

**PEMODELAN HARGA EMAS BULANAN DENGAN METODE *MAXIMAL
OVERLAP DISCRETE WAVELET TRANSFORM – AUTOREGRESSIVE
INTEGRATED MOVING AVERAGE* (MODWT–ARIMA)**

Skripsi

Oleh

**INTAN ARIMBI PUTRI
NPM 2217031029**



**FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS LAMPUNG
BANDAR LAMPUNG
2026**

ABSTRACT

MODELING OF MONTHLY GOLD PRICES USING THE MAXIMAL OVERLAP DISCRETE WAVELET TRANSFORM – AUTOREGRESSIVE INTEGRATED MOVING AVERAGE (MODWT–ARIMA) METHOD

By

Intan Arimbi Putri

MODWT–ARIMA is a time series modeling method that combines the Maximal Overlap Discrete Wavelet Transform (MODWT) and the Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) model. This method enables the separation of long-term trend components and short-term fluctuations based on their frequency scales, allowing ARIMA modeling for each component to be performed more optimally. In this study, the MODWT–ARIMA method is applied to forecast global monthly gold prices for the period from January 2010 to September 2025, obtained from Investing.com. The data are then divided into in-sample and out-of-sample datasets for model development and evaluation purposes. Subsequently, the in-sample data are decomposed into four components, namely D1, D2, D3, and S3. Each component is modeled using the ARIMA method, resulting in the best models ARIMA(1,0,1), ARIMA(9,0,4), ARIMA(7,0,10), and ARIMA(9,1,5). The modeling results are then recombined using the inverse MODWT. The results indicate that the MODWT–ARIMA approach improves the performance of the ARIMA model by reducing the MAPE value from 37.74% to 17.88% and the RMSE value from 1,281.321 to 646.5379, thereby producing more accurate and stable forecasts.

Key words: MODWT–ARIMA, Gold Prices, Time Series, Wavelet, Forecasting.

ABSTRAK

PEMODELAN HARGA EMAS BULANAN DENGAN METODE *MAXIMAL OVERLAP DISCRETE WAVELET TRANSFORM – AUTOREGRESSIVE INTEGRATED MOVING AVERAGE* (MODWT–ARIMA)

Oleh

Intan Arimbi Putri

MODWT–ARIMA merupakan metode pemodelan deret waktu yang mengombinasikan *Maximal Overlap Discrete Wavelet Transform* (MODWT) dan *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA). Metode ini memungkinkan pemisahan komponen tren jangka panjang dan fluktuasi jangka pendek berdasarkan skala frekuensinya, sehingga pemodelan ARIMA pada setiap komponen dapat dilakukan secara lebih optimal. Pada penelitian ini, metode MODWT–ARIMA digunakan untuk meramalkan harga emas bulanan di dunia pada periode Januari 2010 sampai September 2025 yang diperoleh dari situs Investing.com. Data yang digunakan kemudian dibagi menjadi data *in-sample* dan *out-sample* untuk keperluan pembentukan dan evaluasi model. Selanjutnya, data *in-sample* didekomposisi menjadi empat komponen, yakni D1, D2, D3, dan S3. Masing-masing komponen dimodelkan menggunakan metode ARIMA dan diperoleh model terbaik ARIMA(1,0,1), ARIMA(9,0,4), ARIMA(7,0,10), dan ARIMA(9,1,5), yang hasilnya digabungkan kembali menggunakan *Invers* MODWT. Hasil pemodelan menunjukkan bahwa MODWT–ARIMA meningkatkan performa model ARIMA dengan menurunkan nilai MAPE dari 37,74% menjadi 17,88% dan nilai RMSE dari 1.281,321 menjadi 646,5379, sehingga menghasilkan peramalan yang lebih akurat dan stabil.

Kata kunci: MODWT–ARIMA, Harga Emas, Deret Waktu, *Wavelet*, Peramalan.

**PEMODELAN HARGA EMAS BULANAN DENGAN METODE *MAXIMAL
OVERLAP DISCRETE WAVELET TRANSFORM – AUTOREGRESSIVE
INTEGRATED MOVING AVERAGE* (MODWT–ARIMA)**

Oleh

INTAN ARIMBI PUTRI

Skripsi

**Sebagai Salah Satu Syarat Untuk Mencapai Gelar
SARJANA MATEMATIKA**

Pada

**Jurusan Matematika
Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam**

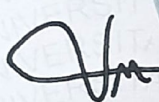


**FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS LAMPUNG
BANDAR LAMPUNG
2026**

Judul Skripsi : **PEMODELAN HARGA EMAS BULANAN
DENGAN METODE *MAXIMAL OVERLAP
DISCRETE WAVELET TRANSFORM* –
*AUTOREGRESSIVE INTEGRATED
MOVING AVERAGE (MODWT-ARIMA)***

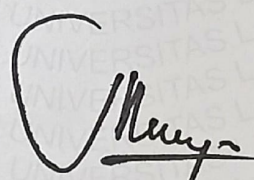
Nama Mahasiswa : **Intan Arimbi Putri**
Nomor Pokok Mahasiswa : **2217031029**
Jurusan : **Matematika**
Fakultas : **Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam**




Drs. Nusyirwan, M.Si.
NIP 196610101992031028


Siti Laelatul Chasanah, S.Pd., M.Si.
NIP 199306012019032021

2. Ketua Jurusan Matematika


Dr. Aang Nuryaman, S.Si., M.Si.
NIP 197403162005011001

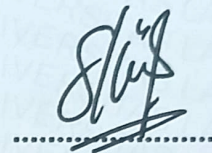
MENGESAHKAN

1. Tim Penguji

Ketua : **Drs. Nusyirwan, M.Si.**



Sekretaris : **Siti Laelatul Chasanah, S.Pd.,
M.Si.**



Penguji
Bukan Pembimbing : **Dr. Khoirin Nisa, M.Si.**



2. Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam



Dr. Eng Heri Satria, S.Si., M.Si.
NIP 19710012005011002

Tanggal Lulus Ujian Skripsi : **30 Januari 2026**

PERNYATAAN SKRIPSI MAHASISWA

Saya yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama Mahasiswa : **Intan Arimbi Putri**
Nomor Pokok Mahasiswa : **2217031029**
Jurusan : **Matematika**
Fakultas : **Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam**
Judul Skripsi : **Pemodelan Harga Emas Bulanan dengan Metode *Maximal Overlap Discrete Wavelet Transform* – *Autoregressive Integrated Moving Average* (MODWT-ARIMA)**

Dengan ini menyatakan bahwa skripsi ini adalah hasil pekerjaan saya sendiri. Apabila di kemudian hari terbukti bahwa skripsi ini merupakan hasil salinan atau dibuat oleh orang lain, maka saya bersedia menerima sanksi sesuai dengan ketentuan akademik yang berlaku.

Bandar Lampung, 30 Januari 2026
Penulis,



Intan Arimbi Putri
NPM 2217031029

RIWAYAT HIDUP

Penulis memiliki nama lengkap Intan Arimbi Putri yang lahir di Tanjung Karang pada tanggal 11 Agustus 2004. Penulis merupakan anak pertama dari tiga bersaudara dari Bapak Muhammad Idris Siregar dan Bunda Ria Shofia.

Penulis pertama kali menempuh pendidikan di TK Kesuma Kota Bandar Lampung pada tahun 2009-2010, kemudian melanjutkan pendidikan Sekolah Dasar di SD Negeri 1 Kedaton pada tahun 2010-2016. Setelah menyelesaikan pendidikan dasar, penulis melanjutkan pendidikan Sekolah Menengah Pertama di SMP Negeri 2 Bandar Lampung pada tahun 2016-2019, dan melanjutkan Sekolah Menengah Atas di SMA Negeri 9 Bandar Lampung pada tahun 2019-2022. Pada tahun 2022, penulis diterima sebagai mahasiswa Program Studi S1 Matematika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Lampung melalui jalur Seleksi Nasional Masuk Perguruan Tinggi Negeri (SNMPTN).

Selama menjalani pendidikan di Universitas Lampung, penulis aktif dalam organisasi. Pada tahun 2022, penulis menjadi anggota Bidang Kaderisasi dan Kepemimpinan Himpunan Mahasiswa Matematika (HIMATIKA) serta sekretaris Bidang Kaderisasi UKM Merpati Putih. Pada tahun 2023, penulis menjabat sebagai Ketua Umum UKM Merpati Putih periode tahun 2024. Pada tahun 2025, penulis melakukan Kerja Praktik (KP) di Dinas Perindustrian dan Perdagangan Provinsi Lampung dan Kuliah Kerja Nyata (KKN) di Kelurahan Labuhan Ratu Raya, Kecamatan Labuhan Ratu, Kota Bandar Lampung.

KATA INSPIRASI

Karena sesungguhnya sesudah kesulitan itu ada kemudahan.

(QS. Al-Insyirah: 5)

Bahwa manusia hanya memperoleh apa yang telah diusahakannya.

(QS. An-Najm: 39)

Lakukanlah yang terbaik hari ini, maka engkau akan menikmati yang terbaik
pada esok hari.

