagai bahan pertimbangan untuk berbagai aspek keuangan sosial seperti pensiun, pengangguran, dan pendanaan pemerintah (Zahara dkk., 2020).

2.2 Time Series

Time series atau deret waktu didefinisikan sebagai urutan nilai, yang dihasilkan secara kronologis, dan diamati dari waktu ke waktu. Meskipun waktu adalah variabel yang diukur secara kontinu, nilai dalam deret waktu diambil sampelnya pada interval yang konstan (frekuensi pengambilan sampel tetap) (Torres dkk., 2021).

Prediksi deret waktu dapat digambarkan secara umum sebagai proses yang mengekstrak informasi yang berguna dari data historis dan kemudian menentukan nilai masa depan (Hua dkk., 2019). Mengidentifikasi tren dan kecenderungan melalui prediksi deret waktu menjadi salah satu topik yang penting, karena hasil dari prediksi ini dapat digunakan sebagai dasar untuk berbagai aplikasi, seperti perencanaan produksi, pengendalian, optimasi, dan lainnya (Han dkk., 2021).

2.3 Deep Learning

Deep learning adalah konsep pembelajaran mesin yang didasarkan pada jaringan saraf tiruan (Janiesch dkk., 2021). Metode ini melibatkan banyak lapisan

pengklasifikasi yang bekerja bersama, mirip dengan regresi linier tradisional, tetapi dengan lebih banyak *node* atau unit saraf, yang membentuk jaringan saraf. Berbeda dengan pendekatan tradisional yang hanya memiliki satu lapisan, *deep learning* memiliki banyak lapisan tersembunyi antara *input* dan *output*, dengan ratusan hingga ribuan unit saraf di setiap lapisannya (Dong dkk., 2021). Keuntungan utama dari model *Deep Learning* adalah kemampuannya untuk secara otomatis mengekstraksi fitur-fitur penting dari data input melalui prosedur pembelajaran umum (Sezer dkk., 2020).

2.4 Recurrent Neural Networks (RNN)

RNN adalah jaringan saraf yang dirancang untuk menangani data berurutan, di mana setiap nilai bergantung pada nilai sebelumnya (Barkan dkk., 2023). Tidak seperti model pembelajaran mesin lainnya, RNN memiliki koneksi berulang, yang memungkinkan *output* saat ini terkait dengan *output* sebelumnya. Jaringan menyimpan data dari langkah waktu sebelumnya untuk membantu menentukan hasil saat ini (Amalou dkk., 2022). Persamaan umum untuk Sel RNN dapat dilihat Persamaan 2.1 (Amalou dkk., 2022):

$$h_t = \tanh(Wx_t + Uh_{t-1} + b) \quad (2.1)$$

Dalam model ini, x_t mewakili *input* pada waktu t dan h_{t-1} menunjukkan keadaan *internal* yang dibawa dari langkah waktu sebelumnya. Bobot W_h menghubungkan *input* dengan keadaan tersembunyi, sementara U_h menghubungkan keadaan tersembunyi sebelumnya dengan keadaan saat ini. Bias b digunakan untuk menyesuaikan *output* model. $\tanh$ digunakan sebagai fungsi aktivasi untuk menanamkan non-linearitas ke dalam jaringan.

2.5 Long Short-Term Memory (LSTM)

LSTM diciptakan untuk menangani ketergantungan jangka panjang dengan menyimpan informasi dari masa lalu dan memanggilnya kembali ketika diperlukan (Luchia dkk., 2024). LSTM terdiri dari beberapa sel memori, masing-masing dilengkapi dengan tiga gerbang dan status untuk mengatur aliran data melalui sel. Desain ini sangat berguna untuk memprediksi nilai dalam konteks data deret waktu (Alsharef dkk., 2022).

Ada enam persamaan formal yang terkait dengan mekanisme gating dalam sel LSTM seperti yang diberikan di bawah ini di mana f_t adalah gerbang lupa pada sel saat ini, i_t adalah gerbang *input* pada sel saat ini, o_t adalah nilai gerbang *output* pada sel saat ini, C_t adalah kondisi sel saat ini, $\tilde{C}_t$ adalah kandidat kondisi



sel (berikutnya), $W_f, W_i, W_C, W_o, U_f, U_i, U_C, U_o$ adalah bobot jaringan, b_f, b_i, b_C, b_o adalah nilai variabel bias, h_t adalah nilai *hidden state* saat ini, h_{t-1} adalah nilai *hidden state* sebelumnya, dan x_t adalah nilai *input* yang baru (Hansun dan Suryadi-brata, 2021).

$$f_t = \sigma(W_f x_t + U_f h_{t-1} + b_f) \quad (2.2)$$

$$i_t = \sigma(W_i x_t + U_i h_{t-1} + b_i) \quad (2.3)$$

$$\tilde{C}_t = \tanh(W_C x_t + U_C h_{t-1} + b_C) \quad (2.4)$$

$$c_t = f_t \odot c_{t-1} + i_t \odot \tilde{C}_t \quad (2.5)$$

$$o_t = \sigma(W_o x_t + U_o h_{t-1} + b_o) \quad (2.6)$$

$$h_t = o_t \odot \tanh(c_t) \quad (2.7)$$

2.6 Bidirectional Long Short-Term Memory (BiLSTM)

BiLSTM adalah versi yang disempurnakan dari algoritma LSTM. Algoritma BiLSTM menggabungkan fungsi ideal dari RNN dua arah dan LSTM. Hal ini dilakukan dengan menggabungkan dua keadaan tersembunyi, yang memungkinkan informasi datang dari lapisan mundur dan lapisan maju (Aung dkk., 2023).

Dimana w_i ($i = 1, 2, \dots, 6$) adalah enam matriks bobot independen sebagai berikut: bobot input ke lapisan tersembunyi maju dan mundur (w_1, w_3), bobot lapisan tersembunyi ke lapisan tersembunyi (w_2, w_5), bobot lapisan tersembunyi maju dan mundur ke lapisan keluaran (w_4, w_6). Keenam bobot ini digunakan berulang kali pada setiap langkah waktu. Lapisan tersembunyi dari model Bi-LSTM perlu menyimpan dua nilai h_t di mana $\vec{h}_t$ digunakan untuk perhitungan maju dan $\overleftarrow{h}_t$ digunakan untuk perhitungan mundur. Nilai keluaran akhir dari diperoleh dengan menggabungkan keluaran dari lapisan maju dan lapisan mundur, yang secara matematis dapat dinyatakan, Persamaan 2.8 - 2.10 sebagai berikut (Yin dkk., 2020).

$$\vec{H}_t = f(w_1 x_t + w_2 \vec{h}_{t-1}) \quad (2.8)$$

$$\overleftarrow{h}_t = f(w_3 x_t + w_5 \overleftarrow{h}_{t+1}) \quad (2.9)$$

$$O_t = g(w_4 \vec{H}_t + w_6 \overleftarrow{h}_t) \quad (2.10)$$

2.7 Gated Recurrent Unit (GRU)

Gated Recurrent Unit (GRU) adalah komponen jaringan saraf yang banyak digunakan untuk mengatur aliran informasi dengan cara melakukan pembelajaran (Zhao dkk., 2020). Jaringan GRU hanya terdiri dari dua lapisan *gate*: *reset gate* dan *update gate*. *Reset gate* menentukan sejauh mana informasi yang akan dibuang



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.
- 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.

dari memori sebelumnya, sedangkan *update gate* berfungsi mirip dengan *forget gate* dan *input gate* dalam sel LSTM, memutuskan berapa banyak informasi dari memori sebelumnya yang harus diteruskan (Primananda dan Isa, 2021). Gerbang-gerbang tersebut, yaitu, z_t dan r_t , serta parameter-parameternya, yaitu, W_z , W_r , dan W , dari GRU diperbarui dalam proses pelatihan. Persamaan tersebut dapat dilihat di bawah ini (L. Bi dkk., 2020).

$$Z_t = \sigma(W_z \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_z) \quad (2.11)$$

$$r_t = \sigma(W_r \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_r) \quad (2.12)$$

$$\tilde{h}_t = \tanh(W_h \cdot [r_t, x_t] + b_c) \quad (2.13)$$

$$h_t = (1 - Z_t) \odot h_{t-1} + Z_t \odot \tilde{h}_t \quad (2.14)$$

2.8 Bidirectional Gated Recurrent Unit (BiGRU)

Bi-GRU atau *Bidirectional Gated Recurrent Unit* terdiri dari dua GRU yang searah dan berorientasi berlawanan, dan keduanya terhubung ke lapisan keluaran yang sama. Oleh karena itu, lapisan keluaran memiliki informasi masa lalu dan masa depan yang lengkap dari setiap titik dalam urutan masukan, dan dapat menggabungkan lebih banyak informasi secara berurutan (Meng dkk., 2021).

