

TESIS

**PREDIKSI HARGA EMAS DENGAN MENGGUNAKAN
MODEL ARIMA DAN LSTM**



Disusun oleh:

Nama : Yudha Randa Madhika
NIM : 21.51.2089
Konsentrasi : Digital Transformation Intelligence

PROGRAM STUDI S2 TEKNIK INFORMATIKA
PROGRAM PASCASARJANA UNIVERSITAS AMIKOM YOGYAKARTA
YOGYAKARTA

2024

TESIS

**PREDIKSI HARGA EMAS DENGAN MENGGUNAKAN
MODEL ARIMA DAN LSTM**

**GOLD PRICE PREDICTION USING
THE ARIMA AND LSTM MODELS**

Diajukan untuk memenuhi salah satu syarat memperoleh derajat Magister



Disusun oleh:

Nama : Yudha Randa Madhika
NIM : 21.51.2089
Konsentrasi : Digital Transformation Intelligence

**PROGRAM STUDI S2 TEKNIK INFORMATIKA
PROGRAM PASCASARJANA UNIVERSITAS AMIKOM YOGYAKARTA
YOGYAKARTA**

2024

HALAMAN PENGESAHAN

**PREDIKSI HARGA EMAS DENGAN MENGGUNAKAN
MODEL ARIMA DAN LSTM**

**GOLD PRICE PREDICTION USING
THE ARIMA AND LSTM MODELS**

Diperiapkan dan Disusun oleh

Yudha Randa Madhika

21.51.2089

Telah Ditujikan dan Dipertahankan dalam Sidang Ujian Tesis
Program Studi S2 Teknik Informatika
Program Pascasarjana Universitas AMIKOM Yogyakarta
pada hari Jumat, 5 Januari 2024

Tesis ini telah diterima sebagai salah satu persyaratan
untuk memperoleh gelar Magister Komputer

Yogyakarta, 5 Januari 2024
Rektor

Prof. Dr. M. Suyanto, M.M.
NIK. 190302001

HALAMAN PERSETUJUAN
PREDIKSI HARGA EMAS DENGAN MENGGUNAKAN
MODEL ARIMA DAN LSTM

GOLD PRICE PREDICTION USING
THE ARIMA AND LSTM MODELS

Dipersiapkan dan Disusun oleh

Yudha Randa Madhika

21.51.2080

Telah Ditujikan dan Dipertahankan dalam Sidang Ujian Tesis
Program Studi S2 Teknik Informatika
Program Pascasarjana Universitas AMIKOM Yogyakarta
pada hari Jumat, 5 Januari 2024

Pembimbing Utama

Prof. Dr. Kusriani, M.Kom.
NIK. 190902106

Pembimbing Pendamping

Tonny Hidayat, M.Kom., Ph.D.
NIK. 190302182

Anggota Tim Penguji

Dr. Kumara Ari Yuana, S.T., M.T.
NIK. 190302575

Dhani Ariatmanto, M.Kom., Ph.D.
NIK. 190302197

Prof. Dr. Kusriani, M.Kom.
NIK. 190902106

Tesis ini telah diterima sebagai salah satu persyaratan
untuk memperoleh gelar Magister Komputer

Yogyakarta, 5 Januari 2024
Direktur Program Pascasarjana

Prof. Dr. Kusriani, M.Kom.
NIK. 190302106

HALAMAN PERNYATAAN KEASLIAN TESIS

Yang bertandatangan di bawah ini,

Nama mahasiswa : Yudha Randa Madhika
NIM : 21.51.2089
Konsentrasi : Digital Transformation Intelligence

Menyatakan bahwa Tesis dengan judul berikut:
Prediksi Harga Emas dengan Menggunakan Model ARIMA dan LSTM

Dosen Pembimbing Utama : Prof. Dr. Kusriani, M.Kom
Dosen Pembimbing Pendamping : Tonny Hidayat, M.Kom., Ph.D

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 Tim 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, 5 Januari 2024
Yang Menyatakan,



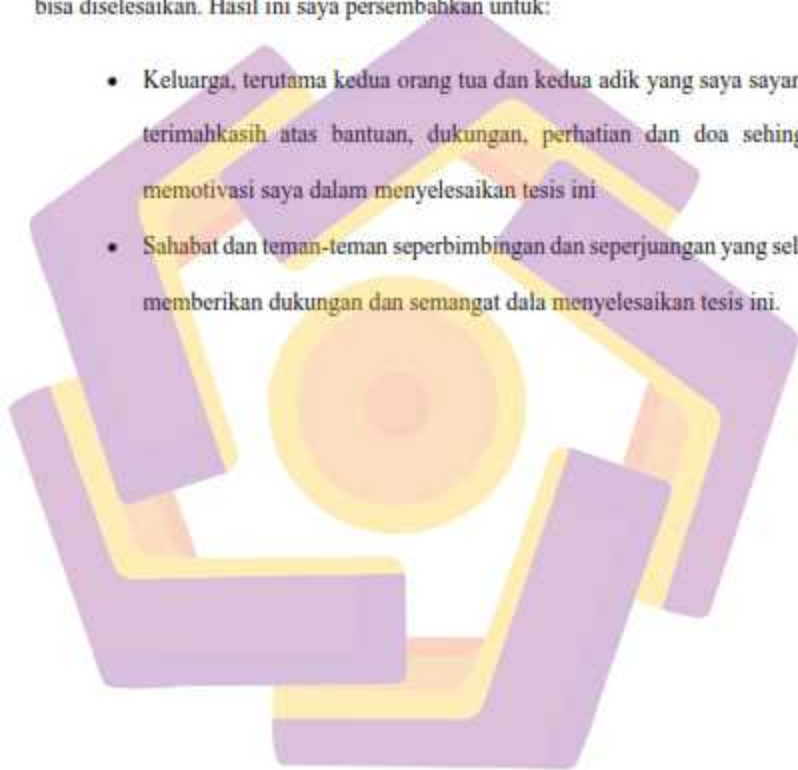
1000
METERAI
TEMPEL
PTT 1406/2014

Yudha Randa Madhika

HALAMAN PERSEMBAHAN

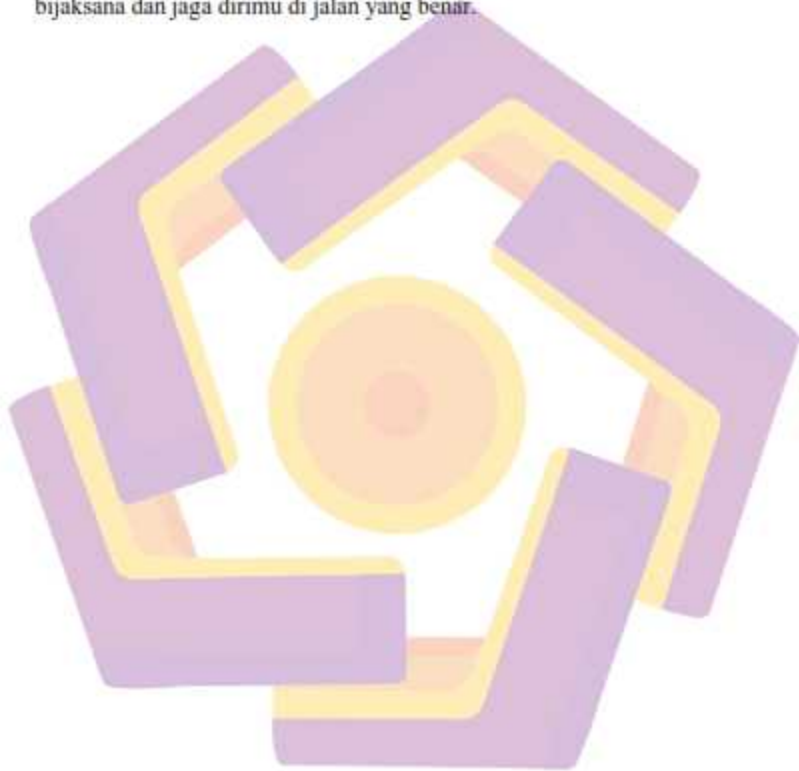
Puji Syukur penulis haturkan kehadiran Tuhan Yang Maha Esa karena atas limpahan rahmat dan karunianya penulis dapat menyelesaikan tesis ini sehingga bisa diselesaikan. Hasil ini saya persembahkan untuk:

- Keluarga, terutama kedua orang tua dan kedua adik yang saya sayangi, terimakasih atas bantuan, dukungan, perhatian dan doa sehingga memotivasi saya dalam menyelesaikan tesis ini
- Sahabat dan teman-teman seperbimbingan dan seperjuangan yang selalu memberikan dukungan dan semangat dalam menyelesaikan tesis ini.



HALAMAN MOTTO

Jangan iri terhadap kesuksesan orang-orang, bersabarlah, karna engkau masih muda, masa depanmu masih panjang, dan cita-citamu akan terwujud, jadilah bijaksana dan jaga dirimu di jalan yang benar.



KATA PENGANTAR

Puji Syukur penulis haturkan kehadiran Tuhan Yang Maha Esa karena atas limpahan rahmat dan karunianya penulis dapat menyelesaikan tesis ini sehingga bisa diselesaikan.

Dalam penyusunannya, penulis banyak mendapat bimbingan, motivasi dan bantuan baik moril maupun materi dari berbagai pihak. Oleh karena itu, melalui kesempatan ini penulis ingin menyampaikan ucapan terimah kasih kepada:

- Ibu Prof. Dr. Kusriani, M.Kom sebagai pembimbing utama yang telah mendampingi dalam penyusunan tesis ini
- Pak Tonny Hidayat, M.Kom., Ph.d sebagai pendamping yang tak Lelah membimbing penulis dalam pengerjaan tesis.
- Teman – teman MTI-2021 kelas A Universitas Amikom Yogyakarta yang telah memberikan dukungan dan do'a. Dan kepada semua yang tidak bisa penulis sebutkan satu persatu, yang telah membantu proses tesis ini.

Penulis menyadari sepenuhnya bahwa di dalam penulisan tesis ini masih banyak kekurangannya dan ketidaksempurnaan, jadi dengan segala kerendahan hati penulis berharap saran dan kritik demi perbaikan-perbaikan lebih lanjut.

Terimah kasih dan semoga tesis ini dapat memberikan manfaat bagi siapa saja yang membacanya dan memberikan sumbangsih positif bagi kita semua.

Yogyakarta, 5 Januari 2024

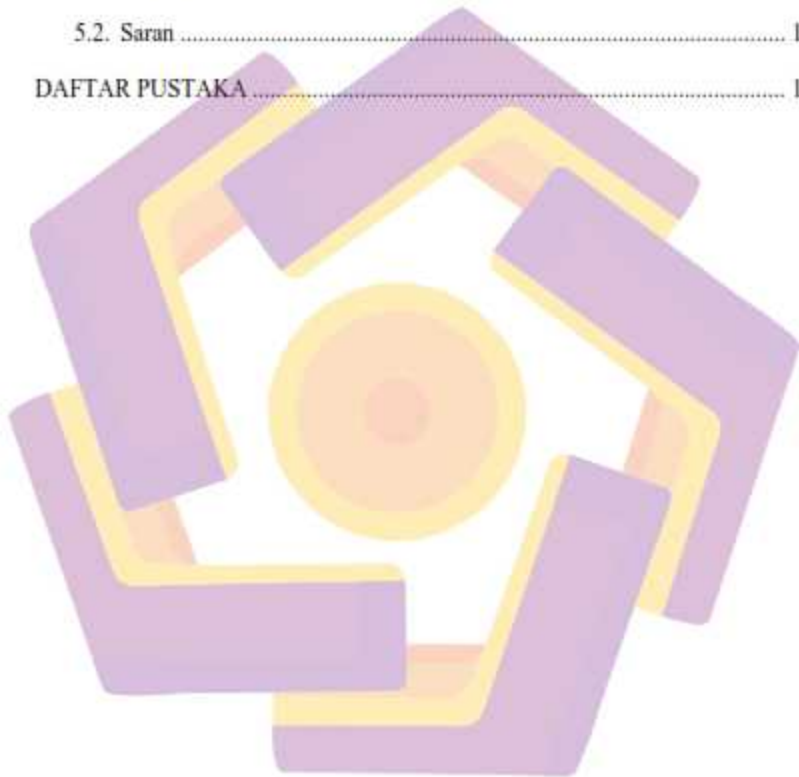
Penulis

DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL.....	ii
HALAMAN PENGESAHAN.....	iii
HALAMAN PERSETUJUAN.....	iv
HALAMAN PERNYATAAN KEASLIAN TESIS.....	v
HALAMAN PERSEMBAHAN.....	vi
HALAMAN MOTTO.....	vii
KATA PENGANTAR.....	viii
DAFTAR ISI.....	ix
DAFTAR TABEL.....	xii
DAFTAR GAMBAR.....	xiv
INTISARI.....	xvii
<i>ABSTRACT</i>	xviii
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 TINJAUAN PUSTAKA.....	8
2.1. Tinjauan Pustaka.....	8
2.2. Keaslian Penelitian.....	13

2.3. Landasan Teori.....	18
2.3.1. Prediksi.....	18
2.3.2. Komponen Variabel.....	18
2.3.3. <i>Autoregressive Integrated Moving Average</i>	28
2.3.4. <i>Long Short-Term Memory</i>	32
2.3.5. <i>Loss Function</i>	35
2.3.6. <i>Optimizer Adaptive Moment Estimation (ADAM)</i>	37
2.3.7. <i>Root Mean Square Error</i>	38
2.3.8. <i>Mean Absolute Percentage Error (MAPE)</i>	39
BAB III METODE PENELITIAN.....	41
3.1. Jenis, Sifat, dan Pendekatan Penelitian.....	41
3.2. Metode Pengumpulan Data.....	41
3.3. Metode Analisis Data.....	42
3.4. Alur Penelitian.....	44
BAB IV HASIL PENELITIAN DAN PEMBAHASAN.....	50
4.1. Pengumpulan Data.....	50
4.2. Proses Prediksi Harga Emas dan Variabel Pendukung Berupa Indikator Ekonomi.....	54
4.2.1. Proses Prediksi Menggunakan Model ARIMA.....	54
4.2.2. Proses Prediksi Menggunakan Model LSTM.....	71
4.3. Evaluasi Model.....	84
4.3.1. Analisis Perbandingan Hasil Prediksi Kedua Model.....	84

4.3.2 Analisis Faktor Yang Mempengaruhi Performa Terbaik Model..	107
4.3.3 Analisis Pengujian Nilai Prediksi Menggunakan Data Terbaru..	122
BAB V PENUTUP	130
5.1. Kesimpulan	130
5.2. Saran	132
DAFTAR PUSTAKA	133



DAFTAR TABEL

Tabel 2.1. Matriks literatur review dan posisi penelitian Prediksi Harga Emas dengan Menggunakan Model ARIMA dan LSTM.....	13
Tabel 2.2. Range Perhitungan Nilai MAPE.....	40
Tabel 3.1. Variabel Independen.....	42
Tabel 3.2. Komposisi Dataset.....	47
Tabel 4.1. Rincian Dataset.....	51
Tabel 4.2. Rincian Dataset Harga Ons Emas Dunia.....	51
Tabel 4.3. Rincian Dataset Harga Minyak Mentah.....	51
Tabel 4.4. Rincian Dataset Indeks Harga Konsumen.....	52
Tabel 4.5. Rincian Dataset Nilai Tukar Efektif.....	52
Tabel 4.6. Rincian Dataset Indeks Pasar Saham S&P 500.....	52
Tabel 4.7. Tampilan Dataset.....	54
Tabel 4.8. Hasil Uji ADF Tingkat Level.....	58
Tabel 4.9. Hasil Uji ADF Tingkat <i>First Difference</i>	60
Tabel 4.10. Rangkuman Hasil Pemodelan ARIMA.....	63
Tabel 4.11. Hasil Prediksi Harga Ons Emas Dunia Model ARIMA(0,1,1).....	67
Tabel 4.12. Hasil Prediksi Indikator Ekonomi Menggunakan ARIMA(0,1,1).....	68
Tabel 4.13. Data Sebelum Normalisasi.....	73
Tabel 4.14. Data Setelah Normalisasi.....	74
Tabel 4.15. Hasil Prediksi Harga Ons Emas Dunia Model LSTM.....	81
Tabel 4.16. Hasil Prediksi Indikator Ekonomi Menggunakan Model LSTM.....	82

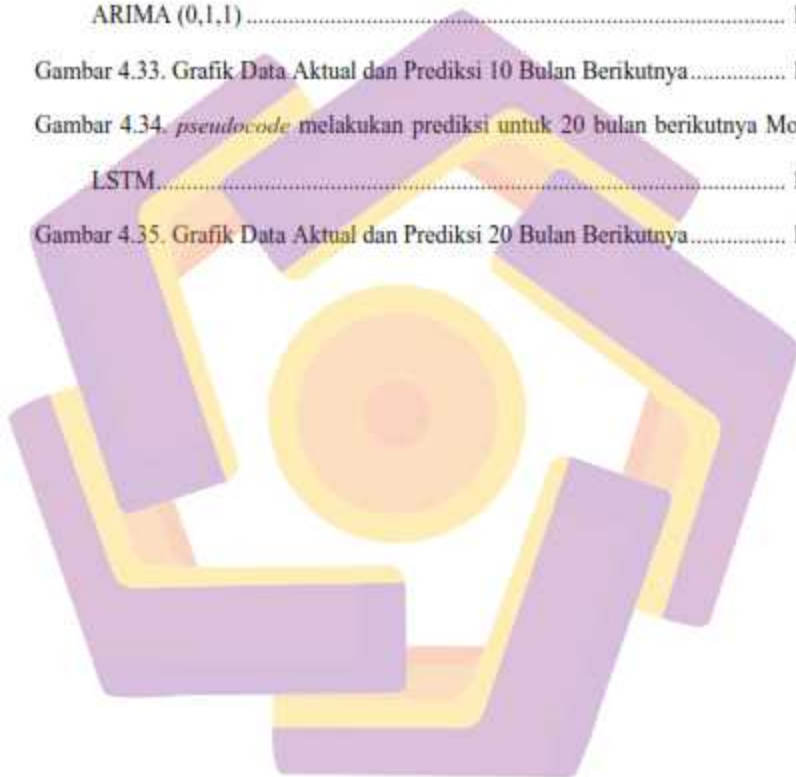
Tabel 4.17. Hasil Pengujian Harga Ons Emas Dunia Menggunakan Model ARIMA(0,1,1)	85
Tabel 4.18. Hasil Pengujian Harga Minyak Mentah Menggunakan Model ARIMA(0,1,1)	87
Tabel 4.19. Hasil Pengujian Indeks Harga Konsumen Menggunakan Model ARIMA(0,1,1)	89
Tabel 4.20. Hasil Pengujian Nilai Tukar Efektif Menggunakan Model ARIMA(0,1,1)	91
Tabel 4.21. Hasil Pengujian Indeks Pasar Saham S&P 500 Menggunakan Model ARIMA(0,1,1)	93
Tabel 4.22. Hasil Pengujian Harga Ons Emas Dunia Menggunakan Model LSTM	94
Tabel 4.23. Hasil Pengujian Harga Minyak Mentah Menggunakan Model LSTM	97
Tabel 4.24. Hasil Pengujian Indeks Harga Konsumen Menggunakan Model LSTM	100
Tabel 4.25. Hasil Pengujian Nilai Tukar Efektif Menggunakan Model LSTM. 103	
Tabel 4.26. Hasil Pengujian Indeks Pasar Saham S&P 500 Menggunakan Model LSTM.....	105
Tabel 4.27. Perbandingan Nilai MAPE Terkecil Model ARIMA(0,1,1).....	109
Tabel 4.28. Perbandingan Nilai MAPE Terkecil Model LSTM	115
Tabel 4.29. Hasil Validasi Data Aktual dan Prediksi 10 Bulan Berikutnya	125
Tabel 4.30. Hasil Validasi Data Aktual dan Prediksi 20 Bulan Berikutnya	128

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1. Harga Ons Emas (2002-2022).....	22
Gambar 2.2. Grafik Fluktuasi Harga Minyak Mentah WTI.....	24
Gambar 2.3. Grafik Fluktuasi Indeks Harga Konsumen Amerika Serikat	25
Gambar 2.4. Grafik Fluktuasi Nilai Tukar Efektif untuk Amerika Serikat	26
Gambar 2.5. Grafik Fluktuasi Indeks Pasar Saham S&P 500.....	27
Gambar 2.6. Arsitektur LSTM.....	34
Gambar 3.1. Alur Penelitian.....	44
Gambar 4.1. <i>Pseudocode Library Import Dataset</i>	53
Gambar 4.2. <i>Pseudocode Membaca File CSV</i>	53
Gambar 4.3. Proses Prediksi Menggunakan Model ARIMA.....	54
Gambar 4.4. <i>Pseudocode Kolom Indeks</i>	55
Gambar 4.5. Data Time Series Harga Emas menggunakan Decomposition.....	56
Gambar 4.6. Hasil ACF dan PACF Harga Emas	61
Gambar 4.7. <i>Pseudocode Data Splitting Model ARIMA</i>	63
Gambar 4.8. <i>Pseudocode Parameter Model ARIMA(0,1,1)</i>	66
Gambar 4.9. Proses Prediksi Menggunakan Model LSTM	71
Gambar 4.10. <i>Pseudocode Kolom Indeks dan Data Time Series</i>	72
Gambar 4.11. <i>Pseudocode Data Splitting Model LSTM</i>	75
Gambar 4.12. Membuat Variabel Untuk Menyimpan Pembagian Data	76
Gambar 4.13. Hasil Pembagian Data	76
Gambar 4.14. <i>Pseudocode Fungsi Reshape</i>	77
Gambar 4.15. <i>Pseudocode Parameter Model LSTM</i>	79

Gambar 4.16. Membuat Variabel Untuk Menyimpan Data Testing	80
Gambar 4.17. Pseudocode Hasil Prediksi	80
Gambar 4.18. Visualisasi Hasil Prediksi Harga Ons Emas Dunia Menggunakan ARIMA(0,1,1)	85
Gambar 4.19. Visualisasi Hasil Prediksi Harga Minyak Mentah Menggunakan ARIMA(0,1,1)	86
Gambar 4.20. Visualisasi Hasil Prediksi Indeks Harga Konsumen Menggunakan ARIMA(0,1,1)	88
Gambar 4.21. Visualisasi Hasil Prediksi Nilai Tukar Efektif Menggunakan ARIMA(0,1,1)	90
Gambar 4.22. Visualisasi Hasil Prediksi Indeks Harga Saham S&P 500 Menggunakan ARIMA(0,1,1)	92
Gambar 4.23. Visualisasi Hasil Prediksi Harga Ons Emas Dunia Menggunakan LSTM.....	94
Gambar 4.24. Visualisasi Hasil Prediksi Harga Minyak Mentah Menggunakan LSTM.....	96
Gambar 4.25. Visualisasi Hasil Prediksi Indeks Harga Konsumen Menggunakan LSTM.....	99
Gambar 4.26. Visualisasi Hasil Prediksi Nilai Tukar Efektif Menggunakan LSTM	102
Gambar 4.27. Visualisasi Hasil Prediksi Indeks Pasar Saham S&P 500 Menggunakan LSTM.....	105
Gambar 4.28. Perbandingan MAPE Model ARIMA(0,1,1) Alokasi Data 80/20 110	

Gambar 4.29. Perbandingan MAPE Model ARIMA(0,1,1) Alokasi Data 70/30 111	
Gambar 4.30. Perbandingan MAPE Model LSTM Alokasi Data 80/20 116	116
Gambar 4.31. Perbandingan MAPE Model LSTM Alokasi Data 70/30 118	118
Gambar 4.32. <i>pseudocode</i> melakukan prediksi untuk 10 bulan berikutnya Model ARIMA (0,1,1) 123	123
Gambar 4.33. Grafik Data Aktual dan Prediksi 10 Bulan Berikutnya 124	124
Gambar 4.34. <i>pseudocode</i> melakukan prediksi untuk 20 bulan berikutnya Model LSTM 126	126
Gambar 4.35. Grafik Data Aktual dan Prediksi 20 Bulan Berikutnya 128	128



INTISARI

Bagi sebagian investor yang tertarik untuk berinvestasi untuk jangka panjang, emas menjadi salah satu pilihan yang menjanjikan karena harga emas akhir-akhir ini terus mengalami peningkatan. Pada kondisi saat ini, investor emas umumnya menggunakan insting dan tebak-tebakan dalam berinvestasi emas karena ada patokan harga emas berdasarkan harga pasar dunia. Karena sifat pasar emas yang multifaktorial dan tidak linier, sulit untuk memprediksi harga emas. Harga emas dipengaruhi oleh banyak faktor eksternal, seperti lingkungan pasar, krisis ekonomi, kenaikan harga minyak, manfaat pajak, dan suku bunga. Penelitian ini menginvestigasi pengaruh harga emas dan empat variabel pendukung berupa indikator ekonomi, yaitu harga minyak mentah, indeks harga konsumen, nilai tukar efektif dan indeks pasar saham S&P 500 antara tahun 2002 dan 2022. Model dibangun dengan menggunakan model ARIMA dan LSTM, dievaluasi dengan menggunakan Root Mean Square Error (RMSE) dan Mean Absolute Percent Error (MAPE). Dengan skenario pengujian alokasi dataset sebesar 80% untuk data training, 20% untuk data testing dan penggunaan data 20 tahun hasil perbandingan harga emas aktual dengan nilai prediksi dari masing-masing model menunjukkan bahwa LSTM memiliki performa yang paling baik dibandingkan dengan model ARIMA(0,1,1) dimana model LSTM memiliki nilai RMSE sebesar 28.841 dan nilai MAPE sebesar 0.030 atau 3% dan hasil prediksi nilai tukar efektif memberikan pengaruh yang paling signifikan terhadap hasil prediksi harga ons emas dunia yang hanya melibatkan variabel nilai tukar efektif dengan menghasilkan nilai RSME sebesar 0.666 dan nilai MAPE sebesar 0.009 atau 0.9%.

Kata kunci: Harga Emas, Prediksi, Indikator Ekonomi, ARIMA, LSTM

ABSTRACT

For some investors who are interested in investing for the long term, gold is one of the promising options because the price of gold has recently continued to increase. Under current conditions, gold investors generally use instinct and guesswork in investing in gold because there is a benchmark gold price based on world market prices. Due to the multifactorial and non-linear nature of the gold market, it is difficult to predict the price of gold. Gold prices are affected by many external factors, such as the market environment, economic crisis, rising oil prices, tax benefits, and interest rates. This study investigates the influence of gold price and four supporting variables in the form of economic indicators, namely crude oil price, consumer price index, effective exchange rate and S&P 500 stock market index between 2002 and 2022. The model is built using ARIMA and LSTM models, evaluated using Root Mean Square Error (RMSE) and Mean Absolute Percent Error (MAPE). With a testing scenario of 80% dataset allocation for training data, 20% for testing data and the use of 20 years of data, the results of comparing the actual gold price with the predicted value of each model show that LSTM has the best performance compared to the ARIMA (0,1,1) model where the LSTM model has an RMSE value of 28.841 and MAPE value of 0.030 or 3% and the prediction results of the effective exchange rate have the most significant influence on the prediction results of the world gold ounce price which only involves the effective exchange rate variable by producing an RSME value of 0.666 and MAPE value of 0.009 or 0.9%.

Keyword: Gold Price, Prediction, Economic Indicators, ARIMA, LSTM

BAB I

PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang Masalah

Emas merupakan logam mulia yang sering dijadikan sebagai alat tukar dalam perdagangan maupun sebagai standar keuangan berbagai negara (Madonna Yuma, 2018). Bagi sebagian masyarakat yang ingin berinvestasi jangka panjang, emas merupakan salah satu pilihan yang cukup menjanjikan karena harga emas akhir-akhir ini terus mengalami kenaikan. Untuk mendapatkan keuntungan yang optimal, bagi pelaku investasi emas pasti berharap mendapatkan harga yang rendah saat pembelian dan harga yang mahal saat penjualan (John & Latupeirissa, 2021).

Pada kondisi saat ini, pelaku investasi emas pada umumnya menggunakan insting dan menerka dalam melakukan investasi emas karena terdapat patokan harga emas berdasarkan harga pasaran dunia. Harga emas di pasaran internasional itu sendiri dipengaruhi oleh beberapa faktor. Faktor-faktor tersebut menurut (Levin & Wright, 2006), meliputi faktor jangka pendek seperti permintaan dan penawaran, dan faktor jangka panjang yang antara lain meliputi nilai tukar dolar dan pengendalian modal. Faktor-faktor tersebut menyebabkan harga emas sulit untuk diperkirakan. Pada tahun 1982 hingga tahun 2005, kisaran harga emas berada diantara \$200 - \$400. Pada tahun 2016, harga jual emas tertinggi mencapai \$1365 (Wilson, 2021).

Banyak studi empiris mengidentifikasi faktor-faktor yang mempengaruhi harga emas untuk memperkirakannya. Analisis statistik dan ekonometrik

menyarankan berbagai variabel penjelas. Hubungan antara harga emas dan minyak biasanya positif karena krisis cenderung meningkatkan keduanya (Chen & Xu, 2019). Demikian juga, (Wang & Xu, 2019) menyimpulkan bahwa harga emas dan minyak saling meningkatkan sedangkan suku bunga dan dolar AS menurunkan harga emas. Depresiasi mata uang juga membuat investor beralih ke emas, yang menjelaskan hubungan negatif antara harga emas dan nilai tukar (Giannellis & Koukouritakis, 2019).

Harga emas terkait dengan indeks pasar saham, nilai tukar, indeks harga konsumen (CPI), suku bunga obligasi AS dan harga minyak. IHK merupakan salah satu indikator penting inflasi. Dalam jangka panjang, IHK AS dan harga emas berkorelasi positif. Karena emas menolak inflasi, investor lebih memilihnya setiap kali terjadi inflasi tinggi. Jadi, ketika CPI naik, maka harga emas juga naik (Liu & Li, 2017). (Mensi et al., 2013) meneliti korelasi dan transfer volatilitas antara berbagai komoditas, termasuk emas, minyak, dan pasar saham. Mereka menemukan bahwa harga S&P500 mempengaruhi volatilitas harga emas dan minyak.

Untuk menyelesaikan permasalahan tersebut, maka dapat dilakukan proses prediksi (forecasting). Prediksi adalah suatu proses memperkirakan secara sistematis tentang sesuatu yang paling mungkin terjadi di masa depan berdasarkan informasi masa lalu dan sekarang yang dimiliki, agar kesalahannya (selisih antara sesuatu yang terjadi dengan hasil perkiraan) dapat diperkecil (Kafil, 2019). Untuk dapat melakukan prediksi harga emas dengan tingkat error yang rendah, berbagai penelitian telah dilakukan, Penelitian dengan judul "*Prediction of gold price with ARIMA and SVM*" (Makala & Li, 2021) melakukan prediksi harga emas dengan

menggunakan model ARIMA dan SVM dalam prediksinya. Hasil penelitian menunjukkan bahwa SVM lebih baik dibandingkan ARIMA dengan menggunakan alat ukur kinerja RMSE dan MAPE dengan memiliki RMSE masing-masing sebesar 0,028 dan MAPE 2,5 untuk SVM dan 36,18 dan 2897 untuk ARIMA.

Penelitian yang dilakukan oleh (Mohtasham Khani et al., 2021) yang berjudul "*A Deep Learning-Based Method for Forecasting Gold Price with Respect to Pandemics*" melakukan prediksi harga emas dengan menerapkan model *Convolutional Neural Networks (CNN)*, *LSTM*, *vector-sequence output LSTM*, *Bidirectional LSTM*, and *encoder-decoder LSTM* pada dataset. Hasil dari *vector sequence output LSTM* mencapai MSE $6.0e - 4$, $8.0e - 4$, dan $2.0e - 3$ pada validasi yang ditentukan dengan format untuk 1 hari, 2 hari, dan 30 hari prediksi sebelumnya mengungguli model lainnya dalam literatur. Penelitian lain dilakukan oleh (Yurtsever, 2021) yang berjudul "*Gold Price Forecasting Using LSTM, Bi-LSTM and GRU*" penelitian ini bertujuan untuk memprediksi harga emas dengan menyelidiki pengaruh harga emas, harga minyak mentah, indeks harga konsumen, indeks nilai tukar, indeks pasar saham, dan indikator bunga antara tahun 2001 dan 2021 dengan menggunakan model LSTM, Bi-LSTM dan GRU dan dievaluasi menggunakan RMSE, MAPE, dan MAE. Model LSTM memiliki performa terbaik, dengan nilai MAPE 3.48, RMSE 61.728 dan MAE 48.85. Kemudian penelitian dengan judul "*Forecasting of Daily Gold Price using ARIMA-GARCH Hybrid Model*" (Setyowibowo et al., 2022) menerapkan model hibrida ARIMA-GARCH karena model ini mampu memprediksi model-model ekonometrika seperti harga emas harian yang biasanya mengandung volatilitas yang tinggi. Hasil dari

penelitian ini diperoleh untuk model hibrida ARIMA (1,1,1) - GARCH (2,1) dengan nilai akurasi peramalan RMSE sebesar 2.375454, MAE sebesar 1.702908, dan MAPE sebesar 0.001168113.

Pada penelitian ini bertujuan untuk mengevaluasi performa algoritma dalam memprediksi harga emas dunia dengan memperhatikan beberapa elemen-elemen atau variabel pendukung berupa indikator ekonomi yang berhubungan dalam mempengaruhi nilai dari harga emas itu sendiri. Adapun indikator ekonomi yang digunakan yaitu: harga minyak mentah, indeks harga konsumen, nilai tukar efektif dan indeks pasar saham S&P 500. Pemanfaatan model ARIMA dan LSTM banyak digunakan untuk pemrosesan data runtun waktu (*time series*) (Ma, 2020). Model ARIMA cocok digunakan untuk melakukan prediksi pada data deret waktu karena dianggap flexible (mengikuti pola data), memiliki akurasi peramalan yang tinggi, serta dapat diandalkan untuk peramalan jangka pendek. Namun, jika digunakan dalam prediksi jangka panjang model ARIMA akan mengalami penurunan akurasi. Untuk mengatasi hal ini, model LSTM menjadi pilihan terbaik untuk mengatasi kekurangan dari metode ARIMA karena LSTM mengimplementasikan *cell state* yang membuat model ini dapat menyimpan informasi dalam jangka waktu yang panjang. Kekurangan dari LSTM adalah waktu pelatihan yang lama serta kombinasi parameter yang kompleks. Hasil dari penelitian ini diharapkan dapat dimanfaatkan untuk pengembangan ilmu pengetahuan terkait dengan penggunaan algoritma dalam proses prediksi harga emas dunia.

1.2. Rumusan Masalah

Berdasarkan uraian di atas, maka didapatkan beberapa rumusan masalah sebagai berikut:

- a. Berapa nilai error yang dihasilkan model ARIMA dan LSTM untuk memprediksi harga ons emas dunia?
- b. Faktor apa yang mempengaruhi kinerja terbaik model ARIMA dan LSTM dalam memprediksi harga ons emas dunia?
- c. Apakah pengujian nilai prediksi harga ons emas dunia dengan penambahan data baru masih mampu memberikan hasil prediksi yang akurat?

