

**IMPLEMENTASI METODE *EXPONENTIAL* GARCH (E-GARCH)
DALAM ANALISIS VOLATILITAS INFLASI DI PROVINSI LAMPUNG
DENGAN PENGARUH HARGA BAHAN POKOK PANGAN**

Skripsi

Oleh

**MUNADIYA ALFANIA JANNATI
NPM. 2217031066**



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

2026

ABSTRACT

IMPLEMENTATION OF THE *EXPONENTIAL* GARCH (E-GARCH) METHOD IN ANALYZING INFLATION VOLATILITY IN LAMPUNG PROVINCE CONSIDERING THE EFFECT OF STAPLE FOOD PRICES

By

Munadiya Alfania Jannati

Volatility is an important characteristic of economic time series data that reflects the level of uncertainty of a phenomenon. Economic data generally exhibit non-constant variance (*heteroskedasticity*) and *volatility clustering*, requiring models that can capture dynamic changes in volatility. The *Exponential Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity* (EGARCH) model is an extension of the GARCH model that can account for volatility persistence and asymmetric effects without imposing non-negativity constraints on variance parameters. This study aims to apply the EGARCH model to analyze inflation volatility in Lampung Province and to examine the effect of staple food prices through the EGARCH-X model. The data consist of monthly inflation data for Lampung Province and the prices of rice, shallots, and red chili peppers during the period 2020–2024. The analysis was conducted through mean equation modeling using SARIMA, followed by ARCH effect testing, volatility modeling using EGARCH and EGARCH-X, and model selection based on the *Akaike Information Criterion* (AIC). The results indicate that the EGARCH model is capable of capturing the characteristics of inflation volatility, while the EGARCH-X model provides better performance based on a lower AIC value. The estimation results also show that the prices of rice, shallots, and red chili peppers significantly affect inflation volatility. Furthermore, the forecasting results suggest that inflation in Lampung Province in 2025 is expected to remain relatively stable with a moderate level of volatility. Therefore, the EGARCH-X model can be used as an effective approach for analyzing inflation volatility by simultaneously considering both internal and external factors.

Keywords: Volatility, EGARCH, EGARCH-X, Inflation, Staple Food Prices.

ABSTRAK

IMPLEMENTASI METODE *EXPONENTIAL* GARCH (E-GARCH) DALAM ANALISIS VOLATILITAS INFLASI DI PROVINSI LAMPUNG DENGAN PENGARUH HARGA BAHAN POKOK PANGAN

Oleh

Munadiya Alfania Jannati

Volatilitas merupakan karakteristik penting dalam data deret waktu ekonomi yang mencerminkan tingkat ketidakpastian suatu fenomena. Data ekonomi umumnya memiliki karakteristik varians yang tidak konstan (*heteroskedastisitas*) dan menunjukkan fenomena *volatility clustering*, sehingga diperlukan model yang dapat memodelkan perubahan volatilitas secara dinamis. Model *Exponential Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity* (EGARCH) merupakan salah satu pengembangan model GARCH yang mampu menangkap persistensi volatilitas dan efek asimetri tanpa mensyaratkan parameter varians bernilai non-negatif. Penelitian ini bertujuan menerapkan model EGARCH untuk menganalisis volatilitas inflasi di Provinsi Lampung serta mengkaji pengaruh harga bahan pokok pangan melalui model EGARCH-X. Data yang digunakan berupa data bulanan inflasi Provinsi Lampung serta harga beras, bawang merah, dan cabai merah periode 2020–2024. Analisis dilakukan melalui pemodelan rata-rata menggunakan SARIMA, pengujian efek ARCH, pemodelan volatilitas menggunakan EGARCH dan EGARCH-X, serta pemilihan model terbaik berdasarkan nilai *Akaike Information Criterion* (AIC). Hasil penelitian menunjukkan bahwa model EGARCH mampu menangkap karakteristik volatilitas inflasi, sedangkan model EGARCH-X memberikan kinerja yang lebih baik berdasarkan nilai AIC yang lebih rendah. Hasil estimasi juga menunjukkan bahwa harga beras, bawang merah, dan cabai merah berpengaruh signifikan terhadap volatilitas inflasi. Selain itu, hasil peramalan menunjukkan bahwa inflasi Provinsi Lampung pada tahun 2025 cenderung stabil dengan tingkat volatilitas yang moderat. Dengan demikian, model EGARCH-X dapat digunakan sebagai pendekatan yang efektif dalam menganalisis volatilitas inflasi dengan mempertimbangkan faktor internal dan eksternal secara simultan.

Kata-kata kunci: Volatilitas, EGARCH, EGARCH-X, Inflasi, Harga Pangan.

**IMPLEMENTASI METODE *EXPONENTIAL* GARCH (E-GARCH)
DALAM ANALISIS VOLATILITAS INFLASI DI PROVINSI LAMPUNG
DENGAN PENGARUH HARGA BAHAN POKOK PANGAN**

MUNADIYA ALFANIA JANNATI

Skripsi

Sebagai Salah Satu Syarat untuk Memperoleh 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 : IMPLEMENTASI METODE *EXPONENTIAL GARCH (E-GARCH)* DALAM ANALISIS VOLATILITAS INFLASI DI PROVINSI LAMPUNG DENGAN PENGARUH HARGA BAHAN POKOK PANGAN

Nama Mahasiswa : Munadiya Alfania Jannati

Nomor Pokok Mahasiswa : 2217031066

Program Studi : Matematika

Fakultas : Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam



1. Komisi Pembimbing

Widiarti, S.Si., M.Si.

NIP 198005022005012003

Dr. Bernadhita Herindri Samodera Utami, S.Si., M.Sc.

NIP 199206302023212034

2. Ketua Jurusan Matematika

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

NIP. 197403162005011001

MENGESAHKAN

1. Tim Penguji

Ketua : **Widiarti, S.Si., M.Si.**

Sekretaris : **Dr. Bernadhita Herindri Samodera Utami, S.Si., M.Sc.**

Penguji
Bukan Pembimbing : **Dr. Edwin Russel, S.E., M.Sc.**

2. Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam



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

NIP. 197110012005011002

Tanggal Lulus Ujian Skripsi : 11 Juni 2026

PERNYATAAN SKRIPSI MAHASISWA

Yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : **Munadiya Alfania Jannati**
Nomor Pokok Mahasiswa : **2217031066**
Jurusan : **Matematika**
Judul Skripsi : **Implementasi Metode *Exponential* GARCH (E-GARCH) dalam Analisis Volatilitas Inflasi di Provinsi Lampung dengan Pengaruh Harga Bahan Pokok Pangan**

Dengan ini menyatakan bahwa skripsi ini adalah hasil pekerjaan saya sendiri. Apabila 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, 1 Juli 2026

Penulis,



Munadiya Alfania Jannati

RIWAYAT HIDUP

Penulis memiliki nama lengkap Munadiya Alfania Jannati yang lahir di Tulang Bawang pada tanggal 15 Januari 2004. Penulis merupakan anak kedua dari dua bersaudara, pasangan bapak Nurhadi (Alm.) dan ibu Rumini. Penulis berkebangsaan Indonesia dan beragama Islam.

Penulis memulai perjalanan pendidikannya dari taman kanak-kanak di TK Aisyiyah Bustanul Athfal Marga Kencana pada tahun 2008. Pada tahun 2010 penulis melanjutkan Sekolah Dasar di SDN 2 Marga Kencana dan lulus pada tahun 2016. Pada tahun 2016 penulis melanjutkan pendidikan sekolah menengah pertama di MTs Islam Al Muhsin Metro dan lulus pada tahun 2019. Selanjutnya, pada tahun 2019 penulis melanjutkan pendidikan sekolah menengah atas di SMAN 1 Tumijajar dan lulus pada tahun 2022. Tidak berhenti di situ, pada tahun 2022 penulis melanjutkan pendidikan Strata Satu (S1) di Program Studi Matematika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam (FMIPA), Universitas Lampung melalui jalur SNMPTN.

Selama masa perkuliahan, penulis aktif mengikuti berbagai kegiatan akademik maupun nonakademik. Penulis merupakan *awardee* Beasiswa *Smart Scholarship* pada tahun 2022 hingga 2023, serta menjadi *awardee* Beasiswa *Bright Scholarship* sejak tahun 2023 hingga saat ini. Selain itu, penulis juga aktif dalam organisasi kemahasiswaan. Pada tahun 2023 penulis menjabat sebagai Wakil Sekretaris Umum Himpunan Mahasiswa Jurusan Matematika (HIMATIKA). Selanjutnya, pada tahun 2024 penulis dipercaya untuk mengemban amanah sebagai Sekretaris Umum Himpunan Mahasiswa Jurusan Matematika (HIMATIKA).

Seluruh pengalaman tersebut menjadi bagian dari proses pembelajaran penulis dalam mengembangkan kemampuan akademik, organisasi, serta tanggung jawab sebagai mahasiswa.

KATA INSPIRASI

“Setiap proses memiliki ujian, dan setiap kesulitan selalu disertai kemudahan dari Allah.”

(Q.S. Al-Insyirah: 5–6)

“Jadikanlah sabar dan salat sebagai penolongmu dalam menghadapi setiap kesulitan.”

(Q.S. Al-Baqarah: 153)

“Karena sesungguhnya bersama kesulitan ada kemudahan.”

(Q.S. Al-Insyirah: 5)

“Orang yang hebat bukanlah yang tidak pernah gagal, melainkan yang terus bangkit setiap kali terjatuh.”

– Ibnu Sina –

“Pada akhirnya, setiap akhir akan menjadi awal dari perjalanan yang baru.”

– Nadin Amizah –

“Semua jatuh bangunmu, hal yang biasa. Angan dan pertanyaan, waktu yang menjawabnya. Berikan tenggat waktu, bersedihlah secukupnya. Rayakan perasaanmu sebagai manusia.”

– Baskara Putra, Hindia –

PERSEMBAHAN

Dengan mengucapkan Alhamdulillah dan syukur kepada Allah SWT atas nikmat serta hidayah-Nya sehingga skripsi ini dapat terselesaikan dengan baik dan tepat pada waktunya. Dengan rasa syukur dan bahagia, penulis persembahkan rasa terimakasih kepada:

Ayah dan Ibu Penulis Tercinta

Kepada ayahanda tercinta, Nurhadi (*Allahu yarham*), dan ibunda tercinta, penulis mengucapkan terima kasih yang sebesar-besarnya atas segala cinta, doa, dukungan, serta pengorbanan yang telah diberikan. Ayah merupakan sosok pertama yang menjadi teladan dalam kehidupan penulis. Meskipun ayah telah lebih dahulu berpulang sebelum penulis menyelesaikan pendidikan ini, nilai-nilai kehidupan yang telah diajarkan tetap menjadi kekuatan yang mengiringi setiap langkah penulis. Di sisi lain, ibu adalah sumber kekuatan, keteguhan, dan kasih sayang yang tiada henti. Segala pencapaian yang diraih penulis hingga saat ini tidak terlepas dari doa, dukungan, dan ridho ibu.

Dosen Pembimbing dan Pembahas

Terimakasih kepada dosen pembimbing dan pembahas yang sudah sangat membantu, memberikan motivasi, memberikan arahan serta ilmu yang berharga.

