

**PREDIKSI HARGA PENUTUPAN EMAS HARIAN
DENGAN CNN DAN BILSTM**

SKRIPSI



Disusun oleh:

Syifa Sri Wahyuni

17.61.0111

**PROGRAM SARJANA
PROGRAM STUDI INFORMATIKA
FAKULTAS ILMU KOMPUTER
UNIVERSITAS AMIKOM YOGYAKARTA
YOGYAKARTA
2022**

**PREDIKSI HARGA PENUTUPAN EMAS HARIAN
DENGAN CNN DAN BILSTM**

SKRIPSI

untuk memenuhi sebagian persyaratan mencapai gelar Sarjana
pada Program Studi Informatika



Disusun oleh:

Syifa Sri Wahyuni

17.61.0111

**PROGRAM SARJANA
PROGRAM STUDI INFORMATIKA
FAKULTAS ILMU KOMPUTER
UNIVERSITAS AMIKOM YOGYAKARTA
YOGYAKARTA
2022**

HALAMAN PERSETUJUAN

SKRIPSI

**PREDIKSI HARGA PENUTUPAN EMAS HARIAN
DENGAN CNN DAN BILSTM**

yang disusun dan diajukan oleh

Syifa Sri Wahyuni

17.61.0111

Telah disetujui oleh Dosen Pembimbing Skripsi
pada tanggal 21 Juni 2022

Dosen Pembimbing,

Mardhiya Hayaty, S.T., M.Kom.

NIK. 190302108

HALAMAN PENGESAHAN
SKRIPSI
PREDIKSI HARGA PENUTUPAN EMAS HARIAN
DENGAN CNN DAN BILSTM

yang disusun dan diajukan oleh

Syifa Sri Wahyuni

17.61.0111

Telah dipertahankan di depan Dewan Penguji
pada tanggal 21 Juni 2022

Susunan Dewan Penguji

Nama Penguji

Tanda Tangan

Mardhiva Hayaty, S.T., M.Kom.

NIK. 190302108

Lilis Dwi Farida, S.Kom, M.Eng

NIK. 190302288

Hartatik, S.T., M.Cs.

NIK. 190302232

Skripsi ini telah diterima sebagai salah satu persyaratan
untuk memperoleh gelar Sarjana Komputer
Tanggal 21 Juni 2022

DEKAN FAKULTAS ILMU KOMPUTER

Hanif Al Fatta, M.Kom

NIK. 190302096

HALAMAN PERNYATAAN

Yang bertandatangan di bawah ini,

Nama mahasiswa : Syifa Sri Wahyuni
NIM : 17.61.0111

Menyatakan bahwa Skripsi dengan judul berikut:

Prediksi Harga Penutupan Emas Harian Dengan CNN Dan BiLSTM

Dosen Pembimbing : Mardhiya Hayaty, S.T., M.Kom,

1. Karya tulis ini adalah benar-benar ASLI dan BELUM PERNAH diajukan untuk mendapatkan gelar akademik, baik di Universitas AMIKOM Yogyakarta maupun di Perguruan Tinggi lainnya.
2. Karya tulis ini merupakan gagasan, rumusan dan penelitian SAYA sendiri, tanpa bantuan pihak lain kecuali arahan dari Dosen Pembimbing.
3. Dalam karya tulis ini tidak terdapat karya atau pendapat orang lain, kecuali secara tertulis dengan jelas dicantumkan sebagai acuan dalam naskah dengan disebutkan nama pengarang dan disebutkan dalam Daftar Pustaka pada karya tulis ini.
4. Perangkat lunak yang digunakan dalam penelitian ini sepenuhnya menjadi tanggung jawab SAYA, bukan tanggung jawab Universitas AMIKOM Yogyakarta.
5. Pernyataan ini SAYA buat dengan sesungguhnya, apabila di kemudian hari terdapat penyimpangan dan ketidakbenaran dalam pernyataan ini, maka SAYA bersedia menerima SANKSI AKADEMIK dengan pencabutan gelar yang sudah diperoleh, serta sanksi lainnya sesuai dengan norma yang berlaku di Perguruan Tinggi.

