

**PENERAPAN MODEL DISTRIBUSI *LAG* DENGAN METODE
ALMON DALAM ANALISIS PENGARUH SUHU
TERHADAP KELEMBABAN**

(SKRIPSI)

Oleh

AMANDA AZ ZAHRA



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

ABSTRACT

APPLICATION OF *LAG* DISTRIBUTION MODEL WITH ALMON METHOD IN ANALYZING THE EFFECT OF TEMPERATURE ON HUMIDITY

By

Amanda Az Zahra

This study aims to analyze the effect of temperature on air humidity using the Almon method lag distribution model. The data used is monthly temperature and humidity data from Lampung Maritime Meteorological Station for the period 2020-2023. After conducting a stationarity test with Augmented Dickey-Fuller (ADF), the data showed non-stationary properties so that differencing transformation was carried out. In the initial estimation, autocorrelation was found so that remodeling was carried out by changing the degree of polynomial in the Almon model. Evaluation of the model was carried out using the AIC, BIC, and coefficient of determination (R^2) criteria. The results showed that the effect of temperature on humidity is indirect and has a delayed effect. Some periods show a negative relationship while other periods show a positive relationship. This shows that changes in temperature at a previous time can have an impact on current humidity and even future periods.

Keywords: Lag distribution, Almon method, time series, temperature, humidity, climate

ABSTRAK

PENERAPAN MODEL DISTRIBUSI *LAG* DENGAN METODE ALMON DALAM ANALISIS PENGARUH SUHU TERHADAP KELEMBABAN

Oleh

Amanda Az Zahra

Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis pengaruh suhu terhadap kelembaban udara menggunakan model distribusi *lag* metode Almon. Data yang digunakan merupakan data bulanan suhu dan kelembaban dari Stasiun Meteorologi Maritim Lampung periode 2020-2023. Setelah dilakukan uji stasioneritas dengan *Augmented Dickey-Fuller* (ADF), data menunjukkan sifat tidak stasioner sehingga dilakukan transformasi *differencing*. Pada estimasi awal, ditemukan adanya autokorelasi sehingga dilakukan pemodelan ulang dengan mengubah derajat polinomial dalam model Almon. Evaluasi terhadap model dilakukan dengan menggunakan kriteria AIC, BIC, dan koefisien determinasi (R^2). Hasil penelitian menunjukkan bahwa pengaruh suhu terhadap kelembaban bersifat tidak langsung dan memiliki efek tertunda. Beberapa periode menunjukkan hubungan negatif sedangkan periode lainnya menunjukkan hubungan positif. Hal ini menunjukkan bahwa perubahan suhu pada waktu sebelumnya dapat berdampak terhadap kelembaban saat ini bahkan periode kedepannya.

Kata Kunci: Distribusi *lag*, metode Almon, *time series*, suhu, kelembaban, iklim, cuaca.

**PENERAPAN MODEL DISTRIBUSI *LAG* DENGAN METODE
ALMON DALAM ANALISIS PENGARUH SUHU
TERHADAP KELEMBABAN**

Oleh

AMANDA AZ ZAHRA

SKRIPSI

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

Pada

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



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

Judul Skripsi : **Penerapan Model Distribusi *Lag* dengan Metode Almon dalam Analisis Pengaruh Suhu terhadap Kelembaban**

Nama Mahasiswa : **Amanda Az Zahra**

Nomor Pokok Mahasiswa : **2117031025**

Jurusan : **Matematika**

Fakultas : **Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam**

MENYETUJUI

1. Komisi Pembimbing

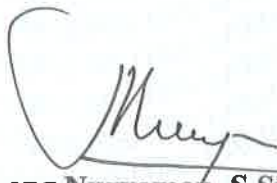


Prof. Drs. Mustofa Usman, MA., Ph.D.
NIP. 195701011984031020



Siti Laelatul Chasanah, M.Si.
NIP. 199306012019032021

2. Ketua Jurusan Matematika

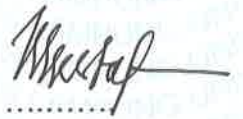


Dr. Aang Nuryaman, S.Si., M.Si.
NIP. 197403162005011001

MENGESAHKAN

1. Tim Penguji

Ketua : **Prof. Drs. Mustofa Usman, MA., Ph.D.**



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



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



2. Dekan Fakultas Matematika dan Pengetahuan Alam




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

Tanggal Lulus Ujian Skripsi: 14 Mei 2025

PERNYATAAN SKRIPSI MAHASISWA

Saya bertanda tangan di bawah ini:

Nama : **Amanda Az Zahra**
Nomor Pokok Mahasiswa : **2117031025**
Jurusan : **Matematika**
Judul : **Penerapan Model Distribusi *Lag* dengan
Metode Almon dalam Analisis Pengaruh
Suhu terhadap Kelembaban**

Dengan ini menyatakan bahwa skripsi ini adalah hasil pekerjaan saya sendiri dan semua tulisan yang tertuang dalam skripsi ini telah mengikuti kaidah karya penulisan ilmiah Universitas Lampung.

Bandar Lampung, 14 Mei 2025
Penulis,



Amanda Az Zahra

RIWAYAT HIDUP

Penulis bernama lengkap Amanda Az Zahra yang lahir di Bandar Lampung pada tanggal 03 Oktober 2003. Penulis merupakan anak kedua dari tiga bersaudara, putri dari pasangan Bapak M. Ali Sony Amdriko dan Ibu Laila Susanti, S.Pd.

Penulis menempuh pendidikan di TK Kesuma yang diselesaikan pada tahun 2009. Kemudian penulis melanjutkan sekolah ke sekolah dasar di SD Negeri 1 Segala Mider pada tahun 2015, sekolah menengah pertama di SMP Negeri 10 Bandar Lampung yang diselesaikan pada tahun 2018, dan sekolah menengah atas di SMA Swasta Yayasan Pembina Unila yang diselesaikan pada tahun 2021. Pada tahun 2021, penulis diterima sebagai mahasiswa S1 di Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung melalui jalur SNMPTN (Seleksi Nasional Masuk Perguruan Tinggi Negeri).

Sebagai mahasiswa, penulis pernah mengikuti organisasi HIMATIKA (Himpunan Mahasiswa Jurusan Matematika) Universitas Lampung sebagai anggota bidang Minat dan Bakat periode 2022. Pada tahun 2023 tepatnya di bulan Desember, penulis melaksanakan Kerja Praktik (KP) di Dinas Komunikasi, Informasi, dan Statistik Provinsi Lampung selama 40 hari. Sebagai bentuk pengabdian kepada masyarakat, penulis melaksanakan KKN (Kuliah Kerja Nyata) selama 40 hari di Desa Purworejo, Kecamatan Pasir Sakti, Kabupaten Lampung Timur.

KATA INSPIRASI

“Allah tidak akan membebani seseorang melainkan sesuai dengan kesanggupannya.”

(QS. Al-Baqarah 2:286)

*“Never be so kind, you forget to be clever.
Never be so clever, you forget to be kind.”*

(Taylor Swift – Marjorie)

“Seberapa pun dewasa mengujimu, takkan lebih dari yang engkau bisa.”

(Tulus – Tujuh Belas)

PERSEMBAHAN

Dengan limpahan Rahmat dan Ridho Allah SWT, karya sederhana ini penulis persembahkan sebagai bentuk rasa syukur atas setiap langkah yang telah dilewati kepada:

Bapak dan Ibu

Kepada Bapak M. Ali Sony Amdriko dan Ibu Laila Susanti, S.Pd. yang telah menjadi sumber kekuatan dan inspirasi terbesar dalam hidup penulis. Terima kasih atas segala kasih sayang, doa, dan dukungan yang tak pernah ada habisnya. Terima kasih telah menciptakan keluarga sebagai tempat pulang dalam setiap lelah. Semoga Allah senantiasa memberikan Bapak dan Ibu kesehatan, kebahagiaan, keberkahan, serta umur yang panjang.

Kakak dan Adik

Kepada Kakak dan Adikku tercinta, Muhammad Hamka, S.P. dan Alisha Dzakira Amalia yang selalu menjadi panutan serta alasan dalam menyelesaikan skripsi. Terima kasih karena selalu memberikan semangat, doa, dukungan serta mendengarkan keluh kesah penulis.

Dosen Pembimbing dan Penguji

Terima kasih kepada dosen pembimbing dan dosen penguji yang telah memberikan ilmu serta dukungan yang membangun sehingga penulis dapat menyelesaikan tugas akhir ini tepat waktu.

Almamater Tercinta Universitas Lampung.

SANWACANA

Puji syukur kehadiran Allah SWT, atas segala rahmat dan hidayah-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi dengan judul “Penerapan Model Distribusi *Lag* dengan Metode Almon dalam Analisis Pengaruh Suhu terhadap Kelembaban”.

Dalam menyelesaikan skripsi ini, penulis mendapat dukungan, bimbingan, motivasi, saran dan bantuan dari beberapa pihak sehingga skripsi ini dapat terselesaikan dengan baik dan tepat waktu. Oleh karena itu, penulis ingin mengucapkan terima kasih kepada:

1. Bapak Prof. Drs. Mustofa Usman, M.A., Ph. D. selaku Pembimbing I yang telah meluangkan waktunya untuk memberikan saran serta masukan selama proses penyusunan skripsi.
2. Ibu Siti Laelatul Chasanah, M.Si. selaku Pembimbing II yang telah meluangkan waktunya untuk memberikan saran serta masukan selama proses penyusunan skripsi.
3. Ibu Dr. Khoirin Nisa, S.Si., M.Si. selaku dosen penguji yang telah memberikan kritik dan evaluasi kepada penulis sehingga skripsi ini menjadi lebih baik.
4. Bapak Dr. Aang Nuryaman, S.Si., M.Si., selaku dosen Pembimbing Akademik dan 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. Seluruh dosen, staf Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung.

7. Kedua orang tua tercinta, Bapak M. Ali Sony Amdriko dan Ibu Laila Susanti, S.Pd. yang telah memberikan seluruh kasih sayang, dukungan dan doa yang tiada hentinya kepada penulis.
8. Kakak dan Adikku tersayang, Muhammad Hamka, S.P. dan Alisha Dzakira Amalia yang selalu mendengarkan keluh kesah penulis dalam menyelesaikan pengerjaan skripsi.
9. Kucingku tersayang, Milo dan Melody yang telah menemani dan memberi hiburan dalam proses penyusunan skripsi.
10. Sepupuku tersayang, Nayla, Raihan, dan Akbar yang selalu mendukung dan menemani penulis.
11. Teman-teman penulis, Yunda Devanisa Norma Deviana, S. Mat., Zahra Gidant Dewigita, Kerang Waring, Istri Konglomerat, PT. Cinta Sejati, serta Anak Papi yang selalu menemani dan saling bertukar pikiran selama penyusunan skripsi.
12. *Youtuber* Windah Basudara, yang telah memberi hiburan bagi penulis dalam proses pengerjaan skripsi.
13. Semua pihak yang tidak dapat disebutkan satu persatu yang telah memberikan semangat, motivasi, dan doa kepada penulis.