Dimana $\vec{h}_t^1 \in \mathbb{R}^H$ dan $\vec{h}_t^2 \in \mathbb{R}^H$ adalah vektor *output* dari lapisan tersembunyi dari lapisan maju pada lapisan pertama dan kedua dari jaringan saraf tiruan Bi-GRU pada waktu t , H adalah jumlah unit pada sel GRU, $\overleftarrow{h}_t^1 \in \mathbb{R}^H$ dan $\overleftarrow{h}_t^2 \in \mathbb{R}^H$ adalah vektor *output* dari lapisan tersembunyi pada lapisan mundur di lapisan pertama dan kedua jaringan saraf tiruan Bi-GRU pada waktu t , $y_t \in \mathbb{R}^T$ adalah nilai dari kata yang bersesuaian pada setiap label pada waktu t , T adalah jumlah label, x_t adalah *input* jaringan saraf pada waktu t , $f(\cdot)$ adalah pemrosesan jaringan saraf tiruan GRU, $g(\cdot)$ adalah fungsi aktivasi, di mana $g(x)_i = \frac{e^{x_i}}{\sum_{k=1}^N e^{x_k}}$, dan w dan b adalah matriks bobot yang perlu dipelajari (P. Li dkk., 2020).

$$\vec{h}_t^1 = f(w_{xh^1}^{\rightarrow} x_t + w_{h^1h^1}^{\rightarrow} \vec{h}_{t-1}^1 + b_{h^1}^{\rightarrow}) \quad (2.15)$$

$$\overleftarrow{h}_t^1 = f(w_{xh^1}^{\leftarrow} x_t + w_{h^1h^1}^{\leftarrow} \overleftarrow{h}_{t+1}^1 + b_{h^1}^{\leftarrow}) \quad (2.16)$$

$$\vec{h}_t^2 = f(w_{h^1h^2}^{\rightarrow} \vec{h}_t^1 + w_{h^2h^2}^{\rightarrow} \vec{h}_{t-1}^2 + b_{h^2}^{\rightarrow}) \quad (2.17)$$

$$\overleftarrow{h}_t^2 = f(w_{h^1h^2}^{\leftarrow} \overleftarrow{h}_t^1 + w_{h^2h^2}^{\leftarrow} \overleftarrow{h}_{t+1}^2 + b_{h^2}^{\leftarrow}) \quad (2.18)$$

$$y_t = g(w_{h^2y}^{\rightarrow} \vec{h}_t^2 + w_{h^2y}^{\leftarrow} \overleftarrow{h}_t^2 + b_y) \quad (2.19)$$

2.9 Time Steps

Metode *sliding window* biasanya digunakan untuk melakukan pra-pemrosesan data, dengan ukuran jendela sebagai parameter variabel yang biasa disebut sebagai *time step* (Gao dkk., 2020). Untuk data deret waktu, teknik *windows sliding* diterapkan untuk membantu model menangkap ketergantungan waktu atau menyiapkan data dalam format yang dibutuhkan oleh algoritma *Machine Learning* (Ghosh dan Grolinger, 2020).

2.10 Min-Max Normalization

Normalisasi data adalah salah satu pendekatan pra-pemrosesan di mana data diskalakan atau ditransformasikan untuk memberikan kontribusi yang sama dari setiap fitur (Singh dan Singh, 2020). Ada tiga teknik normalisasi: Normalisasi skor-Z, Normalisasi Min-Maks, dan Normalisasi dengan penskalaan desimal (Hossein Javaheri, 2008). Pada penelitian ini digunakan Normalisasi Min-Max. Metode ini men-skalakan ulang fitur atau output dalam kisaran apa pun ke dalam kisaran yang baru. Biasanya, fitur diskalakan antara 0-1 atau (-1)-1. Persamaan yang digunakan dalam metode ini adalah seperti di bawah ini (Aksu dkk., 2019).

$$X' = \frac{x_i - x_{mn}}{x_m - x_{mn}} \quad (2.20)$$

Dalam konteks normalisasi data, rumus yang digunakan adalah Persamaan 2.20. Di sini, X' merepresentasikan nilai hasil normalisasi dari data. Variabel x_i adalah nilai aktual data yang akan dinormalisasi. Sementara itu, x_{mn} melambangkan nilai minimum yang ditemukan dalam dataset fitur X , dan x_m adalah nilai maksimum yang ada pada dataset fitur X tersebut.

2.11 Optimizer

Mempelajari dampak dari varians dalam metode optimasi, seperti yang ditekankan oleh Ruder (2016) sangat penting untuk meningkatkan kinerja pengoptimal (Arthur dkk., 2024). Salah satu pengoptimal yang paling terkenal adalah Adam, yang memiliki keunggulan utama yaitu invariansi besaran pembaruan parameter terhadap perubahan skala gradien. Namun, pengoptimal lain sering dipilih karena mereka menggeneralisasi dengan lebih baik (Llugsu dkk., 2021). Penelitian ini menggunakan optimizer Adam, Nadam dan RMSprop.

2.11.1 Adaptive Moment Estimation optimization (Adam)

Pengoptimal Adam telah banyak digunakan dalam bidang deep learning karena tingkat pembelajarannya yang adaptif dan kecepatan konvergensi yang relatif cepat (Liu, 2021). Dengan menggunakan metode ini dapat menggunakan

banyak memori, konsistensi dalam garis gradien diagonal dan sangat dapat diterapkan pada masalah yang besar atau banyak parameter (J. Bi dkk., 2019).

2.11.2 *Nesterov-accelerated Adaptive Moment Estimation (Nadam)*

Nadam adalah pengoptimal Adam yang mengadopsi momentum Nesterov (Li dkk., 2020). Ini digunakan untuk meningkatkan kemampuan konvergensi dan karenanya meningkatkan proses pelatihan model dengan peningkatan tertentu pada algoritma penurunan gradien stokastik (Koushik dan Srinivasa, 2021). Dibandingkan dengan pengoptimal Adam, pengoptimal Nadam lebih cepat konvergen dan lebih cocok untuk fase pra-pelatihan (Xiao dkk., 2019).

2.11.3 *Root Mean Square Propagation (RMSprop)*

Fungsi RMSProp yang dikembangkan oleh Geoffrey Hinton biasanya merupakan pilihan yang cocok untuk RNN. Dalam algoritma RMSProp, laju pembelajaran untuk setiap parameter secara otomatis disesuaikan dengan rata-rata peluruhan eksponensial dari gradien kuadrat. Pengembang RMSProp menyarankan untuk mengatur nilai default untuk *learning rate* ke $\eta = 0.001$ (Moskolai dkk., 2021).

2.12 Matriks Evaluasi

Mean Absolute Percentage Error (MAPE) dan *Root Mean Squared Error (RMSE)*. Sebuah skor MAPE yang lebih rendah menunjukkan bahwa model memiliki akurasi prediksi yang lebih baik (Jamadar dkk., 2024). Nilai kualitas prediksi berdasarkan rentang MAPE ditunjukkan pada Tabel 2.1

Tabel 2.1. Rentang MAPE

MAPE	Deskripsi
< 10%	Signifikansi luar biasa
10% – 20%	Signifikansi baik
20% – 50%	Signifikansi moderat
> 50%	Signifikansi rendah

Berdasarkan panduan tersebut, metode dianggap memiliki dampak luar biasa jika nilai MAPE di bawah 10%. Jika nilai MAPE berada dalam rentang 10%-20%, model dianggap memiliki relevansi yang baik. Oleh karena itu, dalam penelitian ini, diharapkan peningkatan nilai MAPE tidak melebihi 20%. Selain itu, RMSE dan MAPE biasanya digunakan untuk mengevaluasi model *deep learning* dalam prediksi (Jamadar dkk., 2024). Metrik-metrik ini dihitung dengan menggunakan Persamaan 2.21 dan 2.22. Di sini, P_t adalah nilai prediksi pada waktu t , Z_t adalah

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.

nilai observasi pada waktu t dan N adalah jumlah prediksi (Zhang dkk., 2014).

$$\text{MAPE} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \left| \frac{P_t - \hat{Z}_t}{Z_t} \right| \quad (2.21)$$

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (P_t - \hat{Z}_t)^2} \quad (2.22)$$

2.13 Penelitian Terdahulu

Berikut merupakan beberapa penelitian terdahulu yang berkaitan dengan penelitian ini.

Tabel 2.2. Penelitian Terdahulu

Peneliti dan Tahun	Judul Penelitian	Hasil Penelitian
(Paranhos, 2021)	<i>Predicting Inflation with Recurrent Neural Networks</i>	RNN model LSTM dapat menghasilkan prediksi yang baik dalam meramalkan tren jangka panjang dari inflasi dan berkinerja baik dalam periode ketidakpastian ekonomi yang tinggi.
(Almosova & Andresen, 2023)	<i>Nonlinear inflation forecasting with recurrent neural networks</i>	Hasil menunjukkan bahwa LSTM unggul dalam memprediksi inflasi, terutama pada data non-musiman, karena kemampuannya memanfaatkan struktur lag secara menyeluruh, termasuk titik balik data.
(Amalou dkk., 2022)	<i>Multivariate time series prediction by RNN architectures for energy consumption forecasting</i>	Pada penelitian tersebut menggunakan beberapa arsitektur RNN seperti RNN dasar, LSTM dan GRU. Menghasilkan model GRU yang terbaik dilihat dari analisis indikator RMSE, MAE dan R^2 .
(Barkan dkk., 2023)	<i>Recurrent neural networks for time series classification</i>	Berdasarkan kumpulan data yang besar dari indeks CPI-U AS, evaluasi menunjukkan bahwa model HRNN secara signifikan mengungguli sejumlah besar baseline prediksi inflasi yang sudah ada.

Tabel 2.2. Penelitian Terdahulu (Tabel Lanjutan...)

Peneliti dan Tahun	Judul Penelitian	Hasil Penelitian
(Hewamalage dkk., 2021)	<i>Recurrent Neural Networks for Time Series Forecasting: Current status and future directions</i>	RNN, khususnya arsitektur bertumpuk dengan LSTM, merupakan alternatif kompetitif untuk peramalan. Meskipun membutuhkan deseasonalisation pada pola musiman heterogen dan biaya komputasi lebih tinggi, RNN dapat memanfaatkan informasi antar-seri untuk akurasi lebih baik. Dengan dukungan infrastruktur cloud, RNN sering kali melampaui model statistik seperti ETS dan ARIMA.
(Silka dkk., 2022)	<i>Recurrent neural network model for high-speed train vibration prediction from time series</i>	Hasil penelitian menunjukkan bahwa arsitektur yang diusulkan dapat mengatasi fluktuasi data dan menghasilkan prediksi dengan kesalahan yang lebih rendah dibandingkan model lain. Namun, model RNN-LSTM memiliki keterbatasan terkait data sensor, kondisi monoton, dan faktor eksternal di dunia nyata.
(Kumari dkk., 2023)	<i>Recurrent neural network architecture for forecasting banana prices in Gujarat, India</i>	RNN mengungguli model-model lain dalam penelitian ini dalam memprediksi harga yang akurat jika dibandingkan dengan berbagai teknik statistik dan pembelajaran mesin. Keakuratan metodologi lain seperti ARIMA, SARIMA, ARCH GARCH, dan ANN masih jauh dari yang diharapkan.
(Nasirtafreshi, 2022)	<i>Forecasting cryptocurrency prices using Recurrent Neural Network and Long Short-term Memory</i>	Penelitian ini menggunakan model deep learning berbasis RNN dengan metode LSTM untuk memprediksi harga cryptocurrency. Evaluasi menggunakan RMSE, MAE, MAPE, dan R^2 menunjukkan bahwa metode ini lebih unggul dibandingkan metode lain dalam prediksi harga <i>cryptocurrency</i> .