PERSEMBAHAN

Dengan mengucapkan Alhamdulillah rabbil'alamin, segala puji dan syukur penulis panjatkan ke hadirat Allah SWT atas limpahan rahmat, kesehatan, dan kekuatan yang diberikan hingga skripsi ini dapat terselesaikan. Penulis persembahkan karya sederhana ini kepada:

Orang Tua Tercinta

Terima kasih atas segala kasih sayang, doa, dan pengorbanan yang senantiasa mengalir tanpa henti. Setiap langkah dan pencapaian merupakan buah dari restu serta ketulusan orang tua, dengan harapan kelak anakmu menjadi pribadi yang bermanfaat bagi banyak orang.

Adik-adikku Tersayang

Terima kasih atas semangat, canda, dan dukungan yang selalu membuat hari-hari terasa lebih ringan. Kehadiran kalian memberi warna dalam setiap perjuangan ini.

Dosen Pembimbing dan Penguji

Terima kasih atas segala bimbingan, arahan, dan kesabaran selama proses penyusunan skripsi ini. Setiap nasihat dan ilmu yang diberikan menjadi bekal yang berharga.

Almamater Tercinta

Universitas Lampung

SANWACANA

Alhamdulillah, puji syukur penulis panjatkan ke hadirat Allah SWT atas limpahan rahmat dan karunia-Nya, sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi yang berjudul “Pemodelan Harga Emas Bulanan dengan Metode *Maximal Overlap Discrete Wavelet Transform – Autoregressive Integrated Moving Average* (MODWT–ARIMA)”. Shalawat serta salam semoga senantiasa tercurah kepada Nabi Muhammad SAW sebagai suri teladan bagi umat manusia.

Penyusunan skripsi ini tentunya tidak terlepas dari bantuan, dukungan, dan arahan dari berbagai pihak. Oleh karena itu, pada kesempatan ini penulis mengucapkan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada:

1. Bapak Drs. Nusyirwan, M.Si. selaku Pembimbing I atas segala arahan, bimbingan, motivasi, serta dukungan yang diberikan kepada penulis selama penyusunan skripsi ini.
2. Ibu Siti Laelatul Chasanah, S.Pd., M.Si. selaku Pembimbing II yang telah meluangkan waktu untuk memberikan arahan serta dukungan kepada penulis selama proses penyusunan skripsi ini.
3. Ibu Dr. Khoirin Nisa, M.Si. selaku Pembahas yang telah memberikan saran, kritik, serta evaluasi yang membangun guna penyempurnaan skripsi ini.
4. Bapak Ir. Warsono, M.S., Ph.D. selaku dosen Pembimbing Akademik.
5. Bapak Dr. Aang Nuryaman, S.Si., M.Si. selaku Ketua Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung.
6. Bapak Dr. Eng Heri Satria, S.Si., M.Si. selaku Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung.
7. Seluruh dosen, *staff* dan karyawan Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung.

8. Kedua orang tua tercinta, atas segala cinta, kasih sayang, doa yang tiada henti, serta pengorbanan dan dukungan yang senantiasa mengiringi dalam setiap langkah penulis.
9. Kedua adikku, Azizah Mutiara Alisya dan Muhammad Adam Siregar, atas semangat, dukungan, serta kebersamaan yang senantiasa memberikan keceriaan dan motivasi bagi penulis.
10. Keluarga besar atas dukungan moral dan doa yang telah diberikan.
11. Sahabat seperjuangan RACHVIN, yaitu Rahmah Mutiara Ayu Ningtyas, Amalia Soleha, Rachma Allya Shieffa, dan Selvi Diana Dwi Rinanda, atas kebersamaan, dukungan, dan semangat yang sangat berarti bagi penulis selama proses penyusunan skripsi ini.
12. Teman satu bimbingan, terutama Reyna Belva Adilla atas kebersamaan, dukungan, serta kerja sama dan saling berbagi selama proses penyusunan skripsi ini.
13. Seluruh pihak yang telah memberikan bantuan dan dukungan kepada penulis dalam penyusunan skripsi ini, yang tidak dapat penulis sebutkan satu per satu.

Penulis menyadari bahwa dalam penulisan skripsi ini masih jauh dari sempurna dan terdapat banyak kekurangan, baik dalam segi penyajian maupun teknik penulisan. Oleh karena itu, penulis sangat mengharapkan saran, masukan, dan kritik yang membangun dari pembaca untuk dapat menyempurnakan laporan ini. Semoga skripsi ini dapat memberikan informasi yang bermanfaat.

Bandar Lampung, 30 Januari 2026

Penulis

Intan Arimbi Putri

DAFTAR ISI

	Halaman
DAFTAR TABEL	v
DAFTAR GAMBAR	vi
I. PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang dan Masalah.....	1
1.2 Tujuan Penelitian	3
1.3 Manfaat Penelitian	4
II. TINJAUAN PUSTAKA	5
2.1 Deret Waktu	5
2.2 Stasioneritas	7
2.3 Fungsi Autokorelasi (ACF).....	8
2.4 Fungsi Autokorelasi Parsial (PACF)	8
2.5 <i>Autoregressive</i> (AR).....	9
2.6 <i>Moving Average</i> (MA)	10
2.7 <i>Autoregressive Moving Average</i> (ARMA).....	10
2.8 <i>Autoregressive Integrated Moving Average</i> (ARIMA).....	11
2.9 Transformasi <i>Wavelet</i>	13
2.9.1 Metode <i>Wavelet</i>	13
2.9.2 <i>Discrete Wavelet Transform</i> (DWT)	14
2.9.3 <i>Wavelet Daubechies</i>	14
2.10 <i>Maximal Overlap Discete Wavelet Transform</i> (MODWT).....	16
2.11 Uji Asumsi Residual	17
2.12 Evaluasi Model	18
2.13 Harga Emas	20
III. METODOLOGI PENELITIAN	21
3.1 Waktu dan Tempat Penelitian.....	21

3.2	Data Penelitian	21
3.3	Metode Penelitian	22
IV.	HASIL DAN PEMBAHASAN	24
4.1	Analisis Deskriptif Data.....	24
4.2	Pemodelan <i>Autoregressive Integrated Moving Average</i>	26
4.2.1	Uji Stasioneritas Data.....	26
4.2.2	Identifikasi Model ARIMA	27
4.2.3	Pemilihan Model Terbaik ARIMA	28
4.2.4	Estimasi Parameter Model Terbaik	29
4.2.5	Uji Asumsi Residual Model Terbaik	31
4.2.6	Hasil Peramalan Model ARIMA	32
4.2.7	Akurasi Peramalan ARIMA	33
4.3	Dekomposisi Data Menggunakan MODWT	34
4.4	Uji Stasioneritas Komponen MODWT	35
4.5	Identifikasi Model ARIMA Untuk Tiap Komponen MODWT.....	36
4.6	Pemilihan Model MODWT-ARIMA Terbaik	38
4.7	Uji Asumsi Residual Model MODWT-ARIMA	39
4.8	Hasil Peramalan MODWT-ARIMA	39
4.9	Akurasi Peramalan MODWT-ARIMA	41
4.10	Perbandingan Akurasi Peramalan ARIMA dan MODWT-ARIMA.....	43
V.	KESIMPULAN	45
	DAFTAR PUSTAKA.....	46

DAFTAR TABEL

Tabel	Halaman
1. Statistik deskriptif harga emas bulanan.....	25
2. <i>Summary</i> model ARIMA(1, 1, 1).....	28
3. Perbandingan nilai AIC dan BIC model ARIMA	29
4. Estimasi parameter model ARIMA(5, 1, 5)	30
5. Hasil peramalan harga emas model ARIMA(5, 1, 5).....	32
6. Perhitungan perbandingan nilai aktual dengan nilai peramalan	33
7. Uji stasioneritas masing-masing komponen MODWT	35
8. Model ARIMA tiap komponen MODWT	38
9. Nilai AIC dan BIC dari model ARIMA terpilih setiap komponen.....	38
10. Uji asumsi residual model MODWT-ARIMA	39
11. Hasil peramalan setiap komponen MODWT	40
12. Hasil peramalan harga emas menggunakan IMODWT	40
13. Nilai RMSE dan MAPE untuk data <i>in-sample</i>	41
14. Perhitungan perbandingan nilai aktual dengan IMODWT	42
15. Perbandingan data aktual dengan hasil peramalan kedua model	43
16. Perbandingan nilai MAPE dan RMSE kedua pemodelan.....	43

DAFTAR GAMBAR

Gambar	Halaman
1. Grafik pola horizontal.	5
2. Grafik pola tren.	6
3. Grafik pola musiman.	6
4. Grafik pola siklis.	6
5. Diagram alir langkah-langkah penelitian.	23
6. Plot deret waktu harga emas bulanan.	24
7. <i>Boxplot</i> data harga emas bulanan.	25
8. Plot data harga emas bulanan setelah proses <i>differencing</i>	27
9. Plot ACF dan PACF data harga emas bulanan.	28
10. Plot hasil peramalan harga emas bulanan metode ARIMA.	32
11. Plot ACF dan PACF komponen D1.	36
12. Plot ACF dan PACF komponen D2.	36
13. Plot ACF dan PACF komponen D3.	37
14. Plot ACF dan PACF komponen S3 setelah <i>differencing</i>	37
15. Plot hasil peramalan harga emas bulanan MODWT-ARIMA.	41

I. PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang dan Masalah

Peramalan merupakan proses memprediksi satu atau lebih kejadian yang akan terjadi di masa mendatang (Montgomery dkk., 2008). Untuk melakukan analisis peramalan, diperlukan informasi berupa data masa lalu dan masa kini yang dikenal sebagai data *time series* (deret waktu). Beberapa metode pemodelan data deret waktu antara lain *Autoregressive* (AR), *Moving Average* (MA), serta *Autoregressive Moving Average* (ARMA). Ketiga metode tersebut umumnya diterapkan pada data yang telah stasioner. Apabila data bersifat tidak stasioner, maka harus yang dilakukan stasioneritas data dengan melakukan *differencing*. Jika data telah mengalami proses *differencing* sebanyak d kali, maka metode ARMA dapat diperluas menjadi metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) (Box dkk., 2016).