Semoga Allah SWT membalas kebaikan kepada semua pihak yang telah membantu penulis secara langsung maupun tidak langsung. Penulis menyadari bahwa masih banyak kekurangan dalam penulisan skripsi ini, sehingga kritik dan saran yang membangun sangat diharapkan. Semoga skripsi ini bisa memberikan informasi yang bermanfaat.

Bandar Lampung, 14 Mei 2025
Penulis,

Amanda Az Zahra

DAFTAR ISI

	Halaman
DAFTAR TABEL	v
DAFTAR GAMBAR	vi
I. PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Tujuan Penelitian.....	4
1.3 Manfaat Penelitian	4
II. TINJAUAN PUSTAKA	5
2.1 Uji Stasioneritas	5
2.2 <i>Differencing</i>	6
2.3 Analisis Regresi	7
2.2.1 Regresi Linier Sederhana.....	7
2.2.2 Regresi Linier Berganda	8
2.4 AIC (<i>Akaike Information Criterion</i>)	9
2.5 BIC (<i>Bayesian Information Criterion</i>).....	10
2.6 <i>Ordinary Least Square Method</i> (OLS).....	10
2.7 Asumsi Klasik	16
2.7.1 Uji Normalitas.....	16
2.7.2 Uji Autokorelasi.....	17
2.7.3 Uji Heteroskedatisitas	18
2.8 Kesesuaian Model Regresi	19
2.8.1 Koefisien Determinasi (R^2)	20
2.8.2 Uji T (Uji Parsial)	21
2.8.3 Uji F (Uji Simultan).....	21
2.9 Model Dinamis.....	22

2.10 Model Distribusi <i>Lag</i>	22
2.11 Pendekatan Almon pada Model Distribusi <i>Lag</i>	23
2.12 Suhu	26
2.13 Kelembaban.....	26
III. METODOLOGI PENELITIAN	28
3.1 Waktu dan Tempat Penelitian.....	28
3.2 Data Penelitian	28
3.3 Metode Penelitian.....	28
IV. HASIL DAN PEMBAHASAN	30
4.1 Statistik Deskriptif	30
4.2 Uji Stasioneritas dengan ADF	31
4.3 Model Distribusi <i>Lag</i> Metode Almon	32
4.4 Asumsi Klasik Metode Almon	35
4.4.1 Uji Normalitas Metode Almon	36
4.4.2 Uji Heteroskedastisitas Metode Almon	37
4.4.3 Uji Autokorelasi Metode Almon.....	38
4.5 Modifikasi Ulang Distribusi <i>Lag</i> Metode Almon	39
4.6 Uji Asumsi Klasik Setelah Modifikasi Model	40
4.6.1 Uji Normalitas Setelah Modifikasi Model.....	41
4.6.2 Uji Heteroskedastisitas Setelah Modifikasi Model.....	42
4.6.3 Uji Autokorelasi Setelah Modifikasi Model	43
4.7 Kesesuaian Model Regresi	44
4.7.1 Uji R^2	44
4.7.2 Uji Simultan Metode Almon.....	45
4.7.3 Uji Parsial Metode Almon	46
4.8 Model Dinamis Distribusi <i>Lag</i> Metode Almon.....	47
V. KESIMPULAN	51
DAFTAR PUSTAKA.....	52
LAMPIRAN.....	55

DAFTAR TABEL

Tabel	Halaman
1. Hasil analisis statistik deskriptif.....	30
2. Hasil uji stasioneritas dengan ADF	31
3. Hasil uji ADF dengan satu kali differencing.....	32
4. Nilai Z_{0t} , Z_{1t} , dan Z_{2t} dengan panjang <i>lag</i> 2	33
5. Nilai Z_{0t} , Z_{1t} , dan Z_{2t} dengan panjang <i>lag</i> 3	33
6. Nilai Z_{0t} , Z_{1t} , dan Z_{2t} dengan panjang <i>lag</i> 4.....	33
7. Nilai Z_{0t} , Z_{1t} , dan Z_{2t} dengan panjang <i>lag</i> 5	34
8. Analisis regresi untuk panjang <i>lag</i> 2 dan derajat polinomial 2	34
9. Analisis regresi untuk panjang <i>lag</i> 3 dan derajat polinomial 2	34
10. Analisis regresi untuk panjang <i>lag</i> 4 dan derajat polinomial 2	34
11. Analisis regresi untuk panjang <i>lag</i> 5 dan derajat polinomial 2	35
12. Nilai AIC dan BIC untuk setiap <i>lag</i> dan derajat polinomial	35
13. Hasil uji normalitas	36
14. Hasil uji heteroskedastisitas	38
15. Hasil uji autokorelasi.....	39
16. Modifikasi ulang analisis regresi untuk panjang <i>lag</i> 5 dan derajat polinomial 3	40
17. Nilai AIC dan BIC pada modifikasi ulang model	40
18. Uji normalitas pada modifikasi ulang model	41
19. Uji heteroskedastisitas pada modifikasi ulang model	43
20. Uji autokorelasi pada modifikasi ulang model.....	44
21. Hasil uji koefisien determinasi.....	45
22. Hasil uji simultan	46
23. Hasil nilai MAPE dan MASE	46

DAFTAR GAMBAR

Gambar	Halaman
1. QQ plot uji normalitas.....	37
2. QQ plot uji normalitas pada modifikasi ulang model.	42

I. PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Ekonometrika berasal dari Bahasa Yunani yang jika diterjemahkan ke dalam Bahasa Inggris menjadi '*economy*' dan '*measure*' sehingga secara harfiah ekonometrika adalah pengukuran ekonomi (Firdaus, 2019). Ekonometrika dapat didefinisikan sebagai ilmu sosial yang menerapkan perangkat teori ekonomi, matematika, dan inferensi statistik untuk menganalisis fenomena ekonomi. Sehingga, dapat disimpulkan ekonometrika merupakan ilmu sosial yang berasal dari teori ekonomi, matematika dan statistika yang bertujuan untuk menguji kebenaran teorema-teorema ekonomi yang berupa hubungan antar variabel ekonomi secara kuantitatif. (Gujarati & Porter, 2009).

Salah satu teknik paling umum dalam ekonometrika adalah analisis regresi. Teknik ini membentuk hubungan antara variabel terikat (*dependen*) dengan satu atau lebih variabel bebas (*independen*). Analisis regresi yang melakukan pengamatan terhadap suatu peristiwa dari waktu ke waktu disebut analisis regresi deret waktu. Analisis regresi deret waktu bertujuan untuk melihat atau meramalkan kondisi pada masa depan (Gujarati & Porter, 2009).

Model regresi yang menggunakan data deret waktu tidak hanya menggunakan pengaruh perubahan variabel bebas terhadap variabel tak bebas dalam periode waktu yang sama, namun juga menggunakan periode waktu sebelumnya. Perubahan pada variabel bebas tidak langsung direspon oleh variabel terikat, melainkan membutuhkan waktu tertentu agar dapat direspon. Waktu yang diperlukan bagi variabel bebas untuk mempengaruhi variabel terikat disebut beda

kala atau '*a lag*' (Supranto, 2009). Model regresi yang dipengaruhi oleh variabel bebas pada saat ini serta memuat variabel terikat yang juga dipengaruhi oleh variabel bebas pada waktu sebelumnya disebut model distribusi *lag*.

Model distribusi *lag* mempunyai peranan penting dalam analisa ekonomi secara kuantitatif. Dengan kata lain, model distribusi *lag* adalah model dinamis ekonometrika yang berguna dalam ekonometrika empiris karena membuat teori ekonomi statis menjadi dinamis dengan memperhitungkan secara eksplisit peran waktu. Model dinamis sendiri merupakan model yang memperhatikan perubahan variabel dependen yang dipengaruhi dari nilai masa lalu (Gujarati & Porter, 2009).

Salah satu metode yang digunakan untuk menduga model dinamis adalah metode Almon (*The Almon Polynomial Lag*). Metode Almon merupakan teknik yang digunakan untuk menangani masalah dalam model regresi linier berganda yang tujuannya untuk mencari model dinamis distribusi *lag* dengan variabel dependen atau independen (Gujarati & Porter, 2009). Metode Almon mempunyai tujuan untuk menangkap efek tertunda, yang artinya fenomena suatu tindakan pada variabel independen (X) tidak segera mempengaruhi variabel dependen (Y).

Penelitian menggunakan model distribusi *lag* sebelumnya telah dilakukan oleh Sitorus (Sitorus, dkk., 2023) dalam pemodelan *distributed lag* dengan menggunakan metode Koyck dan metode Almon. Hasil yang diperoleh dari penelitian tersebut adalah mengetahui model terbaik yaitu Almon dengan mempertimbangkan nilai MAPE dan MASE. Selain itu, dilakukan juga penelitian oleh Virgantari & Rahayu (2021) dalam pendugaan parameter model *distributed lag* pola polinomial menggunakan metode Almon.

Untuk mengetahui pengaruh antarvariabel dalam model regresi linier berganda dapat digunakan model distribusi *lag* dengan metode Almon. Hal ini dikarenakan model distribusi *lag* tidak hanya memperhitungkan variabel waktu di saat ini melainkan juga memperhitungkan variabel waktu di masa lalu. Metode Almon biasanya digunakan di bidang ekonomi, keuangan, serta meteorologi yang melibatkan data deret waktu.

Salah satu contoh data deret waktu adalah pengamatan suhu dan kelembaban di suatu daerah. Suhu udara adalah keadaan panas udara yang disebabkan oleh panas matahari. Sedangkan, kelembaban udara merupakan banyaknya uap air yang terkandung dalam udara atau atmosfer. Merujuk pada penelitian sebelumnya, Kahfi, dkk. (2023) menjelaskan bahwa terdapat hubungan yang kuat antara suhu udara rata-rata dan tingkat kelembaban udara. Dengan meningkatnya suhu udara rata-rata, tingkat kelembaban udara cenderung menurun. Koefisien regresi linier antara suhu udara rata-rata dan tingkat kelembaban adalah negatif dan signifikan, menunjukkan adanya hubungan yang signifikan antara kedua variabel tersebut.

Merujuk pada penelitian sebelumnya, Kahfi, dkk. (2023) menjelaskan bahwa terdapat hubungan yang kuat antara suhu udara rata-rata dan tingkat kelembaban udara. Dengan meningkatnya suhu udara rata-rata, tingkat kelembaban udara cenderung menurun. Koefisien regresi linier antara suhu udara rata-rata dan tingkat kelembaban adalah negatif dan signifikan, menunjukkan adanya hubungan yang signifikan antara kedua variabel tersebut.

