SKRIPSI

PENERAPAN PENDUGA LIU PADA REGRESI LINIER BERGANDA UNTUK MENGIDENTIFIKASI FAKTOR PENTING PADA DATA INDEKS KETAHANAN PANGAN DI INDONESIA

RAHMATIKA
E0220506

PROGRAM STUDI STATISTIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS SULAWESI BARAT
TAHUN 2025

SURAT PERNYATAAN

Yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama	: Rahmatika
Tempat/Tgl. Lahir	: Banua Baru, 26 November 2002
NIM	: E0220506
Program Studi	: Statistika

Menyatakan bahwa tugas akhir dengan judul "Penerapan Penduga Liu pada Regrsi Linier Berganda untuk Mengidentifikasi Faktor Penting pada Data Indeks Ketahanan Pangan di Indonesia" disusun berdasarkan prosedur ilmiah yang telah melalui pembimbingan dan bukan merupakan plagiat dari karya ilmiah/naskah yang lain. Apabila di kemudian hari terbukti bahwa pernyataan ini tidak benar, maka saya bersedia menerima sanksi sesuai peraturan yang berlaku.

Majene, 10 Oktober 2025

10000 METERAI TEMPEL 90770ANX101329692

Rahmatika

HALAMAN PENGESAHAN

Skripsi ini diajukan oleh:

Nama : Rahmatika

NIM : E0220506

Judul : Penerapan Penduga Liu pada regresi Linier Berganda untuk Mengidentifikasi Faktor penting pada Data Indeks Ketahanan Pangan di Indonesia

Telah berhasil dipertanggungjawabkan di hadapan Tim Penguji (SK Nomor 59/UN55.7/HK.04/2023, tanggal 19 Agustus 2024) dan diterima sebagai bagian persyaratan memperoleh gelar Sarjana S1 Statistika pada Program Studi Statistika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Sulawesi Barat.

Disahkan oleh:

Yth. Dekan FMIPA

Universitas Sulawesi Barat

Musafira, S.Si., M.Sc.
NIP. 197709112006042002

Tim Penguji:

Ketua Penguji	: Musafira, S.Si., M.Sc.	(..........................)
Sekretaris	: Putri Indi Rahayu, S.Si., M.Stat.	(..........................)
Pembimbing 1	: Retno Mayapada, S.Si., M.Si.	(..........................)
Pembimbing 2	: Reski Wahyu Yanti, S.Si., M.Si.	(..........................)
Penguji 1	: Muhammad Hidayatullah, S.Pd., M.Kom.	(..........................)
Penguji 2	: Fardinah, S.Si., M.Sc.	(..........................)
Penguji 3	: Putri Indi Rahayu, S.Si., M.Stat.	(..........................)

ABSTRAK

Regresi linier berganda merupakan metode statistika yang banyak digunakan untuk menganalisis pengaruh beberapa variabel bebas terhadap satu variabel terikat. Namun, metode ini sering menghadapi masalah multikolinearitas, yaitu ketika terdapat korelasi yang tinggi antar variabel bebas. Multikolinearitas dapat menyebabkan koefisien regresi menjadi tidak stabil dan menurunkan akurasi prediksi model. Penduga Liu merupakan pendekatan alternatif yang digunakan untuk mengatasi multikolinearitas dalam regresi berganda dengan menambahkan parameter bias guna menghasilkan estimasi koefisien yang lebih stabil. Penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi faktor-faktor kunci yang memengaruhi Indeks Ketahanan Pangan (IKP) di Indonesia pada tahun 2023 dengan menggunakan Penduga Liu. Variabel bebas yang dianalisis meliputi Persentase Penduduk Miskin (X_1), Jumlah Penduduk (X_2), Rata-rata Pengeluaran Per kapita (X_3), Persentase Rumah Tangga yang memiliki Akses terhadap Sumber Air Minum Layak (X_4), Indeks Pembangunan Manusia (X_5), Umur Harapan Hidup saat Lahir (X_6), dan Rekap Produksi Padi (X_7). Hasil penelitian menunjukkan bahwa variabel (X_3) dan (X_5) berpengaruh signifikan terhadap IKP di Indonesia, sedangkan variabel (X_1, X_2, X_4, X_6, dan X_7) tidak memberikan pengaruh yang signifikan. Diharapkan hasil penelitian ini dapat menjadi masukan bagi para pemangku kepentingan, termasuk pemerintah dan masyarakat, untuk berkolaborasi dalam memperkuat faktor-faktor utama yang menunjang ketahanan pangan di Indonesia.