Sahabat-sahabat Penulis

Terimakasih kepada semua orang-orang baik yang telah memberikan pengalaman, semangat, motivasinya, serta doa-doanya dan senantiasa memberikan dukungan dalam hal apapun.

Almamater Tercinta

Universitas Lampung

SANWACANA

Alhamdulillah, puji dan syukur penulis panjatkan kepada Allah SWT atas limpahan rahmat dan karunia-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi ini yang berjudul "Implementasi Metode *Exponential* GARCH (E-GARCH) dalam Analisis Volatilitas Inflasi di Provinsi Lampung dengan Pengaruh Harga Bahan Pokok Pangan" dengan baik dan lancar serta tepat pada waktu yang telah ditentukan. Shalawat serta salam semoga senantiasa tercurahkan kepada Nabi Muhammad Saw.

Dalam proses penyusunan skripsi ini, banyak pihak yang telah membantu memberikan bimbingan, dukungan, arahan, motivasi serta saran sehingga skripsi ini dapat terselesaikan. Oleh karena itu, dalam kesempatan ini penulis mengucapkan terimakasih kepada:

1. Ibu Widiarti, S.Si., M.Si. selaku Pembimbing 1 yang telah banyak meluangkan waktunya untuk memberikan arahan, bimbingan, motivasi, saran serta dukungan kepada penulis sehingga dapat menyelesaikan skripsi ini.
2. Ibu Dr. Bernadhita Herindri Samodera Utami, S.Si., M.Sc. selaku Pembimbing II yang telah memberikan arahan, bimbingan dan dukungan kepada penulis sehingga dapat menyelesaikan skripsi ini.
3. Bapak Dr. Edwin Russel, S.E., M.Sc. selaku Penguji yang telah bersedia memberikan kritik dan saran serta evaluasi kepada penulis sehingga dapat menjadi lebih baik lagi.
4. Bapak Dr. Aang Nuryaman, S.Si., M.Si. selaku Ketua Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung.
5. Bapak Dr. Eng. Heri Satria, S.Si., M.Si. selaku Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung.
6. Ibu Dr. Dian Kurniasari, S.Si., M.Sc. selaku dosen pembimbing akademik.

7. Seluruh dosen, staff dan karyawan Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung.
8. Kedua orang tua penulis tercinta, Bapak Nurhadi (Alm.) dan Ibu Rumini, serta saudara laki-laki penulis yang selalu memberikan doa, nasihat, dukungan, motivasi, dan semangat yang menjadi kekuatan terbesar dalam setiap langkah penulis.
9. Seluruh keluarga besar penulis yang senantiasa memberikan dukungan, semangat, motivasi, serta doa kepada penulis selama menempuh perkuliahan hingga penyusunan skripsi ini.
10. Keluarga besar YBM BRILiaN yang senantiasa memberikan dukungan melalui program beasiswa dan pembinaan, serta menjadi wadah bagi penulis untuk belajar, berkembang, dan berkontribusi selama masa perkuliahan hingga penyusunan skripsi ini.
11. Teman-teman pimpinan Himpunan Mahasiswa Jurusan Matematika (HIMATIKA) periode 2024 yang telah kebersamai perjalanan perkuliahan penulis dengan penuh kebersamaan, dukungan, dan semangat, serta memberikan banyak pengalaman dan kenangan yang berharga.
12. Teman-teman *awardee Bright Scholarship* yang telah menjadi keluarga selama tinggal satu atap di asrama selama kurang lebih tiga tahun, atas kebersamaan, dukungan, serta semangat yang diberikan kepada penulis dalam menyelesaikan skripsi ini.
13. Seluruh pihak yang tidak dapat disebutkan satu per satu yang telah membantu penulis, baik secara langsung maupun tidak langsung, dalam menyelesaikan skripsi ini.

Semoga skripsi ini dapat bermanfaat bagi kita semua. Penulis menyadari bahwa skripsi ini masih jauh dari sempurna, sehingga penulis mengharapkan kritik dan saran yang membangun untuk menjadikan skripsi ini lebih baik lagi.

Bandar Lampung, 1 Juli 2026

Munadiya Alfania Jannati

DAFTAR ISI

Halaman

KATA INSPIRASI	vii
DAFTAR ISI	xi
DAFTAR TABEL	xiv
DAFTAR GAMBAR	xv
I PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang Masalah	1
1.2 Tujuan Penelitian	4
1.3 Manfaat Penelitian	4
II TINJAUAN PUSTAKA	5
2.1 Analisis Deret Waktu	5
2.2 Volatilitas	6
2.3 Transformasi Data	6
2.4 Uji <i>Augmented Dickey Fuller</i> (ADF)	8
2.5 Pembedaan (<i>Differencing</i>)	9
2.6 Metode Box Jenkins (ARIMA)	9
2.7 <i>Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average</i> (SARIMA)	12
2.8 Uji <i>Ljung–Box</i>	13
2.9 Residual Model	14
2.10 Uji <i>Effect ARCH Lagrange Multiplier</i> (ARCH–LM)	15
2.11 Model GARCH (<i>Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity</i>)	17

2.12 Uji Sign Bias	18
2.13 Model <i>Exponential Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity</i> (EGARCH)	19
2.14 <i>Exponential Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity</i> dengan Variabel Eksogen (EGARCH-X)	20
2.15 <i>Maximum Likelihood Estimation</i> (MLE)	22
2.16 Uji Parameter	23
2.17 <i>Akaike's Information Criterion</i> (AIC)	24
2.18 Peramalan	25
2.19 Inflasi	25
2.20 Harga Bahan Pokok Pangan	26
III METODOLOGI PENELITIAN	28
3.1 Waktu dan Tempat Penelitian	28
3.2 Data Penelitian	28
3.3 Metode Penelitian	29
IV HASIL DAN PEMBAHASAN	32
4.1 Analisis Deskriptif Data Inflasi	33
4.2 Transformasi Data Variabel Eksogen	35
4.3 Identifikasi Model SARIMA	36
4.3.1 Uji Kestasioneran Data Inflasi	36
4.3.2 Menentukan Orde Model SARIMA $(p, d, q)(P, D, Q)_{12}$	36
4.3.3 Estimasi Model SARIMA	38
4.3.4 Uji Diagnostik Model SARIMA(0,0,1)(0,0,1) ₁₂	39
4.4 Ekstraksi Residual Model	40
4.5 Pengujian <i>Effect</i> ARCH Pada Model SARIMA(0,0,1)(0,0,1) ₁₂	41
4.6 Pemodelan GARCH	43
4.6.1 Menentukan Orde Model GARCH	44
4.6.2 Estimasi Parameter Model GARCH	45
4.6.3 Uji Signifikansi Parameter Pada Model GARCH (1,1)	46
4.6.4 Uji Diagnostik Residual Pada Model GARCH (1,1)	48

4.7	Uji <i>Sign Bias</i> Pada Model GARCH(1,1)	50
4.8	Pemodelan EGARCH	53
4.8.1	Menentukan Orde Model EGARCH	53
4.8.2	Estimasi Parameter Model EGARCH (1,1)	54
4.8.3	Uji Signifikansi Parameter Pada Model E-GARCH (1,1)	56
4.9	Pemodelan Volatilitas Menggunakan Model EGARCH-X	58
4.9.1	Estimasi Parameter Model EGARCH-X (1,1)	59
4.9.2	Uji Signifikansi Parameter Model EGARCH-X (1,1)	61
4.9.3	Uji Diagnostik Model EGARCH-X (1,1)	63
4.10	Evaluasi Model	65
4.11	Peramalan Nilai Inflasi dan Volatilitas Inflasi	65
V	KESIMPULAN DAN SARAN	68
5.1	Kesimpulan dan Saran	68
	DAFTAR PUSTAKA	69

DAFTAR TABEL

Tabel	Halaman
1. Statistik Deskriptif Variabel Penelitian	34
2. Statistik Deskriptif Setelah Transformasi Logaritma	35
3. Hasil Uji <i>Augmented Dickey Fuller</i>	36
4. Hasil Estimasi Model SARIMA	38
5. <i>Ljung-Box Test</i> Model SARIMA(0,0,1)(0,0,1) ₁₂	39
6. Hasil Uji ARCH-LM	42
7. Estimasi Parameter Model GARCH(1, 1)	45
8. Hasil Uji <i>Ljung-Box</i> pada Residual Model GARCH(1, 1)	49
9. Hasil Uji <i>Sign Bias</i>	51
10. Hasil Estimasi Parameter Model EGARCH(1,1)	55
11. Hasil Estimasi Parameter Model EGARCH-X(1,1)	60
12. Hasil Uji <i>Ljung-Box</i> Residual Model EGARCH-X(1,1)	64
13. Perbandingan Nilai AIC Model EGARCH(1,1) dan EGARCH-X(1,1) . . .	65
14. Hasil Peramalan Inflasi dan Volatilitas Menggunakan Model EGARCH-X(1,1)	66

DAFTAR GAMBAR

Gambar	Halaman
1. <i>Flow Chart</i> Analisis Deret Waktu Metode EGARCH-X	31
2. Plot Data Inflasi Bulanan Provinsi Lampung	33
3. Plot ACF Data Inflasi Bulanan Provinsi Lampung	37
4. Plot PACF Data Inflasi Bulanan Provinsi Lampung	37
5. Grafik Residual Model SARIMA	41
6. Plot ACF Residual Kuadrat	44
7. Plot PACF Residual Kuadrat	44
8. Grafik Peramalan Inflasi Tahun 2025	67
9. Grafik Peramalan Volatilitas Inflasi Tahun 2025	67

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang Masalah

Pemodelan deret waktu umumnya diawali dengan pendekatan yang berfokus pada peramalan nilai rata-rata (*mean*) data. Model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) yang dipopulerkan oleh Box dan Jenkins pada tahun 1976 merupakan kerangka dasar yang efektif untuk menangani data stasioner dan memodelkan ketergantungan linier dalam *mean* bersyarat. Namun, pada data yang memiliki pola musiman seperti inflasi bulanan, model ARIMA dikembangkan menjadi *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* (SARIMA) yang mampu menangkap pola musiman secara lebih baik. Meskipun demikian, baik ARIMA maupun SARIMA mengasumsikan bahwa varians dari *error* bersifat konstan (homoskedastisitas).

Asumsi homoskedastisitas tersebut seringkali tidak terpenuhi pada data ekonomi dan keuangan, termasuk data inflasi, yang menunjukkan adanya heteroskedastisitas bersyarat, yaitu varians *error* yang berubah seiring waktu dan cenderung mengelompok. Dalam konteks ini, model SARIMA hanya mampu menangkap pola pada nilai rata-rata, sedangkan informasi mengenai fluktuasi variansi masih tersisa pada residual. Oleh karena itu, analisis residual dari model SARIMA menjadi langkah penting untuk mengidentifikasi adanya pola volatilitas yang tidak dapat dijelaskan oleh model rata-rata.

Keterbatasan tersebut mendorong pengembangan model yang secara khusus memodelkan varians. Engle (1982) memperkenalkan model *Autoregressive Conditional Heteroskedasticity* (ARCH), yang kemudian dikembangkan oleh Bollerslev (1986) menjadi model *Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity* (GARCH). Model GARCH mampu menangkap fenomena

pengelompokan volatilitas (*volatility clustering*) dengan memodelkan varians sebagai fungsi dari residual masa lalu dan varians sebelumnya.