Yogyakarta, 21 Juni 2022

Yang Menyatakan,



Syifa Sri Wahyuni

HALAMAN PERSEMBAHAN

Alhamdulillah segala puji syukur kepada Allah SWT atas rahmat dan karunia-Nya sehingga saya bisa menyelesaikan skripsi ini dengan sebaik-baiknya, tidak lepas pula bantuan dan dukungan dari berbagai pihak.

Skripsi ini saya persembahkan kepada,

Kedua orang tuaku,

Terima kasih kepada Bapak Suyono dan Ibu Ribut Margalena yang selalu mendukung, mengingatkan serta mendoakan anakmu ini dalam menempuh pendidikan ke jenjang yang lebih tinggi. Terimakasih juga atas kasih sayang yang berlimpah dari mulai saya lahir, hingga saya sudah sebesar ini. Terimakasih atas usahanya selama ini dalam mendidik anakmu yang nakal ini. Sekali lagi,

Terima Kasih Pahlawanku.

Saudara serta keluargaku,

Terima kasih selanjutnya untuk adik – adikku memberikan dukungan dan doa tanpa henti. Terimakasih juga kepada paman bibiku telah menjadi motivasi saya untuk segera menyelesaikan karya ini.

Teruntuk sahabat, teman dan bahkan telah menjadi keluarga yang dipertemukan dari SMA Negeri 5 Yogyakarta, Imam kusniadi, Qorry Pangestu, Rizki Nuraini Ramadhani, serta masih banyak lagi. Terimakasih telah menjadi teman melepas stres ketika libur.

Teruntuk teman sekelas semasa menempuh bangku perkuliahan dah bahkan rela untuk tidak tidur untuk menyelesaikan tugas yang akan deadline, Rani Maharani, Elsa Donna, Hanna Aswari, Ninda Tiara Putri, dan Maie Istighosah. Terima kasih untuk semuanya selama di bangku perkuliahan dan semoga kalian juga cepat menyelesaikan skripsi kalian



KATA PENGANTAR

Assalamualaikum Wr. Wb.

Alhamdulillahirobbil'alamin. Puji syukur kehadiran Allah SWT yang karena limpahan rahmat dan karunia dari-Nya, sehingga dapat terselesaikannya skripsi dengan judul **“PREDIKSI HARGA PENUTUPAN EMAS HARIAN DENGAN CNN DAN BILSTM”** ini. Sholawat serta salam senantiasa penulis haturkan kepada junjungan umat Nabi Muhammad SAW yang telah membawa ajaran agama Islam dari zaman jahiliyah ke zaman penuh ilmu pengetahuan seperti sekarang ini. Skripsi ini disusun untuk memenuhi salah satu syarat menyelesaikan studi serta dalam rangka memperoleh gelar Sarjana Komputer Strata Satu. Keberhasilan dalam penyusunan skripsi ini tidak terlepas dari bantuan, bimbingan, serta dukungan dari berbagai pihak. Oleh karena itu, terima kasih penulis ucapkan kepada:

1. Bapak Suyono dan Ibu Ribut Margalena, yang selalu mendukung dan mendoakan kelancaran dan kemudahan untuk anaknya.
2. Mardhiya Hayaty, S.T., M.Kom., selaku dosen pembimbing yang telah sabar dalam memberikan arahan serta kritik maupun saran dalam penyusunan skripsi ini.
3. Lilis Dwi Farida, S.Kom, M.Eng selaku penguji I, Hartatik, S.T., M.Cs. selaku penguji II, serta semua dosen Fakultas Ilmu Komputer Universitas Amikom Yogyakarta, terimakasih atas semua jasa bapak dan ibu dosen.
4. Sahabat – sahabat yang telah memberikan semangat, motivasi dan membantu dalam pengerjaan skripsi ini.