Kata Kunci: IKP, Multikolinearitas, Penduga Liu, Regresi Linier Berganda

ABSTRACT

Multiple linear regression is a widely used statistical method for analyzing the influence of several independent variables on a single dependent variable. However, this method often encounters the issue of multicollinearity, which occurs when independent variables are highly correlated with each other. Multicollinearity can lead to unstable regression coefficients and reduce the accuracy of model predictions. The Liu estimator is an alternative approach used to address multicollinearity in multiple regression by introducing a bias parameter to produce more stable coefficient estimates. This study aims to identify the key factors influencing the Food Security Index (FSI) in Indonesia in 2023 using the Liu estimator. The independent variables analyzed include the Percentage of Poor Population (X_1), Total Population (X_2), Average Per Capita Expenditure (X_3), Percentage of Households with Access to Safe Drinking Water (X_4), Human Development Index (X_5), Life Expectancy at Birth (X_6), and Rice Production Recap (X_7). The results indicate that variables X_3 and X_5 have a significant influence on the FSI in Indonesia, while variables (X_1, X_2, X_4, X_6, and X_7) do not. It is expected that the findings of this study will serve as input for relevant stakeholders, including the government and the public, to collaborate in strengthening the key factors that contribute to food security in Indonesia.

Keywords: *FSI, Liu Estimator, Multicollinearity, Multiple Linear Regression*

BAB I
PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Regresi linear berganda digunakan untuk menganalisis hubungan antara satu variabel terikat dan dua atau lebih variabel bebas. Namun, metode ini sering menghadapi masalah multikolinieritas, yaitu ketika variabel bebas memiliki korelasi tinggi satu sama lain, yang mengarah pada ketidakstabilan estimasi parameter dan menurunnya keandalan model (Badawaire dkk., 2023). Untuk mengatasi masalah multikolinearitas dalam regresi linier, Penduga Liu merupakan salah satu teknik yang dapat digunakan. Penduga ini merupakan modifikasi dari regresi *Ridge* dengan penambahan parameter bias tambahan yang mengontrol tingkat penyusutan koefisien regresi. Dengan demikian, Penduga Liu dapat memberikan estimasi parameter yang lebih stabil dan akurat, terutama dalam kondisi multikolinearitas yang tinggi (Babar dkk., 2021).

Beberapa peneliti telah menerapkan Penduga Liu pada model regresi. Seperti, Herawati dkk. (2025), yang menggunakan Penduga Liu pada regresi logistik biner dengan data simulasi yang mengandung masalah multikolinearitas dan membandingkannya dengan *Maximum Likelihood Estimator* (MLE) dan *Least Absolute Shrinkage and Selection Operator* (LASSO). Hasil penelitian tersebut menunjukkan bahwa ketika data mengalami multikolinearitas tinggi, Penduga Liu mampu menghasilkan estimasi parameter yang lebih stabil dan akurat dibandingkan MLE maupun LASSO, yang ditunjukkan melalui nilai *Mean Squared Error* (MSE) dan *Akaike Information Criterion* (AIC) yang lebih rendah untuk setiap ukuran sampel yang dianalisis. Sementara itu, Suhail dkk. (2021) menerapkan Penduga Liu pada regresi linier berganda untuk mengatasi multikolinearitas akibat korelasi yang tinggi antar variabel penjelas. Dalam penelitian tersebut, kinerja Penduga Liu dibandingkan dengan *Ordinary Least Squares* (OLS) dan regresi *Ridge*, melalui simulasi Monte Carlo serta aplikasi pada data nyata, yaitu data semen *Portland* dan data tingkat kejahatan di Amerika Serikat. Hasilnya menunjukkan bahwa dalam kondisi multikolinearitas tinggi, Penduga Liu memberikan estimasi parameter yang lebih stabil dan akurat dibandingkan OLS dan regresi *Ridge.*

