**PERBANDINGAN MODEL *THRESHOLD GENERALIZED AUTOREGRESSIVE CONDITIONAL HETEROSKEDASTICITY* (TGARCH) DAN MODEL *EXPONENTIAL GENERALIZED AUTOREGRESSIVE CONDITIONAL HETEROSKEDASTICITY* (EGARCH) DALAM PERAMALAN HARGA EMAS DUNIA**

**(Skripsi)**

**Oleh**

**SISKA NABILA AZAHRA**
**(2017031078)**

**FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM**
**UNIVERSITAS LAMPUNG**
**BANDAR LAMPUNG**
**2025**

# ABSTRAK

**PERBANDINGAN MODEL *THRESHOLD GENERALIZED AUTOREGRESSIVE CONDITIONAL HETEROSKEDASTICITY* (TGARCH) DAN MODEL *EXPONENTIAL GENERALIZED AUTOREGRESSIVE CONDITIONAL HETEROSKEDASTICITY* (EGARCH) DALAM PERAMALAN HARGA EMAS DUNIA**

**Oleh**

**SISKA NABILA AZAHRA**

Fluktuasi harga emas sebagai salah satu instrumen investasi yang stabil sering kali menunjukkan gejala volatilitas yang tidak simetris. Hal ini menimbulkan permasalahan heteroskedastisitas dalam analisis data deret waktu keuangan. Model TGARCH dan EGARCH merupakan pengembangan dari model ARCH dan GARCH yang dirancang untuk menangani volatilitas asimetris. Penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi model terbaik antara TGARCH dan EGARCH dalam merepresentasikan volatilitas *return* harian harga emas dunia serta melakukan peramalan harga di masa mendatang. Data yang digunakan adalah data *return* harian harga emas dunia periode Juni 2023 hingga April 2025. Tahapan analisis meliputi pengujian stasioneritas menggunakan uji ADF dan plot ACF/PACF, pemeriksaan heteroskedastisitas dengan uji ARCH-LM, pemodelan awal dengan GARCH, dan uji diagnostik lanjutan (ARCH-LM, Ljung-Box, dan Kolmogorov–Smirnov). Selanjutnya dilakukan estimasi parameter model TGARCH dan EGARCH serta pemilihan model terbaik berdasarkan nilai AIC terkecil. Hasil analisis menunjukkan bahwa model EGARCH(1,1) dengan kombinasi ARMA(0,0) merupakan model terbaik karena memiliki nilai AIC paling rendah. Model ini mampu merepresentasikan karakteristik volatilitas dengan lebih baik dibandingkan model lainnya. Hasil peramalan menunjukkan kecenderungan harga emas meningkat secara stabil dalam 10 hari ke depan, memperkuat efektivitas model EGARCH(1,1) dalam analisis volatilitas harga emas dunia.

Kata kunci: harga emas, EGARCH, TGARCH, AIC, volatilitas

## ABSTRACT

**COMPARISON OF THRESHOLD GENERALIZED AUTOREGRESSIVE CONDITIONAL HETEROSKEDASTICITY (TGARCH) MODEL AND EXPONENTIAL GENERALIZED AUTOREGRESSIVE CONDITIONAL HETEROSKEDASTICITY (EGARCH) MODEL IN FORECASTING WORLD GOLD PRICES**

**By**

**SISKA NABILA AZAHRA**

Gold, often considered a safe-haven investment, frequently exhibits asymmetric volatility in its price movements. This characteristic leads to the presence of heteroskedasticity in financial time series data, which cannot be fully addressed by standard GARCH models. Therefore, this study aims to identify the most appropriate model between the Threshold Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity (TGARCH) and Exponential GARCH (EGARCH) models in capturing the volatility of daily gold price returns, as well as to forecast future gold prices. The dataset consists of daily gold price returns from June 2023 to April 2025. The analysis steps include testing for stationarity using the Augmented Dickey-Fuller (ADF) test and inspecting ACF/PACF plots, detecting heteroskedasticity with the ARCH-LM test, fitting initial GARCH models, and conducting diagnostic checks (ARCH-LM, Ljung-Box, and Kolmogorov–Smirnov tests). Further, both TGARCH and EGARCH models are estimated and compared using the Akaike Information Criterion (AIC) to determine the best-fitting model. The results show that the EGARCH(1,1) model with an ARMA(0,0) structure provides the best performance, as indicated by the lowest AIC value among all compared models. This model effectively captures the asymmetric nature of volatility in the gold price return series. Moreover, the 10-day-ahead forecast demonstrates a steady upward trend, confirming the reliability of the EGARCH(1,1) model in forecasting gold price volatility.


**Keywords:** gold price, EGARCH, TGARCH, AIC, volatility

**PERBANDINGAN MODEL *THRESHOLD GENERALIZED AUTOREGRESSIVE CONDITIONAL HETEROSKEDASTICITY* (TGARCH) DAN MODEL *EXPONENTIAL GENERALIZED AUTOREGRESSIVE CONDITIONAL HETEROSKEDASTICITY* (EGARCH) DALAM PERAMALAN HARGA EMAS DUNIA**

**Oleh**

**SISKA NABILA AZAHRA**

**Skripsi**

**Sebagai Salah Satu Syarat untuk Memperoleh Gelar**
**SARJANA**

**Pada**

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

**FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM**
**UNIVERSITAS LAMPUNG**
**BANDAR LAMPUNG**
**2025**

**Judul Skripsi** : **PERBANDINGAN MODEL *THRESHOLD GENERALIZED AUTOREGRESSIVE CONDITIONAL HETEROSKEDASTICITY* (TGARCH) DAN MODEL *EXPONENTIAL GENERALIZED AUTOREGRESSIVE CONDITIONALHETEROSKEDASTICITY* (EGARCH) DALAM PERAMALAN HARGA EMAS DUNIA**

**Nama Mahasiswa** : **Siska Nabila Azahra**

**Nomor Pokok Mahasiswa** : **2017031078**

**Jurusan** : **Matematika**

**Fakultas** : **Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam**

**MENYETUJUI**

1. **Komisi Pembimbing**

**Widiarti, S.Si., M.Si.**
NIP. 198005022005012003

**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 | : **Widiarti, S.Si., M.Si** | ……………….. |
| Sekertaris | : **Siti Laelatul Chasanah, S.Pd., M.Si.** | ……………….. |
| Penguji<br>Bukan Pembimbing | : **Dr. Aang Nuryaman, S.Si., M.Si.** | ……………….. |

2. Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam

**Dr. Eng. Heri Satria, S.Si., M.Si.**
NIP. 197110012005011002

Tanggal Lulus Ujian Skripsi : **18 Juni 2025**

## PERNYATAAN

Yang bertandatangan di bawah ini:

| | |
|---|---|
| Nama | : Siska Nabila Azahra |
| Nomor Pokok Mahasiswa | : 2017031078 |
| Jurusan | : Matematika |
| Judul Skripsi | : Perbandingan Model *Threshold Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity* (TGARCH) Dan Model *Exponential Generalized Autoregressive Conditionalheteroskedasticity* (EGARCH) dalam Peramalan Harga Emas Dunia |

Dengan ini menyatakan bahwa penelitian 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, 31 Juli 2025

Yang menyatakan

Siska Nabila Azahra

NPM 2017031078

## RIWAYAT HIDUP

Penulis bernama Siska Nabila Azahra yang lahir di Natar, pada tanggal 05 Agustus 2002. Penulis merupakan anak kedua dari tiga bersaudara pasangan Bapak Suliyar dan Ibu Sumiyatun, S.Pd. Penulis memiliki satu kakak laki-laki dan satu adik laki-laki yang bernama Muhammad Rizky Husaini dan Fahri Muhammad Firdaus.