1.3. Batasan Masalah

Untuk membatasi ruang lingkup penelitian dan tidak melebarinya masalah yang ada, maka diperlukan pembatasan masalah agar tidak menyimpang dari apa yang telah direncanakan, sehingga tujuan dari penelitian ini dapat dicapai, adapun batasan masalah yang telah ditentukan meliputi

- a. Memprediksi harga ons dunia dengan mempertimbangan variabel pendukung berupa indikator ekonomi menggunakan model ARIMA dan LSTM untuk nantinya dievaluasi dengan beberapa skenario yang digunakan.
- b. Data yang digunakan dan dianalisis pada penelitian ini merupakan harga ons emas dunia dan empat variabel pendukung berupa indikator ekonomi yaitu: harga minyak mentah, indeks harga konsumen, nilai tukar efektif dan indeks pasar saham S&P 500

- c. Kumpulan data yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari 20 tahun (2002-2022) dengan timeline data bulanan mulai dari Januari 2002 hingga Februari 2022
- d. Pengembangan model menggunakan *Google Colab* untuk memudahkan proses pelatihan, pengujian dan kebutuhan visualisasi data dengan Bahasa pemrograman yang digunakan adalah python.
- e. Digunakan 2 pembagian data training dan testing yaitu 80/20 dan 70/30 untuk mengetahui peredaan hasil prediksi harga dari model yang digunakan.
- f. Pengujian yang digunakan sebagai alat ukur performa evaluasi model prediksi menggunakan *Root Mean Square Error* (RMSE) dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE).

1.4. Tujuan Penelitian

Adapun tujuan dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

- a. Mengevaluasi performa dari model ARIMA dan LSTM yang digunakan dalam memprediksi harga emas dunia dengan memperhatikan beberapa variabel pendukung berupa indikator ekonomi yang berhubungan dalam mempengaruhi nilai dari harga emas itu sendiri.
- b. Mengetahui nilai error yang dihasilkan dari model ARIMA dan LSTM dalam memprediksi harga ons emas dunia.

1.5. Manfaat Penelitian

Adapun manfaat dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

- a. Dapat menjadi pedoman untuk pengembangan penelitian dalam bidang prediksi (*forecasting*) dengan menggunakan model pada penelitian ini bukan hanya dalam kasus harga emas tetapi juga diharapkan dapat diimplementasikan pada kasus yang berkaitan dengan analisis runtun waktu (*time series*) yang lain melalui data yang diperoleh.
- b. Hasil dari prediksi harga emas ini diharapkan dapat menjadi bahan evaluasi bagi penelitian selanjutnya.



BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Tinjauan Pustaka

Tinjauan Pustaka dilakukan dengan membandingkan hasil-hasil dari penelitian sejenis yang sudah ada sebelumnya dengan studi literatur yang digunakan sehingga dapat dijadikan landasan dalam melakukan sebuah penelitian. Berikut ini adalah penelitian terdahulu yang relevan dengan penelitian yang akan dilakukan.

Penelitian dengan judul “Forecasting gold price fluctuations using improved multilayer perceptron neural network and whale optimization algorithm” (Alameer et al., 2019), penelitian ini mengusulkan model baru untuk memprediksi fluktuasi harga emas bulanan jangka panjang secara akurat. Data harga emas dan data pendukung berupa variabel prediktor dikumpulkan dari September 1987 hingga September 2017 melalui *indexmundi.com* untuk harga emas dan variabel prediktor (harga minyak, besi, perak, dan tembaga; nilai tukar ZAR, INR, dan RMB; dan tingkat inflasi AS dan China). Hasil empiris menunjukkan keunggulan model hybrid WOA-NN dari model lainnya dengan menunjukkan peningkatan akurasi peramalan yang diperoleh dari model klasik NN, PSO-NN, GA-NN, GWO-NN, dan ARIMA sebesar 41,25%, 24,19%, 25,40%, 25,40%, dan 85,84% penurunan rata-rata kesalahan kuadrat.

Penelitian lain yang berjudul “Gold Price Forecasting Using LSTM, Bi-LSTM and GRU” (Yurtsever, 2021), Tujuan dari penelitian ini adalah untuk

melakukan prediksi harga emas dengan menyelidiki pengaruh harga emas dan variabel pendukung berupa harga minyak mentah, indeks harga konsumen, indeks nilai tukar, indeks pasar saham dan indeks indikator bunga antara tahun 2001 hingga tahun 2021. Model yang digunakan pada penelitian ini yaitu LSTM, Bi-LSTM dan GRU dan dievaluasi menggunakan *Root Mean Square Error* (RMSE), *Mean Absolute Percent Error* (MAPE) dan *Mean Absolute Error* (MAE). Dari ketiga model tersebut diperoleh hasil bahwa Model LSTM memiliki performa terbaik, dengan nilai MAPE 3,48, RMSE 61.728 dan MAE 48.85.

Penelitian dengan judul "*Prediction of Gold Price with ARIMA and SVM*" (Makala & Li, 2021), melakukan penelitian terkait dengan prediksi harga emas menggunakan bantuan *machine learning*. Untuk tujuan prediksi harga emas, peneliti menggunakan model ARIMA dan SVM dalam proses prediksinya. Data yang digunakan berupa data harian harga emas dari World Gold Council dari tahun 1979 hingga 2019 dalam analisis. Data dari tahun 1979 sampai dengan tahun 2014 digunakan untuk pelatihan model dan sisanya digunakan untuk melakukan validasi. Hasil prediksi yang dilakukan peneliti menunjukkan bahwa SVM lebih baik dibandingkan dengan ARIMA dengan menggunakan alat ukur kinerja RMSE dan MAPE dengan memiliki RMSE masing-masing sebesar 0,028 dan MAPE 2,5 untuk SVM dan 36,18 dan 2897 untuk ARIMA.

Penelitian dengan judul "*A Deep Learning-Based Method for Forecasting Gold Price with Respect to Pandemics*" (Mohtasham Khani et al., 2021), melakukan prediksi harga emas dengan menerapkan model *Convolutional Neural Networks* (CNN) LSTM, *vector sequence output* LSTM, *Bidirectional* LSTM, dan

encoder-decoder LSTM pada dataset. Penelitian ini, memilih harga emas sebagai dasar untuk tugas peramalan peneliti yang dapat digantikan oleh pasar lain dimana data yang digunakan adalah data pasar 10 ticker sektor teratas yang dipilih selama lima tahun terakhir dari 30-07-2015 hingga 30-07-2020 dari website *Yahoo! Finance*, dan data COVID-19 yang telah dikumpulkan dari "*JHU CSSE COVID-19 Data*" mulai dari 22-01-2020. Hasil dari vector sequence output LSTM mencapai nilai MSE sebesar $6.0e - 4$, $8.0e - 4$, dan $2.0e - 3$ pada validasi yang ditentukan dengan format waktu untuk 1 hari, 2 hari, dan 30 hari prediksi sebelumnya yang mengungguli model lain yang diusulkan dalam literatur.

Penelitian lain yang dilakukan oleh (Suryadibrata & Hansun, 2021) yang berjudul "*Gold Prediction in COVID-19 Era*", memprediksi harga harian emas dengan menerapkan metode *Deep Learning* yang terkenal untuk analisis deret waktu, yaitu jaringan *Long Short-Term Memory* (LSTM). Dataset yang digunakan dari *Yahoo! Finance* pada 15 Mei 2021. Meskipun ada beberapa atribut yang tersedia di dataset, hanya atribut data penutupan (*Closing data*) yang akan dipertimbangkan dalam penelitian ini untuk prediksi harga emas. Penelitian menggunakan jaringan LSTM tiga lapis sederhana yang dilatih pada 4.219 catatan pelatihan dan diuji pada 1.055 catatan pengujian. Untuk hasil prediksi nilai Root Mean Square Error (RMSE) adalah 39.94162, sedangkan nilai Mean Absolute Percentage Error (MAPE) adalah 17.66144. Selain itu, R^2 skor dari hasil prediksi dapat mencapai 97,242%, yang dianggap tinggi dan sebanding dengan arsitektur jaringan lain yang lebih kompleks yang tersedia di literatur.

Penelitian lain yang berjudul "*Time Series Forecasting using Tree Based Methods*" (Rady et al., 2021), penelitian ini membandingkan empat metode berbasis pohon untuk memprediksi data time series harga emas bulanan. Empat metode berbasis pohon yang berbeda dalam penelitian ini yaitu *Decision Tree* (DT), *Random Forest* (RF), *Gradient Boosted Trees* (GBT) dan model ARIMA. Data deret waktu untuk harga emas bulanan yang digunakan diperoleh dari situs web indeks Mundi www.indexmundi.com dengan rentan waktu Nov-1989 hingga Des-2019. Hasil penelitian menunjukkan bahwa RF lebih baik daripada DT, GBT dan ARIMA (0,1,1) dalam memprediksi harga emas di masa mendatang, berdasarkan RMSE= 38,52.

Penelitian dengan judul "*Forecasting Gold Price in Rupiah using Multivariate Analysis with LSTM and GRU Neural Networks*" (Primananda & Isa, 2021), tujuan penelitian ini yaitu untuk melakukan prediksi harga emas secara harian dengan menggunakan model *Long Short-Term Memory* (LSTM) dan *Gated Recurrent Unit* (GRU). Data harga emas harian diperoleh dari website *World Gold Council* (gold.org) dan *investing.com* dengan rentan waktu 1 Januari 2001 hingga 31 Desember 2020. Secara keseluruhan, model LSTM lebih efektif daripada model GRU untuk penelitian ini dalam memprediksi harga emas dimana Pencarian Kisi Tuning berbasis Hyperparameter terbukti meningkatkan LSTM akurasi secara signifikan dengan mengurangi kesalahannya dengan menunjukkan pencarian grid rata-rata dapat menurunkan RMSE 68% dan menurunkan 6,72 skor MAPE.

Penelitian yang dilakukan oleh (Setyowibowo et al., 2022) yang berjudul "*Forecasting of Daily Gold Price using ARIMA-GARCH Hybrid Model*", melakukan

prediksi harga emas harian dengan menggunakan model hibrida ARIMA-GARCH dan dievaluasi menggunakan *Root Mean Square Error* (RMSE), *Mean Absolute Error* (MAE) dan *Mean Absolute Percent Error* (MAPE). Data harga emas harian diperoleh dari website *investing.com* dengan rentan waktu 12 Maret 2016 sampai dengan 31 Desember 2020. Hasil dari penelitian ini diperoleh untuk model hibrida ARIMA (1,1,1) - GARCH (2,1) dengan nilai akurasi *root mean square error* (RMSE) sebesar 2.375454, *mean absolute error* (MAE) sebesar 1.702908, dan *mean absolute percent error* (MAPE) sebesar 0.001168113.



2.2. Keaslian Penelitian

Tabel 2.1. Matriks literatur review dan posisi penelitian
Prediksi Harga Emas dengan Menggunakan Model ARIMA dan LSTM

No	Judul	Peneliti, Media Publikasi, dan Tahun	Tujuan Penelitian	Kesimpulan	Saran atau Kelemahan	Perbandingan
1	<i>Forecasting gold price fluctuations using improved multilayer perceptron neural network and whale optimization algorithm</i>	Zakaria Alameer, Mohamed Abd Elaziz, Ahmed A. Ewees, Haiwang Ye, Zhang Jianhua. <i>Resources Policy</i> . 2019	Penelitian ini mengusulkan model baru untuk peramalan fluktuasi harga emas menggunakan algoritma meta-heuristik novel WOA untuk melatih jaringan saraf MLP dan membandingkan hasil model ini dengan NN klasik dan pelatih meta-heuristik lainnya seperti PSO-NN, GA-NN, dan GWO-NN, dan model ARIMA.	Hasil empiris menunjukkan keunggulan model hybrid WOA-NN model lainnya. Selain itu, model WOA-NN yang diusulkan menunjukkan peningkatan akurasi peramalan yang diperoleh dari model klasik NN, PSO-NN, GA-NN, GWO-NN, dan ARIMA sebesar 41,25%, 24,19%, 25,40%, 25,40%, dan 85,84% penurunan rata-rata kesalahan kuadrat.	Variabel tambahan juga dapat dieksplorasi dalam pekerjaan mendatang untuk meningkatkan akurasi dan membuat implementasi di dunia nyata lebih terpercaya.	Penelitian ini mengusulkan model baru yaitu model hybrid WOA-NN menggunakan Data harga emas dan data pendukung berupa variabel prediktor untuk peramalan fluktuasi harga emas. penelitian yang akan dilakukan menggunakan model yang sudah ada yaitu ARIMA dan LSTM dengan menggunakan variabel harga emas dan beberapa variabel pendukung berupa indikator ekonomi untuk memprediksi harga emas.
2	<i>Gold Price Forecasting Using</i>	Mustafa Yurtsever,	Memberikan beberapa informasi	Hasil penelitian menggunakan model	Perlu di evaluasi terkait dengan hidden layernya,	Penelitian ini mempertimbangkan hidden

Tabel 2.1. Matriks literatur review dan posisi penelitian
Prediksi Harga Emas dengan Menggunakan Model ARIMA dan LSTM

No	Judul	Peneliti, Media Publikasi, dan Tahun	Tujuan Penelitian	Kesimpulan	Saran atau Kelemahan	Perbandingan
	<i>LSTM, Bi-LSTM and GRU</i>	<i>European Journal of Science and Technology</i> . 2021	baru untuk memprediksi harga emas berdasarkan indikator ekonomi.	LSTM, Bi-LSTM dan GRU menunjukkan bahwa indikator ekonomi mempengaruhi harga emas. Model LSTM berkinerja paling baik, dengan nilai 3,48 MAPE, 61,728 RMSE dan 48,85 MAE.	jumlah epoch, batch size hingga pembagian dataset untuk meningkatkan hasil akurasi untuk memprediksi harga emas dengan model yang dievaluasi pada penelitian ini.	layer, jumlah epoch, batch size hingga pembagian dataset dengan komposisi pembagian dataset adalah 70:30. Untuk penelitian yang akan dilakukan juga sama tetapi untuk pembagian dataset dilakukan tiga skenario dengan komposisi pembagian dataset adalah 70:30,75:25 dan 80:20.
3	<i>Prediction of Gold Price with ARIMA and SVM</i>	D Makala & Z Li. <i>Journal of Physics: Conference Series</i> . 2021	Penelitian ini bertujuan untuk memprediksi harga emas dengan menggunakan model ARIMA dan SVM.	Hasil prediksi menunjukkan SVM lebih baik dibandingkan ARIMA dengan memiliki RMSE masing-masing sebesar 0,028 dan MAPE 2,5 untuk SVM dan 36,18 dan 2897 untuk ARIMA.	Untuk memperoleh keberhasilan dalam prediksi, sebaiknya menggunakan beberapa model yang berbeda dengan memanfaatkan algoritma machine learning dan penelitian ini hanya menggunakan variabel harga emas sehingga diperlukan beberapa variabel tambahan yang mempengaruhi perubahan harga emas untuk meningkatkan hasil akurasi.	penelitian ini menggunakan model ARIMA dan SVM dengan hanya menggunakan variabel harga emas pada datasetnya untuk memprediksi harga emas sedangkan penelitian yang akan dilakukan menggunakan model ARIMA dan LSTM dengan menggunakan variabel harga emas dan beberapa variabel pendukung berupa indikator ekonomi untuk memprediksi harga emas.

Tabel 2.1. Matriks literatur review dan posisi penelitian
Prediksi Harga Emas dengan Menggunakan Model ARIMA dan LSTM

No	Judul	Peneliti, Media Publikasi, dan Tahun	Tujuan Penelitian	Kesimpulan	Saran atau Kelemahan	Perbandingan
4	<i>A Deep Learning-Based Method for Forecasting Gold Price with Respect to Pandemics</i>	Mahtab Mohtasham Khani, Sabaad Vahidnia & Alireza Abbasi, <i>SN Computer Science</i> . 2021	Tujuan dari penelitian ini adalah untuk membangun sebuah model yang dapat memprediksi dalam waktu dekat menggunakan indikator keuangan dan variabel fitur seperti kasus COVID-19 untuk memprediksi harga emas.	Dari Empat model LSTM yang digunakan pada penelitian ini, hasil prediksi dari vector sequence output LSTM mencapai MSE 12,31, 17,75 dan 2,44 pada validasi yang ditentukan dengan format untuk 1 hari, 2 hari, dan 30 hari mengungguli model lain yang disajikan dalam literatur.	Memahami semantik dan konteks jaringan sosial juga dapat dipertimbangkan sebagai fitur potensial dalam model prediksi. fitur juga dapat dieksplorasi dalam pekerjaan mendatang untuk meningkatkan akurasi dan membuat implementasi di dunia nyata lebih terpercaya.	Pada penelitian ini menggunakan empat model LSTM dengan variabel harga emas, indikator keuangan dan variabel fitur seperti kasus COVID-19 untuk memprediksi harga emas. Sedangkan penelitian yang akan dilakukan menggunakan dua model yang berbeda yaitu ARIMA dan LSTM dengan menggunakan variabel harga emas dan beberapa variabel pendukung berupa indikator ekonomi untuk memprediksi harga emas.
5	<i>Gold Prediction in COVID-19 Era</i>	Seng Hansun & Alethes Suryadibrata, <i>International Journal of Computational Intelligence in Control</i> . 2021	Penelitian ini bertujuan untuk memprediksi harga emas di masa depan sebagai aset yang aman di era pandemi ini dengan menerapkan metode <i>deep learning</i> yang terkenal yaitu <i>Long Short-Term Memory (LSTM) networks</i> .	Dengan menggunakan metode <i>simple three layers LSTM Networks</i> diperoleh hasil akurasi prediksi sebesar 97,242% dengan evaluasi <i>prediction error</i> RMSE sebesar 39.94162 dan MAPE sebesar 17.66144.	Peneliti tidak fokus pada perbandingan beberapa metode prediksi untuk memprediksi harga emas sehingga tidak diketahui apakah hasil akurasinya akan sama baiknya ketika diterapkan kepada Metode <i>Deep Learning</i> lainnya.	Penelitian ini menggunakan model LSTM <i>Networks</i> untuk memprediksi harga emas. Untuk penelitian yang akan dilakukan menggunakan model ARIMA dan LSTM dengan berbagai skenario yang berbeda pula untuk membangun model yang dapat memprediksi pergerakan harga emas di masa depan.

Tabel 2.1. Matriks literatur review dan posisi penelitian
Prediksi Harga Emas dengan Menggunakan Model ARIMA dan LSTM

No	Judul	Peneliti, Media Publikasi, dan Tahun	Tujuan Penelitian	Kesimpulan	Sarana atau Kelemahan	Perbandingan
6	<i>Time Series Forecasting using Tree Based Methods</i>	EL Houssainy, A. Rady, Hartham Fawzy & Amsi Mohamed Abdel Fattah, <i>Journal of Statistics Applications and Probability</i> . 2021	Penelitian ini bertujuan untuk membandingkan metode berbasis pohon dan model statistik untuk memprediksi harga bulanan emas di masa mendatang.	Hasil perhitungan nilai RMSE pada penelitian ini menunjukkan bahwa hasil RF lebih akurat dengan nilai RMSE terendah yaitu sebesar 38,52 untuk prediksi harga emas bulanan daripada model DT, GBT dan ARIMA (0,1,1).	Untuk meningkatkan hasil keberhasilan dalam prediksi sebaiknya menggunakan model ARIMA yang berbeda seperti Hybrid ARIMA dan membandingkannya dengan metode berbasis pohon pada penelitian ini untuk mendapatkan keuntungan kualitas dari kedua model tersebut.	Penelitian ini menggunakan metode berbasis pohon yaitu Decision Tree (DT), Random Forest (RF), Gradient Boosted Trees (GBT) dan model ARIMA untuk memprediksi harga emas bulanan. Untuk penelitian yang akan dilakukan menggunakan model hybrid yaitu ARIMA-LSTM Untuk meningkatkan hasil keberhasilan dalam prediksi harga bulanan emas di masa mendatang.
7	<i>Forecasting Gold Price in Rupiah using Multivariate Analysis with LSTM and GRU Neural Networks</i>	Sebastianus Bara Primananda & Santi Muhammad Isa, <i>Advances In Science, Technology and Engineering Systems Journal</i> . 2021	Melakukan analisis metode peramalan Recurrent neural networks (RNN) yang menawarkan hasil prediksi yang terbaik untuk prediksi harga emas dengan perkiraan error lebih rendah dan perkiraan akurasi yang lebih tinggi.	Menggunakan dua metode yaitu LSTM dengan nilai RMSE sebesar 68% dan nilai MAPE sebesar 6,72, metode GRU dengan nilai RMSE sebesar 2% dan nilai MAPE sebesar 5,74. Hasil penelitian ini menunjukkan lebih efektif dalam mengoptimalkan Model LSTM daripada Model	Perlu di evaluasi terkait dengan hidden layernya, jumlah epoch, batch size hingga pembagian dataset untuk meningkatkan hasil akurasi untuk memprediksi harga emas dengan model yang dievaluasi pada penelitian ini.	Penelitian ini mempertimbangkan hidden layer, jumlah epoch, batch size hingga pembagian dataset dengan komposisi pembagian dataset adalah 70:30. Untuk penelitian yang akan dilakukan juga sama tetapi untuk pembagian dataset dilakukan tiga skenario dengan komposisi pembagian dataset adalah 70:30, 75:25 dan 80:20.

Tabel 2.1. Matriks literatur review dan posisi penelitian
Prediksi Harga Emas dengan Menggunakan Model ARIMA dan LSTM

No	Judul	Peneliti, Media Publikasi, dan Tahun	Tujuan Penelitian	Kesimpulan	Saran atau Kelemahan	Perbandingan
				GRU untuk masalah prediksi harga emas.		
8	<i>Forecasting of Daily Gold Price using ARIMA-GARCH Hybrid Model</i>	Sigit Setyowibowo, Mohamad An'ad, Sujito & Ani Farida, <i>Jurnal Ekonomi Pembangunan</i> , 2022	Masyarakat atau investor perlu mengetahui perkiraan harga emas harian untuk transaksi bagi masyarakat atau investor yang ingin berinvestasi atau juga ingin menjual emasnya agar tidak merugi.	Hasil akhir pengujian menunjukkan perhitungan akurasi peramalan untuk model peramalan hybrid ARIMA (1,1,1)-GARCH (2,1) dengan nilai RMSE sebesar 2,375454, nilai MAE adalah 1,702908 dan nilai MAPE adalah 0,001168113.	Untuk mendapatkan model terbaik dalam peramalan harga emas dengan model ARIMA-GARCH harus dilakukan pembaharuan model dengan memasukkan data terbaru agar hasil peramalan periode mendatang memiliki akurasi yang tinggi.	Pada penelitian ini menggunakan model hybrid ARIMA-GARCH dalam memprediksikan harga emas. Untuk penelitian yang akan dilakukan juga menggunakan model hybrid tetapi menggunakan dua model yang berbeda yaitu ARIMA-LSTM agar hasil prediksi periode mendatang memiliki akurasi yang tinggi.

2.3. Landasan Teori

2.3.1. Prediksi

Dalam bukunya (Heizer et al., 2016), Prediksi atau peramalan adalah suatu seni dan ilmu pengetahuan untuk memperkirakan peristiwa-peristiwa pada masa yang akan datang berdasarkan informasi masa lalu dan sekarang yang dimiliki, agar kesalahannya (selisih antara sesuatu yang terjadi dengan hasil perkiraan) dapat diperkecil, sehingga dapat disimpulkan bahwa prediksi sangat diperlukan didalam sebuah penelitian.

2.3.2. Komponen Variabel

Harga emas di pasaran internasional itu sendiri dipengaruhi oleh beberapa faktor. Faktor-faktor tersebut menurut (Levin & Wright, 2006), meliputi faktor jangka pendek seperti permintaan dan penawaran, dan faktor jangka panjang yang antara lain meliputi nilai tukar dolar dan pengendalian modal.

1. Permintaan dan penawaran global: Permintaan dari investor, industri perhiasan, serta bank sentral dari berbagai negara berkontribusi terhadap harga emas dikarenakan emas sering kali dianggap sebagai aset safe haven, sehingga meningkatnya ketidakpastian ekonomi atau geopolitik di berbagai belahan dunia bisa mendorong harga emas naik. Sementara itu, produksi emas dari penambangan global juga memengaruhi ketersediaan dan dapat mempengaruhi harga dimana Penurunan produksi atau penemuan emas yang signifikan bisa mempengaruhi penawaran dan harga (Wicaksono, 2023).
2. Nilai tukar dolar AS: Harga emas sering inversely correlated (berbanding terbalik) dengan nilai dolar AS. Permintaan emas biasanya naik ketika nilai

dolar turun karena emas menjadi lebih terjangkau bagi pemegang mata uang lain. Sebaliknya, penguatan dolar bisa menekan harga emas. Karena emas diperdagangkan dalam dolar, fluktuasi nilai tukar dapat memengaruhi harga emas di pasar global (Sunaryo, 2023).

3. Pengendalian modal: Kebijakan bank sentral, suku bunga, inflasi, dan kestabilan ekonomi global memiliki dampak besar terhadap harga emas. Investor sering mengalihkan investasi mereka ke emas sebagai bentuk proteksi nilai saat ada ketidakpastian dalam kebijakan moneter (Waldi & Amar, 2020).

Meskipun pasar emas global seringkali menjadi acuan utama dalam menentukan harga emas, kondisi lokal dapat menyebabkan perbedaan harga yang signifikan antara pasar global dan pasar regional dimana harga emas dapat sangat berbeda di berbagai daerah karna campur tangan sejumlah faktor ekonomi, politik, biaya logistic dan transportasi serta perilaku pasar yang unik di setiap daerah. Berikut adalah beberapa faktor harga emas di daerah bisa berbeda dengan pasar global:

1. Peraturan dan kebijakan pajak: Setiap negara atau daerah memiliki kebijakan pajak yang berbeda terkait impor, penjualan, atau ekspor emas. Hal ini bisa menyebabkan perbedaan harga yang signifikan antara satu daerah dengan yang lain (Muhammad Rizky Diplomat Fungsional Ahli Pertama et al., 2021).
2. Permintaan dan kebiasaan konsumen: Permintaan lokal, seperti untuk perhiasan atau keperluan industri, dapat bervariasi secara signifikan dari satu daerah ke

daerah lainnya, mempengaruhi harga emas di pasar lokal (Narendra & Ardani, 2020).

3. Biaya transportasi dan logistic: Biaya untuk mengimpor atau mengangkut emas dari pasar global ke daerah tertentu dapat mempengaruhi harga jual. Biaya logistik, termasuk asuransi dan pengeluaran tambahan, bisa membuat harga di suatu wilayah lebih tinggi dari pada wilayah lain (Adriansyah, 2023).
4. Kondisi ekonomi dan politik lokal: Faktor seperti stabilitas ekonomi, kondisi politik, dan nilai mata uang lokal juga memainkan peran dalam menentukan harga emas di tingkat regional. Ketidakpastian di tingkat lokal dapat memengaruhi kepercayaan terhadap mata uang dan membuat harga emas bervariasi (SETIAWAN, 2019).

Berdasarkan informasi diatas, penelitian ini akan melakukan prediksi harga ons emas dunia dengan mempertimbangkan faktor ekonomi atau indikator ekonomi yang menyebabkan terjadinya fluktuasi harga emas sebagai variabel pendukung. Adapun indikator ekonomi yang digunakan yaitu: harga minyak mentah, indeks harga konsumen, nilai tukar efektif dan indeks pasar saham S&P 500 yang telah digunakan pada penelitian sebelumnya oleh (Yurtsever, 2021) yang menjadi role model pada penelitian ini.

Pemilihan topik penelitian terkadang melibatkan sejumlah pertimbangan. Memilih topik penelitian tentang harga emas dunia bukan berarti mengabaikan permasalahan terkait harga emas di Indonesia. Sebenarnya, mempelajari harga emas dunia dapat memberikan pemahaman yang lebih luas tentang faktor-faktor

yang memengaruhi harga emas secara global, yang pada akhirnya dapat berdampak pada harga emas di tingkat lokal seperti di Indonesia termasuk pasar keuangan, investasi, perdagangan, dan stabilitas ekonomi secara keseluruhan. Dengan mempelajari harga emas dunia, peneliti dapat menggali sejumlah informasi yang penting untuk memahami dinamika pasar emas di Indonesia. Selain itu, keterampilan analisis dan pemahaman tentang pasar global yang diperoleh dari penelitian tersebut dapat diterapkan untuk mengidentifikasi solusi atau strategi yang lebih baik dalam menghadapi permasalahan harga emas di tingkat lokal.

2.3.2.1 Emas

Emas merupakan logam mulia yang sering dijadikan sebagai alat tukar dalam perdagangan maupun sebagai standar keuangan berbagai negara (Madonna Yuma, 2018). Penggunaan emas dalam bidang moneter dan keuangan berdasarkan nilai moneter absolut dari emas itu sendiri terhadap berbagai mata uang di seluruh dunia, meskipun secara resmi di bursa komoditas dunia, harga emas dicantumkan dalam mata uang dolar Amerika. Bentuk penggunaan emas dalam bidang moneter lazimnya berupa batangan emas dalam berbagai satuan berat gram sampai kilogram (Kurniawan, 2019).

Bagi sebagian masyarakat yang ingin berinvestasi jangka panjang, emas merupakan salah satu pilihan yang cukup menjanjikan karena harga emas akhir-akhir ini terus mengalami kenaikan. Untuk mendapatkan keuntungan yang optimal, bagi pelaku investasi emas pasti berharap mendapatkan harga yang rendah saat pembelian dan harga yang mahal saat penjualan (John & Latupeirissa, 2021).

Harga emas di pasaran internasional itu sendiri dipengaruhi oleh beberapa faktor. Faktor-faktor tersebut menurut (Levin & Wright, 2006), meliputi faktor jangka pendek seperti permintaan dan penawaran, dan faktor jangka panjang yang antara lain meliputi nilai tukar dolar dan pengendalian modal. Selain itu juga emas sering di sebut sebagai pengukur modal dan dimensi kekayaan yang paling tua dan efektif. Sejak emas lebih unggul dibanding logam lain dan diperdagangkan lebih sering dalam sistem keuangan, harga dan hubungan dengan berbagai variabel keuangan sering dipantau oleh unit ekonomi (Suharto, 2013).

Tren harga emas adalah nilai harga emas satu atau hasil grafis beberapa tahun terakhir untuk dapat menentukan atau memprediksi waktu terbaik membeli emas, khususnya dalam investasi emas jangka panjang (Wilson, 2021). Gambar 2.1 menunjukkan grafik harga ons emas dari *indxmundi.com* selama periode 20 tahun.



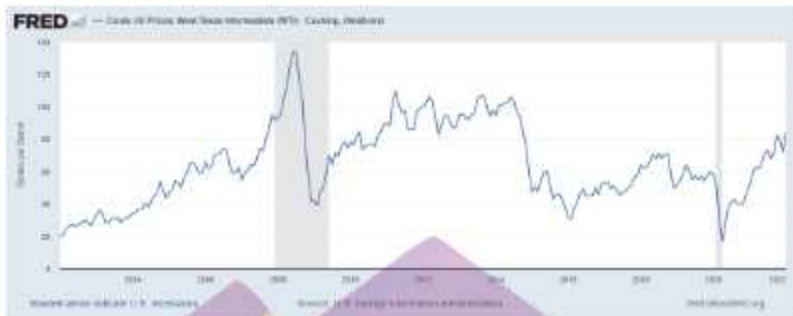
Gambar 2.1. Harga Ons Emas (2002-2022)

2.3.2.2 Harga Minyak Mentah

Minyak mentah adalah salah satu sumber energi yang paling penting di dunia saat ini. Sejauh ini, bahan bakar ini masih menjadi bahan bakar utama di dunia

dimana hampir sepertiga konsumsi energi global. Patokan Amerika Serikat yaitu minyak mentah *light sweet* atau *West Texas Intermediate* (WTI) untuk pengiriman November 2014, turun empat sen menjadi 82,71 dollar AS per barel di New York Mercantile Exchange. Perkiraan saat ini menunjukkan bahwa penggunaan minyak mentah di dunia berkisar hingga 95 juta barel per hari (Gupta & Nigam, 2020). Minyak mentah yang diperdagangkan di WTI adalah minyak mentah yang berkualitas tinggi. Minyak berjenis *light-weight* dan mempunyai kadar belerang yang rendah. Minyak jenis ini cocok untuk dijadikan bahan bakar, hal ini yang menyebabkan harga minyak WTI dijadikan patokan bagi perdagangan minyak di dunia (Basit, 2020).

Gambar 2.2 Merupakan harga minyak WTI yang memiliki satuan mata uang USD Dollar per barrel. Berdasarkan grafik fluktuasi harga minyak WTI pada Gambar 2.2, pada tahun 2002 hingga pertengahan 2006 harga minyak WTI mengalami peningkatan, namun pada tahun 2008 harga minyak WTI mengalami penurunan drastis dan mengalami peningkatan di tahun berikutnya hingga tahun 2013 tetapi mengalami penurunan kembali di tahun 2014 hingga tahun 2016. Kemudian mengalami peningkatan di tahun yang sama yaitu 2016 hingga tahun 2018, namun pada tahun 2020 mengalami penurunan harga minyak mentah yang paling rendah hingga akhirnya bisa mengalami peningkatan kembali pada tahun 2022 sampai saat ini.



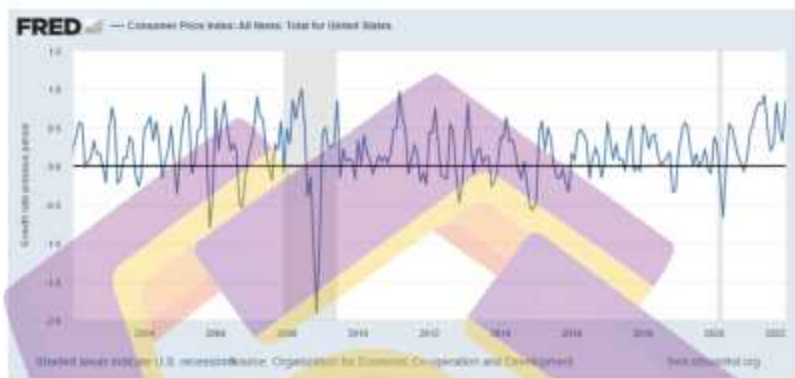
Gambar 2.2. Grafik Fluktuasi Harga Minyak Mentah WTI

2.3.2.3 Indeks Harga Konsumen

Indeks harga konsumen atau *Customer Price Index* (CPI) adalah salah satu indikator ekonomi yang penting yang digunakan untuk mengukur tingkat inflasi dan perubahan harga barang dan jasa dalam perekonomian suatu negara. Pada dasarnya, CPI merupakan ukuran biaya yang harus dikeluarkan oleh seorang konsumen untuk membeli berbagai barang dan jasa yang diperlukan dalam kehidupan sehari-hari yang mencakup berbagai item, termasuk makanan, pakaian, perumahan, bahan bakar, transportasi perawatan medis, biaya Pendidikan, serta berbagai barang dan jasa lainnya yang diperlukan (Rofi'i, 2023).

