



**KOMPARASI MODEL CNN DAN CNN-
BILSTM UNTUK PREDIKSI HARGA
SAHAM BRIS**

SKRIPSI

**untuk memenuhi persyaratan
dalam menyelesaikan program sarjana strata-1 Matematika**

**Oleh:
AHMAD MISHBAHUL MUNIER
NIM. 2111011310012**

**JURUSAN MATEMATIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS LAMBUNG MANGKURAT
BANJARBARU
2026**

HALAMAN PENGESAHAN

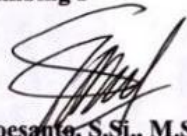
SKRIPSI

KOMPARASI MODEL CNN DAN CNN-BILSTM UNTUK PREDIKSI HARGA SAHAM BRIS

Oleh:
Ahmad Mishbahul Munier
2111011310012

telah dipertahankan di depan Dosen Penguji pada tanggal
Susunan Dosen Penguji:

Pembimbing I

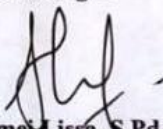


Oni Soesanto, S.Si., M.Si.
NIP.197301262005011003

Dosen Penguji:

1. Dr. Yuni Yulida S.Si., M.Sc. ()
2. Thresye S.Si., M.Si. ()

Pembimbing II



Herme Lissa, S.Pd., M.Si.
NIP.199005222022032012

Banjarbaru, 2 Juni 2026
Jurusan Matematika FMIPA ULM
Ketua,




Dr. Sri Imah Hijriati, S.Si., M.Si.
NIP.19791222008012013

PERNYATAAN

Dengan ini saya menyatakan bahwa dalam skripsi 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 disebutkan dalam Daftar Pustaka.

Banjarbaru, Juni 2026



Ahmad Mishbahul Munier
NIM. 2111011310012

ABSTRAK

KOMPARASI MODEL CNN DAN CNN-BILSTM UNTUK PREDIKSI HARGA SAHAM BRIS

(Oleh: Ahmad Mishbahul Munier; Pembimbing: Oni Soesanto, Hermei Lissa, 71 halaman)

Pasar modal memiliki peran penting dalam perekonomian sebagai sarana penghimpunan dana jangka panjang dan wadah investasi. Namun, pergerakan harga saham bersifat fluktuatif dan memiliki pola hubungan yang tidak linear (non-linear) sehingga sulit diprediksi menggunakan pendekatan statistik konvensional. Perkembangan teknologi *deep learning* memberikan alternatif metode yang mampu mengenali pola kompleks pada data keuangan. Penelitian ini bertujuan untuk membangun model *Convolutional Neural Network* (CNN) dan *Convolutional Neural Network-Bidirectional Long Short-Term Memory* (CNN-BiLSTM) untuk memprediksi harga saham PT Bank Syariah Indonesia Tbk. (BRIS) di Bursa Efek Indonesia. Tahapan penelitian meliputi pengumpulan data historis, pra-pemrosesan menggunakan normalisasi Min-Max, pembagian data berbasis waktu, perancangan arsitektur model, proses pelatihan, serta evaluasi menggunakan metrik RMSE, MAE, R^2 , dan NRMSE. Selain itu, penelitian ini juga menguji pengaruh variasi rasio pembagian data training dan data testing yaitu 90:10, 80:20, 70:30, 60:40, dan 50:50. Hasil penelitian menunjukkan bahwa pada model CNN, rasio terbaik diperoleh pada rasio 60:40 dengan nilai RMSE sebesar 104,0251, MAE sebesar 72,3209, R^2 sebesar 0,9693, serta NRMSE sebesar 4,84%. Sementara itu, model CNN-BiLSTM menghasilkan kinerja terbaik pada rasio 50:50 dengan nilai RMSE sebesar 95,7670, MAE sebesar 65,4911, R^2 sebesar 0,9746, serta NRMSE sebesar 4,76%. Hasil tersebut menunjukkan bahwa model CNN-BiLSTM mampu menghasilkan performa prediksi yang lebih baik dibandingkan model CNN berdasarkan nilai RMSE, MAE, dan NRMSE yang lebih rendah serta nilai R^2 yang lebih tinggi, sehingga model ini menjadi model yang paling optimal dalam memprediksi harga saham BRIS pada penelitian ini.