Penulis menyelesaikan pendidikan dasar di SDN 05 Merak Batin pada tahun 2014, pendidikan Menengah Pertama di MTs Al-Fatah Lampung yang diselesaikan pada tahun 2017, dan pendidikan Menengah Atas di MA Al-Fatah Lampung yang diselesaikan pada tahun 2020.

Penulis melanjutkan pendidikan Sarjana (S1) di Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam (FMIPA) Universitas Lampung pada tahun 2020 melalui jalur SBMPTN sebagai penerima beasiswa KIP Kuliah. Sebagai bentuk pengabdian, penulis melaksanakan Kuliah Kerja Nyata (KKN) di Desa Kali Sari Kecamatan Kalirejo Kabupaten Lampung Tengah dan Kerja Praktik (KP) di Briguna PT. Bank Rakyat Indonesia (Persero) Tbk. Kantor Cabang Tanjung Karang pada tahun 2023.

Selama menjadi mahasiswa, penulis aktif mengikuti organisasi sebagai anggota biro kesekretariatan pada periode 2021 HIMATIKA UNILA, anggota departemen prestasi dan keilmuan periode 2021-2023 dan Bendahara Umum periode 2023-2024 pada UKM Tapak Suci UNILA, staf Hublu periode 2021 dan staf Adkesma periode 2022 pada BEM FMIPA. Penulis mendapatkan juara 3 Cabor Pencak Silat Badan Pembina Olahraga Mahasiswa Indonesia (BAPOMI) Jawa Timur tahun 2020, juara 1 PORPROV Lampung tahun 2022, juara 1 regu putri dewasa Tapak Suci Jember tahun 2022, juara 2 Pemilihan Mahasiswa Berprestasi (PILMAPRES) tingkat Fakultas MIPA tahun 2022.

## KATA INSPIRASI

"Bertahanlah walaupun sulit, jika kamu masih bertahan artinya kamu ditakdirkan untuk selesai."

**(Siska Nabila Azahra)**

"Dari Abu Hurairah *radhiyallahu 'anhu*, ia berkata bahwa Nabi *shallallahu 'alaihi wa sallam* bersabda, "*Allah Ta'ala berfirman: Aku sesuai persangkaan hamba-Ku. Aku bersamanya ketika ia mengingat-Ku. Jika ia mengingat-Ku saat bersendirian, Aku akan mengingatnya dalam diri-Ku. Jika ia mengingat-Ku di suatu kumpulan, Aku akan mengingatnya di kumpulan yang lebih baik daripada pada itu (kumpulan malaikat).*" (*Muttafaqun 'alaih*)"

**(HR. Bukhari, no. 6970 dan Muslim, no. 2675)**

# PERSEMBAHAN

Alhamdulillahi Robbil ‘Alamin

Dengan mengucap puji dan syukur kepada Allah Subhanahuwata’ala atas Segala limpah rahmat, taufik dan hidayah-Nya

**Bapak dan Ibu**

Yang telah mengorbankan segalanya demi masa depanku. Segala pencapaian ini takkan tercapai tanpa doa dan dukungan kalian.

**Kakak dan Adik**

Yang telah memberikan semangat dan dukungan.

**Dosen Pembimbing dan Penguji**

Yang senantiasa meeluangkan waktu dan pikiran untuk memberikan bimbingan, motivasi, arahan, dan saran kepada penulis.

**Teman-Teman**

Yang telah mengiringi hari-hari penuh perjuangan dengan canda, tawa, dan semangat. Segala memori itu akan selalu hidup dalam ingatanku.

## SANWACANA

Puji syukur kehadirat Allah SWT yang telah melimpahkan rahmat, nikmat serta hidayah-Nya kepada penulis sehingga dapat menyelesaikan skripsi ini dengan sebaik-baiknya. Sholawat dan salam senantiasa tetap terlimpahkan kepada junjungan Nabi Muhammad SAW yang telah membawa umat manusia dari zaman kebodohan dan kegelapan ke jalan yang penuh cahaya kemulian.

Penulis menyadari bahwa banyak pihak yang terlibat dan telah membantu serta membimbing penulis dalam menyelesaikan skripsi ini dengan judul "Perbandingan Model *Threshold Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity* (TGARCH) dan Model *Exponential Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity* (EGARCH) dalam Peramalan Harga Emas Dunia". Untuk itu, iringan do'a dan ucapkan terima kasih penulis sampaikan kepada :

1. Ibu Widiarti, S.Si., M.Si. selaku Pembimbing Utama atas kesediaannya untuk memberikan bimbingan, saran, dan kritik dalam proses penyelesaian skripsi ini.
2. Ibu Siti Laelatul Chasanah, S.Pd., M.Si. selaku Pembimbing II terimakasih atas kesediaan waktu, saran, dan bimbingan selama proses penyusunan skripsi ini.
3. Bapak Dr. Aang Nuryaman, S.Si., M.Si. selaku Penguji dan Ketua Jurusan Matematika yang telah bersedia memberikan kritik dan saran serta evaluasi kepada penulis sehingga dapat lebih baik lagi.
4. Bapak Ir. Warsono, PH.D., M.S., Ph.D. selaku Dosen Pembimbing Akademik, yang telah memberikan arahan dan bantuannya selama masa perkuliahan sehingga penulis dapat menyelesaikan perkuliahan dengan baik.

5. Seluruh dosen, staf, dan karyawan Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung yang telah banyak membantu selama perkuliahan.
6. Orangtua, saudara dan keluarga yang selalu memberikan semangat, dukungan, dan doa tiada henti kepada penulis.
7. Teman-teman penulis Marcella, Yenny, Salsa, Gray, Arsa, Ainnun, Citra, Niken, Hana, Arin, Dhilla, Rani, Sasi, Nurul, Shofi, Della, Mega, Nanda, Emay, Lima, Shafira, Desti, Desca, Aisyah, Ghofi, Galih, Azurio, Yudi, Leni, Mars yang selalu memberikan keceriaan, semangat, dukungan dan motivasi kepada penulis.
8. Teman seperjuangan Ocha, Rahmat, Andi, Nanda Evitarina.
9. Teman-teman bimbingan, teman-teman kursus bahasa mandarin, teman-teman KKN Desa Kalisari, teman-teman Matematika 2020.
10. Semua pihak terkait yang membantu dalam menyelesaikan skripsi ini yang tidak dapat penulis sebutkan satu per satu.

Akhir kata, penulis menyadari bahwa skripsi ini masih jauh dari kesempurnaan, akan tetapi sedikit harapan semoga skripsi yang sederhana ini dapat berguna dan bermanfaat bagi kita semua. Aamiin.