Gambar 2.3 merupakan tingkat pertumbuhan indeks harga konsumen negara Amerika Serikat untuk semua barang dan jasa yang dikeluarkan oleh konsumen dengan satuan mata uang USD. Berdasarkan Gambar 2.3, fluktuasi indeks harga konsumen Amerika Serikat pada tahun 2002 sampai 2022 mengalami perubahan naik turun, tingkat kenaikan tertinggi terjadi pada bulan September tahun 2005 yaitu pada tingkat 1.2% dan langsung mengalami tingkat terendah pada bulan oktober tahun 2005 menjadi 0.2%. Pada bulan berikutnya yaitu november 2005

hingga 2022 tingkat pertumbuhan indeks harga konsumen Amerika Serikat kembali mengalami kenaikan dan penurunan, dimana tingkat penurunan terendah terjadi pada bulan november 2008 yaitu pada tingkat -1.91%.



Gambar 2.3. Grafik Fluktuasi Indeks Harga Konsumen Amerika Serikat

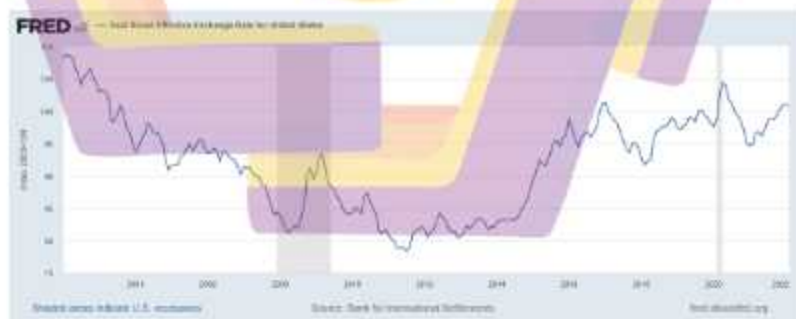
2.3.2.4 Nilai Tukar Mata Uang

Nilai tukar mata uang atau kurs adalah suatu nilai yang menunjukkan jumlah nilai mata uang dalam negeri yang diperlukan untuk mendapatkan suatu unit mata uang asing (Dornbusch, 1976). Ada dua jenis nilai tukar yang dipakai yaitu kurs nominal dan kurs riil. Dalam penelitian ini kurs yang dipakai adalah kurs riil Amerika Serikat yaitu USD. Kurs riil (*real exchange rate*) adalah nilai tukar yang digunakan seseorang saat menukarkan barang dan jasa suatu negara dengan barang dan jasa negara lainnya (Nopriyandi & Haryadi, 2017). Salah satu alat ukur untuk mengetahui daya saing suatu negara dari sisi harga dalam pertukaran mitra barang dagang biasanya menggunakan real board effective exchange rates (RBEER).

Real board effective exchange rates (RBEER) adalah indikator untuk menjelaskan nilai mata uang suatu negeri relatif terhadap beberapa mata uang

negara-negara lainnya yang telah disesuaikan dengan tingkat inflasi pada tahun tertentu atau indeks harga konsumen tertentu. Kenaikan Real board effective exchange rates menggambarkan nilai ekspor lebih mahal dan nilai impor lebih murah, peningkatan tersebut menunjukkan berkurangnya daya saing perdagangan, begitu pula sebaliknya (Afriyanti & Zaini Putri, 2021).

Gambar 2.4 merupakan grafik fluktuasi nilai tukar efektif untuk Amerika Serikat pada tahun 2002 sampai 2022. Pada tahun 2002 hingga tahun 2008 nilainya cenderung mengalami penurunan meskipun terlihat adanya kenaikan dan penurunan nilai tukar efektif untuk Amerika Serikat yang telalu signifikan, kemudian mengalami kenaikan secara drastis pada pertengahan tahun 2008 hingga tahun 2009 lalu mengalami penurunan kembali dari tahun 2009 hingga pertengahan 2011 dan pada pertengahan tahun 2011 hingga tahun 2022 nilainya cenderung mengalami kenaikan meskipun terlihat adanya kenaikan dan penurunan nilai tukar efektif untuk Amerika Serikat yang telalu signifikan.



Gambar 2.4. Grafik Fluktuasi Nilai Tukar Efektif untuk Amerika Serikat

2.3.2.5 Indeks Pasar Saham

Indeks pasar saham Amerika Serikat yaitu Indeks Standard & Poor atau yang lebih dikenal dengan S&P 500 adalah sebuah indeks yang terdiri dari saham 500 perusahaan dengan modal besar, kebanyakan berasal dari Amerika Serikat. Indeks ini merupakan indeks yang paling terkenal yang dimiliki oleh Standard & Poor's, sebuah divisi dari McGraw-Hill. Seluruh saham yang terdaftar dalam indeks ini adalah Perusahaan public besar dan diperdagangkan di bursa saham utama di AS seperti bursa saham New York dan Nasdaq. Setelah Dow Jones Industrial Average, S&P 500 dengan memegang saham yang sama dengan indeks tersebut. Karna itu, sebuah Perusahaan yang sahamnya dimasukkan ke dalam daftar ini, harga saham Perusahaan tersebut akan meningkat (Abdurrahman, 2013).

Gambar 2.5 merupakan grafik fluktuasi indeks pasar saham S&P 500 pada tahun 2002 sampai 2022. Pada tahun 2002 hingga tahun 2007 indeks SP mengalami peningkatan yang cenderung stabil, namun pada tahun 2008 indeks SP mengalami penurunan drastis hingga awal tahun 2009 tetapi di tahun selanjutnya indeks SP kembali mengalami peningkatan yang dratis hingga di tahun 2022.



Gambar 2.5. Grafik Fluktuasi Indeks Pasar Saham S&P 500

2.3.3. *Autoregressive Integrated Moving Average*

Autoregressive Integrated Moving Average atau ARIMA adalah model yang secara penuh mengabaikan independen variabel dalam membuat peramalan. ARIMA menggunakan nilai masa lalu dan sekarang dari variabel dependen untuk menghasilkan peramalan jangka pendek yang akurat (Brockwell & Davis, 2002). ARIMA cocok jika observasi dari runtun waktu (time series) secara statistik berhubungan satu sama lain (dependent) (John & Latupeirissa, 2021).

Model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) menggabungkan fungsi *autoregressive* (AR) dan *moving average* (MA). Model ARIMA ditemukan oleh George Box dan Gwilym Jenkins sebagai upaya untuk mendeskripsikan perubahan deret waktu menggunakan pendekatan matematis pada tahun 1970-an (Iriawan & Astuti, 2006). Menurut (Wei & Hillmer, 1991), model ini dibuat ketika asumsi stasioneritas variabel tidak terpenuhi. ARIMA (p,q,d) adalah istilah umum untuk model ARIMA ini, dimana p adalah orde dari proses AR, q adalah orde dari proses MA, dan d adalah orde dari proses integrasi atau *differencing*.

2.3.3.1 Identifikasi Model ARIMA (p,q,d)

Data masa lalu yang digunakan untuk identifikasi awal dari model ARIMA (p,d,q) (Wei, 1989). Adapun tahapan identifikasi ARIMA menurut (Box et al., 1994), yaitu:

1. Stasioneritas data, baik dalam mean maupun varian, jika tidak stasioner dilakukan,

- a. Differencing (agar stasioner dalam mean) dengan persamaan (1), yaitu:

$$W_t = (1 - B)^D Z_t \quad (1)$$

Dimana:

$$d = 1, 2, \dots$$

$B =$ Backshift operator yang didefinisikan bahwa $B^d Z_t = Z_{t-d}$

- b. Transformasi (agar stasioner dalam varian).
2. Orde model dapat dilihat ACF (*Autocorrelation Function*) yaitu besarnya nilai hubungan antara pengamatan waktu ke t dengan waktu sebelumnya. Berikut ini Persamaan (2) rumus ACF (*Autocorrelation Function*):

$$r_k = \text{Corr}(Z_t, Z_{t-k}) = \frac{\sum_{t=1}^{n-k} (Z_t - \bar{Z})(Z_{t+k} - \bar{Z})}{\sum_{t=1}^n (Z_t - \bar{Z})^2} \quad (2)$$

dan PACF (*Partial Autocorrelation Function*) yaitu korelasi parsial antara pengamatan pada waktu ke t dengan waktu-waktu sebelumnya. Berikut ini Persamaan (3) rumus PACF (*Partial Autocorrelation Function*):

$$r_{kk} = \text{Corr}(Z_t, Z_{t-k} | Z_{t-1}, Z_{t-2}, \dots, Z_{t-k+1}) \quad (3)$$

Langkah selanjutnya adalah estimasi dengan menggunakan data time series masa lalu dan melakukan pengujian kesesuaian model ARIMA dari hasil estimasi dengan pengujiannya, adalah:

1. Signifikansi parameter (uji t-test), dilakukan dengan tahapan sebagai berikut:

- a. Hipotesis: $H_0: \hat{\theta} = 0$

$$H_1: \hat{\theta} \neq 0$$

- b. Statistik uji: $t = \frac{\hat{\theta}}{sdev(\hat{\theta})}$

- c. Daerah penolakan: Tolak H_0 jika $|t| > t_{\frac{\alpha}{2}, df=n-n_p}$
2. Error yang mengikuti *White Noise* dengan uji Ljung-Box, yaitu:
- a. Hipotesis: H_0 : error memenuhi *White Noise*
 H_1 : error tidak *White Noise*
- b. Statistik uji menggunakan Ljung-Box statistic dengan persamaan (4) sebagai berikut:

$$Q^* = n(n+2) \sum_{k=1}^k \frac{r_k^2}{n-k} \quad (4)$$

- c. Daerah penolakan H_0 : jika $Q^* \Rightarrow \chi_{\alpha, df=k-p-q}^2$ dimana nilai p dan q adalah orde ARIMA (p,q).
3. Uji error berdistribusi normal (uji *Kolmogorov Smirnov*), sebagai berikut:
- a. Hipotesis: H_0 : error berdistribusi Normal
 H_1 : error tidak berdistribusi Normal
- b. Statistik uji menggunakan *Kolmogorov Smirnov* dengan persamaan (5) sebagai berikut:

$$T = \text{Maks} |F(x) - S(x)| \quad (5)$$

- c. Daerah penolakan H_0 : jika $T > W_{1-\alpha}$ dimana W dapat dilihat di tabel *Kolmogorov Smirnov*.

2.3.3.2 Model Differencing atau ARIMA (0,d,0)

Dalam peramalan deret waktu ARIMA, langkah pertama adalah menentukan jumlah perbedaan yang diperlukan agar deret tersebut stasioner. Karena pengujian stasioneritas rangkaian waktu adalah aktivitas yang sering dilakukan dalam model autoregresif, pengujian ADF adalah sesuatu yang harus

dikuasai saat melakukan analisis rangkaian waktu (Zhou et al., 2021). tes Dickey-Fuller (Ad-Fuller) (Dickey et al., 1981), digunakan untuk menentukan urutan *differencing* (d) pada setiap proses pengaturan model. Nilai kritis (p) atau *critical value* dari AD-Fuller tes ditetapkan sebagai 5%. Deret waktu dibedakan hingga ditransformasikan menjadi stasioner ($p < 0,05$). Metrik kesesuaian yaitu Akaike's Information Criterion (AIC) (Akaike, 1974), digunakan untuk menentukan optimal nilai orde autoregresif (p) dan orde pergerakannya moving average (q). Berikut ini persamaan (6) rumus tes Dickey-Fuller (Ad-Fuller):

$$y_t = c + \beta_t + \alpha y_{t-1} + \phi \Delta Y_{t-1} + e_t \quad (6)$$

2.3.3.3 Model Autoregresif atau ARIMA (p,0,0)

Secara umum suatu proses $\{Z_t\}$ dikatakan mengikuti model autoregresif orde p atau AR(p), jika memenuhi:

$$(1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p) Z_t = a_t \quad (7)$$

atau

$$\dot{Z}_t = z \phi_1 \dot{Z}_{t-1} + \dots + \phi_p B^p \dot{Z}_{t-p} = a_t \quad (8)$$

Persamaan (7) dan persamaan (8) dimana pada model tersebut dapat diidentifikasi melalui nilai ACF yang berpola dies down (turun eksponensial atau sinusoidal menuju 0 dengan bertambahnya k) dan pola nilai PACF yang cut off after lag (terpotong setelah lag p).

2.3.3.4 Model Moving Average atau ARIMA(0,0,q)

Secara umum suatu proses $\{Z_t\}$ dikatakan mengikuti model moving average orde q atau MA(q), jika memenuhi:

$$\theta(B) = (1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q) \quad (9)$$

atau

$$\hat{Z}_t = a_t - \theta_1 a_{t-1} + \dots + \theta_p a_{t-p} \quad (10)$$

Persamaan (9) dan persamaan (10) dimana pada model tersebut dapat diidentifikasi melalui nilai ACF yang berpola cut off after lag (terpotong setelah lag p) dan PACF dies down (turun eksponensial atau sinusoidal menuju 0 dengan bertambahnya k).

2.3.3.5 Model Autoregressive Moving Average atau ARIMA(p,d,q)

Secara umum suatu proses $\{Z_t\}$ dikatakan mengikuti model autoregressive orde p, *differencing* orde d dan moving average orde q atau ARIMA(p,d,q), jika memenuhi:

$$\Phi_p(B)(1-B)^d Z_t = \theta_q(B) a_t \quad (11)$$

atau

$$\hat{Z}_t = z\phi_1 \hat{Z}_{t-1} + \phi_p \hat{Z}_{t-p} + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \dots - \theta_q a_{t-p} \quad (12)$$

Persamaan (11) dan persamaan (12) dimana pada model tersebut dapat diidentifikasi melalui nilai ACF yang berpola dies down (turun eksponensial atau sinusoidal menuju 0 dengan bertambahnya k) dan pola nilai PACF dies down (turun eksponensial atau sinusoidal menuju 0 dengan bertambahnya k).

2.3.4. Long Short-Term Memory

Long Short-Term Memory atau LSTM adalah salah satu jenis dari *Recurrent Neural Network* (RNN) yang diperkenalkan oleh Hochreiter dan Schmidhuber pada tahun 1997 yang di rancang untuk melengkapi kelemahan RNN yang tidak mampu memproses data jangka panjang (Hochreiter & Urgan Schmidhuber, 1997). LSTM

menggabungkan memori jangka pendek dan memori jangka panjang dengan melalui kontrol gerbang (Tian et al., 2018). LSTM dapat mempelajari dependensi jangka panjang dikarenakan penggunaan mekanisme gerbang dan sel memori (Fadli et al., 2022). LSTM biasa digunakan untuk memproses, memprediksi, dan mengklasifikasikan informasi berdasarkan data deret waktu (*time series*).

Pada struktur LSTM, secara umum terdapat empat komponen utama sebagai berikut:

1. *Gate* (Gerbang)

Fungsi *gate* ini untuk mengontrol aliran informasi dalam sel memori. *Gate* terdiri tiga jenis yaitu *Forget gate* (gerbang lupakan) untuk memutuskan informasi mana yang akan dihapus dari sel memori. *Input gate* (Gerbang masukkan) untuk memutuskan informasi yang akan disimpan dalam sel memori. *Output gate* (Gerbang keluaran) untuk memutuskan bagaimana informasi yang disimpan dalam sel memori akan digunakan untuk menghasilkan keluaran atau *output*.

2. *Memory Cell* (Sel memori)

Memory cell merupakan komponen inti dari metode LSTM yang berperan untuk menyimpan informasi jangka panjang dan mengontrol aliran informasi melalui gerbang.

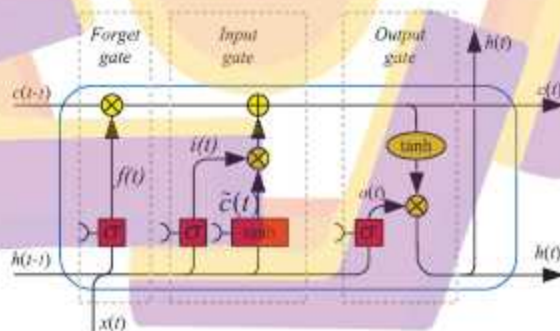
3. *Cell State* (Tautan Hingga)

Cell state merepresentasikan seluruh sejarah informasi yang disimpan dalam sel memori. *Cell state* mengalir melalui gerbang dan dimodifikasi dengan masukan baru atau informasi yang dihapus oleh *forget gate*.

4. Activation Signal (Sinyal Aktivasi)

Model LSTM menggunakan fungsi aktivasi seperti tangen hiperbolik (\tanh) untuk mengendalikan aliran sinyal yang keluar dari *memory cell* dan melalui *output gate* (Graves & Schmidhuber, 2005).

Model LSTM terdiri dari *input layer*, *hidden layer* dan *output layer*. Setiap blok memiliki beberapa sel memori yang melekat padanya dan dalam LSTM terdapat 3 gate yaitu *input gate*, *output gate* dan *forget gate*. Bergantung pada komponen ini, blok sel LSTM berisi 3 *gates* dan unit sel memori yang mampu melupakan atau mengingat informasi untuk menentukan berapa banyak informasi yang harus ditransfer ke sel berikutnya (Primananda & Isa, 2021). Gambar 2.6 menunjukkan arsitektur LSTM.



Gambar 2.6. Arsitektur LSTM

Rumus LSTM terbagi menjadi 4, seperti pada persamaan (13), persamaan (14), persamaan (15), dan persamaan (16).

- *Forget gate*

$$f_t = \sigma(W_f * [h_{t-1}, X_t] + b_f) \quad (13)$$

- *Input gate*

$$i_t = \sigma(W_i * [h_{t-1}, X_t] + b_i) \quad (14)$$

- *Memory Update*

$$\hat{c}_t = \tanh(W_c * [h_{t-1}, X_t] + b_c) \quad (15)$$

$$C_t = f_t * C_{t-1} + i_t * \hat{c}_t$$

- *Output gate*

$$o_t = \sigma(W_o * [h_{t-1}, X_t] + b_o) \quad (16)$$

$$h_t = o_t * \tanh(C_t)$$

C_t adalah nilai *memory cell state* dalam LSTM. W_f , W_i , W_c dan W_o adalah bobot, dan “.” Merupakan operator perkalian *vector*. X_t adalah nilai input pada waktu ke t dan h_{t-1} adalah nilai output dari waktu ke $t-1$, b_f , b_i , b_c dan b_o adalah bias serta σ merupakan fungsi sigmoid. Saat memperbarui status sel, *input gate* dapat memutuskan informasi baru apa yang dapat disimpan dalam status sel, dan *output gate* memutuskan informasi apa yang dapat dikeluarkan berdasarkan status sel. *Forget gate* dapat memutuskan informasi apa yang akan dibuang keadaan sel. Ketika nilai dari gerbang lupa, f_t , adalah 1, informasi ini disimpan; sementara itu, nilai 0 berarti menghilangkan semua informasi (Yu et al., 2019).

2.3.5. *Lost Function*

Loss function atau sering disebut *loss* merupakan fungsi yang penting dalam penerapan paramter machine learning. Fungsi *loss* mengacu kepada mengukur

perbedaan antara output yang diprediksi dan nilai actual dari model ataupun metode yang digunakan. Tujuan dari penerapan fungsi parameter ini yaitu untuk meminimalkan hasil prediksi yang dilakukan sedekat mungkin dengan nilai aktualnya (Gao et al., 2022). Pemilihan jenis *loss function* berbeda – beda tergantung pada jenis masalah yang akan diselesaikan dan sifat data yang digunakan . Berikut adalah jenis – jenis *loss function* yang sering digunakan.

1. *Cross-entropy loss* merupakan *loss function* yang umum digunakan untuk masalah klasifikasi. Fungsi ini mengukur perbedaan antara distribusi probabilitas yang diprediksi dan distribusi probabilitas sebenarnya dari variabel target (Iskandar Zulkarnain Maulana Putra et al., 2022).
2. *Log Loss* merupakan *Binary Cross Entropy*. *Loss function* jenis ini mengukur kinerja model klasifikasi, di mana outputnya adalah probabilitas dengan nilai antara 0 dan 1. Saat probabilitas yang diprediksi semakin jauh dari label sebenarnya, *Log loss* akan meningkat. Model yang sempurna akan memiliki *Log Loss* 0 (Iskandar Zulkarnain Maulana Putra et al., 2022).
3. *Mean Squared Error (MSE) Loss* merupakan *loss function* yang umum digunakan dalam masalah regresi. Fungsi ini mengukur rata - rata kuadrat daari selisih antara hasil prediksi dengan nilai aktual. MSE digunakan untuk mengurangi nilai outlier dalam data.
4. *Mean Absolute Error (MAE) Loss* merupakan *loss function* yang umum juga digunkana pada masalah regresi. Berbeda dengan MSE, MAE

berfungsi mengukur rata – rata selisih absolut antara hasil prediksi dengan nilai aktual. MAE memberikan penilaian kesalahan yang lebih linier dan tidak terpengaruh oleh kuadrat dari selisih prediksi.

5. *Hinge Loss* adalah loss function yang digunakan untuk tugas-tugas klasifikasi. Jenis fungsi loss ini menggabungkan margin dari batas klasifikasi dalam menentukan nilai loss.
6. *Huber Loss* merupakan kombinasi dari *Mean Absolute Error* dan *Mean Square Error*. Namun bedanya dipengaruhi oleh parameter tambahan bernama delta (δ). nilai kerugian yang lebih kecil dari delta maka beralih menggunakan *Mean Square Error* dan untuk nilai kerugian yang lebih besar dari delta, maka beralih menggunakan *Mean Absolute Error*.

Loss function dapat memengaruhi kinerja model dan kemampuannya untuk menggeneralisasi data baru. *Loss function* digunakan untuk melatih model dengan menyesuaikan bobot model berdasarkan kesalahan antara hasil prediksi dengan nilai aktualnya. *Loss function* menjadi komponen penting dari proses pelatihan dalam *machine learning*.

2.3.6. *Optimizer Adaptive Moment Estimation (ADAM)*

Adaptive Moment Estimation (ADAM) adalah salah satu algoritma *optimizer* yang paling banyak digunakan dalam *deep learning*. ADAM adalah metode yang menggabungkan konsep dari algoritman Momentum dan RMSprop. Estimasi momentum yang digunakan ADAM untuk mengikuti gradien sebelumnya dalam perhitungan update parameter. Ini membantu dalam mengurangi fluktuasi yang berlebihan dalam arah gradien dan mempercepat konvergensi (Soydaner,

2020). Dengan menggunakan RMSprop, ADAM dapat menyesuaikan laju pembelajaran untuk setiap parameter berdasarkan frekuensi dan skala gradien yang terikat. Rumus untuk menghitung ADAM terdapat pada persamaan (17) sampai dengan persamaan (20)

$$m_t = \beta_1 * m_{t-1} + (1 - \beta_1) * \delta W^{old} \quad (17)$$

$$v_t = \beta_2 * v_{t-1} + (1 - \beta_2) * (\delta W^{old})^2 \quad (18)$$

$$m'_t = \frac{m_t}{1 - \beta_1^t}, v'_t = \frac{v_t}{1 - \beta_2^t} \quad (19)$$

$$W^{new} = W^{old} - \frac{\lambda}{\sqrt{v'_t + \epsilon}} * m'_t \quad (20)$$

Sebagai penjelasan dari persamaan diatas w^{new} merupakan bobot baru, dan w^{old} sebagai bobot lama. δW^{old} sebagai turunan bobot terhadap hasil error, V_t merupakan rata - rata turunan parsial, $v_{t,1}$ sebagai bobot rata - rata turunan parsial sebelumnya. M_t merupakan bobot rata - rata momentum, $m_{t,1}$ sebagai bobot rata - rata momentum sebelumnya. β_1 merupakan nilai beta terhadap momentum dan β_2 merupakan nilai beta terhadap turunan parsial. ϵ sebagai epsilon dan λ sebagai learning rate (Maliki et al., 2022). Optimizer ADAM telah terbukti efektif dalam melatih model neural networks dengan kecepatan konvergensi yang cepat dan kemampuan adaptasi yang terbaik terhadap dinamika gradien.

2.3.7. Root Mean Square Error

Root Mean Square Error atau RMSE merupakan turunan standar dari kesalahan prediksi untuk mengukur seberapa jauh garis regresi yang paling cocok, ini berarti RMSE digunakan untuk mengukur jarak antara nilai acuan dan prediksi dari nilai-nilai tersebut (Makala & Li, 2021). RMSE adalah ukuran akurasi prediksi

yang baik, sehingga sering digunakan sebagai metrik standar untuk mengukur performa model. Nilai RMSE yang rendah menunjukkan performa model yang tinggi dimana semakin kecil (mendekati 0) nilai RMSE maka semakin akurat nilai prediksinya (Yurtsever, 2021). Rumus RMSE dapat dilihat pada persamaan (21) dibawah ini.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (21)$$

Keterangan dimana n = jumlah data, i = urutan data pada dataset, y = nilai hasil observasi, \hat{y} = nilai hasil prediksi. Sebuah model yang mempunyai nilai RMSE lebih kecil dapat dikatakan lebih akurat daripada model yang memiliki nilai RMSE lebih besar (Mardianto et al., 2020).

2.3.8. Mean Absolute Percentage Error (MAPE)

Mean Absolute Percentage Error atau MAPE adalah salah satu metrik yang paling banyak digunakan membandingkan dan mengukur kinerja peramalan. Ini mengukur akurasi kinerja dengan menghitung kesalahan persentase absolut rata-rata dikurangi nilai sebenarnya dibagi dengan nilai sebenarnya (Makala & Li, 2021). Rumus MAPE dapat dilihat pada persamaan (22) dibawah ini.

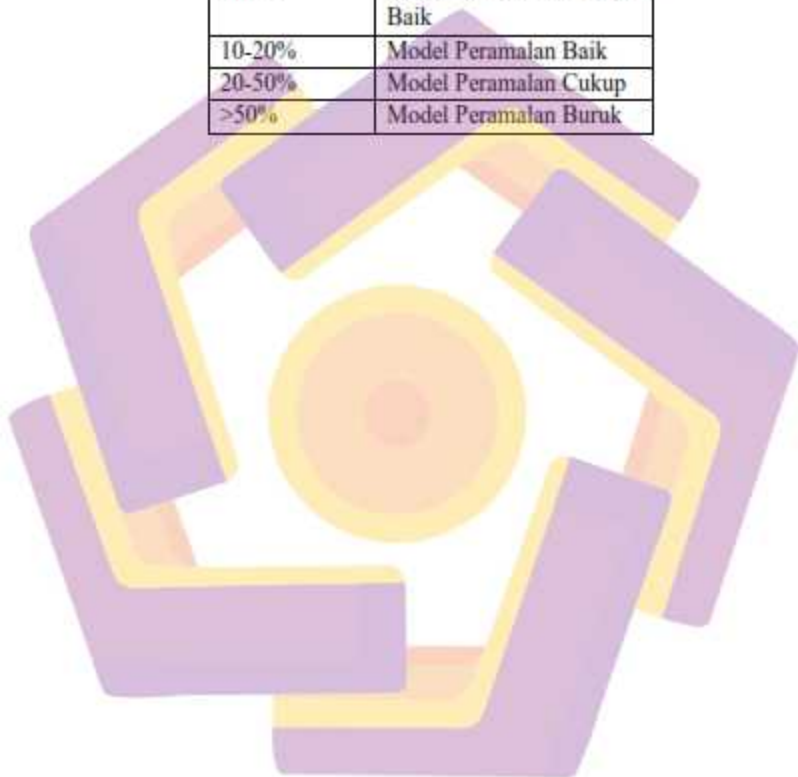
$$MAPE = \left(\sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right| \right) \frac{100}{n} \quad (22)$$

Dalam MAPE, mean absolute error dihitung untuk menunjukkan seberapa dekat nilai prediksi dan aktualnya. Di sini, \hat{y}_i adalah nilai prediktif, y_i adalah nilai aktual dan n adalah panjang deret waktu. Namun, karena MAPE membagi setiap kesalahan secara terpisah menurut permintaan, nilainya terdistorsi (Yurtsever,

2021). Nilai akhir perhitungan MAPE dapat ditentukan berdasarkan keterangan Tabel 2.2.

Tabel 2.2. Range Perhitungan Nilai MAPE

Range MAPE	Keterangan
<10%	Model Peramalan Sangat Baik
10-20%	Model Peramalan Baik
20-50%	Model Peramalan Cukup
>50%	Model Peramalan Buruk



BAB III

METODE PENELITIAN

3.1. Jenis, Sifat, dan Pendekatan Penelitian

Jenis penelitian yang akan dilakukan adalah penelitian eksperimental, yaitu dengan menerapkan serangkaian skenario percobaan berupa pengumpulan dataset, pre-proses, alokasi data, pemodelan dengan menggunakan beberapa model, proses *training* dan *testing* data untuk membuktikan suatu konsep yang diusulkan. Sifat penelitian ini dilakukan secara mandiri dengan menggunakan metode deskriptif dan kasual dari data yang didapatkan kemudian data tersebut dilatih dan diuji. Hasil yang diperoleh dari pengujian tersebut selanjutnya dihitung nilai errornya menggunakan RMSE dan MAPE terkecil dalam melakukan prediksi harga emas. Pendekatan pada penelitian ini menggunakan metode penelitian kuantitatif terhadap data *time series* dari harga emas yang dikumpulkan, kemudian dihitung menggunakan beberapa persamaan lainnya. Hasil akhir yang diperoleh dari prediksi ini akan ditampilkan dalam bentuk grafik dan hasil perbandingan nilai error terkecil dapat digunakan sebagai informasi dasar dalam pengambilan keputusan terhadap naik turunnya harga emas tersebut.

3.2. Metode Pengumpulan Data

Diperlukan data pendukung serta informasi yang relatif lengkap sebagai bahan yang bisa mendukung kebenaran materi uraian dan pembahasan. Oleh sebab itu, terlebih dahulu dilakukan pengamatan langsung untuk menyaring data-data

serta informasi atau bahan materi yang diperlukan. Metode pengumpulan data dilakukan dengan cara mengambil data harga ons emas dunia dari *indexmundi.com*.

Kumpulan data yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari 20 tahun (2002-2022) dengan timeline data bulanan harga ons emas dunia dan lima variabel pendukung berupa indikator ekonomi. Adapun indikator ekonomi yang digunakan yaitu: harga minyak mentah, indeks harga konsumen, nilai tukar efektif dan indeks pasar saham S&P 500. Semua variabel ini diasumsikan mempengaruhi harga ons emas. Tabel 3.1 menunjukkan dan memberikan sumber dataset variabel independen yang digunakan dalam model yang telah ditetapkan.

Tabel 3.1. Variabel Independen

Variabel	Frekuensi	Sumber
Harga Emas	Bulanan	IndexMundi (2022)
Harga Minyak Mentah	Bulanan	U.S. Energy Information Administration (2022)
Indeks Harga Konsumen	Bulanan	Organization for Economic Co-Operation and Development (2022)
Nilai Tukar Efektif	Bulanan	Bank for International Settlements (2022)
Indeks Pasar Saham S&P 500	Bulanan	Yahoo Finance (2022)

Data yang telah dikumpulkan nantinya akan di proses menjadi beberapa *timeline* untuk diuji pada pembagian *timeline* mana hasil dari data yang menunjukkan nilai prediksi yang maksimal

3.3. Metode Analisis Data

Metode analisis dilakukan untuk menjawab pokok permasalahan yang terjadi melalui data dan informasi yang didapatkan dalam penelitian. Metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah model Autoregresif Integrated Moving

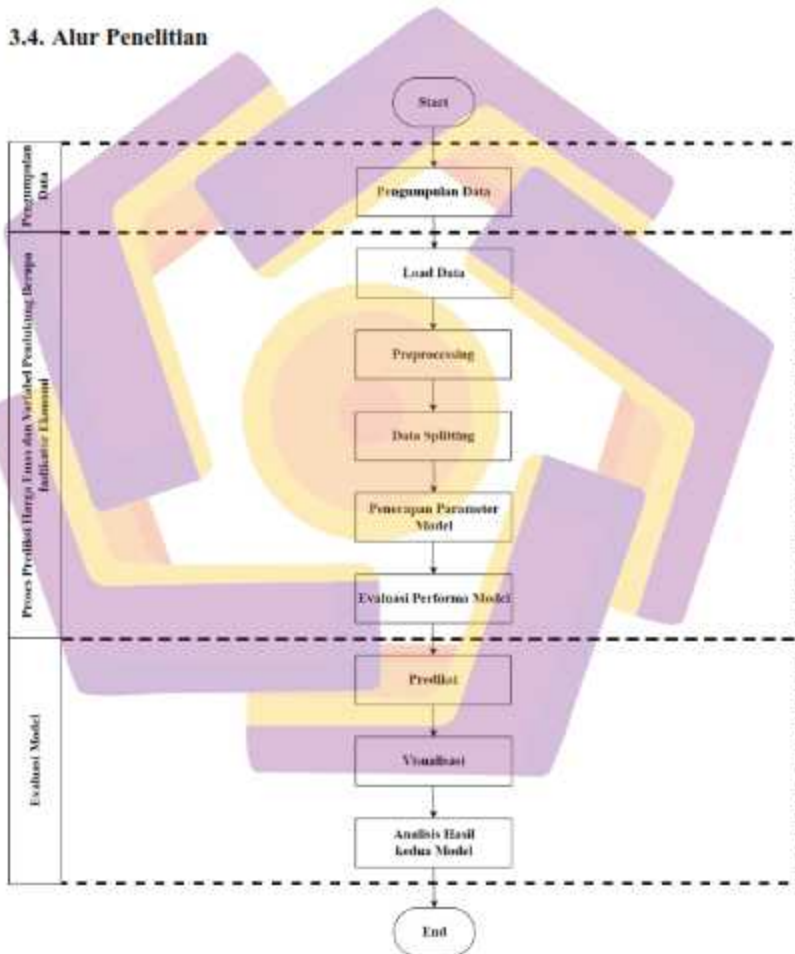
Average (ARIMA) dan Long Short-Term Memory (LSTM). Data yang sudah terkumpul menjadi dataset, selanjutnya akan dilakukan *pre-processing* dengan bantuan *google colabs* seperti menghitung jumlah data, pengecekan data *null* dalam dataset dan normalisasi data *null* dimana data diskalakan ulang antara 0 dan 1 dengan Teknik *min-max scalling*. Setelah melakukan proses normalisasi, kemudian dataset akan dialokasikan untuk dibagi menjadi data *training* dan data *testing* dalam memvalidasi akurasi model yang diusulkan.