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.
- 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. Penelitian Terdahulu (Tabel Lanjutan...)

Peneliti dan Tahun	Judul Penelitian	Hasil Penelitian
Shen dkk., 2021)	<i>Bitcoin Return Volatility Forecasting: A Comparative Study between GARCH and RNN</i>	Membandingkan model ekonometrik (GARCH dan EWMA) dengan RNN dalam memprediksi volatilitas bitcoin. RNN unggul dalam prediksi rata-rata, namun kurang efektif dalam menangkap kejadian ekstrem dan memprediksi <i>Value at Risk</i> , menunjukkan bahwa <i>machine learning</i> tidak selalu lebih unggul dari model ekonometrik.
Kurnaz & Demir, 2022)	<i>Prediction of SO2 and PM10 air pollutants using a deep learning-based recurrent neural network: Case of industrial city Sakarya</i>	Hasil estimasi menunjukkan korelasi antara 0,67 hingga 0,88 dan RMSE antara 2,84 hingga 14,09, yang menunjukkan hasil prediksi yang cukup akurat meski dalam kondisi pandemi.
(Peirano dkk., 2021)	<i>Forecasting inflation in Latin American countries using a SARIMA–LSTM combination</i>	Hasil penelitian menunjukkan bahwa model yang diusulkan berdasarkan kombinasi SARIMA dan LSTM memiliki akurasi yang lebih tinggi dalam prakiraan inflasi dibandingkan SARIMA dan LSTM secara terpisah.
(Song dkk., 2020)	<i>Time-series well performance prediction based on Long Short-Term Memory (LSTM) neural network model</i>	Studi kasus pada data sintetik dan ladang minyak Xinjiang menunjukkan bahwa model LSTMungguli metode tradisional dan peramalan lainnya.
(Bathla, 2020)	<i>Stock Price prediction using LSTM and SVR</i>	Hasil analisis menunjukkan bahwa LSTM menghasilkan akurasi yang lebih baik dibandingkan SVR, mengatasi keterbatasan metode tradisional seperti regresi linier, SVR, dan ARIMA dalam menangani kompleksitas data deret waktu saham.

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.
- 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. Penelitian Terdahulu (Tabel Lanjutan...)

Peneliti dan Tahun	Judul Penelitian	Hasil Penelitian
(Pramod & Pm, 2021)	<i>Stock Price Prediction Using LSTM</i>	Pada pengujian saham TATAMOTORS, algoritma berhasil memprediksi harga pembukaan, seperti pada hari ke-300 (prediksi 166 INR, aktual 172 INR) dan hari ke-1484, dengan perbedaan minimal antara harga prediksi dan aktual.
(Pawar dkk., 2019)	<i>Stock Market Price Prediction Using LSTM RNN</i>	Model RNN-LSTM memberikan hasil prediksi yang lebih akurat dibandingkan dengan algoritma machine learning tradisional.
(Mehtab dkk., 2021)	<i>Stock Price Prediction Using Machine Learning and LSTM-Based Deep Learning Models</i>	Model univariat berbasis LSTM yang menggunakan data satu minggu sebelumnya sebagai input untuk memprediksi nilai pembukaan minggu berikutnya dari deret waktu NIFTY 50 adalah model yang paling akurat.
(Ma, 2020)	<i>Comparison of ARIMA, ANN and LSTM for Stock Price Prediction</i>	Hasil analisis menunjukkan bahwa model ANN lebih baik dibandingkan ARIMA, dan kinerja LSTM lebih unggul daripada ANN. Model ARIMA-GARCH meningkatkan akurasi ARIMA dengan memperbaiki <i>noise</i> putih.
(Mei & Guo, 2022)	<i>Comparative Analysis of CPI Index Intelligent Prediction Based on ARIMA & LSTM Model</i>	Penelitian ini membandingkan model ARIMA dan LSTM untuk memprediksi CPI China (1985-2020). Hasilnya menunjukkan bahwa meskipun kedua metode memiliki kelebihan dan kekurangan masing-masing, akurasi prediksi LSTM lebih tinggi daripada ARIMA.
(Feng, 2023)	<i>Analysis and Forecast of CPI in China Based on LSTM and VAR Model</i>	Hasilnya menunjukkan bahwa error LSTM jauh lebih rendah dibandingkan VAR dalam prediksi CPI, meskipun VAR memberikan penjelasan eksplisit melalui uji kausalitas Granger.

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.
- 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. Penelitian Terdahulu (Tabel Lanjutan...)

Peneliti dan Tahun	Judul Penelitian	Hasil Penelitian
(Kwon dkk., 2019)	<i>Time Series Classification of Cryptocurrency Price Trend Based on a Recurrent LSTM Neural Network</i>	Hasil perbandingan menggunakan nilai f1-score menunjukkan bahwa model LSTM mengungguli model gradient boosting (GB), yang dikenal memiliki kinerja prediksi yang baik. Dengan model LSTM, kami mencapai peningkatan kinerja sekitar 7% dibandingkan dengan model GB.
(Pramesti dkk., 2022)	<i>Multivariate time series stock price data prediction in the banking sector in Indonesia using Bidirectional Long Short-Term Memory (biLSTM)</i>	Hasil pengujian menunjukkan bahwa algoritma biLSTM dapat memprediksi harga saham secara akurat dengan nilai RMSE yang rendah dan MAPE di bawah 10%.
(Mardjo & Choksuchat, 2024)	<i>HyBiLSTM: Multivariate Bitcoin Price Forecasting Using Hybrid Time-Series Models With Bidirectional LSTM</i>	Hasilnya menunjukkan bahwa faktor eksogen meningkatkan performa ARIMA dan GARCH, sementara BiLSTM unggul dibandingkan varian LSTM lainnya saat dikombinasikan dengan ARIMAX GARCHX.
(Kim & Moon, 2019)	<i>BiLSTM model based on multivariate time series data in multiple field for forecasting trading area</i>	Model BiLSTM berbasis time series multivariat diterapkan pada prediksi area perdagangan, evaluasi menunjukkan model ini lebih unggul dibandingkan metode lain berdasarkan Root Mean Square Error.
(Yan dkk., 2025)	<i>Time series prediction of college student satisfaction based on BiLSTM in big data scenarios</i>	BiLSTM dengan konfigurasi optimal berhasil memprediksi kepuasan mahasiswa dengan akurasi tinggi, menghasilkan MSE 0.1975, MAE 0.290, R^2 0.89, dan koefisien korelasi 0.94. Model ini unggul dalam menangani data nonlinier, tidak stasioner, dan hubungan jangka panjang.

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.
- 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. Penelitian Terdahulu (Tabel Lanjutan...)

Peneliti dan Tahun	Judul Penelitian	Hasil Penelitian
(Said dkk., 2021)	<i>Predicting COVID-19 cases using bidirectional LSTM on multivariate time series</i>	Dengan menggunakan Bi-LSTM dan menyertakan informasi <i>lock-down</i> dalam data prakiraan, pendekatan yang diusulkan mencapai peningkatan yang signifikan dalam kinerja prediksi dibandingkan dengan teknik-teknik yang ada saat ini dengan Qatar sebagai contoh.
(Mootha dkk., 2020)	<i>Stock Price Prediction using Bidirectional LSTM based Sequence to Sequence Modeling and Multitask Learning</i>	Bi-Directional LSTM Seq2Seq dan sistem multitugas berhasil memprediksi harga OHCL saham Tata Consumer Products dengan RMSE masing-masing 3.98 dan 7.87, mengungguli algoritma pembelajaran mesin lainnya.
(L. Zhang dkk., 2021)	<i>Air quality predictions with a semi-supervised bidirectional LSTM neural network</i>	Model semi-supervised berbasis EMD dan BiLSTM berhasil memprediksi konsentrasi PM2.5 dengan akurat menggunakan data deret waktu sebagai input. Validasi menunjukkan performa unggul dibanding model LSTM standar.
(da Silva & Meneses, 2023)	<i>Comparing Long Short-Term Memory (LSTM) and bidirectional LSTM deep neural networks for power consumption prediction</i>	Hasil menunjukkan bahwa BiLSTM mengungguli LSTM secara signifikan berdasarkan metrik RMSE, MAE, MAPE, dan R^2 , dengan uji Friedman menunjukkan perbedaan signifikan secara statistik ($p = 0.0455$).
(Chew dkk., 2023)	<i>Gold Prices Forecasting Using Bidirectional LSTM Model Based on SPX500 Index, USD Index, Crude Oil Prices and CPI</i>	Penelitian ini menggunakan Bidirectional LSTM dengan optimasi random search untuk meningkatkan akurasi prediksi harga emas berdasarkan faktor seperti SPX500 Index, USD Index, harga minyak, dan CPI.

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.
- 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. Penelitian Terdahulu (Tabel Lanjutan...)