Bandar Lampung,      Juli 2025
Penulis,

Siska Nabila Azahra

## 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 ........................................ 3

**II. TINJAUAN PUSTAKA** ........................................ **4**

2.1 Deret Waktu ........................................ 4

2.2 Volatilitas ........................................ 4

2.3 Stasioneritas ........................................ 5

2.4 Uji Akar Unit *Augmented* Dickey-Fuller (ADF) ........................................ 6

2.5 Fungsi Autokorelasi (ACF) ........................................ 7

2.6 Fungsi Autokorelasi Parsial (PACF) ........................................ 8

2.7 Box-Jenkins ........................................ 8

2.8 Model *Autoregressive* (AR) ........................................ 9

2.9 Model *Moving Average* (MA) ........................................ 9

2.10 Model *Autoregressive-Moving Average* (ARMA) ........................................ 10

2.11 Model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) ........................................ 10

2.12 Identifikasi Model ........................................ 12

2.13 Evaluasi Model ........................................ 12

2.14 Peramalan ........................................ 13

2.15 Model ARCH ........................................ 13

2.16 Model GARCH ........................................ 14

2.17 Model TGARCH ........................................ 15

2.18 Model EGARCH ........ 16
**III. METODOLOGI PENELITIAN ........ 17**
3.1 Waktu dan Tempat Penelitian ........ 17
3.2 Data Penelitian ........ 17
3.3 Metode Penelitian ........ 17
**IV. HASIL DAN PEMBAHASAN ........ 19**
4.1 Statistik Deskriptif Data ........ 19
4.2 Uji Stasioner Data ........ 20
4.3 Pemodelan ARIMA ........ 25
4.4 Pengujian Efek ARCH Menggunakan Uji ARCH-LM ........ 26
4.5 Estimasi Parameter Model GARCH ........ 27
4.6 Uji Kesesuaian Model ........ 27
4.7 Estimasi dan Pemodelan EGARCH ........ 28
4.8 Estimasi dan Pemodelan TGARCH ........ 30
4.9 Perbandingan Model EGARCH dan TGARCH ........ 31
4.10 Peramalan Model Terbaik ........ 32
**V. KESIMPULAN ........ 34**
**DAFTAR PUSTAKA ........ 35**
**LAMPIRAN ........ 38**

## DAFTAR TABEL

Tabel Halaman


1. Statistik deskriptif data harga emas dunia .................................................. 19
2. Hasil uji ADF ........................................................................................... 22
3. Hasil uji ADF setelah *differencing* pertama ............................................... 24
4. Perbandingan nilai AIC ............................................................................ 25
5. Hasil uji ARCH-LM ................................................................................. 26
6. Estimasi parameter model GARCH ........................................................... 27
7. Hasil uji kesesuaian model ....................................................................... 28
8. Estimasi parameter model EGARCH ......................................................... 29
9. Estimasi parameter model TGARCH ......................................................... 30
10. Perbandingan model EGARCH dan TGARCH .......................................... 31
11. Peramalan model EGARCH dan TGARCH ............................................... 32

## DAFTAR GAMBAR


Gambar Halaman

1. Plot deret waktu harga emas dunia. ............................................................ 20
2. Plot ACF data harga emas dunia. ................................................................. 21
3. Plot PACF data harga emas dunia. ............................................................... 21
4. Plot deret waktu setelah *differencing* pertama ............................................. 23
5. Plot ACF setelah *differencing* pertama ........................................................ 23
6. Plot PACF setelah *differencing* pertama ..................................................... 24

# I. PENDAHULUAN

## 1.1 Latar Belakang dan Masalah

Analisis harga saham merupakan metode untuk memprediksi pergerakan harga saham di masa depan. Salah satu metode yang sering digunakan dalam analisis deret waktu adalah *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA). Model ini diperkenalkan oleh George Box dan Gwilyn Jenkins pada tahun 1976 sebagai pendekatan peramalan yang tidak memerlukan pola eksplisit tertentu dari data historis, serta tidak melibatkan variabel independen dalam proses peramalan (Desvina & Meijer, 2018). Secara umum, ARIMA merupakan kombinasi dari model *Autoregressive* (AR), yang memprediksi nilai berdasarkan observasi sebelumnya, dan model *Moving Average* (MA), yang menggunakan kesalahan dari prediksi sebelumnya untuk memperkirakan nilai yang akan datang (Hendrawan, 2012).

Volatilitas adalah perubahan *return* suatu saham selama periode waktu tertentu. Adanya volatilitas menimbulkan masalah heteroskedastisitas pada varians *residual*. Salah satu model yang mengukur estimasi *mean* dan varians data dengan volatilitas adalah model *Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* (ARCH) (Ervina, dkk., 2020). Namun, dalam implementasinya, model ARCH memiliki keterbatasan dalam hal jumlah orde yang dapat digunakan. Semakin besar tingkat volatilitas suatu data keuangan, maka dibutuhkan orde yang lebih tinggi untuk dapat memodelkan variansnya secara akurat (Brilliantya, dkk., 2022). Untuk mengatasi keterbatasan tersebut, model ARCH kemudian dikembangkan menjadi *Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity* (GARCH), yang merupakan bentuk generalisasi dari ARCH. Model GARCH memiliki karakteristik simetris dalam merespons guncangan, baik yang bersifat positif maupun negatif (Brilliantya, dkk., 2022). Oleh karena itu, model GARCH cocok diterapkan pada data deret waktu yang mengandung heteroskedastisitas.

Model GARCH dimanfaatkan untuk menganalisis data deret waktu yang menunjukkan pola volatilitas dengan respon yang simetris. Namun, dalam kenyataannya, tidak semua data keuangan menunjukkan karakteristik tersebut; sebagian data justru menunjukkan volatilitas yang tidak simetris. Ketidaksimetrian ini dikenal sebagai *leverage effect*, yaitu kondisi ketika perubahan nilai harga menimbulkan dampak yang berbeda terhadap besar kecilnya volatilitas. Untuk mengatasi keterbatasan model ARCH dan GARCH dalam menangani fenomena ini, dikembangkanlah model alternatif seperti *Threshold Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* (TGARCH) dan *Exponential Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* (EGARCH) (Brilliantya, dkk., 2022).

Emas merupakan investasi yang diminati sebagian besar orang di dunia. Emas atau logam mulia kerap dianggap sebagai salah satu bentuk investasi yang paling aman dibandingkan dengan instrumen investasi lainnya. Hal ini disebabkan karena emas merupakan logam mulia yang nilai jualnya cenderung stabil dan tidak terdampak langsung oleh laju inflasi (Anggraeni, dkk., 2020). Inflasi sendiri dapat diartikan sebagai kondisi di mana harga-harga barang dan jasa mengalami kenaikan secara berkelanjutan, atau sebagai penurunan nilai mata uang yang terjadi secara terus-menerus (Zifi, dkk., 2021).

Beberapa penelitian telah banyak menggunakan model TGARCH dan EGARCH diantaranya adalah Julia, dkk., (2018) melakukan penelitian analisis model *Threshold Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity* (TGARCH) dan model *Exponential Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity* (EGARCH). Data yang digunakan adalah data IHSG dan diperoleh hasil model EGARCH (1) sebagai model terbaik. Penelitian yang dilakukan oleh Brilliantya, dkk., (2022) membahas penggunaan model EGARCH dan TGARCH dalam mengukur volatilitas *return* saham yang bersifat asimetris. Penelitian tersebut menggunakan data harga saham PT Bank KB Bukopin (BBKP), dan hasil analisis menunjukkan bahwa model EGARCH (2,1) merupakan model yang paling sesuai.