Proses alokasi dataset akan berubah sesuai dengan nilai yang dihasilkan dan akan dilakukan juga proses pengujian *timeline* yang telah dibuat berupa percobaan data untuk harga ons emas dunia dan variabel pendukung berupa indikator ekonomi yaitu data 5 tahun, 10 tahun, 15 tahun dan 20 tahun. Hal ini dilakukan untuk mengetahui pada situasi apa penerapan metode pada harga emas dapat meningkat ataupun sebaliknya. Root mean square error (RMSE) dan Mean absolute percent error (MAPE), masing-masing digunakan untuk mengevaluasi kinerja model dalam penelitian ini. Hasil dari pemodelan akan di dilatih dan diuji yang nantinya didapatkan nilai error terkecil sebagai penentuan tingkat akurat dari proses prediksi yang dilakukan.

Menggunakan model ARIMA dan LSTM untuk memprediksikan harga ons emas dunia dengan mempertimbangkan variabel pendukung berupa indikator ekonomi yakni harga minyak mentah, indeks harga konsumen, nilai tukar efektif dan indeks pasar saham S&P 500 merupakan analisis teknikal yang digunakan pada penelitian ini. Hal ini dikarnakan model ARIMA dan LSTM pada dasarnya adalah alat analisis teknikal yang berfokus pada pola-pola dan tren dalam data waktu (*time*

series) dalam hal ini, penggunaan indikator ekonomi yang mempengaruhi terjadinya fluktuasi harga emas ons dunia tetap melibatkan elemen analisis teknikal karena model yang digunakan pada penelitian ini mengandalkan data historis untuk membuat prediksi masa depan untuk harga ons emas dunia.

3.4. Alur Penelitian



Gambar 3.1. Alur Penelitian

Gambar 3.1 menjelaskan tentang tahapan-tahapan penelitian yang terdiri atas beberapa tahapan utama penelitian. Tahapan penelitian diatas akan dijelaskan secara berurutan sebagai berikut:

1. Pengumpulan data

Kumpulan data yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari 20 tahun (2002-2022) dengan timeline data bulanan harga ons emas dunia dan empat variabel pendukung berupa indikator ekonomi. Adapun indikator ekonomi yang digunakan yaitu: harga minyak mentah, indeks harga konsumen, nilai tukar efektif dan indeks pasar saham S&P 500. Data harga emas dan data pendukung dikumpulkan dari Januari 2002 hingga Februari 2022 dengan jumlah data sekitar 242 untuk harga emas dan lima variabel pendukung berupa indikator ekonomi yang jika diakumulasikan keseluruhan data yang digunakan sekitar 1.210 data dari sumber *indexmundi.com* untuk harga emas, *fred.stlouisfed.org* untuk harga minyak mentah, indeks harga konsumen, nilai tukar efektif dan *finance.yahoo.com* untuk indeks pasar saham S&P 500.

2. Load data

Data yang telah berhasil didapatkan, kemudian dilakukan proses pengurutan data berdasarkan tanggalnya dengan tujuan untuk memudahkan proses dalam memuat data yang digunakan pada tahapan preprocessing nantinya. Pada proses *load* data dalam penelitian ini dilakukan dengan mengambil data dari sumber eksternal kemudian di inputkan ke dalam program yang akan digunakan. Data yang diinput berupa data numerik yang nantinya data tersebut akan diolah dengan menggunakan model ARIMA dan LSTM untuk menghasilkan nilai hasil prediksi

berdasarkan data yang telah digunakan dengan meload empat dataset yang telah dipisahkan berdasarkan data per tahunnya. Adapun empat dataset yang akan diload pada penelitian ini diantaranya: 5 tahun.csv, 10 tahun.csv, 15 tahun.csv dan 20 tahun.csv.

3. Preprocessing

Data yang sudah terkumpul menjadi dataset, selanjutnya akan dilakukan *preprocessing* yaitu serangkaian langkah atau Teknik yang dilakukan pada data mentah sebelum data tersebut digunakan untuk melakukan analisis atau pemodelan. Tujuan dari tahapan *preprocessing* ini adalah untuk melakukan pengecekan, mengubah dan mengatur data sehingga proses analisis bisa lebih mudah dipahami dengan menggunakan metode atau model yang diterapkan.

Pada model ARIMA dilakukan proses *preprocessing* dengan melakukan pengecekan stasioner data menggunakan *decomposition* yaitu suatu tahapan dalam *time series* analisis yang digunakan untuk menguraikan beberapa komponen dalam *time series data* diantaranya: *trend* yaitu pola data secara general cenderung untuk naik atau turun. Jika ada trend masih terdapat pola artinya masih ada pola yang belum terurai dengan baik., *seasonal* yaitu pola musiman yang membentuk pola berulang pada periode waktu yang tetap dan *residual* yaitu pola yang tidak dapat ditangkap dalam trend dan seasonal untuk mengetahui apakah data yang digunakan sudah bersifat stasioner atau belum.

Jika data yang digunakan belum stasioner maka perlu dilakukan stasioneritas data dengan menggunakan metode ADF (*Augmented Dickey-Fuller*) yang dimana untuk mengetahui derajat stasioneritas dari semua variabel yang

digunakan pada penelitian ini. Pada uji ADF menentukan apakah data stasioner atau tidak dilakukan dengan cara membandingkan antara nilai statistic ADF lebih besar dari nilai kritisnya, maka data tersebut dapat dikatakan stasioner. Begitu pula sebaliknya jika nilai statistic ADF lebih kecil maka data dapat dikatakan tidak stasioner. Pada model LSTM dilakukan proses *preprocessing* dengan menggunakan metode normalisasi data dengan Teknik *Mix-Max Scaling*. Metode ini mengubah nilai-nilai dalam variabel ke dalam rentang tertentu, misalnya [0, 1]. Dengan rumus: $x' = (x - \min(x)) / (\max(x) - \min(x))$, di mana x adalah nilai asli dalam variabel, dan x' adalah nilai yang sudah dinormalisasi.

4. Data Splitting

Pada tahapan ini, data akan dibagi menjadi subset – subset yang berbeda untuk digunakan dalam tahapan tertentu seperti data pelatihan (*training*) dan pengujian (*testing*) dalam pembangunan model ataupun evaluasi performa model. Skenario penggunaan dataset pada penelitian ini disiapkan berdasarkan komposisi data *testing* dan data *training* dalam persentase. Skenario uji coba tersebut disajikan pada Tabel 3.2.

Tabel 3.2. Komposisi Dataset

No	Data Training	Data Testing
1	70%	30%
3	80%	20%

Pada tahap ini akan dilakukan proses pelatihan data *training* dari dataset harga ons emas dunia dan empat variabel pendukung berupa indikator ekonomi. Proses pelatihan atau *training* dilakukan terhadap dua model yang digunakan pada

penelitian ini yaitu model ARIMA dan LSTM. Hasil dari masing-masing model yang diperoleh selanjutnya digunakan pada proses prediksi dengan memuat file model. Data yang telah dialokasikan menjadi data *testing* akan digunakan untuk mendapatkan nilai prediksi dari hasil masing-masing model yang diperoleh.

5. Penerapan Parameter Model

Pada tahapan ini akan dilakukan penerapan parameter pada kedua model yang digunakan yaitu model ARIMA dan LSTM. Hal ini dapat mempengaruhi performa model dengan melibatkan pemilihan dan pengaturan parameter dengan tujuan agar hasil yang diperoleh memiliki nilai prediksi yang optimal. Parameter pada penelitian ini berupa angka, skala ataupun opsi tertentu yang dapat digunakan dalam mengontrol kerja algoritma.

6. Evaluasi Performa Model

Pada tahap ini dilakukan evaluasi dari model yang digunakan untuk mengetahui seberapa besar ataupun kecil error yang dihasilkan pada proses prediksi. Untuk mengevaluasi kinerja model pada penelitian ini digunakan *Root Mean Square Error* (RMSE) dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). Hasil dari evaluasi performa model akan memberikan informasi mengenai kekuatan dan kelemahan dari model yang dibangun.

7. Prediksi

Data yang telah dialokasikan menjadi data *testing* akan digunakan untuk mendapatkan nilai prediksi atau estimasi pada data independen yang belum pernah dilihat sebelumnya dari hasil masing-masing model yang diperoleh. Hasil dari nilai prediksi ini dapat menjelaskan estimasi yang lebih objektif mengenai kinerja atau

performa model serta memastikan bahwa model yang digunakan dapat menggeneralisasi dengan baik pada data yang baru.

8. Visualisasi

Visualisasi bertujuan untuk menampilkan hasil prediksi atau estimasi dari model yang digunakan dalam bentuk grafik, plot, ataupun model visualisasi lainnya agar interpretasi hasil prediksi yang telah diperoleh mudah dipahami. Visualisasi nantinya dapat membantu menggambarkan hubungan, tren, pola, ataupun perbedaan antara nilai hasil prediksi dengan nilai aktual.

9. Analisis Hasil kedua Metode

Pada tahap ini akan dijelaskan perbandingan nilai prediksi yang dihasilkan dari kedua model yang digunakan. Dari perbandingan tersebut akan menghasilkan faktor yang mempengaruhi performa terbaik dari model ARIMA dan LSTM dalam memprediksi harga ons emas dunia dan variabel pendukung berupa indikator ekonomi. Selain itu, tahapan ini akan menjelaskan bagaimana proses model memperoleh nilai terbaiknya.

BAB IV

HASIL PENELITIAN DAN PEMBAHASAN

Pembahasan bab ini akan dijelaskan tentang analisa dan implementasi dari rancangan tahapan alur penelitian yang dimulai dari tahap awal hingga terakhir, sehingga nantinya dapat diketahui bagaimana penerapan model dan analisis ekonomi yang digunakan dalam penelitian ini.

4.1. Pengumpulan Data

Tahap awal pada penelitian ini adalah dilakukan proses pengumpulan data. Kumpulan data yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari 20 tahun (2002-2022) dengan timeline data bulanan harga ons emas dunia dan empat variabel pendukung berupa indikator ekonomi. Adapun indikator ekonomi yang digunakan yaitu: harga minyak mentah, indeks harga konsumen, nilai tukar efektif dan indeks pasar saham S&P 500. Data harga emas dan data pendukung dikumpulkan dari Januari 2002 hingga Februari 2022 dengan jumlah data sekitar 242 untuk harga emas dan empat variabel pendukung berupa indikator ekonomi yang jika diakumulasikan keseluruhan data yang digunakan sekitar 1.210 data dari sumber *indexmundi.com* untuk harga emas, *fred.stlouisfed.org* untuk harga minyak mentah, indeks harga konsumen, nilai tukar efektif dan *finance.yahoo.com* untuk indeks pasar saham S&P 500. Rincian data yang diunduh dari beberapa sumber tersedia secara bebas dapat dilihat pada Tabel 4.1, Tabel 4.2, Tabel 4.3,

Tabel 4.4, Tabel 4.5 dan Tabel 4.6 yang terdiri dari beberapa variabel data sebagai berikut:

Tabel 4.1. Rincian Dataset

Variabel	Periode	Sumber Data
Harga Emas	Bulanan	World Bank https://www.indexmundi.com/commodities/?commodity=gold&months=240
Harga Minyak Mentah	Bulanan	U.S. Energy Information Administration https://fred.stlouisfed.org/series/DCOILWTICO
Indeks Harga Konsumen	Bulanan	Organization for Economic Co-Operation and Development https://fred.stlouisfed.org/series/CPALTT01USM657N
Nilai Tukar Efektif	Bulanan	Bank for International Settlements https://fred.stlouisfed.org/series/RBUSBIS
Indeks Pasar Saham S&P 500	Bulanan	Yahoo Finance https://finance.yahoo.com/quote/ES%3DF?p=ES%3DF

Tabel 4.2. Rincian Dataset Harga Ons Emas Dunia

Date	Price	Change
01-01-2002	281.51	-
02-01-2002	295.50	4.97%
03-01-2002	294.06	-0.49%
04-01-2002	302.68	2.93%
05-01-2002	314.49	3.90%
...
10-01-2021	1776.85	0.10%
11-01-2021	1821.76	2.53%
12-01-2021	1790.43	-1.72%
01-01-2022	1816.02	1.43%
02-01-2022	1856.30	2.22%

Tabel 4.3. Rincian Dataset Harga Minyak Mentah

Observation Date	COP
2002-01-01	19.71
2002-02-01	20.72
2002-03-01	24.53
2002-04-01	26.18
2002-05-01	27.04
...	...
2021-10-01	81.48
2021-11-01	79.15
2021-12-01	71.71
2022-01-01	83.22
2022-02-01	91.64

Tabel 4.4. Rincian Dataset Indeks Harga Konsumen

Observation_Date	CPI
2002-01-01	0.22637238256932800
2002-02-01	0.39525691699607100
2002-03-01	0.56242969628796600
2002-04-01	0.55928411633108400
2002-05-01	0.00000000000000000
...	...
2021-10-01	0.83081185520031800
2021-11-01	0.49134275043476200
2021-12-01	0.30725171614835700
2022-01-01	0.84145737835452300
2022-02-01	0.91339792564769700

Tabel 4.5. Rincian Dataset Nilai Tukar Efektif

Observation_Date	RBPER
2002-01-01	128.23
2002-02-01	129.03
2002-03-01	128.72
2002-04-01	128.43
2002-05-01	126.64
...	...
2021-10-01	118.10
2021-11-01	119.05
2021-12-01	119.89
2022-01-01	119.76
2022-02-01	119.67

Tabel 4.6. Rincian Dataset Indeks Pasar Saham S&P 500

Observation_Date	SMI
1-1-2002	1130.500
2-1-2002	1107.000
3-1-2002	1144.750
4-1-2002	1076.000
5-1-2002	1064.000
...	...
10-1-2021	4597.000
11-1-2021	4566.250
12-1-2021	4758.500
1-1-2022	4504.250
2-1-2022	4368.000

Setelah data berhasil dikumpulkan, tahapan berikutnya adalah mengurutkan data dan memisahkannya kedalam beberapa bentuk file dengan format file yang digunakan yaitu CSV agar lebih mudah dibaca pada saat melakukan load dataset di *google colab* nantinya. Pemisahan menjadi beberapa bentuk file dilakukan sebagai bentuk pengujian atau skenario untuk mengetahui faktor yang mempengaruhi kinerja terbaik metode dalam memprediksi.

Kemudian file diupload ke dalam *drive* untuk ditampilkan di dalam *google colab* dengan *library os* dan *drive*. Gambar 4.1 *pseudocode* dari *library* yang digunakan untuk menampilkan dataset.

```
from google.colab import drive
drive.mount ('/content/drive')
```

Gambar 4.1. *Pseudocode Library Import Dataset*

Data file CSV yang telah di import di *google colab*, selanjutnya akan dibaca dengan menggunakan perpustakaan “Pandas” di python dan mengkonversi kolom “Month” menjadi format *datetime*. Gambar 4.2 Merupakan *pseudocode* untuk membaca file CSV dan Tabel 4.7 adalah hasil tampilan dataset yang digunakan pada penelitian ini.

```
train = pd.read_csv('/content/drive/MyDrive
/Dataset_Tesis/Gold_PricePrediction2.csv')
train['Month'] = pd.to_datetime(train['Month'])

train.head()
```

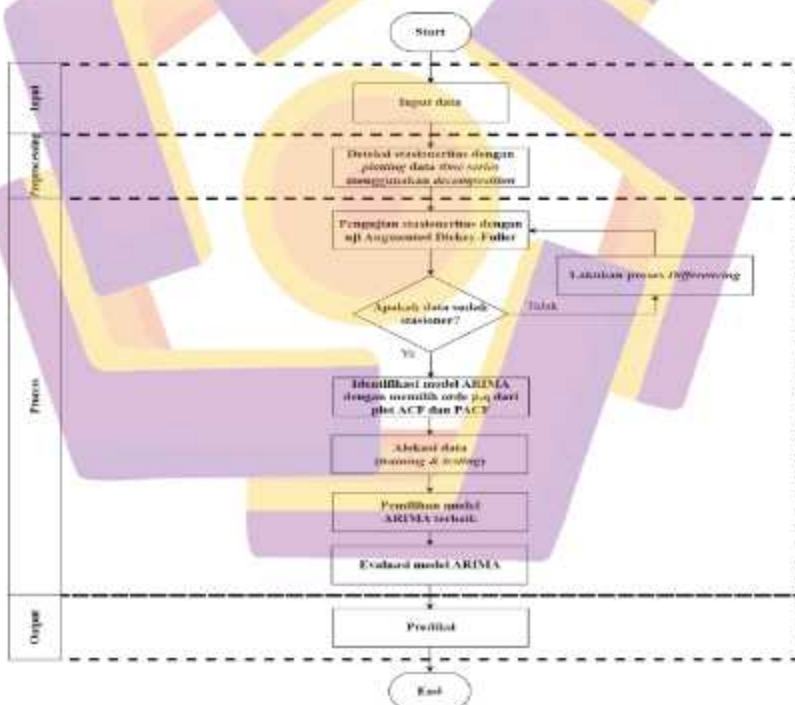
Gambar 4.2. *Pseudocode Membaca File CSV*

Tabel 4.7. Tampilan Dataset

Month	Price	COP	CPI	RBEER	SMI
2002-01-01	281.51	19.71	0.226372	128.23	1130.50
2002-02-01	295.50	20.72	0.395257	129.03	1107.00
2002-03-01	294.06	24.53	0.562430	128.72	1144.75
2002-04-01	302.68	26.18	0.559284	128.43	1076.00
2002-05-01	314.49	27.04	0.000000	126.64	1064.00

4.2. Proses Prediksi Harga Emas dan Variabel Pendukung Berupa Indikator Ekonomi

4.2.1. Proses Prediksi Menggunakan Model ARIMA



Gambar 4.3. Proses Prediksi Menggunakan Model ARIMA

Gambar 4.3 menjelaskan tentang tahapan-tahapan proses prediksi menggunakan model ARIMA yang akan dijelaskan secara berurutan. Tahap awal yang dilakukan dalam memprediksi harga ons emas dunia dan variabel pendukung berupa indikator ekonomi yakni harga minyak mentah, indeks harga konsumen, nilai tukar efektif dan indeks pasar saham S&P 500 menggunakan model ARIMA adalah melakukan load data atau input data. Load data disini mengacu pada proses mengimpor dataset yang digunakan ke bahasa pemrograman di *google colab*. Pada penelitian ini, model ARIMA akan meload empat dataset yang digunakan yaitu 5 tahun, 10 tahun, 15 tahun dan 20 tahun.

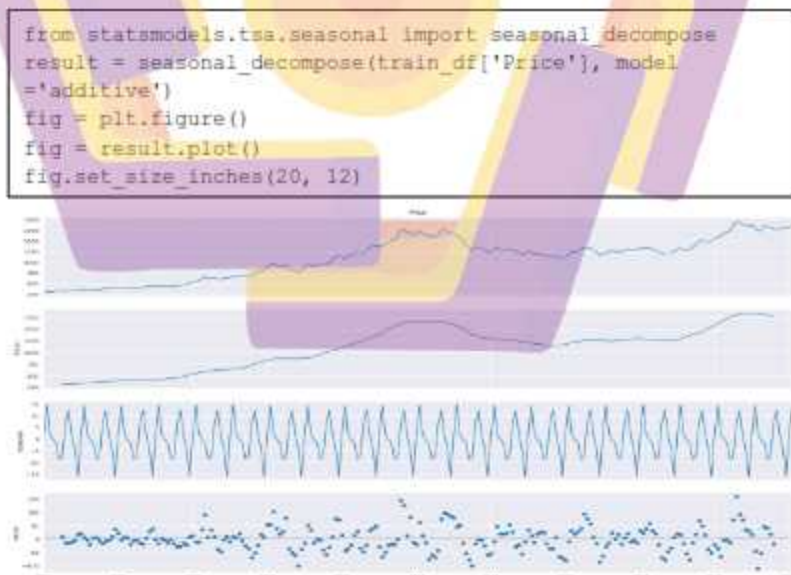
Seperti yang terlihat pada Tabel 4.7, bahwa dataset yang digunakan pada penelitian ini memiliki 6 variabel. Namun yang harus diperhatikan disini adalah kolom "Month" akan diatur sebagai kolom indeks karna perkiraan atau prediksi akan dilakukan pada kolom ini dan pada saat ingin melakukan visualisasi gambar akan lebih relevan. Kolom "Price, COP, CPI, RBEER dan SMI" akan diatur sebagai data *float* untuk kebutuhan perhitungan statistik. Gambar 4.4 merupakan *pseudocode* mengatur kolom Month sebagai kolom indeks dan menjadikan kolom Price sebagai data *float* untuk dataset 20 tahun. Proses yang sama juga akan dilakukan pada variabel "COP", "CPI", "RBEER" dan "SMI" untuk dataset 5 tahun, 10 tahun, 15 tahun dan 20 tahun.

```
train_df = train_df.set_index('Month')
train_df['Price'] = train_df['Price'].astype(float)

train_df.head()
```

Gambar 4.4. *Pseudocode* Kolom Indeks

Selanjutnya dilakukan tahapan *preprocessing* untuk memprediksi harga emas dan empat indikator ekonomi menggunakan model ARIMA dengan mencoba memenuhi asumsi dalam pemodelan ARIMA yaitu data bersifat stasioner. Data yang bersifat stasioner adalah saat suatu data tidak mengalami kenaikan atau penurunan dan tidak mempunyai pola musiman serta rata-rata dan varians pada suatu dataset akan bersifat tetap atau sama. Untuk melihat apakah dataset yang digunakan sudah bersifat stasioner atau belum, Gambar 4.5 akan menampilkan plot data time series dari variabel “Price” dengan menggunakan *decomposition*. Proses yang sama juga akan dilakukan pada variabel “COP”, “CPI”, “RBEER”, dan “SMI” untuk mengetahui apakah data sudah bersifat stasioner atau belum. Untuk dapat menguraikan data yang digunakan menjadi 3 komponen deret waktu (*time series*) diantaranya: *trend*, *seasonal* dan *residual*, maka dipakai fungsi *decompose*.



Gambar 4.5. Data Time Series Harga Emas menggunakan Decomposition

Berdasarkan hasil *decompose* pada Gambar 4.5 informasi visualisasi komponen deret waktu (*time series*) yang didapatkan adalah sebagai berikut: 1. Data: pola data asli dari variabel "Price", 2. Trend: terdapat trend naik pada tahun 2002-2012, namun pada tahun 2013-2016 terjadi penurunan dan mengalami trend naik kembali tahun 2017-2022, 3. Seasonal: terdapat pola musiman yang membentuk pola berulang pada periode waktu yang tetap, 4. Residual: pola data yang tidak dapat ditangkap oleh trend dan seasonal. Sehingga dapat disimpulkan bahwa data belum stasioner dan perlu distasionerkan.

Pada model ARIMA untuk memastikan stasioneritas data yang digunakan, penelitian ini menggunakan uji Augmented Dickey-Fuller untuk memastikan status stasioneritas dataset. Hipotesis dalam pengujian ini adalah: $H_0: \hat{\theta} = 0$, yang berarti terdapat *unit root* sehingga data tidak stasioner. $H_1: \hat{\theta} \neq 0$, yang berarti tidak terdapat *unit root* sehingga data stasioner. Proses analisis: melakukan perbandingan terhadap nilai statistik uji dengan nilai kritisnya. Nilai kritis yang digunakan adalah nilai kritis MacKinon yang terdiri dari 1%, 5% dan 10%. Untuk pemilihan lag maksimal (*transaction lag*) maka dapat menggunakan model Akaike Information Criteria (AIC). Jika nilai uji statistic ADF lebih besar dari nilai kritisnya, maka data tersebut dapat dikatakan stasioner. Sebaliknya jika nilai statistic ADF lebih kecil maka data dapat dikatakan tidak stasioner, Cara lainnya yaitu, ketika nilai probabilitas yaitu p-value lebih besar dari nilai kritis (umumnya 5%), maka data tersebut dapat dikatakan tidak stasioner dan ketika nilai p-value lebih kecil dari nilai kritis, maka data tersebut dapat dikatakan stasioner. Hasil uji ADF yang dilakukan dapat dilihat pada Tabel 4.8 berikut:

Tabel 4.8. Hasil Uji ADF Tingkat Level

Data	Variabel	Nilai t-statistik ADF	Nilai t-kritis MacKinnon			P-Value	Kesimpulan
			1%	5%	10%		
5 Tahun	Price	0.348302	-3.557709	-2.916770	-2.596222	0.9795	Tidak Stasioner
	COP	0.154874	-3.565624	-2.920142	-2.598015	0.9696	Tidak Stasioner
	CPI	6.812780e+00	3.548494e+00	2.912837e+00	2.594129e+00	0.0000	Stasioner
	RBEER	-1.718615	-3.550670	-2.913766	-2.594624	0.4215	Tidak Stasioner
	SMI	0.240509	-3.548494	-2.912837	-2.594129	0.9744	Tidak Stasioner
10 Tahun	Price	1.318159	-3.486535	-2.886151	-2.579896	0.9967	Tidak Stasioner
	COP	-2.288183	-3.487517	-2.886578	-2.580124	0.1758	Tidak Stasioner
	CPI	6.752092e+00	3.487022e+00	2.886363e+00	2.580009e+00	0.0000	Stasioner
	RBEER	-2.033213	-3.488022	-2.886797	-2.580241	0.2722	Tidak Stasioner
	SMI	-2.315476	-3.488535	-2.887020	-2.580360	0.1670	Tidak Stasioner
15 Tahun	Price	-1.408261	-3.467632	-2.877918	-2.575501	0.5783	Tidak Stasioner
	COP	-2.734554	-3.467845	-2.878012	-2.575551	0.0682	Tidak Stasioner
	CPI	6.949294e+00	3.468952e+00	2.878495e+00	2.575809e+00	0.0000	Stasioner
	RBEER	-1.848003	-3.468952	-2.878495	-2.575809	0.3569	Tidak Stasioner
	SMI	0.269113	-3.467420	-2.877826	-2.575452	0.9759	Tidak Stasioner
20 Tahun	Price	-0.894033	-3.457894	-2.873659	-2.573229	0.7899	Tidak Stasioner
	COP	-2.989102	-3.457894	-2.873659	-2.573229	0.0359	Tidak Stasioner
	CPI	9.741254e+00	3.457894e+00	2.873659e+00	2.573229e+00	0.0000	Stasioner
	RBEER	-1.892255	-3.458608	-2.873972	-2.573396	0.3357	Tidak Stasioner
	SMI	1.673020	-3.457779	-2.873609	-2.573202	0.9981	Tidak Stasioner

Data pada Tabel 4.8 diatas merupakan hasil uji ADF dengan kelambanan (*lag*) yang dilakukan sesuai dengan kriteria Akaike Info Creterion (AIC). Hasil dari uji stasioneritas pada tingkat level ini menunjukkan bahwa nilai angka pada t-statistik ADF variabel uji yang digunakan yaitu: Price, COP, RBEER dan SMI lebih kecil jika dibandingkan dengan nilai angka t-kritis MacKinnon yang memiliki tingkat signifikasi yaitu: 1%, 5% dan 10%.

Berdasarkan hasil uji ini juga, nilai t-statistik variabel COP yang memiliki nilai lebih besar jika dibandingkan nilai t-kritis MacKinnon pada tingkat signifikasi 10%. Hasil uji stasioeritas pada tingkat level ini juga menunjukkan bahwa nilai probabilistas yaitu p-value variabel uji yang digunakan yaitu: Price, COP, RBEER dan SMI lebih besar dari nilai kritisnya ($5\% = 0.05$). Untuk variabel CPI, nilai t-statistik ADF lebih besar dari nilai t-kritis MacKinnon dan nilai p-value lebih kecil dari nilai dari 0.05 hal ini berarti variabel CPI stasioner pada tingkat level.

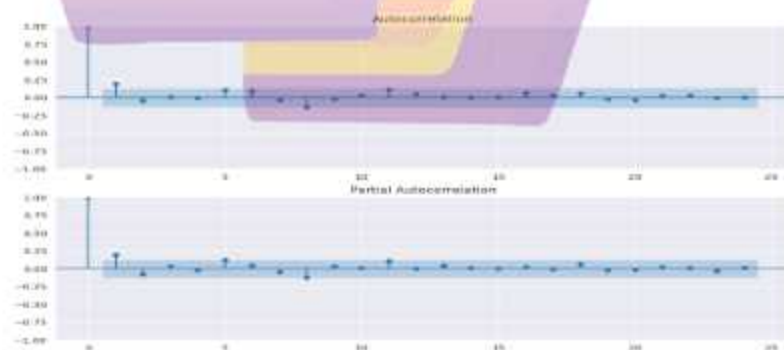
Berdasarkan analisis hasil uji diatas, dapat diambil pengetahuan kesimpulan data harga emas dan empat variabel pendukung berupa indikator ekonomi yang digunakan tidak stasioner pada tingkat level atau I (0). Oleh karna itu perlu dilakukannya pengujian stasioner pada tingkat *first difference* yang berarti memiliki tingkat derajat 1 atau I (1) sehingga data tersebut stasioner. Hasil uji ADF yang dilakukan dapat dilihat pada Tabel 4.9 berikut:

Tabel 4.9. Hasil Uji ADF Tingkat *First Difference*

Data	Variabel	Nilai t-statistik ADF	Nilai t-kritis MacKinnon			P-Value	Kesimpulan
			1%	5%	10%		
5 Tahun	Price	-3.149267	-3.557709	-2.916770	-2.596222	0.0231	Stasioner
	COP	-3.701211	-3.565624	-2.920142	-2.598015	0.0041	Stasioner
	CPI	6.250104e+00	3.557709e+00	2.916770e+00	2.596222e+00	0.0000	Stasioner
	RBEER	-5.575001	-3.550670	-2.913766	-2.594624	0.0000	Stasioner
	SMI	8.740264e+00	3.548494e+00	2.912837e+00	2.594129e+00	0.0000	Stasioner
10 Tahun	Price	1.013316e+01	3.487022e+00	2.886363e+00	2.580009e+00	0.0000	Stasioner
	COP	5.692154e+00	3.489590e+00	2.887477e+00	2.580604e+00	0.0000	Stasioner
	CPI	6.805818e+00	3.491818e+00	2.888444e+00	2.581120e+00	0.0000	Stasioner
	RBEER	-4.725590	-3.490131	-2.887712	-2.580730	0.0001	Stasioner
	SMI	9.549030e+00	3.487022e+00	2.886363e+00	2.580009e+00	0.0000	Stasioner
15 Tahun	Price	1.092016e+01	3.467632e+00	2.877918e+00	2.575501e+00	0.0000	Stasioner
	COP	8.657747e+00	3.467632e+00	2.877918e+00	2.575501e+00	0.0000	Stasioner
	CPI	8.460940e+00	3.469886e+00	2.878903e+00	2.576027e+00	0.0000	Stasioner
	RBEER	-4.938995	-3.468952	-2.878495	-2.575809	0.0000	Stasioner
	SMI	1.291262e+01	3.467632e+00	2.877918e+00	2.575501e+00	0.0000	Stasioner
20 Tahun	Price	1.267792e+01	3.457894e+00	2.873659e+00	2.573229e+00	0.0000	Stasioner
	COP	1.031711e+01	3.457894e+00	2.873659e+00	2.573229e+00	0.0000	Stasioner
	CPI	9.722792e+00	3.459106e+00	2.874190e+00	2.573512e+00	0.0000	Stasioner
	RBEER	1.026070e+01	3.458011e+00	2.873710e+00	2.573256e+00	0.0000	Stasioner
	SMI	-4.242114	-3.458731	-2.874026	-2.573424	0.0006	Stasioner

Data pada Tabel 4.9 diatas adalah hasil pengujian ADF pada tingkat *first difference* menunjukkan nilai t-statistik ADF lebih besar dibandingkan dengan nilai t-kritis MacKinnon yang memiliki tingkat signifikansi yaitu: 1%, 5% dan 10%. Berdasarkan hasil uji ini juga, nilai probabilitas yaitu p-value lebih besar dari nilai kritisnya ($5\% = 0.05$). Hal ini dapat disimpulkan bahwa data pada setiap variabel pengujian yang digunakan bersifat stasioner pada tingkat *first difference* ($d=1$). Jika ditinjau berdasarkan tingkat derajat 1 atau $I(1)$ yang berarti bahwa seluruh data yang digunakan dalam penelitian ini bersifat stasioner.

Dalam menerapkan model ARIMA (p, d, q), berdasarkan hasil uji stasioneritas data sebelumnya, diketahui data bersifat stasioner pada tingkat *first difference* sehingga nilai d pada model ARIMA yang akan digunakan adalah 1. Tahapan selanjutnya adalah menentukan nilai p dan q dengan pengujian *Autocorrelation Function* (ACF) dan *Partial Autocorrelation Function* (PACF) dengan melihat *lag* yang melewati batas 0. Pengujian ACF dan PACF dilakukan dengan differensiasi data deret yang sudah stasioner yaitu pada tingkat *first difference* seperti yang terlihat pada Gambar 4.6 berikut:



Gambar 4.6. Hasil ACF dan PACF Harga Emas

Gambar 4.6 merupakan plot *Autocorrelation Function* (ACF) dan *Partial Autocorrelation Function* (PACF) dari variabel "Price" untuk data 20 tahun yang mengalami *cuts off* (turun dratis) pada baris kedua seperti yang ditunjukkan pada gambar diatas yaitu pada *lag* 2. Proses yang sama juga akan dilakukan pada variabel "COP", "CPI", "RBEER" dan "SMI" untuk dataset 5 tahun, 10 tahun, 15 tahun dan 20 tahun. Berdasarkan hasil plot ACF dan PACF ini, jika *cuts off* pada ACF dan PACF maka kemungkinan pertama $p=2$ dan $q=1$, kemungkinan kedua $p=2$ dan $q=0$, kemungkinan ketiga $p=1$ dan $q=2$, kemungkinan keempat $p=1$ dan $q=0$, kemungkinan kelima $p=0$ dan $q=1$ dan kemungkinan terakhir $p=0$ dan $q=2$. Pada hasil plot ACF dan PACF Gambar 4.6 sudah menunjukkan data stasioner, sehingga jika digabungkan dengan $d=1$ (*first difference*) yang sudah diketahui nilainya.

Maka dapat disimpulkan kemungkinan model ARIMA (p, d, q) yang terbentuk 8 model yaitu model ARIMA(2,1,0) dengan parameter AR(2), model ARIMA(0,1,2) dengan parameter MA(2), model ARIMA (2,1,1) dengan parameter ARMA(2,1), model ARIMA(1,1,2) dengan parameter ARMA(1,2), model ARIMA(2,1,2) dengan parameter ARMA(2,2), model ARIMA(1,1,0) dengan parameter AR(1), model ARIMA(0,1,1) dengan parameter MA(1) dan model ARIMA(1,1,1) dengan parameter ARMA(1,1).