Meskipun demikian, model GARCH memiliki keterbatasan karena mengasumsikan respons volatilitas yang simetris terhadap guncangan positif dan negatif. Padahal, dalam banyak kasus empiris, terutama pada data ekonomi, ditemukan adanya efek asimetri (*leverage effect*), di mana guncangan negatif memberikan dampak yang lebih besar terhadap volatilitas dibandingkan guncangan positif. Untuk mengatasi hal tersebut, Nelson (1991) mengembangkan model *Exponential GARCH* (EGARCH), yang memodelkan logaritma varians bersyarat sehingga mampu menangkap efek asimetri tanpa memerlukan pembatasan parameter agar varians tetap positif.

Pengembangan lebih lanjut dari model EGARCH dilakukan dengan memasukkan variabel eksogen ke dalam persamaan variansi, yang dikenal sebagai model EGARCH-X. Model ini memungkinkan faktor eksternal, seperti harga bahan pokok pangan, mempengaruhi volatilitas inflasi secara langsung. Dengan demikian, model EGARCH-X tidak hanya menangkap dinamika internal volatilitas, tetapi juga pengaruh faktor eksternal yang relevan terhadap perubahan variansi inflasi.

Relevansi metodologi GARCH terhadap data ekonomi Indonesia telah banyak dibuktikan oleh penelitian terdahulu. Christanty & Wahyudi (2013) menunjukkan bahwa model ARCH/GARCH mampu menangkap karakteristik heteroskedastisitas pada deret waktu inflasi Indonesia. Selanjutnya, Nugroho & Husodo (2017) menemukan bahwa model GARCH(1,1) memberikan kinerja terbaik berdasarkan kriteria informasi.

Penelitian dalam *Journal of Commodity Markets* menunjukkan bahwa model EGARCH efektif dalam menangkap pola asimetris pada volatilitas harga bahan pangan (Dahl, *et al.*, 2020). Selain itu, Ibrahim & Aminu (2020) menjelaskan bahwa perubahan harga bahan pokok memiliki hubungan yang erat dengan dinamika inflasi, terutama melalui mekanisme distribusi dan tekanan biaya.

Secara empiris, beras memiliki pengaruh dominan terhadap inflasi daerah karena bobotnya yang besar dalam Indeks Harga Konsumen (Wardhono, 2018), sedangkan bawang merah dan cabai merah merupakan komoditas dengan tingkat volatilitas harga yang tinggi akibat faktor musiman dan distribusi (Arief & Nugroho, 2017). Oleh karena itu, ketiga komoditas tersebut relevan digunakan sebagai variabel

eksogen dalam model volatilitas.

Provinsi Lampung dipilih sebagai lokasi penelitian karena memiliki karakteristik ekonomi yang sensitif terhadap fluktuasi harga bahan pokok pangan. Struktur pengeluaran rumah tangga yang didominasi oleh kelompok makanan menyebabkan inflasi di daerah ini sangat dipengaruhi oleh perubahan harga komoditas pangan (Bank Indonesia Lampung, 2024).

Inflasi yang digunakan dalam penelitian ini adalah inflasi umum (*headline inflation*) karena mampu menggambarkan kondisi perekonomian secara keseluruhan. Meskipun inflasi terdiri atas beberapa kelompok pengeluaran dalam Indeks Harga Konsumen (IHK), kelompok bahan pangan termasuk komponen yang memiliki kontribusi besar terhadap pembentukan inflasi daerah serta cenderung memiliki volatilitas harga yang tinggi Bank Indonesia (2023). Fluktuasi harga komoditas pangan seperti beras, bawang merah, dan cabai merah sering menjadi penyumbang utama perubahan inflasi akibat faktor musim, distribusi, dan pasokan Arief & Nugroho (2017). Selain itu, Wardhono (2018) menjelaskan bahwa komoditas pangan memiliki pengaruh dominan terhadap inflasi daerah karena bobotnya yang besar dalam struktur pengeluaran rumah tangga.

Data inflasi di Provinsi Lampung menunjukkan pola fluktuasi yang cukup tinggi serta adanya indikasi variansi yang tidak konstan. Hal ini mengindikasikan bahwa pendekatan SARIMA saja belum cukup untuk menggambarkan keseluruhan dinamika data, sehingga diperlukan model lanjutan untuk memodelkan volatilitas.

Oleh karena itu, penelitian ini menggunakan pendekatan dua tahap, yaitu pemodelan rata-rata menggunakan SARIMA untuk memperoleh residual yang bersifat *white noise*, kemudian dilanjutkan dengan pemodelan volatilitas menggunakan model EGARCH-X. Dengan memasukkan harga beras, bawang merah, dan cabai merah sebagai variabel eksogen dalam persamaan variansi, penelitian ini bertujuan untuk menganalisis pengaruh fluktuasi harga bahan pokok pangan terhadap volatilitas inflasi di Provinsi Lampung.

Hasil penelitian ini diharapkan dapat memberikan pemahaman yang lebih komprehensif mengenai dinamika inflasi, tidak hanya dari sisi nilai rata-rata, tetapi juga dari sisi volatilitasnya, sehingga dapat menjadi dasar dalam perumusan kebijakan stabilisasi harga pangan di tingkat daerah.

1.2 Tujuan Penelitian

Tujuan dari penelitian ini adalah mengimplementasikan model *Exponential* GARCH (EGARCH) untuk menggambarkan volatilitas inflasi di Provinsi Lampung, dengan mempertimbangkan harga beras, bawang merah, dan cabai merah sebagai variabel eksogen.

1.3 Manfaat Penelitian

Hasil dari penelitian ini diharapkan dapat memberikan manfaat sebagai berikut.

1. Menggambarkan dan memprediksi volatilitas inflasi secara lebih akurat menggunakan model *Exponential* GARCH (E-GARCH) dengan mempertimbangkan pengaruh harga bahan pangan utama sebagai variabel eksogen.
2. Memberikan pemahaman kuantitatif mengenai besarnya pengaruh fluktuasi harga bahan pokok pangan terhadap ketidakstabilan inflasi, sehingga dapat menjadi masukan bagi pemerintah daerah dalam perumusan kebijakan pengendalian harga dan inflasi.

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Analisis Deret Waktu

Analisis deret waktu merupakan metode statistik untuk menganalisis data berdasarkan urutan waktu tertentu. Konsep ini diperkenalkan oleh Box & Jenkins (1970) melalui buku *Time Series Analysis: Forecasting and Control*, yang kemudian menjadi dasar dalam pemodelan data berkala di berbagai bidang. Dasar pemikirannya adalah bahwa nilai pengamatan saat ini (Y_t) bergantung pada satu atau beberapa pengamatan sebelumnya (Y_{t-1} , Y_{t-2} , dan seterusnya) (Box & Jenkins, 1976).

Peramalan (*forecasting*) merupakan proses memperkirakan kejadian di masa depan berdasarkan data masa lalu (Markidakis *et al.*, 1999). Hasil peramalan digunakan untuk mendukung perencanaan dan pengambilan keputusan. Data deret waktu harus stasioner, artinya rata-rata dan variansnya tidak berubah terhadap waktu. Jika data tidak stasioner, maka perlu dilakukan proses *differencing*, yaitu mengurangi nilai data saat ini dengan nilai data sebelumnya untuk menstasionerkan data (Chatfield, 2004).

Komponen penting dalam deret waktu meliputi tren, musiman, dan komponen acak (Enders, 2015). Salah satu model populer adalah ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*) yang dikembangkan oleh Box & Jenkins (1976). Model ini banyak digunakan untuk memprediksi data nonstasioner dengan kombinasi elemen AR, I, dan MA.

2.2 Volatilitas

Volatilitas merupakan ukuran tingkat ketidakstabilan atau fluktuasi dari suatu variabel ekonomi atau keuangan terhadap nilai rata-ratanya dalam periode waktu tertentu (Hull, 2018). Dalam konteks ekonomi makro, volatilitas sering dikaitkan dengan perubahan harga, inflasi, nilai tukar, maupun harga bahan pangan yang mengalami pergerakan tidak konstan dari waktu ke waktu (Engle, 1982). Volatilitas yang tinggi menunjukkan adanya ketidakpastian yang besar terhadap kondisi ekonomi di masa mendatang (Tsay, 2010).

Secara statistik, volatilitas menggambarkan varians atau simpangan baku bersyarat dari suatu proses deret waktu (Hamilton, 1994). Dalam analisis deret waktu, asumsi klasik menyatakan bahwa varians residual bersifat konstan atau homoskedastik. Namun banyak data ekonomi dan keuangan menunjukkan adanya heteroskedastisitas bersyarat, yaitu varians yang berubah-ubah seiring waktu (Engle, 1982). Kondisi ini menandakan bahwa periode dengan fluktuasi besar cenderung diikuti oleh periode volatilitas tinggi, sedangkan periode dengan fluktuasi kecil diikuti oleh volatilitas rendah (Bollerslev, 1986).

2.3 Transformasi Data

Transformasi data merupakan salah satu tahap penting dalam analisis deret waktu yang bertujuan untuk memperbaiki karakteristik data agar memenuhi asumsi model statistik yang digunakan. Transformasi dilakukan untuk mengatasi permasalahan seperti varians yang tidak konstan (*heteroskedastisitas*), distribusi data yang tidak normal, serta adanya pola nonlinier dalam data (Enders, 2015).

Dalam analisis deret waktu, khususnya pada pemodelan ARIMA dan GARCH, asumsi dasar yang harus dipenuhi adalah data memiliki variansi yang stabil (*homoskedastisitas*) dan bersifat stasioner. Ketidakstabilan variansi sering ditemukan pada data ekonomi, terutama yang berkaitan dengan harga dan inflasi, sehingga diperlukan transformasi untuk menstabilkan variansi dan memperbaiki distribusi data agar lebih mendekati normal (Tsay, 2010).

Salah satu metode transformasi yang umum digunakan adalah transformasi logaritma

natural. Transformasi ini dilakukan dengan mengubah data ke dalam bentuk logaritma, yang secara matematis dinyatakan pada Persamaan (1):

$$Y_t^* = \ln(Y_t) \quad (1)$$

Keterangan:

Y_t = data asli pada waktu ke- t ,

Y_t^* = data hasil transformasi logaritma natural.

Transformasi logaritma memiliki beberapa keunggulan, antara lain mampu mengurangi tingkat keragaman data, mengatasi masalah heteroskedastisitas, serta mengubah pola pertumbuhan eksponensial menjadi lebih linier (Gujarati & Porter, 2009). Selain transformasi logaritma, terdapat pula transformasi *Box-Cox* yang bersifat lebih umum dan fleksibel. Transformasi *Box-Cox* dinyatakan pada Persamaan (2):

$$Y_t^* = \begin{cases} \frac{Y_t^\lambda - 1}{\lambda}, & \lambda \neq 0 \\ \ln(Y_t), & \lambda = 0 \end{cases} \quad (2)$$

Keterangan:

Y_t = data asli pada waktu ke- t ,

Y_t^* = data hasil transformasi,

λ = parameter transformasi.

Parameter λ ditentukan berdasarkan nilai yang mampu memaksimalkan kesesuaian data terhadap asumsi normalitas dan kestabilan variansi. Transformasi ini banyak digunakan dalam analisis statistik karena mampu mengakomodasi berbagai bentuk distribusi data (Box dan Cox, 1964).