Kata kunci: CNN, BiLSTM, Prediksi, BRIS, *deep learning*.

ABSTRACT

COMPARISON OF CNN AND CNN-BILSTM MODELS FOR BRIS STOCK PRICE PREDICTION

(By: Ahmad Mishbahul Munier; Supervisors: Oni Soesanto, Hermei Lissa, 71 pages)

The capital market plays an important role in the economy as a means of long-term fund mobilization and an investment vehicle. However, stock price movements are highly volatile and exhibit non-linear relationship patterns, making them difficult to predict using conventional statistical approaches. The advancement of deep learning technology offers an alternative method capable of recognizing complex patterns in financial data. This study aims to develop a Convolutional Neural Network (CNN) model and a Convolutional Neural Network-Bidirectional Long Short-Term Memory (CNN-BiLSTM) model to predict the stock price of PT Bank Syariah Indonesia Tbk. (BRIS) on the Indonesia Stock Exchange. The research stages include historical data collection, preprocessing using Min-Max normalization, time-based data splitting, model architecture design, training process, and evaluation using RMSE, MAE, R^2 , and NRMSE metrics. Furthermore, this study also examines the effect of varying training-to-testing data split ratios, namely 90:10, 80:20, 70:30, 60:40, and 50:50. The results show that for the CNN model, the best ratio was achieved at 60:40, yielding an RMSE of 104.0251, MAE of 72.3209, R^2 of 0.9693, and NRMSE of 4.84%. Meanwhile, the CNN-BiLSTM model achieved its best performance at a 50:50 ratio, with an RMSE of 95.7670, MAE of 65.4911, R^2 of 0.9746, and NRMSE of 4.76%. These results indicate that the CNN-BiLSTM model is capable of producing superior prediction performance compared to the CNN model, as evidenced by lower RMSE, MAE, and NRMSE values alongside a higher R^2 value, making it the most optimal model for predicting BRIS stock prices in this study.

Keywords: CNN, BiLSTM, Prediction, BRIS, deep learning.

PRAKATA

Segala puji bagi Allah Subhanahu Wa Ta'ala yang telah melimpahkan rahmat dan petunjuk-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan penyusunan skripsi ini. Skripsi dengan judul "Komparasi Model *Deep Learning* CNN dan CNN-BiLSTM untuk Prediksi Saham BRIS Pada Bursa Efek Indonesia" merupakan hasil dari perjalanan akademik penulis untuk memenuhi salah satu prasyarat dalam menyelesaikan Pendidikan Strata 1 pada Program Studi Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lambung Mangkurat. Proses penyusunan skripsi ini tak terlepas dari bantuan, dukungan, serta dorongan dari berbagai pihak. Oleh karena itu, penulis ingin mengucapkan terima kasih kepada:

1. Bapak Prof. Drs. Abdul Gafur, M.Si., M.Sc., Ph.D. selaku Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lambung Mangkurat.
2. Ibu Dr. Na'imah Hijriati, S.Si., M.Sc. selaku Ketua Jurusan Matematika beserta seluruh dosen dan staf Jurusan Matematika.
3. Bapak Oni Soesanto, S.Si., M.Si. dan Ibu Hermei Lissa, S.Pd., M.Si. selaku Dosen pembimbing penulis yang senantiasa memberikan bimbingan, arahan, serta masukan yang sangat berharga dalam proses penulisan skripsi ini.
4. Ibu Dr. Yuni Yulida S.Si., M.Sc. dan Ibu Thresye S.Si., M.Si. selaku Dosen penguji atas segala saran, kritik, dan masukan yang telah diberikan selama proses penulisan skripsi ini.
5. Bapak Drs Faisal M.Si. selaku Dosen Pembimbing Akademik atas segala arahan dan bimbingan selama penulis menempuh pendidikan di Jurusan Matematika FMIPA ULM.
6. Seluruh dosen dan staf Jurusan Matematika yang telah memberikan ilmu, bantuan, dan dukungan selama masa perkuliahan.
7. Kedua orang tua dan saudara penulis, terima kasih telah senantiasa memberikan semangat, doa, serta dukungan moril di setiap langkah perjuangan penulis. Terima kasih atas perhatian, pengertian, dan kebersamaan yang menjadi pelengkap berarti dalam perjalanan hidup penulis.