Berdasarkan *website* BMKG (Badan Meteorologi, Klimatologi, dan Geofisika) Lampung, dapat diketahui adanya kelembaban yang berbeda-beda meskipun dalam suhu yang sama. Kelembaban terkadang rendah meskipun suhu rendah, dan sebaliknya. Mayoritas daerah di Provinsi Lampung mengalami hujan deras, namun BMKG mengindikasikan bahwa saat ini masih dalam musim kemarau. Pengamatan terhadap data suhu dan kelembaban menunjukkan fluktuasi yang signifikan (Badan Meteorologi, Klimatologi, dan Geofisika Lampung, 2024).

Berdasarkan latar belakang tersebut, maka perlu diketahui apakah suhu mempengaruhi kelembaban dikarenakan belum ada penelitian yang secara khusus mengkaji pengaruh suhu terhadap kelembaban menggunakan pendekatan distribusi *lag* di Indonesia. Oleh karena itu, peneliti tertarik untuk menganalisis pengaruh variabel independen (suhu) terhadap variabel dependen (kelembaban) menggunakan model distribusi *lag* dengan metode Almon.

1.2 Tujuan Penelitian

Adapun tujuan yang ingin dicapai pada penelitian ini adalah:

1. Menentukan model distribusi *lag* dengan metode Almon pada data pengamatan unsur iklim di Stasiun Klimatologi Lampung pada tahun 2020-2023.
2. Menganalisis pengaruh suhu dan kelembaban dengan menggunakan metode Almon.

1.3 Manfaat Penelitian

Adapun manfaat dari penelitian ini adalah:

1. Mengetahui pengaruh suhu terhadap kelembaban.
2. Mengetahui bagaimana cara menentukan model distribusi *lag* dengan menggunakan metode Almon.
3. Dapat digunakan sebagai bahan pertimbangan untuk perencanaan kebijakan yang berkaitan dengan pengelolaan lingkungan dan meteorologi.
4. Dapat dijadikan bahan referensi bagi peneliti selanjutnya yang berkaitan dengan model distribusi *lag*.

II. TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Uji Stasioneritas

Salah satu asumsi dasar yang sangat penting dalam analisis regresi pada data deret waktu adalah uji stasioneritas. Uji stasioneritas merupakan suatu uji yang bertujuan untuk memastikan bahwa suatu data memiliki karakteristik statistik yang stabil. Suatu data dikatakan stasioner apabila memenuhi tiga kriteria yaitu, rata-rata (*mean*), varian, dan kovarian pada setiap lag tetap sama. Jika data tidak stasioner, maka akan dilakukan *differencing* untuk mentransformasikan data menjadi stasioner. Pada penelitian ini, metode yang digunakan uji stasioneritas adalah *Augmented Dickey-Fuller* (ADF) (Irmawati & Indrawati, 2022).

Uji ADF merupakan salah satu metode untuk melakukan uji stasioneritas yang digunakan untuk memastikan bahwa data sudah stasioner. Hal ini bertujuan untuk mengetahui apakah suatu data memiliki masalah akar unit atau tidak memiliki masalah akar unit. Jika hasil uji ADF menunjukkan bahwa data belum stasioner, maka harus dilakukan proses *differencing*. Persamaan uji ADF adalah sebagai berikut:

$$\Delta y_t = \beta_0 + \beta_1 t + \gamma Y_{t-1} + \sum_{k=1}^q b_k \Delta y_{t-k} + \varepsilon_t$$

keterangan:

Δy_t : perubahan nilai data pada waktu t .

β_0 : konstanta (*intercept*).

$\beta_1 t$: koefisien untuk tren waktu (t), yang menangani komponen tren.

γy_{t-1} : koefisien untuk *lag* k , yang menangani autokorelasi residual.

q : jumlah *lag* yang digunakan dalam model.

- δ_i : koefisien *lag* ke- i .
 ε_t : *error term*.
 t : periode atau waktu observasi.

Dengan hipotesis pengujian:

H_0 : Data tidak stasioner

H_1 : Data stasioner.

Aturan keputusan:

Tidak tolak H_0 jika $p\text{ value} \geq 0.05$.

Tolak H_0 jika $p\text{ value} \leq 0.05$.

2.2 Differencing

Differencing merupakan suatu metode pembeda yang dilakukan dengan tujuan untuk menstasionerkan data yang tidak stasioner dalam rata – rata. *Differencing* merupakan suatu proses transformasi data dengan cara mengambil nilai selisih antar data ke- t dan data ke- $t-1$. Metode ini bertujuan untuk menghilangkan tren, perubahan varians seiring waktu, atau masalah akar unit *root*. Bentuk *differencing* orde pertama adalah sebagai berikut

$$\Delta Y_t = Y_t - Y_{t-1}$$

keterangan:

ΔY_t : hasil *differencing* variabel tak bebas pertama pada periode t .

Y_t : nilai data pada periode t .

Y_{t-1} : nilai data pada periode sebelumnya $t-1$.

Jika sudah melakukan *differencing* orde pertama, data masih tidak stasioner, maka akan dilakukan *differencing* orde kedua yaitu sebagai berikut:

$$\Delta^2 Y_t = Y_t - 2Y_{t-1} + Y_{t-2}$$

keterangan:

$\Delta^2 Y_t$: hasil *differencing* variabel tak bebas kedua pada periode t .

$2Y_{t-1}$: dua kali nilai variabel tak bebas pada periode sebelumnya $t-1$.

Y'_{t-2} : nilai data pada dua periode sebelumnya $t-2$.

2.3 Analisis Regresi

Analisis regresi merupakan salah satu metode statistik yang dapat digunakan untuk menyelidiki, meramalkan atau membangun model hubungan antar dua variabel atau lebih. Dalam analisis regresi, terdapat dua jenis variabel yaitu variabel terikat dan variabel bebas. Variabel bebas (x) merupakan suatu variabel yang keberadaannya tidak dipengaruhi oleh variabel lainnya sedangkan variabel terikat (y) merupakan variabel yang keberadaannya dipengaruhi oleh variabel lainnya (Darma, 2021).

Model regresi digunakan untuk memperkirakan nilai variabel dependen melalui persamaan regresi estimasi, yaitu sebuah formula matematis yang menjelaskan hubungan antara satu atau lebih variabel bebas dengan variabel dependen yang nilainya belum diketahui. Sebelum membangun model regresi, perlu dipastikan bahwa variabel-variabel yang digunakan memiliki keterkaitan teoritis yang kuat atau telah diprediksi sebelumnya. Hal ini penting karena hubungan antarvariabel dalam model regresi mencerminkan adanya relasi sebab-akibat.

2.2.1 Regresi Linier Sederhana

Analisis regresi yang paling sederhana dan paling sering digunakan adalah regresi linier sederhana. Metode regresi linier sederhana merupakan suatu metode yang digunakan untuk melihat hubungan antara satu variabel independen serta mempunyai hubungan garis lurus dengan variabel dependennya. Regresi linier sederhana merupakan metode statistik yang digunakan untuk melihat pengaruh serta peramalan atau pun prediksi tentang karakteristik kualitas maupun kuantitas (Harsiti, dkk., 2022). Persamaan umum metode regresi linier sederhana adalah:

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_i + \varepsilon_i$$

keterangan:

Y_i : variabel dependen pada objek ke- i .

β_0 : intersep.

β_1 : koefisien regresi.

X_i : variabel *independent* pada objek ke- i .

ε_i : error pada objek ke- i $\varepsilon_{it} \sim iid N(0, \sigma^2)$.

$i : 1, 2, \dots, n$.

2.2.2 Regresi Linier Berganda

Model regresi linier berganda merupakan pengembangan dari regresi linier sederhana. Jika pada regresi linier sederhana hanya ada satu variabel independen dan satu variabel dependen, maka pada regresi linier berganda terdapat lebih dari satu variabel independen dengan satu variabel dependen. Seiring dengan bertambahnya jumlah variabel independen, bentuk umum persamaan regresi linier berganda mencakup dua atau lebih variabel independen (Ahmad, dkk., 2023) Bentuk persamaan umum metode regresi linier berganda adalah sebagai berikut:

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{1i} + \beta_2 X_{2i} + \dots + \beta_k X_{ki} + \varepsilon_i \quad (2.1)$$

keterangan:

Y_i : variabel terikat (dependen) pada objek ke- i .

β_0 : intersep.

$\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_k$: koefisien regresi untuk semua unit.

$X_{1i}, X_{2i}, \dots, X_{ki}$: variabel prediktor (independen) pada objek ke- i .

ε_i : error pada objek ke- i .

$i : 1, 2, \dots, n$ untuk semua individu.

Secara teoritis penggunaan analisis regresi linier berganda akan menghasilkan nilai estimasi parameter yang valid apabila terpenuhinya asumsi klasik. Berdasarkan persamaan (2.1) maka bentuk matriks dari model regresi linier berganda dapat dituliskan sebagai berikut:

$$Y = \begin{bmatrix} Y_1 \\ Y_2 \\ \vdots \\ Y_n \end{bmatrix}; X = \begin{bmatrix} 1 & X_{11} & \dots & X_{1k} \\ 1 & X_{21} & \dots & X_{2k} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & X_{n1} & \dots & X_{nk} \end{bmatrix}; \beta = \begin{bmatrix} \beta_1 \\ \beta_2 \\ \vdots \\ \beta_k \end{bmatrix}; \varepsilon = \begin{bmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \vdots \\ \varepsilon_n \end{bmatrix}$$

$$Y = X\beta + \varepsilon$$

keterangan:

Y : vektor respon (dependen).

X : matriks prediktor (independen).

β : vektor parameter yang ingin diprediksi.

ε : vektor error $\varepsilon_{it} \sim iid N(0, \sigma^2)$.

2.4 AIC (*Akaike Information Criterion*)

Salah satu hal yang penting dalam proses pemilihan model terbaik dalam analisis regresi maupun deret waktu adalah mengetahui kriteria tingkat kecocokan model terhadap data dan kompleksitas model itu sendiri. Salah satunya adalah *Akaike Information Criterion* (AIC). Dalam praktiknya nilai AIC digunakan sebagai alat bantu untuk mempertimbangkan beberapa model, bukan sebagai nilai mutlak. AIC menyeimbangkan kompleksitas model (jumlah parameter) dan kecocokan model terhadap data (*likelihood*). AIC bertujuan untuk mengukur seberapa baik suatu model menjelaskan data dengan mempertimbangkan jumlah parameter yang digunakan. Semakin banyak parameter, maka ada kemungkinan bahwa model cocok dengan data, namun terdapat masalah lain yaitu kemungkinan terjadinya *overfitting*. Untuk mencegah model menjadi rumit, AIC memberikan penalti pada jumlah parameter. AIC dihitung dengan rumus:

$$AIC = 2k + n \ln \left(\frac{\sum \varepsilon_i^2}{n} \right)$$

keterangan:

AIC : *Akaike Information Criterion*.

k : jumlah parameter terdapat di model.

n : jumlah observasi.

$\ln$: logaritma natural.