Peneliti dan Tahun	Judul Penelitian	Hasil Penelitian
Ch. Vo dkk., 2020)	<i>Brent Oil Price Prediction Using Bi-LSTM Network</i>	Model BOP-BL berbasis Bi-LSTM berhasil meningkatkan akurasi prediksi harga minyak Brent dibandingkan metode LSTM, CNN-LSTM, dan CNN-Bi-LSTM. Dengan tiga lapisan Bi-LSTM dan satu <i>fully connected layer</i> , model ini menghasilkan kinerja terbaik berdasarkan metrik MSE, MAE, RMSE, dan MAPE.
Yang & Guo, 2021)	<i>Inflation Prediction Method Based on Deep Learning</i>	Hasil penelitian menunjukkan bahwa model GRU-RNN memiliki kinerja yang baik dalam memprediksi tingkat inflasi di China, berdasarkan indikator Indeks Harga Konsumen (CPI). Dibandingkan dengan model tradisional seperti AR dan VAR.
(Cham dkk., 2024)	<i>Evaluation of Machine Learning Techniques for Forecasting Malaysia's Consumer Price Index: A Comparative Study</i>	Hasil penelitian menunjukkan bahwa model GRU (Gated Recurrent Unit) memberikan kinerja terbaik dalam memprediksi Indeks Harga Konsumen (CPI) Malaysia, dengan nilai RMSE, MSE, dan MAPE terendah.
Sudiatmika dkk., 2024)	<i>The Implementation of Gated Recurrent Unit (GRU) for Gold Price Prediction Using Yahoo Finance Data: A Case Study and Analysis</i>	Model GRU berhasil memprediksi harga emas dengan akurasi memadai. Kombinasi terbaik untuk kinerja model adalah batch size 64 dan 100 epoch, yang menghasilkan nilai MSE dan MAE terendah.
Dutta dkk., 2020)	<i>A Gated Recurrent Unit Approach to Bitcoin Price Prediction</i>	Hasil penelitian menunjukkan bahwa model GRU dengan recurrent dropout lebih baik dalam memprediksi harga Bitcoin harian dibandingkan dengan model lain yang ada.

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. Penelitian Terdahulu (Tabel Lanjutan...)

Peneliti dan Tahun	Judul Penelitian	Hasil Penelitian
(Pallotta & Ciciretti, 2024)	<i>Should You Use GARCH Models for Forecasting Volatility? A Comparison to GRU Neural Networks</i>	Model Gated Recurrent Unit (GRU) lebih cocok untuk peramalan volatilitas dibandingkan dengan model GARCH, Markov Switching GARCH, dan Hidden Markov Model.
(Obaidur Rahman dkk., 2019)	<i>Predicting Prices of Stock Market using Gated Recurrent Units (GRUs) Neural Networks</i>	Model Gated Recurrent Units (GRU) yang dimodifikasi berhasil memprediksi harga saham dengan akurasi tinggi, mengatasi masalah local minima, dan mengurangi kompleksitas waktu. Penggunaan mini-batch gradient descent memberikan hasil yang baik, dengan evaluasi menunjukkan akurasi yang baik pada dataset waktu nyata.
(Xu dkk., 2022)	<i>Stock movement prediction via gated recurrent unit network based on reinforcement learning with incorporated attention mechanisms</i>	Model prediksi pergerakan harga saham berbasis Bidirectional GRU dengan <i>reinforcement learning</i> (RL) dan mekanisme perhatian berhasil mengatasi noise pada teks berita dan meningkatkan representasi semantik. Model ini mengungguli pendekatan lain dan mencapai kinerja terbaik.
(Van Maasakkers dkk., 2023)	<i>Next-basket prediction in a high-dimensional setting using gated recurrent units</i>	Model GRU untuk prediksi keranjang belanja berikutnya berhasil mengungguli model benchmark dan model prediksi terkini pada dua dataset nyata. Model ini mampu menangkap preferensi dinamis pelanggan, perilaku pembelian berulang, dan keterkaitan produk dalam keranjang belanja, serta dapat menangani berbagai variabel tambahan.
(Al-Shabandar dkk., 2021)	<i>A deep gated recurrent neural network for petroleum production forecasting</i>	Model <i>deep-gated recurrent neural network</i> (GRU) yang diusulkan untuk peramalan produksi minyak lebih unggul dibandingkan dengan pendekatan standar lainnya.

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

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

Tabel 2.2. Penelitian Terdahulu (Tabel Lanjutan...)

Peneliti dan Tahun	Judul Penelitian	Hasil Penelitian
X. Li dkk., 2020)	<i>Application of Gated Recurrent Unit (GRU) Neural Network for Smart Batch Production Prediction</i>	Model berbasis Gated Recurrent Unit (GRU) untuk peramalan produksi batch di reservoir konglomerat China mengungguli pendekatan lainnya, seperti RNN dan LSTM, dalam akurasi dan kemampuan generalisasi.
(Anjung dkk., 2024)	<i>Implementation Of the Bidirectional Gated Recurrent Unit Algorithm on Consumer Price Index Data in Indonesia</i>	Model BiGRU (Bidirectional Gated Recurrent Unit) memberikan hasil peramalan yang sangat baik untuk data CPI Indonesia, dengan MAPE sebesar 0.24%.
(Liang dkk., 2020)	<i>Mine Gas Concentration Forecasting Model Based on an Optimized BiGRU Network</i>	Model Adamax-BiGRU untuk peramalan konsentrasi gas mengungguli model RNN, LSTM, dan GRU, dengan pengurangan error pada set pengujian sebesar 25.58%, 12.53%, dan 3.01%, masing-masing.
(Vii dkk., 2024)	<i>Optimizing E-Commerce Fraud Detection with BiGRU and Capsule Network Architectures</i>	Metode yang diusulkan, BiGRU-A-CapsNet, mengungguli model BiGRU dan CapsNet dalam deteksi intrusi pada sistem e-commerce, dengan akurasi rata-rata 95.44%.
(M. Bi dkk., 2024)	<i>A Hybrid Prediction Model for International Crude Oil Price Based on Variational Mode Decomposition with BiTCN-BiGRU-Attention Deep Learning Techniques</i>	Model Hybrid CLA-Conv BiGRU dengan strategi preprocessing berbasis HP Filter berhasil membangun sistem prediksi harga sayuran yang kuat.
(Y. Li dkk., 2021)	<i>A New Hybrid VMD-ICSS-BiGRU Approach for Gold Futures Price Forecasting and Algorithmic Trading</i>	Penelitian ini mengusulkan pendekatan hibrida VMD-ICSS-BiGRU untuk memprediksi harga emas, yang terbukti meningkatkan akurasi prediksi dibandingkan model lainnya.

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

Tabel 2.2. Penelitian Terdahulu (Tabel Lanjutan...)

Peneliti dan Tahun	Judul Penelitian	Hasil Penelitian
(Wang dkk., 2022)	<i>Traffic flow prediction using bi-directional gated recurrent unit method</i>	Model Bi-GRU berhasil memprediksi arus lalu lintas dengan akurasi tinggi dibandingkan model GRU, Bi-LSTM, LSTM, dan ARIMA. Dengan RMSE 30,38, MAPE 9,88%, dan MAE 23,35, Bi-GRU unggul dalam menangkap karakteristik temporal non-linear arus lalu lintas, meskipun terdapat sedikit lag pada prediksi.
(C. Wang dkk., 2020)	<i>Vessel trajectory prediction based on AIS data and bi-directional GRU</i>	Hasil eksperimen menunjukkan bahwa Bi-GRU memiliki akurasi lebih tinggi dan kesalahan lebih kecil dibandingkan model LSTM dan GRU, sehingga efektif untuk memantau lalu lintas kapal dan mencegah kecelakaan di pelabuhan.
(Jrhilifa dkk., 2024)	<i>Forecasting smart home electricity consumption using VMD-Bi-GRU</i>	Model hybrid VMD-Bi-GRU digunakan untuk memprediksi konsumsi energi rumah tangga selama 24 jam ke depan dengan interval 15 menit. Hasil menunjukkan kinerja luar biasa dengan MSE 0.0038 KW, MAE 0.046 KW, MAPE 0.11%, dan R^2 0.98, menjadikannya model prediksi yang sangat akurat.
(X. Li dkk., 2022)	<i>Time-series production forecasting method based on the integration of Bidirectional Gated Recurrent Unit (Bi-GRU) network and Sparrow Search Algorithm (SSA)</i>	Uji coba pada data simulasi, sumur tunggal aktual, dan multi-sumur menunjukkan model ini lebih unggul dalam akurasi dan ketahanan dibanding metode tradisional dan jaringan saraf satu arah.
(He dkk., 2020)	<i>Research on Short-term Power Load Forecasting Based on Bi-GRU</i>	Model ini diterapkan pada data beban listrik suatu distrik di China dan menunjukkan performa superior dalam relevansi data waktu dan keakuratan prediksi.