Model EGARCH dan TGARCH telah banyak digunakan di beberapa studi lainnya untuk mengukur volatilitas asimetris dalam data keuangan deret waktu. Pada penelitian ini akan dilakukan peramalan pada data harga emas dunia menggunakan model TGARCH dan EGARCH. Pemilihan model yang paling sesuai dapat dilakukan dengan mempertimbangkan nilai *Akaike Information Criterion* (AIC), di mana nilai AIC yang lebih rendah menunjukkan tingkat kesesuaian model yang lebih baik (Brilliantya, dkk., 2022). Selanjutnya, model terbaik akan diaplikasikan pada data harga emas dunia.

## 1.2 Tujuan Penelitian

Penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi model yang paling tepat antara TGARCH dan EGARCH dalam penerapannya terhadap data harga emas dunia, serta memprediksi harga emas pada periode mendatang.

## 1.3 Manfaat Penelitian

Manfaat yang dapat diperoleh dari penelitian ini antara lain sebagai berikut:

1. Memberikan pemahaman terkait penerapan dan karakteristik model TGARCH dan EGARCH.
2. Memberikan kontribusi sebagai bahan pertimbangan bagi investor dalam mengelola dan meminimalkan risiko pasar terhadap aset yang diperdagangkan, melalui pendekatan peramalan terhadap pergerakan harga aset yang akan diinvestasikan.

# II. TINJAUAN PUSTAKA

## 2.1 Deret Waktu

Deret waktu *(time series)* merupakan sekumpulan observasi terhadap suatu variabel yang dikumpulkan secara berurutan berdasarkan waktu dengan interval yang konsisten (William & Wei, 2006). Analisis deret waktu digunakan untuk mengevaluasi data dengan mempertimbangkan aspek waktu sebagai faktor penting dalam proses analisis. Metode ini bermanfaat dalam menyusun rencana untuk masa depan melalui pemahaman pola historis. Analisis deret waktu juga termasuk dalam teknik statistik yang bertujuan untuk meramalkan struktur probabilistik dari kondisi yang mungkin terjadi di masa mendatang, guna mendukung pengambilan keputusan (Julia, dkk., 2018). Pemodelan data deret waktu umumnya dikaitkan dengan proses peramalan suatu karakteristik pada periode berikutnya. Peramalan itu sendiri merupakan kegiatan memperkirakan keadaan masa depan berdasarkan data historis dan kondisi saat ini, yang digunakan untuk menentukan waktu terjadinya suatu peristiwa sehingga dapat diambil langkah yang tepat (Putri, dkk., 2017).

## 2.2 Volatilitas

Fenomena *volatility clustering* dalam pasar keuangan mengacu pada kondisi di mana fluktuasi harga aset terjadi dalam pola yang berkelompok, yaitu periode dengan perubahan harga yang tajam cenderung diikuti oleh periode serupa, sementara periode dengan perubahan harga yang relatif stabil juga cenderung berkelanjutan (Maruddani dan Wuryandari, 2007). Secara umum volatilitas pasar keuangan menggambarkan tingkat risiko yang dihadapi pemodal karena mencerminkan fluktuasi pergerakan harga saham. Dalam berbagai kasus volatilitas di pasar keuangan dapat mengakibatkan dampak yang signifikan bagi perekonomian (Romli, dkk., 2017).

## 2.3 Stasioneritas

Stasioneritas mengacu pada kondisi di mana suatu data deret waktu tidak menunjukkan perubahan drastis dalam periode tertentu. Suatu data dikatakan stasioner apabila nilai-nilainya berfluktuasi di sekitar rata-rata yang konstan, variansnya stabil, dan pola pergerakannya tidak dipengaruhi oleh waktu (Makridakis, dkk., 1999).

1. Stasioner dalam rata-rata

   Data deret waktu dikatakan stasioner dalam rata-rata apabila nilai-nilainya berfluktuasi di sekitar rata-rata yang konstan (membentuk pola horizontal), tanpa adanya kecenderungan meningkat atau menurun seiring waktu. Jika data tidak menunjukkan karakteristik ini, maka dapat dilakukan proses *differencing* atau pembedaan, yaitu dengan mengganti nilai data asli menjadi selisih antar nilai-nilai berurutan. Dalam proses *differencing* ini, digunakan operator langkah mundur (*backward shift*) yang dilambangkan dengan simbol *B* (Makridakis, dkk.,1999). Berikut bentuk dari persamaan *backward shift*:

   $$BY_t = Y_{t-1} \tag{2.1}$$

   Bentuk umum dari proses *differencing* sebanyak $d$ kali pada suatu data deret waktu dapat dinyatakan sebagai berikut

   $$(1-B)^d Y_t = e_t \tag{2.2}$$

   dengan:

   $Y_t$ = data periode ke- $t$

   $Y_{t-1}$ = data periode ke $t-1$

   $B$ = $backward\ shift$ (operator langkah mundur)

   $e_t$ = kesalahan (*error*)

2. Stasioner dalam ragam

   Data deret waktu dikatakan stasioner dalam ragam apabila tingkat fluktuasinya bersifat konstan atau tidak mengalami perubahan yang signifikan dari waktu ke waktu. Suatu deret waktu dianggap telah mencapai kestasioneran ragam apabila nilai *rounded value*-nya mendekati 1. Jika data belum stasioner dalam ragam, maka perlu dilakukan transformasi menggunakan metode *Box-Cox* hingga tercapai kestabilan ragam (Deviana, dkk., 2021). Transformasi *Box-Cox* sendiri merupakan teknik transformasi dengan menggunakan pangkat tunggal $\lambda$ yang dirumuskan dalam bentuk persamaan sebagai berikut:

$$T(Y_t) = \frac{Y_t^{\lambda} - 1}{\lambda} \tag{2.3}$$

   dengan:

   $T(Y_t)$ = fungsi transformasi terhadap nilai data $Y$ pada periode $t$

   $\lambda$ = *rounded value*/nilai parameter transformasi

## 2.4 Uji Akar Unit *Augmented* Dickey-Fuller (ADF)

Menurut Audina, dkk., (2021), deret waktu merupakan salah satu pendekatan pemodelan dalam penelitian dinamis yang bertujuan untuk mengumpulkan serta menganalisis data historis yang tercatat secara berurutan dari waktu ke waktu. Tujuan utamanya adalah membangun model yang mampu merepresentasikan pola atau struktur yang terkandung dalam data tersebut. Dalam penerapannya, analisis deret waktu dapat dibedakan menjadi dua fokus utama, yaitu analisis pola deret dan peramalan nilai masa depan.

Untuk menghasilkan model deret waktu yang optimal, terdapat dua aspek penting yang perlu diperhatikan, yaitu keberadaan autokorelasi serta sifat stasioner dari data. Pengujian stasioneritas dilakukan untuk memastikan bahwa pergerakan data bersifat konsisten sepanjang waktu. Salah satu jenis uji stasioneritas yaitu uji *Augmented Dickey Fuller* (ADF). Adapun persamaan umum uji stasioneritas sebagai berikut:

$$\Delta Y_t = \beta_1 + \beta_2 t + \delta Y_{t-1} + a_i \sum_{i=1}^{m} \Delta Y_{t-1} + u_t \tag{2.4}$$

dengan

$Y_t$ = data *time series*

$t$ = *trend deterministic*

$\beta_1, \beta_2$ = *intersep* / konstanta

$m$ = panjang *lag*

$\delta$ = 0 (jika memiliki akar unit) dan δ = 1 (jika tidak memiliki akar unit)

Menurut Sangian, dkk., (2023) hipotesis yang digunakan dalam pengujian ADF adalah sebagai berikut.