Dalam konteks penelitian ini, transformasi logaritma natural diterapkan pada variabel harga bahan pokok, yaitu harga beras, bawang merah, dan cabai merah. Transformasi ini bertujuan untuk mengurangi skala data yang besar, menstabilkan variansi, serta mempermudah interpretasi koefisien sebagai elastisitas. Dengan demikian, transformasi data merupakan langkah awal yang penting dalam analisis deret waktu karena dapat meningkatkan kualitas model yang dihasilkan serta memastikan terpenuhinya asumsi-asumsi yang diperlukan dalam pemodelan statistik (Enders, 2015).

2.4 Uji *Augmented Dickey Fuller* (ADF)

Uji *Augmented Dickey-Fuller* (ADF) merupakan pengujian statistik yang digunakan untuk mengetahui apakah suatu data deret waktu bersifat stasioner atau tidak terhadap rata-rata dan variansnya. Uji ini merupakan pengembangan dari uji *Dickey-Fuller* yang diperkenalkan oleh Dickey & Fuller (1979) untuk mengatasi adanya autokorelasi dalam residual model regresi.

Hipotesis yang diuji dalam uji ADF adalah sebagai berikut:

$H_0 : \omega = 0 \rightarrow$ Data belum stasioner terhadap rata-rata.

$H_1 : \omega < 0 \rightarrow$ Data stasioner terhadap rata-rata.

Statistik uji ADF dinyatakan sebagai Persamaan (3):

$$DF = \frac{\hat{\omega}}{SE(\hat{\omega})} \quad (3)$$

Keterangan:

$\hat{\omega}$ = Estimasi parameter autoregresif,

$SE(\hat{\omega})$ = *Standard error* dari estimasi parameter

Kriteria pengujian adalah apabila nilai statistik ADF lebih kecil dari nilai kritis (*critical value*), maka tolak H_0 yang berarti data sudah stasioner. Sebaliknya, jika nilai hasil uji ADF lebih besar dari nilai kritis, maka terima H_0 sehingga data dianggap belum stasioner (Gujarati & Porter, 2009). Apabila hasil uji menunjukkan data tidak stasioner, maka dilakukan proses *differencing*, yaitu mengurangi nilai data pada periode sekarang dengan periode sebelumnya untuk menghilangkan tren atau fluktuasi jangka panjang (Chatfield, 2004).

Menurut Enders (2015), uji ADF sangat penting dalam analisis deret waktu karena sebagian besar model, seperti ARIMA, hanya dapat digunakan jika data sudah stasioner. Oleh karena itu, langkah awal dalam pemodelan deret waktu adalah memastikan data sudah stasioneritas melalui uji ADF.

2.5 Pembedaan (*Differencing*)

Differencing adalah proses mengubah data non-stasioner menjadi stasioner dengan menghilangkan tren atau pola musiman. Proses ini menjadi bagian penting dalam membangun model ARIMA, karena ARIMA hanya dapat diaplikasikan pada data yang stasioner. Bila data menunjukkan pola tren, maka *differencing* bertujuan untuk menghilangkan perubahan rata-rata antar waktu (Box *et al.*, 2015).

Differencing pertama dilakukan dengan menghitung selisih antara nilai saat ini dan nilai sebelumnya sebagaimana ditunjukkan pada Persamaan (4):

$$Y'_t = Y_t - Y_{t-1} \quad (4)$$

Jika setelah *differencing* pertama data masih belum stasioner (berdasarkan uji ADF atau visualisasi), maka dilanjutkan dengan *differencing* orde kedua sebagaimana Persamaan (5):

$$Y''_t = Y'_t - Y'_{t-1} = (Y_t - Y_{t-1}) - (Y_{t-1} - Y_{t-2}) \quad (5)$$

Apabila masih belum cukup, dapat dilakukan *differencing* orde ketiga seperti pada Persamaan (6):

$$Y'''_t = Y''_t - Y''_{t-1} \quad (6)$$

Setiap kali dilakukan *differencing*, data harus diuji kembali untuk memastikan apakah data sudah stasioner. Suatu data dapat dikatakan memenuhi asumsi stasioner terhadap rata-rata apabila plot *trend analysis* menunjukkan pola yang sejajar atau membentuk garis horizontal mendekati nol. Proses ini menentukan nilai d pada model ARIMA(p, d, q), yaitu jumlah *differencing* yang diperlukan untuk membuat data stasioner (Hyndman & Athanasopoulos, 2018).

2.6 Metode Box Jenkins (ARIMA)

Metode Box Jenkins atau dikenal juga sebagai metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) dikembangkan oleh Box & Jenkins (1976) untuk

menganalisis serta meramalkan data deret waktu berdasarkan nilai masa lalunya tanpa melibatkan variabel independen. Metode ini banyak digunakan karena mampu memodelkan data yang bersifat musiman maupun tidak musiman, serta dapat diterapkan pada data yang tidak stasioner dengan melakukan proses *differencing* (Markidakis *et al.*, 1999).

Model Box Jenkins terdiri atas beberapa bentuk dasar, yaitu AR, MA, ARMA, dan ARIMA. Masing-masing model memiliki bentuk matematis sebagai berikut:

- Model AR(p) menyatakan bahwa nilai pengamatan saat ini (Y_t) dipengaruhi oleh nilai pengamatan pada beberapa periode sebelumnya. Bentuk umum model ditunjukkan pada Persamaan (7):

$$Y_t = \mu + \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \cdots + \phi_p Y_{t-p} + \varepsilon_t \quad (7)$$

Keterangan:

Y_t = nilai pengamatan pada periode ke- t ,

μ = konstanta,

ϕ_i = parameter *autoregressive* ke- i ,

p = orde AR,

ε_t = galat acak pada periode ke- t .

- Model MA(q) menjelaskan bahwa nilai pengamatan saat ini merupakan fungsi linier dari kesalahan (*error*) pada beberapa periode sebelumnya, sebagaimana Persamaan (8):

$$Y_t = \mu + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \theta_2 \varepsilon_{t-2} - \cdots - \theta_q \varepsilon_{t-q} \quad (8)$$

Keterangan:

Y_t = nilai pengamatan pada periode ke- t ,

μ = konstanta,

θ_j = parameter *moving average* ke- j ,

q = orde MA,

ε_t = galat acak.

- Model ARMA(p, q) merupakan gabungan antara komponen AR dan MA yang digunakan untuk data yang sudah stasioner. Bentuk umumnya ditunjukkan

pada Persamaan (9):

$$Y_t = \mu + \phi_1 Y_{t-1} + \cdots + \phi_p Y_{t-p} + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \cdots - \theta_q \varepsilon_{t-q} \quad (9)$$

Keterangan:

Y_t = nilai pengamatan pada periode ke- t ,

μ = konstanta,

ϕ_i dan θ_j = parameter AR dan MA,

p dan q = orde AR dan MA,

ε_t = galat acak.

- Model ARIMA(p, d, q) menggabungkan komponen *autoregressive* (AR), *differencing* (I), dan *moving average* (MA) untuk menangani data yang memiliki tren atau perubahan rata-rata dari waktu ke waktu. Bentuk model ARIMA ditunjukkan pada Persamaan (10):

$$(1 - \phi_1 B - \cdots - \phi_p B^p)(1 - B)^d Y_t = (1 + \theta_1 B + \cdots + \theta_q B^q) \varepsilon_t \quad (10)$$

Keterangan:

Y_t = nilai pengamatan pada periode ke- t ,

B = operator *backshift*,

p = orde AR,

d = orde *differencing*,

q = orde MA,

ε_t = galat acak.

Jika data tidak stasioner, maka digunakan model ARIMA(p, d, q), yang mencakup proses *differencing* sebanyak d kali untuk menstasionerkan data. Menurut Gujarati & Porter (2009), keunggulan metode Box Jenkins terletak pada kemampuannya dalam mengidentifikasi struktur pola data melalui tahapan identifikasi, estimasi, dan diagnostik model sehingga menghasilkan peramalan yang lebih akurat. Dengan demikian, metode Box Jenkins menjadi salah satu pendekatan paling populer dalam analisis dan peramalan deret waktu karena fleksibilitasnya dalam menangani berbagai karakteristik dan pola data.

2.7 Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA)

Model *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* (SARIMA) merupakan pengembangan dari model ARIMA yang digunakan untuk menganalisis data deret waktu yang memiliki pola musiman. Model ini menggabungkan komponen non-musiman dan musiman dalam satu kerangka pemodelan sehingga mampu menangkap pola berulang dalam periode tertentu (Box *et al.*, 2015).

Secara umum, model SARIMA dinotasikan sebagai $SARIMA(p, d, q)(P, D, Q)_s$, di mana p adalah orde *autoregressive* (AR), d adalah orde *differencing*, dan q adalah orde *moving average* (MA) untuk komponen non-musiman. Sementara itu, P , D , dan Q masing-masing merupakan orde AR, *differencing*, dan MA untuk komponen musiman, serta s menyatakan panjang periode musiman (Enders, 2015).

Model SARIMA secara matematis dinyatakan pada Persamaan (11):

$$\Phi_P(B^s)\phi_p(B)(1-B)^d(1-B^s)^DY_t = \Theta_Q(B^s)\theta_q(B)\varepsilon_t \quad (11)$$

Keterangan:

$\Phi_P(B^s)$ = polinomial AR musiman,

$\phi_p(B)$ = polinomial AR non-musiman,

$(1-B)^d$ = differencing non-musiman,

$(1-B^s)^D$ = differencing musiman,

$\Theta_Q(B^s)$ = polinomial MA musiman,

$\theta_q(B)$ = polinomial MA non-musiman,

B = operator *backshift*,

Y_t = data deret waktu pada periode ke- t ,

ε_t = residual yang diasumsikan berdistribusi normal dengan rata-rata nol dan variansi konstan.

Tahapan dalam pemodelan SARIMA mengikuti prosedur *Box-Jenkins*, yaitu identifikasi model, estimasi parameter, uji diagnostik, dan peramalan. Pada tahap identifikasi, digunakan plot *Autocorrelation Function* (ACF) dan *Partial Autocorrelation Function* (PACF) untuk menentukan orde model. Selanjutnya, parameter diestimasi menggunakan metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE),

kemudian dilakukan uji diagnostik untuk memastikan bahwa residual bersifat *white noise* (Box *et al.*, 2015).

Model SARIMA banyak digunakan dalam analisis data ekonomi karena kemampuannya dalam menangkap pola musiman dan tren jangka pendek. Dalam penelitian ini, model SARIMA digunakan untuk memodelkan komponen rata-rata (*mean*) dari data inflasi sebelum dilakukan analisis lebih lanjut terhadap volatilitas menggunakan model GARCH dan pengembangannya. Dengan demikian, model SARIMA menjadi dasar penting dalam pemodelan volatilitas deret waktu (Enders, 2015).

2.8 Uji Ljung–Box

Uji *Ljung–Box* merupakan pengujian statistik yang digunakan untuk mengetahui ada atau tidaknya autokorelasi pada residual model deret waktu hingga lag tertentu. Uji ini dikembangkan oleh Ljung dan Box (1978) sebagai penyempurnaan dari uji *Box–Pierce*, khususnya untuk sampel berukuran kecil.

