PERBANDINGAN METODE xLSTM DAN Bi-LSTM UNTUK PREDIKSI HARGA SAHAM DI INDONESIA

LIE PO
NIM H1101221039

SKRIPSI

PROGRAM STUDI SISTEM INFORMASI
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS TANJUNGPURA
2026

PERBANDINGAN METODE xLSTM DAN Bi-LSTM UNTUK PREDIKSI HARGA SAHAM DI INDONESIA

LIE PO
NIM H1101221039

Skripsi
Sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar
Sarjana Komputer pada Program Studi Sistem Informasi



PROGRAM STUDI SISTEM INFORMASI
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS TANJUNGPURA
2026

LEMBAR PENGESAHAN

Judul Tugas Akhir	: Perbandingan Metode xLSTM dan Bi-LSTM untuk Prediksi Harga Saham di Indonesia
Nama Mahasiswa	: Lie Po
NIM	: H1101221039
Jurusan/Program Studi	: Sistem Informasi
Tanggal Lulus	: 29 Juli 2026
SK Pembimbing	: No. 2938/DST/UN22.8/DT.00.09/2026 / 9 Juni 2026
SK Penguji	: No. 5031/DST/UN22.8/DT.00.09/2026 / 29 Juli 2026

Dosen Pembimbing

Pembimbing I	Pembimbing II
Renny Puspita Sari, S.T., M.T.	Dian Prawira, S.T., M.Eng.
NIP. 198704182015042001	NIP. 198411132015041001

Dosen Penguji

Ketua Penguji	Anggota Penguji
Ibnu Rusi, S.Kom., M.M.	Ferdy Febriyanto, S.Kom., M.Kom.
NIP. 198907282019031008	NIP. 198902012019031008

Pimpinan Sidang (merangkap anggota penguji)	Sekretaris Sidang (merangkap anggota penguji)
Renny Puspita Sari, S.T., M.T.	Dian Prawira, S.T., M.Eng.
NIP. 198704182015042001	NIP. 198411132015041001

Mengesahkan
Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam
Universitas Tanjungpura

Prof. Dr. Gusrizal, S.Si, M.Si.
NIP. 197108022000031001

PERNYATAAN INTEGRITAS AKADEMIK

Saya yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Lie Po

NIM : H1101221039

Jurusan/Program Studi : Sistem Informasi

Fakultas : Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam

dengan ini menyatakan bahwa dokumen ilmiah Tugas Akhir yang disajikan ini tidak mengandung unsur pelanggaran integritas akademik sesuai Peraturan Menteri Pendidikan, Kebudayaan, Riset, dan Teknologi Republik Indonesia Nomor 39 Tahun 2021. Apabila di kemudian hari dokumen ilmiah Tugas Akhir ini mengandung unsur pelanggaran integritas akademik sesuai ketentuan perundangan tersebut, maka saya bersedia menerima sanksi akademik dan/atau sanksi hukum yang berlaku.

Demikian pernyataan ini untuk digunakan sebagaimana mestinya.

Pontianak, 29 Juli 2026



Lie Po

H1101221039

PERBANDINGAN METODE xLSTM DAN Bi-LSTM UNTUK PREDIKSI HARGA SAHAM DI INDONESIA

Abstrak

Penelitian ini membandingkan performa dari dua metode prediksi *deep learning*, yaitu *Extended Long Short-Term Memory* (xLSTM) dan *Bidirectional Long Short-Term Memory* (Bi-LSTM) dalam memprediksi harga saham INDF.JK, CPIN.JK, dan BRPT.JK yang menggunakan data historis dari Januari 2014 hingga Desember 2024 yang diperoleh dari Yahoo Finance. CRISP-DM memiliki tahapan *Business Understanding*, *Data Understanding*, *Data Preparation*, *Modeling*, *Evaluation*, dan *Deployment*. Selama *data preparation*, data dibersihkan, dilakukan pemilihan atribut, dan pembagian data latih dan data uji menjadi 3 rasio yakni 90:10, 80:20, dan 70:30, kemudian data dinormalisasikan, hingga pembuatan *sequence*. Metode xLSTM dan Bi-LSTM dilatih dengan data latih pada setiap skenario pada setiap emiten, kemudian dievaluasi menggunakan RMSE dan MAPE. Hasil evaluasi menunjukkan xLSTM memiliki performa sedikit lebih optimal dibandingkan Bi-LSTM. Rata-rata MAPE dari xLSTM sebesar 1,70% dan Bi-LSTM sebesar 1,95%, xLSTM unggul 0,25% dibandingkan Bi-LSTM. Skenario INDF.JK 90:10, xLSTM memiliki RMSE 82,29, MAPE 0,92%, Bi-LSTM memiliki RMSE 98,16, MAPE 1,10%. INDF.JK 80:20, xLSTM memiliki RMSE 83,88, MAPE 0,96%, Bi-LSTM memiliki RMSE 87,15, MAPE 1,03%. INDF.JK 70:30, xLSTM memiliki RMSE 89,42, MAPE 1,08%, Bi-LSTM memiliki RMSE 93,74, MAPE 1,18%. CPIN.JK 90:10, xLSTM memiliki RMSE 84,65, MAPE 1,29%, Bi-LSTM memiliki RMSE 90,99, MAPE 1,40%. CPIN.JK 80:20, xLSTM memiliki RMSE 97,03, MAPE 1,44%, Bi-LSTM memiliki RMSE 105,41, MAPE 1,57%. CPIN.JK 70:30, xLSTM memiliki RMSE 98,03, MAPE 1,43%, Bi-LSTM memiliki RMSE 106,26, MAPE 1,58%. BPRT.JK 90:10, xLSTM memiliki RMSE 52,41, MAPE 2,92%, Bi-LSTM memiliki RMSE 65,95, MAPE 3,91%. BPRT.JK 80:20, xLSTM memiliki RMSE 49,56, MAPE 2,75%, Bi-LSTM memiliki RMSE 50,99, MAPE 3,04%. BPRT.JK 70:30, xLSTM memiliki RMSE 39,73, MAPE 2,50%, Bi-LSTM memiliki RMSE 45,67, MAPE 2,76%. Dengan demikian, hasil penelitian ini menunjukkan bahwa metode xLSTM memberikan performa prediksi yang sedikit lebih optimal dibandingkan dengan Bi-LSTM dalam memprediksi harga saham.