8. Teman-teman penulis, Usuf, Zainul, Ijai, Mahdi, Alan, Helman, Ichsan, Udin, Angga, Reza, Ihza, Taufik, Hilmi, serta anggota Boy Ravens. Terima kasih atas dukungan moral, candaan di tengah kejenuhan, serta motivasi yang senantiasa menguatkan penulis dalam menyelesaikan tugas akhir ini.
9. Seluruh rekan mahasiswa Matematika angkatan 2021, serta seluruh pihak yang telah memberikan bantuan, baik berupa motivasi, saran, dan dukungan kepada penulis selama penyusunan skripsi.
10. Terakhir, untuk diri sendiri, Ahmad Mishbahul Munier. Terima kasih atas keteguhan hati, semangat, dan kesabaran dalam menghadapi tantangan selama proses penyelesaian skripsi ini. Terima kasih sudah tetap bertahan meskipun lelah, tetap melangkah meskipun ragu, dan tetap percaya bahwa setiap usaha akan membuahkan hasil. Semoga pencapaian ini menjadi pengingat bahwa kerja keras dan keyakinan pada diri sendiri tidak pernah sia-sia.

Akhir kata, penulis mengucapkan Alhamdulillah semoga setiap langkah selanjutnya selalu diberikan kemudahan dan ridho dari Allah Subhanahu Wa Ta'ala. Penulis sadar skripsi ini masih jauh dari sempurna. Oleh karena itu, kritik dan saran membangun sangat diharapkan untuk perbaikan di masa depan. Semoga hasil penelitian ini bermanfaat bagi kita semua.

Banjarbaru, Juni 2026

Ahmad Mishbahul Munier

DAFTAR ISI

	Halaman
HALAMAN JUDUL.....	i
HALAMAN PENGESAHAN.....	ii
PERNYATAAN.....	iii
ABSTRAK	iv
ABSTRACT	v
PRAKATA.....	vi
DAFTAR ISI.....	viii
DAFTAR TABEL	xi
DAFTAR GAMBAR	xii
DAFTAR LAMBANG.....	xiii
BAB I PENDAHULUAN.....	1
1.1 Latar Belakang.....	1
1.2 Tujuan.....	4
1.3 Sistematika Penulisan.....	4
BAB II TINJAUAN PUSTAKA.....	5
2.1 Pasar Modal	5
2.2 Saham Syariah dan BRIS	5
2.3 Peramalan Deret Waktu Keuangan	6
2.4 Data Mining dan <i>Machine Learning</i>	6
2.5 <i>Deep Learning</i>	8
2.6 <i>Artificial Neural Network</i> (ANN).....	9
2.7 <i>Recurrent Neural Network</i> (RNN)	10
2.8 <i>Long Short Term Memory</i> (LSTM)	11
2.9 <i>Bidirectional Long Short Term Memory</i> (BiLSTM)	17
2.10 <i>Convolutional Neural Network</i> (CNN).....	18
2.10.1 <i>Global Average Pooling</i> (GAP)	20
2.10.2 Lapisan (<i>Dense</i>).....	20
2.11 <i>Pemodelan Convolutional Neural Network - Bidirectional Long Short Term Memory</i> (CNN - BiLSTM).....	21