Meskipun berbagai penelitian telah menunjukkan efektivitas Penduga Liu dalam mengatasi multikolinearitas dan meningkatkan akurasi estimasi di berbagai bidang, penerapannya dalam analisis ketahanan pangan di Indonesia masih sangat terbatas. Padahal, penggunaan Penduga Liu dalam model regresi linier berganda berpotensi memberikan hasil estimasi yang lebih akurat dalam mengidentifikasi faktor-faktor yang memengaruhi ketahanan pangan, terutama ketika data mengandung multikolinearitas. Ketahanan pangan sendiri merupakan isu penting yang dihadapi Indonesia, mengingat besarnya jumlah penduduk serta tantangan geografis dan distribusi sumber daya yang kompleks.

Menurut Badan Pangan Nasional (BPN) (2023), Indonesia masih menghadapi masalah ketahanan pangan yang signifikan, terutama di daerah terpencil dan kurang berkembang. Tantangan ini semakin kompleks akibat perubahan iklim, pertumbuhan populasi, serta distribusi pangan yang tidak merata. Untuk memahami urgensi penerapan Penduga Liu dalam konteks ini, penting untuk mengetahui bagaimana ketahanan pangan diukur serta faktor-faktor yang mempengaruhinya.

Ketahanan pangan didefinisikan sebagai kondisi terpenuhinya kebutuhan pangan dari tingkat nasional hingga individu, yang ditandai dengan ketersediaan pangan yang cukup, baik dari segi kuantitas maupun kualitas, serta akses yang aman, beragam, bergizi, seimbang, dan terjangkau tanpa bertentangan dengan nilai budaya dan keyakinan masyarakat. Pengukuran ketahanan pangan biasanya melibatkan berbagai faktor, termasuk produksi pertanian, akses terhadap pangan, dan stabilitas pasokan pangan (BPN, 2023).

Berdasarkan latar belakang diatas, penelitian ini bertujuan untuk menerapkan Penduga Liu pada regresi linier berganda dalam mengidentifikasi faktor-faktor yang mempengaruhi Indeks Ketahanan Pangan (IKP) di Indonesia pada tahun 2023. Dengan menggunakan Penduga Liu, model yang dihasilkan diharapkan lebih stabil dalam mengatasi multikolinieritas dan mampu memberikan hasil estimasi yang lebih akurat. Informasi yang diperoleh dari penelitian ini dapat menjadi dasar bagi pemangku kebijakan dalam merancang strategi yang lebih efektif untuk meningkatkan ketahanan pangan di Indonesia.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan dari latar belakang di atas, maka dapat disimpulkan rumusan masalah dari penelitian ini adalah:

1. Bagaimana hasil persamaan model Penduga Liu pada regresi linier berganda pada Indeks Ketahanan Pangan (IKP) di Indonesia?
2. Faktor-faktor apa saja yang mempengaruhi Indeks Ketahanan Pangan (IKP) di Indonesia berdasarkan penerapan Penduga Liu pada regresi linier berganda?

1.3 Tujuan Penelitian

Berdasarkan dari rumusan masalah yang ada, maka dapat di tentukan tujuan dari penelitian ini adalah:

1. Untuk mengetahui hasil persamaan model Penduga Liu pada regresi linier berganda pada Indeks Ketahanan Pangan (IKP) di Indonesia.
2. Untuk mengetahui faktor-faktor apa saja yang mempengaruhi Indeks Ketahanan Pangan (IKP) di indonesia berdasarkan penerapan Penduga Liu pada regresi linier berganda.

1.4 Manfaat Penelitian

Dengan tercapainya tujuan penelitian, penelitian ini diharapkan dapat memberikan beragam manfaat:

1. Memperkuat penggunaan Penduga Liu dalam regresi linier berganda sebagai solusi atas masalah multikolinearitas, khususnya dalam analisis Indeks Ketahanan Pangan (IKP) di Indonesia.
2. Meningkatkan pemahaman yang lebih mendalam mengenai ketahanan pangan melalui metode analisis yang lebih akurat dan pemanfaatan data sekunder secara efektif.
3. Mendorong pengembangan penelitian lanjutan dalam bidang statistika terapan, khususnya terkait penerapan metode alternatif pada regresi yang menghadapi permasalahan multikolinearitas.
4. Memberikan rekomendasi kebijakan yang relevan berdasarkan hasil analisis, yang dapat digunakan untuk mendukung peningkatan kesejahteraan masyarakat Indonesia serta menjadi referensi bagi penelitian selanjutnya.