Kata Kunci: prediksi harga saham, xLSTM, Bi-LSTM, CRISP-DM, *deep learning*

xLSTM AND Bi-LSTM COMPARATION FOR PREDICTING STOCK PRICE IN INDONESIA

Abstract

This study compares the performance of two deep learning prediction methods, namely Extended Long Short-Term Memory (xLSTM) and Bidirectional Long Short-Term Memory (Bi-LSTM) in predicting the stock prices of INDF.JK, CPIN.JK, and BRPT.JK using historical data from January 2014 to December 2024 obtained from Yahoo Finance. CRISP-DM has stages of Business Understanding, Data Understanding, Data Preparation, Modeling, Evaluation, and Deployment. During data preparation, data is cleaned, attribute selection is performed, and training and test data are divided into 3 ratios: 90:10, 80:20, and 70:30, then the data is normalized, until sequence creation. The xLSTM and Bi-LSTM methods are trained with training data in each scenario for each issuer, then evaluated using RMSE and MAPE. The evaluation results show that xLSTM has slightly better performance than Bi-LSTM. The average MAPE of xLSTM is 1.70% and Bi-LSTM is 1.95%, xLSTM is 0.25% superior to Bi-LSTM. In the INDF.JK 90:10 scenario, xLSTM has an RMSE of 82.29, MAPE of 0.92%, Bi-LSTM has an RMSE of 98.16, MAPE of 1.10%. In the INDF.JK 80:20 scenario, xLSTM has an RMSE of 83.88, MAPE of 0.96%, Bi-LSTM has an RMSE of 87.15, MAPE of 1.03%. In the INDF.JK 70:30 scenario, xLSTM has an RMSE of 89.42, MAPE of 1.08%, Bi-LSTM has an RMSE of 93.74, MAPE of 1.18%. CPIN.JK 90:10, xLSTM has RMSE 84.65, MAPE 1.29%, Bi-LSTM has RMSE 90.99, MAPE 1.40%. CPIN.JK 80:20, xLSTM has RMSE 97.03, MAPE 1.44%, Bi-LSTM has RMSE 105.41, MAPE 1.57%. CPIN.JK 70:30, xLSTM has RMSE 98.03, MAPE 1.43%, Bi-LSTM has RMSE 106.26, MAPE 1.58%. BPRT.JK 90:10, xLSTM has RMSE 52.41, MAPE 2.92%, Bi-LSTM has RMSE 65.95, MAPE 3.91%. BPRT.JK 80:20, xLSTM has RMSE 49.56, MAPE 2.75%, Bi-LSTM has RMSE 50.99, MAPE 3.04%. BPRT.JK 70:30, xLSTM has RMSE 39.73, MAPE 2.50%, Bi-LSTM has RMSE 45.67, MAPE 2.76%. Thus, the results of this study indicate that the xLSTM method provides slightly more optimal prediction performance compared to Bi-LSTM in predicting stock prices.

Key Words: *stock price prediction, xLSTM, Bi-LSTM, CRISP-DM, deep learning*

KATA PENGANTAR

Puji syukur penulis ucapkan ke hadirat Tuhan Yang Maha Esa karena atas rahmatnya sehingga penulis dapat menyelesaikan tugas akhir yang berjudul **"Perbandingan Metode xLSTM dan Bi-LSTM untuk Prediksi Harga Saham di Indonesia"** sebagai salah satu persyaratan untuk memperoleh gelar sarjana pada program studi S-1 Sistem Informasi di Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Tanjungpura.

Sepanjang proses penyelesaian penulisan tugas akhir ini, penulis menyadari bahwa terdapat banyak bantuan dan dorongan yang diterima dari berbagai pihak. Oleh karena itu, penulis ingin mengucapkan terima kasih sebesar-besarnya kepada:

1. Kedua orang tua penulis yang telah membesarkan penulis, memberikan kesempatan kepada penulis untuk mencicipi ilmu di bangku perkuliahan.
2. Ibu Renny Puspita Sari, S.T., M.T. selaku dosen pembimbing utama yang telah membimbing dengan penuh kesabaran, memberikan arahan, saran, masukan dan dorongan dalam penyusunan skripsi ini.
3. Bapak Dian Prawira, S.T., M.Eng. selaku dosen pembimbing kedua yang telah membimbing, memberikan saran, arahan, waktu, dan masukan yang berharga demi penyempurnaan skripsi ini.
4. Bapak Ibnur Rusi, S.Kom., M.M. selaku dosen penguji yang telah memberikan evaluasi, kritik, saran, dan masukkan yang berharga untuk penyempurnaan skripsi ini.
5. Bapak Ferdy Febriyanto, S.Kom., M.Kom. selaku dosen penguji yang telah memberikan evaluasi, kritik, saran, dan masukkan yang berharga untuk penyempurnaan skripsi ini.
6. Bapak dan ibu dosen serta seluruh staf di Program Studi Sistem Informasi Universitas Tanjungpura yang telah memberikan ilmu dan bimbingan selama duduk dibangku perkuliahan.
7. Teman-teman dekat yang selalu menjadi tempat berbagi suka dan duka, khususnya Yobel Christophan, Ruben Kei Lawing, Justin Handersen, Daniel Hanz Steven Chandra, dan Muhammad Iqsan Saputro. Terima kasih sudah

menjadi teman baik dari masa sekolah.