Metode ARIMA merupakan metode analisis deret waktu yang dikembangkan oleh George Box dan Gwilym Jenkins (Makridakis dkk., 1999). Metode ini dinilai dapat menangkap pola autokorelasi yang terdapat dalam data stasioner. Namun, ARIMA memiliki keterbatasan ketika menghadapi data dengan fluktuasi jangka pendek yang tinggi serta tren jangka panjang yang kompleks, sehingga efektivitasnya dalam kasus tersebut menjadi terbatas (Mittal, 2023).

Untuk mengatasi keterbatasan dalam menganalisis data dengan fluktuasi jangka pendek yang tinggi serta tren jangka panjang yang kompleks, digunakan pendekatan berbasis transformasi *wavelet* melalui metode *Maximal Overlap Discrete Wavelet Transform* (MODWT). Metode ini mampu mendekomposisi data

deret waktu menjadi beberapa komponen yang mewakili fluktuasi jangka pendek dan tren jangka panjang. Pendekatan MODWT dapat menganalisis pola data lebih mendalam sesuai dengan skala frekuensinya (Mittal, 2023). Apabila setiap komponen hasil dekomposisi tersebut dimodelkan menggunakan ARIMA, maka kombinasi metode MODWT-ARIMA berpotensi dapat menghasilkan peramalan yang lebih akurat.

Beberapa penelitian yang telah dilakukan dengan menggunakan metode MODWT-ARIMA untuk pemodelan deret waktu telah dilakukan oleh Ardianti dkk. (2020) untuk meramalkan harga cabai merah besar di Jawa Tengah menunjukkan bahwa *filter Haar* pada level ke-4 memberikan nilai *Mean Square Error* (MSE) terkecil sebesar 0,00000361. Yousuf dkk. (2021) juga mengembangkan model hibrida MODWT-ARIMA-Markov untuk peramalan kecepatan angin jangka pendek, yang menunjukkan akurasi *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) sebesar 7,18%. Penelitian lain oleh Aina dkk. (2022) pada data harga saham bulanan BBRI.JK periode 2004–2018 memperoleh nilai *Root Mean Square Error* (RMSE) model MODWT-ARIMA jauh lebih kecil dibandingkan dengan ARIMA. Selain itu, penelitian Aprilianti dkk. (2022) pada data harga saham harian PT. XL Axiata Tbk. periode Juni 2020 hingga April 2021 menunjukkan bahwa kombinasi *filter Daubechies4* (db4) menghasilkan model terbaik dengan nilai MAPE sebesar 6,22%. Selain itu, penelitian oleh Imro'ah & Huda (2023) meneliti kasus COVID-19 harian di Jakarta dan diperoleh nilai RMSE *in-sample* jauh lebih kecil daripada RMSE *out-sample*.

Salah satu permasalahan yang dapat dianalisis menggunakan pendekatan MODWT-ARIMA adalah dinamika pergerakan harga emas. Emas merupakan salah satu bentuk investasi yang banyak diminati karena dinilai memberikan keuntungan yang lebih stabil dibandingkan bentuk investasi lainnya, seperti saham (Amalia dkk., 2024). Emas dipandang sebagai aset investasi yang relatif aman (*safe haven*), khususnya pada saat terjadi ketidakpastian ekonomi, instabilitas politik, atau gejolak keamanan (Lastri, 2021). Harga emas di Indonesia cenderung mengalami kenaikan daripada penurunan dalam beberapa tahun terakhir ini. Naik turunnya harga emas tersebut disebut dengan fluktuasi harga emas (Putri & Nur'aeni, 2021).

Menurut Wahyuningsih dkk. (2024), fluktuasi harga emas dipengaruhi oleh beberapa faktor, yaitu penawaran dan permintaan, situasi ekonomi, total produksi emas di dunia, kondisi politik global, suku bunga, dan nilai tukar dolar AS.

Penelitian terdahulu telah dilakukan untuk menganalisis pergerakan harga emas dengan berbagai pendekatan. Owen dkk. (2022) menerapkan metode *Long Short Term Memory* (LSTM) untuk memprediksi harga emas periode 2011–2018 dan memperoleh hasil yang akurat dengan selisih kecil antara data aktual dan prediksi. Penelitian lain oleh Tanudy dkk. (2023) menggunakan metode *Gated Recurrent Unit* (GRU) yang terbukti efektif dalam memodelkan pergerakan harga emas jangka pendek dengan tingkat akurasi tinggi. Sementara itu, Beeg dkk. (2024) memanfaatkan model ARIMA(6,1,6)–GARCH(6,0) untuk memodelkan harga emas dunia periode 2 Januari 2018 hingga 18 Oktober 2023 dan memperoleh nilai MAPE sebesar 0,65%.

Berbagai penelitian terkait harga emas telah banyak dilakukan dengan memanfaatkan beragam metode peramalan. Namun, belum banyak yang menerapkan pendekatan berbasis MODWT-ARIMA, meskipun berbagai penelitian sebelumnya terkait MODWT-ARIMA telah membuktikan keunggulan metode tersebut. Oleh karena itu, penelitian ini dilakukan untuk memodelkan harga emas bulanan menggunakan metode MODWT-ARIMA.

1.2 Tujuan Penelitian

Adapun tujuan dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Menerapkan metode MODWT-ARIMA dalam pemodelan harga emas bulanan di dunia.
2. Menghasilkan model peramalan harga emas bulanan dengan menggunakan pendekatan MODWT-ARIMA.
3. Mengevaluasi kinerja metode MODWT-ARIMA dengan membandingkan terhadap model ARIMA dalam pemodelan harga emas.

1.3 Manfaat Penelitian

Manfaat dari penelitian ini adalah untuk memberikan informasi mengenai hasil pemodelan harga emas bulanan dengan menggunakan metode MODWT-ARIMA, sekaligus menyajikan hasil peramalan yang diperoleh dari model tersebut. Selain itu, penelitian ini juga bermanfaat dalam memberikan gambaran mengenai perbedaan kinerja antara model ARIMA dan MODWT-ARIMA, sehingga dapat menambah wawasan terkait analisis deret waktu yang menggunakan pendekatan transformasi *wavelet*.

II. TINJAUAN PUSTAKA

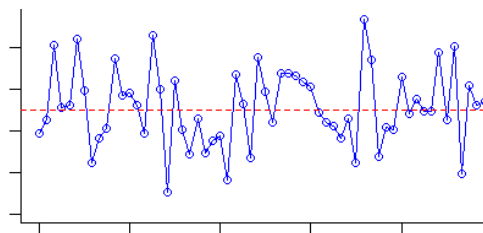
2.1 Deret Waktu

Deret waktu merupakan sekumpulan data pengamatan terhadap suatu variabel yang dicatat secara berurutan sesuai urutan waktu terjadinya, dengan interval yang tetap dan konsisten (Wei, 2006). Menurut Box dkk. (2016), deret waktu merupakan sekumpulan data hasil pengamatan pada titik waktu yang berbeda dengan jarak pencatatan yang seragam. Data dalam deret waktu diasumsikan memiliki keterkaitan antar observasi, sehingga suatu model deret waktu dibangun dengan mempertimbangkan adanya hubungan korelatif antara nilai yang satu dengan nilai lainnya.

Hanke & Wichern (2005) menyebutkan bahwa dalam analisis deret waktu umumnya dikenal empat pola utama, yaitu pola horizontal, pola tren, pola musiman (*seasonal*), dan pola siklis.

1. Pola Horizontal

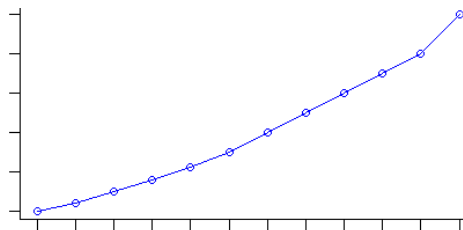
Pola horizontal muncul ketika data berfluktuasi di sekitar nilai rata-rata yang relatif konstan. Pola ini menunjukkan kondisi stasioner terhadap nilai rata-ratanya.