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

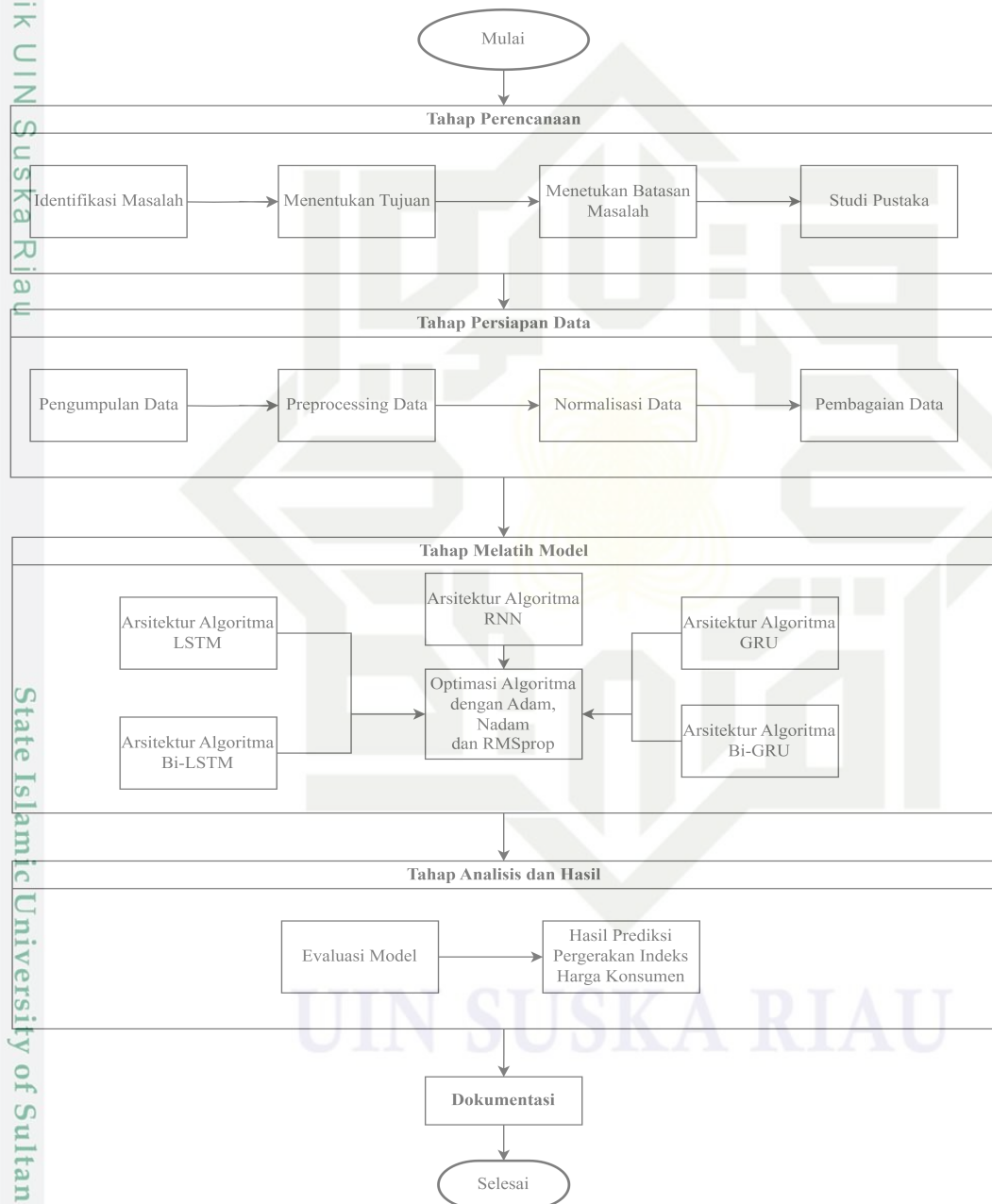
1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan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

Setiap langkah dan proses yang dilakukan dalam penelitian ini dijelaskan melalui diagram alir, yang mencakup dari tahap perencanaan hingga dokumentasi, seperti yang ditunjukkan pada Gambar 3.1.



Gambar 3.1. Metodologi Penelitian



3.1 Tahap Perencanaan

Tahapan perencanaan merupakan tahap mendefinisikan ide awal penelitian, dimana pada tahap ini terdiri dari:

1. Identifikasi Masalah

Kenaikan IHK di Pekanbaru, Dumai, dan Tembilahan dapat berdampak signifikan terhadap peningkatan nilai inflasi. Oleh karena itu, diperlukan analisis yang mendalam untuk menggambarkan kondisi IHK secara menyeluruh, sehingga dapat diambil langkah-langkah yang tepat untuk mengendalikan inflasi dan menjaga stabilitas ekonomi daerah.

2. Menentukan Tujuan

Untuk memperjelas arah dan fokus penelitian, pada tahap ini ditentukan tujuan dari penelitian. Adapun tujuan penelitian ini adalah untuk memprediksi pergerakan indeks harga konsumen dan mengetahui tingkat keakuratannya algoritma yang diterapkan yaitu RNN, LSTM, Bi-LSTM, GRU dan Bi-GRU.

3. Batasan Masalah

Batasan masalah dapat membantu menentukan batas dan lingkup penelitian baik dari studi kasus maupun dari algoritma.

4. Studi Pustaka

Setelah permasalahan, tujuan, dan batasan masalah diidentifikasi maka pada tahap ini dilakukan studi literatur terkait pemahaman materi yang akan dibahas dalam penelitian.

3.2 Tahap Pengumpulan Data

Persiapan data bertujuan untuk memperoleh data-data yang berhubungan dengan penelitian. Adapun tahap dari persiapan data sebagai berikut:

1. Pengumpulan Data

Pengumpulan data pada penelitian ini dilakukan dengan mengambil data melalui situs bps.riau.go.id.

2. *Preprocessing* Data

Pada tahap ini dilakukan pembersihan data untuk menghilangkan kolom yang kurang relevan dan menghapus baris yang kosong pada data.

3. Normalisasi Data

Tahapan ini dilakukan untuk mengubah nilai pada data menjadi rentang 0 hingga 1 dengan menggunakan teknik *Min-Max Normalization*.

4. Pembagian data

Pembagian data pada penelitian ini dilakukan dengan teknik *Walk-Forward Validation* untuk menentukan data latih dan data uji.

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.

3.3 Tahap melatih Model

Tahap ini merupakan proses dilakukannya pengolahan data untuk mendapatkan model yang terlatih. Adapun algoritma yang digunakan yaitu RNN, LSTM, Bi-LSTM, GRU dan Bi-GRU yang dioptimasi dengan ADAM, NADAM dan RM-Sprop.

3.4 Tahap Analisis dan Hasil

Tahapan ini menghasilkan output berupa informasi dan pengetahuan berdasarkan permasalahan yang diteliti. Adapun tahapan dari analisis dan hasil yaitu:

1. Evaluasi Model

Untuk mengetahui algoritma mana yang paling baik maka dilakukan perhitungan tingkat kesalahan dari setiap algoritma menggunakan matriks evaluasi RMSE dan MAPE.

2. Hasil Prediksi Pergerakan Indeks Harga Konsumen

Setelah melatih model dan didapatkan model dengan tingkat kesalahan terendah bandingkan hasil prediksi dan data aktual IHK.

3.5 Dokumentasi

Tahapan yang paling akhir adalah proses pembuatan laporan penelitian, yang hasil akhirnya berupa dokumentasi laporan tugas akhir.

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

BAB 5

PENUTUP

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil analisis, disimpulkan bahwa model BiGRU menunjukkan performa unggul di Pekanbaru dan Dumai. Hal ini terlihat dari nilai RMSE (Root Mean Squared Error) dan MAPE (Mean Absolute Percentage Error) yang paling rendah. Di Pekanbaru, BiGRU mencapai RMSE 0,8497 dan MAPE 1,2603%. Sementara itu, di Dumai, BiGRU mencatatkan RMSE 0,8160 dan MAPE 1,1540%.

Sebaliknya, model GRU menunjukkan performa paling optimal di Tembilahan, dengan nilai RMSE sebesar 0,4613 dan MAPE sebesar 0,6938%. Ini menunjukkan bahwa GRU lebih efektif untuk kota-kota dengan data IHK yang lebih stabil. Penelitian ini menegaskan bahwa teknik deep learning sangat efektif dalam memprediksi pola IHK. Temuan ini memberikan wawasan berharga bagi para pembuat kebijakan dan peneliti di masa mendatang untuk menyempurnakan model dan strategi ekonomi demi akurasi yang lebih tinggi.

5.2 Saran

Peneliti mengajukan beberapa saran sebagai berikut:

1. Untuk memperkuat model prediksi IHK, sangat penting untuk mengintegrasikan variabel eksternal seperti harga komoditas global, kebijakan moneter, nilai tukar rupiah, dan pertumbuhan ekonomi regional, agar model lebih komprehensif dan prediktif.
2. Disarankan juga untuk membandingkan model deep learning dengan model tradisional memberikan perspektif yang lebih lengkap tentang efektivitas model deep learning, akan sangat bermanfaat untuk membandingkan kinerja model BiGRU dan GRU dengan model ekonometrik tradisional yang sering digunakan dalam prediksi inflasi.

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 PUSTAKA

- AKSU, G., GÜZELLER, C. O., & ESER, M. T. (2019). The Effect of the Normalization Method Used in Different Sample Sizes on the Success of Artificial Neural Network Model. *International Journal of Assessment Tools in Education*, 6(2), 170–192. <https://doi.org/10.21449/ijate.479404>
- Almosova, A., & Andresen, N. (2023). Nonlinear inflation forecasting with recurrent neural networks. *Journal of Forecasting*, 42(2), 240–259. <https://doi.org/10.1002/for.2901>
- A-Shabandar, R., Jaddoa, A., Liatsis, P., & Hussain, A. J. (2021). A deep gated recurrent neural network for petroleum production forecasting. *Machine Learning with Applications*, 3, 100013. <https://doi.org/10.1016/j.mlwa.2020.100013>
- Alsharef, A., Aggarwal, K., Sonia, Kumar, M., & Mishra, A. (2022). Review of ML and AutoML Solutions to Forecast Time-Series Data. *Archives of Computational Methods in Engineering*, 29(7), 5297–5311. <https://doi.org/10.1007/s11831-022-09765-0>
- Amalou, I., Mouhni, N., & Abdali, A. (2022). Multivariate time series prediction by RNN architectures for energy consumption forecasting. *Energy Reports*, 8, 1084–1091. <https://doi.org/10.1016/j.egyr.2022.07.139>
- Arthur, C., Yudistira, N., & Dewi, C. (2024). AutoCyclic: Deep Learning Optimizer for Time Series Data Prediction. *IEEE Access*, 12, 14014–14026. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3356553>
- Arwansyah, Suryani, SY, H., Usman, Ahyuna, & Alam, S. (2024). Time Series Forecasting Menggunakan Deep Gated Recurrent Units. *Digital Transformation Technology (Digitech)*, 4(1), 410–416. <https://doi.org/10.47709/digitech.v4i1.4141>
- Aung, N. N., Pang, J., Chua, M. C. H., & Tan, H. X. (2023). A novel bidirectional LSTM deep learning approach for COVID-19 forecasting. *Scientific Reports*, 13(1), 17953. <https://doi.org/10.1038/s41598-023-44924-8>
- Barkan, O., Benchimol, J., Caspi, I., Cohen, E., Hammer, A., & Koenigstein, N. (2020). *Forecasting CPI Inflation Components with Hierarchical Recurrent Neural Networks*.
- Barkan, O., Benchimol, J., Caspi, I., Cohen, E., Hammer, A., & Koenigstein, N. (2023). Forecasting CPI inflation components with Hierarchical Recurrent Neural Networks. *International Journal of Forecasting*, 39(3), 1145–1162. <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2022.04.009>

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.