Data splitting atau penentuan alokasi data menjadi tahapan berikutnya pada model ARIMA untuk memprediksi harga emas dan empat variabel pendukung berupa indikator ekonomi yang digunakan. Terdapat dua alokasi data yang akan diujikan pada model ARIMA ini yang pertama adalah 70/30 yang artinya 70% dari dataset akan digunakan untuk melakukan training data dan 30% akan digunakan

untuk melakukan testing data, yang kedua adalah 80/20 dimana 80% dari dataset akan digunakan untuk melakukan training data dan 20% akan digunakan untuk melakukan testing data. Gambar 4.7 adalah *pseudocode* untuk melakukan pembagian dan pada variabel "Price" dimana proses yang sama juga akan dilakukan pada variabel "COP", "CPI", "RBEER" dan "SMI".

```
to_row = int(len(train)*0.8)
training_data = list(train[0:to_row]['Price'])
testing_data = list(train[to_row:]['Price'])
```

Gambar 4.7. Pseudocode Data Splitting Model ARIMA

Untuk menentukan hasil model terbaik ARIMA yang komprehensif perlu membandingkan statistik kriteria informasi seperti AIC (*Akaike Information Criterion*), BIC (*Bayes Information Criterion*) dan HQIC (*Hannan-Quinn Information Criterion*). Tabel 4.10 merupakan rangkuman statistik hasil analisis pada variabel "Price" yaitu harga emas untuk dataset 5, 10, 15 dan 20 tahun, dimana proses yang sama juga akan dilakukan pada variabel pendukung berupa indikator ekonomi yaitu pada variabel "COP", "CPI", "RBEER" dan "SMI".

Tabel 4.10. Rangkuman Hasil Pemodelan ARIMA

Skenario		Model	AIC	BIC	HQIC
Alokasi Data	Data				
80/20	5 Tahun	ARIMA(2,1,0)	524.546	530.728	526.954
		ARIMA(0,1,2)	525.351	531.532	527.759
		ARIMA(2,1,1)	525.345	533.587	528.555
		ARIMA(1,1,2)	526.736	534.978	529.947
		ARIMA(2,1,2)	661.619	672.861	666.084
		ARIMA(1,1,0)	524.187	528.308	525.792
		ARIMA(0,1,1)	524.113	528.234	525.718
		ARIMA(1,1,1)	526.053	532.234	528.461

Tabel 4.10. Rangkuman Hasil Pemodelan ARIMA

70/30	10 Tahun	ARIMA(2,1,0)	1196.528	1204.840	1199.903
		ARIMA(0,1,2)	1195.993	1204.305	1199.368
		ARIMA(2,1,1)	1197.849	1208.931	1202.348
		ARIMA(1,1,2)	1568.729	1580.552	1573.533
		ARIMA(2,1,2)	1562.887	1577.666	1568.893
		ARIMA(1,1,0)	1195.155	1200.696	1197.405
		ARIMA(0,1,1)	1194.560	1200.102	1196.810
		ARIMA(1,1,1)	1195.948	1204.261	1199.323
	15 Tahun	ARIMA(2,1,0)	1830.351	1839.896	1834.222
		ARIMA(0,1,2)	1830.095	1839.640	1833.966
		ARIMA(2,1,1)	1830.597	1843.324	1835.758
		ARIMA(1,1,2)	1830.715	1843.442	1835.876
		ARIMA(2,1,2)	1830.913	1846.822	1837.365
		ARIMA(1,1,0)	1828.645	1835.009	1831.226
		ARIMA(0,1,1)	1828.218	1834.581	1830.798
		ARIMA(1,1,1)	1829.692	1839.237	1833.563
	20 Tahun	ARIMA(2,1,0)	2472.896	2483.338	2477.103
		ARIMA(0,1,2)	2472.455	2482.897	2476.662
		ARIMA(2,1,1)	2472.775	2486.698	2478.385
		ARIMA(1,1,2)	2473.081	2487.004	2478.691
		ARIMA(2,1,2)	2473.476	2490.879	2480.488
		ARIMA(1,1,0)	2471.707	2478.668	2474.512
		ARIMA(0,1,1)	2470.678	2477.639	2473.483
		ARIMA(1,1,1)	2472.267	2482.709	2476.474
	5 Tahun	ARIMA(2,1,0)	524.546	530.728	526.954
		ARIMA(0,1,2)	525.351	531.532	527.759
		ARIMA(2,1,1)	525.345	533.587	528.555
		ARIMA(1,1,2)	526.736	534.978	529.947
ARIMA(2,1,2)		757.992	769.646	762.649	
ARIMA(1,1,0)		524.187	528.308	525.792	
ARIMA(0,1,1)		524.113	528.234	525.718	
ARIMA(1,1,1)		526.053	532.234	528.461	
10 Tahun	ARIMA(2,1,0)	1196.528	1204.840	1199.903	
	ARIMA(0,1,2)	1195.993	1204.305	1199.368	
	ARIMA(2,1,1)	1197.849	1208.931	1202.348	
	ARIMA(1,1,2)	1776.369	1788.517	1781.303	
	ARIMA(2,1,2)	1774.746	1789.930	1780.914	
	ARIMA(1,1,0)	1195.155	1200.696	1197.405	
	ARIMA(0,1,1)	1194.560	1200.102	1196.810	
	ARIMA(1,1,1)	1195.948	1204.261	1199.323	
	15 Tahun	ARIMA(2,1,0)	1830.351	1839.896	1834.222

Tabel 4.10. Rangkuman Hasil Pemodelan ARIMA

20 Tahun	ARIMA(0,1,2)	1830.095	1839.640	1833.966
	ARIMA(2,1,1)	1830.597	1843.324	1835.758
	ARIMA(1,1,2)	1830.715	1843.442	1835.876
	ARIMA(2,1,2)	1830.913	1846.822	1837.365
	ARIMA(1,1,0)	1828.645	1835.009	1831.226
	ARIMA(0,1,1)	1828.218	1834.581	1830.798
	ARIMA(1,1,1)	1829.692	1839.237	1833.563
	ARIMA(2,1,0)	2472.896	2483.338	2477.103
	ARIMA(0,1,2)	2472.455	2482.897	2476.662
	ARIMA(2,1,1)	2472.775	2486.698	2478.385
	ARIMA(1,1,2)	2473.081	2487.004	2478.691
	ARIMA(2,1,2)	2473.476	2490.879	2480.488
	ARIMA(1,1,0)	2471.707	2478.668	2474.512
	ARIMA(0,1,1)	2470.678	2477.639	2473.483
ARIMA(1,1,1)	2472.267	2482.709	2476.474	

Tabel 4.10 menunjukkan 3 jenis nilai parameter yang dihasilkan dari setiap estimasi model ARIMA untuk variabel "Price" yaitu harga ons emas dunia. Penentuan estimasi model terbaik dilihat dari statistik kriteria informasi yang digunakan yaitu AIC (*Akaike Information Criterion*), BIC (*Bayes Information Criterion*) dan HQIC (*Hannan-Quinn Information Criterion*) paling kecil. Berdasarkan ketentuan pada Tabel 4.10, maka dapat disimpulkan bahwa model ARIMA(0,1,1) memiliki nilai AIC, BIC dan HQIC paling kecil diantara 8 model ARIMA yang terbentuk dengan alokasi data yang pertama 80% untuk data pelatihan dan 20% data pengujian dan yang kedua 70% untuk data pelatihan dan 30% data pengujian untuk data 5 tahun, 10 tahun, 15 tahun dan 20 tahun.

Setelah melalui proses tuning parameter yang dilakukan untuk menemukan inputan parameter yang optimal yang digunakan pada model ARIMA ini, maka ditetapkan bahwa parameter yang digunakan pada model ARIMA yaitu model *autoregressive* (AR) orde $p=0$, *differencing* (I) orde $d=1$ dan *moving average* (MA)

orde $q=1$ atau ARIMA(p,d,q) yakni ARIMA(0,1,1) untuk melakukan analisis dan prediksi pada data harga emas dan variabel pendukung berupa indikator ekonomi yang digunakan pada penelitian ini yakni harga minyak mentah, indeks harga konsumen, nilai tukar efektif dan indeks pasar saham S&P 500. Ilustrasi dari parameter yang digunakan pada model ARIMA(0,1,1) dapat dilihat pada Gambar 4.8 yang merupakan *pseudocode* dari penerapan parameter dalam Bahasa *python*.

```
#Parameter Model ARIMA
from statsmodels.tsa.arima.model import ARIMA
model_prediction = []
n_test_obser = len(testing_data)
for i in range(n_test_obser):
    model = ARIMA(training_data, order=(0,1,1))
    model_fit = model.fit()
    output = model_fit.forecast()
    yhat = list(output)
    model_prediction.append(yhat)
    actual_test_value = testing_data[i]
    training_data.append(actual_test_value)
```

Gambar 4.8. Pseudocode Parameter Model ARIMA(0,1,1)

Tahapan selanjutnya adalah mengevaluasi model ARIMA(0,1,1) untuk mengetahui performa pada model ini dalam melakukan prediksi. Untuk mengukur performa pada model ini memanfaatkan fungsi RMSE dalam mengukur keakuratan prediksi dimana semakin kecil nilai RMSE maka prediksi semakin baik dan fungsi MAPE untuk mengetahui persentasi error yang dihasilkan model.

Penelitian ini menggunakan data harga ons emas dunia dan empat variabel pendukung berupa indikator ekonomi dengan *timeline* data bulanan. Adapun indikator ekonomi yang digunakan yaitu: harga minyak mentah, indeks harga

konsumen, nilai tukar efektif dan indeks pasar saham S&P 500. Variabel yang digunakan untuk melakukan prediksi pada dataset yaitu "Price" untuk harga ons emas dunia, "COP" untuk harga minyak mentah, "CPI" untuk indeks harga konsumen, "RBEER" untuk nilai tukar efektif dan "SMI" untuk indeks pasar saham S&P 500 dengan 2 skenario pengujian yakni yang pertama pembagian dataset menjadi 4 di antaranya: dataset 5 tahun, 10 tahun, 15 tahun dan 20 tahun dan yang kedua pembagian alokasi data menjadi 2 yaitu 80% untuk data pelatihan dan 20% data pengujian dan yang kedua 70% untuk data pelatihan dan 30% data pengujian. Tabel 4.11 menampilkan hasil skenario pengujian prediksi harga ons emas dunia dan Tabel 4.12 menampilkan seluruh hasil skenario pengujian untuk indikator ekonomi yakni harga minyak mentah, indeks harga konsumen, nilai tukar efektif dan indeks pasar saham S&P 500 yang diterapkan dalam proses prediksi menggunakan Model ARIMA(0,1,1).

Tabel 4.11. Hasil Prediksi Harga Ons Emas Dunia Model ARIMA(0,1,1)

Skenario Pengujian		Parameter	RMSE	MAPE
Data	Alokasi Data			
5 Tahun	80/20	AR(p) = 0, I(d) = 1 dan MA(q) = 1	45.612	0.067
10 Tahun			61.224	0.173
15 Tahun			38.892	0.069
20 Tahun			43.599	0.185
5 Tahun	70/30		39.710	0.163
10 Tahun			56.128	0.250
15 Tahun			43.375	0.142
20 Tahun			42.884	0.186

Hasil prediksi harga ons emas dunia pada Tabel 4.11 diatas menunjukkan bahwa error yang dihasilkan Model ARIMA(0,1,1) bernilai rendah. Nilai error yang diperoleh model ARIMA(0,1,1) untuk memprediksi harga ons emas dunia berada

pada penerapan skenario alokasi data 80/20, data = 5 tahun, memperoleh nilai RMSE sebesar 45.612. Seperti yang diketahui semakin kecil RMSE maka semakin baik performa modelnya, untuk mendekati 0 sendiri bukan berarti harus mendekati 0 tetapi juga diukur dengan ketepatan antara nilai *real,valid* dan prediksi pada hasil model tersebut, setelahnya baru dapat digunakan untuk menampilkan hasil akhir. Jika diamati dari nilai MAPE yang dihasilkan untuk mewakili nilai error dari model ARIMA(0,1,1), dimana nilai error MAPE yang diperoleh sebesar 0.067 atau 6.7%. Karna nilai error MAPE yang diperoleh kurang dari 10%, maka dapat disimpulkan bahwa penerapan parameter dan skenario pengujian yang digunakan pada model ARIMA(0,1,1) memberikan hasil prediksi yang dapat diandalkan dalam melakukan tugasnya.

Tabel 4.12. Hasil Prediksi Indikator Ekonomi Menggunakan ARIMA(0,1,1)

Variabel	Skenario Pengujian		Parameter	RMSE	MAPE
	Data	Alokasi Data			
COP	5 Tahun	80/20	AR(p) = 0, I(d) = 1 dan MA(q) = 1	4.313	0.094
	10 Tahun			5.990	0.130
	15 Tahun			5.405	0.464
	20 Tahun			5.804	0.331
CPI	5 Tahun			0.524	1.520
	10 Tahun			0.263	2.436
	15 Tahun			0.281	3.023
	20 Tahun			0.283	7.739
RBEER	5 Tahun			1.059	0.013
	10 Tahun			1.171	0.037
	15 Tahun			1.253	0.071
	20 Tahun			1.150	0.029
SMI	5 Tahun			27.549	0.038
	10 Tahun			57.763	0.096
	15 Tahun			64.455	0.058
	20 Tahun			166.149	0.212
COP	5 Tahun	70/30	4.024	0.092	
	10 Tahun		6.333	0.265	

Tabel 4.12. Hasil Prediksi Indikator Ekonomi Menggunakan ARIMA(0,1,1)

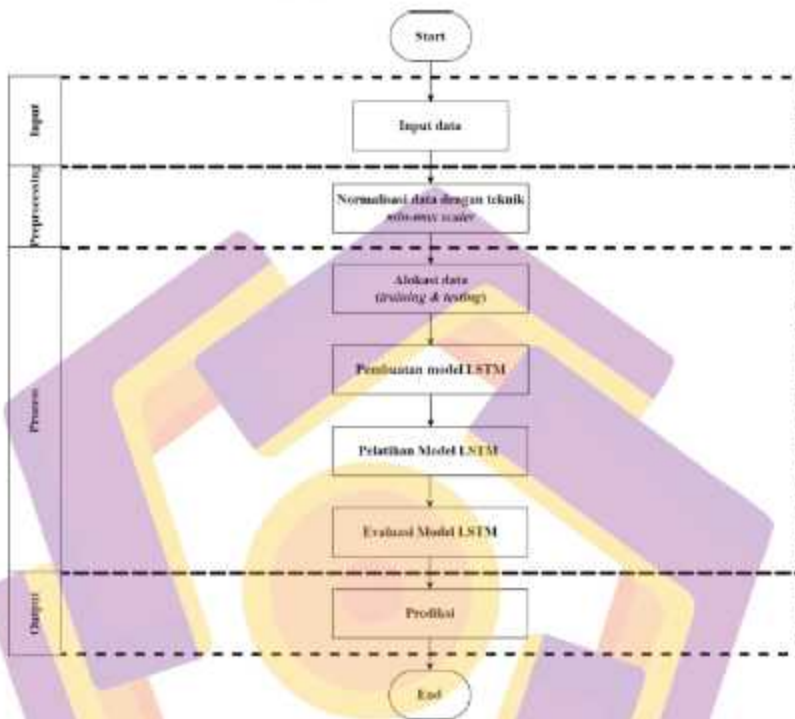
	15 Tahun			5.200	0.470
	20 Tahun			5.225	0.305
CPI	5 Tahun			0.616	1.590
	10 Tahun			0.402	2.477
	15 Tahun			0.309	3.165
	20 Tahun			0.285	6.951
	5 Tahun			1.023	0.015
RBEER	10 Tahun			1.242	0.054
	15 Tahun			1.114	0.079
	20 Tahun			1.199	0.029
	5 Tahun			46.480	0.057
SMI	10 Tahun			56.494	0.172
	15 Tahun			58.433	0.161
	20 Tahun			139.947	0.270

Hasil prediksi harga ons emas dunia pada Tabel 4.12 diatas menunjukkan bahwa error yang dihasilkan Model ARIMA(0,1,1) bernilai rendah. Nilai error yang diperoleh model ARIMA(0,1,1) untuk indikator ekonomi yang digunakan yakni pada variabel "RBEER" yaitu nilai tukar efektif berada pada penerapan skenario alokasi data 80/20, data = 5 tahun, memperoleh nilai RMSE sebesar 1.059. Seperti yang diketahui semakin kecil RMSE maka semakin baik performa modelnya, untuk mendekati 0 sendiri bukan berarti harus mendekati 0 tetapi juga diukur dengan ketepatan antara nilai *real,valid* dan prediksi pada hasil model tersebut, setelahnya baru dapat digunakan untuk menampilkan hasil akhir. Jika diamati dari nilai MAPE yang dihasilkan untuk mewakili nilai error dari model ARIMA(0,1,1) dimana nilai error MAPE yang diperoleh sebesar 0.013 atau 1.3%. Karna nilai error MAPE yang diperoleh kurang dari 10%, maka dapat disimpulkan bahwa penerapan parameter dan skenario pengujian yang digunakan pada model ARIMA(0,1,1) memberikan hasil prediksi yang dapat diandalkan dalam melakukan tugasnya.

Dapat disimpulkan bahwa dengan menggunakan data *training* dan data *testing* yang sama untuk memprediksikan harga ons emas dunia menggunakan model ARIMA(0,1,1) dengan mempertimbangkan variabel pendukung berupa indikator ekonomi yakni harga minyak mentah, indeks harga konsumen, nilai tukar efektif dan indeks pasar saham S&P 500, hasil prediksi menunjukkan bahwa variabel nilai tukar efektif memberikan pengaruh yang paling signifikan terhadap hasil prediksi harga ons emas dunia yang hanya melibatkan variabel nilai tukar efektif.

Berdasarkan analisis dan hasil prediksi ini juga, Nilai MAPE yang diperoleh dari masing masing variabel (harga ons emas, harga minyak mentah, indeks harga konsumen, nilai tukar efektif dan indeks pasar saham S&P 500) untuk skenario menggunakan data 5 tahun menghasilkan nilai error MAPE yang lebih baik dibandingkan dengan data 10 tahun, 15 tahun dan 20 tahun, maka Model ARIMA dapat diandalkan untuk melakukan prediksi jangka pendek.

4.2.2. Proses Prediksi Menggunakan Model LSTM



Gambar 4.9. Proses Prediksi Menggunakan Model LSTM

Gambar 4.9 menjelaskan tentang tahapan-tahapan penelitian proses prediksi menggunakan model LSTM yang akan dijelaskan secara berurutan. Tahapan awal yang dilakukan dalam memprediksi harga ons emas dunia dan variabel pendukung berupa indikator ekonomi yakni harga minyak mentah, indeks harga konsumen, nilai tukar efektif dan indeks pasar saham S&P 500 menggunakan model LSTM adalah melakukan load data atau input data. Load data disini mengacu pada proses mengimpor dataset yang digunakan ke bahasa pemrograman di *google colab*. Pada

penelitian ini, model ARIMA akan meload empat dataset yang digunakan yaitu 5 tahun, 10 tahun, 15 tahun dan 20 tahun.

Seperti yang terlihat pada Tabel 4.7, bahwa dataset yang digunakan pada penelitian ini memiliki 6 variabel. Namun yang harus diperhatikan disini adalah kolom "Month" akan diatur sebagai kolom indeks karna perkiraan atau prediksi akan dilakukan pada kolom ini dan pada saat ingin melakukan visualisasi gambar akan lebih relevan. Kolom "Price, COP, CPI, RBEER dan SMI" akan diatur sebagai data *time series* (deret waktu) untuk kebutuhan perhitungan statistik. Gambar 4.10 merupakan *pseudocode* mengatur kolom Month sebagai kolom indeks dan menjadikan kolom Price sebagai data *time series*. Proses yang sama juga akan dilakukan pada variabel "COP", "CPI", "RBEER" dan "SMI" untuk dataset 5 tahun, 10 tahun, 15 tahun dan 20 tahun.

```
con = train['Month']
train['Month'] = pd.to_datetime(train['Month'])
train.set_index('Month', inplace=True)
train.index
ts = train['Price']
ts.head()
```

Gambar 4.10. Pseudocode Kolom Indeks dan Data Time Series

Preprocessing menjadi tahapan berikutnya yang dilakukan untuk memprediksi harga ons emas dunia dan variabel pendukung berupa indikator ekonomi menggunakan model LSTM. *Min - max scaler* adalah tahap *preprocessing* yang digunakan pada penelitian ini. *Min - max scaler* akan mengubah data menjadi bilangan 0 - 1 dengan rumus: $x' = (x - \min(x)) / (\max(x) - \min(x))$ dimana x adalah nilai asli, x' adalah nilai yang di normalisasi, $\min(x)$ adalah nilai asli terkecil dan

$\max(x)$ nilai asli terbesar. *Preprocessing* pada tahapan ini memanfaatkan fungsi $\min - \max$ scaler normalization untuk mempermudah algoritma dalam membaca data pada saat proses modeling. Berikut gambaran proses $\min - \max$ scaler.

Tabel 4.13. Data Sebelum Normalisasi

Month	Price
2002-01-01	281.51
2002-02-01	295.50
2002-03-01	294.06
2002-04-01	302.68
2002-05-01	314.49
...	...
2021-10-01	1776.85
2021-11-01	1821.76
2021-12-01	1790.43
2022-01-01	1816.02
2022-02-01	1856.30

Tabel 4.13 merupakan sampel data pada variabel "Price" yaitu harga ons emas dunia untuk data 20 tahun. Hal pertama yang dilakukan adalah menentukan nilai $\min(x)$ dan $\max(x)$ dimana nilai $\min(x) = 281.51$ dan nilai $\max(x) = 1968.63$. Selanjutnya menginputkan nilai-nilai yang ada ke rumus $\min - \max$ scaler sehingga persamaannya adalah sebagai berikut:

$$x' = \frac{(281.51 - 281.51)}{(1968.63 - 281.51)}$$

$$x' = \frac{(0)}{(1687.12)}$$

$x' = 0$, sehingga hasil nilai $\min - \max$ scaler pada variabel "Price" yang digunakan dapat dilihat pada Tabel 4.14. Proses yang sama juga akan dilakukan pada variabel "COP", "CPI", "RBEER" dan "SMI" untuk dataset 5 tahun, 10 tahun, 15 tahun dan 20 tahun.

Tabel 4.14. Data Setelah Normalisasi

Month	Price	Min-Max
2002-01-01	281.51	0
2002-02-01	295.50	0.00829224
2002-03-01	294.06	0.00743871
2002-04-01	302.68	0.01254801
2002-05-01	314.49	0.01954811
...
2021-10-01	1776.85	0.886327
2021-11-01	1821.76	0.91294632
2021-12-01	1790.43	0.89437622
2022-01-01	1816.02	0.90954408
2022-02-01	1856.30	0.93341908

Data splitting atau penentuan alokasi data menjadi tahapan berikutnya pada model LSTM untuk memprediksi harga emas dan empat variabel pendukung berupa indikator ekonomi yang digunakan. Terdapat dua alokasi data yang akan diujikan pada model LSTM ini yang pertama adalah 70/30 yang artinya 70% dari dataset akan digunakan untuk melakukan training data dan 30% akan digunakan untuk melakukan testing data, yang kedua adalah 80/20 dimana 80% dari dataset akan digunakan untuk melakukan training data dan 20% akan digunakan untuk melakukan testing data.

Gambar 4.11 adalah gambaran *pseudocode* mendefinisikan fungsi untuk mengambil kolom variabel "Price" pada *dataframe* (train). Kemudian data diubah menjadi bertipe *array* dan dibagi menjadi data *training* dan *testing* dengan perbandingan 80% dan 20% dengan menyetel parameter data *training* menjadi 8 untuk data 20 tahun. Proses yang sama juga akan dilakukan pada variabel "COP", "CPI", "RBEER" dan "SMI" untuk data 5, 10, 15 dan 20 tahun.

```

#Membuat data baru dengan kolom Price
data = train.filter(['Price'])
dataset = data.values
#Konversi dataframe menjadi numpy array
len(dataset)
#Menghitung jumlah baris pada model untuk di training
training_data_size = math.ceil(len(dataset)*.8)
training_data_size

```

Gambar 4.11. Pseudocode Data Splitting Model LSTM

Selanjutnya menyimpan hasil splitting data menjadi x_{train} , y_{train} , x_{test} dan y_{test} . Gambar 4.12 mendefinisikan variabel kosong bernama x_{train} dan y_{train} yang akan diisi oleh pembagian data yang akan dilakukan menggunakan data yang sudah di *scaling* sebelumnya pada variabel "Price". Kemudian membuat data berisi nilai harga emas 50 bulan terakhir yang digunakan untuk memprediksi nilai harga emas ke-51. Jadi kolom pertama dalam dataset x_{train} berisi nilai dari dataset index 0 hingga ke index 49 (total 50) dan kolom kedua berisi nilai harga dari dataset index ke-1 hingga ke index 50 (50 nilai) dan seterusnya yang didefinisikan dengan fungsi *for*. Kumpulan y_{train} berisi ke-51 yang terletak di index 50 untuk kolom pertama dan nilai ke-52 terletak di index ke-51 dari dataset untuk nilai kedua dan seterusnya. Hasil dari pembagian data tersebut dapat dilihat pada Gambar 4.13. Proses yang sama akan juga dilakukan pada variabel "COP", "CPI", "RBEER" dan "SMI" untuk data 5, 10, 15 dan 20 tahun.

dari proses *reshape* untuk variabel harga ons emas dunia yakni “Price” untuk data 20 tahun adalah (144, 50,1). Proses yang sama akan juga dilakukan pada variabel pendukung berupa indikator ekonomi yakni “COP”, “CPI”, “RBEER” dan “SMI” untuk data 5, 10, 15 dan 20 tahun.

```
#konversi x_train dan y_train menjadi numpy array
x_train, y_train = np.array(x_train), np.array(y_train)
#Merubah bentuk data yang diterima oleh LSTM
x_train = np.reshape(x_train, (x_train.shape[0],
x_train.shape[1],1))
x_train.shape
```

Gambar 4.14. Pseudocode Fungsi Reshape

Tahapan berikutnya adalah menerapkan parameter pada model LSTM. Gambar 4.15 merupakan *pseudocode* parameter untuk membangun model dari algoritma LSTM yang digunakan pada variabel “Price”. Hal pertama yang dilakukan yaitu memanfaatkan *library keras.models* untuk memanggil fungsi *Sequential()* untuk menyimpan basis model LSTM yang disimpan pada variabel model. Selanjutnya memanfaatkan *library keras.layer* untuk menkonfigurasi layer pada model LSTM.

Parameter LSTM yang dibangun pada penelitian ini menggunakan 3 *layer* dengan rincian pada layer pertama yaitu *input layer*, 5 data independent yakni harga ons emas dunia dan 4 variabel pendukung berupa indikator ekonomi digunakan sebagai *input layer*. *Layer* kedua merupakan *hidden layer* dengan *layer* pertama diisi sebanyak 50 neuron dan *layer* kedua juga diisi sebanyak 50 neuron. Dengan menggunakan 50 neuron pada *layer* pertama, peneliti memberikan model kompleksitas yang cukup untuk menangkap pola data yang kompleks dalam data

yang digunakan dan jumlah unit yang lebih besar bisa membantu model untuk memahami relasi yang lebih rumit antara *input* dan *output*. Memiliki jumlah neuron yang sama pada *layer* kedua bertujuan untuk memperdalam pemahaman model terhadap pola dalam data namun ini juga bisa meningkatkan kompleksitas model secara keseluruhan yang perlu diperhatikan karena dapat meningkatkan kemungkinan *overfitting* dikarenakan jumlah data pelatihan terbatas untuk setiap variabel yang digunakan pada penelitian ini sehingga pemilihan kedua *hidden layer* ini diperoleh melalui eksperimen dan penyesuaian parameter model berdasarkan kinerja pada data validasi. Selanjutnya, *layer* ketiga merupakan *output layer*, yang menghasilkan hasil prediksi berdasarkan inputan menggunakan *dense layer*, satu diisi sebanyak 25 neuron dan *layer* yang lainnya dengan 1 neuron. Menambahkan *dense layer* dengan 25 neuron setelah *layer* LSTM bertujuan untuk memberikan kapasitas tambahan pada model untuk mempelajari representasi yang lebih kompleks dan menyederhanakan informasi yang dihasilkan oleh *layer* LSTM sebelumnya sebelum mencapai *output layer* dan *dense layer* terakhir memiliki 1 neuron karena ini adalah *output layer* yang menghasilkan hasil prediksi dimana dengan 1 neuron pada *output layer*, model ini cocok untuk masalah regresi dimana peneliti mencoba memprediksi nilai numerik.

Epoch pada parameter LSTM ini merupakan satu siklus lengkap ketika seluruh dataset training dijalankan akan dipelajari tepat satu kali dalam proses runing. Penentuan nilai epoch juga penting dimana lebih banyak epoch bisa meningkatkan akurasi tetapi perlu diwaspadai jika terlalu besar nilai inputan yang diberikan, nantinya akan menyebabkan *overfitting* dimana model sempurna namun

buruk dalam generalisasi pada data baru. Nilai epoch yang ditetapkan yaitu = 100. Batch size adalah jumlah sampel data yang akan diproses oleh metode dalam satu iterasi. Nilai batch size yang ditetapkan yaitu 1 yang berarti ini dapat membantu model menyesuaikan dengan cepat terhadap data tetapi dapat memperlambat proses pelatihan data yang digunakan.

```
#Membuat model LSTM
model = Sequential()
model.add(LSTM(50,return_sequences=True,
input_shape=(x_train.shape[1],1)))
model.add(LSTM(50,return_sequences=False))
model.add(Dense(25))
model.add(Dense(1))
#Compile model
model.compile(optimizer='adam', loss='mean_squared_error')
#train model
model.fit(x_train, y_train, batch_size=1, epochs=100)
```

Gambar 4.15. Pseudocode Parameter Model LSTM

Gambar 4.16 mendefinisikan variabel kosong bernama `x_test` dan `y_test` yang akan diisi oleh pembagian data yang akan dilakukan menggunakan data yang sudah di *scaling* sebelumnya pada variabel "Price". Kemudian membuat data berisi nilai harga emas 50 bulan terakhir yang digunakan untuk memprediksi nilai harga emas ke-51. Jadi kolom pertama dalam dataset `x_test` berisi nilai dari dataset index 0 hingga ke index 49 (total 50) dan kolom kedua berisi nilai harga dari dataset index ke-1 hingga ke index 50 (50 nilai) dan seterusnya yang didefinisikan dengan fungsi *for*. Kumpulan `y_test` berisi ke-51 yang terletak di index 50 untuk kolom pertama dan nilai ke-52 terletak di index ke-51 dari dataset untuk nilai kedua dan seterusnya.

```

#test_dataset
test_data = scaled_data[training_data_size-50:, :]
#membuat x_test dan y_test dataset
x_test = []
y_test = dataset[training_data_size:]
for i in range(50, len(test_data)):
    x_test.append(test_data[i-50:i, 0])

```

Gambar 4.16. Membuat Variabel Untuk Menyimpan Data Testing

Gambar 4.17 mendefinisikan fungsi untuk melakukan *reshape* pada data yang digunakan. *Input* dari model LSTM mengharuskan untuk *array* 3 dimensi berupa (*number of samples*, *number of time* dan *number of features*). Data yang dimiliki masih berbentuk 2 dimensi, jadi harus dilakukan *reshaping* kemudian data akan dilakukan prediksi. Setelah hasil prediksi di dapatkan, maka akan diterapkan fungsi *inverse* untuk mengembalikan data harga ons emas dunia dan variabel pendukung berupa indikator ekonomi seperti semua.

```

#Convert the data to numpy array
x_test = np.array(x_test)
x_test = np.reshape(x_test, (x_test.shape[0],
x_test.shape[1], 1))
#Predict model LSTM
predictions = model.predict(x_test)
predictions = scaler.inverse_transform(predictions)

```

Gambar 4.17. Pseudocode Hasil Prediksi

Tahapan selanjutnya adalah mengevaluasi model LSTM untuk mengetahui performa pada model ini dalam melakukan prediksi. Untuk mengukur performa pada model ini memanfaatkan fungsi RMSE dalam mengukur keakuratan prediksi dimana semakin kecil nilai RMSE maka prediksi semakin baik dan fungsi MAPE untuk mengetahui persentasi error yang dihasilkan model. Penelitian ini

menggunakan data harga ons emas dunia dan empat variabel pendukung berupa indikator ekonomi dengan *timeline* data bulanan yang sama dengan model ARIMA(0,1,1). Adapun indikator ekonomi yang digunakan yaitu: harga minyak mentah, indeks harga konsumen, nilai tukar efektif dan indeks pasar saham S&P 500. Variabel yang digunakan untuk melakukan prediksi pada dataset yaitu "Price" untuk harga ons emas dunia, "COP" untuk harga minyak mentah, "CPI" untuk indeks harga konsumen, "RBEER" untuk nilai tukar efektif dan "SMI" untuk indeks pasar saham S&P 500 dengan 2 skenario pengujian yakni yang pertama pembagian dataset menjadi 4 di antaranya: dataset 5 tahun, 10 tahun, 15 tahun dan 20 tahun dan yang kedua pembagian alokasi data menjadi 2 yaitu 80% untuk data pelatihan dan 20% data pengujian dan yang kedua 70% untuk data pelatihan dan 30% data pengujian. Tabel 4.15 menampilkan hasil skenario pengujian prediksi harga ons emas dunia dan Tabel 4.16 menampilkan seluruh hasil skenario pengujian untuk indikator ekonomi yakni harga minyak mentah, indeks harga konsumen, nilai tukar efektif dan indeks pasar saham S&P 500 yang diterapkan dalam proses prediksi menggunakan Model LSTM.

Tabel 4.15. Hasil Prediksi Harga Ons Emas Dunia Model LSTM

Skenario Pengujian		Parameter	RMSE	MAPE
Data	Alokasi Data			
5 Tahun	80/20	Layer LSTM = (50,50), Dense Layer = (25,1) Epoch = 100, Batch Size = 1	37.608	0.065
10 Tahun			208.879	0.151
15 Tahun			39.349	0.041
20 Tahun			28.841	0.030
5 Tahun	70/30		87.344	0.149
10 Tahun			131.644	0.117
15 Tahun			145.630	0.116
20 Tahun			62.484	0.042

Hasil prediksi harga ons emas dunia pada Tabel 4.15 diatas menunjukkan bahwa error yang dihasilkan Model LSTM bernilai rendah. Nilai error yang diperoleh model LSTM untuk memprediksi harga ons emas dunia berada pada penerapan skenario alokasi data 80/20, data = 20 tahun, memperoleh nilai RMSE sebesar 28.841. Jika diamati dari nilai MAPE yang dihasilkan untuk mewakili nilai error dari model LSTM, dimana nilai error MAPE yang diperoleh sebesar 0.030 atau 3%. Karna nilai error MAPE yang diperoleh kurang dari 10%, maka dapat disimpulkan bahwa penerapan parameter dan skenario pengujian yang digunakan pada model ARIMA(0,1,1) memberikan hasil prediksi yang dapat diandalkan dalam melakukan tugasnya.