Gambar 1. Grafik pola horizontal.

2. Pola Tren

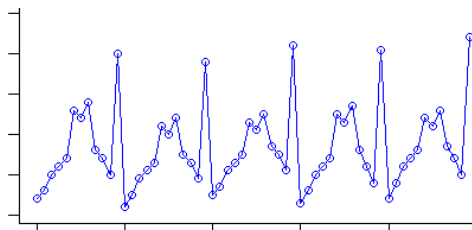
Pola tren menggambarkan adanya kecenderungan jangka panjang berupa kenaikan atau penurunan data. Pola ini dapat divisualisasikan dalam bentuk kurva yang menunjukkan arah pergerakan umum, baik naik maupun turun.



Gambar 2. Grafik pola tren.

3. Pola Musiman

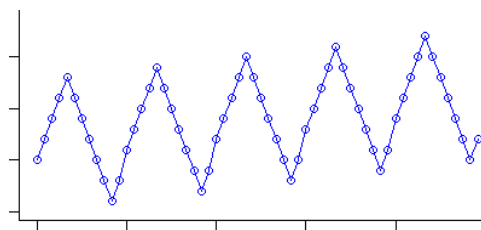
Pola musiman terjadi ketika data dipengaruhi oleh faktor yang berulang secara reguler dalam periode tertentu. Variasi musiman biasanya muncul dalam jangka pendek dan membentuk pola yang berulang dari tahun ke tahun.



Gambar 3. Grafik pola musiman.

4. Pola Siklis

Pola siklis merupakan pergerakan data di sekitar nilai rata-rata yang terjadi dalam jangka panjang, namun dengan interval yang tidak teratur.



Gambar 4. Grafik pola siklis.

2.2 Stasioneritas

Suatu deret waktu dikatakan stasioner apabila karakteristik statistiknya, seperti rata-rata dan varians, tidak berubah sepanjang waktu (Wei, 2006). Dengan kata lain, pola data dianggap stabil dan tidak dipengaruhi oleh perubahan waktu. Untuk memastikan apakah suatu data stasioner atau tidak, digunakan uji akar unit (*unit root test*). Uji yang biasa digunakan adalah *Augmented Dickey-Fuller* (ADF). Uji ini pertama kali diperkenalkan oleh Dickey & Wayne (1979) untuk mendeteksi adanya unit *root* dalam model autoregresif.

Pengujian stasioneritas dengan menggunakan *Augmented Dickey-Fuller* dapat dilakukan sebagai berikut (Famuji dkk., 2021).

1. Uji Hipotesis

$H_0 : \delta = 0$ (Terdapat unit *root* dalam data maka data tidak stasioner)

$H_1 : \delta \neq 0$ (Tidak terdapat unit *root* dalam data maka data stasioner)

2. Taraf Signifikansi

$\alpha = 5\%$ atau 0,05

3. Daerah Kritis

Jika nilai $p - value < 0,05$ maka tolak H_0

Jika nilai $p - value > 0,05$ maka tidak tolak H_0

4. Statistik Uji

$$ADF_{hitung} = \frac{\delta}{Se(\delta)} \quad (2.1)$$

dengan:

δ = nilai dugaan parameter *autoregressive*

$Se(\delta)$ = *standar error* dari δ

Apabila data yang digunakan tidak stasioner, maka perlu dilakukan transformasi atau *differencing* agar data menjadi stasioner. Proses *differencing* dilakukan dengan cara mengurangi nilai data pada suatu periode dengan nilai data pada periode sebelumnya, sehingga data yang dihasilkan akan lebih stabil. Persamaan *differencing* dapat dituliskan sebagai berikut (Pangalila dkk., 2024).

$$W_t = Y_t - Y_{t-1} \quad (2.2)$$

dengan:

Z_t = nilai variabel Y pada waktu t (data periode saat ini)

Z_{t-1} = nilai variabel Y pada waktu $t - 1$ (data periode sebelumnya)

2.3 Fungsi Autokorelasi (ACF)

Dalam analisis deret waktu, *Autocorrelation Function* (ACF) berperan untuk mengukur sejauh mana nilai suatu data pada periode tertentu berkorelasi secara linier dengan nilai data pada periode sebelumnya. Dengan kata lain, fungsi autokorelasi menggambarkan besarnya keterkaitan antara pengamatan pada waktu ke- t dengan pengamatan pada *lag* sebelumnya (Makridakis dkk., 1999).

Menurut Hanke & Wichern (2005), koefisien autokorelasi sampel pada *lag* k dihitung dengan rumus.

$$\rho_k = \frac{\sum_{t=1}^{N-k} (Y_t - \bar{Y})(Y_{t-k} - \bar{Y})}{\sum_{t=1}^N (Y_t - \bar{Y})^2}, k = 1, 2, \dots \quad (2.3)$$

dengan:

ρ_k = koefisien autokorelasi

Y_t = data pengamatan pada waktu ke- t

Y_{t-k} = data pengamatan pada waktu ke- $(t - k)$

$\bar{Y}$ = rata-rata data pengamatan

N = banyaknya data

2.4 Fungsi Autokorelasi Parsial (PACF)

Partial Autocorrelation Function (PACF) merupakan metode yang digunakan untuk melihat sejauh mana hubungan linier antara nilai Y_t dengan Y_{t-k} , dengan asumsi bahwa pengaruh dari *lag* sebelumnya telah dihilangkan. Dengan kata lain, PACF hanya melihat hubungan langsung antar periode tertentu tanpa dipengaruhi oleh $Y_{t-1}, Y_{t-2}, \dots, Y_{t-k+1}$ (Makridakis dkk., 1999).

Partial Autocorrelation Function didefinisikan dalam persamaan sebagai berikut (Makridakis dkk., 1999).

$$\phi_{kk} = \text{Corr}(Y_t, Y_{t-k} | Y_{t-1}, Y_{t-2}, \dots, Y_{t-k}) \quad (2.4)$$

dengan:

ϕ_{kk} = koefisien autokorelasi parsial pada lag ke- k

Y_t = nilai data pada waktu ke- t

Y_{t-k} = nilai data pada waktu ke- $(t - k)$

2.5 Autoregressive (AR)

Autoregressive (AR) merupakan model regresi dalam analisis deret waktu yang tidak melibatkan variabel bebas lain. Model ini memanfaatkan nilai masa lalu dari variabel itu sendiri untuk memprediksi nilai di masa depan. Dengan kata lain, pada model AR, nilai saat ini dari suatu deret waktu diprediksi sebagai fungsi dari sejumlah nilai sebelumnya yang diamati pada periode yang berbeda (Makridakis dkk., 1999).

Bentuk umum dari model runtun waktu untuk *Autoregressive* dinyatakan oleh (Montgomery dkk., 2008).

$$Y_t = \phi_0 + \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + e_t \quad (2.5)$$

dengan:

Y_t = data pada periode ke- t , $t = 1, 2, \dots, n$

$Y_{t-1}, Y_{t-2}, \dots, Y_p$ = nilai lampau data yang bersangkutan

ϕ_0 = konstanta rata-rata

$\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_p$ = parameter koefisien *autoregressive*

e_t = *error* (galat)

2.6 *Moving Average (MA)*

Moving Average (MA) merupakan model deret waktu yang menyatakan bahwa nilai data pada periode ke- t dipengaruhi oleh *error* (galat) pada periode sekarang serta gabungan linier dari *error* pada periode sebelumnya dengan bobot tertentu. Dengan demikian, MA memanfaatkan pola kesalahan masa lalu untuk menghasilkan prediksi yang lebih baik pada periode berikutnya (Deviana dkk., 2021).

Bentuk umum *Moving Average* didefinisikan sebagai berikut (Montgomery dkk., 2008).

$$Y_t = \theta_0 + e_t - \theta_1 e_{t-1} - \theta_2 e_{t-2} - \cdots - \theta_q e_{t-q} \quad (2.6)$$

dengan:

Y_t	= data pada periode ke- t
e_t	= <i>error</i> (galat) pada periode waktu ke- t
θ_0	= konstanta
$\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q$	= parameter koefisien <i>Moving Average</i>

2.7 *Autoregressive Moving Average (ARMA)*

Autoregressive Moving Average (ARMA) merupakan metode deret waktu yang menggabungkan *Autoregressive* dan *Moving Average*. Metode ini pertama kali diperkenalkan oleh George Box dan Gwilym Jenkins pada tahun 1976, sehingga dikenal juga sebagai metode Box-Jenkins (Lutkepohl, 2005).

Model ARMA dapat dituliskan sebagai berikut (Wei, 2006).

$$Y_t = \phi_0 + \phi_1 Y_{t-1} + \cdots + \phi_p Y_{t-p} + e_t - \theta_1 e_{t-1} - \theta_2 e_{t-2} - \cdots - \theta_q e_{t-q} \quad (2.7)$$

dengan:

Y_t	= data pada periode ke- t , $t = 1, 2, \dots, n$
$Y_{t-1}, \dots, Y_{t-p}$	= nilai lampau data yang bersangkutan
$e_{t-1}, \dots, e_{t-q}$	= <i>error</i> (galat)

e_t	= kesalahan peramalan
ϕ_0	= konstanta rata-rata
$\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_p$	= parameter koefisien <i>Autoregressive</i>
$\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q$	= parameter koefisien <i>Moving Average</i>

2.8 *Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)*

Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) merupakan metode peramalan deret waktu yang memanfaatkan data masa lalu dan masa kini sebagai variabel yang saling berkaitan. Model ARIMA melibatkan suatu proses AR, proses *differencing* dan MA (Deviana dkk., 2021).