1. $H_0 : \omega = 0$ (data belum bersifat stasioner terhadap nilai rata-ratanya.)
2. $H_1 : \omega < 0$ (data tidak stasioner terhadap rataan)

Statistik pengujian yang diterapkan adalah

$$Df = \frac{\delta}{SE(\widehat{\omega})} \tag{2.5}$$

Kriteria dalam pengujian menyatakan bahwa jika nilai statistik ADF lebih kecil dari nilai kritis, maka $H_0$ ditolak. Apabila hasil uji menunjukkan bahwa data tidak stasioner terhadap rata-rata, maka perlu dilakukan proses pembedaan (*differencing*).

## 2.5 Fungsi Autokorelasi (ACF)

Fungsi autokorelasi merupakan fungsi yang menggambarkan tingkat hubungan antara nilai data pada waktu ke- $t$ dengan nilai-nilai data pada periode sebelumnya. Dalam kondisi stasioner, data deret waktu memiliki rata-rata dan variansi yang tetap, serta kovarian yang hanya bergantung pada selisih waktu, yaitu $(|t - (t-k)|)$ (Deviana, dkk. 2021). Dengan demikian, hubungan ini dapat dinyatakan sebagai fungsi kovariansi antara $Y_t$ dan $Y_{t+k}$, yang dirumuskan sebagai berikut:

$$\rho_k = \frac{Cov(Y_t, Y_{t+k})}{\sqrt{var(Y_t)}\sqrt{var(Y_{t+k})}} = \frac{\gamma_t}{\gamma_0} \tag{2.6}$$

dengan:

$Y_t$ = data pada periode ke- $t$

$\rho_k$ = fungsi Autokorelasi (ACF)

$Var\ (Y_t)$ = variansi dari data $Y_t$
$Cov(Y_t, Y_{t+k})$ = kovariansi antara data $Y_t$ dan $Y_{t+k}$

## 2.6 Fungsi Autokorelasi Parsial (PACF)

Dalam analisis deret waktu, pemahaman terhadap pola hubungan antar data sangat penting, salah satunya melalui fungsi autokorelasi dan autokorelasi parsial. Sama seperti fungsi autokorelasi, fungsi autokorelasi parsial (PACF) juga digunakan untuk mengukur korelasi antar nilai dalam data deret waktu. Perbedaannya terletak pada cara perhitungan korelasi. Jika ACF mengukur korelasi langsung antara $Y_t$ dan $Y_{t+k}$ pada *lag* ke-$k$, maka PACF menghitung korelasi antara $Y_t$ dan $Y_{t+k}$ dengan terlebih dahulu mengeliminasi pengaruh nilai-nilai data yang berada di antara keduanya, yaitu mulai dari $Y_{t+1}$ hingga $Y_{t+k-1}$ (Deviana, dkk. 2021).

## 2.7 Box-Jenkins

Model ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*) yang diperkenalkan oleh George Box dan Gwilyn Jenkins pada tahun 1976 merupakan metode peramalan yang tidak mengasumsikan adanya pola khusus dalam data historis, serta tidak melibatkan variabel independen dalam proses prediksi. ARIMA, yang juga dikenal sebagai metode *Box-Jenkins*, bertujuan untuk mengidentifikasi pola yang paling sesuai dari sekumpulan data, atau dikenal dengan teknik *curve fitting*. Model ini sepenuhnya memanfaatkan data historis dari variabel dependen untuk menghasilkan peramalan jangka pendek yang relatif akurat, meskipun keakuratan pada peramalan jangka panjang cenderung menurun. ARIMA sendiri merupakan kombinasi dari dua komponen utama, yaitu *Autoregressive (AR)* dan *Moving Average (MA)*, sehingga mampu menangani baik deret waktu yang bersifat stasioner maupun non-stasioner. Tujuan utama dari model ini adalah membentuk hubungan statistik yang kuat antara nilai variabel yang ingin diramal dengan nilai historisnya, sehingga peramalan dapat dilakukan secara lebih efektif (Desvina & Meijer, 2018).

## 2.8 Model *Autoregressive* (AR)

Menurut Deviana, dkk., (2021), model *Autoregressive* (AR) merupakan salah satu pendekatan dalam analisis deret waktu yang menyatakan bahwa nilai variabel dependen saat ini dipengaruhi oleh nilai-nilainya sendiri pada periode waktu sebelumnya.

$$Y_t = \phi_0 + \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \cdots + \phi_P Y_{t-P} + e_t \tag{2.7}$$

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

$\phi_0$ = kostanta rata-rata

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

$e_t$ = kesalahan (galat)

## 2.9 Model *Moving Average* (MA)

Menurut Deviana, dkk., (2021), *Moving Average* (MA) adalah model dalam deret waktu yang menyatakan bahwa nilai data pada waktu ke-$t$ dipengaruhi oleh kesalahan saat ini serta kesalahan-kesalahan masa lalu yang diberi bobot tertentu.

$$Y_t = \theta_0 + e_t - \theta_t e_{t-1} - \theta_2 e_{t-2} - \cdots - \theta_q e_{t-q} \tag{2.8}$$

dengan:

$Y_t$ = data pada periode ke- $t$

$e_t$ = kesalahan (galat) pada periode ke-$t$

$\theta_0$ = kostanta

$\theta_1, \theta_{2\dots,} \theta_q$ = parameter koefisien *Moving Average*

## 2.10 Model *Autoregressive-Moving Average* (ARMA)

Menurut Karomah & Hendikawati (2014), salah satu metode yang umum digunakan dalam pemodelan deret waktu untuk tujuan peramalan adalah *Autoregressive Moving Average* (ARMA). Agar model ARMA mampu memberikan hasil peramalan yang optimal, maka diperlukan pemenuhan asumsi bahwa *residual*nya bersifat *white noise* dan mengikuti distribusi normal. Namun, dalam praktiknya, data sering kali tidak memenuhi asumsi-asumsi tersebut sebagaimana disyaratkan dalam analisis statistik klasik. Akibatnya, proses inferensi terhadap parameter model menjadi tidak valid. Untuk mengatasi kendala ini, diperlukan pendekatan nonparametrik yang tidak bergantung pada asumsi distribusi tertentu, salah satunya adalah metode *bootstrap*. Oleh karena itu, fokus permasalahan yang akan dibahas adalah bagaimana memilih model *time series* yang paling tepat ketika data tidak memenuhi asumsi *residual white noise* dan distribusi normal.