2.12 Normalisasi dan Denormalisasi	23
2.13 Pengukuran Akurasi Model dan <i>Hyperparameter</i>	24
2.13.1 <i>Root Mean Square Error</i> (RMSE) dan <i>Normalized</i> RMSE (NRMSE).....	24
2.13.2 Mean Absolute Error (MAE).....	25
2.13.3 R-Squared (R²)	25
2.13.4 Peraturan <i>Training</i> dan <i>Testing</i>	26
2.14 Evaluasi Komparatif dan Penentuan Model Terbaik.....	27
BAB III METODE PENELITIAN	28
3.1 Deskripsi Data	28
3.2 Prosedur Penelitian	28
3.3 Diagram Alur Penelitian.....	30
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN	31
4.1 Karakteristik Data.....	31
4.1.1 Preprocessing Data	32
4.1.2 Pembagian Data <i>Training</i> dan Data <i>Testing</i>	33
4.1.3 Normalisasi Data	33
4.2 Model CNN	35
4.2.1 Arsitektur CNN.....	36
4.2.2 Konfigurasi Hiperparameter Pelatihan	37
4.2.3 Perhitungan CNN	38
4.2.4 Visualisasi CNN	46
4.2.5 Evaluasi kuantitatif.....	47
4.3 Model CNN-BiLSTM	48
4.3.1 Arsitektur CNN-BiLSTM.....	48
4.3.2 Konfigurasi Hiperparameter Pelatihan	49
4.3.3 Perhitungan CNN-BiLSTM.....	50
4.3.4 Visualisasi CNN-BiLSTM	63
4.3.5 Evaluasi kuantitatif.....	64
4.4 Variasi Rasio Data dan Penentuan Model Terbaik.....	65
4.4.1 Hasil Evaluasi Model pada Berbagai Rasio Data	65

4.4.2 Perbandingan Kinerja Model pada Variasi Rasio Data ...	66
4.4.3 Penentuan Rasio Data dan Model Terbaik	66
BAB V KESIMPULAN	67
5.1 Kesimpulan.....	67
5.2 Saran	67
DAFTAR PUSTAKA	68
LAMPIRAN.....	

DAFTAR TABEL

Tabel	Halaman
Tabel 4.1 Data Saham BRIS	31
Tabel 4.2 Pembagian Periode dan Jumlah Data	33
Tabel 4.3 Data Normalisasi (10 Hari Terakhir)	35
Tabel 4.4 Arsitektur CNN	36
Tabel 4.5 Hasil Perhitungan Konvolusi	40
Tabel 4.6 Hasil Aktivasi ReLU	41
Tabel 4.7 Output GAP (data Keluaran dari program <i>python</i>)	42
Tabel 4.8 Lapisan Dense (32)	44
Tabel 4.9 Arsitektur CNN-BiLSTM	48
Tabel 4.10 Hasil Perhitungan Konvolusi	52
Tabel 4.11 Hasil Aktivasi ReLU	53
Tabel 4.12 Perhitungan BiLSTM (Unit 1)	58
Tabel 4.13 Hasil Perhitungan Lapisan Dense	61
Tabel 4.14 Hasil Evaluasi Kinerja kedua Model pada Berbagai Rasio	65
Tabel 4.15 Rasio Data Terbaik pada Setiap Model	66