Tabel 4.16. Hasil Prediksi Indikator Ekonomi Menggunakan Model LSTM

Variabel	Skenario Pengujian		Parameter	RMSE	MAPE
	Data	Alokasi Data			
COP	5 Tahun	80/20	Layer LSTM = (50,50), Dense Layer = (25,1) Epoch = 100, Batch Size = 1	1.397	0.104
	10 Tahun			4.492	0.110
	15 Tahun			2.324	0.101
	20 Tahun			2.675	0.119
CPI	5 Tahun			0.834	3.479
	10 Tahun			0.113	3.175
	15 Tahun			0.057	2.283
	20 Tahun			0.026	4.131
RBEER	5 Tahun			1.730	0.015
	10 Tahun			2.610	0.035
	15 Tahun			0.745	0.011
	20 Tahun			0.666	0.009
SMI	5 Tahun			87.739	0.065
	10 Tahun			46.541	0.047
	15 Tahun			81.523	0.047
	20 Tahun			30.952	0.041
COP	5 Tahun	70/30	2.569	0.096	
	10 Tahun		5.477	0.225	
	15 Tahun		3.071	0.129	
	20 Tahun		2.211	0.096	

Tabel 4.16. Hasil Prediksi Indikator Ekonomi Menggunakan Model LSTM

CPI	5 Tahun			0.187	1.705
	10 Tahun			0.093	1.894
	15 Tahun			0.058	1.652
	20 Tahun			0.012	4.354
RBEER	5 Tahun			0.832	0.016
	10 Tahun			1.250	0.029
	15 Tahun			1.887	0.019
	20 Tahun			1.412	0.014
SMI	5 Tahun			88.478	0.073
	10 Tahun			129.097	0.241
	15 Tahun			116.473	0.285
	20 Tahun			224.0881	0.070

Hasil prediksi harga ons emas dunia pada Tabel 4.16 diatas menunjukkan bahwa error yang dihasilkan Model LSTM bernilai rendah. Nilai error yang diperoleh model LSTM untuk indikator ekonomi yang digunakan yakni pada variabel "RBEER" yaitu nilai tukar efektif berada pada penerapan skenario alokasi data 80/20, data = 20 tahun, memperoleh nilai RMSE sebesar 0.666. Seperti yang diketahui semakin kecil RMSE maka semakin baik performa modelnya, untuk mendekati 0 sendiri bukan berarti harus mendekati 0 tetapi juga diukur dengan ketepatan antara nilai *real, valid* dan prediksi pada hasil model tersebut, setelahnya baru dapat digunakan untuk menampilkan hasil akhir. Jika diamati dari nilai MAPE yang dihasilkan untuk mewakili nilai error dari model LSTM, nilai error MAPE yang diperoleh sebesar 0.009 atau 0.9%. Karna nilai error MAPE yang diperoleh kurang dari 10%, maka dapat disimpulkan bahwa penerapan parameter dan skenario pengujian yang digunakan pada model LSTM memberikan hasil prediksi yang dapat diandalkan dalam melakukan tugasnya.

Dapat disimpulkan bahwa dengan menggunakan data *training* dan data *testing* yang sama untuk memprediksikan harga ons emas dunia menggunakan model LSTM dengan mempertimbangkan variabel pendukung berupa indikator ekonomi yakni harga minyak mentah, indeks harga konsumen, nilai tukar efektif dan indeks pasar saham S&P 500, hasil prediksi menunjukkan bahwa variabel nilai tukar efektif memberikan pengaruh yang paling signifikan terhadap hasil prediksi harga ons emas dunia yang hanya melibatkan variabel nilai tukar efektif. Berdasarkan analisis dan hasil prediksi ini juga, Nilai MAPE yang diperoleh dari masing masing variabel (harga ons emas, harga minyak mentah, indeks harga konsumen, nilai tukar efektif dan indeks pasar saham S&P 500) untuk skenario menggunakan data 20 tahun menghasilkan nilai error MAPE yang lebih baik dibandingkan dengan data 10 tahun, 15 tahun dan 20 tahun, maka Model LSTM dapat diandalkan untuk melakukan prediksi jangka panjang.

4.3. Evaluasi Model

4.3.1 Analisis Perbandingan Hasil Prediksi Kedua Model

Hasil prediksi harga ons emas dengan mempertimbangkan variabel pendukung berupa indikator ekonomi yakni harga minyak mentah, indeks harga konsumen, nilai tukar efektif dan indeks pasar saham S&P 500 dari kedua model yang digunakan pada penelitian ini yaitu model ARIMA(0,1,1) dan model LSTM bekerja dengan baik dalam melakukan proses prediksi. Hal tersebut didasarkan pada hasil yang telah diperoleh dengan adanya perbedaan nilai yang cukup bervariasi dengan faktor penyebabnya masing-masing.



Gambar 4.18. Visualisasi Hasil Prediksi Harga Ons Emas Dunia Menggunakan ARIMA(0,1,1)

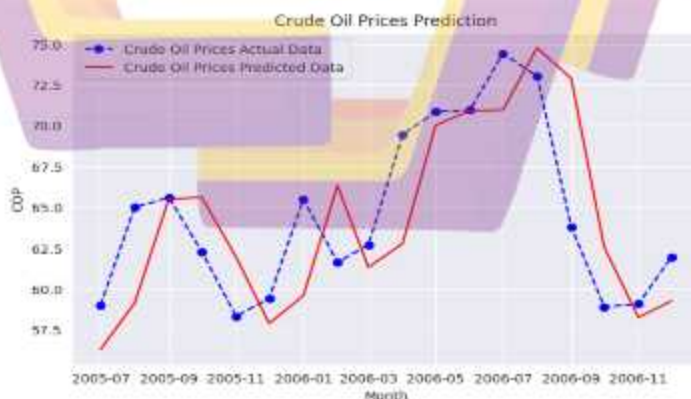
Gambar 4.18 merupakan visualisasi hasil prediksi harga ons emas dunia pada penerapan skenario alokasi data 80/20, data = 5 tahun dengan error RMSE sebesar 45.612, dapat dilihat bahwa grafik nilai aktual memiliki gap cukup relatif kecil terhadap hasil prediksi di beberapa baris waktu. Namun secara keseluruhan data mencapai hasil prediksi yang baik dengan nilai error MAPE sebesar 6.7% yang berarti hasil prediksi dengan model ARIMA(0,1,1) yang dilakukan bernilai sangat baik dan dapat dipertimbangkan untuk digunakan.

Tabel 4.17. Hasil Pengujian Harga Ons Emas Dunia Menggunakan Model ARIMA(0,1,1)

No	Month	Actual	Predict	Gap
1	2006-01-01	549.86	629.46	14%
2	2006-02-01	555	558.01	1%
3	2006-03-01	557.09	555.21	0%
4	2006-04-01	610.65	556.91	-9%
5	2006-05-01	675.39	605.73	-10%
6	2006-06-01	596.15	680.10	14%
7	2006-07-01	633.71	606.76	-4%
8	2006-08-01	632.59	628.85	-1%
9	2006-09-01	598.19	631.87	6%
10	2006-10-01	585.78	604.88	3%
11	2006-11-01	627.83	589.20	-6%
12	2006-12-01	629.79	619.93	-2%

Tabel 4.17 merupakan hasil pengujian model yang menunjukkan perbandingan antara nilai hasil prediksi dengan nilai aktual dari yang dilakukan menggunakan model ARIMA(0,1,1) terhadap harga ons emas dunia pada penerapan skenario alokasi data 80/20 dan data = 5 tahun. Dapat dilihat bahwa dalam beberapa kasus, hasil prediksi mendekati nilai aktualnya dengan baik seperti pada bulan february tahun 2006 dengan gap 1% dan bulan agustus tahun 2006 dengan gap -1%, dimana hasil prediksi hampir sama dengan nilai aktualnya.

Berdasarkan hasil pengujian ini juga, terdapat kasus dimana hasil prediksi memiliki selisih yang signifikan dengan nilai aktualnya. Baik itu nilainya positif ataupun negatif. Namun jika diamati pada bulan maret tahun 2006 yang memiliki selisih yang sangat kecil dengan nilai aktualnya menjangkau 0%. Hal ini menunjukkan kemungkinan adanya peningkatan dalam akurasi prediksi dimasa yang akan datang yang dapat dipertimbangkan.



Gambar 4.19. Visualisasi Hasil Prediksi Harga Minyak Mentah Menggunakan ARIMA(0,1,1)

Gambar 4.19 merupakan visualisasi hasil prediksi harga minyak mentah pada penerapan skenario alokasi data yang berbeda dengan hasil prediksi harga ons emas dunia sebelumnya yaitu 70/30, data = 5 tahun dengan error RMSE sebesar 4.024, dapat dilihat bahwa grafik nilai aktual memiliki gap cukup relatif kecil terhadap hasil prediksi di beberapa baris waktu.

Namun secara keseluruhan data mencapai hasil prediksi yang baik dengan nilai error MAPE sebesar 9.2% yang berarti hasil prediksi dengan model ARIMA(0,1,1) yang dilakukan bernilai sangat baik dan dapat dipertimbangkan untuk digunakan.

Tabel 4.18. Hasil Pengujian Harga Minyak Mentah Menggunakan Model ARIMA(0,1,1)

No	Month	Actual	Predict	Gap
1	2005-07-01	59	56.28	-5%
2	2005-08-01	64.99	59.13	-9%
3	2005-09-01	65.59	65.51	0%
4	2005-10-01	62.26	65.60	5%
5	2005-11-01	58.32	61.94	6%
6	2005-12-01	59.41	57.88	-3%
7	2006-01-01	65.49	59.58	-9%
8	2006-02-01	61.63	66.33	8%
9	2006-03-01	62.69	61.32	-2%
10	2006-04-01	69.44	62.76	-10%
11	2006-05-01	70.84	70.02	-1%
12	2006-06-01	70.95	70.91	0%
13	2006-07-01	74.41	70.95	-5%
14	2006-08-01	73.04	74.76	2%
15	2006-09-01	63.8	72.90	14%
16	2006-10-01	58.89	62.55	6%
17	2006-11-01	59.08	58.24	-1%
18	2006-12-01	61.96	59.25	-4%

Tabel 4.18 merupakan hasil pengujian model yang menunjukkan perbandingan antara nilai hasil prediksi dengan nilai aktual dari yang dilakukan menggunakan model ARIMA(0,1,1) terhadap harga minyak mentah pada penerapan skenario alokasi data 70/30 dan data = 5 tahun. Dapat dilihat bahwa dalam beberapa kasus, hasil prediksi mendekati nilai aktualnya dengan baik seperti pada bulan mei tahun 2006 dan bulan november tahun 2006 dengan gap masing-masing adalah -1%, dimana hasil prediksi hampir sama dengan nilai aktualnya.

Berdasarkan hasil pengujian ini juga, terdapat kasus dimana hasil prediksi memiliki selisih yang signifikan dengan nilai aktualnya. Baik itu nilainya positif ataupun negatif. Namun jika diamati pada bulan september tahun 2005 dan juli tahun 2006 yang memiliki selisih yang sangat kecil dengan nilai aktualnya menjangkau 0%. Hal ini menunjukkan kemungkinan adanya peningkatan dalam akurasi prediksi dimasa yang akan datang yang dapat dipertimbangkan.



Gambar 4.20. Visualisasi Hasil Prediksi Indeks Harga Konsumen Menggunakan ARIMA(0,1,1)

Gambar 4.20 merupakan visualisasi hasil prediksi indeks harga konsumen pada penerapan skenario alokasi data 80/20, data = 5 tahun dengan error RMSE sebesar 0.524, dapat dilihat bahwa grafik nilai aktual memiliki gap cukup relatif kecil terhadap hasil prediksi di beberapa baris waktu. Namun secara keseluruhan data mencapai hasil prediksi yang buruk dengan nilai error MAPE sebesar 1.520 atau 152% yang berarti hasil prediksi dengan model ARIMA(0,1,1) yang dilakukan bernilai buruk maka perlu dipertimbangkan untuk menggunakan model *time series* lain sehingga menghasilkan nilai error MAPE yang lebih baik.

Tabel 4.19. Hasil Pengujian Indeks Harga Konsumen Menggunakan Model ARIMA(0,1,1)

No	Month	Actual	Predict	Gap
1	2006-01-01	0.762195	-0.328944	-143%
2	2006-02-01	0.201715	1.084544	438%
3	2006-03-01	0.553598	0.235636	-57%
4	2006-04-01	0.850851	0.241874	-72%
5	2006-05-01	0.496278	0.854815	72%
6	2006-06-01	0.197531	0.258175	31%
7	2006-07-01	0.295712	0.192688	-35%
8	2006-08-01	0.19656	0.294550	50%
9	2006-09-01	-0.49044	0.198777	-141%
10	2006-10-01	-0.54214	-0.517914	-4%
11	2006-11-01	-0.14866	-0.543036	265%
12	2006-12-01	0.148883	-0.127766	-186%

Tabel 4.19 merupakan hasil pengujian model yang menunjukkan perbandingan antara nilai hasil prediksi dengan nilai aktual dari yang dilakukan menggunakan model ARIMA(0,1,1) terhadap indeks harga konsumen pada penerapan skenario alokasi data 80/20 dan data = 5 tahun.

Dapat dilihat bahwa hampir disetiap kasus, hasil prediksi sangat jauh dari nilai aktualnya hanya pada bulan oktober tahun 2006 dengan gap sebesar -4%, dimana hasil prediksi cukup mendekati dengan nilai aktualnya.

Berdasarkan hasil pengujian ini juga, hampir semua kasus dimana hasil prediksi memiliki selisih yang sangat signifikan dengan nilai aktualnya. Baik itu nilainya positif ataupun negatif seperti bulan november tahun 2006 dengan gap 265% dan bulan februari tahun 2006 dengan gap 438%. Hal ini menunjukkan perlu dipertimbangkan untuk menggunakan model time series yang lain untuk memprediksi indeks harga konsumen dengan melihat rata-rata gap yang dihasilkan dengan nilai error MAPE yang lebih baik.



Gambar 4.21. Visualisasi Hasil Prediksi Nilai Tukar Efektif Menggunakan ARIMA(0,1,1)

Gambar 4.21 merupakan visualisasi hasil prediksi nilai tukar efektif pada penerapan skenario alokasi data 80/20, data = 5 tahun dengan error RMSE sebesar 1.059, dapat dilihat bahwa grafik nilai aktual memiliki gap cukup relatif kecil terhadap hasil prediksi di beberapa baris waktu.

Namun secara keseluruhan data mencapai hasil prediksi yang baik dengan nilai error MAPE sebesar 1.3% yang berarti hasil prediksi dengan model ARIMA(0,1,1) yang dilakukan bernilai sangat baik dan dapat dipertimbangkan untuk digunakan.

Tabel 4.20. Hasil Pengujian Nilai Tukar Efektif Menggunakan Model ARIMA(0,1,1)

No	Month	Actual	Predict	Gap
1	2006-01-01	110.94	111.52	1%
2	2006-02-01	111.11	110.73	0%
3	2006-03-01	111.79	111.25	0%
4	2006-04-01	111.47	111.99	0%
5	2006-05-01	109.49	111.28	2%
6	2006-06-01	111.21	108.81	-2%
7	2006-07-01	111.17	112.05	1%
8	2006-08-01	110.36	110.9	0%
9	2006-09-01	109.91	110.18	0%
10	2006-10-01	109.67	109.82	0%
11	2006-11-01	108.35	109.62	1%
12	2006-12-01	107.07	107.91	1%

Tabel 4.20 merupakan hasil pengujian model yang menunjukkan perbandingan antara nilai hasil prediksi dengan nilai aktual dari yang dilakukan menggunakan model ARIMA(0,1,1) terhadap nilai tukar efektif pada penerapan skenario alokasi data 80/20 dan data = 5 tahun. Dapat dilihat bahwa dalam semua kasus, hasil prediksi mendekati nilai aktualnya dengan baik.

Berdasarkan hasil pengujian ini juga, terdapat kasus dimana hasil prediksi memiliki selisih yang tidak terlalu signifikan dengan nilai aktualnya. Baik itu nilainya positif ataupun negatif seperti pada bulan Mei tahun 2006 menunjukkan angka selisih positif hasil prediksi yang lebih tinggi dari angka aktual dengan gap 2% dan pada bulan Juni tahun 2006 menunjukkan selisih angka negatif hasil prediksi yang lebih rendah dari nilai aktual dengan gap -2%.

Namun jika diamati terdapat 6 baris sampel yang memiliki selisih yang sangat kecil dengan nilai aktualnya menjangkau 0%. Hal ini menunjukkan kemungkinan adanya peningkatan dalam akurasi prediksi dimasa yang akan datang yang dapat dipertimbangkan.



Gambar 4.22. Visualisasi Hasil Prediksi Indeks Harga Saham S&P 500 Menggunakan ARIMA(0,1,1)

Gambar 4.22 merupakan visualisasi hasil prediksi indeks harga saham S&P 500 pada penerapan skenario alokasi data 80/20, data = 5 tahun dengan error RMSE sebesar 27.549, dapat dilihat bahwa grafik nilai aktual memiliki gap cukup relatif kecil terhadap hasil prediksi di beberapa baris waktu.

Namun secara keseluruhan data mencapai hasil prediksi yang baik dengan nilai error MAPE sebesar 3.8% yang berarti hasil prediksi dengan model ARIMA(0,1,1) yang dilakukan bernilai sangat baik dan dapat dipertimbangkan untuk digunakan.

Tabel 4.21. Hasil Pengujian Indeks Pasar Saham S&P 500 Menggunakan Model ARIMA(0,1,1)

No	Month	Actual	Predict	Gap
1	2006-01-01	1283.5	1253.7	-2%
2	2006-02-01	1282.5	1279.8	0%
3	2006-03-01	1307.5	1282.2	-2%
4	2006-04-01	1316	1304.4	-1%
5	2006-05-01	1272	1314.6	3%
6	2006-06-01	1279.5	1277.3	0%
7	2006-07-01	1281.75	1279.2	0%
8	2006-08-01	1305.5	1281.4	-2%
9	2006-09-01	1345.5	1302.5	-3%
10	2006-10-01	1383.25	1340.5	-3%
11	2006-11-01	1403	1378.9	-2%
12	2006-12-01	1428.5	1400.7	-2%

Tabel 4.21 merupakan hasil pengujian model yang menunjukkan perbandingan antara nilai hasil prediksi dengan nilai aktual dari yang dilakukan menggunakan model ARIMA(0,1,1) terhadap indeks pasar saham S&P 500 pada penerapan skenario alokasi data 80/20 dan data = 5 tahun. Dapat dilihat bahwa dalam semua kasus, hasil prediksi mendekati nilai aktualnya dengan baik.

Berdasarkan hasil pengujian ini juga, terdapat kasus dimana hasil prediksi memiliki selisih yang tidak terlalu signifikan dengan nilai aktualnya. Baik itu nilainya positif ataupun negatif seperti pada bulan Mei tahun 2006 menunjukkan angka selisih positif hasil prediksi yang lebih tinggi dari angka aktual dengan gap 3% dan pada bulan September 2006 sampai Oktober tahun 2006 menunjukkan selisih angka negatif hasil prediksi yang lebih rendah dari angka aktual dengan gap -3%. Namun jika diamati pada bulan Februari tahun 2006, Juni 2006 dan Juli 2006 yang memiliki selisih yang sangat kecil dengan nilai aktualnya menjangkau 0%. Hal ini menunjukkan kemungkinan adanya peningkatan dalam akurasi prediksi dimasa yang akan datang yang dapat dipertimbangkan.



Gambar 4.23. Visualisasi Hasil Prediksi Harga Ons Emas Dunia Menggunakan LSTM

Gambar 4.23 merupakan visualisasi hasil prediksi harga ons emas dunia pada penerapan skenario alokasi data 80/20, data = 20 tahun dengan error RMSE sebesar 28.841, dapat dilihat bahwa grafik nilai aktual memiliki gap cukup relatif kecil terhadap hasil prediksi di beberapa baris waktu. Namun secara keseluruhan data mencapai hasil prediksi yang baik dengan nilai error MAPE sebesar 3% yang berarti hasil prediksi dengan model LSTM yang dilakukan bernilai sangat baik dan dapat dipertimbangkan untuk digunakan.

Tabel 4.22. Hasil Pengujian Harga Ons Emas Dunia Menggunakan Model LSTM

No	Month	Actual	Predict	Gap
1	2018-03-01	1324.66	1363.91	3%
2	2018-04-01	1334.76	1370.72	3%
3	2018-05-01	1303.45	1384.03	6%
4	2018-06-01	1281.57	1348.66	5%
5	2018-07-01	1237.71	1337.28	8%
6	2018-08-01	1201.71	1290.63	7%
7	2018-09-01	1198.39	1260.35	5%
8	2018-10-01	1215.39	1259.13	4%
9	2018-11-01	1220.65	1272.55	4%
10	2018-12-01	1250.4	1271.93	2%

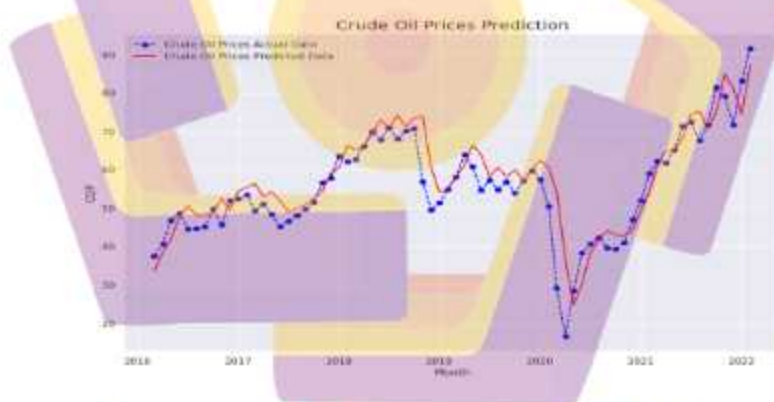
Tabel 4.22. Hasil Pengujian Harga Ons Emas Dunia Menggunakan Model LSTM

11	2019-01-01	1291.75	1305.96	1%
12	2019-02-01	1320.07	1344.67	2%
13	2019-03-01	1300.9	1369.89	5%
14	2019-04-01	1285.91	1347.73	5%
15	2019-05-01	1283.7	1341.72	5%
16	2019-06-01	1359.04	1339.34	-1%
17	2019-07-01	1412.89	1419.31	0%
18	2019-08-01	1500.41	1451.38	-3%
19	2019-09-01	1510.58	1544.41	2%
20	2019-10-01	1494.81	1535.04	3%
21	2019-11-01	1470.79	1535.27	4%
22	2019-12-01	1479.13	1515.93	2%
23	2020-01-01	1560.67	1532.94	-2%
24	2020-02-01	1597.1	1617.57	1%
25	2020-03-01	1591.93	1631.89	3%
26	2020-04-01	1683.17	1632.68	-3%
27	2020-05-01	1715.91	1745.68	2%
28	2020-06-01	1732.22	1749.33	1%
29	2020-07-01	1846.51	1781.80	-4%
30	2020-08-01	1968.63	1908.61	-3%
31	2020-09-01	1921.92	2004.00	4%
32	2020-10-01	1900.27	1931.17	2%
33	2020-11-01	1866.3	1950.04	4%
34	2020-12-01	1858.42	1897.68	2%
35	2021-01-01	1866.98	1898.21	2%
36	2021-02-01	1808.17	1894.95	5%
37	2021-03-01	1718.23	1823.20	6%
38	2021-04-01	1760.04	1746.20	-1%
39	2021-05-01	1850.26	1814.12	-2%
40	2021-06-01	1834.57	1882.04	3%
41	2021-07-01	1807.84	1843.06	2%
42	2021-08-01	1785.28	1839.51	3%
43	2021-09-01	1775.14	1814.67	2%
44	2021-10-01	1776.85	1803.48	1%
45	2021-11-01	1821.76	1795.34	-1%
46	2021-12-01	1790.43	1833.26	2%
47	2022-01-01	1816.02	1773.14	-2%
48	2022-02-01	1856.3	1819.57	-2%

Tabel 4.22 merupakan hasil pengujian model yang menunjukkan perbandingan antara nilai hasil prediksi dengan nilai aktual dari yang dilakukan menggunakan model LSTM terhadap harga ons emas dunia pada penerapan

skenario alokasi data 80/20 dan data = 20 tahun. Dapat dilihat bahwa dalam semua kasus, hasil prediksi mendekati nilai aktualnya dengan baik.

Berdasarkan hasil pengujian ini juga, terdapat kasus dimana hasil prediksi memiliki selisih yang tidak terlalu signifikan dengan nilai aktualnya. Baik itu nilainya positif ataupun negatif seperti pada bulan juli tahun 2018 menunjukkan angka selisih positif hasil prediksi yang lebih tinggi dari angka aktual dengan gap 8% dan pada bulan juli 2020 menunjukkan selisih angka negative hasil prediksi yang lebih rendah dari angka aktual dengan gap -4%. Namun jika diamati pada bulan juli tahun 2019 yang memiliki selisih yang sangat kecil dengan nilai aktualnya menjangkau 0%. Hal ini menunjukkan kemungkinan adanya peningkatan dalam akurasi prediksi dimasa yang akan datang yang dapat dipertimbangkan.



Gambar 4.24. Visualisasi Hasil Prediksi Harga Minyak Mentah Menggunakan LSTM

Gambar 4.24 merupakan visualisasi hasil prediksi harga minyak mentah pada penerapan skenario alokasi data 70/30, data = 20 tahun dengan error RMSE sebesar 2.211, dapat dilihat bahwa grafik nilai aktual memiliki gap cukup relatif

kecil terhadap hasil prediksi di beberapa baris waktu. Namun secara keseluruhan data mencapai hasil prediksi yang baik dengan nilai error MAPE sebesar 9.6% yang berarti hasil prediksi dengan model LSTM yang dilakukan bernilai sangat baik dan dapat dipertimbangkan untuk digunakan.

Tabel 4.23. Hasil Pengujian Harga Minyak Mentah Menggunakan Model LSTM

No	Month	Actual	Predict	Gap
1	2016-03-01	37.55	33.58	-11%
2	2016-04-01	40.76	38.51	-6%
3	2016-05-01	46.71	41.98	-10%
4	2016-06-01	48.76	47.68	-2%
5	2016-07-01	44.65	50.65	13%
6	2016-08-01	44.72	48.19	8%
7	2016-09-01	45.18	48.25	7%
8	2016-10-01	49.78	48.65	-2%
9	2016-11-01	45.66	52.52	15%
10	2016-12-01	51.97	49.48	-5%
11	2017-01-01	52.5	54.55	4%
12	2017-02-01	53.47	55.37	4%
13	2017-03-01	49.33	56.44	14%
14	2017-04-01	51.06	53.01	4%
15	2017-05-01	48.48	54.25	12%
16	2017-06-01	45.18	52.02	15%
17	2017-07-01	46.63	49.04	5%
18	2017-08-01	48.04	49.83	4%
19	2017-09-01	49.82	50.96	2%
20	2017-10-01	51.58	52.58	2%
21	2017-11-01	56.64	54.30	-4%
22	2017-12-01	57.88	59.03	2%
23	2018-01-01	63.7	60.58	-5%
24	2018-02-01	62.23	66.33	7%
25	2018-03-01	62.72	65.21	4%
26	2018-04-01	66.25	65.98	0%
27	2018-05-01	69.98	69.41	-1%
28	2018-06-01	67.87	73.05	8%
29	2018-07-01	70.98	70.94	0%
30	2018-08-01	68.06	74.28	9%
31	2018-09-01	70.23	71.15	1%
32	2018-10-01	70.75	73.58	4%
33	2018-11-01	56.96	73.91	30%
34	2018-12-01	49.52	60.64	22%
35	2019-01-01	51.38	54.01	5%
36	2019-02-01	54.95	55.25	1%
37	2019-03-01	58.15	58.28	0%

Tabel 4.23. Hasil Pengujian Harga Minyak Mentah Menggunakan Model LSTM

38	2019-04-01	63.86	61.16	-4%
39	2019-05-01	60.83	66.58	9%
40	2019-06-01	54.66	63.81	17%
41	2019-07-01	57.36	58.37	2%
42	2019-08-01	54.81	60.64	11%
43	2019-09-01	56.95	58.19	2%
44	2019-10-01	53.96	60.05	11%
45	2019-11-01	57.05	57.29	0%
46	2019-12-01	59.82	60.00	0%
47	2020-01-01	57.52	62.54	9%
48	2020-02-01	50.54	60.56	20%
49	2020-03-01	29.21	54.40	86%
50	2020-04-01	16.55	36.73	122%
51	2020-05-01	28.56	24.74	-13%
52	2020-06-01	38.31	30.17	-21%
53	2020-07-01	40.71	38.40	-6%
54	2020-08-01	42.34	41.84	-1%
55	2020-09-01	39.63	44.21	12%
56	2020-10-01	39.4	42.96	9%
57	2020-11-01	40.94	42.92	5%
58	2020-12-01	47.03	44.24	-6%
59	2021-01-01	52.01	49.41	-5%
60	2021-02-01	59.05	54.34	-8%
61	2021-03-01	62.33	61.23	-2%
62	2021-04-01	61.72	64.92	5%
63	2021-05-01	65.17	64.86	0%
64	2021-06-01	71.38	68.32	-4%
65	2021-07-01	72.49	74.39	3%
66	2021-08-01	67.73	75.37	11%
67	2021-09-01	71.65	70.80	-1%
68	2021-10-01	81.48	75.02	-8%
69	2021-11-01	79.15	84.96	7%
70	2021-12-01	71.71	81.47	14%
71	2022-01-01	83.22	74.35	-11%
72	2022-02-01	91.64	87.34	-5%

Tabel 4.23 merupakan hasil pengujian model yang menunjukkan perbandingan antara nilai hasil prediksi dengan nilai aktual dari yang dilakukan menggunakan model LSTM terhadap harga minyak mentah pada penerapan skenario alokasi data 70/30 dan data = 20 tahun. Dapat dilihat bahwa dalam semua kasus, hasil prediksi mendekati nilai aktualnya dengan baik.

Berdasarkan hasil pengujian ini juga, terdapat kasus dimana hasil prediksi memiliki selisih yang tidak terlalu signifikan dengan nilai aktualnya. Baik itu nilainya positif ataupun negatif seperti pada bulan november tahun 2018 menunjukkan angka selisih positif hasil prediksi yang lebih tinggi dari angka aktual dengan gap 30% dan pada bulan juni 2020 menunjukkan selisih angka negative hasil prediksi yang lebih rendah dari angka aktual dengan gap -21% tetapi ada juga beberapa sampel baris dimana hasil prediksi memiliki selisih yang sangat signifikan dengan nilai aktualnya seperti bulan maret 2020 dengan gap 86% dan bulan April 2020 dengan gap 122%. Namun jika diamati terdapat 6 sampel baris yang memiliki selisih yang sangat kecil dengan nilai aktualnya menjangkau 0%. Hal ini menunjukkan kemungkinan adanya peningkatan dalam akurasi prediksi dimasa yang akan datang yang dapat dipertimbangkan



Gambar 4.25. Visualisasi Hasil Prediksi Indeks Harga Konsumen Menggunakan LSTM

Gambar 4.25 merupakan visualisasi hasil prediksi indeks harga konsumen pada penerapan skenario alokasi data 70/30, data = 15 tahun dengan error RMSE

sebesar 0.058, Seperti yang diketahui semakin kecil RMSE maka semakin baik performa modelnya, untuk mendekati 0 sendiri bukan berarti harus mendekati 0 tetapi juga diukur dengan ketepatan antara nilai *real,valid* dan prediksi pada hasil model tersebut, setelahnya baru dapat digunakan untuk menampilkan hasil akhir dimana dapat dilihat bahwa grafik nilai aktual memiliki gap yang sangat besar terhadap hasil prediksi di hampir semua sampel baris waktu hanya ada beberapa sampel baris yang memiliki gap yang relatif kecil antara hasil prediksi dengan nilai aktualnya. Secara keseluruhan data mencapai hasil prediksi yang buruk dengan nilai error MAPE sebesar 1,652 atau 165% yang berarti hasil prediksi dengan model LSTM menghasilkan nilai yang buruk maka perlu dipertimbangkan untuk menggunakan model *time series* lain sehingga menghasilkan nilai error MAPE yang lebih baik.

Tabel 4.24. Hasil Pengujian Indeks Harga Konsumen Menggunakan Model LSTM

No	Month	Actual	Predict	Gap
1	2012-07-01	-0.162979	-0.115518	-29.12%
2	2012-08-01	-0.556516	-0.167420	-130.08%
3	2012-09-01	0.446221	0.254049	-43.07%
4	2012-10-01	-0.038893	0.405893	-1143.63%
5	2012-11-01	-0.473809	0.224193	-147.32%
6	2012-12-01	-0.269306	-0.126288	-53.11%
7	2013-01-01	0.295730	-0.136917	-146.30%
8	2013-02-01	0.819003	0.301865	-63.14%
9	2013-03-01	-0.261451	0.645698	146.97%
10	2013-04-01	-0.103964	0.477685	-559.47%
11	2013-05-01	0.178041	0.189602	6.49%
12	2013-06-01	0.239971	0.131771	-45.09%
13	2013-07-01	0.039400	0.161988	311.14%
14	2013-08-01	0.120293	0.105286	-12.48%
15	2013-09-01	0.116300	0.120939	3.99%
16	2013-10-01	-0.257528	0.152320	-159.15%
17	2013-11-01	-0.204242	-0.019054	-90.67%
18	2013-12-01	-0.008581	-0.026175	205.03%
19	2014-01-01	0.372025	0.163805	-55.97%

Tabel 4.24. Hasil Pengujian Indeks Harga Konsumen Menggunakan Model LSTM

20	2014-02-01	0.369791	0.447521	21.02%
21	2014-03-01	0.644004	0.474065	-26.39%
22	2014-04-01	0.329675	0.482383	46.32%
23	2014-05-01	0.349261	0.334874	-4.12%
24	2014-06-01	0.186213	0.223799	20.18%
25	2014-07-01	-0.039019	0.118697	-404.20%
26	2014-08-01	-0.167051	-0.021379	-87.20%
27	2014-09-01	0.075257	-0.159926	-312.51%
28	2014-10-01	-0.251228	-0.023580	-90.61%
29	2014-11-01	-0.539942	-0.087664	-83.76%
30	2014-12-01	-0.567010	-0.200129	-64.70%
31	2015-01-01	-0.470589	-0.091596	-80.54%
32	2015-02-01	0.434304	0.096485	-77.78%
33	2015-03-01	0.595172	0.558088	-6.23%
34	2015-04-01	0.203287	0.534794	163.07%
35	2015-05-01	0.509723	0.341794	-32.95%
36	2015-06-01	0.350287	0.249102	-28.89%
37	2015-07-01	0.006705	0.161831	2313.69%
38	2015-08-01	-0.141628	0.041131	-129.04%
39	2015-09-01	-0.155676	-0.071898	-53.82%
40	2015-10-01	-0.044968	-0.123941	175.62%
41	2015-11-01	-0.211068	-0.056077	-73.43%
42	2015-12-01	-0.341710	-0.060281	-82.36%
43	2016-01-01	0.165310	-0.082513	-149.91%
44	2016-02-01	0.082308	0.309054	275.49%
45	2016-03-01	0.430600	0.380564	-11.62%
46	2016-04-01	0.474107	0.493590	4.11%
47	2016-05-01	0.404579	0.459408	13.55%
48	2016-06-01	0.328437	0.350889	6.84%
49	2016-07-01	-0.161814	0.238469	-247.37%
50	2016-08-01	0.091843	0.012858	-86.00%
51	2016-09-01	0.240400	-0.019341	-108.05%
52	2016-10-01	0.124675	0.095154	-23.68%
53	2016-11-01	-0.155546	0.132796	-185.37%
54	2016-12-01	0.032732	0.007109	-78.28%

Tabel 4.24 merupakan hasil pengujian model yang menunjukkan perbandingan antara nilai hasil prediksi dengan nilai aktual dari yang dilakukan menggunakan model LSTM terhadap indeks harga konsumen pada penerapan skenario alokasi data 70/30 dan data = 15 tahun. Dapat dilihat bahwa hanya ada beberapa kasus, hasil prediksi mendekati nilai aktualnya dengan baik.