8. Teman-teman dekat di bangku perkuliahan yang sudah menjadi teman sejak awal masuk bangku perkuliahan, khususnya Meri Cynthia Dewi dan Febryanto.
9. Semua pihak yang terlibat dalam penyusunan skripsi ini yang telah membantu baik secara langsung maupun secara tidak langsung.
10. Terima kasih kepada Waktu yang telah memberikan dorongan untuk terus maju. Terakhir, terima kasih untuk diri sendiri atas kesabaran, ketekunan, dan semangat yang tak pernah padam, asa yang tak pernah putus meski menemukan tantangan dan rintangan selama penyusunan tugas akhir. Terima kasih telah percaya bahwa semua hal dapat diselesaikan walau tidak sempurna.

Pontianak, 22 Juli 2026

Lie Po
H1101221039

DAFTAR ISI

LEMBAR PENGESAHAN ii
PERNYATAAN INTEGRITAS AKADEMIK iii
Abstrak iv
Abstract v
KATA PENGANTAR vi
DAFTAR ISI viii
DAFTAR GAMBAR x
DAFTAR TABEL xiii
DAFTAR LISTING CODE xiv
DAFTAR PERSAMAAN xvi
BAB I PENDAHULUAN 1
1.1 Latar Belakang 1
1.2 Rumusan Masalah 3
1.3 Tujuan Penelitian 3
1.4 Batasan Masalah 3
1.5 Manfaat Penelitian 4
1.6 Sistematika Penulisan 5
BAB II TINJAUAN PUSTAKA 7
2.1 Tinjauan Pustaka 7
2.1.1 Prediksi 7
2.1.2 Saham 7
2.1.1 Yahoo Finance 7
2.1.2 *Deep Learning* 8
2.1.3 *Extended Long Short-Term Memory* 8
2.1.4 *Bidirectional Long Short-Term Memory* 12
2.1.5 *Root Mean Squared Error* 15
2.1.6 *Mean Absolute Percentage Error* 16
2.1.7 *Cross Industry Standard Processing for Data Mining* 16
2.2 Penelitian Terdahulu 18
BAB III METODOLOGI PENELITIAN 20
3.1 Metodologi Penelitian 20
3.1.1 Lingkungan 20
3.1.2 Riset SI 21
3.1.3 Dasar Pengetahuan 22
3.2 Metode Penelitian 22
BAB IV ANALISIS DAN PERANCANGAN 27
4.1 Identifikasi Masalah 27
4.2 *Data Understanding* 33
4.2.1 Pengumpulan Data 34
4.2.2 Korelasi Pearson 36
4.3 *Data Preparation* 38
4.3.1 Memuat Data 39
4.3.2 *Data Cleaning* 41

4.3.3 Pemilihan Atribut 48
4.3.4 *Data Splitting* 48
4.3.5 *Feature Scaling* 49
4.3.6 Pembuatan *Sequence* 50
4.4 *Extended Long Short-Term Memory* (xLSTM) 51
4.4.1 Instalasi dan *Import Library* 51
4.4.2 Inisiasi *Device* 53
4.4.3 Konfigurasi xLSTM dan *Build* Model 53
4.4.4 Fungsi *Training* Model 55
4.4.5 Skenario 90% Data Latih 10% Data Uji 58
4.4.6 Skenario 80% Data Latih 20% Data Uji 66
4.4.7 Skenario 70% Data Latih 30% Data Uji 73
4.5 *Bidirectional Long Short-Term Memory* (Bi-LSTM) 81
4.5.1 Instalasi dan *Import Library* 81
4.5.2 Konfigurasi Bi-LSTM dan *Build* Model 82
4.5.3 *Training* Model 84
4.5.4 Skenario 90% Data Latih 10% Data Uji 85
4.5.5 Skenario 80% Data Latih 20% Data Uji 93
4.5.6 Skenario 70% Data Latih 30% Data Uji 102
4.6 *Evaluation* 110
4.6.1 *Import Library* 110
4.6.2 Fungsi *Evaluation* 111
4.6.3 Hasil dan Perbandingan *Evaluation* 114
4.7 *Deployment* 125
4.7.1 *Extended Long Short-Term Memory* (xLSTM) 125
4.7.2 *Bidirectional Long Short-Term Memory* (Bi-LSTM) 130
BAB V HASIL DAN PEMBAHASAN 135
5.1 *Extended Long Short-Term Memory* (xLSTM) 135
5.2 *Bidirectional Long Short-Term Memory* (Bi-LSTM) 138
BAB VI PENUTUP 143
6.1 Kesimpulan 143
6.2 Saran 144
DAFTAR PUSTAKA 146