1.5 Batasan Masalah

Batasan masalah dalam penelitian ini adalah:

1. Penelitian ini menggunakan metode Penduga Liu pada regresi linier berganda untuk menganalisis faktor-faktor yang mempengaruhi Indeks Ketahanan Pangan (IKP) di Indonesia.
2. Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data Indeks Ketahanan Pangan (IKP) di Indonesia pada tahun 2023.

BAB II
KAJIAN PUSTAKA

2.1 Regresi Linier Berganda

Analisis regresi secara konseptual merupakan metode sederhana untuk memeriksa hubungan antara variabel. Hubungan antara variabel yang dimaksud tersebut digambarkan dalam bentuk persamaan atau model yang menghubungkan antara variabel terikat (Y) dan satu atau lebih variabel bebas (X) (Montgomery dkk., 2012).

Analisis regresi linier yang terdiri dari satu variabel terikat dan satu variabel bebas disebut dengan regresi linier sederhana, sedangkan analisis regresi linier berganda terdiri dari satu variabel terikat dengan lebih dari satu variabel bebas. Analisis regresi linier berganda merupakan suatu algoritma yang digunakan untuk menelusuri pola hubungan antara variabel terikat dengan dua atau lebih variabel bebas. Secara umum model regresi linier berganda dengan variabel terikat (Y) yang merupakan fungsi linier dari p variabel bebas $X_1, X_2, \dots, X_p$, dapat dinyatakan dalam Persamaan sebagai berikut (Gujarati, 2010):

$$\boldsymbol{Y}_i = \boldsymbol{\beta}_0 + \boldsymbol{\beta}_1 \boldsymbol{X}_{1i} + \boldsymbol{\beta}_2 \boldsymbol{X}_{2i} + \cdots + \boldsymbol{\beta}_p \boldsymbol{X}_{ip} + \boldsymbol{\varepsilon}_i \tag{2.1}$$

untuk $i = 1,2, \dots, n$ dan $\boldsymbol{\varepsilon}_i \sim N(0, \sigma^2)$, dari model (2.1) dapat dituliskan Persamaan dalam notasi matriks sebagai berikut:

$$\boldsymbol{Y} = \boldsymbol{X\beta} + \boldsymbol{\varepsilon} \tag{2.2}$$

$$\boldsymbol{Y} = \begin{bmatrix} \boldsymbol{y}_1 \\ \boldsymbol{y}_z \\ \vdots \\ \boldsymbol{y}_n \end{bmatrix}, \boldsymbol{X} = \begin{bmatrix} 1 & \boldsymbol{x}_{11} & \boldsymbol{x}_{12} & \cdots & \boldsymbol{x}_{1p} \\ 1 & \boldsymbol{x}_{21} & \boldsymbol{x}_{22} & \cdots & \boldsymbol{x}_{2p} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & \boldsymbol{x}_{n1} & \boldsymbol{x}_{n2} & \cdots & \boldsymbol{x}_{np} \end{bmatrix}, \boldsymbol{\beta} = \begin{bmatrix} \boldsymbol{\beta}_0 \\ \boldsymbol{\beta}_1 \\ \boldsymbol{\beta}_2 \\ \vdots \\ \boldsymbol{\beta}_p \end{bmatrix}, \boldsymbol{\varepsilon} = \begin{bmatrix} \boldsymbol{\varepsilon}_1 \\ \boldsymbol{\varepsilon}_2 \\ \vdots \\ \varepsilon_n \end{bmatrix}$$

dimana,

$\boldsymbol{Y}$: Vektor variabel terikat berukuran $(n \times 1)$

$\boldsymbol{X}$: Matriks variabel bebas berukuran $(n \times (p+1))$

$\boldsymbol{\beta}$: Vektor parameter regresi berukuran $((p+1) \times 1)$

$\boldsymbol{\varepsilon}$: Vektor *error* (residual) berukuran $(n \times 1)$

n : Jumlah observasi

2.2 Penduga *Ordinary Least Square* (OLS)

Menurut Montgomery & Peck (1992), salah satu metode yang digunakan untuk menduga parameter model regresi linier berganda ialah metode kuadrat terkecil atau *Ordinary Least Square* (OLS). Metode OLS digunakan untuk memperkirakan parameter regresi dengan cara meminimumkan jumlah kuadrat kesalahan (*error*) dari model regresi yang dibentuk. Berdasarkan Persamaan (2.2) diperoleh Persamaan (2.3).