Penulis tentunya menyadari skripsi ini masih banyak akan kekurangan. Oleh karena itu, penulis berharap kepada semua pihak agar dapat menyampaikan kritikan serta saran yang membangun untuk dapat menambah kesempurnaan skripsi ini. Semoga skripsi ini dapat memberikan manfaat bagi semua pihak.

Yogyakarta, 21 Juni 2022

Syifa Sri Wahyuni

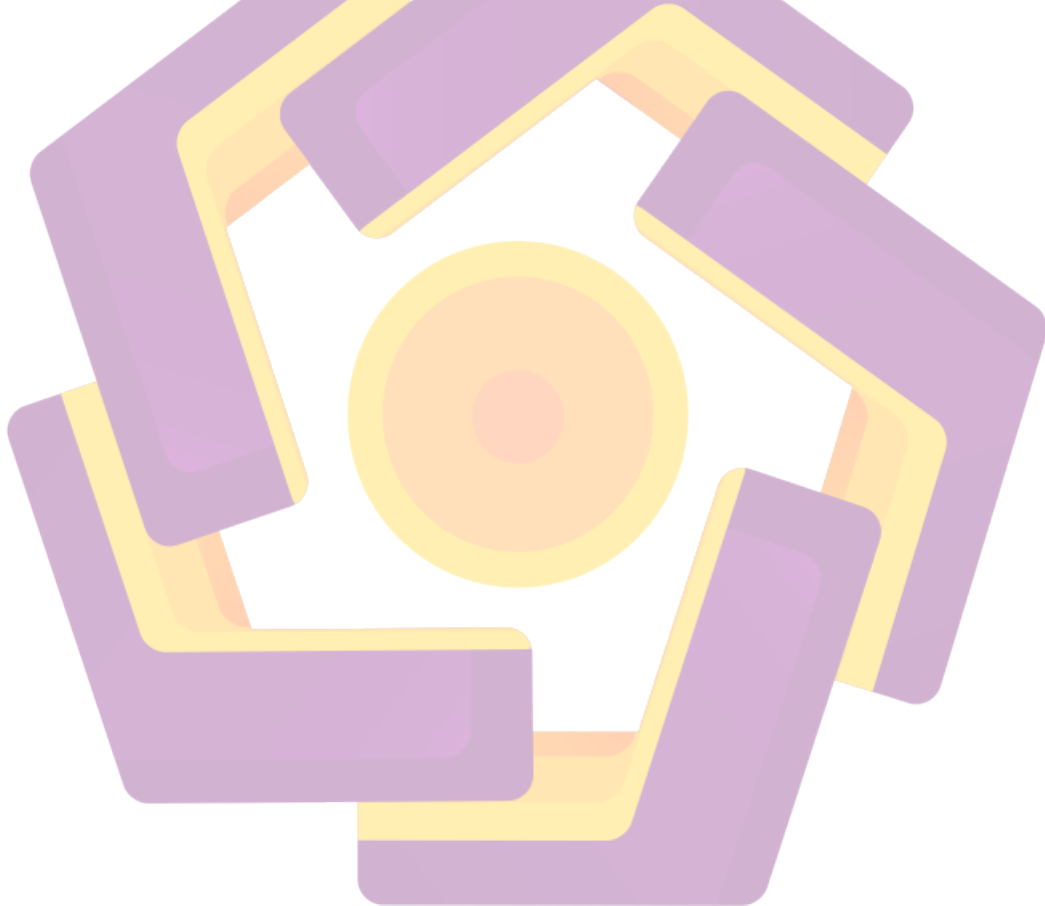
DAFTAR ISI

JUDUL.....	i
HALAMAN PERSETUJUAN.....	ii
HALAMAN PENGESAHAN.....	iii
HALAMAN PERNYATAAN.....	iv
HALAMAN PERSEMBAHAN.....	v
KATA PENGANTAR.....	vii
DAFTAR ISI.....	viii
DAFTAR TABEL.....	x
DAFTAR GAMBAR.....	xi
DAFTAR ISTILAH.....	xii
INTISARI.....	xiii
ABSTRACT.....	xiv
BAB I PENDAHULUAN.....	1
1.1 Latar Belakang Masalah.....	1
1.2 Rumusan Masalah.....	5
1.3 Batasan Masalah.....	5
1.4 Tujuan Penelitian.....	6
1.5 Manfaat Penelitian.....	7
BAB II LANDASAN TEORI.....	8
2.1 Tinjauan Pustaka.....	8
2.2 Dasar Teori.....	11
2.2.1 Prediksi.....	11
2.2.2 Deret Waktu (<i>Time Series</i>).....	12
2.2.3 Analisa Teknikal.....	13
2.2.3.1 Grafik Harga dan Volume.....	14
2.2.3.2 <i>Trend</i> dan Indikator.....	15
2.2.4 <i>Recurrent Neural Network</i> (RNN).....	18
2.2.5 <i>Long Short-Term Memory</i> (LSTM).....	20
2.2.6 <i>Bidirectional Short-Term Memory</i> (BiLSTM).....	27
2.2.7 <i>Convolutional Neural Network</i> (CNN).....	28
2.2.7.1 <i>Convolutional Layer</i>	30
2.2.7.2 <i>Pooling Layer</i>	31
2.2.7.3 <i>Fully Connected Layer</i>	32
2.2.7.4 <i>ReLu Function</i>	33
2.2.8 <i>Optimization Algorithms</i>	34
2.2.8.1 <i>Adaptive Momentum (Adam)</i>	34
2.2.9 Normalisasi.....	35

2.2.10 Denormalisasi.....	36