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Alur CRISP-DM 17
Gambar 3.1 Kerangka Kerja Penelitian 20
Gambar 3.2 Diagram Alur Penelitian 23
Gambar 4.1 Hasil Prediksi ARIMA INDF.JK Rasio 90:10 27
Gambar 4.2 Hasil Prediksi ARIMA INDF.JK Rasio 80:20 28
Gambar 4.3 Hasil Prediksi ARIMA INDF.JK Rasio 70:30 28
Gambar 4.4 Hasil Prediksi ARIMA CPIN.JK Rasio 90:10 29
Gambar 4.5 Hasil Prediksi ARIMA CPIN.JK Rasio 80:20 29
Gambar 4.6 Hasil Prediksi ARIMA CPIN.JK Rasio 70:30 30
Gambar 4.7 Hasil Prediksi ARIMA BRPT.JK Rasio 90:10 30
Gambar 4.8 Hasil Prediksi ARIMA BRPT.JK Rasio 80:20 31
Gambar 4.9 Hasil Prediksi ARIMA BRPT.JK Rasio 70:30 31
Gambar 4.10 Proses Prediksi ARIMA pada BRPT.JK Rasio 70:30 32
Gambar 4.11 Korelasi Pearson INDF.JK 37
Gambar 4.12 Korelasi Pearson CPIN.JK 37
Gambar 4.13 Korelasi Pearson BRPT.JK 38
Gambar 4.14 Informasi *Data Frame* INDF 42
Gambar 4.15 Informasi *Data Frame* CPIN 42
Gambar 4.16 Informasi *Data Frame* BRPT 42
Gambar 4.17 *Missing Value* INDF 43
Gambar 4.18 *Missing Value* CPIN 43
Gambar 4.19 *Missing Value* BRPT 44
Gambar 4.20 Data Duplikat pada *Data Frame* 44
Gambar 4.21 *Missing Value* INDF Setelah Pembersihan Data 47
Gambar 4.22 *Missing Value* CPIN Setelah Pembersihan Data 47
Gambar 4.23 *Missing Value* BRPT Setelah Pembersihan Data 47
Gambar 4.24 Hasil xLSTM INDF.JK Rasio 90:10 (1) 59
Gambar 4.25 Hasil xLSTM INDF.JK Rasio 90:10 (2) 60
Gambar 4.26 Visualisasi Perbandingan Prediksi xLSTM vs Aktual INDF.JK Rasio 90:10 60
Gambar 4.27 Hasil xLSTM CPIN.JK Rasio 90:10 62
Gambar 4.28 Visualisasi Perbandingan Prediksi xLSTM vs Aktual CPIN.JK Rasio 90:10 63
Gambar 4.29 Hasil xLSTM BRPT.JK Rasio 90:10 (1) 64
Gambar 4.30 Hasil xLSTM BRPT.JK Rasio 90:10 (2) 65
Gambar 4.31 Visualisasi Perbandingan Prediksi xLSTM vs Aktual BRPT.JK Rasio 90:10 65
Gambar 4.32 Hasil xLSTM INDF.JK Rasio 80:20 (1) 67
Gambar 4.33 Hasil xLSTM INDF.JK Rasio 80:20 (2) 67
Gambar 4.34 Visualisasi Perbandingan Prediksi xLSTM vs Aktual INDF.JK Rasio 80:20 68
Gambar 4.35 Hasil xLSTM CPIN.JK Rasio 80:20 69

Gambar 4.36 Visualisasi Perbandingan Prediksi xLSTM vs Aktual CPIN.JK Rasio 80:20 70
Gambar 4.37 Hasil xLSTM BRPT.JK Rasio 80:20 (1) 71
Gambar 4.38 Hasil xLSTM BRPT.JK Rasio 80:20 (2) 72
Gambar 4.39 Visualisasi Perbandingan Prediksi xLSTM vs Aktual BRPT.JK Rasio 80:20 73
Gambar 4.40 Hasil xLSTM INDF.JK Rasio 70:30 (1) 74
Gambar 4.41 Hasil xLSTM INDF.JK Rasio 70:30 (2) 75
Gambar 4.42 Visualisasi Perbandingan Prediksi xLSTM vs Aktual INDF.JK Rasio 70:30 76
Gambar 4.43 Hasil xLSTM CPIN.JK Rasio 70:30 (1) 77
Gambar 4.44 Hasil xLSTM INDF.JK Rasio 70:30 (2) 78
Gambar 4.45 Visualisasi Perbandingan Prediksi xLSTM vs Aktual CPIN.JK Rasio 70:30 78
Gambar 4.46 Hasil xLSTM BRPT.JK Rasio 70:30 (1) 80
Gambar 4.47 Hasil xLSTM BRPT.JK Rasio 70:30 (2) 80
Gambar 4.48 Visualisasi Perbandingan Prediksi xLSTM vs Aktual BRPT.JK Rasio 70:30 81
Gambar 4.49 Hasil Bi-LSTM INDF.JK Rasio 90:10 (1) 86
Gambar 4.50 Hasil Bi-LSTM INDF.JK Rasio 90:10 (2) 87
Gambar 4.51 Visualisasi Perbandingan Prediksi Bi-LSTM vs Aktual INDF.JK Rasio 90:10 88
Gambar 4.52 Hasil Bi-LSTM CPIN.JK Rasio 90:10 (1) 89
Gambar 4.53 Hasil Bi-LSTM CPIN.JK Rasio 90:10 (2) 90
Gambar 4.54 Visualisasi Perbandingan Prediksi Bi-LSTM vs Aktual CPIN.JK Rasio 90:10 90
Gambar 4.55 Hasil Bi-LSTM BRPT.JK Rasio 90:10 (1) 92
Gambar 4.56 Hasil Bi-LSTM BRPT.JK Rasio 90:10 (2) 92
Gambar 4.57 Visualisasi Perbandingan Prediksi Bi-LSTM vs Aktual BRPT.JK Rasio 90:10 93
Gambar 4.58 Hasil Bi-LSTM INDF.JK Rasio 80:20 (1) 95
Gambar 4.59 Hasil Bi-LSTM INDF.JK Rasio 80:20 (2) 95
Gambar 4.60 Visualisasi Perbandingan Prediksi Bi-LSTM vs Aktual INDF.JK Rasio 80:20 96
Gambar 4.61 Hasil Bi-LSTM CPIN.JK Rasio 80:20 (1) 97
Gambar 4.62 Hasil Bi-LSTM CPIN.JK Rasio 80:20 (2) 98
Gambar 4.63 Visualisasi Perbandingan Prediksi Bi-LSTM vs Aktual CPIN.JK Rasio 80:20 99
Gambar 4.64 Hasil Bi-LSTM BRPT.JK Rasio 80:20 (1) 100
Gambar 4.65 Hasil Bi-LSTM BRPT.JK Rasio 80:20 (2) 101
Gambar 4.66 Visualisasi Perbandingan Prediksi Bi-LSTM vs Aktual BRPT.JK Rasio 80:20 101
Gambar 4.67 Hasil Bi-LSTM INDF.JK Rasio 70:30 (1) 103
Gambar 4.68 Hasil Bi-LSTM INDF.JK Rasio 70:30 (2) 104
Gambar 4.69 Visualisasi Perbandingan Prediksi Bi-LSTM vs Aktual INDF.JK Rasio 70:30 105