Hipotesis yang diuji dalam Uji *Ljung–Box* adalah sebagai berikut:

$H_0 : \rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_k = 0 \rightarrow$ Tidak terdapat autokorelasi hingga lag ke- k (residual bersifat *white noise*).

$H_1 : \text{Minimal terdapat satu } \rho_j \neq 0 \rightarrow$ Terdapat autokorelasi hingga lag ke- k .

Statistik uji *Ljung–Box* dinyatakan sebagai Persamaan (12):

$$Q = n(n+2) \sum_{j=1}^k \frac{\hat{\rho}_j^2}{n-j} \quad (12)$$

Keterangan:

n = Jumlah observasi,

k = Banyaknya lag yang diuji,

$\hat{\rho}_j$ = Koefisien autokorelasi residual pada lag ke- j .

Statistik uji Q mengikuti distribusi chi-square (χ^2) dengan derajat bebas sebesar $(k - p - q)$, di mana p dan q merupakan orde dari model yang diestimasi. Kriteria

pengujian adalah apabila nilai p -value lebih besar dari tingkat signifikansi α (umumnya 5%), maka gagal menolak H_0 yang berarti tidak terdapat autokorelasi pada residual sehingga model dianggap memadai. Sebaliknya, jika p -value lebih kecil dari α , maka tolak H_0 yang berarti masih terdapat autokorelasi pada residual (Gujarati & Porter, 2009).

Menurut Enders (2015), Uji *Ljung-Box* merupakan bagian penting dalam tahap diagnostik model deret waktu, baik pada model ARIMA maupun model volatilitas seperti GARCH dan EGARCH. Dalam model volatilitas, pengujian ini tidak hanya dilakukan pada residual, tetapi juga pada *squared residual* untuk memastikan bahwa efek heteroskedastisitas telah berhasil ditangkap oleh model.

2.9 Residual Model

Residual merupakan selisih antara nilai aktual dan nilai hasil estimasi model pada suatu periode tertentu. Dalam analisis deret waktu, residual digunakan untuk mengevaluasi apakah model yang dibangun telah mampu menangkap pola yang terdapat dalam data. Residual dinyatakan pada Persamaan (13):

$$\varepsilon_t = Y_t - \hat{Y}_t \quad (13)$$

Keterangan:

ε_t = residual pada waktu ke- t ,

Y_t = nilai aktual pada waktu ke- t ,

$\hat{Y}_t$ = nilai hasil estimasi model pada waktu ke- t .

Residual yang baik dalam suatu model deret waktu diharapkan memiliki sifat *white noise*, yaitu tidak mengandung autokorelasi, memiliki rata-rata nol, dan variansi yang konstan. Jika residual masih mengandung pola tertentu, maka hal tersebut menunjukkan bahwa model belum sepenuhnya mampu menjelaskan dinamika data sehingga diperlukan perbaikan model (Box *et al.*, 2015).

Dalam proses evaluasi model, analisis residual dilakukan melalui beberapa pengujian, seperti uji autokorelasi menggunakan *Ljung-Box Test*, uji normalitas, serta uji heteroskedastisitas. Uji *Ljung-Box* digunakan untuk mengetahui apakah

residual bersifat independen atau masih mengandung autokorelasi, sedangkan uji heteroskedastisitas digunakan untuk mendeteksi adanya perubahan variansi residual dari waktu ke waktu (Tsay, 2010).

Pada model deret waktu yang melibatkan analisis volatilitas, seperti GARCH dan EGARCH, residual memiliki peranan yang sangat penting. Hal ini dikarenakan model volatilitas tidak langsung diterapkan pada data asli, melainkan pada residual yang dihasilkan dari model rata-rata. Dengan demikian, kualitas residual sangat menentukan keberhasilan dalam memodelkan variansi bersyarat (Tsay, 2010).

Selain itu, residual juga digunakan untuk mengidentifikasi adanya efek ARCH (*Autoregressive Conditional Heteroskedasticity*), yaitu kondisi di mana variansi residual tidak konstan dan bergantung pada nilai residual sebelumnya. Jika terdapat efek ARCH, maka diperlukan model lanjutan seperti GARCH atau EGARCH untuk menangkap dinamika volatilitas tersebut (Engle, 1982).

Dalam penelitian ini, residual yang diperoleh dari model SARIMA digunakan sebagai dasar untuk analisis volatilitas. Residual tersebut diuji terlebih dahulu untuk memastikan tidak terdapat autokorelasi, namun masih memungkinkan adanya efek heteroskedastisitas bersyarat sebelum dilakukan pemodelan menggunakan model GARCH dan pengembangannya. Dengan demikian, analisis residual merupakan tahap penting dalam evaluasi model deret waktu karena dapat memberikan informasi mengenai kecukupan model serta menjadi dasar dalam pengembangan model lanjutan (Enders, 2015).

2.10 Uji *Effect ARCH Lagrange Multiplier* (ARCH-LM)

Uji *Lagrange Multiplier* (LM) atau *ARCH-LM test* digunakan untuk mendeteksi adanya heteroskedastisitas bersyarat pada residual hasil estimasi model deret waktu, khususnya untuk mengetahui apakah terdapat efek *Autoregressive Conditional Heteroskedasticity* (ARCH) dalam data (Engle, 1982). Uji ini pertama kali diperkenalkan oleh Engle (1982) yang menjelaskan bahwa variansi bersyarat galat acak pada model deret waktu sering kali tidak konstan, melainkan bergantung pada nilai galat acak periode sebelumnya (*conditional heteroskedasticity*).

Model dasar yang digunakan dalam uji ARCH-LM dituliskan pada Persamaan (14)

(Bollerslev, 1986):

$$\varepsilon_t^2 = \beta_0 + \beta_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \beta_2 \varepsilon_{t-2}^2 + \cdots + \beta_p \varepsilon_{t-p}^2 + u_t \quad (14)$$

Keterangan:

ε_t^2 = kuadrat residual pada waktu ke- t , yang merepresentasikan proksi varians bersyarat,

β_0 = konstanta (harus bernilai positif),

β_i = parameter yang menggambarkan pengaruh kuadrat residual masa lalu terhadap varians saat ini,

ε_{t-i}^2 = kuadrat residual pada lag ke- i ,

p = orde model ARCH, yaitu jumlah lag residual yang digunakan,

u_t = *error term* yang diasumsikan *white noise*.

Statistik uji yang digunakan dalam uji ARCH-LM adalah statistik *Lagrange Multiplier* (LM) yang diperoleh dari hasil regresi bantu pada Persamaan (14) (Engle, 1982). Statistik LM dituliskan pada Persamaan (15):

$$LM = T \times R^2 \quad (15)$$

dengan:

T = jumlah observasi,

R^2 = koefisien determinasi dari regresi kuadrat residual terhadap lag-nya.

Statistik LM mengikuti distribusi Chi-Square dengan derajat bebas sebesar p . Hipotesis yang diuji dalam uji ARCH-LM adalah sebagai berikut:

$$H_0: \beta_1 = \beta_2 = \cdots = \beta_p = 0$$

Tidak terdapat efek ARCH (variens residual bersifat homogen).

$$H_1: \text{Paling sedikit terdapat satu } \beta_i \neq 0, i = 1, 2, \dots, p$$

Terdapat efek ARCH (variens residual tidak homogen).

Kriteria pengujian dilakukan dengan melihat nilai statistik *Lagrange Multiplier* dari hasil regresi. Jika nilai probabilitas Chi-Square (p -value) $< 0,05$, maka tolak H_0 , yang berarti terdapat efek ARCH pada data (Brooks, 2014). Menurut Brooks (2014), keberadaan efek ARCH menunjukkan bahwa varians residual tidak konstan dari waktu ke waktu (*conditional heteroskedasticity*), sehingga model seperti GARCH

(*Generalized*) ARCH lebih tepat digunakan dibanding model regresi klasik. Dengan demikian, uji ARCH-LM menjadi langkah penting dalam analisis deret waktu keuangan untuk memastikan apakah data memerlukan pemodelan volatilitas lanjut seperti GARCH atau EGARCH (Engle, 1982).

2.11 Model GARCH (*Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity*)

Model GARCH merupakan pengembangan dari model ARCH yang diperkenalkan oleh Bollerslev (1986) untuk menangani volatilitas data deret waktu yang bersifat heteroskedastik. Berbeda dengan model ARCH, varians bersyarat pada model GARCH tidak hanya dipengaruhi oleh kuadrat residual periode sebelumnya (ε_{t-i}^2), tetapi juga oleh varians bersyarat periode sebelumnya (σ_{t-j}^2). Secara umum, bentuk model GARCH(p, q) dituliskan pada Persamaan (16):

$$\sigma_t^2 = \omega + \sum_{i=1}^q \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^p \beta_j \sigma_{t-j}^2 \quad (16)$$

Keterangan:

σ_t^2 = varians bersyarat pada waktu ke- t ,

ε_t = komponen galat acak (*error term*) pada waktu ke- t ,

ω = konstanta (harus bernilai positif),

α_i dan β_j = parameter yang menunjukkan pengaruh dari residual dan varians masa lalu terhadap volatilitas saat ini.

Menurut Gujarati & Porter (2009), model GARCH digunakan untuk memodelkan volatilitas yang berubah-ubah dari waktu ke waktu, terutama pada data keuangan seperti inflasi, harga saham, dan nilai tukar. Nilai parameter α dan β yang besar menunjukkan adanya fenomena berkepanjangan *volatility clustering* dalam data (Brooks, 2014). Selain itu, agar model stabil, jumlah parameter tersebut harus memenuhi syarat $\alpha + \beta < 1$, yang menandakan bahwa varians bersyarat bersifat stasioner (Tsay, 2010).

2.12 Uji Sign Bias

Uji Sign Bias adalah metode yang diperkenalkan oleh Engle & Ng (1993) untuk memeriksa apakah terdapat pengaruh asimetris dalam volatilitas data deret waktu. Pengaruh asimetris berarti bahwa kejutan negatif (misalnya penurunan harga atau inflasi) membuat volatilitas meningkat lebih besar dibandingkan kejutan positif dengan besar yang sama. Dalam banyak data ekonomi dan keuangan, kondisi ini sering muncul, karena pasar biasanya bereaksi lebih kuat terhadap berita buruk daripada berita baik (Brooks, 2014). Karena itu, uji ini penting dilakukan untuk menentukan apakah model volatilitas yang digunakan bersifat simetris (seperti GARCH) atau perlu menggunakan model yang dapat menangkap efek asimetris, seperti EGARCH.

Menurut Engle & Ng (1993), pengujian efek asimetris dapat dilakukan dengan menggunakan model regresi berbasis kuadrat residual, yang dirumuskan pada Persamaan (17) sebagai berikut:

$$\hat{\varepsilon}_t^2 = \phi_0 + \phi_1 S_{t-1}^- + \phi_2 S_{t-1}^- \hat{\varepsilon}_{t-1} + \phi_3 S_{t-1}^+ \hat{\varepsilon}_{t-1} + u_t \quad (17)$$

Keterangan:

ε_t^2 = kuadrat residual pada waktu ke- t ,

ϕ_0 = konstanta,

ϕ_1 = parameter untuk sign bias (pengaruh *shock* negatif),

ϕ_2 = parameter untuk *negative size bias* (pengaruh besar *shock* negatif),

ϕ_3 = parameter untuk *positive size bias* (pengaruh besar *shock* positif),

S_{t-1}^- = dummy *shock* negatif (1 jika $\hat{\varepsilon}_{t-1} < 0$),

S_{t-1}^+ = dummy *shock* positif (1 jika $\hat{\varepsilon}_{t-1} > 0$),

$\hat{\varepsilon}_{t-1}$ = residual periode sebelumnya,

u_t = *error term* pada waktu ke- t .