ε_i^2 : jumlah kuadrat residual.

Model dengan nilai AIC terkecil dianggap terbaik karena lebih efisien dalam menjelaskan data tanpa menjadi terlalu kompleks. Karena, dengan mempertimbangkan jumlah parameter yang digunakan, dapat mencegah indikasi adanya *overfitting* serta menambah akurasi pada model.

2.5 BIC (*Bayesian Information Criterion*)

Selain AIC, yang digunakan dalam kriteria pertimbangan model terbaik adalah BIC (*Bayesian Information Criterion*). Sama seperti AIC, BIC digunakan untuk membandingkan beberapa model berdasarkan keseimbangan antara *goodness of fit* dan kompleksitas model, namun dengan pendekatan *penalty* yang lebih besar terhadap jumlah parameter. Jika AIC memilih model yang mendapat *penalty* lebih ringan, maka BIC cenderung memilih model yang mendapat *penalty* terhadap parameter tambahannya semakin besar saat jumlah data meningkat. BIC dapat diitung menggunakan rumus:

$$BIC = k \ln(n) + n \ln \left(\frac{\sum \varepsilon_i^2}{n} \right)$$

keterangan:

BIC : *Bayesian Information Criterion*

k : jumlah parameter yang terdapat di model.

n : jumlah observasi.

ln : logaritma natural.

ε_i^2 : jumlah kuadrat residual.

2.6 Ordinary Least Square Method (OLS)

Dalam pembentukan suatu model, salah satu metode yang digunakan untuk menentukan koefisien regresi linier yang merupakan estimasi dari parameter model regresi linier adalah OLS. Metode ini berfungsi untuk meminimalkan kesalahan prediksi dengan syarat bahwa data residual memenuhi sejumlah asumsi klasik regresi linier. Setelah itu, dapat dilakukan uji parsial dan simultan terhadap koefisien regresi linier guna mengetahui hubungan linier antara variabel independen dan variabel dependen (Edriani, dkk., 2020).

Menurut Gujarati & Porter (2009), metode OLS merupakan metode yang paling efektif untuk mencapai BLUE (*Best Linear Unbiased Estimator*). BLUE digunakan sebagai estimator terpercaya, dimana estimator tersebut dinyatakan konsisten, tak

bias, berdistribusi normal, serta efisien. Untuk mengetahui apakah model regresi yang akan digunakan telah memenuhi kriteria BLUE maka perlu dilakukan serangkaian pengujian asumsi klasik yaitu uji normalitas, uji multikolinearitas, uji heteroskedastisitas dan uji autokorelasi (Nababan & Simamora, 2023).

Asumsi-asumsi klasik ini penting karena regresi pada dasarnya adalah alat prediksi, di mana koefisien yang dihasilkan merupakan estimasi koefisien yang dihasilkan melalui OLS akan mendekati nilai sebenarnya dan kesalahan prediksi dapat diminimalkan. Jika tidak terpenuhi, maka model regresi tersebut tidak memiliki sifat BLUE dan hasil estimasinya menjadi bias. Terutama dalam regresi linier berganda yang melibatkan banyak variabel prediktor sehingga menjadi lebih kompleks (Mardiatmoko, 2020). Adapun penaksir parameter metode OLS adalah turunan dari regresi linier berganda seperti pada persamaan (2.1).

$$Y = X\hat{\beta} + \varepsilon$$

$$\varepsilon = Y - X\hat{\beta}$$

$$\varepsilon = Y - \hat{Y}_i$$

Dimana, $\hat{Y}_i$ adalah:

$$\hat{Y}_i = X_i\hat{\beta}$$

$$= \beta_0 + \sum_{j=1}^n \beta_j X_{ij}$$

Tujuan dari OLS adalah meminimalkan *Sum of Squared Errors* (SSE) yang dapat didefinisikan sebagai:

$$\begin{aligned} SSE &= \sum_{i=1}^n \varepsilon_i^2 \\ &= \sum (Y_i - \hat{Y}_i)^2 \\ &= \sum \left(Y_i - (\beta_0 + \sum_{j=1}^n \beta_j X_{ij}) \right)^2 \\ &= \sum (Y_i - X\hat{\beta})^2 \\ &= \sum (Y_i - X\hat{\beta})(Y_i - X\hat{\beta}) \\ &= \sum (Y_i - X\hat{\beta})^T (Y_i - X\hat{\beta}) \\ &= \varepsilon^T \varepsilon \end{aligned} \tag{2.2}$$

Untuk memudahkan dalam meminimalkan SSE, maka persamaan (2.2) dapat dinyatakan dalam bentuk skalar:

$$\begin{aligned}
 \boldsymbol{\varepsilon}^T \boldsymbol{\varepsilon} &= (\mathbf{Y} - \mathbf{X}\hat{\boldsymbol{\beta}})^T (\mathbf{Y} - \mathbf{X}\hat{\boldsymbol{\beta}}) \\
 &= (\mathbf{Y}^T - \hat{\boldsymbol{\beta}}^T \mathbf{X}^T) (\mathbf{Y} - \mathbf{X}\hat{\boldsymbol{\beta}}) \\
 &= \mathbf{Y}^T \mathbf{Y} - \mathbf{Y}^T \mathbf{X}\hat{\boldsymbol{\beta}} - \hat{\boldsymbol{\beta}}^T \mathbf{X}^T \mathbf{Y} + \hat{\boldsymbol{\beta}}^T \mathbf{X}^T \mathbf{X}\hat{\boldsymbol{\beta}} \\
 &= \mathbf{Y}^T \mathbf{Y} - (\mathbf{Y}^T \mathbf{X}\hat{\boldsymbol{\beta}})^T - \hat{\boldsymbol{\beta}}^T \mathbf{X}^T \mathbf{Y} + \hat{\boldsymbol{\beta}}^T \mathbf{X}^T \mathbf{X}\hat{\boldsymbol{\beta}} \\
 &= \mathbf{Y}^T \mathbf{Y} - \hat{\boldsymbol{\beta}}^T \mathbf{X}^T \mathbf{Y} - \hat{\boldsymbol{\beta}}^T \mathbf{X}^T \mathbf{Y} + \hat{\boldsymbol{\beta}}^T \mathbf{X}^T \mathbf{X}\hat{\boldsymbol{\beta}} \\
 &= \mathbf{Y}^T \mathbf{Y} - 2\hat{\boldsymbol{\beta}}^T \mathbf{X}^T \mathbf{Y} + \hat{\boldsymbol{\beta}}^T \mathbf{X}^T \mathbf{X}\hat{\boldsymbol{\beta}}
 \end{aligned}$$

Selanjutnya, akan diturunkan fungsi SSE terhadap $\hat{\boldsymbol{\beta}}$ untuk meminimumkan $\boldsymbol{\varepsilon}^T \boldsymbol{\varepsilon}$:

$$\begin{aligned}
 \frac{\partial \sum_{i=1}^n e_i^2}{\partial \hat{\boldsymbol{\beta}}} &= 0 \\
 \frac{\partial \sum_{i=1}^n (\boldsymbol{\varepsilon}^T \boldsymbol{\varepsilon})}{\partial \hat{\boldsymbol{\beta}}} &= 0 \\
 \frac{\partial (\mathbf{Y}^T \mathbf{Y} - 2\hat{\boldsymbol{\beta}}^T \mathbf{X}^T \mathbf{Y} + \hat{\boldsymbol{\beta}}^T \mathbf{X}^T \mathbf{X}\hat{\boldsymbol{\beta}})}{\partial \hat{\boldsymbol{\beta}}} &= 0 \\
 \frac{\partial (\mathbf{Y}^T \mathbf{Y})}{\partial \hat{\boldsymbol{\beta}}} - \frac{\partial (2\hat{\boldsymbol{\beta}}^T \mathbf{X}^T \mathbf{Y})}{\partial \hat{\boldsymbol{\beta}}} + \frac{\partial (\hat{\boldsymbol{\beta}}^T \mathbf{X}^T \mathbf{X}\hat{\boldsymbol{\beta}})}{\partial \hat{\boldsymbol{\beta}}} &= 0 \\
 0 - 2\mathbf{X}^T \mathbf{Y} + 2\mathbf{X}^T \mathbf{X}\hat{\boldsymbol{\beta}} &= 0 \\
 -2\mathbf{X}^T \mathbf{Y} + 2\mathbf{X}^T \mathbf{X}\hat{\boldsymbol{\beta}} &= 0 \\
 2\mathbf{X}^T \mathbf{X}\hat{\boldsymbol{\beta}} &= 2\mathbf{X}^T \mathbf{Y} \\
 \mathbf{X}^T \mathbf{X}\hat{\boldsymbol{\beta}} &= \mathbf{X}^T \mathbf{Y} \\
 (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{X}\hat{\boldsymbol{\beta}} &= (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{Y} \\
 \mathbf{I}\hat{\boldsymbol{\beta}} &= (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{Y} \\
 \hat{\boldsymbol{\beta}} &= (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{Y} \quad (2.3)
 \end{aligned}$$

Menurut Sumodiningrat (1995), metode OLS memiliki sifat BLUE dengan asumsi:

1. $E(\boldsymbol{\varepsilon}) = 0$.
Artinya, ekspektasi error adalah nol.
2. $E[\boldsymbol{\varepsilon}\boldsymbol{\varepsilon}^T] = \sigma^2 \mathbf{I}$.
Artinya, kovarian error seragam.

Setelah didapatkan penduga OLS pada persamaan (2.3), diturunkan sifat-sifat penduga dalam metode OLS sebagai berikut:

1. Linear

$$\begin{aligned}
 \hat{\beta} &= (X^T X)^{-1} X^T Y \\
 &= (X^T X)^{-1} X^T (X\beta + \varepsilon) \\
 &= (X^T X)^{-1} X^T X\beta + (X^T X)^{-1} X^T \varepsilon \\
 &= I\beta + (X^T X)^{-1} X^T \varepsilon \\
 &= \beta + (X^T X)^{-1} X^T \varepsilon
 \end{aligned}$$

$\hat{\beta}$ merupakan fungsi linier dari β dan ε

2. Tak Bias

Sifat tak bias berarti nilai harapan dari penduga yaitu $E[\hat{\beta}] = \beta$

$$\begin{aligned}
 E[\hat{\beta}] &= E[\beta + (X^T X)^{-1} X^T \varepsilon] \\
 &= E[\beta + E(X^T X)^{-1} X^T \varepsilon] \\
 &= \beta + (X^T X)^{-1} X^T E[\varepsilon]
 \end{aligned}$$

Karena $E[\varepsilon] = 0$, maka

$$E[\hat{\beta}] = \beta$$

$\hat{\beta}$ merupakan penduga tak bias

3. Variansi Minimum

Penduga variansi minimum adalah penduga yang memiliki variansi terkecil dibandingkan dengan penduga lainnya untuk koefisien yang sama. Jika terdapat dua penduga, yaitu $\hat{\beta}_1$ dan $\hat{\beta}_2$, dan variansi dari $\hat{\beta}_1$ lebih kecil dibandingkan dengan variansi $\hat{\beta}_2$ ($Var(\hat{\beta}_1) < Var(\hat{\beta}_2)$), maka $\hat{\beta}_1$ dikatakan sebagai penduga dengan variansi minimum. Variansi dari $\hat{\beta}_1$ dapat dihitung dengan langkah-langkah matematis yang menunjukkan bagaimana penduga tersebut dihasilkan dengan meminimalkan kesalahan estimasi.