Metode ini dikembangkan untuk menangani data yang tidak stasioner dengan cara melakukan *differencing* hingga data menjadi stasioner. Dengan kata lain, ARIMA merupakan pengembangan dari metode ARMA yang diterapkan pada data nonstasioner. Jika data telah mengalami proses *differencing* sebanyak d kali, maka model ARMA(p, q) dapat diperluas menjadi ARIMA(p, d, q) (Wei, 2006).

Untuk memudahkan penulisan model ARIMA, digunakan notasi khusus berupa operator pergeseran B yang menyatakan nilai masa lalu (*lag*) dari suatu variabel (Wei, 2006).

$$\begin{aligned} BY_t &= Y_{t-1}, \\ B^2Y_t &= Y_{t-2}, \end{aligned}$$

dan seterusnya. (2.8)

Operator B tidak hanya berlaku untuk Y_t , tetapi juga dapat diterapkan pada variabel lain dalam model deret waktu seperti *error* (Hyndman & Athanasopoulos, 2018).

$$\begin{aligned} Be_t &= e_{t-1}, \\ B^2e_t &= e_{t-2}, \end{aligned}$$

dan seterusnya. (2.9)

Dengan mensubstitusikan persamaan (2.8) dan (2.9) ke dalam persamaan (2.7), diperoleh bentuk persamaan.

$$\begin{aligned} Y_t &= \phi_1 B Y_t + \dots + \phi_p B^p Y_t + e_t - \theta_1 B e_t - \theta_2 B^2 e_t - \dots - \theta_q B^q e_t \\ &= (\phi_1 B + \dots + \phi_p B^p) Y_t + (1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q) e_t \end{aligned} \quad (2.10)$$

Selanjutnya, setelah suku-suku dalam persamaan tersebut disusun kembali, diperoleh bentuk persamaan sebagai berikut.

$$\begin{aligned} (1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p) Y_t &= (1 - \theta_1 B - \dots - \theta_q B^q) e_t \\ \phi_p(B) Y_t &= \theta_q(B) e_t \end{aligned} \quad (2.11)$$

dengan:

$$\begin{aligned} Y_t &= \text{data pada periode ke-} t, t = 1, 2, \dots, \\ e_t &= \text{galat pada periode ke-} t \\ \phi_p(B) &= \text{parameter } autoregressive (1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p) \\ \theta_q(B) &= \text{parameter } moving average (1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_p B^q) \end{aligned}$$

Jika data yang digunakan tidak stasioner, dilakukan proses *differencing* orde ke- d . Proses ini diterapkan pada variabel Y_t dengan menggunakan operator $(1 - B)^d$, sehingga dapat dituliskan sebagai $(1 - B)^d Y_t$. Dengan demikian, persamaan (2.11) dapat dinyatakan menjadi (Hyndman & Athanasopoulos, 2018).

$$\phi_p(B)(1 - B)^d Y_t = \theta_q(B) e_t \quad (2.12)$$

Apabila model terdapat konstanta c , maka bentuk umum ARIMA menjadi:

$$\phi_p(B)(1 - B)^d Y_t = c + \theta_q(B) e_t \quad (2.13)$$

Menurut Deviana dkk. (2021), dalam membangun model ARIMA terdapat pendugaan parameter agar model dapat merepresentasikan pola data dengan baik. Salah satu pendekatan yang umum digunakan dalam pendugaan parameter ARIMA adalah metode momen. Dalam pendekatan ini, sistem persamaan yang dibentuk dikenal sebagai persamaan Yule–Walker, yang digunakan untuk menentukan nilai parameter model secara sistematis.

Persamaan *Yule-Walker* secara matematis dapat dinyatakan sebagai berikut (Wei, 2006).

$$\begin{aligned}
 \rho_1 &= \phi_1 + \phi_2\rho_1 + \cdots + \phi_p\rho_{p-1} \\
 \rho_2 &= \phi_1\rho_1 + \phi_2 + \cdots + \phi_p\rho_{p-2} \\
 &\vdots \\
 \rho_p &= \phi_1\rho_{p-1} + \phi_2\rho_{p-2} + \cdots + \phi_p
 \end{aligned} \tag{2.14}$$

dengan:

ρ_p = koefisien *Autocorrelation Function*

ϕ_p = parameter pada periode ke- p

2.9 Transformasi *Wavelet*

Transformasi *wavelet* tersusun atas konsep dasar *wavelet* sebagai dasar pembentuk fungsi, *Discrete Wavelet Transform* (DWT) sebagai bentuk transformasi diskritnya, serta *Wavelet Daubechies* yang merupakan salah satu jenis *wavelet* yang banyak digunakan dalam analisis deret waktu.

2.9.1 Metode *Wavelet*

Metode *wavelet* merupakan gelombang kecil yang terbatas pada rentang waktu tertentu serta naik dan turun dalam periode tertentu (Azizah & Hernadi, 2020). *Wavelet* memiliki sifat khusus, yaitu fungsi *wavelet* akan bernilai nol. Sedangkan kuadrat fungsinya akan bernilai satu jika diintegrasikan pada interval tak hingga $(-\infty, \infty)$ (Percival & Walden, 2000).

$$\int_{-\infty}^{\infty} \psi(x)dx = 0 \text{ dan } \int_{-\infty}^{\infty} \psi^2(x)dx = 1 \tag{2.15}$$

dengan:

$\psi(x)$ = fungsi *wavelet*

$\psi^2(x)$ = kuadrat fungsi *wavelet*

Syarat pertama menunjukkan bahwa fungsi *wavelet* memiliki nilai rata-rata nol. Hal ini menjelaskan bahwa *wavelet* tidak merepresentasikan komponen konstan dalam suatu data, melainkan hanya menangkap fluktuasi yang terjadi. Sementara itu, syarat kedua menyatakan bahwa energi fungsi *wavelet* telah dinormalisasi menjadi satu. Normalisasi energi ini bertujuan untuk menempatkan setiap *wavelet* pada skala yang setara, sehingga perbedaan hasil analisis tidak dipengaruhi oleh variasi amplitudo, melainkan sepenuhnya ditentukan oleh pola fluktuasi yang berhasil ditangkap.

2.9.2 *Discrete Wavelet Transform (DWT)*

Transformasi *wavelet* mengalami berbagai bentuk pengembangan, salah satunya adalah *Discrete Wavelet Transform (DWT)* (Setiadikurnia & Michael, 2011). Menurut Sidabutar (2020), prinsip dasar *Discrete Wavelet Transform* adalah memisahkan sinyal ke dalam domain waktu dan skala melalui *downsampling*. Dalam prosesnya, sinyal dilewatkan melalui *low-pass filter* untuk memperoleh komponen frekuensi rendah yang merepresentasikan tren, serta melalui *high-pass filter* untuk memperoleh komponen frekuensi tinggi yang merepresentasikan fluktuasi. Dengan demikian, DWT mampu menggambarkan sinyal secara komprehensif, baik dari sisi tren jangka panjang maupun fluktuasi jangka pendek.

2.9.3 *Wavelet Daubechies*

Menurut Aprilianti dkk. (2022), *Wavelet Daubechies* dengan orde empat (db4) merupakan salah satu jenis *wavelet* yang banyak digunakan dalam analisis deret waktu. Karakteristik utama db4 adalah panjang *filter*nya sebesar $L = 4$, yang menunjukkan bahwa pembentukan suatu koefisien pada titik tertentu didasarkan pada kombinasi empat data sebelumnya. Dibandingkan dengan *Wavelet Haar* yang lebih sensitif terhadap perubahan tajam, db4 mampu merepresentasikan variasi

sinyal dengan lebih halus sehingga cocok untuk mendeteksi fluktuasi yang kompleks.

Analisis data dengan *Wavelet Daubechies* umumnya melibatkan proses transformasi, yaitu terdapat empat koefisien *wavelet* (h_0, h_1, h_2, h_3) dan empat koefisien skala (g_0, g_1, g_2, g_3) yang memenuhi sifat ortogonalitas (Daubechies, 1992). Menurut Burrus dkk. (1998), transformasi *Daubechies* db4 memiliki *filter* skala yang diperoleh melalui persamaan.

$$g_0 = \frac{(1 - \cos(\alpha) + \sin(\alpha))}{2\sqrt{2}} \quad (2.16)$$

$$g_1 = \frac{(1 + \cos(\alpha) + \sin(\alpha))}{2\sqrt{2}} \quad (2.17)$$

$$g_2 = \frac{(1 + \cos(\alpha) - \sin(\alpha))}{2\sqrt{2}} \quad (2.18)$$

$$g_3 = \frac{(1 - \cos(\alpha) - \sin(\alpha))}{2\sqrt{2}} \quad (2.19)$$

dengan $\alpha = \frac{\pi}{L-1}$.