Menurut Deviana, dkk., (2021), model ARMA merupakan gabungan dari model *moving average* dan *autoregressive* yang disajikan pada persamaan (2.9).

$$Y_t = \phi_0 + \phi_1 Y_{t-1} + \cdots + \phi_p Y_{t-p} + e_t - \Theta_1 e_{t-1} + \Theta_2 e_{t-1} \ldots + \Theta_q e_{t-q} \quad (2.9)$$

dengan:

$Y_t$ = data pada periode ke- $t$

$Y_{t-1}, \ldots, Y_{t-p}$ = nilai lampau *series* yang bersangkutan

$e_{t-1}, \ldots, e_{t-q}$ = kesalahan (*error*)

$e_t$ = kesalahan peramalan

$\phi_0$ = kostanta

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

$\Theta_{1,} \Theta_2, \ldots \Theta_q$ = parameter koefisien *Moving Average*

## 2.11 Model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA)

Model ARIMA memiliki kelebihan sebagai model peramalan yang fleksibel dan mampu mengikuti pola data dengan tingkat akurasi yang tinggi. Model ini cocok untuk meramalkan sejumlah variabel dengan cepat, sederhana, dan secara ekonomis, karena hanya memerlukan data historis untuk melakukan peramalan (Yuliyanti & Arliani, 2022). Pada dasarnya, model ARIMA merupakan kombinasi dari dua komponen utama, yaitu model *Autoregressive* (AR), yang menggambarkan pergerakan suatu variabel dengan merujuk pada nilai-nilainya di masa lalu, dan model *Moving Average* (MA), yang menjelaskan pergerakan variabel dengan melihat pengaruh dari kesalahan (*residual*) pada periode-periode sebelumnya (Hendrawan, 2012).

Penentuan dan pemilihan model ARIMA terbaik dilakukan pada data yang telah memenuhi sifat stasioner. Identifikasi orde model, yaitu orde AR $(p)$ dan orde MA $(q)$, didasarkan pada pola *correlogram* melalui analisis *Autocorrelation Function* (ACF) dan *Partial Autocorrelation Function* (PACF). Sementara itu, orde *differencing* $(d)$ ditentukan berdasarkan hasil uji stasioneritas data. Model ARIMA yang paling sesuai dipilih berdasarkan nilai terkecil dari kriteria informasi, yaitu *Akaike Information Criterion* (AIC) dan *Schwarz Criterion* (SC) (Puspitasari, dkk., 2019).

Menurut Deviana, dkk., (2021), model ARIMA mencakup gabungan dari proses *Autoregressive* (AR), proses *Moving Average* (MA), serta proses pembedaan (*differencing*) untuk mengatasi nonstasioneritas. Dengan kata lain, ARIMA merupakan perluasan dari model ARMA yang diterapkan pada data nonstasioner melalui tahap pembedaan terlebih dahulu, maka didapat model ARIMA $(p, d, q)$ yang disajikan pada persamaan (2.10).

$$\phi_0(B)(1-B)^d Y_t = \ c + \ \Theta_q(B)e_t \tag{2.10}$$

dengan:

c = konstanta

$e_t$ = galat pada periode ke-$t$

$(1-B)^d$ = proses pembedaan orde ke-$d$

$\phi_0(B)$ = (1-$\phi_1$B-$\phi_2 B^2$- … -$\phi_P B^p$) yaitu operator langkah mundur untuk AR

$\Theta_q$(B) = (1-$\Theta_1$B-$\Theta_2 B^2$- … -$\Theta_q B^q$) yaitu operator langkah mundur untuk MA

## 2.12 Identifikasi Model

Langkah identifikasi data diawali dengan membuat plot deret waktu untuk mengamati adanya indikasi pola musiman serta menentukan apakah data sudah bersifat stasioner atau belum. Jika data belum stasioner dalam nilai rataan, maka dilakukan proses *differencing* (Safitri, dkk., 2017). Sebaliknya, jika ketidakstasioneran terdapat pada ragam, maka diterapkan transformasi Box-Cox. Setelah data bersifat stasioner, dilakukan perhitungan fungsi ACF dan PACF. Hasil analisis ACF dan PACF tersebut digunakan untuk menentukan bentuk awal (sementara) dari model ARIMA yang sesuai.

## 2.13 Evaluasi Model

Pada tahap ini, dilakukan pengujian terhadap sifat independen dan distribusi normal dari *residual* model. Uji independensi *residual* bertujuan untuk menilai apakah *residual* antar *lag* bersifat tidak saling bergantung, yang dapat dianalisis melalui pola pasangan ACF dan PACF dari *residual*. Selain itu, kerandoman pola *residual* juga dapat digunakan untuk mengevaluasi sifat independensinya. Selanjutnya, uji kenormalan *residual* dilakukan dengan meninjau histogram *residual*. Jika bentuk histogram mendekati kurva normal, maka dapat disimpulkan bahwa asumsi kenormalan telah terpenuhi, dan model dianggap layak untuk peramalan. Pemilihan model terbaik dari beberapa model kandidat dilakukan dengan membandingkan nilai *Akaike Information Criterion* (AIC), di mana model dengan nilai AIC paling rendah dipilih sebagai model terbaik (Brilliantya, dkk., 2022).

AIC adalah suatu ukuran yang diperkenalkan oleh Akaike untuk membantu dalam pemilihan model terbaik, dengan mempertimbangkan kompleksitas model melalui jumlah parameternya. Nilai AIC yang lebih rendah menunjukkan bahwa model tersebut lebih baik untuk digunakan (Putri, dkk., 2017).

Rumus AIC dapat dinyatakan sebagai berikut:

$$AIC(M) = -2\ln[\text{maksimum likelihood}] + 2M$$
$$= N\ln\left(\frac{SSE}{N}\right) + 2M \qquad (2.16)$$

dengan:

$SSE$ = *sum square error*

$M$ = banyak parameter dalam model

## 2.14 Peramalan

Peramalan merupakan suatu seni dari ilmu memprediksi sesuatu yang belum terjadi dengan tujuan untuk memperkirakan peristiwa-peristiwa yang akan terjadi di masa depan nantinya dengan selalu memerlukan data-data dari masa lalu (Yuniastari & Wirawan, 2014). Salah satu pendekatan yang umum digunakan adalah deret waktu (*time series*), yaitu metode dalam statistika dan pemrosesan sinyal (Nugroho, 2016). Deret waktu sendiri merupakan sekumpulan data observasi yang dicatat secara berurutan berdasarkan waktu dalam interval yang tetap (Spiegel dan Stephens, 2007). Tujuan dari pemodelan deret waktu ini adalah untuk mengidentifikasi pola dari data historis guna digunakan dalam meramalkan kondisi di masa depan. Data yang digunakan dalam analisis ini harus dikumpulkan secara berkala sesuai urutan waktu, misalnya dalam satuan jam, hari, minggu, bulan, triwulan, atau tahun.

## 2.15 Model ARCH

Menurut Iqbal, dkk., (2014), salah satu model deret waktu yang dapat digunakan untuk menangani masalah volatilitas dalam data runtun waktu adalah *Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* (ARCH), yang diperkenalkan oleh Engle pada tahun 1982. Model ARCH berfungsi sebagai kerangka estimasi untuk mengukur adanya heteroskedastisitas. Model ini dirancang untuk menggambarkan varians *residual* yang dipengaruhi oleh kuadrat *residual* pada periode sebelumnya secara *autoregresif,* atau dengan kata lain, digunakan untuk memodelkan varians bersyarat. Pemodelan varians ini menjadi relevan ketika ditemukan ketidakhomogenan atau perubahan varians *residual* (heteroskedastisitas) pada model nilai tengah. Menurut Tsay (2005), model ARCH $(p)$ dapat dirumuskan dengan persamaan :

$$\sigma_t^2 = \omega + \sum_{i=1}^{p} \alpha_i \, \alpha_{t-p}^2 \quad (2.17)$$

dengan:

$i$ = $1,2,..,p$

$\omega$ = konstanta

$\alpha_i$ = parameter ARCH, $\alpha_i \geq 0$

$\alpha$ = *residual*

$\sigma_t^2$ = varian pada periode $t$

## 2.16 Model GARCH

Model yang digunakan untuk menangani ketidakstabilan varians *residual* dalam data runtun waktu keuangan adalah *Autoregressive Conditional Heteroskedasticity* (ARCH), yang pertama kali diperkenalkan oleh Engle pada tahun 1982. Dalam model ARCH, varians *residual* bersyarat $(\sigma_t^2)$ diasumsikan bergantung pada kuadrat *residual* dari periode sebelumnya $(\varepsilon_{t-i}^2)$ (Wei, 2006). Namun, ketika model ARCH membutuhkan orde yang tinggi untuk menangkap dinamika volatilitas yang kompleks, Bollerslev (1986) mengembangkan model *Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity* (GARCH) sebagai perluasan dari ARCH.