Gambar 4.70 Hasil Bi-LSTM CPIN.JK Rasio 70:30 (1) 106
Gambar 4.71 Hasil Bi-LSTM CPIN.JK Rasio 70:30 (2) 107
Gambar 4.72 Visualisasi Perbandingan Prediksi Bi-LSTM vs Aktual CPIN.JK Rasio 70:30 107
Gambar 4.73 Hasil Bi-LSTM BRPT.JK Rasio 70:30 (1) 109
Gambar 4.74 Hasil Bi-LSTM BRPT.JK Rasio 70:30 (2) 109
Gambar 4.75 Visualisasi Perbandingan Prediksi Bi-LSTM vs Aktual BRPT.JK Rasio 70:30 110
Gambar 4.76 Visualisasi Perbandingan Prediksi xLSTM vs Bi-LSTM vs Aktual INDF 90:10 116
Gambar 4.77 Visualisasi Perbandingan Prediksi xLSTM vs Bi-LSTM vs Aktual CPIN 90:10 117
Gambar 4.78 Visualisasi Perbandingan Prediksi xLSTM vs Bi-LSTM vs Aktual BRPT 90:10 117
Gambar 4.79 Visualisasi Perbandingan Prediksi xLSTM vs Bi-LSTM vs Aktual INDF 80:20 118
Gambar 4.80 Visualisasi Perbandingan Prediksi xLSTM vs Bi-LSTM vs Aktual CPIN 80:20 119
Gambar 4.81 Visualisasi Perbandingan Prediksi xLSTM vs Bi-LSTM vs Aktual BRPT 80:20 119
Gambar 4.82 Visualisasi Perbandingan Prediksi xLSTM vs Bi-LSTM vs Aktual INDF 70:30 120
Gambar 4.83 Visualisasi Perbandingan Prediksi xLSTM vs Bi-LSTM vs Aktual CPIN 70:30 121
Gambar 4.84 Visualisasi Perbandingan Prediksi xLSTM vs Bi-LSTM vs Aktual BRPT 70:30 122
Gambar 5.1 Hasil Prediksi Masa Depan xLSTM untuk INDF 135
Gambar 5.2 Visualisasi Prediksi Masa Depan xLSTM untuk INDF 136
Gambar 5.3 Hasil Prediksi Masa Depan xLSTM untuk CPIN 136
Gambar 5.4 Visualisasi Prediksi Masa Depan xLSTM untuk CPIN 137
Gambar 5.5 Hasil Prediksi Masa Depan xLSTM untuk BRPT 137
Gambar 5.6 Visualisasi Prediksi Masa Depan xLSTM untuk BRPT 138
Gambar 5.7 Hasil Prediksi Masa Depan Bi-LSTM untuk INDF 139
Gambar 5.8 Visualisasi Prediksi Masa Depan Bi-LSTM untuk INDF 139
Gambar 5.9 Hasil Prediksi Masa Depan Bi-LSTM untuk CPIN 140
Gambar 5.10 Visualisasi Prediksi Masa Depan Bi-LSTM untuk CPIN 140
Gambar 5.11 Hasil Prediksi Masa Depan Bi-LSTM untuk BRPT 141
Gambar 5.12 Visualisasi Prediksi Masa Depan Bi-LSTM untuk BRPT 141

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Penelitian Terdahulu 18
Tabel 4.1 *Dataset* Harga Saham INDF.JK 35
Tabel 4.2 *Dataset* Harga Saham CPIN.JK 35
Tabel 4.3 *Dataset* Harga Saham BRPT.JK 35
Tabel 4.4 *Data Frame* INDF 40
Tabel 4.5 *Data Frame* CPIN 40
Tabel 4.6 *Data Frame* BRPT 40
Tabel 4.7 *Dataset* INDF Setelah Pembersihan Data 45
Tabel 4.8 *Dataset* CPIN Setelah Pembersihan Data 45
Tabel 4.9 *Dataset* BRPT Setelah Pembersihan Data 46
Tabel 4.10 Perbandingan Hasil Evaluasi RMSE dan MAPE Metode xLSTM dan Bi-LSTM 115