Secara teknis ketika kita memiliki dua penduga dan salah satunya memiliki variansi lebih rendah, penduga tersebut menjadi pilihan optimal karena memberikan estimasi parameter dengan penyimpangan terkecil dari nilai sebenarnya.

$$\begin{aligned}
\hat{\beta}_1 &= (X^T X)^{-1} X^T Y \\
&= (X^T X)^{-1} X^T (X\beta + \varepsilon) \\
&= (X^T X)^{-1} X^T X\beta + (X^T X)^{-1} X^T \varepsilon \\
&= I\beta + (X^T X)^{-1} X^T \varepsilon \\
&= \beta + (X^T X)^{-1} X^T \varepsilon \\
\hat{\beta}_1 - \beta &= (X^T X)^{-1} X^T \varepsilon
\end{aligned}$$

Substitusikan $(\hat{\beta}_1 - \beta)$ ke dalam persamaan $Var(\hat{\beta}_1) = E[(\hat{\beta}_1 - \beta)^2]$, sehingga:

$$\begin{aligned}
Var(\hat{\beta}_1) &= E[(\hat{\beta}_1 - \beta)^2] \\
&= E[(\hat{\beta}_1 - \beta)(\hat{\beta}_1 - \beta)^T] \\
&= E\{[(X^T X)^{-1} X^T \varepsilon][(X^T X)^{-1} X^T \varepsilon]^T\} \\
&= (X^T X)^{-1} X^T E[\varepsilon \varepsilon^T] X (X^T X)^{-1} \\
&= (X^T X)^{-1} X^T \sigma_3^2 I X (X^T X)^{-1} \\
&= \sigma_3^2 (X^T X)^{-1} X^T X (X^T X)^{-1} \\
&= \sigma_3^2 (X^T X)^{-1} I \\
&= \sigma_3^2 (X^T X)^{-1}
\end{aligned}$$

Akan ditunjukkan bahwa $Var(\hat{\beta}_1) < Var(\hat{\beta}_2)$

Misalkan $\hat{\beta}_2 = [(X^T X)^{-1} B] Y$

keterangan:

$\hat{\beta}_2$: Penduga alternatif yang linier dan tak bias bagi β

B : Matriks konstanta yang diketahui

$$\begin{aligned}
\hat{\beta}_2 &= [(X^T X)^{-1} B] Y \\
&= [(X^T X)^{-1} X^T + B](X\beta + \varepsilon) \\
&= (X^T X)^{-1} X^T (X\beta + \varepsilon) + B(X\beta + \varepsilon)
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
E[\hat{\beta}_2] &= E[(X^T X)^{-1} X^T (X\beta + \varepsilon) + B(X\beta + \varepsilon)] \\
&= E[(X^T X)^{-1} X^T X\beta + (X^T X)^{-1} X^T \varepsilon + BX\beta + B\varepsilon] \\
&= E[(X^T X)^{-1} X^T X\beta] + E[(X^T X)^{-1} X^T \varepsilon] + E[BX\beta] + E[B\varepsilon]
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
&= (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{X} \boldsymbol{\beta} + (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T E[\boldsymbol{\varepsilon}] + \mathbf{B} \mathbf{X} \boldsymbol{\beta} + \mathbf{B} E[\boldsymbol{\varepsilon}] \\
&= (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{X} \boldsymbol{\beta} + \mathbf{B} \mathbf{X} \boldsymbol{\beta} \quad \text{Karena } E[\boldsymbol{\varepsilon}] = \mathbf{0} \\
&= \mathbf{I} \boldsymbol{\beta} + \mathbf{B} \mathbf{X} \boldsymbol{\beta} \\
&= \boldsymbol{\beta} + \mathbf{B} \mathbf{X} \boldsymbol{\beta}
\end{aligned}$$

Diasumsikan $\widehat{\boldsymbol{\beta}}_2$ ialah penduga tak bias untuk $\boldsymbol{\beta}$ maka $E[\widehat{\boldsymbol{\beta}}_2] = \boldsymbol{\beta}$ atau dapat disebut $\mathbf{B} \mathbf{X} \boldsymbol{\beta}$ ialah matriks $\mathbf{0}$. Variansi dari penduga alternatif tersebut bisa didapatkan dengan:

$$\begin{aligned}
\text{Var}(\widehat{\boldsymbol{\beta}}_2) &= E[(\widehat{\boldsymbol{\beta}}_2 - \boldsymbol{\beta})^2] \\
&= E[(\widehat{\boldsymbol{\beta}}_2 - \boldsymbol{\beta})(\widehat{\boldsymbol{\beta}}_2 - \boldsymbol{\beta})^T] \\
&= E\{[(\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T + \mathbf{B}] \mathbf{Y} - \boldsymbol{\beta}\} \{[(\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T + \mathbf{B}] \mathbf{Y} - \boldsymbol{\beta}\}^T \\
&= E\{[(\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T + \mathbf{B}] (\mathbf{X} \boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{\varepsilon}) - \boldsymbol{\beta}\} \{[(\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T + \mathbf{B}] (\mathbf{X} \boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{\varepsilon}) - \boldsymbol{\beta}\}^T \\
&= E\{[(\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{X} \boldsymbol{\beta} + (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \boldsymbol{\varepsilon} + \mathbf{B} \mathbf{X} \boldsymbol{\beta} + \mathbf{B} \boldsymbol{\varepsilon} - \boldsymbol{\beta}]\} \\
&\quad \{(\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{X} \boldsymbol{\beta} + (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \boldsymbol{\varepsilon} + \mathbf{B} \mathbf{X} \boldsymbol{\beta} + \mathbf{B} \boldsymbol{\varepsilon} - \boldsymbol{\beta}\}^T \\
&= E\{[\mathbf{I} \boldsymbol{\beta} + (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \boldsymbol{\varepsilon} + \mathbf{B} \mathbf{X} \boldsymbol{\beta} + \mathbf{B} \boldsymbol{\varepsilon} - \boldsymbol{\beta}]\} \\
&\quad \{\mathbf{I} \boldsymbol{\beta} + (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \boldsymbol{\varepsilon} + \mathbf{B} \mathbf{X} \boldsymbol{\beta} + \mathbf{B} \boldsymbol{\varepsilon} - \boldsymbol{\beta}\}^T \quad \text{Karena } \mathbf{B} \mathbf{X} = \mathbf{0} \\
&= E\{[\boldsymbol{\beta} + (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \boldsymbol{\varepsilon} + \mathbf{B} \boldsymbol{\varepsilon} - \boldsymbol{\beta}]\} \\
&\quad \{\boldsymbol{\beta} + (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \boldsymbol{\varepsilon} + \mathbf{B} \boldsymbol{\varepsilon} - \boldsymbol{\beta}\}^T \\
&= E\{[(\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \boldsymbol{\varepsilon} + \mathbf{B} \boldsymbol{\varepsilon}]\{(\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \boldsymbol{\varepsilon} + \mathbf{B} \boldsymbol{\varepsilon}\}^T\} \\
&= E\{[(\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \boldsymbol{\varepsilon} + \mathbf{B} \boldsymbol{\varepsilon}]\{\boldsymbol{\varepsilon}^T (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X} + \boldsymbol{\varepsilon}^T \mathbf{B}^T\}^T\} \\
&= E\{[(\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T + \mathbf{B}]\boldsymbol{\varepsilon} \boldsymbol{\varepsilon}^T \{(\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X} + \mathbf{B}^T\}\} \\
&= \{(\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T + \mathbf{B}\} E[\boldsymbol{\varepsilon} \boldsymbol{\varepsilon}^T] \{(\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X} + \mathbf{B}^T\} \\
&= \sigma_3^2 \mathbf{I} \{[(\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T + \mathbf{B}]\{(\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X} + \mathbf{B}^T\}\} \\
&= \sigma_3^2 \{(\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{X} (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} + \mathbf{B} \mathbf{X} (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \\
&\quad + (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{B}^T + \mathbf{B} \mathbf{B}^T\} \quad \text{Karena } \mathbf{B} \mathbf{X} = \mathbf{0} \\
&= \sigma_3^2 \{(\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{I} + \mathbf{B} \mathbf{B}^T\} \\
&= \sigma_3^2 (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} + \sigma_3^2 \mathbf{B} \mathbf{B}^T
\end{aligned}$$

Berdasarkan perhitungan diatas, didapatkan hasil dari $Var(\hat{\beta}_1)$ dan $Var(\hat{\beta}_2)$ sehingga didapatkan hasil:

$$\sigma_3^2 (X^T X)^{-1} \leq \sigma_3^2 \{ (X^T X)^{-1} + B B^T \}$$

$$Var(\hat{\beta}_1) \leq Var(\hat{\beta}_2)$$

Terbukti $Var(\hat{\beta}_1)$ adalah variansi minimum.

2.7 Asumsi Klasik

Model regresi yang menggunakan metode OLS menghasilkan estimator linier yang tak bias dan paling optimal, atau sering disebut sebagai *Best Linear Unbiased Estimator* (BLUE). Artinya, penduga yang dihasilkan oleh metode ini tidak hanya linier dan tak bias, tetapi juga memiliki variansi terkecil di antara penduga tak bias lainnya, sehingga menjadi penduga terbaik dalam konteks model regresi linear. Namun, hal ini akan terjadi jika memenuhi beberapa asumsi yang disebut asumsi klasik. Asumsi klasik adalah analisis yang dilakukan untuk menilai apakah di dalam model regresi linier OLS tak bias, konsisten, serta memiliki estimasi yang tepat. Sehingga regresi OLS mengasumsikan terdapatnya hubungan linier antarvariabel. Jika hubungannya tidak linier, regresi OLS bukan merupakan alat yang ideal untuk analisis penelitian dan diperlukan suatu modifikasi pada variabel atau analisis tersebut (Mardiatmoko, 2020).

2.7.1 Uji Normalitas

Uji normalitas memiliki tujuan untuk menilai apakah dalam model regresi, variabel residual (pengganggu) mengikuti distribusi normal (Sholihah, dkk., 2023). Beberapa metode analisis mengharuskan seluruh data berdistribusi normal, namun tidak diperlukan untuk metode lainnya. Dalam regresi linier menggunakan OLS, salah satu syarat penting adalah residual dari model harus mengikuti distribusi normal. Hal ini merupakan salah satu asumsi klasik dalam regresi linier yang menegaskan bahwa distribusi normal residual adalah hal yang wajib (Nurchaya, dkk., 2024).