Model GARCH dikonstruksikan dengan memasukkan komponen autoregresif dari kuadrat *residual* dan varians bersyarat yang tertunda, sehingga memungkinkan pemodelan volatilitas dengan struktur orde yang lebih efisien. Dalam kerangka GARCH$(r, m)$ volatilitas diasumsikan sebagai fungsi dari $m$ *lag* kuadrat *residual* dan $r$ *lag* varians bersyarat sebelumnya, sehingga mampu menggambarkan dinamika fluktuasi yang lebih kompleks secara realistis (Puspitasari, dkk., 2019).

Menurut Maqsood, dkk., (2017), model GARCH $(p, q)$ dapat ditulis dengan persamaan berikut:

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^{q} \alpha_i \, \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{i=1}^{p} \beta_i \, \sigma_{t-i}^2 \tag{2.18}$$

dengan:

$\sigma_t^2$ = varian pada periode $t$

$\alpha_0$ = konstanta

$\alpha_i$ = parameter ARCH

$\beta_i$ = parameter GARCH

$p$ = ordo dari proses ARCH

$q$ = ordo dari proses GARCH

## 2.17 Model TGARCH

Pendekatan ARCH/GARCH yang telah dibahas sebelumnya didasarkan pada asumsi bahwa kejutan atau guncangan terhadap volatilitas bersifat simetris. Artinya, perubahan positif dan negatif diasumsikan memberikan dampak yang sama terhadap volatilitas. Namun, dalam kenyataannya, terutama pada data keuangan, sering kali ditemukan adanya ketidaksimetrian dalam respons volatilitas terhadap guncangan. Untuk mengakomodasi kondisi tersebut, dikembangkan dua model yang mampu menangkap efek asimetris terhadap volatilitas, yaitu *Threshold* GARCH (TGARCH) dan *Exponential* GARCH (EGARCH). Menurut Maqsood, dkk. (2017), model TGARCH $(p, q)$ dapat ditulis dengan persamaan berikut:

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^{q} \alpha_i \, \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{i=1}^{p} \beta_i \, \sigma_{t-i}^2 + \sum_{i=1}^{q} \gamma_i \, \varepsilon_{t-i}^2 \, I_{t-i} \tag{2.19}$$

dengan:

$\alpha_0$ = konstanta

$\alpha_i$ = parameter ARCH

$\beta_i$ = parameter GARCH

$\gamma_i$ = parameter efek asimetris

Dimana $I_{t-i} = 1$ untuk $\varepsilon_{t-i} < 0$ dan $I_{t-i} = 0$ untuk $\varepsilon_{t-i} \geq 0$. Jika $\gamma_i$ bernilai nol maka tidak terdapat efek asimetris dan dapat digunakan model GARCH. $p$ dan $q$ masing-masing merupakan ordo dari proses ARCH dan GARCH.

## 2.18 Model EGARCH

Model EGARCH merupakan salah satu pengembangan dari model GARCH yang dikembangkan oleh Nelson pada tahun 1991 untuk mengatasi keterbatasan asumsi simetris dalam model volatilitas. Model ini dirancang untuk menangkap fenomena volatilitas asimetris yang umum ditemukan pada data keuangan, dimana guncangan negatif dan positif memberikan dampak yang berbeda terhadap volatilitas. Berbeda dengan model GARCH konvensional, EGARCH menggunakan bentuk logaritmik dari varians, sehingga secara otomatis menjamin nilai varians tetap positif tanpa perlu pembatasan parameter. Dengan struktur ini, model EGARCH menjadi lebih fleksibel dan mampu merepresentasikan dinamika volatilitas secara lebih realistis. Menurut Masqood dkk. (2017), model EGARCH $(p, q)$ dapat ditulis dengan persamaan berikut:

$$log(\sigma_t^2) = \alpha_0 + \sum_{i=1}^{q} \alpha_i \left[\left|\frac{\varepsilon_{t-i}}{\sigma_{t-i}}\right|\right] + \sum_{i=1}^{p} \beta_i \, log(\sigma_{t-i}^2) + \sum_{i=1}^{q} \gamma_i \frac{\varepsilon_{t-i}}{\sigma_{t-i}} \quad (2.20)$$

dengan:

$\alpha_0$ = konstanta

$\alpha_i$ = parameter ARCH

$\beta_i$ = parameter GARCH

$\gamma_i$ = parameter efek asimetris

$log(\sigma_t^2)$ = model *Exponential* GARCH

# III. METODOLOGI PENELITIAN

## 3.1 Waktu dan Tempat Penelitian

Penelitian ini dilaksanakan pada semester genap tahun akademik 2024/2025 dan berlokasi di Jurusan Matematika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Lampung.

## 3.2 Data Penelitian

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data harian harga emas dunia yang diperoleh dari situs web https://id.investing.com/ dalam rentang waktu dari Juni 2023 - April 2025 yang berjumlah 496 data.

## 3.3 Metode Penelitian

Tahapan-tahapan yang dilaksanakan dalam penelitian ini untuk menganalisis model TGARCH adalah sebagai berikut:

1. Mempersiapkan data yang akan diolah yaitu data *return* harga emas dunia.
2. Memeriksa kestasioneran data dengan hipotesis uji ADF, plot ACF dan plot PACF.
3. Mengidentifikasi heteroskedastisitas dengan menggunakan uji ARCH-LM.
4. Memodelkan data yang memiliki heteroskedastisitas ke dalam model GARCH.
5. Membandingkan model GARCH yang memiliki nilai AIC terkecil.

6. Melakukan uji ARCH-LM untuk memeriksa heteroskedastisitas, uji Ljung Box untuk memeriksa *autokorelasi*, dan uji Kolmogorof Smirnov untuk memeriksa normalitas *residual* terhadap model GARCH dengan nilai AIC terkecil.
7. Mengestimasi parameter model EGARCH dan TGARCH.
8. Menentukan model terbaik EGARCH dan TGARCH dengan melihat nilai AIC terkecil.
9. Melakukan peramalan harga emas dunia berdasarkan model terbaik yang telah diperoleh.

# V. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil analisis yang dilakukan, dapat disimpulkan bahwa model yang paling tepat dalam merepresentasikan volatilitas data *return* harian harga emas dunia dalam rentang waktu Juni 2023 hingga April 2025 adalah model EGARCH(1,1). Model ini dipilih karena menunjukkan nilai AIC terendah di antara seluruh model yang dibandingkan.