DAFTAR LISTING CODE

Listing Code 4.1 Instalasi *Library* Yahoo Finance 34
Listing Code 4.2 Pengambilan Data Harga Saham 35
Listing Code 4.3 Memuat *Dataset* ke *Data Frame* 39
Listing Code 4.4 *Data Frame* INDF 39
Listing Code 4.5 *Data Frame* CPIN 39
Listing Code 4.6 *Data Frame* BRPT 39
Listing Code 4.7 Informasi *Data Frame* INDF 41
Listing Code 4.8 Informasi *Data Frame* CPIN 41
Listing Code 4.9 Informasi *Data Frame* BRPT 41
Listing Code 4.10 Pengecekan *Missing Value* INDF 43
Listing Code 4.11 Pengecekan *Missing Value* CPIN 43
Listing Code 4.12 Pengecekan *Missing Value* BRPT 43
Listing Code 4.13 Pengecekan Data Duplikat 44
Listing Code 4.14 Pembersihan Data 45
Listing Code 4.15 *Reset Index Data Frame* 45
Listing Code 4.16 Fungsi Pemilihan Atribut 48
Listing Code 4.17 Pemanggilan Fungsi Pemilihan Atribut 48
Listing Code 4.18 Fungsi *Data Splitting* 49
Listing Code 4.19 Pemanggilan Fungsi *Data Splitting* 49
Listing Code 4.20 Fungsi *Feature Scaling* 49
Listing Code 4.21 Pemanggilan Fungsi *Feature Scaling* 50
Listing Code 4.22 Fungsi Pembuatan *Sequence* Bi-LSTM 50
Listing Code 4.23 Fungsi Pembuatan *Sequence* xLSTM 51
Listing Code 4.24 Pemanggilan Fungsi Pembuatan *Sequence* 51
Listing Code 4.25 Instalasi xLSTM dan torchmetrics 52
Listing Code 4.26 *Import Library* untuk xLSTM 52
Listing Code 4.27 Inisiasi *Device* 53
Listing Code 4.28 Konfigurasi xLSTM 54
Listing Code 4.29 *Class Build* Model xLSTM 55
Listing Code 4.30 Pemanggilan Fungsi *Build* Model xLSTM 55
Listing Code 4.31 Fungsi *Training* Model xLSTM 57
Listing Code 4.32 Pemanggilan Fungsi *Training* Model xLSTM 58
Listing Code 4.33 Kode Keseluruhan xLSTM INDF.JK Rasio 90:10 59
Listing Code 4.34 Kode Keseluruhan xLSTM CPIN.JK Rasio 90:10 61
Listing Code 4.35 Kode Keseluruhan xLSTM BRPT.JK Rasio 90:10 64
Listing Code 4.36 Kode Keseluruhan xLSTM INDF.JK Rasio 80:20 66
Listing Code 4.37 Kode Keseluruhan xLSTM CPIN.JK Rasio 80:20 69
Listing Code 4.38 Kode Keseluruhan xLSTM BRPT.JK Rasio 80:20 71
Listing Code 4.39 Kode Keseluruhan xLSTM INDF.JK Rasio 70:30 74
Listing Code 4.40 Kode Keseluruhan xLSTM CPIN.JK Rasio 70:30 77
Listing Code 4.41 Kode Keseluruhan xLSTM BRPT.JK Rasio 70:30 79
Listing Code 4.42 Instalasi SciKeras 81
Listing Code 4.43 *Import Library* untuk Bi-LSTM 82

Listing Code 4.44 Fungsi *Build* Model Bi-LSTM 83
Listing Code 4.45 Pemanggilan Fungsi *Build* Model Bi-LSTM 83
Listing Code 4.46 Fungsi *Training* Model Bi-LSTM 84
Listing Code 4.47 Pemanggilan Fungsi *Training* Model Bi-LSTM 85
Listing Code 4.48 Kode Keseluruhan Bi-LSTM INDF.JK Rasio 90:10..... 86
Listing Code 4.49 Kode Keseluruhan Bi-LSTM CPIN.JK Rasio 90:10..... 89
Listing Code 4.50 Kode Keseluruhan Bi-LSTM BRPT.JK Rasio 90:10..... 91
Listing Code 4.51 Kode Keseluruhan Bi-LSTM INDF.JK Rasio 80:20..... 94
Listing Code 4.52 Kode Keseluruhan Bi-LSTM CPIN.JK Rasio 80:20..... 97
Listing Code 4.53 Kode Keseluruhan Bi-LSTM BRPT.JK Rasio 80:20..... 100
Listing Code 4.54 Kode Keseluruhan Bi-LSTM INDF.JK Rasio 70:30..... 102
Listing Code 4.55 Kode Keseluruhan Bi-LSTM CPIN.JK Rasio 70:30..... 106
Listing Code 4.56 Kode Keseluruhan Bi-LSTM BRPT.JK Rasio 70:30..... 108
Listing Code 4.57 *Import Library* RMSE dan MAPE 111
Listing Code 4.58 Fungsi Evaluasi xLSTM..... 112
Listing Code 4.59 Fungsi Evaluasi Bi-LSTM..... 114
Listing Code 4.60 Fungsi *Download* Data Interaktif 125
Listing Code 4.61 Fungsi Pelatihan Model *Deployment* xLSTM..... 126
Listing Code 4.62 Fungsi Memuat *Best Model* xLSTM 127
Listing Code 4.63 Fungsi Prediksi Masa Depan xLSTM 128
Listing Code 4.64 Pemanggilan Fungsi Prediksi Masa Depan xLSTM..... 130
Listing Code 4.65 Fungsi Pelatihan Model *Deployment* Bi-LSTM..... 130
Listing Code 4.66 Fungsi Memuat *Best Model* Bi-LSTM..... 131
Listing Code 4.67 Fungsi Prediksi Masa Depan Bi-LSTM 133
Listing Code 4.68 Pemanggilan Fungsi Prediksi Masa Depan Bi-LSTM 134

DAFTAR PERSAMAAN

Persamaan 2.1 9
Persamaan 2.2 9
Persamaan 2.3 9
Persamaan 2.4 9
Persamaan 2.5 9
Persamaan 2.6 9
Persamaan 2.7 9
Persamaan 2.8 9
Persamaan 2.9 9
Persamaan 2.10 10
Persamaan 2.11 10
Persamaan 2.12 10
Persamaan 2.13 10
Persamaan 2.14 10
Persamaan 2.15 10
Persamaan 2.16 10
Persamaan 2.17 10
Persamaan 2.18 10
Persamaan 2.19 10
Persamaan 2.20 13
Persamaan 2.21 13
Persamaan 2.22 13
Persamaan 2.23 13
Persamaan 2.24 13
Persamaan 2.25 13
Persamaan 2.26 13
Persamaan 2.27 14
Persamaan 2.28 14
Persamaan 2.29 14
Persamaan 2.30 14
Persamaan 2.31 16
Persamaan 2.32 16

BAB I
PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Internet dan perkembangannya menjadikan data dan informasi menjadi lebih mudah untuk diakses dan menjadi aset yang berharga pada masa kini. Dengan cepatnya pergerakan dari data dan informasi, data menjadi hal yang krusial di berbagai bidang, salah satunya bagi para pelaku pasar modal (Negara & Febrianto, 2020). Dengan situasi pasar modal yang dinamis, para pelaku pasar modal sulit dalam menganalisis pergerakan pasar. Berbagai cara dilakukan untuk memaksimalkan keuntungan yang diperoleh dari pasar modal, salah satunya menganalisis pergerakan pasar modal dengan menggunakan bantuan teknologi.