- Bathla, G. (2020). Stock Price prediction using LSTM and SVR. *2020 Sixth International Conference on Parallel, Distributed and Grid Computing (PDGC)*, 211–214. <https://doi.org/10.1109/PDGC50313.2020.9315800>
- Bi, J., Li, S., Yuan, H., Zhao, Z., & Liu, H. (2019). Deep Neural Networks for Predicting Task Time Series in Cloud Computing Systems. *2019 IEEE 16th International Conference on Networking, Sensing and Control (ICNSC)*, 86–91. <https://doi.org/10.1109/ICNSC.2019.8743188>
- Bi, L., Hu, G., Raza, M. M., Kandel, Y., Leandro, L., & Mueller, D. (2020). A Gated Recurrent Units (GRU)-Based Model for Early Detection of Soybean Sudden Death Syndrome through Time-Series Satellite Imagery. *Remote Sensing*, 12(21), 3621. <https://doi.org/10.3390/rs12213621>
- Bi, M., Liu, Z., & Yang, X. (2024). *A Hybrid Prediction Model for International Crude Oil Price Based on Variational Mode Decomposition with BiTCN-BiGRU-Attention Deep Learning Techniques*. <https://doi.org/10.21203/rs.3.rs-5284460/v1>
- Bialek, J. (2020). Proposition of a hybrid price index formula for the Consumer Price Index measurement. *Equilibrium. Quarterly Journal of Economics and Economic Policy*, 15(4), 697–716. <https://doi.org/10.24136/eq.2020.030>
- Cham, Y. C., Nor, M. H. M., & Lee, B. K. B. (2024). Evaluation of Machine Learning Techniques for Forecasting Malaysia's Consumer Price Index: A Comparative Study. *Journal of Quality Measurement and Analysis*, 20(3). <https://doi.org/10.17576/jqma.2003.2024.14>
- Chang, S. H., & Lee, S. (2023). Note on Pattern Changes in Consumer Price Index (CPI) Year-On-Year (YoY) of the Republic of Korea Since the COVID-19 Pandemic via Statistical Analysis. *Indian Journal of Economics and Business*, 22(1), 1–8. <http://www.ashwinanokha.com/IJEB.php>
- Chew, L. M., Ngu Chuan Yi, S., & Yeng, O. L. (2023). Gold Prices Forecasting Using Bidirectional LSTM Model Based on SPX500 Index, USD Index, Crude Oil Prices and CPI. *2023 11th International Conference on Information and Communication Technology (ICoICT)*, 539–544. <https://doi.org/10.1109/ICoICT58202.2023.10262481>
- da Silva, D. G., & Meneses, A. A. de M. (2023). Comparing Long Short-Term Memory (LSTM) and bidirectional LSTM deep neural networks for power consumption prediction. *Energy Reports*, 10, 3315–3334. <https://doi.org/10.1016/j.egy.2023.09.175>
- Darmawan, G., Gusriani, N., Ruslan, R., Agustiana, F., & Saputra, R. A. (2023). Perbandingan Model Bidirectional-LSTM dan Singular Spectrum Analysis dalam Peramalan Harga Cabai. *Innovative: Journal of Social Science*

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.

Research, 3(2), 1504–1514. <https://j-innovative.org/index.php/Innovative/article/view/461>

Dewi, R. K., Tantular, B., Suprijadi, J., & Pravitasari, A. A. (2023). Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Aplikasi E-Samsat Provinsi Jawa Barat Menggunakan Metode BiGRU. *Inferensi*, 1(1), 1. <https://doi.org/10.12962/j27213862.v1i1.19113>

Dong, S., Wang, P., & Abbas, K. (2021). A survey on deep learning and its applications. *Computer Science Review*, 40, 100379. <https://doi.org/10.1016/j.cosrev.2021.100379>

Duan, Y., Liu, Y., Wang, Y., Ren, S., & Wang, Y. (2023). Improved BiGRU Model and Its Application in Stock Price Forecasting. *Electronics*, 12(12), 2718. <https://doi.org/10.3390/electronics12122718>

Dutta, A., Kumar, S., & Basu, M. (2020). A Gated Recurrent Unit Approach to Bitcoin Price Prediction. *Journal of Risk and Financial Management*, 13(2), 23. <https://doi.org/10.3390/jrfm13020023>

Feng, H. (2023). Analysis and Forecast of CPI in China Based on LSTM and VAR Model. *Internet Finance and Digital Economy*, 339–357. https://doi.org/10.1142/9789811267505_0025

Gao, S., Huang, Y., Zhang, S., Han, J., Wang, G., Zhang, M., & Lin, Q. (2020). Short-term runoff prediction with GRU and LSTM networks without requiring time step optimization during sample generation. *Journal of Hydrology*, 589, 125188. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2020.125188>

Ghosh, A., & Grolinger, K. (2020). Edge-Cloud Computing for IoT Data Analytics: Embedding Intelligence in the Edge with Deep Learning. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 1–1. <https://doi.org/10.1109/TII.2020.3008711>

Ho, A., Nguyen, T., & Le, T. (2020). Brent Oil Price Prediction Using Bi-LSTM Network. *Intelligent Automation & Soft Computing*, 26(4), 1307–1317. <https://doi.org/10.32604/iasc.2020.013189>

Hafni, R., & Hariani, P. (2022). Analysis of the Development of the Consumer Price Index in Indonesia 2014-2020. *Proceedings of the 3rd International Conference of Business, Accounting, and Economics, ICBAE 2022, 10-11 August 2022, Purwokerto, Central Java, Indonesia*. <https://doi.org/10.4108/eai.10-8-2022.2320766>

Hali Mukron, M., Susianti, I., Azzahra, F., Nur Kumala, Y., Risnita Widiyana, F., & Al Haris, M. (2021). Peramalan Indeks Harga Konsumen Indonesia Menggunakan Autoregressive Integrated Moving Average. *Jurnal Statistika Industri dan Komputasi*, 6(1), 20–25.



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.

- Han, C., & Fu, X. (2023). Challenge and Opportunity: Deep Learning-Based Stock Price Prediction by Using Bi-Directional LSTM Model. *Frontiers in Business, Economics and Management*, 8(2), 51–54. <https://doi.org/10.54097/fbem.v8i2.6616>
- Han, Z., Zhao, J., Leung, H., Ma, K. F., & Wang, W. (2021). A Review of Deep Learning Models for Time Series Prediction. *IEEE Sensors Journal*, 21(6), 7833–7848. <https://doi.org/10.1109/JSEN.2019.2923982>
- Hansun, S., & Suryadibrata, A. (2021). Gold Price Prediction in COVID-19 Era. *International Journal of Computational Intelligence in Control Copyrights @Muk Publications*, 13(2), 1–4.
- He, H., Wang, H., Ma, H., Liu, X., Jia, Y., & Gong, G. (2020). Research on Short-term Power Load Forecasting Based on Bi-GRU. *Journal of Physics: Conference Series*, 1639(1), 012017. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1639/1/012017>
- Hewamalage, H., Bergmeir, C., & Bandara, K. (2021). Recurrent Neural Networks for Time Series Forecasting: Current status and future directions. *International Journal of Forecasting*, 37(1), 388–427. <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2020.06.008>
- Hua, Y., Zhao, Z., Li, R., Chen, X., Liu, Z., & Zhang, H. (2019). Deep Learning with Long Short-Term Memory for Time Series Prediction. *IEEE Communications Magazine*, 57(6), 114–119. <https://doi.org/10.1109/MCOM.2019.1800155>
- Jamadar, J., Pittala, R. B., Silpa, G., Arunkumar, P., Ahmad, A., & Prasad, G. N. R. (2024). GRU-RNN Model to Analyze and Predict the Inflation by Consumer Price Index. Dalam *J. Electrical Systems* (Vol. 20, Nomor 6).
- Janiesch, C., Zschech, P., & Heinrich, K. (2021). Machine learning and deep learning. *Electronic Markets*, 31(3), 685–695. <https://doi.org/10.1007/s12525-021-00475-2>
- Jayaheri, S. H. (2014). Response modeling in direct marketing: a data mining based approach for target selection. Dalam *Data Mining Applications with R* (hlm. 153–180). Elsevier. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-411511-8.00006-2>
- Jhilifa, I., Ouadi, H., Jilbab, A., & Mounir, N. (2024). Forecasting smart home electricity consumption using VMD-Bi-GRU. *Energy Efficiency*, 17(4), 35. <https://doi.org/10.1007/s12053-024-10205-0>
- Khalis Sofi, Aswan Supriyadi Sunge, Sasmitoh Rahmad Riady, & Antika Zahrotul Kamalia. (2021). Perbandingan Algoritma Linear Regression, LSTM, Dan



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.

GRU Dalam Memprediksi Harga Saham Dengan Model Time Series. *SEMINASTIKA*, 3(1), 39–46. <https://doi.org/10.47002/seminastika.v3i1.275>

Kim, J., & Moon, N. (2019). BiLSTM model based on multivariate time series data in multiple field for forecasting trading area. *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*. <https://doi.org/10.1007/s12652-019-01398-9>

Konarasinghe, K. (2022). Modeling Consumer Price Index of Thailand. *Konarasinghe, KMUB (2022). Modeling Consumer Price Index of Thailand. Journal of New Frontiers in Education and Social Sciences*, 2(1), 1–15.