Terdapat beberapa syarat kondisi harus terpenuhi pada *filter* skala (Percival & Walden, 2000).

$$\begin{aligned} \sum_{l=0}^{L-1} g_l &= \sqrt{2}, \\ \sum_{l=0}^{L-1} g_l^2 &= 1, \\ \sum_{l=0}^{L-1} g_l g_{l+2} &= 0. \end{aligned}$$

Menurut Syahnaz dkk. (2024), transformasi *Daubechies* db4 memiliki *filter wavelet* yang diperoleh melalui persamaan.

$$h_l = (-1)^l g_{L-1-l} \quad (2.20)$$

di mana $l = 0, 1, 2, \dots, L - 1$.

Dengan beberapa asumsi (Percival & Walden, 2000).

$$\begin{aligned} \sum_{l=0}^{L-1} h_l &= 0, \\ \sum_{l=0}^{L-1} h_l^2 &= 1, \\ \sum_{l=0}^{L-1} h_l h_{l+2} &= 0. \end{aligned}$$

Dengan menggunakan *filter* db4, proses dekomposisi hingga level ke-3 akan menghasilkan tiga komponen fluktuasi (W_1, W_2, W_3) yang merepresentasikan

fluktuasi pada skala berbeda, serta satu komponen tren (V_3) yang menggambarkan tren utama dari data.

2.10 Maximal Overlap Discete Wavelet Transform (MODWT)

Maximal Overlap Discrete Wavelet Transform (MODWT) dikembangkan sebagai perbaikan atau perluasan dari *Discrete Wavelet Transform*. Tujuan utama pengembangan MODWT adalah menghadirkan transformasi yang memiliki sifat serupa dengan DWT, namun menghilangkan proses *downsampling*, sehingga tidak sensitif terhadap pemilihan titik awal pada deret waktu (Wahyunigrum dkk., 2014).

Filter wavelet MODWT dapat dituliskan $\tilde{h}$ dengan $\tilde{h}_l = \frac{h_l}{\sqrt{2}}$ dan *filter* skala dapat dituliskan $\tilde{g}$ dengan $\tilde{g}_l = \frac{g_l}{\sqrt{2}}$. Syarat *filter wavelet* MODWT harus memenuhi kondisi berikut (Apriliant dkk., 2022).

$$\begin{aligned}\sum_{l=0}^{L-1} \tilde{h}_l &= 0, \\ \sum_{l=0}^{L-1} \tilde{h}_l^2 &= \frac{1}{2}, \\ \sum_{l=0}^{L-1} \tilde{h}_l \tilde{h}_{l+2n} &= 0.\end{aligned}$$

Serta *filter* skala harus memenuhi kondisi berikut.

$$\begin{aligned}\sum_{l=0}^{L-1} \tilde{g}_l &= 1, \\ \sum_{l=0}^{L-1} \tilde{g}_l^2 &= \frac{1}{2}, \\ \sum_{l=0}^{L-1} \tilde{g}_l \tilde{g}_{l+2n} &= 0.\end{aligned}$$

di mana $n = 1, 2, \dots, \left(\frac{L}{2}\right) - 1$.

Secara matematis, dekomposisi MODWT menghasilkan dua jenis koefisien, yaitu koefisien fluktuasi ($W_{j,t}$) dan koefisien tren ($V_{j,t}$). Rumus umum MODWT dituliskan sebagai berikut (Aprilianti dkk., 2022).

$$W_{j,t} = \sum_{l=0}^{L_j-1} \tilde{h}_{j,l} X_{t-l \pmod{N}} \quad (2.21)$$

$$V_{j,t} = \sum_{l=0}^{L_j-1} \tilde{g}_{j,l} X_{t-l \pmod{N}} \quad (2.22)$$

dengan:

$W_{j,t}$	= koefisien <i>wavelet</i> (fluktuasi) pada level j dan periode t
$V_{j,t}$	= koefisien skala (tren) pada level j dan periode t
L_j	= panjang <i>filter</i> pada level j
$\tilde{h}_{j,l}$	= elemen ke- l dari <i>filter wavelet</i> level j
$\tilde{g}_{j,l}$	= elemen ke- l dari <i>filter</i> skala level j
$X_{t-l \pmod N}$	= nilai data deret waktu asli pada periode $t - 1$ menggunakan operasi modulo N

Koefisien fluktuasi (W_j) berfungsi untuk menangkap fluktuasi jangka pendek, koefisien ini diperoleh melalui *filter wavelet* ($\tilde{h}$) yang bertindak sebagai pendeteksi perubahan lokal. Sebaliknya, koefisien tren (V_j) lebih menekankan pada pola jangka panjang, nilainya dibentuk menggunakan *filter* skala ($\tilde{g}$) yang meratakan data sehingga pola umum lebih jelas terlihat.

Dengan demikian, setiap komponen memiliki peran berbeda dalam merepresentasikan dinamika data, di mana komponen fluktuasi menangkap variasi jangka pendek, sedangkan komponen tren menggambarkan kecenderungan jangka panjang. Pemisahan ini menjadi dasar penting dalam tahap pemodelan selanjutnya karena setiap komponen dapat dianalisis secara terpisah untuk meningkatkan akurasi peramalan.

Setelah setiap komponen hasil dekomposisi dimodelkan secara terpisah, proses Inverse MODWT (IMODWT) digunakan untuk menyatukan kembali seluruh komponen tersebut sehingga membentuk kembali deret waktu dalam domain waktu semula (Percival & Walden, 2000).

2.11 Uji Asumsi Residual

Uji asumsi residual dilakukan untuk memastikan bahwa residual model bersifat *white noise*, yaitu residual tidak menunjukkan autokorelasi. Dengan demikian,

model dapat dianggap layak digunakan untuk peramalan. Uji autokorelasi dapat dilakukan dengan menggunakan statistik uji *Ljung-Box* dengan hipotesis pengujian sebagai berikut (Ljung & Box, 1978).

1. Uji Hipotesis

$H_0 : \rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_k = 0$ (Residual *white noise*)

$H_1 : \text{Minimal satu nilai } \rho_k \neq 0; k = 1, 2, \dots, k$ (Residual tidak *white noise*)

2. Taraf Signifikansi

$\alpha = 5\%$ atau 0,05

3. Daerah Kritis

Jika nilai $p - \text{value} < 0,05$ maka tolak H_0

Jika nilai $p - \text{value} > 0,05$ maka tidak tolak H_0

4. Statistik Uji

Statistik uji menggunakan *Ljung-Box* dengan persamaan:

$$Q = n(n+2) \sum_{k=1}^m \frac{\rho_k^2}{(n-k)} \quad (2.23)$$

dengan:

n = banyaknya data pengamatan

ρ_i = autokorelasi *lag* ke- k

m = jumlah *lag*

2.12 Evaluasi Model

Evaluasi model merupakan tahap penting untuk menilai sejauh mana model yang dibangun mampu menghasilkan prediksi yang akurat dan andal. Melalui proses evaluasi, dapat diketahui apakah model sudah menggambarkan pola data dengan baik atau masih perlu dilakukan penyempurnaan (Caesar dkk., 2025).

Adapun beberapa metode evaluasi model yang digunakan adalah sebagai berikut:

1. *Aikaike Information Criterion* dan *Bayesian Information Criterion*

Model terbaik untuk peramalan dilihat dari AIC dan BIC yang terkecil. Rumus perhitungan AIC dan BIC disajikan pada persamaan berikut (Melani dkk., 2022).

$$AIC = 2k - 2 \ln(L) \quad (2.24)$$

$$BIC = k \cdot \ln(n) - 2 \cdot \ln(L) \quad (2.25)$$

dengan:

n = jumlah pengamatan

k = jumlah parameter bebas yang diestimasi

L = nilai *Likelihood*

2. *Root Mean Squared Error* (RMSE)

Root Mean Squared Error merupakan salah satu ukuran yang digunakan untuk menilai tingkat akurasi hasil prediksi. Semakin kecil nilai RMSE, maka semakin baik kemampuan model dalam memprediksi data. Rumus perhitungan RMSE disajikan pada persamaan berikut (Sulastridkk., 2023).

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (Y_t - \hat{Y}_t)^2} \quad (2.26)$$

dengan:

n = jumlah periode prediksi

t = waktu

$\hat{Y}_t$ = nilai prediksi pada periode ke- t

Y_t = nilai aktual pada periode ke- t

3. *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE)

Mean Absolute Percentage Error digunakan untuk mengukur persentase kesalahan prediksi. Model dengan nilai MAPE terendah dianggap memiliki kinerja prediksi terbaik. Rumus perhitungan MAPE disajikan pada persamaan berikut (Sulastridkk., 2023).