Dengan perkembangan teknologi yang ada, menganalisis pergerakan pasar modal menjadi hal yang memungkinkan untuk diprediksi apabila terdapat data yang dibutuhkan untuk melakukan analisis. Data saham sendiri kini dapat diakses melalui berbagai *platform*, salah satunya Yahoo Finance. Yahoo Finance merupakan salah satu produk dari Yahoo yang memberikan data, informasi, dan berita seputar finansial, termasuk salah satunya adalah data maupun informasi seputar saham yang ada di Bursa Efek Indonesia. Yahoo Finance menyediakan API atau *Application Programming Interface* yang dapat diakses oleh semua kalangan untuk mendapatkan data seputar saham. Yahoo Finance sendiri memiliki *library* di Python yang dapat digunakan untuk mengambil data dari saham yang akan dijadikan studi kasus untuk diolah datanya pada penelitian ini. Adapun 3 saham yang datanya akan dijadikan studi kasus prediksi pada penelitian ini terdiri dari INDF, CPIN, dan BRPT.

Data saham tersebut dapat dianalisis menggunakan bantuan *machine learning* untuk memprediksi harga saham. *Machine learning* merupakan sub-bagian dari kecerdasan buatan sering digunakan oleh para pelaku pasar modal untuk menganalisis dan memprediksi pergerakan harga saham di bursa efek, salah satunya ARIMA atau *Auto-Regressive Integrated Moving Average* (Milniadi & Adiwijaya,

2023). *Machine learning* seperti ARIMA tersebut tidak sepenuhnya dapat menganalisis pola non-linear dan dinamika data dengan deret waktu yang kompleks dikarenakan ARIMA tidak dapat menggunakan lebih dari 1 fitur sebagai *input* (Kobiela et al., 2022). Kekurangan tersebut mengakibatkan prediksi yang kurang akurat, sehingga menimbulkan keraguan para pelaku pasar modal dalam mengambil keputusan investasi dan mendasari perlunya pendekatan analisis yang lebih inovatif.

Dengan kekurangan dari *machine learning*, *deep learning* dikemukakan untuk melengkapi kekurangan tersebut. *Deep Learning* merupakan sub-bagian dari *machine learning* yang difokuskan untuk membuat *neural network* yang dapat membantu pengambilan keputusan yang tepat berdasarkan data (Kelleher, 2019). *Deep learning* seperti *Long Short-Term Memory* (LSTM) menawarkan pendekatan analisis yang lebih mendalam dibandingkan dengan *machine learning* di mana LSTM dapat menerima *input* lebih dari 1 variabel (Kobiela et al., 2022), mengolah data deret waktu, dan mengenali pola historis yang kompleks untuk menghasilkan prediksi yang lebih akurat (Diqi, 2022). LSTM kemudian dikembangkan lagi menjadi *Extended Long Short-Term Memory* (xLSTM) dan *Bidirectional Long Short-Term Memory* (Bi-LSTM) (Puteri, 2023). xLSTM sendiri merupakan hasil pengembangan LSTM yang menggabungkan mLSTM yang memperbaharui bagaimana cara memori sel bekerja dengan mengubahnya menjadi struktur matriks dan sLSTM yang berfokus pada peningkatan *gating* dan pembaruan memori dengan mempertahankan nilai sel penyimpanan berupa skalar. Sedangkan Bi-LSTM sendiri merupakan hasil pengembangan LSTM yang menggunakan 2 lapisan LSTM untuk membaca data dari 2 arah yang berbeda.

Dengan adanya 2 metode hasil pengembangan dari LSTM, penelitian ini bertujuan membandingkan dua metode dari *deep learning* yakni Bi-LSTM dan xLSTM untuk menentukan metode mana yang lebih optimal dalam memprediksi pergerakan harga saham berdasarkan data deret waktu yang kompleks. Diharapkan hasil penelitian ini dapat berkontribusi dalam ranah akademik sebagai referensi bagi penelitian yang akan datang yang mengangkat metode maupun studi kasus yang sama.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang permasalahan di atas, maka didapatlah beberapa rumusan masalah yang digunakan sebagai landasan penelitian yaitu:

1. Bagaimana teknologi dapat digunakan untuk menganalisis data harga saham yang ada pada pasar modal Indonesia?
2. Bagaimana cara menentukan tingkat ketepatan dari hasil analisis yang dihasilkan dengan data riil?
3. Bagaimana cara menentukan metode yang lebih unggul antara xLSTM dan Bi-LSTM dalam memprediksi harga saham di pasar modal Indonesia?

1.3 Tujuan Penelitian

Adapun tujuan dari adanya penelitian ini antara lain:

1. Memanfaatkan *Deep Learning* untuk memprediksi pergerakan harga saham yang lebih akurat berdasarkan data harga saham yang ada di pasar modal Indonesia.
2. Mengevaluasi tingkat akurasi prediksi harga saham yang dihasilkan menggunakan perhitungan RMSE dan MAPE.
3. Membandingkan performa metode *Extended Long Short-Term Memory* dengan *Bidirectional Long Short-Term Memory* untuk prediksi harga saham yang lebih akurat.