Dalam penelitian ini juga ditemukan bahwa kombinasi model ARMA(0,0) dan EGARCH(1,1) memberikan performa terbaik berdasarkan kriteria pemilihan model yang digunakan. Dengan demikian, model EGARCH(1,1) menjadi model yang paling sesuai untuk menangkap karakteristik volatilitas data *return* harian harga emas dunia dalam periode penelitian ini. Persamaan dari model EGARCH(1,1) yang terbentuk berdasarkan hasil estimasi yaitu,

$$log(\sigma_t^2) = -0.67185 - 0.15102 \left[ \left| \frac{\varepsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}} \right| \right] + 0.92191\ log(\sigma_{t-1}^2) + 1.21902 \frac{\varepsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}}$$

Berdasarkan hasil analisis volatilitas dan peramalan harga emas harian, diperoleh bahwa model EGARCH(1,1) menunjukkan performa terbaik dibandingkan model-model lainnya. Hal ini ditunjukkan oleh nilai AIC yang paling rendah, sehingga secara statistik model ini lebih optimal dalam menangkap karakteristik data *log-return* harga emas.

Hasil peramalan selama 10 hari ke depan dari model EGARCH(1,1) menunjukkan tren harga yang meningkat secara perlahan dan stabil. Meskipun hasil prediksi dari model TGARCH(1,1) juga menunjukkan pola yang serupa dan berada sangat dekat dengan hasil EGARCH, pemilihan model terbaik tetap mengacu pada kriteria AIC yang lebih unggul pada EGARCH.

## DAFTAR PUSTAKA

Anggraeni, D. P., Rosadi, D., Hermansah, H., & Rizal, A. A. 2020. Prediksi Harga Emas Dunia di Masa Pandemi Covid-19 Menggunakan Model ARIMA. *Jurnal Aplikasi Statistika & Komputasi Statistik*. **12**(1): 71-84.

Armstrong, J.S. 2007. Significance Test Harm Progress in Forecasting. *International Journal of Forecasting*. **23**(2): 321-327.

Audina, B., Fatekurohman, M., & Riski, A. 2021. Peramalan Arus Kas dengan Pendekatan Time Series Menggunakan Support Vector Machine. *Indonesian Journal of Applied Statistics*. **4**(1): 34-43.

Bollerslev, T. 1986. Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity. *Journal of Econometrics*. (31): 307-327.

Brilliantya, S. N., Nisa, K., Saidi, S., & Setiawan, E.wresidua. 2022. Model EGARCH dan TGARCH untuk Mengukur Volatilitas Asimetris Return Saham. *Jurnal Siger Matematika*. **3**(2): 45-52.

Desvina, A. P., & Meijer, I. O. 2018. Penerapan Model ARCH/GARCH untuk Peramalan Nilai Tukar Petani. *Jurnal Sains Matematika dan Statistika*. **4**(1): 43-54.

Deviana, S., Nusyirwan, N., 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.

Ervina, E., Kusnandar, D., & Imro'ah, N. 2020. Peramalan Volatilitas Saham Menggunakan Model Threshold Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity. *Bimaster: Buletin Ilmiah Matematika, Statistika dan Terapannya*. **9**(1).

Hendrawan, B. 2012. Penerapan Model Arima dalam Memprediksi IHSG. *Jurnal Integrasi*. **4**(2): 205-211.

Iqbal, T. A., Sadik, K., & Sumertajaya, I. M. 2014. Pemodelan pengukuran luas panen padi nasional menggunakan Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedastic model (GARCH). *Penelitian Pertanian Tanaman Pangan*. **33**(1): 17-26.

Julia, J., Wahyuningsih, S., & Hayati, M. N. 2018. Analisis Model Threshold Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity (TGARCH) dan Model Exponential Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity (EGARCH). *Eksponensial*. **9**(2): 127-136.

Karomah, Y., & Hendikawati, P. 2014. Estimasi Parameter Bootstrap pada Proses ARMA dan Aplikasinya pada Harga Saham. *UNNES Journal of Mathematics*. **3**(2).

Makridakis, S., Wheelwright, S. C., & McGee, V. E. 1999. *Metode dan Aplikasi Peramalan.* Erlangga, Jakarta.

Maqsood, A., Safdar, S., Shafi, R., & Lelit, N. J. 2017. Modeling Stock Market Volatility using GARCH Models: A Case Study of Nairobi Securities Exchange (NSE). *Open Journal of Statistics*. **7**(2): 369-381.

Maruddani, D. A. I., & Wuryandari, T. 2007. Model ARCH dan GARCH untuk Mengukur Volatilitas Harga Saham PT HM Sampoerna Tbk Indonesia (Pengukuran Volatilitas Harga Saham). *Jurnal Sains & Matematika*. **15**(3): 51-56.

Nugroho, K. 2016. Model Analisis Prediksi Menggunakan Metode Fuzzy Time Series. *Jurnal Ilmiah Infokam*. **12**(1).

Puspitasari, P., Kurniasih, D., & Kiloes, A. M. 2019. Aplikasi Model ARCH-GARCH dalam Menganalisis Volatilitas Harga Bawang Merah. *Informatika Pertanian*. **28**(1): 21-30.

Putri, G. A. M. A., Hendayanti, N. P. N., & Nurhidayati, M. 2017. Pemodelan Data Deret Waktu dengan Autoregressive Integrated Moving Average dan Logistic Smoothing Transition Autoregressive. *Jurnal Varian*. **1**(1): 54-63.

Romli, H., Febrianti, M., & Pratiwi, T. S. 2017. Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Volatilitas Harga Saham pada PT Waskita Karya Tbk. *Jurnal Ilmiah Ekonomi Global Masa Kini*. **8**(1): 1-5.

Rosadi, D. 2012. *Ekonometrika & Analisis Waktu Terapan dengan Eviews*. Andi, Yogyakarta.

Safitri, T., Dwidayati, N., & Sugiman, S. 2017. Perbandingan Peramalan Menggunakan Metode Eksponensial Holt-Winters Smoothing dan ARIMA. *Unnes Journal of Mathematics*. **6**(1): 48-58.

Sangian, A. E., Nainggolan, N., & Salaki, D. T. 2023. The Model Exponential GARCH (EGARCH) untuk Memprediksi Harga Saham PT Merdeka Copper Gold Tbk. *d'Cartesian*. **12**(1): 21-25.

Spiegel, R. M., & Stephens, L. J. 2007. *STATISTIK Schaum's OuTlines, Edisi Ketiga*. Erlangga, Jakarta.

Tsay, R. S. 2005. *Analysis of Financial Time Series*. John Wiley Inc, Chicago.

Wei, W. W. 2006. *Time Series Analysis Univariate dan Multivariate Methods*. Addison Wesley Publishing Company, Canada.

William, W., & Wei, S. 2006. *Time Series Analysis: Univariate and Multivariate Methods*. Pearson Addison Wesley, USA.

Yuliyanti, R., & Arliani, E. 2022. Peramalan jumlah penduduk menggunakan model arima. *Jurnal Kajian dan Terapan Matematika*. **8**(2), 114-128.

Yuniastari, N. L. A. K., & Wirawan, I. W. W. 2014. Peramalan Permintaan Produk Perak Menggunakan Metode Simple Moving Average dan Exponential Smoothing. *Jurnal Sistem dan Informatika (JSI)*. **9**(1): 97-106.

Zifi, M. P., Arfan, T., & Riau, P. C. 2021. Pengaruh Harga Emas terhadap Indeks Harga Saham Gabungan dengan Inflasi sebagai Variabel Moderating. *Jurnal Akuntansi Berkelanjutan Indonesia*. **4**(2): 196-203.