Model pada Persamaan (17) menguji tiga bentuk asimetri, yaitu *sign bias*, *negative size bias*, dan *positive size bias*. Jika salah satu dari parameter ϕ_1 , ϕ_2 , atau ϕ_3 signifikan secara statistik, maka terdapat bukti adanya perilaku asimetris dalam volatilitas data (Tsay, 2010).

Adapun hipotesis yang diuji adalah sebagai berikut:

$H_0 : \phi_1 = \phi_2 = \phi_3 = 0$ (maka tidak terdapat efek asimetris)

$H_1 : \text{paling sedikit satu } \phi_i \neq 0, i = 1, 2, 3$ (maka terdapat efek asimetris)

Keputusan pengujian dilakukan dengan melihat nilai probabilitas (*p-value*) dari masing-masing koefisien atau melalui uji Chi Square. Jika nilai *p-value* < 0,05, maka H_0 ditolak dan dapat disimpulkan bahwa terdapat efek asimetris dalam volatilitas (Brooks, 2014). Temuan adanya efek asimetris menunjukkan bahwa model volatilitas simetris seperti GARCH tidak cukup menggambarkan dinamika data secara akurat. Oleh karena itu, model asimetris seperti EGARCH lebih sesuai digunakan (Tsay, 2010). Dengan demikian, Uji Sign Bias menjadi langkah penting dalam analisis volatilitas deret waktu, terutama ketika data menunjukkan respons volatilitas yang berbeda terhadap kejutan positif dan negatif.

2.13 Model *Exponential Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity* (EGARCH)

Model *Exponential Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity* (EGARCH) diperkenalkan oleh Nelson (1991) sebagai pengembangan dari model GARCH untuk mengatasi keterbatasan dalam menangkap efek asimetris (*asymmetric effect*) pada volatilitas data keuangan. Berbeda dengan model GARCH yang mensyaratkan parameter varians bersyarat (σ_t^2) harus positif, model EGARCH memastikan hal tersebut secara otomatis melalui transformasi logaritmik.

Model EGARCH juga mampu menangkap fenomena *leverage effect*, yaitu kondisi ketika *shock* negatif (berita buruk) memiliki dampak yang lebih besar terhadap volatilitas dibandingkan *shock* positif (berita baik) dengan besaran yang sama (Brooks, 2014). Secara matematis, bentuk umum model EGARCH(p, q) dapat dituliskan pada Persamaan (19):

$$\ln(\sigma_t^2) = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i \left(\frac{|a_{t-i}|}{\sigma_{t-i}} + \gamma_i \frac{a_{t-i}}{\sigma_{t-i}} \right) + \sum_{j=1}^p \beta_j \ln(\sigma_{t-j}^2) \quad (18)$$

Keterangan:

σ_t^2 = varians bersyarat pada waktu ke- t ,

$\ln(\sigma_t^2)$ = log varians bersyarat,

α_0 = konstanta model EGARCH,

α_i = pengaruh besar *shock* masa lalu (*magnitude effect*),
 $|\varepsilon_{t-i}| / \sigma_{t-i}$ = ukuran shock relatif terhadap standar deviasi,
 $\gamma_i (\varepsilon_{t-i} / \sigma_{t-i})$ = efek asimetri atau *leverage effect*,
 β_j = pengaruh log varians masa lalu (persistensi),
 p = orde GARCH,
 q = orde ARCH,
 ε_{t-i} = residual pada lag ke- i .

Keunggulan model EGARCH terletak pada kemampuannya dalam menangani data volatilitas yang tidak simetris dan tidak stasioner, sehingga lebih fleksibel dibandingkan model GARCH klasik (Brooks, 2014).

2.14 *Exponential Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity* dengan Variabel Eksogen (EGARCH-X)

Model *Exponential Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity* (EGARCH) merupakan pengembangan dari model GARCH yang diperkenalkan oleh Nelson (1991) untuk mengatasi keterbatasan model GARCH dalam menangkap efek asimetri volatilitas. Model ini mampu mengakomodasi *leverage effect*, yaitu kondisi di mana kejutan negatif memiliki dampak yang lebih besar terhadap volatilitas dibandingkan kejutan positif dengan besaran yang sama.

Berbeda dengan model GARCH yang memodelkan variansi secara langsung, model EGARCH menggunakan transformasi logaritma terhadap variansi bersyarat sehingga tidak memerlukan pembatasan parameter agar variansi tetap bernilai positif. Secara umum, model EGARCH(1,1) dinyatakan pada Persamaan (19):

$$\ln(\sigma_t^2) = \omega + \alpha_1 \left| \frac{\varepsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}} \right| + \gamma_1 \left(\frac{\varepsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}} \right) + \beta_1 \ln(\sigma_{t-1}^2) \quad (19)$$

Keterangan:

σ_t^2 = variansi bersyarat pada waktu ke- t ,
 ω = konstanta,
 α_1 = parameter efek besar shock (*magnitude effect*),
 γ_1 = parameter efek asimetri (*leverage effect*),
 β_1 = parameter persistensi volatilitas,

ε_{t-1} = residual periode sebelumnya,

σ_{t-1} = standar deviasi bersyarat periode sebelumnya.

Pengembangan lebih lanjut dari model EGARCH dilakukan dengan memasukkan variabel eksogen ke dalam persamaan variansi, yang dikenal sebagai model EGARCH-X. Model ini memungkinkan faktor eksternal mempengaruhi volatilitas secara langsung sehingga memberikan fleksibilitas yang lebih tinggi dalam menjelaskan dinamika variansi (Franses dan van Dijk, 2000).

Secara umum, bentuk model EGARCH-X dinyatakan pada Persamaan (20):

$$\ln(\sigma_t^2) = \omega + \alpha_1 \left| \frac{\varepsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}} \right| + \gamma_1 \left(\frac{\varepsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}} \right) + \beta_1 \ln(\sigma_{t-1}^2) + \delta X_t \quad (20)$$

Keterangan:

X_t = variabel eksogen pada waktu ke- t ,

δ = parameter pengaruh variabel eksogen terhadap volatilitas,

parameter lainnya sama seperti pada Persamaan (19).

Keunggulan model EGARCH-X terletak pada kemampuannya dalam menangkap heteroskedastisitas bersyarat, persistensi volatilitas, efek asimetri, serta pengaruh faktor eksternal terhadap volatilitas (Tsay, 2010).

Dalam penelitian ini, variabel eksogen yang digunakan adalah harga bahan pokok pangan, yaitu harga beras, bawang merah, dan cabai merah yang telah ditransformasi ke dalam bentuk logaritma natural. Pemasukan variabel eksogen ke dalam persamaan variansi bertujuan untuk menganalisis bagaimana perubahan harga komoditas pangan mempengaruhi volatilitas inflasi secara langsung. Dengan demikian, model EGARCH-X diharapkan mampu memberikan gambaran yang lebih komprehensif mengenai dinamika volatilitas inflasi karena tidak hanya mempertimbangkan faktor internal data, tetapi juga pengaruh faktor eksternal yang relevan (Nelson, 1991).

2.15 Maximum Likelihood Estimation (MLE)

Maximum Likelihood Estimation (MLE) merupakan salah satu metode estimasi parameter yang banyak digunakan dalam analisis statistik dan ekonometrika. Metode ini bertujuan untuk menentukan nilai parameter yang memaksimalkan fungsi *likelihood*, yaitu peluang munculnya data sampel yang diamati berdasarkan model yang digunakan (Gujarati & Porter, 2009).

Misalkan terdapat sampel data $Y_1, Y_2, \dots, Y_n$ yang diasumsikan mengikuti distribusi tertentu dengan parameter θ . Fungsi *likelihood* dinyatakan pada Persamaan (21):

$$L(\theta) = \prod_{t=1}^n f(Y_t; \theta) \quad (21)$$

Keterangan:

$L(\theta)$ = fungsi *likelihood*,

$f(Y_t; \theta)$ = fungsi kepadatan probabilitas data,

Y_t = data pengamatan pada waktu ke- t ,

θ = parameter model yang diestimasi,

n = jumlah observasi.

Untuk mempermudah proses optimasi, digunakan fungsi *log-likelihood* yang dinyatakan pada Persamaan (22):

$$\ln L(\theta) = \sum_{t=1}^n \ln f(Y_t; \theta) \quad (22)$$

Keterangan:

$\ln L(\theta)$ = fungsi *log-likelihood*.

Estimasi parameter dengan metode MLE dilakukan dengan mencari nilai θ yang memaksimalkan fungsi *log-likelihood*. Secara matematis, estimasi parameter diperoleh dengan menyelesaikan turunan pertama fungsi *log-likelihood* terhadap parameter sama dengan nol (Enders, 2015).

Dalam konteks analisis deret waktu, metode MLE banyak digunakan untuk mengestimasi parameter pada model ARIMA, SARIMA, serta model volatilitas seperti GARCH dan EGARCH. Metode ini dipilih karena memiliki sifat konsisten, efisien, dan asimtotik normal sehingga menghasilkan estimasi parameter yang optimal untuk sampel berukuran besar (Tsay, 2010).

Pada model GARCH dan EGARCH, fungsi *likelihood* dibentuk berdasarkan asumsi distribusi *error*, seperti distribusi normal atau distribusi lain yang sesuai dengan karakteristik data. Parameter model diestimasi dengan memaksimalkan fungsi *log-likelihood* menggunakan algoritma numerik karena bentuk fungsi *likelihood* pada model tersebut umumnya tidak memiliki solusi analitik (Bollerslev, 1986).

Dalam penelitian ini, metode MLE digunakan untuk mengestimasi parameter pada model SARIMA, GARCH, dan EGARCH. Penggunaan metode ini memungkinkan diperolehnya parameter model yang mampu merepresentasikan dinamika inflasi dan volatilitasnya secara optimal. Dengan demikian, metode *Maximum Likelihood Estimation* menjadi salah satu pendekatan penting dalam analisis deret waktu karena mampu menghasilkan estimasi parameter yang efisien dan mendukung proses inferensi statistik secara akurat (Enders, 2015).

2.16 Uji Parameter

Uji parameter dilakukan untuk mengetahui apakah parameter dalam model yang diestimasi memiliki pengaruh signifikan terhadap model secara statistik (Gujarati & Porter, 2009). Tujuan dari uji ini adalah untuk memastikan bahwa setiap variabel atau komponen dalam model benar-benar berkontribusi terhadap perubahan nilai variabel dependen (Wooldridge, 2016).

Hipotesis yang digunakan dalam uji signifikansi parameter adalah sebagai berikut:

$H_0 : \theta = 0$ (parameter tidak signifikan)

$H_1 : \theta \neq 0$ (parameter signifikan)

Statistik uji yang digunakan adalah uji-*t*, dengan Persamaan (23):

$$t = \frac{\hat{\theta}}{SE(\hat{\theta})} \quad (23)$$

Keterangan:

$\hat{\theta}$ = estimasi parameter,

$SE(\hat{\theta})$ = standar error dari estimasi parameter,

t = nilai statistik- t untuk menguji signifikansi parameter.