Dalam metode Almon, uji normalitas dilakukan dengan metode *Jarque-Berra*. *Jarque-Berra* adalah salah satu uji normalitas jenis *goodness of fit test* yang mengukur apakah kurtosis sampel dan *skewness* sesuai dengan distribusi normal (Henaulu & Ardian, 2020). Dalam distribusi normal, suatu data dapat dikatakan simetris jika *skewness* menunjukkan 0 dan kurtosis menunjukkan 3. Untuk menghitung nilai statistik *Jarque-Berra* digunakan rumus berikut:

$$JB = n \left[\frac{S^2}{6} + \frac{(K - 3)^2}{24} \right]$$

keterangan:

JB : statistik *Jarque-Berra*.

S : koefisien *skewness*.

K : koefisien kurtosis.

Dengan hipotesis pengujian:

H_0 : Model berdistribusi normal.

H_1 : Model tidak berdistribusi normal.

Tingkat signifikansi: $\alpha = 0,05$.

Aturan keputusan:

Tidak tolak H_0 jika $p \text{ value} \geq 0,05$.

Tolak H_0 jika $p \text{ value} \leq 0,05$.

2.7.2 Uji Autokorelasi

Autokorelasi merupakan kondisi di mana terdapat korelasi antara residual pada periode ke- t dengan residual pada periode sebelumnya ($t - 1$) dalam model regresi. Model regresi yang baik seharusnya tidak memiliki autokorelasi (Mardiatmoko, 2020). Uji autokorelasi digunakan untuk mengetahui terdapat hubungan antar serangkaian data observasi yang diurutkan menurut waktu dan ruang. Terdapat beberapa macam metode yang dapat digunakan pada uji autokorelasi, diantaranya adalah *Breusch Godfrey*. Uji ini dikembangkan oleh *Breusch dan Godfrey* yang merupakan uji tingkat tinggi untuk menguji masalah autokorelasi, serta berguna

untuk memastikan model regresi yang mengalami autokorelasi dengan *lag* tinggi (Sholihah, dkk., 2023). *Breusch Godfrey* dilakukan dengan cara meregresikan residual menggunakan autoregresif model orde p . Rumus statistik ujinya adalah:

$$BG = (n - p)R^2$$

keterangan:

BG : uji statistik *Breusch-Godfrey*.

n : jumlah total pengamatan.

p : jumlah *lag* dari residual yang digunakan pada regresi tambahan.

R^2 : koefisien determinasi dari regresi yang menggunakan residual (ε_t) dan *lag* residual.

Dengan hipotesis pengujian:

H_0 : tidak terdapat autokorelasi pada residual model.

H_1 : terdapat autokorelasi pada residual model.

Tingkat signifikansi: $\alpha = 0,05$.

Aturan keputusan:

Tidak tolak H_0 jika $p \text{ value} \geq 0,05$.

Tolak H_0 jika $p \text{ value} \leq 0,05$.

2.7.3 Uji Heteroskedastisitas

Homoskedastisitas merupakan suatu kejadian dalam model regresi yang menunjukkan hasil uji variasi residual dari pengamatan satu ke pengamatan lain tetap (konstan), sebaliknya jika variasi residual tidak konstan disebut heteroskedastisitas. Untuk memastikan bahwa data penelitian regresi terbebas dari heteroskedastisitas, maka perlu dilakukan pengujian homoskedastisitas (Anggraeni & Putri, 2021). Dapat dikatakan pula bahwa homoskedastisitas adalah regresi model yang baik. Salah satu uji yang umum digunakan adalah *Breusch-Pagan*, yang digunakan untuk mendeteksi adanya heteroskedastisitas dalam data regresi. Uji *Breusch-Pagan*

berfungsi untuk mendeteksi apakah terdapat hubungan antara variansi residual dengan variabel independen (Nurcahya, dkk., 2024).

$$BP = n \times R^2$$

keterangan:

BP : uji statistik *Breusch-Pagan*.

n : jumlah total pengamatan.

R^2 : koefisien determinasi dari regresi antara residual kuadrat dan variabel independen.

Dengan hipotesis pengujian:

H_0 : Data bersifat homoskedastisitas.

H_1 : Data bersifat heteroskedastisitas.

Tingkat signifikansi: $\alpha = 0,05$.

Aturan keputusan:

Tidak tolak H_0 jika $p \text{ value} \geq 0,05$.

Tolak H_0 jika $p \text{ value} \leq 0,05$.

2.8 Kesesuaian Model Regresi

Berdasarkan salah satu asumsi yang digunakan dalam regresi, yaitu bahwa tidak adanya kesalahan dalam spesifikasi model. Oleh karena itu, beberapa kriteria penting untuk menilai kualitas dan kecocokan suatu model regresi diantaranya yang sering digunakan adalah koefisien determinasi (R^2), uji T dan uji F. Koefisien determinasi digunakan untuk mengukur seberapa baik model menjelaskan variasi dalam data, uji T digunakan untuk mengetahui pengaruh masing-masing variabel independen secara terpisah, serta uji F digunakan untuk menguji signifikansi keseluruhan model.

2.8.1 Koefisien Determinasi (R^2)

Koefisien determinasi yang biasanya dilambangkan dengan R^2 merupakan angka yang dapat dijadikan sebagai kriteria untuk menilai kesesuaian sebuah model regresi. Menurut Gujarati & Porter (2009), koefisien determinasi adalah ukuran ringkasan yang menunjukkan seberapa baik garis regresi sampel menyesuaikan dengan data. Dengan kata lain, akan diketahui tingkat kecocokan garis regresi terhadap data yang ada.

R^2 merupakan suatu besaran yang sering digunakan untuk mengukur kebaikan kesesuaian (*goodness of fit*), yaitu bagaimana garis regresi mampu menjelaskan fenomena yang terjadi. Dalam istilah sederhana, koefisien determinasi (R^2) menunjukkan seberapa banyak variasi dalam variabel terikat (dependen) yang dapat dijelaskan oleh variabel bebas (independen) dalam model regresi. Semakin tinggi nilai R^2 , semakin baik variabel independen menjelaskan perubahan dalam variabel dependen, yang berarti model regresi tersebut semakin baik dan sesuai. Sebaliknya, jika nilai R^2 rendah, model dianggap kurang mampu menjelaskan variasi variabel dependen. Sehingga model tersebut kurang baik atau kurang cocok (Zainuddin, dkk., 2020).

Koefisien determinasi dirumuskan sebagai berikut:

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - \bar{y})^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}$$

keterangan:

R^2 : koefisien determinasi.

n : 1, 2, 3, ..., n .

y_i : nilai pengamatan variabel dependen objek ke- i .

$\hat{y}_i$: nilai prediksi variabel dependen objek ke- i .

$\bar{y}$: rata-rata semua nilai pengamatan variabel dependen.

2.8.2 Uji T (Uji Parsial)

Uji T digunakan untuk membandingkan rata-rata (*mean*) dari dua kumpulan data guna menentukan ada tidaknya perbedaan yang signifikan dari kedua data tersebut (Kawuwung, dkk., 2023). Pengujian ini dilakukan dengan membandingkan antara nilai hitung masing-masing variabel bebas dengan nilai tabel dengan derajat kesalahan 5% ($\alpha = 0,05$). Statistik uji yang digunakan pada uji T adalah:

$$t_{hitung} = \frac{\beta_i}{S\beta_i}$$

keterangan:

t_{hitung} : fungsi t dengan derajat kebebasan (df).

β_i : koefisien regresi masing-masing variabel.

$S\beta_i$: standar *error* masing-masing variabel.

Dengan hipotesis pengujian:

$H_0: \beta_k = 0$ (Variabel bebas tidak berpengaruh signifikan terhadap variabel tak bebas).

$H_1: \beta_k \neq 0$ (Variabel bebas mempunyai pengaruh signifikan terhadap variabel tak bebas).

Tingkat signifikansi: $\alpha = 0,05$.

Aturan keputusan: Tolak H_0 jika nilai $p - value < \alpha$.

2.8.3 Uji F (Uji Simultan)

Selain koefisien determinasi dan uji T, untuk menilai kesesuaian sebuah model regresi dapat digunakan kriteria lain yaitu uji F. Uji F digunakan untuk membandingkan varians antara dua kumpulan data guna menentukan ada tidaknya perbedaan presisi data dalam statistik (Kawuwung, dkk., 2023). Rumus yang digunakan untuk uji F adalah sebagai berikut:

$$F = \frac{\frac{R^2}{k}}{\frac{1 - R^2}{(n - k - 1)}}$$

keterangan:

R^2 : koefisien determinasi.

n : jumlah variabel bebas.

k : jumlah sampel.

Dengan hipotesis pengujian:

$H_0: \beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_k = 0$ (Variabel bebas secara bersamaan tak berpengaruh signifikan terhadap variabel tak bebas).

H_1 : Paling tidak terdapat satu variabel bebas secara bersamaan tak berpengaruh signifikan terhadap variabel tak bebas

Tingkat signifikansi: $\alpha = 0,05$.

Aturan keputusan: Tolak H_0 jika nilai $F\text{-statistic} > F$ tabel.

2.9 Model Dinamis

Model dinamis dapat diartikan sebagai suatu analisis model regresi yang mempunyai variabel periode waktu saat ini dan juga bergantung pada waktu sebelumnya. Dengan kata lain, model dinamis adalah model yang melibatkan perubahan dari waktu ke waktu karena efek perubahan unit dalam sebuah variabel bebas X sejumlah n periode waktu. Model dinamis digunakan untuk mengetahui hasil pengaruh jangka pendek serta pengaruh jangka panjang (Aqibah, dkk., 2020).

2.10 Model Distribusi *Lag*

Salah satu contoh model regresi linier yang memperhatikan pengaruh waktu adalah:

1. Model Distribusi *Lag* (*Distributed Lag Model*)

Model distribusi *lag* merupakan model regresi yang memuat variabel terikat yang dipengaruhi oleh variabel bebas pada waktu t , juga dipengaruhi oleh variabel bebas pada waktu $t - 1, t - 2, \dots, t - s$. Karena pengaruh dari satu atau beberapa variabel bebas (X) terhadap variabel terikat (Y) menyebar ke beberapa periode waktu. Waktu yang diperlukan bagi variabel independen (X) untuk

mempengaruhi variabel dependen (Y) disebut beda kala atau “ a lag” (Aqibah, dkk., 2020). Oleh sebab itu, model ini dinamakan dengan model distribusi *lag*. Model distribusi *lag* terbagi menjadi dua, yaitu:

a. Model *Infinite Lag*

Model *infinite lag* adalah model yang tidak diketahui nilai k atau panjang beda kalanya. Secara matematis, model *infinite lag* dapat ditulis dengan:

$$Y_t = \beta_0 + \delta_0 X_t + \delta_1 X_{t-1} + \delta_2 X_{t-2} + \dots + \varepsilon_t$$

b. Model *Finite Lag*

Model *finite lag* adalah model yang diketahui nilai k atau panjang beda kalanya. Secara matematis, model *finite lag* dapat ditulis sebagai berikut:

$$Y_t = \beta_0 + \delta_0 X_t + \delta_1 X_{t-1} + \delta_2 X_{t-2} + \dots + \delta_k X_{t-k} + \varepsilon_t$$

keterangan:

Y_t : variabel terikat pada waktu t .