2.2.11 <i>Mean Absolut Error</i> (MAE).....	36
BAB III METODOLOGI PENELITIAN	37
3.1 Setting Penelitian.....	37
3.1.1 Perangkat Keras.....	37
3.1.2 Perangkat Lunak.....	37
3.2 Gambaran Umum Penelitian	38
3.3 Pengumpulan dan Pemrosesan Data	39
3.3.1 Pengumpulan <i>Dataset</i>	39
3.3.2 Pemrosesan <i>Dataset</i>	40
3.4 Desain Eksperimen.....	40
3.4.1 Eksperimen <i>Input Data</i>	41
3.4.2 Eksperimen <i>Hyperparameter</i>	41
3.4.3 Implementasi Arsitektur	43
3.4.4 Output.....	49
3.5 <i>Training</i> dan <i>Testing</i>	50
3.5.1 Proses <i>Training</i>	50
3.5.2 Proses <i>Testing</i>	50
BAB IV PEMBAHASAN.....	52
4.1 Penggunaan Data.....	52
4.2 <i>Preprocessing</i>	54
4.2.1 Pembagian Data <i>Training</i> dan <i>Testing</i>	54
4.2.2 Normalisasi.....	55
4.2.3 Pembentukan Data <i>Time Series</i>	55
4.3 Hasil Uji Coba.....	56
4.3.1 Hasil <i>Training</i>	56
4.3.2 Hasil <i>Testing</i>	62
4.3.3 Pengaruh Jumlah <i>Batch Size</i>	63
4.3.4 Pengaruh Jumlah Unit	65
4.3.5 Pengaruh Jenis <i>Dataset</i>	67
4.3.6 Waktu Komputasi.....	69
4.3.7 Analisa Kinerja.....	70
BAB V PENUTUP.....	72
DAFTAR PUSTAKA	74

DAFTAR TABEL

Tabel 3. 1 Variabel Ketetapan.....	42
Tabel 3. 2 Variabel Input	43
Tabel 3. 3 Implementasi Arsitektur.....	43
Tabel 4. 1 Data Harga Emas Harian dari <i>Yahoo Finance</i>	53
Tabel 4. 2 Pembagian Data Training dan Testing.....	54
Tabel 4. 3 Hasil MAE <i>Training</i> dan <i>Testing</i>	57
Tabel 4. 4 Hasil <i>Testing</i>	63
Tabel 4. 5 Hasil Pengujian Dengan Perpaduan Parameter <i>Batch Size</i>	64
Tabel 4. 6 Hasil Pengujian Dengan Perpaduan Parameter Jumlah Unit	66