Kumari, P., Goswami, V., N., H., & Pundir, R. S. (2023). Recurrent neural network architecture for forecasting banana prices in Gujarat, India. *PLOS ONE*, 18(6), e0275702. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0275702>

Kurnaz, G., & Demir, A. S. (2022). Prediction of SO₂ and PM₁₀ air pollutants using a deep learning-based recurrent neural network: Case of industrial city Sakarya. *Urban Climate*, 41, 101051. <https://doi.org/10.1016/j.uclim.2021.101051>

Kwon, D. H., Kim, J. B., Heo, J. S., Kim, C. M., & Han, Y. H. (2019). Time series classification of cryptocurrency price trend based on a recurrent LSTM neural network. *Journal of Information Processing Systems*, 15(3), 694–706. <https://doi.org/10.3745/JIPS.03.0120>

Li, L., Xu, W., & Yu, H. (2020). Character-level neural network model based on Nadam optimization and its application in clinical concept extraction. *Neurocomputing*, 414, 182–190. <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2020.07.027>

Li, P., Luo, A., Liu, J., Wang, Y., Zhu, J., Deng, Y., & Zhang, J. (2020). Bidirectional Gated Recurrent Unit Neural Network for Chinese Address Element Segmentation. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 9(11), 635. <https://doi.org/10.3390/ijgi9110635>

Li, X., Ma, X., Xiao, F., Wang, F., & Zhang, S. (2020). Application of Gated Recurrent Unit (GRU) Neural Network for Smart Batch Production Prediction. *Energies*, 13(22), 6121. <https://doi.org/10.3390/en13226121>

Li, X., Ma, X., Xiao, F., Xiao, C., Wang, F., & Zhang, S. (2022). Time-series production forecasting method based on the integration of Bidirectional Gated Recurrent Unit (Bi-GRU) network and Sparrow Search Algorithm (SSA). *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 208, 109309. <https://doi.org/10.1016/j.petrol.2021.109309>

Li, Y., Wang, S., Wei, Y., & Zhu, Q. (2021). A New Hybrid VMD-ICSS-BiGRU Approach for Gold Futures Price Forecasting and Algorithmic Trading. *IEEE*

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.

Transactions on Computational Social Systems, 8(6), 1357–1368. <https://doi.org/10.1109/TCSS.2021.3084847>

Liang, R., Chang, X., Jia, P., & Xu, C. (2020). Mine Gas Concentration Forecasting Model Based on an Optimized BiGRU Network. *ACS Omega*, 5(44), 28579–28586. <https://doi.org/10.1021/acsomega.0c03417>

Liu, X. (2021). Research on the forecast of coal price based on LSTM with improved Adam optimizer. *Journal of Physics: Conference Series*, 1941(1), 012069. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1941/1/012069>

Mugsi, R., Yacoubi, S. El, Fontaine, A., & Lupera, P. (2021). Comparison between Adam, AdaMax and Adam W optimizers to implement a Weather Forecast based on Neural Networks for the Andean city of Quito. *2021 IEEE Fifth Ecuador Technical Chapters Meeting (ETCM)*, 1–6. <https://doi.org/10.1109/ETCM53643.2021.9590681>

Luchia, N. T., Tasia, E., Ramadhani, I., Rahmadeyan, A., & Zahra, R. (2024). Performance Comparison Between Artificial Neural Network, Recurrent Neural Network and Long Short-Term Memory for Prediction of Extreme Climate Change. *Public Research Journal of Engineering, Data Technology and Computer Science*, 1(2), 62–70. <https://doi.org/10.57152/predatecs.v1i2.864>

Ma, Q. (2020). Comparison of ARIMA, ANN and LSTM for Stock Price Prediction. *E3S Web of Conferences*, 218, 01026. <https://doi.org/10.1051/e3sconf/202021801026>

Mardjo, A., & Choksuchat, C. (2024). HyBiLSTM: Multivariate Bitcoin Price Forecasting Using Hybrid Time-Series Models With Bidirectional LSTM. *IEEE Access*, 12, 50792–50808. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3386029>

Mehtab, S., Sen, J., & Dutta, A. (2021). Stock Price Prediction Using Machine Learning and LSTM-Based Deep Learning Models. Dalam S. M. Thampi, S. Piramuthu, K.-C. Li, S. Berretti, M. Wozniak, & D. Singh (Ed.), *Machine Learning and Metaheuristics Algorithms, and Applications* (hlm. 88–106). Springer Singapore.

Mei, J., & Guo, M. (2022). Comparative Analysis of CPI Index Intelligent Prediction Based on ARIMA & LSTM Model. *2022 2nd Asia-Pacific Conference on Communications Technology and Computer Science (ACCTCS)*, 405–409. <https://doi.org/10.1109/ACCTCS53867.2022.00090>

Meng, F., Song, T., Xu, D., Xie, P., & Li, Y. (2021). Forecasting tropical cyclones wave height using bidirectional gated recurrent unit. *Ocean Engineering*, 234, 1–11. <https://doi.org/10.1016/j.oceaneng.2021.108795>

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.

- Meriani, A. P., & Rahmatulloh, A. (2024). Perbandingan Gated Recurrent Unit (GRU) Dan Algoritma Long Short-Term Memory (LSTM) Linear Refression Dalam Prediksi Harga Emas Menggunakan Model Time Series. *Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan*, 12(1). <https://doi.org/10.23960/jitet.v12i1.3808>
- Mootha, S., Sridhar, S., Seetharaman, R., & Chitrakala, S. (2020). Stock Price Prediction using Bi-Directional LSTM based Sequence to Sequence Modeling and Multitask Learning. *2020 11th IEEE Annual Ubiquitous Computing, Electronics & Mobile Communication Conference (UEMCON)*, 0078–0086. <https://doi.org/10.1109/UEMCON51285.2020.9298066>
- Moskolai, W. R., Abdou, W., Dipanda, A., & Kolyang. (2021). Application of Deep Learning Architectures for Satellite Image Time Series Prediction: A Review. *Remote Sensing*, 13(23), 4822. <https://doi.org/10.3390/rs13234822>
- Mutiara, A., Fitriyati, N., & Mahmudi, M. (2024). Analisis Laju Prediksi Inflasi di Indonesia: Perbandingan Model GARCH/ARCH dengan Long Short Term Memory. *Jurnal Lebesgue : Jurnal Ilmiah Pendidikan Matematika, Matematika dan Statistika*, 5(1), 94–110. <https://doi.org/10.46306/lb.v5i1.508>
- Nasirtafreshi, I. (2022). Forecasting cryptocurrency prices using Recurrent Neural Network and Long Short-term Memory. *Data & Knowledge Engineering*, 139, 102009. <https://doi.org/10.1016/j.datak.2022.102009>
- Nguyen, T.-T., Nguyen, H.-G., Lee, J.-Y., Wang, Y.-L., & Tsai, C.-S. (2023). The consumer price index prediction using machine learning approaches: Evidence from the United States. *Heliyon*, 9(10), e20730. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2023.e20730>
- Obaidur Rahman, M., Sabir Hossain, M., Shafiul Alam Forhad, M., Junaid, T.-S., & Kamal Hossen, M. (2019). Predicting Prices of Stock Market using Gated Recurrent Units (GRUs) Neural Networks. Dalam *IJCSNS International Journal of Computer Science and Network Security* (Vol. 19, Nomor 1). <https://www.researchgate.net/publication/331385031>
- Oni, M., Lauro, M. D., Winata, A., & Handhayani, T. (2023). Analysis And Forecasting of Foodstuffs Prices in Bandung Using Gated Recurrent Unit. *Jurnal Esensi Infokom : Jurnal Esensi Sistem Informasi dan Sistem Komputer*, 7(2), 15–21. <https://doi.org/10.55886/infokom.v7i2.651>
- Pallotta, A., & Ciciretti, V. (2024). Should You Use GARCH Models for Forecasting Volatility? A Comparison to GRU Neural Networks. *Studies in Nonlinear Dynamics & Econometrics*, 28(5), 725–738. <https://doi.org/10.1515/snde-2022-0025>

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.

- Paranhos, L. (2021). Predicting Inflation with Recurrent Neural Networks. *R&R at the International Journal of Forecasting*. <http://arxiv.org/abs/2104.03757>
- Pawar, K., Jalem, R. S., & Tiwari, V. (2019). Stock Market Price Prediction Using LSTM RNN. Dalam V. S. Rathore, M. Worring, D. K. Mishra, A. Joshi, & S. Maheshwari (Ed.), *Emerging Trends in Expert Applications and Security* (hlm. 493–503). Springer Singapore.
- Peirano, R., Kristjanpoller, W., & Minutolo, M. C. (2021). Forecasting inflation in Latin American countries using a SARIMA–LSTM combination. *Soft Computing*, 25(16), 10851–10862. <https://doi.org/10.1007/s00500-021-06016-5>
- Pramesti, M. I., Indra Indikawati, F., & Prahara, A. (2022). Multivariate time series stock price data prediction in the banking sector in Indonesia using Bidirectional Long Short-Term Memory (biLSTM). Dalam *Signal and Image Processing Letters* (Vol. 4, Nomor 2). <https://simple.ascee.org/28https://simple.ascee.org/simple@ascee.org>
- Pramod, & Pm, M. (2021). Stock Price Prediction Using LSTM. *Test Engineering and Management*, 83, 5246–5251.
- Prayogi, K., Gata, W., & Kussanti, D. P. (2024). Prediksi Harga Saham Bank Central Asia Menggunakan Algoritma Deep Learning GRU. *Jutisi : Jurnal Ilmiah Teknik Informatika dan Sistem Informasi*, 13(1), 647. <https://doi.org/10.35889/jutisi.v13i1.1910>
- Priamananda, S. B., & Isa, S. M. (2021). Forecasting Gold Price in Rupiah using Multivariate Analysis with LSTM and GRU Neural Networks. *Advances in Science, Technology and Engineering Systems Journal*, 6(2), 245–253. <https://doi.org/10.25046/aj060227>
- Puteri, D. I. (2023). Implementasi Long Short Term Memory (LSTM) dan Bidirectional Long Short Term Memory (BiLSTM) Dalam Prediksi Harga Saham Syariah. *Euler : Jurnal Ilmiah Matematika, Sains dan Teknologi*, 11(1), 35–43. <https://doi.org/10.34312/euler.v11i1.19791>
- Ruder, S. (2016). An overview of gradient descent optimization algorithms. *CoRR*, 1–14.
- Sai Koushik, S. S., & Srinivasa, K. G. (2021). Detection of respiratory diseases from chest X rays using Nesterov accelerated adaptive moment estimation. *Measurement*, 176, 109153. <https://doi.org/10.1016/j.measurement.2021.109153>
- Said, A. Ben, Erradi, A., Aly, H. A., & Mohamed, A. (2021). Predicting COVID-19 cases using bidirectional LSTM on multivariate time series. *Environmental*