X_t : variabel bebas pada waktu t .

β_0 : intersep.

δ_0 : koefisien regresi variabel bebas ke-0.

X_{t-k} : variabel bebas pada waktu $t - k$ (waktu sebelumnya).

ε_t : *error* pada waktu ke- t $\varepsilon_i \sim N(0, \sigma^2)$.

k : $1, 2, 3, \dots, n$.

2.11 Pendekatan Almon pada Model Distribusi *Lag*

Metode yang dapat digunakan untuk mengestimasi model distribusi *lag* adalah metode Almon dan metode Koyck. Meskipun cukup sering digunakan dalam praktik, model *lag* yang didistribusikan dari Koyck didasarkan pada asumsi bahwa koefisien δ menurun secara geometris karena nilai k tidak terbatas. Asumsi ini memiliki kemungkinan untuk terlalu membatasi dalam beberapa situasi. Sedangkan dengan menggunakan metode Almon dapat memberikan metode yang lebih fleksibel dimana koefisien δ bisa naik dan bisa turun (Gujarati & Porter, 2009).

Model yang digunakan dalam metode Almon adalah model *finite lag* sebagai berikut:

$$\begin{aligned} Y_t &= \beta_0 + \delta_0 X_t + \delta_1 X_{t-1} + \delta_2 X_{t-2} + \cdots + \delta_k X_{t-k} + \varepsilon_t \quad (2.4) \\ &= \beta_0 + \sum_{i=0}^k \delta_i X_{t-i} + \varepsilon_t \end{aligned}$$

Berdasarkan teorema *Weir-Strass (Weir-Strass's Theorem)*, Almon mengasumsikan bahwa koefisien δ_i dapat didekati oleh sebuah polinomial dalam variabel i , di mana i merepresentasikan panjang *lag* (beda waktu). Polinomial tersebut dapat memiliki derajat 0, 1, 2, dan seterusnya tergantung pada model yang digunakan untuk mendekati nilai koefisien tersebut. Namun, Almon mengasumsikan bahwa polinomial berderajat dua yang paling tepat digunakan (Gujarati & Porter, 2009).

Berikut contoh apabila δ mengikuti polinomial derajat kedua:

$$\delta_i = \alpha_0 + \alpha_1 i + \alpha_2 i^2 \quad (2.5)$$

Secara umum, polinomial δ dapat dituliskan sebagai berikut:

$$\delta_i = \alpha_0 + \alpha_1 i + \alpha_2 i^2 + \cdots + \alpha_m i^m \quad (2.6)$$

keterangan:

i : indeks *lag* (seberapa jauh *lag* dari waktu t).

$\alpha_0, \alpha_1, \dots, \alpha_m$: parameter polinomial yang harus diestimasi.

m : derajat polinomial.

Misalnya, jika δ mengikuti polinomial derajat dua, maka dengan mensubstitusi persamaan (2.5) ke dalam persamaan (2.4) akan menghasilkan persamaan baru, yaitu:

$$\begin{aligned} Y_t &= \beta_0 + \sum_{i=0}^k (\alpha_0 + \alpha_1 i + \alpha_2 i^2) X_{t-i} + \varepsilon_t \\ &= \beta_0 + \alpha_0 \sum_{i=0}^k X_{t-i} + \alpha_1 \sum_{i=0}^k i X_{t-i} + \alpha_2 \sum_{i=0}^k i^2 X_{t-i} + \varepsilon_t \quad (2.7) \end{aligned}$$

Dengan asumsi,

$$Z_{0t} = \sum_{i=0}^k X_{t-i}$$

$$Z_{1t} = \sum_{i=0}^k iX_{t-i}$$

$$Z_{2t} = \sum_{i=0}^k i^2 X_{t-i}$$

Pengenalan variabel Z bertujuan untuk menyederhanakan persamaan, mempermudah analisis dan estimasi parameter dan memberikan pemahaman yang lebih jelas tentang pengaruh *lag* X terhadap variabel dependen Y . Sehingga:

$$Y_t = \beta_0 + \alpha_0 Z_{0t} + \alpha_1 Z_{1t} + \alpha_2 Z_{2t} + \varepsilon_t \quad (2.8)$$

Koefisien dalam persamaan (2.8) dapat diperkirakan menggunakan metode OLS. Jika dituliskan dalam bentuk persamaan regresi dugaan, maka akan dituliskan seperti persamaan berikut:

$$\hat{Y}_t = \hat{\beta}_0 + \hat{\alpha}_0 Z_{0t} + \hat{\alpha}_1 Z_{1t} + \hat{\alpha}_2 Z_{2t} \quad (2.9)$$

Estimasi β_0 dan $\hat{\alpha}_i$ yang diperoleh akan memiliki karakteristik yang diinginkan, asalkan *error* ε_i memenuhi asumsi-asumsi dari model linear klasik. Pada persamaan (2.9), koefisien δ_i dapat dihitung berdasarkan persamaan (2.6), yaitu:

$$\begin{aligned} \hat{\delta}_0 &= \hat{\alpha}_0 \\ \hat{\delta}_1 &= \hat{\alpha}_0 + \hat{\alpha}_1 + \hat{\alpha}_2 \\ \hat{\delta}_2 &= \hat{\alpha}_0 + 2\hat{\alpha}_1 + 4\hat{\alpha}_2 \\ \hat{\delta}_3 &= \hat{\alpha}_0 + 3\hat{\alpha}_1 + 9\hat{\alpha}_2 \\ &\vdots \\ \hat{\delta}_k &= \hat{\alpha}_0 + k\hat{\alpha}_1 + k^2\hat{\alpha}_2 \end{aligned}$$

Sebelum menerapkan metode Almon, terdapat dua hal yang harus diperhatikan diantaranya:

1. Panjang maksimum *lag* k harus ditentukan terlebih dahulu. Hal ini menjadi salah satu kelemahan utama dari metode Almon, karena peneliti harus menentukan panjang *lag* dengan akurat berdasarkan pengalaman atau asumsi yang mempertimbangkan situasi dan kondisi pada data. Namun, dalam praktiknya diharapkan bahwa nilai k relatif kecil.
2. Setelah menentukan nilai *lag* k , hal yang harus dilakukan adalah menentukan derajat polinomial m . Umumnya pemilihan nilai m seringkali bersifat subjektif, namun Almon mengasumsikan derajat polinomial dua yang tepat digunakan.

Setelah menentukan nilai k dan m , maka nilai Z dapat dibentuk. Sehingga sangat penting untuk mengetahui nilai k dan m sebelum menerapkan metode almon (Gujarati & Porter, 2009).

2.12 Suhu

Salah satu unsur utama dalam perubahan iklim adalah suhu udara. Suhu udara merupakan suatu keadaan panas atau dinginnya udara yang dapat disebabkan oleh matahari. Umumnya, suhu udara akan semakin rendah apabila tempatnya semakin tinggi. Jika suhu di suatu tempat tinggi, maka kelembabannya rendah dan begitu juga sebaliknya. Hal ini menandakan suhu dan kelembaban berkaitan dan berpengaruh terhadap perubahan iklim (Kahfi, dkk., 2023). Suhu udara mempunyai peranan yang sangat penting dalam kaitannya dengan parameter kelembaban udara dan perubahan iklim. Pada konteks perubahan iklim, suhu udara memegang peranan penting karena menjadi subjek utama. Suhu udara dibedakan menjadi dua yaitu suhu kering dan suhu basah. Suhu kering adalah suhu yang ditunjukkan oleh termometer suhu ruangan, umumnya suhu kering berkisar di antara $24 - 34^{\circ}\text{C}$. Sedangkan suhu basah adalah suhu yang menunjukkan bahwa udara telah jenuh oleh uap air, umumnya berkisar diantara $20 - 25^{\circ}\text{C}$ (Prasetyo, dkk., 2021).

2.13 Kelembaban

Kelembaban udara merupakan suatu kondisi dimana banyaknya kandungan uap air di dalam udara. Apabila udara mengandung banyak uap air, kelembaban dapat dikatakan tinggi. Tinggi rendahnya jumlah air di udara terjadi karena uap air. Jumlah uap air yang ditampung di udara sangat dipengaruhi oleh suhu. Ketika suhu udara tinggi uap air yang dibutuhkan untuk menjenuhkan udara banyak, sedangkan ketika suhu udara rendah uap air yang dibutuhkan untuk menjenuhkan udara sedikit (Sari, dkk., 2020). Kelembaban udara mempunyai beberapa istilah, salah satunya adalah kelembaban relatif.

Kelembaban relatif merupakan ukuran seberapa banyak uap air di udara pada suhu tertentu. Dengan kata lain jika suhu di suatu tempat turun maka kelembaban relatif akan naik, sedangkan jika suhu naik maka kelembaban relatif akan turun. Perubahan kelembaban relatif tersebut dapat disebabkan oleh banyak faktor, diantaranya sinar matahari, hujan dan lainnya (Edar & Wahyuni, 2021). Rumus dari rasio kelembaban udara berdasarkan suhu dan kelembaban relatif adalah:

$$x = 0.622 \times \frac{RH.Psat}{P - (RH.Psat)} \quad (2.30)$$

keterangan:

x : rasio kelembaban.

RH : kelembaban relatif.

$Psat$: tekanan saturasi air pada udara.

P : tekanan di atmosfer (konstan).

III. METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Waktu dan Tempat Penelitian

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

3.2 Data Penelitian

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder yang berasal dari Badan Pusat Statistik (BPS) Provinsi Lampung pada laman <https://lampung.bps.go.id> yang merupakan data pengamatan unsur iklim di Stasiun Meteorologi Maritim Lampung (Badan Pusat Statistik Provinsi Lampung, 2024). Data yang digunakan terdiri dari variabel suhu dengan satuan °C dan kelembaban dengan satuan % yang terjadi pada tahun 2020 – 2023 dengan unit observasi sebanyak 48 bulan sepanjang 4 periode.