Kriteria pengujiannya adalah tolak H_0 jika nilai $p\text{-value} < \alpha = 0.05$, yang berarti parameter tersebut signifikan secara statistik pada tingkat kepercayaan 95% (Gujarati & Porter, 2009). Sebaliknya, terima H_0 jika $p\text{-value} \geq 0.05$, maka parameter dianggap tidak signifikan dan tidak berpengaruh secara nyata terhadap model (Wooldridge, 2016).

Uji parameter sangat penting dalam model volatilitas seperti GARCH dan EGARCH karena signifikansi parameter membantu menentukan validitas komponen model, seperti parameter reaksi terhadap guncangan (α), parameter persistensi volatilitas (β), parameter asimetri (γ), serta koefisien variabel eksogen dalam model volatilitas. Jika suatu parameter signifikan, maka nilai tersebut dapat diinterpretasikan lebih lanjut dalam konteks ekonomi dan dinamika volatilitas yang dianalisis (Gujarati & Porter, 2009).

2.17 Akaike's Information Criterion (AIC)

Salah satu ukuran yang umum digunakan untuk menentukan model terbaik dalam analisis deret waktu adalah *Akaike's Information Criterion* (AIC) (Akaike, 1974). Kriteria ini dikembangkan oleh Hirotugu Akaike sebagai alat untuk menilai keseimbangan antara tingkat kesesuaian model (*goodness of fit*) dan kompleksitas model (Enders, 2015).

Secara matematis, nilai AIC dapat dihitung dengan Persamaan (24):

$$AIC = n \ln(\hat{\sigma}_a^2) + 2M \quad (24)$$

Keterangan:

n = jumlah pengamatan,

$\hat{\sigma}_a^2$ = varians dari *error* (residual),

M = jumlah parameter dalam model.

Kriteria pemilihannya adalah model terbaik memiliki nilai AIC terkecil dibandingkan model lainnya, karena menunjukkan keseimbangan optimal antara kompleksitas dan ketepatan model (Brooks, 2014). Dengan demikian, AIC membantu menghindari masalah *overfitting*, yaitu kondisi ketika model terlalu kompleks sehingga hanya sesuai dengan data sampel, tetapi kurang baik dalam memprediksi data baru (Gujarati & Porter, 2009).

2.18 Peramalan

Peramalan (*forecasting*) merupakan suatu metode ilmiah yang digunakan untuk memperkirakan nilai suatu variabel di masa mendatang berdasarkan data historis yang telah terjadi sebelumnya (Markidakis *et al.*, 1999). Tujuan utama peramalan adalah memberikan informasi yang berguna bagi pengambil keputusan, khususnya dalam bidang ekonomi, bisnis, dan keuangan, di mana ketidakpastian masa depan menjadi hal yang penting untuk diantisipasi (Hanke & Wichern, 2005).

Dalam analisis deret waktu (*time series analysis*), peramalan dilakukan dengan memanfaatkan pola data yang terbentuk dari waktu ke waktu (Gujarati & Porter, 2009). Pola tersebut dapat berupa tren, musiman, siklis, maupun acak, yang menggambarkan karakteristik perubahan suatu variabel dalam jangka waktu tertentu (Chatfield, 2004). Model peramalan deret waktu berupaya menangkap pola-pola tersebut agar hasil prediksi mendekati kenyataan Montgomery, *et al.*, 2015).

2.19 Inflasi

Teori ekonomi klasik menunjukkan inflasi terjadi karena jumlah uang yang beredar meningkat lebih cepat dibandingkan pertumbuhan output barang dan jasa (Friedman, 1970). Sementara itu, teori Keynesian menjelaskan bahwa inflasi dapat timbul akibat peningkatan permintaan agregat yang melebihi kapasitas produksi (Keynes, 1936). Dalam konteks struktural, inflasi juga bisa disebabkan oleh gangguan pasokan atau *supply shock*, misalnya kenaikan harga bahan pangan pokok seperti beras, bawang merah, dan cabai (Dornbusch & Fischer, 2014). Secara statistik, inflasi dapat diukur menggunakan Indeks Harga Konsumen (IHK) yang menggambarkan perubahan harga rata-rata dari sekumpulan barang dan jasa yang dikonsumsi oleh rumah tangga (Gujarati & Porter, 2009). Perubahan IHK dari waktu ke waktu

menunjukkan tingkat inflasi yang umumnya dinyatakan dalam persentase. Fluktuasi inflasi dapat disebabkan oleh berbagai faktor seperti kenaikan harga bahan pangan, energi, maupun perubahan nilai tukar (Mishkin, 2019).

Inflasi merupakan peningkatan harga barang dan jasa secara umum dan terus-menerus dalam suatu periode waktu tertentu (Mankiw, 2016). Kenaikan harga yang bersifat menyeluruh menyebabkan daya beli masyarakat menurun karena nilai riil uang berkurang (Samuelson & Nordhaus, 2010). Dalam konteks makroekonomi, inflasi menjadi salah satu indikator utama dalam menilai stabilitas ekonomi suatu negara (Blanchard, 2017). Di Indonesia, inflasi sangat dipengaruhi oleh fluktuasi harga bahan pangan utama karena kontribusi kelompok bahan makanan terhadap total IHK cukup besar (Bank Indonesia, 2023). Kenaikan harga bahan pokok pangan dapat menimbulkan efek berantai terhadap harga barang lain dan menyebabkan volatilitas inflasi meningkat (Sukirno, 2019). Oleh karena itu, analisis terhadap dinamika inflasi tidak hanya berfokus pada nilai rata-rata, tetapi juga pada variansnya yang mencerminkan tingkat ketidakstabilan harga (Enders, 2015). Secara metodologis, inflasi diukur dan dimonitor melalui publikasi (Badan Pusat Statistik, 2024), yang menyediakan data terkini mengenai perkembangan IHK di berbagai wilayah Indonesia.

2.20 Harga Bahan Pokok Pangan

Harga bahan pokok pangan merupakan salah satu faktor utama yang memengaruhi stabilitas ekonomi, khususnya terkait inflasi dan daya beli masyarakat. Menurut Tomek & Kaiser (2014), harga pangan dibentuk oleh interaksi antara permintaan dan penawaran, yang dipengaruhi oleh variabel-variabel seperti produksi, distribusi, musim, dan kebijakan pemerintah. Selain itu, Badan Pangan Nasional (2022) menyebutkan bahwa bahan pangan utama seperti beras, cabai merah, dan bawang merah termasuk kelompok pangan strategis yang sangat sensitif terhadap perubahan harga karena berperan besar dalam kebutuhan konsumsi sehari-hari.

Fluktuasi Pergerakan harga pangan cenderung menunjukkan tingkat volatilitas yang lebih tinggi dibandingkan dengan komoditas lainnya. Menurut Dawe (2010), volatilitas harga pangan di negara berkembang cenderung tinggi akibat ketergantungan pada kondisi cuaca, gangguan pasokan, dan ketidakpastian pasar. Pada konteks Indonesia, Badan Pusat Statistik (2023) mencatat bahwa bahan

pangan utama seperti beras, cabai merah, dan bawang merah memiliki kontribusi besar terhadap perubahan Indeks Harga Konsumen (IHK), sehingga perubahan kecil saja pada harga bahan pokok pangan tersebut dapat memberikan dampak signifikan terhadap inflasi. Menurut Wright & Williams (1982), menjelaskan bahwa harga bahan pokok pangan umumnya memiliki sifat *mean reverting*, tetapi dapat mengalami lonjakan tajam ketika terjadi guncangan permintaan atau penurunan produksi. Faktor eksternal seperti kebijakan impor, perubahan harga pupuk, maupun gangguan distribusi juga turut memengaruhi dinamika harga pangan (FAO, 2018). Oleh karena itu, pemantauan harga pangan sangat penting dalam analisis inflasi dan perumusan kebijakan stabilisasi harga.

BAB III

METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Waktu dan Tempat Penelitian

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

3.2 Data Penelitian

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data sekunder yang diperoleh dari lembaga resmi pemerintah. Data inflasi diperoleh dengan mengakses website Badan Pusat Statistik (BPS) Provinsi Lampung pada laman <https://lampung.bps.go.id/id/statistics-table/2/MjA1IzI=/inflasi.html>, yang menyajikan data inflasi bulanan Provinsi Lampung periode tahun 2020 - 2024.

Selain itu, data harga bahan pokok pangan yang meliputi beras, bawang merah, dan cabai merah diperoleh dari Kementerian Pertanian Republik Indonesia (2024) melalui publikasi “Statistik Harga Komoditas Pertanian” yang diterbitkan oleh Pusat Data dan Sistem Informasi Pertanian (Pusdatin) untuk periode tahun 2020 - 2024. Publikasi tersebut memuat rata-rata harga eceran komoditas pertanian menurut provinsi dan waktu (bulanan), yang bersumber dari hasil olahan Panel Harga Pangan (PIHPS) dan Badan Pangan Nasional.

3.3 Metode Penelitian

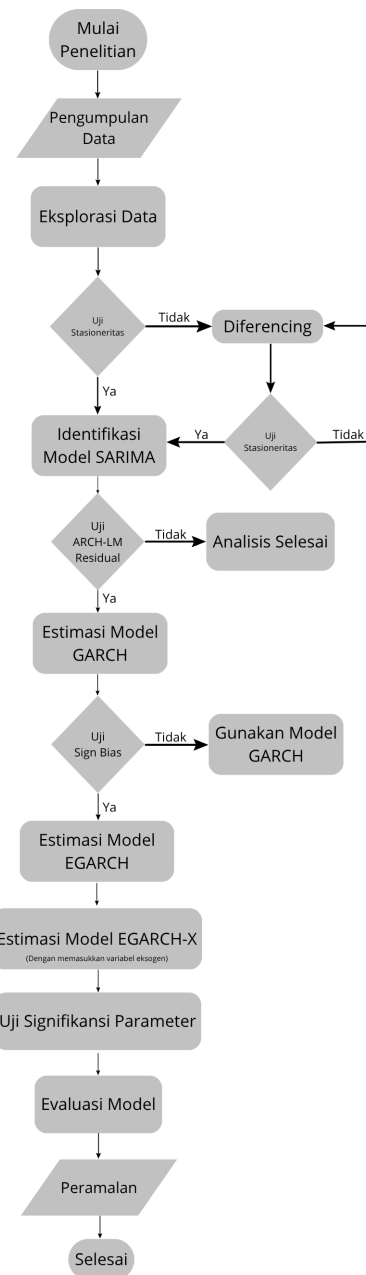
Penelitian ini menggunakan bantuan perangkat lunak RStudio Team (2024) versi 4.4.2 untuk memperoleh hasil perhitungan yang akurat. Pemodelan dilakukan dengan metode *Exponential Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity* (EGARCH) untuk menganalisis volatilitas inflasi dengan memasukkan variabel eksogen berupa harga bahan pangan utama (beras, bawang merah, dan cabai merah).