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{Y_t - \hat{Y}_t}{Y_t} \right| \times 100\% \quad (2.27)$$

dengan:

n = jumlah periode prediksi

t = waktu

$\hat{Y}_t$ = nilai prediksi pada periode ke- t

Y_t = nilai aktual pda periode ke- t

2.13 Harga Emas

Emas telah lama dipandang sebagai simbol kekayaan sekaligus menjadi salah satu instrumen investasi yang paling stabil di tengah gejolak ekonomi global. Banyak individu menilai bahwa investasi emas menawarkan keuntungan yang relatif lebih stabil dibandingkan dengan instrumen investasi lainnya (Amalia dkk., 2024). Nilai emas yang cenderung meningkat seiring waktu, menjadikannya aset pelindung nilai (*safe haven*) saat terjadi ketidakpastian ekonomi maupun fluktuasi pasar keuangan. Dalam beberapa dekade terakhir, harga emas menunjukkan tren peningkatan yang cukup signifikan (Siagian, 2025). Pergerakan harga yang dinamis tersebut menjadikan analisis dan peramalan harga emas penting dilakukan untuk memahami pola dan arah pergerakannya di masa mendatang.

III. METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Waktu dan Tempat Penelitian

Penelitian ini dilaksanakan pada semester ganjil tahun akademik 2025/2026 bertempat di Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung yang beralamatkan di Jalan Prof. Dr. Soemantri Brojonegoro No. 1, Gedong Meneng, Bandar Lampung.

3.2 Data Penelitian

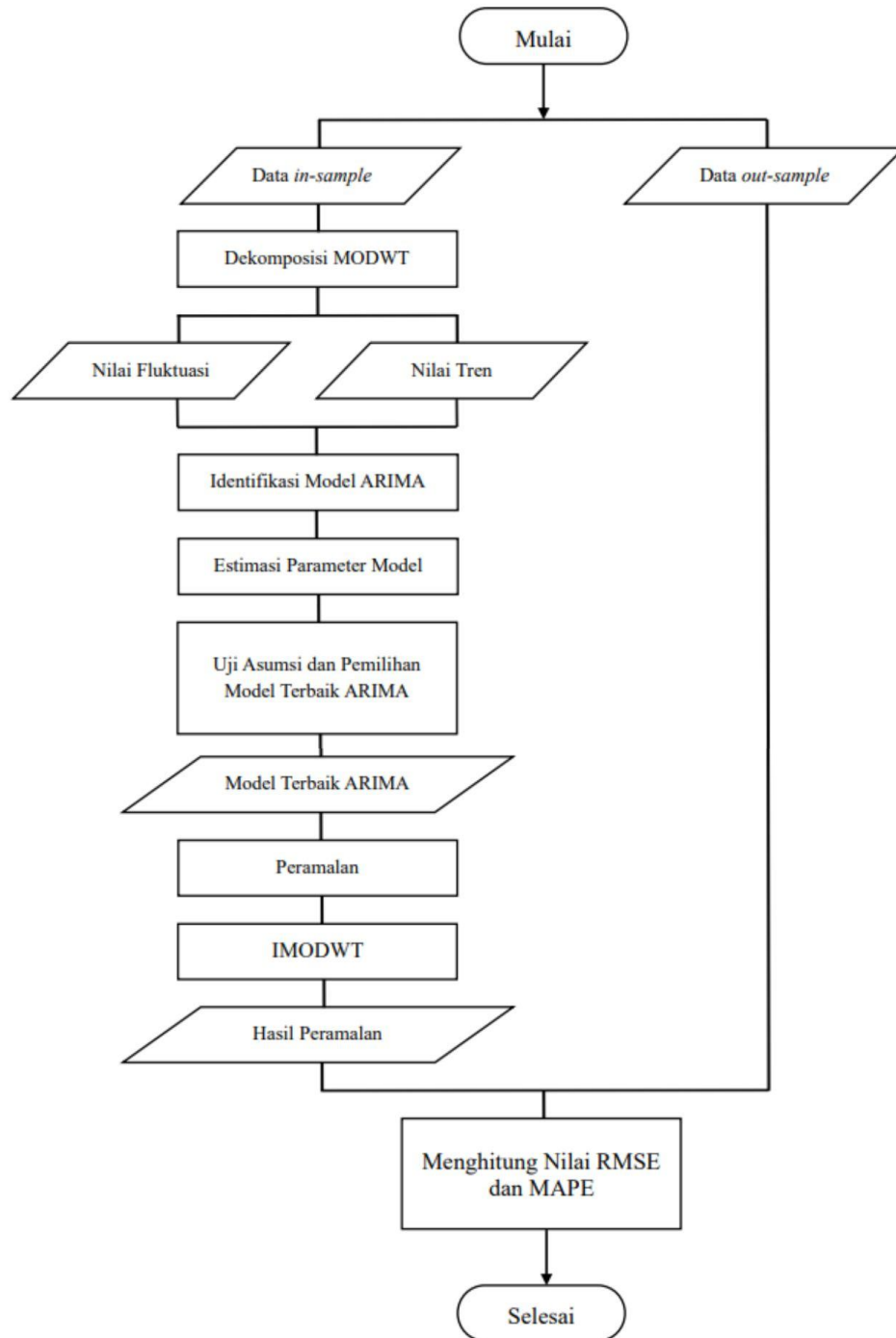
Data penelitian yang dipakai menggunakan data harga emas bulanan dari tahun 2010 hingga 2025. Data ini diperoleh dari situs Investing.com (2025) pada laman <https://id.investing.com/commodities/gold-historical-data> yang disajikan pada Lampiran 1. Emas dinyatakan dalam satuan *troy ounce*, yaitu satuan standar internasional untuk perdagangan emas, dimana 1 *troy ounce* setara dengan sekitar 31,10 gram emas murni. Harga emas dinyatakan dalam satuan USD per *troy ounce*. Data dari situs ini dipilih karena menyediakan catatan historis yang lengkap, sehingga relevan untuk digunakan dalam analisis pergerakan harga emas dan penerapan model peramalan berbasis runtun waktu.

3.3 Metode Penelitian

Penelitian ini menggunakan metode MODWT-ARIMA untuk memodelkan dan meramalkan harga emas bulanan. MODWT diterapkan untuk memisahkan data berdasarkan komponen frekuensinya, sedangkan ARIMA digunakan untuk pemodelan deret waktu masing-masing komponen. Pemodelan dilakukan secara sistematis dengan bantuan *RStudio*, dengan tahapan sebagai berikut:

1. Mencari analisis deskriptif data dan selanjutnya data dibagi menjadi data *in-sample* dan data *out-sample* untuk pembangunan model serta evaluasi peramalan.
2. Membangun model ARIMA langsung pada data *in-sample*, mulai dari visualisasi data, uji stasioneritas, penentuan orde (p, d, q) , estimasi model, uji residual, dan peramalan.
3. Mendekomposisi data *in-sample* menggunakan metode MODWT untuk memperoleh beberapa komponen fluktuasi $(W_1, W_2, \dots, W_J)$ serta satu komponen tren (V_J) .
4. Menguji stasioneritas setiap komponen hasil dekomposisi menggunakan uji ADF. Jika komponen tidak stasioner, dilakukan *differencing* hingga stasioner.
5. Menentukan orde ARIMA (p, d, q) menggunakan pola ACF dan PACF dari masing-masing komponen.
6. Setelah model terbentuk, memilih model terbaik berdasarkan nilai AIC dan BIC terkecil.
7. Menguji residual hasil estimasi menggunakan *Ljung-Box test* untuk memastikan bahwa model memenuhi kriteria *white noise*.
8. Melakukan peramalan menggunakan model ARIMA terbaik terhadap masing-masing komponen pada data *in-sample*.
9. Menggabungkan hasil peramalan dari seluruh komponen MODWT ke dalam skala aslinya menggunakan *Inverse MODWT* (IMODWT).
10. Membandingkan hasil peramalan dengan data aktual pada periode *out-sample* dan tingkat akurasi (RMSE dan MAPE) dari model MODWT-ARIMA dan ARIMA.

Gambar 5 menyajikan diagram alir yang menunjukkan langkah-langkah penelitian dalam pemodelan harga emas bulanan dengan metode MODWT-ARIMA.



Gambar 5. Diagram alir langkah-langkah penelitian.

V. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, kesimpulan yang dapat diambil sebagai berikut.

1. Penerapan metode MODWT–ARIMA dalam pemodelan harga emas bulanan di Indonesia dilakukan melalui proses dekomposisi data menggunakan MODWT. Setiap komponen hasil dekomposisi kemudian diuji stasioneritasnya dan dimodelkan menggunakan ARIMA. Pendekatan ini memungkinkan pemisahan struktur data harga emas ke dalam komponen fluktuasi dan tren dengan karakteristik yang berbeda.
2. Melalui pendekatan MODWT–ARIMA, dihasilkan model peramalan harga emas bulanan, dengan model ARIMA terbaik pada masing-masing komponen, yaitu ARIMA(1,0,1) untuk D1, ARIMA(9,0,4) untuk D2, ARIMA(7,0,10) untuk D3, dan ARIMA(9,1,5) untuk S3. Keempat model tersebut digunakan dalam proses peramalan dan digabungkan kembali melalui IMODWT sehingga diperoleh hasil peramalan harga emas secara menyeluruh.
3. Metode MODWT–ARIMA terbukti lebih baik dibandingkan model ARIMA tunggal. Hal ini ditunjukkan oleh penurunan nilai MAPE dari 37,74% menjadi 17,88% serta penurunan RMSE dari 1281,321 menjadi 646,5379. Penurunan nilai kesalahan tersebut menunjukkan bahwa dekomposisi MODWT membantu ARIMA menangkap pola fluktuasi dengan lebih efektif.