1.4 Batasan Masalah

Adapun batasan masalah yang terdapat dalam penelitian ini antara lain:

1. Saham yang dianalisis merupakan saham PT. Indofood Sukses Makmur Tbk (INDF), PT. Charoen Pokphand Indonesia Tbk (CPIN), dan PT. Barito Pacific Tbk (BRPT), dengan jangka waktu 1 Januari 2014 hingga 31 Desember 2024.
2. Sumber data saham didapatkan dari Yahoo Finance.
3. Perbandingan *machine learning* yang digunakan berupa *Auto-Regressive Integrated Moving Average*.
4. Metode pengolahan data yang digunakan berupa metode *Extended Long*

Short-Term Memory dan *Bidirectional Long Short-Term Memory*.

5. Bahasa pemrograman yang digunakan berupa bahasa Python.
6. Variabel yang digunakan untuk *dataset* berupa harga pembukaan, harga tertinggi, harga terendah, harga penutupan, volume perdagangan saham.
7. Membagi *dataset* menjadi data latih dan data uji dengan beberapa skenario perbandingan yakni 90:10, 80:20, dan 70:30.
8. Evaluasi tingkat akurasi metode menggunakan metode *Root Mean Square Error* dan *Mean Absolute Percentage Error*.
9. Hasil penelitian berupa analisis perbandingan dua metode untuk prediksi pergerakan harga *close* saham INDF, CPIN, dan BRPT.

1.5 Manfaat Penelitian

Adapun manfaat dengan adanya penelitian ini antara lain:

1. Bagi Peneliti

   Peneliti berkesempatan untuk mengaplikasikan ilmu Data Mining yang telah dipelajari dari bangku perkuliahan. Selain itu juga peneliti dapat menerapkan metode xLSTM dan Bi-LSTM untuk memaksimalkan hasil investasi peneliti.
2. Bagi Program Studi Sistem Informasi

   Memberikan referensi penelitian tentang Data Mining guna memprediksi pergerakan harga saham, khususnya menggunakan metode xLSTM dan Bi-LSTM bagi peneliti lain di program studi Sistem Informasi. Selain itu juga penelitian ini diharapkan dapat memperkaya bahan ajar dalam mata kuliah Data Mining.
3. Bagi Penelitian yang lain

   Penelitian ini diharapkan dapat menjadi acuan atau referensi bagi peneliti selanjutnya yang akan mengangkat topik penelitian yang serupa dengan studi kasus yang berbeda maupun metode yang berbeda.

1.6 Sistematika Penulisan

Struktur penulisan pada laporan penelitian ini disusun berdasarkan format penulisan tugas akhir yang ditetapkan oleh program studi Sistem Informasi Universitas Tanjungpura. Laporan ini terdiri dari enam bab utama yang meliputi:

BAB I PENDAHULUAN

Bab ini mencakup latar belakang penelitian sebagai dasar dari dilakukannya penelitian perbandingan metode xLSTM dan Bi-LSTM untuk prediksi harga saham di Indonesia. Perumusan masalah dan tujuan penelitian dirancang berdasarkan latar belakang dilakukannya penelitian ini. Batasan masalah dirancang untuk memberikan batas cakupan dari penelitian yang akan dilakukan. Hingga manfaat yang diharapkan dari penelitian ini. Bab ini juga menjelaskan mengenai struktur keseluruhan dari laporan tugas akhir.

BAB II TINJAUAN PUSTAKA

Bab ini memuat tinjauan pustaka yang membahas landasan teori yang digunakan pada penelitian ini. Landasan teori yang digunakan berupa prediksi, saham, Yahoo Finance, *Deep Learning*, xLSTM, Bi-LSTM, RMSE, MAPE, dan CRISP-DM. Bab ini juga memuat perbandingan umum dengan penelitian terdahulu yang relevan terhadap penelitian ini.

BAB III METODOLOGI PENELITIAN

Bab ini membahas metodologi yang digunakan pada penelitian ini. *IS Research Framework* Alan R. Hevner digunakan sebagai kerangka pada penelitian ini. Bab ini juga membahas metode penelitian yang menggunakan alur CRISP-DM sebagai alur dari penelitian ini.

BAB IV ANALISIS DAN PERANCANGAN

Bab ini membahas proses dan merancang dari alur penelitian yang dilakukan. Data harga saham akan diambil dari Yahoo Finance dengan jangka waktu dari 1 Januari 2014 hingga 31 Desember 2024. Data akan dilakukan *data preparation* yang terdiri dari pembersihan data, pemilihan atribut, pembagian data latih dan data uji menjadi

beberapa skenario (90:10, 80:20, dan 70:30) untuk pelatihan dan pengujian 2 metode yakni xLSTM dan Bi-LSTM. Metode xLSTM dan Bi-LSTM akan dilatih pada setiap skenario secara terpisah dan kemudian akan dilakukan evaluasi dengan metrik RMSE dan MAPE. Hasil prediksi kemudian juga akan divisualisasikan dan dibandingkan dengan data aktual. Kemudian kedua metode akan dilakukan *deployment* sederhana untuk digunakan oleh pengguna untuk memprediksi pergerakan harga saham di masa depan.

BAB V HASIL DAN PEMBAHASAN

Bab ini membahas hasil dari *deployment* sederhana yang dilakukan pada ke metode xLSTM dan Bi-LSTM.

BAB VI PENUTUP

Bab ini merupakan bab terakhir pada laporan tugas akhir yang memuat kesimpulan dari hasil penelitian ini beserta dengan saran untuk penelitian relevan yang akan dilakukan di masa depan.