Berdasarkan hasil pengujian ini juga, terdapat kasus dimana hasil prediksi secara keseluruhan memiliki selisih yang sangat signifikan dengan nilai aktualnya. Baik itu nilainya positif ataupun negatif seperti pada bulan juli tahun 2015 menunjukkan angka selisih positif hasil prediksi yang sangat tinggi dari angka aktual dengan gap 2313.69% dan pada bulan oktober 2012 menunjukkan selisih angka negative hasil prediksi yang sangat rendah dari angka aktual dengan gap -1143.63%. Namun jika diamati terdapat 6 baris sampel yang memiliki selisih yang kecil dengan nilai aktualnya menjangkau persentasi dibawah 10% baik itu nilainya positif ataupun negatif. Hal ini menunjukkan bahwa perlu dipertimbangkan kemungkinan adanya model *time series* lain yang digunakan untuk peningkatan dalam akurasi prediksi dimasa yang akan datang sehingga memperoleh hasil prediksi yang lebih baik.



Gambar 4.26. Visualisasi Hasil Prediksi Nilai Tukar Efektif Menggunakan LSTM

Gambar 4.26 merupakan visualisasi hasil prediksi nilai tukar efektif pada penerapan skenario alokasi data 80/20, data = 20 tahun dengan error RMSE sebesar

0.666, dapat dilihat bahwa grafik nilai aktual memiliki gap cukup relatif kecil terhadap hasil prediksi di beberapa baris waktu. Namun secara keseluruhan data mencapai hasil prediksi yang baik dengan nilai error MAPE sebesar 0.9% yang berarti hasil prediksi dengan model LSTM yang dilakukan bernilai sangat baik dan dapat dipertimbangkan untuk digunakan.

Tabel 4.25. Hasil Pengujian Nilai Tukar Efektif Menggunakan Model LSTM

No	Month	Actual	Predict	Gap
1	2018-03-01	109.44	109.40	0%
2	2018-04-01	109.73	110.44	1%
3	2018-05-01	113.11	110.27	-3%
4	2018-06-01	115.02	114.87	0%
5	2018-07-01	115.36	115.94	1%
6	2018-08-01	115.91	115.87	0%
7	2018-09-01	115.91	116.99	1%
8	2018-10-01	116.54	116.79	0%
9	2018-11-01	117.58	117.67	0%
10	2018-12-01	117.03	118.77	1%
11	2019-01-01	115.64	117.49	2%
12	2019-02-01	115.28	115.97	1%
13	2019-03-01	115.98	116.12	0%
14	2019-04-01	116.38	117.06	1%
15	2019-05-01	117.7	117.21	0%
16	2019-06-01	117.27	118.94	1%
17	2019-07-01	116.81	117.91	1%
18	2019-08-01	118.72	117.64	-1%
19	2019-09-01	118.86	120.57	1%
20	2019-10-01	118.05	119.75	1%
21	2019-11-01	117.41	118.65	1%
22	2019-12-01	116.51	118.33	2%
23	2020-01-01	115.95	117.22	1%
24	2020-02-01	117.26	116.67	-1%
25	2020-03-01	121.6	118.57	-2%
26	2020-04-01	123.92	123.83	0%
27	2020-05-01	123.34	125.05	1%
28	2020-06-01	120.83	123.59	2%
29	2020-07-01	120.21	121.21	1%
30	2020-08-01	118.67	121.57	2%
31	2020-09-01	117.86	119.41	1%
32	2020-10-01	117.05	118.61	1%
33	2020-11-01	115.22	117.73	2%
34	2020-12-01	112.9	115.39	2%

Tabel 4.25. Hasil Pengujian Nilai Tukar Efektif Menggunakan Model LSTM

35	2021-01-01	112.37	112.93	0%
36	2021-02-01	112.79	113.01	0%
37	2021-03-01	114.88	113.61	-1%
38	2021-04-01	114.95	116.22	1%
39	2021-05-01	114.24	115.49	1%
40	2021-06-01	115.38	114.78	-1%
41	2021-07-01	117.01	116.90	0%
42	2021-08-01	117.28	118.47	1%
43	2021-09-01	117.16	118.00	1%
44	2021-10-01	118.1	117.93	0%
45	2021-11-01	119.05	119.35	0%
46	2021-12-01	119.89	120.11	0%
47	2022-01-01	119.76	120.83	1%
48	2022-02-01	119.67	120.43	1%

Tabel 4.25 merupakan hasil pengujian model yang menunjukkan perbandingan antara nilai hasil prediksi dengan nilai aktual dari yang dilakukan menggunakan model LSTM terhadap nilai tukar efektif pada penerapan skenario alokasi data 80/20 dan data = 20 tahun. Dapat dilihat bahwa dalam semua kasus, hasil prediksi mendekati nilai aktualnya dengan baik.

Berdasarkan hasil pengujian ini juga, terdapat kasus dimana hasil prediksi memiliki selisih yang tidak terlalu signifikan dengan nilai aktualnya. Baik itu nilainya positif ataupun negatif seperti pada bulan januari tahun 2019, desember 2019, juni tahun 2020, agustus 2020, November tahun 2020 dan desember tahun 2020 menunjukkan angka selisih positif hasil prediksi yang lebih tinggi dari angka aktual dengan gap 2% dan pada bulan mei tahun 2018 menunjukkan selisih angka negative hasil prediksi yang lebih rendah dari angka aktual dengan gap -3%. Namun jika diamati terdapat 14 baris sampel yang memiliki selisih yang sangat kecil dengan nilai aktualnya menjangkau 0%. Hal ini menunjukkan kemungkinan adanya

peningkatan dalam akurasi prediksi dimasa yang akan datang yang dapat dipertimbangkan.



Gambar 4.27. Visualisasi Hasil Prediksi Indeks Pasar Saham S&P 500 Menggunakan LSTM

Gambar 4.27 merupakan visualisasi hasil prediksi indeks pasar saham S&P 500 pada penerapan skenario alokasi data 80/20, data = 20 tahun dengan error RMSE sebesar 30.952, dapat dilihat bahwa grafik nilai aktual memiliki gap cukup relatif kecil terhadap hasil prediksi di beberapa baris waktu. Namun secara keseluruhan data mencapai hasil prediksi yang baik dengan nilai error MAPE sebesar 4.1% yang berarti hasil prediksi dengan model LSTM yang dilakukan bernilai sangat baik dan dapat dipertimbangkan untuk digunakan.

Tabel 4.26. Hasil Pengujian Indeks Pasar Saham S&P 500 Menggunakan Model LSTM

No	Month	Actual	Predict	Gap
1	2018-03-01	2643	2851.33	8%
2	2018-04-01	2647	2824.83	7%
3	2018-05-01	2705.5	2810.95	4%
4	2018-06-01	2721.5	2828.04	4%
5	2018-07-01	2817	2836.11	1%

Tabel 4.26. Hasil Pengujian Indeks Pasar Saham S&P 500 Menggunakan Model LSTM

6	2018-08-01	2902	2889.58	0%
7	2018-09-01	2919	2952.48	1%
8	2018-10-01	2711	2995.35	10%
9	2018-11-01	2758.25	2922.45	6%
10	2018-12-01	2505.5	2918.53	16%
11	2019-01-01	2704.5	2764.50	2%
12	2019-02-01	2784.75	2812.40	1%
13	2019-03-01	2837.75	2839.16	0%
14	2019-04-01	2948.5	2885.10	-2%
15	2019-05-01	2752.5	2964.41	8%
16	2019-06-01	2944.25	2911.27	-1%
17	2019-07-01	2982.25	2997.54	1%
18	2019-08-01	2924.75	3042.93	4%
19	2019-09-01	2978.5	3051.33	2%
20	2019-10-01	3035.75	3085.03	2%
21	2019-11-01	3143.75	3126.99	-1%
22	2019-12-01	3231	3196.55	-1%
23	2020-01-01	3224	3271.58	1%
24	2020-02-01	2951	3317.80	12%
25	2020-03-01	2569.75	3242.88	26%
26	2020-04-01	2902.5	3015.35	4%
27	2020-05-01	3042	3047.78	0%
28	2020-06-01	3090.25	3088.20	0%
29	2020-07-01	3263.5	3132.20	-4%
30	2020-08-01	3499	3231.85	-8%
31	2020-09-01	3352	3377.52	1%
32	2020-10-01	3264.75	3428.15	5%
33	2020-11-01	3623.25	3435.34	-5%
34	2020-12-01	3748.75	3554.85	-5%
35	2021-01-01	3705.25	3676.37	-1%
36	2021-02-01	3809.25	3753.92	-1%
37	2021-03-01	3967.5	3829.93	-3%
38	2021-04-01	4174.5	3925.33	-6%
39	2021-05-01	4202.5	4040.52	-4%
40	2021-06-01	4288.5	4145.51	-3%
41	2021-07-01	4389.5	4232.17	-4%
42	2021-08-01	4520.5	4318.43	-4%
43	2021-09-01	4297.75	4404.61	2%
44	2021-10-01	4597	4461.07	-3%
45	2021-11-01	4566.25	4493.39	-2%
46	2021-12-01	4758.5	4563.07	-4%
47	2022-01-01	4504.25	4609.73	2%
48	2022-02-01	4368	4659.31	7%

Tabel 4.26 merupakan hasil pengujian model yang menunjukkan perbandingan antara nilai hasil prediksi dengan nilai aktual dari yang dilakukan menggunakan model LSTM terhadap indeks pasar saham S&P 500 pada penerapan skenario alokasi data 80/20 dan data = 20 tahun. Dapat dilihat bahwa dalam semua kasus, hasil prediksi mendekati nilai aktualnya dengan baik.

Berdasarkan hasil pengujian ini juga, terdapat kasus dimana hasil prediksi memiliki selisih yang tidak terlalu signifikan dengan nilai aktualnya. Baik itu nilainya positif ataupun negatif seperti pada bulan maret tahun 2020 menunjukkan angka selisih positif hasil prediksi yang lebih tinggi dari angka aktual dengan gap 26% dan pada bulan agustus tahun 2020 menunjukkan selisih angka negative hasil prediksi yang lebih rendah dari angka aktual dengan gap -8%. Namun jika diamati terdapat 4 baris sampel yakni bulan agustus tahun 2018, maret tahun 2019, mei tahun 2020 dan juni tahun 2020 yang memiliki selisih yang sangat kecil dengan nilai aktualnya menjangkau 0%. Hal ini menunjukkan kemungkinan adanya peningkatan dalam akurasi prediksi dimasa yang akan datang yang dapat dipertimbangkan.

4.3.2 Analisis Faktor Yang Mempengaruhi Performa Terbaik Model

Berdasarkan perbandingan hasil prediksi harga ons emas dunia dengan mempertimbangkan variabel pendukung berupa indikator ekonomi yakni harga minyak mentah, indeks harga konsumen, nilai tukar efektif dan indeks pasar saham S&P 500 dari setiap skenario pengujian dengan menggunakan Model

ARIMA(0,1,1) dan Model LSTM serta visualisasi hasil prediksi dari kedua model dilakukan untuk melihat kinerja dari masing-masing model algoritma.

Untuk menganalisis hasil prediksi dari kedua model, dikumpulkan beberapa faktor yang mempengaruhi performa terbaik dari kedua model dalam memprediksi harga ons emas dunia dengan mempertimbangkan variabel pendukung berupa indikator ekonomi. Berikut ini adalah rincian faktor-faktor yang mempengaruhi performa terbaik kedua model:

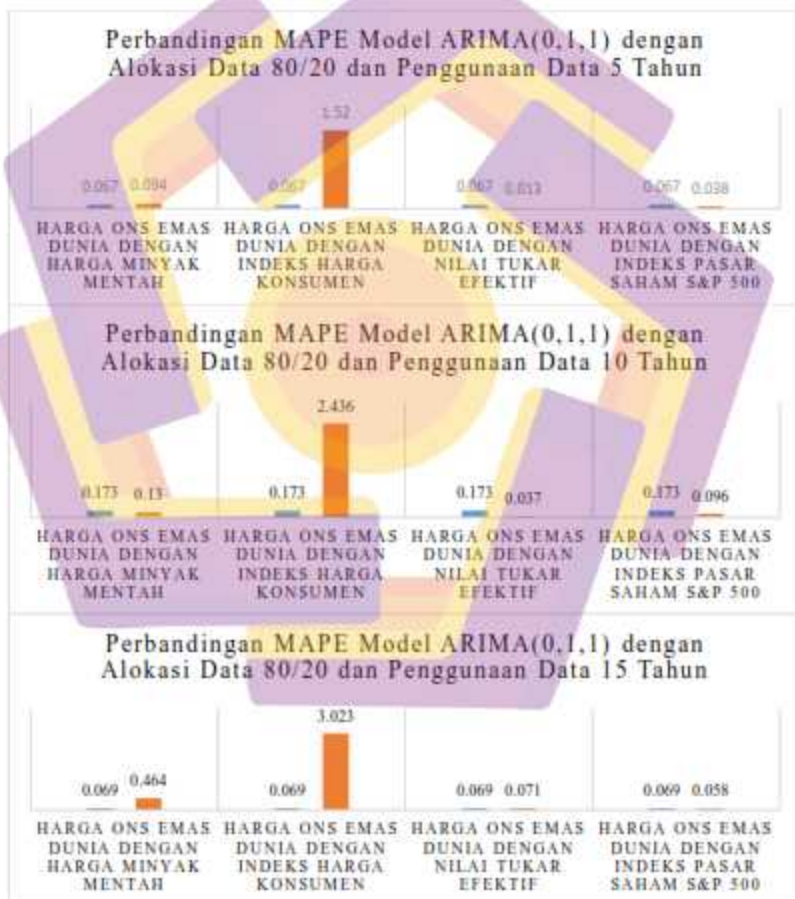
1. Performa terbaik model ARIMA(0,1,1)

a. Setelah menemukan parameter yang optimal pada model ARIMA yaitu model *autoregressive* (AR) orde $p=0$, *differencing* (I) orde $d=1$ dan moving average (MA) orde $q=1$ atau ARIMA(p,d,q) yakni ARIMA(0,1,1) untuk memprediksikan harga ons emas dunia dengan mempertimbangkan variabel pendukung berupa indikator ekonomi yakni harga minyak mentah, indeks harga konsumen, nilai tukar efektif dan indeks pasar saham S&P 500 dapat ditarik kesimpulan bahwa pada Tabel 4.27, penerapan skenario pengujian pada penggunaan data 5 tahun dengan alokasi data 80/20 dan 70/30 menghasilkan nilai error MAPE yang lebih baik dibandingkan dengan penggunaan data 10 tahun, 15 tahun dan 20 tahun. Hal ini dapat digunakan pada penelitian selanjutnya apabila ingin melakukan prediksi baik itu harga emas ons dunia dengan variabel pendukung berupa indikator ekonomi ataupun variabel pendukung lainnya yang mempengaruhi perubahan harga emas ons dunia dengan menggunakan data 5 tahun dikarenakan model ARIMA dapat diandalkan untuk melakukan prediksi jangka pendek.

Tabel 4.27. Perbandingan Nilai MAPE Terkecil Model ARIMA(0,1,1)

Variabel	Skenario Pengujian		Parameter	RMSE	MAPE
	Data	Alokasi Data			
Harga Ons Emas Dunia	5 Tahun	80/20	AR(p) = 0, I(d) = 1 dan MA(q) = 1	45.612	0.067
	10 Tahun			61.224	0.173
	15 Tahun			38.892	0.069
	20 Tahun			43.599	0.185
	5 Tahun	70/30		39.710	0.163
	10 Tahun			56.128	0.250
15 Tahun	43.375			0.142	
Harga Minyak Mentah	5 Tahun	80/20		4.313	0.094
	10 Tahun			5.990	0.130
	15 Tahun			5.405	0.464
	20 Tahun			5.804	0.331
	5 Tahun	70/30		4.024	0.092
	10 Tahun		6.333	0.265	
15 Tahun	5.200		0.470		
Indeks Harga Konsumen	5 Tahun	80/20	0.524	1.520	
	10 Tahun		0.263	2.436	
	15 Tahun		0.281	3.023	
	20 Tahun		0.283	7.739	
	5 Tahun	70/30	0.616	1.590	
	10 Tahun		0.402	2.477	
15 Tahun	0.309		3.165		
Nilai Tukar Efektif	5 Tahun	80/20	0.285	6.951	
	10 Tahun		1.059	0.013	
	15 Tahun		1.171	0.037	
	20 Tahun		1.253	0.071	
	5 Tahun	70/30	1.150	0.029	
	10 Tahun		1.023	0.015	
15 Tahun	1.242		0.054		
Indeks Pasar Saham S&P 500	5 Tahun	80/20	1.114	0.079	
	10 Tahun		1.199	0.029	
	15 Tahun		27.549	0.038	
	20 Tahun		57.763	0.096	
	5 Tahun	70/30	64.455	0.058	
	10 Tahun		166.149	0.212	
15 Tahun	46.480		0.057		
20 Tahun	56.494	0.172			
			58.433	0.161	
			139.947	0.270	

- b. Penerapan skenario yang telah dilakukan pada penelitian ini yaitu alokasi data dan penggunaan data dapat mempengaruhi nilai error yang dihasilkan dari nilai MAPE untuk mewakili nilai error dari model ARIMA(0,1,1) yang dapat dilihat pada Gambar 4.28 untuk skenario alokasi data 80/20:



Gambar 4.28. Perbandingan MAPE Model ARIMA(0,1,1) Alokasi Data 80/20



Gambar 4.28. Perbandingan MAPE Model ARIMA(0,1,1) Alokasi Data 80/20

Dapat dilihat pada Gambar 4.28 telah didapatkan hasil nilai error MAPE yang paling optimal untuk masing-masing variabel (harga ons emas dunia, harga minyak mentah, indeks harga konsumen, nilai tukar efektif dan indeks pasar saham S&P 500) yaitu hasil pada skenario penggunaan data 5 tahun memperoleh nilai error MAPE sebesar 6.7% yang paling kecil untuk harga ons emas dunia dengan mempertimbangkan variabel pendukung berupa indikator ekonomi yaitu nilai tukar efektif memberikan pengaruh yang paling signifikan terhadap hasil prediksi harga ons emas dunia yang hanya melibatkan variabel nilai tukar efektif dimana nilai error MAPE yang diperoleh 1.3% yang paling kecil dari semua indikator ekonomi yang digunakan pada penelitian ini. Gambar 4.29 untuk skenario 70/30:



Gambar 4.29. Perbandingan MAPE Model ARIMA(0,1,1) Alokasi Data 70/30



Gambar 4.29. Perbandingan MAPE Model ARIMA(0,1,1) Alokasi Data 70/30

Dapat dilihat pada Gambar 4.29 telah didapatkan hasil nilai error MAPE yang paling optimal untuk masing-masing variabel (harga ons emas dunia, harga minyak mentah, indeks harga konsumen, nilai tukar efektif dan indeks pasar saham S&P 500) yaitu hasil pada skenario penggunaan data 15 tahun, dimana skenario ini memperoleh nilai error MAPE 14.2% yang paling kecil untuk harga ons emas dunia

dan dengan mempertimbangkan variabel pendukung berupa indikator ekonomi, nilai tukar efektif memberikan pengaruh yang paling signifikan terhadap hasil prediksi harga ons emas dunia yang hanya melibatkan variabel nilai tukar efektif dimana nilai error MAPE yang diperoleh 7.9% yang paling kecil dari semua indikator ekonomi yang digunakan pada penelitian ini. Namun meskipun penerapan skenario alokasi data 70/30 dan penggunaan data 15 tahun memiliki performa yang paling optimal diantara penerapan skenario lainnya, performa dari penerapan skenario alokasi data 70/30 dan penggunaan data 5 tahun masih dianggap bagus sehingga masih dapat diterapkan sebagai pertimbangan.

Berdasarkan ketentuan pada Gambar 4.28 dan Gambar 4.29 dapat disimpulkan telah didapatkan hasil nilai error MAPE yang paling optimal untuk masing-masing variabel (harga ons emas dunia, harga minyak mentah, indeks harga konsumen, nilai tukar efektif dan indeks pasar saham S&P 500) yaitu penerapan skenario pengujian pada penggunaan data 5 tahun dengan alokasi data 80/20 dan 70/30 menghasilkan nilai error MAPE yang lebih baik dibandingkan dengan penggunaan data 10 tahun, 15 tahun dan 20 tahun dengan parameter model ARIMA yang digunakan yaitu model *autoregressive* (AR) orde $p=0$, *differencing* (I) orde $d=1$ dan moving average (MA) orde $q=1$ atau ARIMA(p,d,q) yakni ARIMA(0,1,1).

2. Performa terbaik model LSTM

- a. Setelah menemukan parameter yang optimal pada model LSTM yaitu menggunakan 3 *layer* dengan rincian pada layer pertama yaitu input *layer*, 5 data independent yakni harga ons emas dunia dan 4 variabel pendukung berupa

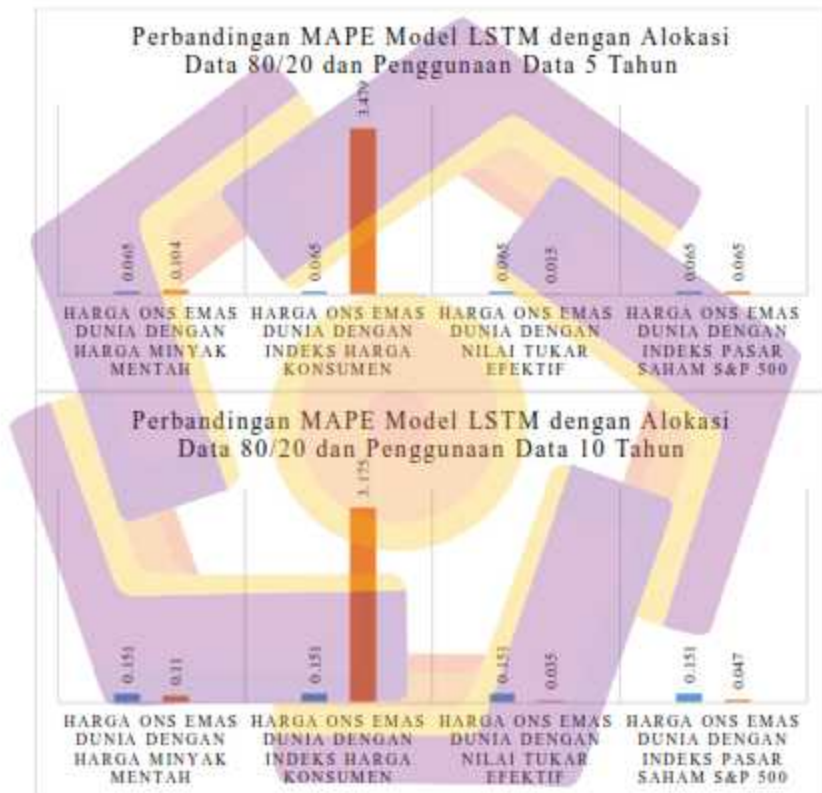
indikator ekonomi digunakan sebagai input layer. *Layer* kedua merupakan *hidden layer* dengan *hidden layer* pertama diisi sebanyak 50 neuron dan *hidden layer* kedua juga diisi sebanyak 50 neuron. Selanjutnya, layer ketiga merupakan *output layer*, yang menghasilkan hasil prediksi berdasarkan inputan menggunakan *dense layer*, satu diisi sebanyak 25 neuron dan layer yang lainnya dengan 1 neuron, nilai epoch yang ditetapkan yaitu = 100 dan nilai batch size yang ditetapkan yaitu 1 untuk memprediksikan harga ons emas dunia dengan mempertimbangkan variabel pendukung berupa indikator ekonomi yakni harga minyak mentah, indeks harga konsumen, nilai tukar efektif dan indeks pasar saham S&P 500, berdasarkan Tabel 4.28 dapat ditarik kesimpulan bahwa penerapan skenario pengujian pada penggunaan data 20 tahun dengan alokasi data 80/20 dan 70/30 menghasilkan nilai error MAPE yang lebih baik dibandingkan dengan penggunaan data 5 tahun, 10 tahun dan 15 tahun. Tetapi untuk indeks harga konsumen penggunaan data 15 tahun menghasilkan nilai error MAPE yang lebih baik dibandingkan dengan penggunaan data 5 tahun, 10 tahun dan 20 tahun.

Hal ini dapat digunakan pada penelitian selanjutnya apabila ingin melakukan prediksi baik itu harga emas ons dunia dengan variabel pendukung berupa indikator ekonomi ataupun variabel pendukung lainnya yang mempengaruhi perubahan harga emas ons dunia dengan menggunakan data 20 tahun dikamakan model LSTM dapat diandalkan untuk melakukan prediksi jangka panjang.

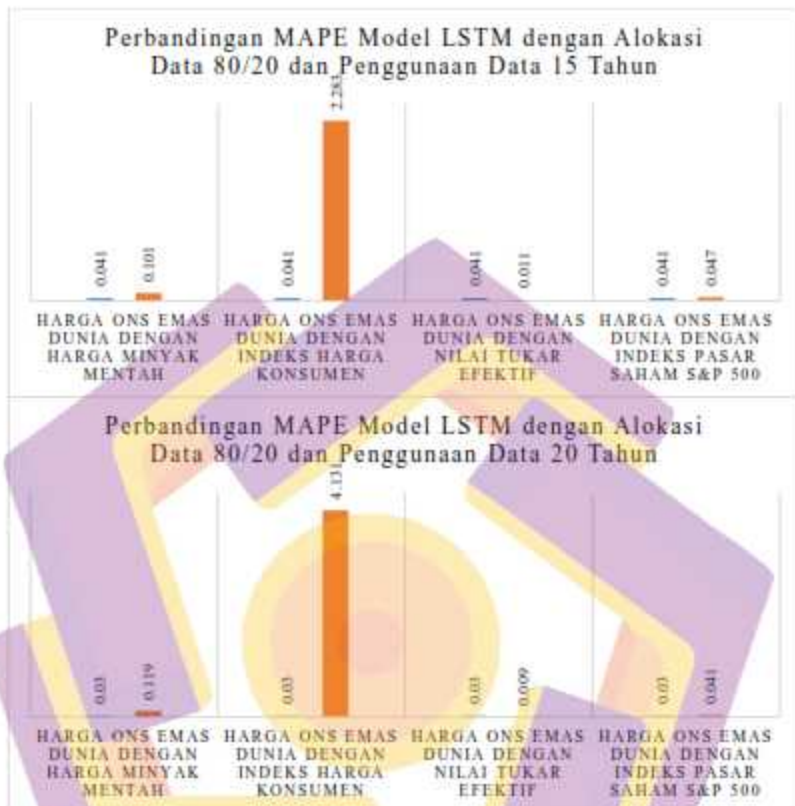
Tabel 4.28. Perbandingan Nilai MAPE Terkecil Model LSTM

Variabel	Skenario Pengujian		Parameter	RMSE	MAPE
	Data	Alokasi Data			
Harga Ons Emas Dunia	5 Tahun	80/20	Layer LSTM = (50,50), Dense Layer = (25,1) Epoch = 100, Batch Size = 1	37.608	0.065
	10 Tahun			208.879	0.151
	15 Tahun			39.349	0.041
	20 Tahun			28.841	0.030
	5 Tahun	70/30		87.344	0.149
	10 Tahun			131.644	0.117
15 Tahun	145.630			0.116	
20 Tahun	62.484	0.042			
Harga Minyak Mentah	5 Tahun	80/20		1.397	0.104
	10 Tahun			4.492	0.110
	15 Tahun			2.324	0.101
	20 Tahun			2.675	0.119
	5 Tahun	70/30	2.569	0.096	
	10 Tahun		5.477	0.225	
15 Tahun	3.071		0.129		
20 Tahun	2.211	0.096			
Indeks Harga Konsumen	5 Tahun	80/20	0.834	3.479	
	10 Tahun		0.113	3.175	
	15 Tahun		0.057	2.283	
	20 Tahun		0.026	4.131	
	5 Tahun	70/30	0.187	1.705	
	10 Tahun		0.093	1.894	
15 Tahun	0.058		1.652		
20 Tahun	0.012	4.354			
Nilai Tukar Efektif	5 Tahun	80/20	1.730	0.015	
	10 Tahun		2.610	0.035	
	15 Tahun		0.745	0.011	
	20 Tahun		0.666	0.009	
	5 Tahun	70/30	0.832	0.016	
	10 Tahun		1.250	0.029	
15 Tahun	1.887		0.019		
20 Tahun	1.412	0.014			
Indeks Pasar Saham S&P 500	5 Tahun	80/20	87.739	0.065	
	10 Tahun		46.541	0.047	
	15 Tahun		81.523	0.047	
	20 Tahun		30.952	0.041	
	5 Tahun	70/30	88.478	0.073	
	10 Tahun		129.097	0.241	
15 Tahun	116.473		0.285		
20 Tahun	224.0881	0.070			

- b. Penerapan skenario yang telah dilakukan pada penelitian ini yaitu alokasi data dan penggunaan data dapat mempengaruhi nilai error yang dihasilkan dari nilai MAPE untuk mewakili nilai error dari model LSTM yang dapat dilihat pada Gambar 4.30 untuk skenario alokasi data 80/20:



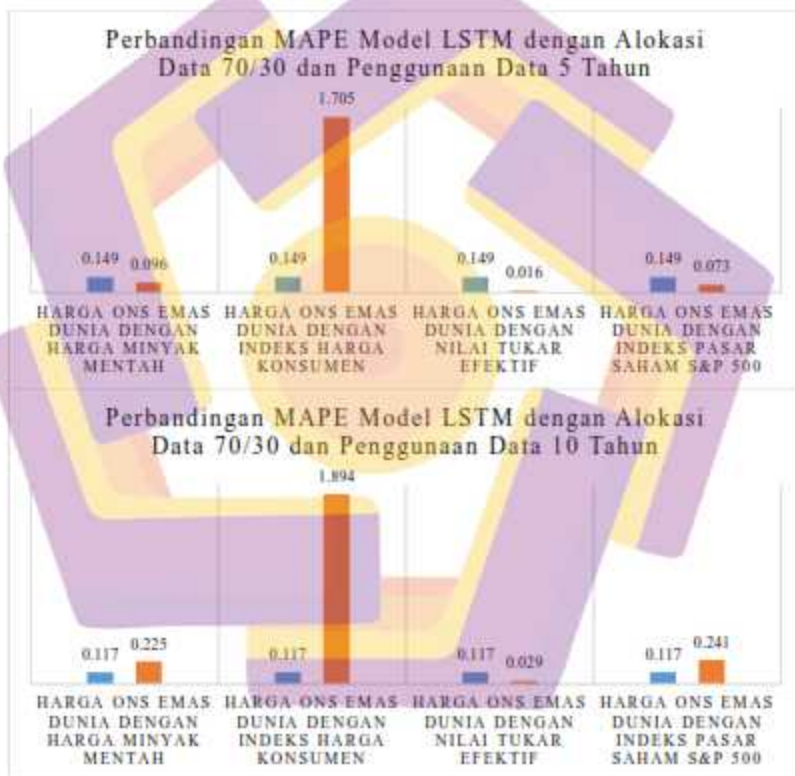
Gambar 4.30. Perbandingan MAPE Model LSTM Alokasi Data 80/20



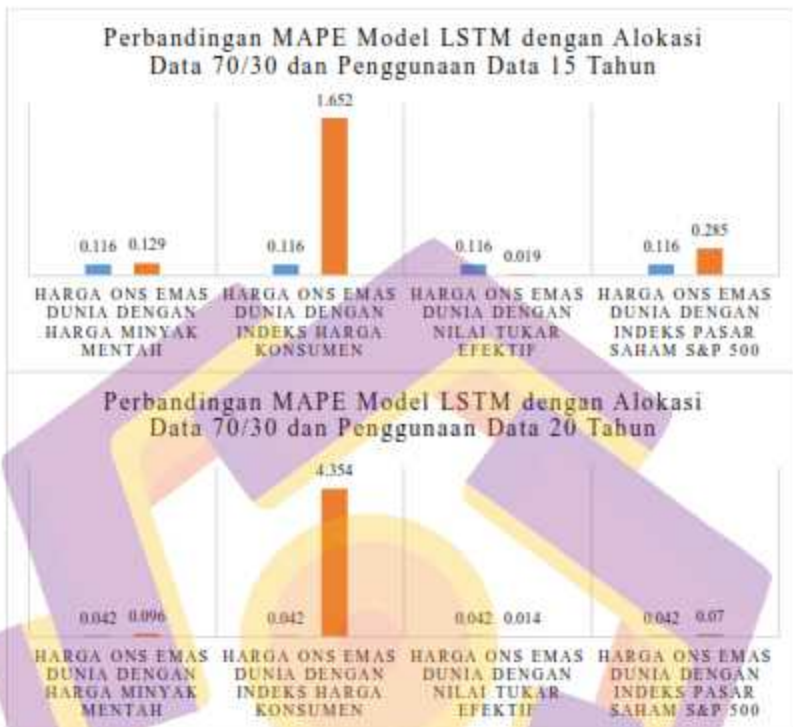
Gambar 4.30. Perbandingan MAPE Model LSTM Alokasi Data 80/20

Dapat dilihat pada Gambar 4.30 telah didapatkan hasil nilai error MAPE yang paling optimal untuk masing-masing variabel (harga ons emas dunia, harga minyak mentah, indeks harga konsumen, nilai tukar efektif dan indeks pasar saham S&P 500) yaitu hasil pada skenario penggunaan data 20 tahun, dimana skenario ini memperoleh nilai error MAPE 3% yang paling kecil untuk harga ons emas dunia dan dengan mempertimbangkan variabel pendukung berupa indikator ekonomi,

nilai tukar efektif memberikan pengaruh yang paling signifikan terhadap hasil prediksi harga ons emas dunia yang hanya melibatkan variabel nilai tukar efektif dimana nilai error MAPE yang diperoleh 0.9% yang paling kecil dari semua indikator ekonomi yang digunakan pada penelitian ini. Gambar 4.31 untuk skenario 70/30:



Gambar 4.31. Perbandingan MAPE Model LSTM Alokasi Data 70/30



Gambar 4.31. Perbandingan MAPE Model LSTM Alokasi Data 70/30

Dapat dilihat pada Gambar 4.31 telah didapatkan hasil nilai error MAPE yang paling optimal untuk masing-masing variabel (harga ons emas dunia, harga minyak mentah, indeks harga konsumen, nilai tukar efektif dan indeks pasar saham S&P 500) yaitu hasil pada skenario penggunaan data 20 tahun, dimana skenario ini memperoleh nilai error MAPE 4.2% yang paling kecil untuk harga ons emas dunia dan dengan mempertimbangkan variabel pendukung berupa indikator ekonomi, nilai tukar efektif memberikan pengaruh yang paling signifikan terhadap hasil

prediksi harga ons emas dunia yang hanya melibatkan variabel nilai tukar efektif dimana nilai error MAPE yang diperoleh 1.4% yang paling kecil dari semua indikator ekonomi yang digunakan pada penelitian ini.