3.3 Metode Penelitian

Penelitian ini dilakukan melalui studi pustaka, yaitu dengan mempelajari buku-buku teks penunjang dan karya ilmiah yang disajikan dalam bentuk jurnal penelitian yang berkaitan dengan metode distribusi *lag*, regresi *time series*, serta metode Almon. Dalam menyelesaikan penelitian ini, penulis menggunakan *software Rstudio* versi 4.4.1 untuk mempermudah perhitungan dan mendapatkan hasil yang

akurat. Adapun langkah-langkah yang akan dilakukan untuk menentukan model distribusi lag dengan menggunakan metode Almon adalah sebagai berikut:

1. Melakukan uji statistik deskriptif yang bertujuan untuk menyajikan rangkuman dari data.
2. Melakukan uji stasioneritas dengan menggunakan uji ADF (*Augmented Dickey-Fuller*).
3. Menentukan panjang *lag* maksimum (k) dan derajat polinomial (m).
4. Menentukan nilai Z_{mt} dengan rumus:

$$Z_{0t} = \sum_{i=0}^k X_{t-i}, \quad Z_{1t} = \sum_{i=0}^k iX_{t-i}, \quad Z_{2t} = \sum_{i=0}^k i^2 X_{t-i}$$

5. Mencari model dugaan metode Almon dengan menggunakan regresi linier

$$\hat{Y}_t = \hat{a} + \hat{a}_0 Z_{0t} + \hat{a}_1 Z_{1t} + \hat{a}_2 Z_{2t} + \dots + \hat{a}_m Z_{mt}.$$

6. Melakukan uji asumsi klasik, yaitu uji normalitas menggunakan *Jarque-Bera* (JB), uji autokorelasi menggunakan *Breusch-Godfrey*, serta uji homoskedastisitas menggunakan *Breusch-Pagan*.
7. Melakukan uji kelayakan model yaitu uji F (simultan), uji T (parsial), serta uji koefisien regresi.
8. Menentukan nilai $\hat{\delta}_i$ dengan:

$$\hat{\delta}_0 = \hat{a}_0, \delta_1 = \hat{a}_0 + \hat{a}_1 + \hat{a}_2, \dots, \hat{\delta}_k = \hat{a}_0 + k\hat{a}_1 + k^2\hat{a}_2$$

9. Menentukan model dinamis distribusi *lag* metode Almon
10. Menginterpretasikan hasil model distribusi *lag* metode Almon

V. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil analisis model distribusi lag metode Almon terhadap data suhu dan data kelembaban Stasiun Meteorologi Maritim Lampung tahun 2020 – 2023, dapat disimpulkan bahwa:

1. Model dinamis distribusi *lag* pada data suhu dan kelembaban Stasiun Meteorologi Maritim Lampung tahun 2020-2023 adalah sebagai berikut:

$$Y_t = -0,15256 - 3,41545Z_t + 0,3654Z_{t-1} + 1,11481Z_{t-2} \\ + 0,22317Z_{t-3} - 0,93285Z_{t-4} - 0,942Z_{t-5} + \varepsilon_t$$

2. Hasil estimasi menggunakan distribusi *lag* metode Almon menunjukkan bahwa hubungan antara suhu dan kelembaban tidak bersifat langsung dan dapat berubah seiring waktu. Diketahui pada periode $t - 1$, kenaikan suhu cenderung menurunkan kelembaban, tetapi pada periode $t - 2$ dan $t - 3$ kenaikan suhu justru meningkatkan kelembaban. Namun, pada periode $t - 4$ dan $t - 5$ model akhirnya kembali menunjukkan hubungan yang negatif. Sehingga dapat disimpulkan bahwa suhu berperan penting dalam menentukan variasi kelembaban udara, tetapi dengan pola yang berubah-ubah. Dengan adanya efek yang tertunda dalam pengaruh suhu terhadap kelembaban, maka pengambilan keputusan terkait meteorologi yang meliputi kelembaban udara perlu mempertimbangkan efek suhu dari beberapa periode sebelumnya, tidak hanya dari suhu pada saat ini.

DAFTAR PUSTAKA

- Ahmad, N. A., Raupong, & Ilyas, N. 2023. Estimasi Parameter Model Regresi Data Panel Menggunakan Metode Least Square Dummy Variable. *Jurnal Matematika, Statistika dan Komputasi*. **20**(1): 221-228.
- Anggraeni, D. P., & Putri, D. N. 2021. Model Produksi Batubara di Indonesia. *Evolusi: Journal of Mathematics and Sciences*. **5**(2): 58-69.
- Aqibah, M., Suciptawati, N. L., & Sumarjaya, I. W. 2020. Model Dinamis Autoregressive Distributed Lag (Studi Kasus: Pengaruh Kurs Dolar Amerika dan Inflasi Terhadap Harga Saham Tahun 2014-2018). *E-Jurnal Matematika*. **9**(4): 240-250.
- Badan Meteorologi, Klimatologi, dan Geofisika Provinsi Lampung. 2024. *Data Prakiraan Cuaca Harian Stasiun Meteorologi*. <https://lampung.bps.go.id/>. Diakses pada 12 September 2024.
- Badan Pusat Statistik Provinsi Lampung. 2024. *Provinsi Lampung dalam Angka 2024*. <https://lampung.bps.go.id/>. Diakses pada 12 September 2024.
- Darma, B. 2021. *Statistika Penelitian Menggunakan SPSS (Uji Validitas, Uji Reliabilitas, Regresi Linier Sederhana, Regresi Linier Berganda, Uji t, Uji F, R²)*. Guepedia, DKI Jakarta.
- Edar, A. N. & Wahyuni. A. 2021. Pengaruh Suhu dan Kelembaban Terhadap Rasio Kelembaban dan Entalpi (Studi Kasus: Gedung UNIFA Makassar). *LOSARI: Jurnal Arsitektur, Kota dan Permukiman*. **3**(8): 377-388.
- Firdaus, M. 2019. *Ekonometrika: Suatu Pendekatan Aplikatif*. PT Bumi Aksara, Jakarta.
- Gujarati, D. N., & Porter, D. C. 2009. *Basic Econometrics Fifth Edition*. The McGraw-Hill Companies, New York.

- Harsiti, Muttaqin, Z., & Srihartini, E. 2022. Penerapan Metode Regresi Linier Sederhana untuk Prediksi Persediaan Obat Jenis Tablet. *Jurnal Sistem Informasi*. **9**(1): 12-16.
- Henaulu, A. K., & Ardian, S. 2020. Uji Statistika Kualitas Pelayanan Bagi Wisatawan Difabel pada Wisata Bahari (Studi Kasus Daerah Wisata Desa Suli). *Jurnal Sains, Teknologi dan Industri*. **18**(1): 43-48.
- Irmawati, N. S., & Indrawati, L. R. 2022. Analisis Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Ekspor Kopi di Indonesia. *Growth: Jurnal Ilmiah Ekonomi Pembangunan*. **4**(2): 42-54.
- Kahfi, M., Falgenti, K., Rizqi, L. D., Megawulan, D., Iqbal, M., & Furqon, F. 2023. Analisis Pengaruh Suhu Udara Rata-Rata terhadap Kelembaban di Wilayah DKI Jakarta Menggunakan Regresi Linear. *Conference on Electrical Engineering, Informatics, Industrial Technology, and Creative Media*. **3**(1): 852-859.
- Kawuwung, A. S., Kumenaung, A. G., & Tolosang, K. D. 2023. Analisis Pengaruh Jumlah Wisatawan, Jumlah Objek Wisata dan Jumlah Hotel terhadap Perekonomian di Kota Tomohon. *Jurnal Berkala Ilmiah Efisiensi*. **6**(23): 49-60.
- Mardiatmoko, G. 2020. Pentingnya Uji Asumsi Klasik pada Analisis Regresi Linier Berganda (Studi Kasus Penyusunan Persamaan Allometrik Kenari Muda [*Canarium Indicum* L.]). *BAREKENG: Jurnal Ilmu Matematika dan Terapan*. **14**(3): 333-342.
- Nababan, C. E., & Simamora, E. 2023. Bootstrap Estimation of Confidence Intervals of Multiple Regression Model Parameters in the Presence of Multicollinearity Using Principal Component Analysis. *Formosa Journal of Applied Sciences (FJAS)*. **2**(1): 185-202.
- Nurcahya, W. A., Arisanti, N. P., & Hanandhika, A. N. 2024. Penerapan Uji Asumsi Klasik untuk Mendeteksi Kesalahan pada Data Sebagai Upaya Menghindari Pelanggaran pada Asumsi Klasik. *Madani: Jurnal Ilmiah Multidisiplin*. **1**(12): 472-81.
- Prasetyo, S., Hidayat, U., Haryanto, Y. D., & Riama, N. F. 2021. Karakteristik Suhu Udara di Pulau Jawa Kaitannya dengan Kelembapan Udara, Curah Hujan, SOI, dan DMI. *Jurnal Geografi, Edukasi dan Lingkungan (JGEL)*. **5**(1): 15-26.

- Sari, E. A., Rahma, H. I., Firdaus, M. R., Winarto, W., Indiyani, Y., & Nooraeini, R. 2020. Perbandingan Regresi OLS dan Robust MM-Estimation dalam Kasus DBD di Indonesia 2018. *Jurnal Education and Development Institut Pendidikan Tapanuli Selatan*. **3**(2): 68-74.
- Sari, K. R. T. P., Indrawati, E. M., & Nevita, A. P. 2020. Analisis Perbedaan Suhu dan Kelembaban Ruangan Pada Kamar Berdinding Keramik. *Jurnal Infokar*. **1**(2): 5-11.
- Sholihah, S. M., Aditiya, N. Y., Evani, E. S., & Maghfiroh, S. 2023. Konsep Uji Asumsi Klasik pada Regresi Linier Berganda. *Jurnal Riset Akuntansi Soedirman (JRAS)*. **2**(2): 102-110.
- Sitorus, D. P., Widiarti, Sutrisno, A., & Usman, M. 2023. Pemodelan Dinamis Distributed Lag dengan Menggunakan Metode Koyck dan Metode Almon. *Jurnal Siger Matematika*. **4**(1): 17-22.
- Sumodiningrat, D. G. 1995. *Ekonometrika Pengantar*. Gadjah Mada University Press, Jakarta.
- Sunarmi, N., Kumailia, E. N., Nurfaiza, N., Nikmah, A. K., Aisyah, H. N., Sriwahyuni, I., & Laily, S. N. 2021. Analisis Faktor Unsur Cuaca terhadap Perubahan Iklim di Kabupaten Pasuruan pada Tahun 2021 dengan Metode Principal Component Analysis. *Newton-Maxwell Journal of Physics*. **3**(2): 56-64.
- Supranto, J. 2009. *Statistik Teori dan Aplikasi Edisi Ketujuh*. Penerbit Erlangga, Jakarta.
- Virgantari, F., & Rahayu, W. 2021. Pendugaan Parameter Model Distributed Lag Pola Polinomial Menggunakan Metode Almon. *BAREKENG: Jurnal Ilmu Matematika dan Terapan*. **15**(4): 761-772.
- Zainuddin, A., Utami, R. A., & Novikarumsari, N. D. 2020. Analisis Determinan Tingkat Pengeluaran Konsumsi Pangan di Jawa Timur. *Jurnal Sosial Ekonomi Pertanian*. **13**(1): 92-98.