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

Science and Pollution Research, 28(40), 56043–56052.
<https://doi.org/10.1007/s11356-021-14286-7>

Sezer, O. B., Gudelek, M. U., & Ozbayoglu, A. M. (2020). Financial time series forecasting with deep learning: A systematic literature review: 2005–2019. *Applied Soft Computing*, 90, 106181.
<https://doi.org/10.1016/j.asoc.2020.106181>

Shen, Z., Wan, Q., & Leatham, D. J. (2021). Bitcoin Return Volatility Forecasting: A Comparative Study between GARCH and RNN. *Journal of Risk and Financial Management*, 14(7), 337. <https://doi.org/10.3390/jrfm14070337>

Sitka, J., Wieczorek, M., & Woźniak, M. (2022). Recurrent neural network model for high-speed train vibration prediction from time series. *Neural Computing and Applications*, 34(16), 13305–13318. <https://doi.org/10.1007/s00521-022-06949-4>

Singh, D., & Singh, B. (2020). Investigating the impact of data normalization on classification performance. *Applied Soft Computing*, 97, 105524.
<https://doi.org/10.1016/j.asoc.2019.105524>

Sohibien, G. P. D. (2017). Perbandingan Model STAR dan GSTAR Untuk Peramalan Inflansi Dumai, Pekanbaru, dan Batam. *Statistika*, 5(1), 14–26.

Song, X., Liu, Y., Xue, L., Wang, J., Zhang, J., Wang, J., Jiang, L., & Cheng, Z. (2020). Time-series well performance prediction based on Long Short-Term Memory (LSTM) neural network model. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 186, 106682. <https://doi.org/10.1016/j.petrol.2019.106682>

Sudiatmika, I. P. G. A., Putra, I. M. A. W., & Artana, W. W. (2024). The Implementation of Gated Recurrent Unit (GRU) for Gold Price Prediction Using Yahoo Finance Data: A Case Study and Analysis. *Brilliance: Research of Artificial Intelligence*, 4(1), 176–184.
<https://doi.org/10.47709/brilliance.v4i1.3865>

Tamami, G., & Arifin, M. (2024). Penggunaan LSTM dalam Membangun Prediksi Penjualan untuk Aplikasi Laptop Lens. *Jurnal FASILKOM*, 14(2), 301–308.
<https://www.kaggle.com/datasets/artakusuma/laptope>

Tanjung, A. A. C., Saputro, D. R. S., & Kurdhi, N. A. (2024). Implementation of The Bidirectional Gated Recurrent Unit Algorithm On Consumer Price Index Data In Indonesia. *BAREKENG: Jurnal Ilmu Matematika dan Terapan*, 18(1), 0095–0104. <https://doi.org/10.30598/barekengvol18iss1pp0095-0104>

Thabani, N. (2019). Predicting consumer price index in Saudi Arabia. *Munich Personal RePEc Archive*, 92422, 1–9.

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.
- 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.

- Torres, J. F., Hadjout, D., Sebaa, A., Martínez-Álvarez, F., & Troncoso, A. (2021). Deep Learning for Time Series Forecasting: A Survey. *Big Data*, 9(1), 3–21. <https://doi.org/10.1089/big.2020.0159>
- Tursina, T., Septiriana, R., & Varian, I. (2023). Prediksi Indeks Harga Konsumen Menggunakan Metode Fuzzy Time Series Cheng. *Jurnal Locus Penelitian dan Pengabdian*, 2(1), 51–59. <https://doi.org/10.58344/locus.v2i1.850>
- van Maasakkers, L., Fok, D., & Donkers, B. (2023). Next-basket prediction in a high-dimensional setting using gated recurrent units. *Expert Systems with Applications*, 212, 118795. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2022.118795>
- Vii, S., Rede, G. D., Ramesh, P., Kumar A, R., Bharathi, A., & Joe Anand, M. C. (2024). Optimizing E-Commerce Fraud Detection with BiGRU and Capsule Network Architectures. *2024 International Conference on Data Science and Network Security (ICDSNS)*, 1–6. <https://doi.org/10.1109/ICDSNS62112.2024.10691229>
- Wang, C., Ren, H., & Li, H. (2020). Vessel trajectory prediction based on AIS data and bidirectional GRU. *2020 International Conference on Computer Vision, Image and Deep Learning (CVIDL)*, 260–264. <https://doi.org/10.1109/CVIDL51233.2020.00-89>
- Wang, S., Shao, C., Zhang, J., Zheng, Y., & Meng, M. (2022). Traffic flow prediction using bi-directional gated recurrent unit method. *Urban Informatics*, 1(1), 16. <https://doi.org/10.1007/s44212-022-00015-z>
- Wanto, A. (2018). Optimasi Prediksi Dengan Algoritma Backpropagation Dan Conjugate Gradient Beale-Powell Restarts. *Jurnal Nasional Teknologi dan Sistem Informasi*, 3(3), 370–380. <https://doi.org/10.25077/TEKNOSI.v3i3.2017.370-380>
- Wanto, A., Fauzan, M., Suhendro, D., Parlina, I., Damanik, B. E., Siregar, P. A., & Hidayati, N. (2021). Epoch Analysis and Accuracy 3 ANN Algorithm using Consumer Price Index Data in Indonesia. *Proceedings of the 3rd International Conference of Computer, Environment, Agriculture, Social Science, Health Science, Engineering and Technology (ICEST 2018)*, 35–41. <https://doi.org/10.5220/0010037400350041>
- Wanto, A., & Windarto, A. P. (2017). Analisis Prediksi Indeks Harga Konsumen Berdasarkan Kelompok Kesehatan Dengan Menggunakan Metode Backpropagation. *Jurnal & Penelitian Teknik Informatika*, 2(2).
- Wynne, M. A., & Sigalla, F. D. (1994). The Consumer Price Index. *Federal Reserve Bank of Dallas Economic Review*, 1–22. <https://www.researchgate.net/publication/5029912>

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.
- 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.

- Xiao, B., Liu, Y., & Xiao, B. (2019). Accurate State-of-Charge Estimation Approach for Lithium-Ion Batteries by Gated Recurrent Unit With Ensemble Optimizer. *IEEE Access*, 7, 54192–54202. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2913078>
- Xu, H., Chai, L., Luo, Z., & Li, S. (2022). Stock movement prediction via gated recurrent unit network based on reinforcement learning with incorporated attention mechanisms. *Neurocomputing*, 467, 214–228. <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2021.09.072>
- Yan, Z., Wang, Y., & Chen, T. (2025). Time series prediction of college student satisfaction based on BiLSTM in big data scenarios. *Research Article Journal of Computational Methods in Sciences and Engineering*, 0(0), 1–15. <https://doi.org/10.1177/14727978241313259>
- Yang, C., & Guo, S. (2021). Inflation Prediction Method Based on Deep Learning. *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2021(1). <https://doi.org/10.1155/2021/1071145>
- Yin, J., Deng, Z., Ines, A. V. M., Wu, J., & Rasu, E. (2020). Forecast of short-term daily reference evapotranspiration under limited meteorological variables using a hybrid bi-directional long short-term memory model (Bi-LSTM). *Agricultural Water Management*, 242. <https://doi.org/10.1016/j.agwat.2020.106386>
- Zahara, S., Sugianto, & Ilmiddaviq, M. B. (2020). Consumer price index prediction using Long Short Term Memory (LSTM) based cloud computing. *Journal of Physics: Conference Series*, 1456(1), 012022. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1456/1/012022>
- Zhai, N., Yao, P., & Zhou, X. (2020). Multivariate Time Series Forecast in Industrial Process Based on XGBoost and GRU. *2020 IEEE 9th Joint International Information Technology and Artificial Intelligence Conference (ITAIC)*, 1397–1400. <https://doi.org/10.1109/ITAIC49862.2020.9338878>
- Zhang, L., Liu, P., Zhao, L., Wang, G., Zhang, W., & Liu, J. (2021). Air quality predictions with a semi-supervised bidirectional LSTM neural network. *Atmospheric Pollution Research*, 12(1), 328–339. <https://doi.org/10.1016/j.apr.2020.09.003>
- Zhang, X., Zhang, T., Young, A. A., & Li, X. (2014). Applications and Comparisons of Four Time Series Models in Epidemiological Surveillance Data. *PLoS ONE*, 9(2), e88075. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0088075>

DAFTAR RIWAYAT HIDUP



Yulia Syarif, lahir di Batam pada tanggal 18 Juli 2003 putri dari pasangan Jum Syarif dan Nurbayani, anak keempat dari empat bersaudara. Pada tahun 2015 berhasil menyelesaikan pendidikan di SDN 006 Bengkong, kemudian melanjutkan pendidikan ke MTs Negeri 1 Batam dan lulus pada tahun 2018. Setelah tamat dari tingkatan sebelumnya, peneliti langsung memutuskan untuk melanjutkan ke SMAN 8 Batam dan berhasil lulus pada tahun 2021. Setelah menyelesaikan pendidikan dibangku sekolah, peneliti melanjutkan pendidikan Strata Satu (S1) di Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau, tepatnya Fakultas Sains dan Teknologi, Jurusan Sistem Informasi pada tahun 2021. Saat menempuh masa perkuliahan, peneliti melakukan Kuliah Kerja Nyata di Kelurahan Duriangkang, Kecamatan Sei Beduk, Kota Batam, Provinsi Kepulauan Riau. Peneliti berhasil menyelesaikan pendidikan Strata Satu (S1) dengan judul penelitian “Penerapan Algoritma *Deep Learning* Untuk Prediksi Indeks Harga Konsumen”. Untuk menjalin komunikasi yang baik dengan peneliti, dapat menghubungi peneliti melalui *e-mail* 12150321439@students.uin-suska.ac.id.

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.