Berdasarkan ketentuan pada Gambar 4.30 dan Gambar 4.31 dapat disimpulkan telah didapatkan hasil nilai error MAPE yang paling optimal untuk masing-masing variabel (harga ons emas dunia, harga minyak mentah, indeks harga konsumen, nilai tukar efektif dan indeks pasar saham S&P 500) yaitu penerapan skenario pengujian pada penggunaan data 20 tahun dengan alokasi data 80/20 dan 70/30 menghasilkan nilai error MAPE yang lebih baik dibandingkan dengan penggunaan data 5 tahun, 10 tahun dan 15 tahun, dengan parameter model LSTM yang digunakan yaitu menggunakan 3 *layer* dengan rincian pada layer pertama yaitu input *layer*, 5 data independent yakni harga ons emas dunia dan 4 variabel pendukung berupa indikator ekonomi digunakan sebagai input layer. *Layer* kedua merupakan *hidden layer* dengan *hidden layer* pertama diisi sebanyak 50 neuron dan *hidden layer* kedua juga diisi sebanyak 50 neuron. Selanjutnya, layer ketiga merupakan *output layer*, yang menghasilkan hasil prediksi berdasarkan inputan menggunakan *dense layer*, satu diisi sebanyak 25 neuron dan layer yang lainnya dengan 1 neuron, nilai epoch yang ditetapkan yaitu = 100 dan nilai batch size yang ditetapkan yaitu 1.

- c. Pemilihan parameter yang dibangun pada penelitian ini menggunakan 3 *layer* dengan rincian pada layer pertama yaitu input *layer*, 5 data independent yakni harga ons emas dunia dan 4 variabel pendukung berupa indikator ekonomi

digunakan sebagai input layer. *Layer* kedua merupakan *hidden layer* dengan *hidden layer* pertama diisi sebanyak 50 neuron dan *hidden layer* kedua juga diisi sebanyak 50 neuron. Selanjutnya, layer ketiga merupakan *output layer*, yang menghasilkan hasil prediksi berdasarkan inputan menggunakan *dense layer*, satu diisi sebanyak 25 neuron dan layer yang lainnya dengan 1 neuron. Hal ini cukup memberikan perubahan pada hasil penelitian ini untuk memprediksi harga ons emas dunia dengan mempertimbangkan variabel pendukung berupa indikator ekonomi yakni; harga minyak mentah, indeks harga konsumen, nilai tukar efektif dan indeks pasar saham S&P 500.

Pada penelitian sebelumnya oleh (Yurtsever, 2021) yang menjadi role model penelitian ini dalam penggunaan parameter memberikan kesimpulan bahwa Pemilihan parameter yang dibangun pada penelitian ini menggunakan 3 *layer* dengan rincian pada layer pertama yaitu input *layer*, 5 data independent yakni harga ons emas dunia dan 4 variabel pendukung berupa indikator ekonomi digunakan sebagai input layer. *Layer* kedua merupakan *hidden layer* dengan *hidden layer* pertama diisi sebanyak 128 neuron, *hidden layer* kedua diisi sebanyak 64 neuron dan *hidden layer* ketiga diisi sebanyak 32 neuron. Selanjutnya, layer ketiga merupakan *output layer*, yang menghasilkan hasil prediksi berdasarkan inputan menggunakan *dense layer* yang diisi sebanyak 1 neuron menghasilkan nilai error MAPE sebesar 3.48%.

Akan tetapi parameter yang dibangun oleh peneliti sebelumnya hanya menerapkan 1 skenario pengujian saja untuk alokasi data dan penggunaan data yaitu dengan alokasi data 70/30 dan penggunaan data 20 tahun. Oleh karena itu

penelitian ini melakukan tahap *tunning* parameter untuk mendapat nilai error MAPE yang lebih kecil dengan menambahkan skenario pengujian alokasi data menjadi 70/30 dan 80/20, untuk penggunaan data menjadi 5 tahun, 10 tahun, 15 tahun dan 20 tahun dengan menggunakan data *training* dan data *testing* yang sama untuk memprediksikan harga ons emas dunia dengan mempertimbangkan variabel pendukung berupa indikator ekonomi yakni harga minyak mentah, indeks harga konsumen, nilai tukar efektif dan indeks pasar saham S&P 500.

Hasil yang diperoleh bahwa pemilihan parameter yang dibangun pada penelitian ini menghasilkan nilai error MAPE yang lebih kecil dari penelitian sebelumnya yaitu sebesar 3% dalam memprediksikan harga ons emas dunia dengan mempertimbangkan variabel pendukung berupa indikator ekonomi

4.3.3 Analisis Pengujian Nilai Prediksi Menggunakan Data Terbaru

Setelah didapatkan hasil prediksi harga ons emas dunia dengan mempertimbangkan variabel pendukung berupa indikator ekonomi yakni harga minyak mentah, indeks harga konsumen, nilai tukar efektif dan indeks pasar saham S&P 500 dari setiap skenario pengujian dengan menggunakan Model ARIMA(0,1,1) dan Model LSTM, maka dilakukan pengujian nilai hasil prediksi menggunakan data terbaru dari kedua model yang digunakan pada penelitian ini.

1. Model ARIMA(0,1,1)

Setelah data aktual dan nilai prediksi telah diketahui, maka langkah berikutnya adalah melakukan prediksi untuk beberapa bulan kedepan untuk mengetahui apakah model prediksi yang digunakan mampu menghasilkan hasil prediksi yang akurat

meskipun menggunakan data yang lebih baru. Gambar 4.32 merupakan *pseudocode* melakukan prediksi untuk 10 bulan berikutnya pada harga ons emas dunia dengan menggunakan model yang sudah ditentukan pada skenario pengujian yang telah dilakukan juga sebelumnya yaitu pada penerapan skenario alokasi data 80/20 dengan penggunaan data = 5 tahun.

```

today = datetime.date.today() - timedelta(days=1)
start_index = '2006-01-01'
end_index = today.strftime("%Y-%m-%d")

model_ARIMA = auto_arima(train_df['Price'], order=(0,1,1))
train_df['forecast'] = model_ARIMA.predict(start=
start_index, end= end_index, dynamic = False,)
train_df[start_index:][['Price', 'forecast']].plot(figsize=(1
2, 8))

future_predict = model_ARIMA.predict(start=
datetime.date.today() + timedelta(days=10), dynamic = True,)
future_predict

```

Gambar 4.32. *pseudocode* melakukan prediksi untuk 10 bulan berikutnya Model ARIMA (0,1,1)

Pada Gambar 4.32 diatas, hasil output yang didapatkan adalah nilai prediksi harga emas ons dunia untuk 10 bulan berikutnya yaitu dimulai dari bulan Januari 2007 sampai Oktober 2007 dimana pada skenario alokasi data 80/20 dan penggunaan data 5 tahun memiliki jumlah sampel baris sebanyak 60 sampel yang dimulai dari bulan Januari 2002 hingga Desember 2006. Gambar 4.33 merupakan grafik data aktual dan prediksi 10 bulan berikutnya yang menunjukkan bahwa harga ons emas dunia menggunakan model ARIMA dengan parameter model *autoregressive* (AR) orde $p=0$, *differencing* (I) orde $d=1$ dan moving average (MA)

orde $q=1$ atau $ARIMA(p,d,q)$ yakni $ARIMA(0,1,1)$ dengan penerapan skenario alokasi data 80/20 dan penggunaan data 5 tahun mengalami kenaikan dikisaran 610 US Dollars per Troy Ounce sampai dengan 696.08 US Dollars per Troy Ounce.



Gambar 4.33. Grafik Data Aktual dan Prediksi 10 Bulan Berikutnya

Selanjutnya untuk mengetahui apakah hasil prediksi untuk beberapa bulan kedepan yang telah diperoleh pada model prediksi yang digunakan yaitu $ARIMA(0,1,1)$ mampu menghasilkan hasil prediksi yang akurat meskipun menggunakan data yang lebih baru, maka dilakukan pengujian antara data aktual harga ons emas dunia dari bulan Januari tahun 2007 hingga Oktober 2007 dengan data prediksi harga ons emas dunia 10 bulan berikutnya yang sama pada grafik sebelumnya dengan menggunakan MAPE untuk mengetahui nilai error dari model $ARIMA(0,1,1)$ yang digunakan pada penelitian ini yang disajikan pada Tabel 4.29 berikut:

Tabel 4.29. Hasil Validasi Data Aktual dan Prediksi 10 Bulan Berikutnya

Month	Aktual	Prediksi	MAPE
2007-01	631.17	610.00	3.35%
2007-02	664.75	630.24	5.19%
2007-03	654.9	655.41	0.08%
2007-04	679.37	639.01	5.94%
2007-05	667.31	635.44	4.78%
2007-06	655.66	667.40	1.79%
2007-07	665.38	671.59	0.93%
2007-08	665.41	652.56	1.93%
2007-09	712.65	670.80	5.87%
2007-10	754.6	696.08	7.76%
Rata-Rata MAPE			3.76%

Berdasarkan hasil validasi data aktual dan prediksi 10 bulan berikutnya pada harga ons emas dunia yang terlihat pada Tabel 4.29 tersebut, dapat disimpulkan bahwa harga ons emas dunia dengan data terbaru menghasilkan nilai error MAPE sebesar 3.76%. Hal ini menunjukkan bahwa model prediksi yang digunakan pada penelitian ini tetap mampu menghasilkan prediksi yang akurat meskipun dengan adanya data yang lebih baru.

2. Model LSTM

Setelah data aktual dan nilai prediksi telah diketahui, maka langkah berikutnya adalah melakukan prediksi untuk beberapa bulan kedepan untuk mengetahui apakah model prediksi yang digunakan mampu menghasilkan hasil prediksi yang akurat meskipun menggunakan data yang lebih baru. Gambar 4.34 merupakan *pseudocode* melakukan prediksi untuk 20 bulan berikutnya pada harga ons emas dunia dengan menggunakan model yang sudah ditentukan pada skenario

pengujian yang telah dilakukan juga sebelumnya yaitu pada penerapan skenario alokasi data 80/20 dengan penggunaan data = 20 tahun.

```

pred_input=test_data[49:].reshape(1,-1)
pred_input.shape

temp_input=list(pred_input)
temp_input=temp_input[0].tolist()
temp_input

lst_output=[]
n_steps=49
i=0
while(i<20):
    if(len(temp_input)>49):
        pred_input=np.array(temp_input[1:])
        print("{} Month input {}".format(i, pred_input))
        pred_input=pred_input.reshape(1,-1)
        pred_input=pred_input.reshape((1, n_steps, 1))
        yhat=model.predict(pred_input, verbose=0)
        print("{} Month input {}".format(i, yhat))
        temp_input.extend(yhat[0].tolist())
        temp_input=temp_input[1:]
        lst_output.extend(yhat.tolist())
        i=i+1
    else:
        pred_input=pred_input.reshape((1, n_steps,1))
        yhat=model.predict(pred_input, verbose=0)
        print(yhat[0])
        temp_input.extend(yhat[0].tolist())
        print(len(temp_input))
        lst_output.extend(yhat.tolist())
        i=i+1

print(lst_output)

day_new = np.arange(1, 50)
day_pred = np.arange(50, 70)

```

Gambar 4.34. *pseudocode* melakukan prediksi untuk 20 bulan berikutnya Model

LSTM

Pada Gambar 4.34 diatas, hasil output yang didapatkan adalah nilai prediksi harga emas ons dunia untuk 20 bulan berikutnya yaitu dimulai dari bulan Maret 2022 sampai Oktober 2023 dimana pada skenario alokasi data 80/20 dan penggunaan data 20 tahun memiliki jumlah sampel baris sebanyak 242 sampel yang dimulai dari bulan Januari 2002 hingga Februari 2022.

Gambar 4.35 merupakan grafik data aktual dan prediksi 20 bulan berikutnya yang menunjukkan bahwa harga ons emas dunia menggunakan model LSTM dengan parameter model menggunakan 3 layer dengan rincian pada layer pertama yaitu input layer, 5 data independent yakni harga ons emas dunia dan 4 variabel pendukung berupa indikator ekonomi digunakan sebagai input layer. Layer kedua merupakan hidden layer dengan hidden layer pertama diisi sebanyak 50 neuron dan hidden layer kedua juga diisi sebanyak 50 neuron. Selanjutnya, layer ketiga merupakan output layer, yang menghasilkan hasil prediksi berdasarkan inputan menggunakan dense layer, satu diisi sebanyak 25 neuron dan layer yang lainnya dengan 1 neuron, nilai epoch yang ditetapkan yaitu = 100 dan nilai batch size yang ditetapkan yaitu 1 dengan penerapan skenario alokasi data 80/20 dan penggunaan data 20 tahun mengalami kenaikan dikisaran 1895.02 US Dollars per Troy Ounce sampai dengan 2228.03 US Dollars per Troy Ounce.



Gambar 4.35. Grafik Data Aktual dan Prediksi 20 Bulan Berikutnya

Selanjutnya untuk mengetahui apakah hasil prediksi untuk beberapa bulan kedepan yang telah diperoleh pada model prediksi yang digunakan yaitu model LSTM mampu menghasilkan hasil prediksi yang akurat meskipun menggunakan data yang lebih baru, maka dilakukan pengujian antara data aktual harga ons emas dunia dari bulan Maret tahun 2022 hingga Oktober 2023 yang diambil melalui *indexmundi.com* dengan data prediksi harga ons emas dunia 20 bulan berikutnya yang sama pada grafik sebelumnya dengan menggunakan MAPE untuk mengetahui nilai error dari model LSTM yang digunakan pada penelitian ini yang disajikan pada Tabel 4.30 berikut:

Tabel 4.30. Hasil Validasi Data Aktual dan Prediksi 20 Bulan Berikutnya

Month	Aktual	Prediksi	MAPE
2022-03	1.947.83	1895.02	2.71%
2022-04	1.936.86	1821.40	5.96%
2022-05	1.848.50	1829.42	1.03%
2022-06	1.836.57	1796.35	2.19%
2022-07	1.732.74	1782.73	2.89%

Tabel 4.30. Hasil Validasi Data Aktual dan Prediksi 20 Bulan Berikutnya

2022-08	1.764.56	1764.57	0%
2022-09	1.680.78	1754.05	4.36%
2022-10	1.664.45	1747.39	4.98%
2022-11	1.725.07	1746.44	1.24%
2022-12	1.797.55	1750.62	2.61%
2023-01	1.897.71	1759.02	7.31%
2023-02	1.854.54	1771.82	4.46%
2023-03	1.912.73	1790.07	6.41%
2023-04	1.999.77	1810.57	9.46%
2023-05	1.992.13	1834.65	7.91%
2023-06	1.942.90	1860.01	4.27%
2023-07	1.951.02	1898.19	2.71%
2023-08	1.918.70	1966.01	2.47%
2023-09	1.915.95	2065.07	7.78%
2023-10	1.994.30	2228.03	11.72%
Rata-Rata MAPE			4.62%

Berdasarkan hasil validasi data aktual dan prediksi 20 bulan berikutnya pada harga ons emas dunia yang terlihat pada Tabel 4.30 tersebut, dapat disimpulkan bahwa harga ons emas dunia dengan data terbaru menghasilkan nilai error MAPE sebesar 4.62%. Hal ini menunjukkan bahwa model prediksi yang digunakan pada penelitian ini tetap mampu menghasilkan prediksi yang akurat meskipun dengan adanya data yang lebih baru.

BAB V

PENUTUP

5.1. Kesimpulan

Berdasarkan analisis penelitian yang telah dilakukan, maka dapat ditarik sebuah kesimpulan sebagai berikut:

1. Perbedaan penerapan skenario pengujian alokasi data dan penggunaan data menghasilkan nilai error yang bervariasi terhadap kedua model yang digunakan. Hasil prediksi harga ons emas dunia menggunakan Model ARIMA(0,1,1) menghasilkan error terkecil dengan nilai RSME sebesar 45.612 dan nilai MAPE sebesar 6.7%. Hasil prediksi nilai tukar efektif memberikan pengaruh yang paling signifikan terhadap hasil prediksi harga ons emas dunia yang hanya melibatkan variabel nilai tukar efektif dengan menghasilkan error terkecil nilai RSME sebesar 1.059 dan nilai MAPE sebesar 1.3%. Hasil prediksi harga ons emas dunia menggunakan Model LSTM menghasilkan error terkecil dengan nilai RSME sebesar 28.841 dan nilai MAPE sebesar 3%. Hasil prediksi nilai tukar efektif memberikan pengaruh yang paling signifikan terhadap hasil prediksi harga ons emas dunia yang hanya melibatkan variabel nilai tukar efektif dengan menghasilkan error terkecil nilai RSME sebesar 0.666 dan nilai MAPE sebesar 0.9%.
2. Pada penelitian ini terdapat beberapa faktor yang mempengaruhi performa terbaik model ARIMA(0,1,1) dan model LSTM untuk memprediksikan harga ons emas dunia dengan mempertimbangkan variabel pendukung berupa

indikator ekonomi yakni harga minyak mentah, indeks harga konsumen, nilai tukar efektif dan indeks pasar saham S&P 500 yang kemudian menjadi inputan penting untuk kedua model diantaranya: Pemilihan alokasi data dan penggunaan data untuk kedua model, penggunaan data masa lalu pada kedua model, pemilihan parameter model *autoregressive* (AR) orde p , *differencing* (I) orde d dan *moving average* (MA) orde q atau ARIMA(p,d,q) pada model ARIMA dan pemilihan nilai parameter konfigurasi layer (*input layer*, *hidden layer*, *output layer*), nilai epoch, nilai batch size untuk model LSTM.

3. Berdasarkan analisis pengujian nilai prediksi terhadap adanya penambahan data baru menunjukkan bahwa model prediksi yang digunakan masih mampu memberikan hasil prediksi yang akurat. Hal ini ditunjukkan dengan error terkecil nilai MAPE yang dihasilkan sebesar 3.76% pada model ARIMA(0,1,1) untuk penambahan data baru selama 10 bulan dan error terkecil nilai MAPE yang dihasilkan sebesar 4.62% pada model LSTM untuk penambahan data baru selama 20 bulan.

5.2. Saran

Berikut adalah beberapa saran yang dapat dijadikan pedoman untuk melakukan pengembangan pada penelitian ini, diantaranya adalah sebagai berikut:

1. Penelitian Selanjutnya diharapkan dapat mempertimbangkan untuk menggunakan variabel independent selain dari indikator ekonomi yang mempengaruhi terjadinya fluktuasi harga ons emas dunia seperti resesi dunia dan kasus pandemi covid 19 atau menambahkan variabel indikator ekonomi lain yang mempengaruhi terjadinya fluktuasi harga ons emas dunia seperti patokan harga minyak mentah Eropa yaitu minyak mentah Brent dan suku bunga obligasi Amerika Serikat.
2. Penelitian ini menggunakan model ARIMA(0,1,1) dan model LSTM untuk membuktikan pengujian hasil prediksi dengan menggunakan data dari bulan Januari 2002 sampai Februari 2022 (20 tahun) dengan penerapan skenario pengujian alokasi data dan penggunaan data yang bervariasi untuk menghasilkan nilai error terkecil model prediksi yang digunakan. Pada penelitian selanjutnya disarankan menggunakan model ARIMA dan LSTM yang telah dilakukan improvisasi dengan penggunaan data yang sama untuk membandingkan hasil yang diperoleh diharapkan jauh lebih baik.
3. Mempertimbangkan penerapan parameter model yang lebih bervariasi dan menambahkan skenario pengujian pada model ARIMA dan LSTM.
4. Pemilihan evaluasi kinerja model dalam memprediksi diharapkan dapat disesuaikan dengan data dan kebutuhan analisis yang digunakan.

DAFTAR PUSTAKA

PUSTAKA BUKU

- Box, G. E. P., Jenkins, G. M., & Reinsel, G. C. (1994). *Time Series Analysis*. Prentice Hall, Englewood Cliffs.
- Brockwell, P. J., & Davis, R. A. (2002). *Introduction to Time Series and Forecasting* (second edition). NY: Springer New York, New York.
<http://www.springer.com/series/417>
- Heizer, J., Render, B., & Munson, C. (2016). *Operations management sustainability and supply chain management* (12th ed.). Pearson, Boston.
- Iriawan, N., & Astuti, S. P. (2006). *Mengolah data statistik dengan mudah menggunakan minitab 14*. Andi, Yogyakarta.
- Levin, E. J., & Wright, R. E. (2006). *SHORT-RUN AND LONG-RUN DETERMINANTS OF THE PRICE OF GOLD*. World Gold Council, London.
www.gold.org
- Suharto, F. T. (2013). *Harga Emas Naik atau Turun Kita Tetap Untung* (1st ed.). Elex Media Komputindo, Indonesia.
- Wei, W. W. S. (1989). *Time Series Analysis*. Department of Statistics Temple University, Canada.

PUSTAKA MAJALAH, JURNAL ILMIAH ATAU PROSIDING

- Abdurrahman. (2013). Pengaruh Indeks Global, Indeks Regional, dan Harga Minyak Dunia Terhadap Produk Indeks Hangseng pada. In *Bursa Berjangka Jakarta Jurnal Ekonomi* (Vol. 4).

- Adriansyah, H. M. (2023). UANG PERSPEKTIF EKONOMI ISLAM. *Journal of Islamic Economics, Management and Business*.
- Afriyanti, S., & Zaini Putri, D. (2021). Analisis Determinan Neraca Perdagangan Di 5 Negara Asean. *Jurnal Ilmiah Ekonomi Dan Pembangunan*, 10(1), 48–57. <http://ejournal.unp.ac.id/index.php/ekosains>
- Alameer, Z., Elaziz, M. A., Ewees, A. A., Ye, H., & Jianhua, Z. (2019). Forecasting gold price fluctuations using improved multilayer perceptron neural network and whale optimization algorithm. *Resources Policy*, 61, 250–260. <https://doi.org/10.1016/j.resourpol.2019.02.014>
- Bank for International Settlements, Real Broad Effective Exchange Rate for United States (RBUSBIS) | FRED | St. Louis Fed.* (n.d.). Retrieved October 18, 2022, from <https://fred.stlouisfed.org/series/RBUSBIS>
- Basit, A. (2020). Pengaruh Harga Emas Dan Minyak Dunia Terhadap Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) Periode 2016-2019. *REVENUE: Jurnal Manajemen Bisnis Islam*, 1(2), 73–82. <https://doi.org/10.24042/revenue.v1i2.6073>
- Chen, R., & Xu, J. (2019). Forecasting volatility and correlation between oil and gold prices using a novel multivariate GAS model. *Energy Economics*, 78, 379–391. <https://doi.org/10.1016/j.eneco.2018.11.011>
- Dickey, D. A., Fuller Reviewed, W. A., & Fuller, W. A. (1981). Likelihood Ratio Statistics for Autoregressive Time Series with a Unit LIKELIHOOD RATIO STATISTICS FOR AUTOREGRESSIVE TIME SERIES WITH A UNIT ROOT. In *Econometrica* (Vol. 49, Issue 4).

- Dornbusch, R. (1976). Expectations and Exchange Rate Dynamics. *The Journal of Political Economy*, 84(6), 1161–1176.
- E-Mini S&P 500 Dec 22 (ES=F) Stock Price, News, Quote & History - Yahoo Finance. (n.d.). Retrieved October 18, 2022, from <https://finance.yahoo.com/quote/ES%3DF?p=ES%3DF>
- Fadli, F., Suwilo, S., & Zarlis, M. (2022). Model Prediksi Data Besar Distribusi Produk Farmasi: Analisis Kinerja Model Deep Learning Big Data Prediction Model of Pharmaceutical Product Distribution: Deep Learning Model Performance Analysis. *14(1)*, 68–80. <https://doi.org/10.22303/csrid.14.1.2022.68-80>
- Gao, B., Gouk, H., Yang, Y., & Hospedales, T. (2022). Loss Function Learning for Domain Generalization by Implicit Gradient.
- Giannellis, N., & Koukouritakis, M. (2019). Gold price and exchange rates: A panel smooth transition regression model for the G7 countries. *North American Journal of Economics and Finance*, 49, 27–46. <https://doi.org/10.1016/j.najef.2019.03.018>
- Graves, A., & Schmidhuber, J. (2005). Framewise phoneme classification with bidirectional LSTM and other neural network architectures. *Neural Networks*, 18(5–6), 602–610. <https://doi.org/10.1016/j.neunet.2005.06.042>
- Gupta, N., & Nigam, S. (2020). Crude Oil Price Prediction using Artificial Neural Network. *Procedia Computer Science*, 170, 642–647. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2020.03.136>
- Hochreiter, S., & Unger Schmidhuber, J. (1997). Long Short-Term Memory.

- Iskandar Zulkarnain Maulana Putra, T., Farhan Bukhori, A., Ilmu Pengetahuan Alam, dan, & Gadjah Mada, U. (2022). Model Klasifikasi Berbasis Multiclass Classification dengan Kombinasi Indobert Embedding dan Long Short-Term Memory untuk Tweet Berbahasa Indonesia (Classification Model Based on Multiclass Classification with a Combination of Indobert Embedding and Long Short-Term Memory for Indonesian-language Tweets). *Jurnal Ilmu Siber Dan Teknologi Digital (JISTED)*, 1(1), 1–28. <https://doi.org/10.35912/jisted.v1i1.1509>
- John, D. R., & Latupeirissa, S. J. (2021). PERAMALAN HARGA EMAS DI INDONESIA TAHUN 2014-2019 DENGAN METODE ARIMA BOX-JENKINS. *VARIANCE: Journal of Statistics and Its Applications*, 2(2), 53–62. <https://doi.org/10.30598/variancevol2iss2page53-62>
- Kafil, M. (2019). PENERAPAN METODE K-NEAREST NEIGHBORS UNTUK PREDIKSI PENJUALAN BERBASIS WEB PADA BOUTIQ DEALOVE BONDOWOSO. In *Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika* (Vol. 3, Issue 2).
- Kurniawan, I. (2019). ANALISIS KEUNTUNGAN INVESTASI EMAS DENGAN IHSG. *JURNAL MANAJEMEN BISNIS DAN KEWIRAUSAHAAN*, 3(2), 16–23.
- Liu, D., & Li, Z. (2017). Gold price forecasting and related influence factors analysis based on random forest. *Advances in Intelligent Systems and Computing*, 502, 711–723. https://doi.org/10.1007/978-981-10-1837-4_59

- Ma, Q. (2020). Comparison of ARIMA, ANN and LSTM for Stock Price Prediction. *E3S Web of Conferences*, 218. <https://doi.org/10.1051/e3sconf/202021801026>
- Madonna Yuma, F. (2018). SISTEM PERAMALAN HARGA EMAS MENGGUNAKAN METODE SINGLE EXPONENTIAL SMOOTHING. *Seminar Nasional Royal (SENAR) 2018online* Kisaran, Asahan.
- Makala, D., & Li, Z. (2021). Prediction of gold price with ARIMA and SVM. *Journal of Physics: Conference Series*, 1767(1). <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1767/1/012022>
- Maliki, M. A., Cholissodin, I., & Yudistira, N. (2022). *Prediksi Pergerakan Harga Cryptocurrency Bitcoin terhadap Mata Uang Rupiah menggunakan Algoritme LSTM* (Vol. 6, Issue 7). <http://j-ptiik.ub.ac.id>
- Mardianto, I., Gunawan, M. I., Sugiarto, D., & Rochman, A. (2020). Perbandingan Peramalan Harga Beras Menggunakan Metode ARIMA pada Amazon Forecast dan Sagemaker. *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem Dan Teknologi Informasi)*, 4(3), 537–543. <https://doi.org/10.29207/resti.v4i3.1785>
- Mensi, W., Beljid, M., Boubaker, A., & Managi, S. (2013). Munich Personal RePEc Archive Correlations and volatility spillovers across commodity and stock markets: Linking energies, food, and gold. *Economic Modelling*, 32, 15–22.
- Mohtasham Khani, M., Vahidnia, S., & Abbasi, A. (2021). A Deep Learning-Based Method for Forecasting Gold Price with Respect to Pandemics. *SN Computer Science*, 2(4). <https://doi.org/10.1007/s42979-021-00724-3>

- Muhammad Rizky Diplomat Fungsional Ahli Pertama, F., Luar Negeri, K., & Anita Velentina, R. (2021). Article 6 6-25-2021 Part of the Administrative Law Commons, Comparative and Foreign Law Commons, Constitutional Law Commons, Criminal Law Commons, and the Natural Resources Law Commons Recommended Citation Recommended Citation Rizky, Faiz Muhammad and Velentina. *Jurnal Hukum & Pembangunan*, 51(2). <https://doi.org/10.21143/jhp.vol51.no2.3055>
- Narendra, P. S. A., & Ardani, I. G. A. K. S. (2020). STRATEGI PENGEMBANGAN USAHA KERAJINAN PERAK DENGAN METODE ANALISIS SWOT PADA USAHA SSS SILVER. *E-Jurnal Manajemen Universitas Udayana*, 9(10), 3506. <https://doi.org/10.24843/ejmunud.2020.v09.i10.p05>
- Nopriyandi, R., & Haryadi, : (2017). Analisis ekspor kopi Indonesia. In *Jurnal Paradigma Ekonomika* (Vol. 12, Issue 1). www.kemendag.go.id
- Organization for Economic Co-operation and Development, Consumer Price Index: Total All Items for the United States (CPALTT01USM657N) | FRED | St. Louis Fed.* (n.d.). Retrieved October 18, 2022, from <https://fred.stlouisfed.org/series/CPALTT01USM657N>
- Primananda, 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>

- Rady, E. H. A., Fawzy, H., & Fattah, A. M. A. (2021). Time series forecasting using tree based methods. *Journal of Statistics Applications and Probability*, 10(1), 229–244. <https://doi.org/10.18576/JSAP/100121>
- Rofi'i, Y. U. (2023). Pengaruh Indeks Harga Konsumen, Jumlah Uang Beredar, Produk Domestik Bruto, Suku Bunga, dan Neraca Pembayaran Terhadap Nilai Tukar Rupiah. *Jurnal EMT KITA*, 7(4), 1139–1148. <https://doi.org/10.35870/emt.v7i4.1568>
- SETIAWAN, M. A. (2019). ANALISIS PENGARUH DOW JONES ISLAMIC MARKET ASIAPACIFIC EX-JAPAN (DJIP2), DOW JONES ARABIA TITANS 50 (DJARB50), HARGA EMAS DUNIA, DAN NILAI KURS TERHADAP JII TAHUN 2016-2018. *Li Falah : Jurnal Studi Ekonomi Dan Bisnis Islam*, 4(1), 64. <https://doi.org/10.31332/lifalah.v4i1.1343>
- Setyowibowo, S., As'ad, M., Sujito, S., & Farida, E. (2022). Forecasting of Daily Gold Price using ARIMA-GARCH Hybrid Model. *Jurnal Ekonomi Pembangunan*, 19(2), 257–270. <https://doi.org/10.29259/jep.v19i2.13903>
- Soydaner, D. (2020). A Comparison of Optimization Algorithms for Deep Learning. *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 34(13). <https://doi.org/10.1142/S0218001420520138>
- Sunaryo. (2023). Fenomena Keterkaitan Jangka Pendek & Jangka Panjang Permintaan Emas, Kurs, Suku Bunga dan Inflasi dengan Harga Emas Penerapannya dengan Error Correction Model (ECM). *Mediastima*, 29(2), 71–89. <https://doi.org/10.55122/mediastima.v29i2.754>

- Suryadibrata, A., & Hansun, S. (2021). Gold Price Prediction in COVID-19 Era. In *International Journal of Computational Intelligence in Control Copyrights @Muk Publications* (Vol. 13, Issue 2).
- Tian, C., Ma, J., Zhang, C., & Zhan, P. (2018). A deep neural network model for short-term load forecast based on long short-term memory network and convolutional neural network. *Energies*, 11(12). <https://doi.org/10.3390/en11123493>
- U.S. Energy Information Administration, *Crude Oil Prices: West Texas Intermediate (WTI) - Cushing, Oklahoma (DCOILWTICO) | FRED | St. Louis Fed.* (n.d.). Retrieved October 18, 2022, from <https://fred.stlouisfed.org/series/DCOILWTICO#0>
- Waldi, I., & Amar, S. (2020). Pengaruh Inflasi, Tingkat Bunga, Emas Dunia, dan Utang Luar Negeri Terhadap Nilai Tukar Rupiah. *Ecosains: Jurnal Ilmiah Ekonomi Dan Pembangunan*. <http://ejournal.unp.ac.id/index.php/ekosains>
- Wang, X., & Xu, Y. (2019). An improved index for clustering validation based on Silhouette index and Calinski-Harabasz index. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 569(5). <https://doi.org/10.1088/1757-899X/569/5/052024>
- Wei, W. W. S., & Hillmer, S. C. (1991). Time Series Analysis: Univariate and Multivariate Methods. by. In *Journal of the American Statistical Association* (Vol. 86, Issue 413).

- Wicaksono, C. A. (2023). Reaksi Investor Sebelum dan Sesudah Deklarasi Vladimir Putin Tentang Operasi Militer Khusus di Ukraina. *E-Jurnal Akuntansi*, 33(3), 677. <https://doi.org/10.24843/eja.2023.v33.i03.p07>
- Wilson, N. (2021). Aplikasi Peramalan Harga Emas Dengan Model Hibrid Antara Metode Box Jenkins Approach Dan Multiple Linear Regression. In *Jurnal Ilmiah Teknik Informatika* (Vol. 1, Issue 2). <http://ojs.fikom-methodist.net/index.php/>
- World Bank, Gold - Monthly Price - Commodity Prices - Price Charts, Data, and News - IndexMundi.* (n.d.). Retrieved October 18, 2022, from <https://www.indexmundi.com/commodities/?commodity=gold&months=240>
- Yu, Y., Si, X., Hu, C., & Zhang, J. (2019). A review of recurrent neural networks: Lstm cells and network architectures. In *Neural Computation* (Vol. 31, Issue 7, pp. 1235–1270). MIT Press Journals. https://doi.org/10.1162/neco_a_01199
- Yurtsever, M. (2021). Gold Price Forecasting Using LSTM, Bi-LSTM and GRU. *European Journal of Science and Technology*. <https://doi.org/10.31590/ejosat.959405>
- Zhou, Z., Ren, J., He, X., & Liu, S. (2021). A comparative study of extensive machine learning models for predicting long-term monthly rainfall with an ensemble of climatic and meteorological predictors. *Hydrological Processes*, 35(11). <https://doi.org/10.1002/hyp.14424>