DAFTAR GAMBAR

Gambar	Halaman
Gambar 2.1 <i>Recurrent</i> Neural Network Looping	10
Gambar 2.2 Pengiriman Informasi pada RNN.....	11
Gambar 2.3 Arsitektur LSTM.....	12
Gambar 2.4 Pembagian Arsitektur LSTM	12
Gambar 2.5 Langkah Pertama LSTM	13
Gambar 2.6 Langkah Kedua Bagian Pertama LSTM	14
Gambar 2.7 Langkah Kedua Bagian Kedua LSTM.....	15
Gambar 2.8 Langkah Ketiga LSTM.....	16
Gambar 2.9 Kiri LSTM dan Kanan BiLSTM	17
Gambar 2.10 Arsitektur CNN	19
Gambar 2.11 Tahapan CNN-BiLSTM.....	22
Gambar 3.1 Diagram Alur Penelitian.....	30
Gambar 4.1 Pemeriksaan <i>Missing Values</i>	32
Gambar 4.2 <i>Loss Training</i> CNN.	46
Gambar 4.3 Aktual vs <i>output</i> model CNN pada Pelatihan.	46
Gambar 4.4 Aktual vs <i>output</i> model CNN pada Prediksi.	47
Gambar 4.5 Loss Pelatihan vs Loss Validasi	63
Gambar 4.6 Aktual vs <i>output</i> model CNN-BiLSTM pada Pelatihan.....	63
Gambar 4.7 Aktual vs <i>output</i> model CNN-BiLSTM (<i>testing/prediksi</i>).....	64

DAFTAR LAMBANG

$\hat{y}$	: nilai prediksi
y	: nilai sebenarnya / nilai aktual
x	: variabel <i>input</i>
θ	: parameter model
$f(.)$	: fungsi pemetaan dari <i>input</i> ke <i>output</i>
σ	: fungsi sigmoid
$\tanh$	: fungsi tanh
e	: bilangan eksponensial
$x_i,$	: data <i>input</i> berurutan
$h_0, h_1, h_2, \dots, h_t$	: <i>hidden state</i> / keluaran berurutan
x_t	: <i>input</i> pada waktu ke- t
C, C_t, C_{t-1}	: <i>cell state</i> , <i>cell state</i> pada waktu ke- t , dan <i>cell state</i> pada waktu sebelumnya
f_t, i_t, o_t	: <i>forget</i> , <i>input</i> , dan <i>output gate</i> pada waktu ke- t
W_f, W_i, W_o	: bobot pada <i>forget</i> , <i>input</i> , dan <i>output gate</i>
U_f, U_i, U_o	: bobot <i>recurrent</i> pada <i>forget</i> , <i>input</i> , dan <i>output gate</i>
b_f, b_i, b_o	: bias pada <i>forget</i> , <i>input</i> , dan <i>output gate</i>
$\vec{h}_t, \bar{h}_t$	: <i>hidden state</i> LSTM arah maju dan arah mundur
$[\vec{h}_t; \bar{h}_t]$	: hasil penggabungan <i>hidden state</i> arah maju dan arah mundur
w	: kernel / filter
$w[i]$	: bobot kernel pada indeks ke- i
k	: ukuran kernel
i, j	: indeks posisi / indeks data dan indeks unit / indeks keluaran
$(x * w)[t]$	: hasil konvolusi 1D pada posisi t
z_t	: hasil konvolusi sebelum aktivasi

a_t	: hasil aktivasi ReLU
$\max\{0; z_t\}$	: fungsi ReLU
T_{in}, T_{out}	: panjang <i>input</i> dan panjang <i>output</i>
P	: <i>padding</i>
S	: <i>stride</i>
GAP_k	: <i>output</i> rata-rata filter ke-k
n, N	: jumlah elemen data / jumlah data uji dan jumlah input
x_i	: nilai data ke-i / input ke-i
z_l, h_l	: nilai pra-aktivasi dan nilai aktivasi pada unit ke-l
$x_{i,norm}$	: hasil normalisasi data ke-i
x_{min}, x_{max}	: nilai minimum dan maksimum data
d	: nilai denormalisasi
$\hat{y}_i, y_i$	: nilai prediksi ke-i dan nilai aktual ke-i
$\bar{y}$	: rata-rata nilai aktual
R^2	: koefisien determinasi
$[0,1]$	: interval hasil normalisasi
$(-\infty, 1]$	: rentang nilai R^2
$ypred$	: nilai prediksi akhir pada skala normalisasi