DAFTAR GAMBAR

Gambar 2. 1	Arsitektur Recurrent Neural Network (RNN) [18]	20
Gambar 2. 2	Perulangan pada RNN dengan satu lapisan [18]	20
Gambar 2. 3	Perulangan pada LSTM [18]	21
Gambar 2. 4	<i>Cell state</i> pada LSTM [18]	22
Gambar 2. 5	Alur forget gate pada LSTM [18]	23
Gambar 2. 6	Alur input gate pada LSTM [18]	24
Gambar 2. 7	Alur memperbarui <i>cell state</i> pada LSTM [18]	25
Gambar 2. 8	Alur <i>output</i> pada LSTM [18]	26
Gambar 2. 9	<i>Bidirectional Long Short-Term Memory</i> (BiLSTM) [19]	28
Gambar 2. 10	Arsitektur Convolutional Neural Network (CNN) [9]	29
Gambar 2. 11	<i>Pooling Layer</i> [23]	32
Gambar 2. 12	<i>Flattening</i>	33
Gambar 2. 13	<i>ReLU Function</i> [26]	34
Gambar 3. 1	Gambaran Umum Penelitian	38
Gambar 3. 2	Alur Pemrosesan Dataset	40
Gambar 3. 3	Desain Eksperimen	41
Gambar 3. 4	Arsitektur CNN-BiLSTM	44
Gambar 3. 5	Struktur Arsitektur CNN-BiLSTM	45
Gambar 3. 6	Arsitektur BiLSTM-CNN	47
Gambar 3. 7	Arsitektur CNN-LSTM	48
Gambar 3. 8	Arsitektur LSTM-CNN	49
Gambar 3. 9	Alur Training dan Testing	50
Gambar 4. 1	Grafik Pergerakan Harga Emas Harian Januari 2014 - April 2018	52
Gambar 4. 2	Komposisi <i>Dataset</i>	54
Gambar 4. 3	Ilustrasi Pola <i>Time Series</i>	56
Gambar 4. 4	<i>Training CNN-BiLSTM</i> dengan <i>Dataset Univariate</i>	58
Gambar 4. 5	<i>Training BiLSTM-CNN</i> dengan <i>Dataset Univariate</i>	58
Gambar 4. 6	<i>Training CNN-LSTM</i> dengan <i>Dataset Univariate</i>	59
Gambar 4. 7	<i>Training LSTM-CNN</i> dengan <i>Dataset Univariate</i>	59
Gambar 4. 8	<i>Training CNN-BiLSTM</i> dengan <i>Dataset Multivariate 1</i>	59
Gambar 4. 9	<i>Training BiLSTM-CNN</i> dengan <i>Dataset Multivariate 1</i>	60
Gambar 4. 10	<i>Training CNN-LSTM</i> dengan <i>Dataset Multivariate 1</i>	60
Gambar 4. 11	<i>Training LSTM-CNN</i> dengan <i>Dataset Multivariate 1</i>	60
Gambar 4. 12	<i>Training CNN-BiLSTM</i> dengan <i>Dataset Multivariate 2</i>	61
Gambar 4. 13	<i>Training BiLSTM-CNN</i> dengan <i>Dataset Multivariate 2</i>	61
Gambar 4. 14	<i>Training CNN-LSTM</i> dengan <i>Dataset Multivariate 2</i>	61
Gambar 4. 15	<i>Training LSTM-CNN</i> dengan <i>Dataset Multivariate 2</i>	62
Gambar 4. 16	Pengaruh Jenis <i>Dataset</i> Terhadap <i>Testing MAE</i>	68
Gambar 4. 17	Pengaruh Arsitektur Terhadap Waktu Komputasi	69
Gambar 4. 18	Grafik Perbandingan Data Aktual dan Hasil Prediksi	70