DAFTAR PUSTAKA

- Aina, M. Q., Hendikawati, P., & Walid. 2022. Pemodelan Runtun Waktu Harga Saham Bulanan BBRI.JK dengan Metode MODWT-ARIMA. *UNNES Journal of Mathematics*. **11**(1): 69-79.
- Amalia, L. R., Nuridin, & Pratama, E. A. 2024. Pengaruh Fluktuasi Harga Emas Terhadap Perjanjian Investasi Tabungan Emas. *Jurnal Ekonomi Bisnis, Manajemen dan Akuntansi*. **3**(1): 156.
- Aprilianti, B., Martha, S., & Imro'ah, N. 2022. Peramalan Harga Saham dengan Metode MODWT-ARIMA. *Buletin Ilmiah Math, Stat, dan Terapannya*. **11**(4): 649-658.
- Ardianti, C. W., Santoso, R., & Sudarno. 2020. Analisis ARIMA dan Wavelet untuk Peramalan Harga Cabai Merah Besar di Jawa Tengah. *Jurnal Gaussian*. **9**(3):247-262.
- Azizah, A. N., & Hernadi, J. 2020. Peramalan Data Runtun Waktu Menggunakan Metode Wavelet-VAR. *Jurnal Ilmiah Matematika*. **7**(2): 55-64.
- Beeg, F. A., Paendong, M. S., & Mananohas M. L. 2024. Penerapan Model ARIMA-GARCH untuk Peramalan Harga Emas Dunia. *Jurnal Matematika dan Aplikasi*. **13**(2): 73-79.
- Box, G. E. P., Jenkins, G. M., Reinsel, G. C., & Ljung, G. M. 2016. *Time Series Analysis: Forecasting and Control*. 5th Edition. John Wiley and Sons Inc., New Jersey.
- Burrus, C.S., Gopinath, R.A. and Guo, H. 1998. *Introduction to Wavelets and Wavelet Transforms: A Primer*. Prentice Hall, USA.

- Caesar, Y. B., Hadiono, K., & Ardianto, E. 2025. Evaluasi Empiris Model ARIMA dan LSTM Dalam Konteks Peramalan Penjualan Mobil Toyota. *Jurnal Teknologi Informasi*. **22**(2): 72-86.
- Daubechies, I. 1992. *Ten Lectures on Wavelets*. Springer-Verlag, Berlin.
- Deviana, A., Nusyirwan, Azis, D., & Ferdias, P. 2021. Analisis Model Autoregressive Integrated Moving Average Data Deret Waktu dengan Metode Momen Sebagai Estimasi Parameter. *Jurnal Siger Matematika*. **2**(2): 57-67.
- Dickey, D. A., & Wayne, A. F. 1979. Distribusi of Estimators for Autoregressive Time Series With a Unit Root. *Journal of the American Statistical Association*. **74**(366): 427-431.
- Famuji, A., Sriliana, I., & Agwil, W. 2024. Penerapan Model Asymmetric Power Autoregressive Conditional Heteroscedasticity (APARCH) Terhadap Harga Minyak Mentah Dunia. *Jurnal Gaussian*. **13**(1): 99-109.
- Hyndman, R. J., & Athanasopoulos, G. 2018. *Forecasting: Principles and Practice*. 2nd Edition. OTexts, Melbourne.
- Hanke, J. E., & Wichern, D. W. 2005. *Business Forecasting*. 8th Edition. Pearson Prentice Hall, New Jersey.
- Imro'ah, N. & Huda N. M. 2023. The MODWT-ARIMA Model In Forecasting The COVID-19 Cases. *Jurnal Teori dan Aplikasi Matematika*. **7**(4): 1066-1076.
- Investing.com. 2025. *Harga Historis Emas Berjangka*. Diakses pada 20 September 2025. <https://id.investing.com/commodities/gold-historical-data>.
- Lastri. 2021. Analisis Harga Emas di Indonesia (Studi Empiris Tahun 1996-2020). *Jurnal Manajemen dan Bisnis*. **21**(1): 129.
- Ljung, G. M., & Box, G. E. P. 1978. On a Measure of Lack of Fit in Time Series Models. *Journal Biometriks*. **65**(2): 297-303.

- Lutkepohl, H. 2005. *New Introduction to Multiple Time Series Analysis*. Springer, Berlin.
- Makridakis, S., Wheelwright, S. C., & McGee, V. E. 1999. *Metode dan Aplikasi Peramalan*. Edisi Kedua. Erlangga, Jakarta.
- Melani, V. D., Miftahuddin, & Subianto, M. 2022. Seleksi Model ARFIMA-GPH dan Intervensi Multi Input pada Indeks Harga Perdagangan Besar Indonesia. *Jurnal Gaussian*. **11**(2): 163-172.
- Mittal, P. 2023. Wavelet Transformation and Predictability of Gold Price Index Series with ARMA Model. *International Journal of Experimental Research and Review*. **30**: 127-128.
- Montgomery, D. C., Jennings, C. L., & Kulahci, M. 2008. *Introduction to Time Series Analysis and Forecasting*. Wiley Interscience, Canada.
- Owen, M., Vincent, Ambarita, R. Br., & Indra, E. 2022. Implementasi Metode Long Short Term Memory untuk Memprediksi Pergerakan Nilai Harga Emas. *Jurnal TEKINKOM*. **5**(1): 96-104.
- Pangalila, M., Mongi1, C. E., & Hatidja, D. 2024. Analisis Peramalan Harga Minyak Goreng di Provinsi Sulawesi Utara dengan Menggunakan Metode Analisis Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA). *Jurnal Matematika dan Aplikasi*. **13**(1): 23-29.
- Percival, D. B., & Walden, A. T. 2000. *Wavelet Methods for Time Series Analysis*. 4th Edition. Cambridge University Press, Cambridge.
- Putri, S. P., & Nur'aeni. 2021. Analisis Fluktuasi Harga Emas dan Tingkat Inflasi Terhadap Pendapatan Gadaai Emas Syariah di Bank Syariah Mandiri. *Indonesian Journal of Economics and Management*. **1**(3): 489.
- Setiadikurnia, D., & Michael, F. 2011. Watermarking pada Citra Warna Menggunakan Teknik SVD-DCT Berdasarkan Local Peak SNR. *Electrical Engineering Journal*. **1**(2): 111-130.

- Siagian, R. R. A. 2025. Persepsi Masyarakat Indonesia Terhadap Kenaikan Harga Emas Sebagai Instrumen Investasi Jangka Panjang: Sebuah Tinjauan Literatur. *Journal of Multidisciplinary Research on Scientific and Advanced*. **3**(1): 72-79.
- Sidabutar, J. 2020. Penerapan Metode Discrete Wavelet Transform (DWT) dan Gaussian Mixture Model (GMM) Sebagai Pengenal Penutur. *Jurnal Teknik Informatika Unika St. Thomas*. **5**(1): 1-12.
- Sulastri, H., Anwar, G. S., & Dewi, E. N. F. 2023. Peramalan Stok Barang Percetakan dan ATK Menggunakan Single Moving Average. *Jurnal Rekayasa Teknologi Informasi*. **7**(1): 59-69.
- Syahnaz, M. R., Purnamasari, I., & A'yun, Q. Q. 2024. Transformasi Wavelet Diskrit Daubechies Fungsi Soft Thresholding untuk Prediksi Data Inflasi di Indonesia. *Journal of Statistics and Its Application on Teaching and Research*. **6**(2): 56-66.
- Tanudy, C., Handhayani, T., & Hendryli, J. 2023. Prediksi Harga Emas di Indonesia Menggunakan Gated Recurrent Unit. *Jurnal Fasilkom*. **13**(3): 480-488.
- Wahyuningrum, S., Suparti, & Mukid, M. A. 2014. Analisis Pajak Kendaraan Bermotor Menggunakan Model Multiscale Autoregressive dengan Maximal Overlap Discrete Wavelet Transform (Studi Kasus Di UP3AD Kab. Temanggung). *Jurnal Gaussian*. **3**(1): 131-140.
- Wahyuningsih, E. D., Aniqotunnafiah, & Khoiriyah, S. N. 2024. Pengaruh Fluktuasi Harga Emas, Literasi Keuangan dan Pendapatan Terhadap Keputusan Investasi Emas (Pada Member Agen Mini Gold di Kota Demak). *Jurnal Pajak Manajemen Keuangan*. **1**(4): 138-152.
- Wei, W. W. S. 2006. *Time Series Analysis Univariate and Multivariate Methods*. 2nd Edition. Addison Wesley Publishing Company, USA.
- Yousuf, M. U., Al-Bahadly, I., & Avcı, E. 2021. Short-Term Wind Speed Forecasting Based on Hybrid MODWT-ARIMA-Markov Model. *IEEE Access*. **9**: 79695-79711.