Langkah-langkah penelitian menggunakan metode EGARCH-X adalah sebagai berikut:

1. Pengumpulan Data. Data yang digunakan berupa inflasi bulanan serta harga beras, bawang merah, dan cabai merah di Provinsi Lampung periode Januari 2020 – Desember 2024 yang diperoleh dari BPS dan Kementerian Pertanian.
2. Eksplorasi Data. Analisis deskriptif dan visualisasi deret waktu dilakukan untuk memahami pola data serta mengidentifikasi indikasi heteroskedastisitas.
3. Uji Stasioneritas. Pengujian dilakukan menggunakan uji ADF. Jika data tidak stasioner, dilakukan *differencing*.
4. Identifikasi dan Estimasi Model SARIMA. Model SARIMA digunakan untuk memodelkan nilai rata-rata inflasi berdasarkan ACF, PACF, serta kriteria AIC.
5. Uji Efek ARCH. Residual model SARIMA diuji menggunakan ARCH-LM untuk mendeteksi heteroskedastisitas bersyarat.
6. Pemodelan GARCH. Model $GARCH(p, q)$ diestimasi sebagai model awal volatilitas untuk melihat persistensi dan pola simetris.
7. Uji Asimetri (*Sign Bias*). Uji ini dilakukan untuk mengetahui adanya efek asimetri dalam volatilitas.
8. Pemodelan EGARCH dan EGARCH-X. Model EGARCH digunakan untuk menangkap asimetri volatilitas, sedangkan EGARCH-X memasukkan variabel eksogen (harga beras, bawang merah, dan cabai merah) dalam persamaan variansi.
9. Uji Signifikansi Parameter. Pengujian dilakukan menggunakan uji-*t* untuk menentukan parameter yang signifikan secara statistik.

10. Evaluasi Model. Model dibandingkan menggunakan kriteria AIC untuk menentukan model terbaik.
11. Peramalan. Model terbaik digunakan untuk meramalkan inflasi dan volatilitas inflasi periode mendatang.
12. Interpretasi dan Kesimpulan. Hasil dianalisis untuk menjelaskan pengaruh harga pangan terhadap volatilitas inflasi serta memberikan rekomendasi kebijakan.

Berikut merupakan *flowchart* yang menggambarkan alur lengkap tahapan penelitian menggunakan metode EGARCH-X:



Gambar 1. *Flow Chart* Analisis Deret Waktu Metode EGARCH-X

BAB V

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan dan Saran

Berdasarkan hasil penelitian, model *Exponential Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity* EGARCH(1,1) dan pengembangannya, yaitu EGARCH-X(1,1), mampu digunakan untuk menggambarkan volatilitas inflasi di Provinsi Lampung. Model EGARCH dapat menangkap karakteristik volatilitas seperti persistensi dan asimetri, sedangkan model EGARCH-X menunjukkan kinerja yang lebih baik setelah memasukkan variabel eksogen.

Hasil estimasi menunjukkan bahwa harga beras, bawang merah, dan cabai merah berpengaruh signifikan terhadap volatilitas inflasi. Hal ini mengindikasikan bahwa fluktuasi harga bahan pokok pangan memiliki peran penting dalam meningkatkan ketidakstabilan inflasi di Provinsi Lampung.

Berdasarkan nilai *Akaike Information Criterion* (AIC), model EGARCH-X(1,1) dipilih sebagai model terbaik karena memiliki nilai AIC yang lebih kecil dibandingkan model EGARCH(1,1). Selain itu, hasil uji diagnostik menunjukkan bahwa model telah memenuhi asumsi, sehingga layak digunakan untuk analisis dan peramalan. Hasil peramalan menunjukkan bahwa inflasi tahun 2025 cenderung stabil dengan volatilitas pada tingkat moderat. Hal ini menunjukkan bahwa meskipun tidak terjadi lonjakan inflasi yang signifikan, tingkat ketidakpastian tetap perlu diperhatikan dalam pengambilan kebijakan.

Penelitian selanjutnya disarankan untuk menambahkan variabel eksogen lain seperti nilai tukar, suku bunga, atau faktor musiman agar model menjadi lebih komprehensif. Selain itu, dapat dilakukan perbandingan dengan model volatilitas asimetris lainnya seperti TGARCH atau APARCH untuk memperoleh hasil yang lebih optimal.

DAFTAR PUSTAKA

- Akaike, H. 1974. A new look at the statistical model identification. *IEEE Transactions on Automatic Control*. **19**(6): 716–723.
- Arief, D., & Nugroho, S. 2017. Volatilitas harga bawang merah dan cabai merah serta dampaknya terhadap inflasi. *Jurnal Agribisnis Indonesia*. **5**(2): 85–98.
- Badan Pangan Nasional. 2022. *Laporan Ketersediaan dan Harga Pangan Nasional*. Bapanas, Jakarta.
- Badan Pusat Statistik. 2023. *Indeks Harga Konsumen dan Inflasi 2023*. BPS, Jakarta.
- Badan Pusat Statistik. 2024. *Statistik Indonesia 2024*. BPS, Jakarta.
- Badan Pusat Statistik. 2024. *Indeks Harga Konsumen dan Inflasi Indonesia*. Badan Pusat Statistik.
- Bank Indonesia. 2023. *Laporan Perekonomian Indonesia 2023*. Bank Indonesia, Jakarta.
- Bank Indonesia Kantor Perwakilan Provinsi Lampung. 2024. *Laporan Perekonomian Provinsi Lampung*. Bank Indonesia.
- Blanchard, O. 2017. *Macroeconomics* (7nd Edition). Pearson, Boston.
- Bollerslev, T. 1986. Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity. *Journal of Econometrics*. **31**(3): 307–327.
- Box, G. E. P., dan Cox, D. R. 1964. An Analysis of Transformations. *Journal of the Royal Statistical Society: Series B*, 26(2), 211–252.
- Box, G. E. P., & Jenkins, G. M. 1976. *Time series analysis: Forecasting and control* (Rev. ed.). San Francisco, Holden Day.

- Box, G. E. P., Jenkins, G. M., & Reinsel, G. C. 2015. *Time Series Analysis: Forecasting and Control* (5nd Edition). Wiley.
- Brooks, C. 2014. *Introductory Econometrics for Finance* (3nd Edition). Cambridge University Press, Cambridge.
- Christanty, M., & Wahyudi, S. 2013. Analisis volatilitas inflasi Indonesia menggunakan model ARCH/GARCH. *Jurnal Ekonomi dan Studi Pembangunan*. **14**(1): 45–56.
- Chatfield, C. 2004. *The Analysis of Time Series: An Introduction* (6nd Edition). Chapman & Hall/CRC, Boca Raton.
- Dahl, R. E., Oglend, A., & Yahya, M. 2020. Volatility spillovers in agricultural commodity markets: Evidence from an EGARCH approach. *Journal of Commodity Markets*. **19**, 100107.
- Dawe, D. 2010. The changing structure of the world rice market. *Food Policy*. **35**(3): 249–257.
- Dickey, D. A., & Fuller, W. A. 1979. Distribution of the estimators for autoregressive time series with a unit root. *Journal of the American Statistical Association*. **74**(366): 427–431.
- Dornbusch, R., & Fischer, S. 2014. *Macroeconomics* (12nd Edition). McGraw-Hill, New York.
- Enders, W. 2015. *Applied Econometric Time Series* (4nd Edition). Wiley, Hoboken.
- Engle, R. F. 1982. Autoregressive conditional heteroscedasticity with estimates of the variance of United Kingdom inflation. *Econometrica*. **50**(4): 987–1007.
- Engle, R. F., & Ng, V. K. 1993. Measuring and testing the impact of news on volatility. *Journal of Finance*. **48**(5): 1749–1778.
- Franses, P. H. dan van Dijk, D. 2000. *Non-linear Time Series Models in Empirical Finance*. Cambridge University Press.
- FAO. 2018. *The State of Agricultural Commodity Markets*. Food and Agriculture Organization, Rome.
- Friedman, M. 1970. *The counter-revolution in monetary theory*. Institute of Economic Affairs, London.

- Gujarati, D. N., & Porter, D. C. 2009. *Basic Econometrics* (5nd Edition). McGraw-Hill, New York.
- Hamilton, J. D. 1994. *Time Series Analysis*. Princeton University Press.
- Hanke, J. E., & Wichern, D. W. 2005. *Business Forecasting* (9nd Edition). Pearson, New Jersey.
- Hull, J. C. 2018. *Options, Futures, and Other Derivatives* (10nd Edition). Pearson.
- Hyndman, R. J., & Athanasopoulos, G. 2018. *Forecasting: Principles and Practice* (2nd Edition). OTexts.
- Ibrahim, M. H., & Aminu, S. B. 2020. Agricultural commodity prices and inflation dynamics: New evidence from emerging economies. *Resources Policy*. **66**, 101635.
- Kementerian Pertanian Republik Indonesia. 2024. *Statistik Harga Komoditas Pertanian 2020–2024*. Pusat Data dan Sistem Informasi Pertanian (Pusdatin).
- Keynes, J. M. 1936. *The General Theory of Employment, Interest and Money*. Macmillan, London.
- Ljung, G. M., dan Box, G. E. P. 1978. On a measure of lack of fit in time series models. *Biometrika*. **65**(2): 297–303.
- Mankiw, N. G. 2016. *Macroeconomics* (9nd Edition). Worth Publishers, New York.
- Makridakis, S., Wheelwright, S. C. & Hyndman, R. J. 1999. *Forecasting: Methods and Applications* (3nd Edition). Wiley.
- Mishkin, F. S. 2019. *The Economics of Money, Banking and Financial Markets* (12nd Edition). Pearson, New York.
- Montgomery, D. C., Jennings, C. L., & Kulahci, M. 2015. *Introduction to Time Series Analysis and Forecasting* (2nd Edition). Wiley, Hoboken.
- Nelson, D. B. 1991. Conditional heteroskedasticity in asset returns: A new approach. *Econometrica*. **59**(2): 347–370.
- Nugroho, A. B., & Husodo, Z. A. (2017). Pemilihan model volatilitas inflasi Indonesia menggunakan pendekatan GARCH. *Jurnal Ekonomi dan Kebijakan Publik*. **8**(2): 99–110.

- Pusat Informasi Harga Pangan Strategis (PIHPS). 2024. *Laporan Panel Harga Pangan*. Badan Pangan Nasional.
- RStudio Team. 2024. *RStudio: Integrated Development Environment for R* (Version 4.4.2). RStudio, PBC.
- Samuelson, P. A., & Nordhaus, W. D. 2010. *Economics* (19nd Edition). McGraw-Hill, New York.
- Sukirno, S. 2019. *Makroekonomi Teori Pengantar* (3nd Edition). RajaGrafindo Persada, Jakarta.
- Tomek, W. G., & Kaiser, H. M. 2014. *Agricultural Product Prices* (5nd Edition). Cornell University Press, Ithaca.
- Tsay, R. S. 2010. *Analysis of Financial Time Series* (3nd Edition). Wiley.
- Wardhono, A. 2018. Pengaruh harga beras terhadap inflasi daerah di Indonesia. *Jurnal Ekonomi dan Pembangunan Indonesia*. **19**(1): 1–15.
- Wooldridge, J. M. 2016. *Introductory Econometrics: A Modern Approach* (6nd Edition). Cengage Learning.
- Wright, B. D., & Williams, J. C. 1982. The economic role of commodity storage. *American Journal of Agricultural Economics*. **64**(2): 312–320.