DAFTAR ISTILAH

- Time series* : urutan nilai yang dicatat dalam sebuah interval waktu yang sama.
- LSTM : Long Short-Term Memory adalah ekstensi untuk RNN yang mampu mengatasi masalah gradien yang hilang dengan cara yang sangat bersih.
- BiLSTM : Bidirectional Short-Term Memory merupakan perpanjangan dari model LSTM yang dijelaskan sebelumnya di mana dua LSTM diterapkan pada data input.
- CNN : Convolutional Neural Network merupakan salah satu metode deep learning yang merupakan pengembangan dari Multilayer Perceptron (MLP).
- MA : Moving Averages merupakan indikator yang menghitung harga rata – rata suatu aset selama periode waktu tertentu dan menghubungkannya dalam bentuk garis.
- RSI : *Relative Strength Index* merupakan osilator yang mempunyai batasan level terendah dan level tertinggi, dimana skalanya adalah 0 sampai dengan 100.
- William %R : momentum indikator yang dikembangkan oleh Larry Williams pada tahun 1973 untuk mengidentifikasi area *overbought* dan *oversold*.
- Parabolic SAR : indikator yang *following indicator* yang baik digunakan pada tren yang kuat, namun kurang cocok pada trend *sideway*.
- ADX : *Average Directional Index* merupakan indikator yang dibuat untuk mampu mengukur kekuatan sebuah tren (baik *up trend* maupun *down trend*).

INTISARI

Masyarakat zaman sekarang sudah mengetahui apa pentingnya berinvestasi. Salah satu investasi yang paling banyak diminati adalah emas, alasannya dikarenakan emas banyak digunakan sebagai standar keuangan di banyak negara. Meski begitu berinvestasi emas juga memiliki resiko dimana harga emas cukup fluktuatif. Untuk itu prediksi mengenai harga emas menjadi hal yang penting untuk mengurangi resiko berinvestasi.

Penelitian ini mengusulkan metode prediksi harga emas berdasarkan integrasi *Bidirectional Long Short-Term Memory* (BiLSTM) dan *Convolutional Neural Networks* (CNN) dengan melakukan eksplorasi penggunaan data univariate dan multivariate. Selain itu dilakukan improvisasi pada model dengan metode *hyperparameter tuning* untuk menemukan arsitektur jaringan terbaik dari metode BiLSTM dengan CNN pada data harga emas harian.

Penelitian menunjukkan bahwa arsitektur terbaik ditunjukkan oleh arsitektur CNN-BiLSTM yang dilatih pada dataset multivariate 2 dengan menggunakan parameter *batch size* sebesar 64, jumlah *unit neuron hidden* BiLSTM sebesar 200 dan *epoch* (iterasi) yang optimal pada iterasi ke 36. CNN-BiLSTM menunjukkan performa paling baik dengan nilai training MAE sebesar 0.02248 dan testing MAE sebesar 0.01983.

Kata kunci: BiLSTM, CNN, *Timeseries*, *Deep learning*, Prediksi Harga Emas

ABSTRACT

The modern world has realized the importance of investing. One of the most popular investments is gold because it is widely used as a financial standard in many countries. Even so, investment also has a risk where the price of gold can fluctuate. For this reason, predictions about gold prices are important to reduce investment risk.

This study proposes a gold price prediction method based on the integration of Bidirectional Long Short-Term Memory (BiLSTM) and Convolutional Neural Networks (CNN) by exploring the use of univariate and multivariate data. In addition, improvisation is carried out on the model using the hyperparameter tuning method to find the best network architecture from the BiLSTM and CNN methods on daily gold price data.

The research shows that the best architecture is the CNN-BiLSTM architecture, shown in the multivariate 2 dataset, using the batch size parameter of 64, the number of BiLSTM hidden neuron units of 200, and the optimal epoch (iteration) at the 36th iteration. CNN-BiLSTM has the best performance with MAE training of 0.02248 and MAE testing of 0.01983.

Keyword: *BiLSTM, CNN, Time Series, Deep learning, Gold Price Prediction*