$$\boldsymbol{\varepsilon} = \boldsymbol{Y} - \boldsymbol{X\beta} \tag{2.3}$$

Jumlah kuadrat galat (*Sum of Squared Errors, SSE)* dituliskan:

$$\boldsymbol{S(\beta)} = \boldsymbol{\varepsilon'\varepsilon} = (\boldsymbol{Y} - \boldsymbol{X\beta})'(\boldsymbol{Y} - \boldsymbol{X\beta})$$

Kembangkan bentuk kuadrat:

$$\begin{aligned}\boldsymbol{S(\beta)} &= (\boldsymbol{Y'} - \boldsymbol{\beta'X'})(\boldsymbol{Y} - \boldsymbol{X\beta}) \\ &= \boldsymbol{Y'Y} - \boldsymbol{Y'X\beta} - \boldsymbol{\beta'X'Y} + \boldsymbol{\beta'X'X\beta}\end{aligned}$$

Karena $\boldsymbol{Y'X\beta}$ adalah scalar, $\boldsymbol{Y'X\beta} = (\boldsymbol{Y'X\beta}) = \boldsymbol{\beta'X'Y},$

maka,

$$\boldsymbol{S(\beta)} = \boldsymbol{Y'Y} - \boldsymbol{2\beta'X'Y} + \boldsymbol{\beta'X'X\beta}$$

Turunan $\boldsymbol{S(\beta)}$ terhadap $\boldsymbol{\beta}$:

$$\frac{\boldsymbol{\partial S(\beta)}}{\boldsymbol{\partial\beta}} = \frac{\boldsymbol{\partial}}{\boldsymbol{\partial\beta}}\ (-2\boldsymbol{\beta'X'Y} + \frac{\boldsymbol{\partial}}{\boldsymbol{\partial\beta}}(\boldsymbol{\beta'X'X\beta})$$

$$\frac{\boldsymbol{\partial}}{\boldsymbol{\partial\beta}}(-2\boldsymbol{\beta'X'Y}) \Rightarrow -2\boldsymbol{X'Y}$$

$$\frac{\boldsymbol{\partial}}{\boldsymbol{\partial\beta}}(\boldsymbol{\beta'X'X\beta}) \ \Rightarrow 2\boldsymbol{X'X\beta}$$

Jadi,

$$\frac{\boldsymbol{\partial S(\beta)}}{\boldsymbol{\partial\beta}} = -2\boldsymbol{X'Y} + 2\boldsymbol{X'X\beta}$$

Setarakan dengan nol:

$$-2\boldsymbol{X'Y} + 2\boldsymbol{X'X\beta} = 0$$

$$\Rightarrow \boldsymbol{X'X\beta} = \boldsymbol{X'Y}$$

sehingga diperoleh penduga kuadrat terkecil (OLS) dari $\boldsymbol{\beta}$ pada regresi linier berganda adalah, sebagai berikut.

$$\hat{\beta}_{OLS} = (\boldsymbol{X}'\boldsymbol{X})^{-1}\boldsymbol{X}'\boldsymbol{Y} \tag{2.4}$$

dimana,

$\boldsymbol{\varepsilon}$: Vektor *error* (residual) berukuran $(n \times 1)$

$\boldsymbol{Y}$: Vektor variabel terikat yang berukuran $(n \times 1)$

$\boldsymbol{X}$: Matriks variabel bebas berukuran $(n \times (p+1))$

$\boldsymbol{\beta}$: Vektor parameter regresi berukuran $\big((p+1) \times 1\big)$

S : Jumlah kuadrat galat *Sum of Squared Errors* (SSE)

$\hat{\beta}$: Estimasi parameter regresi $(n \times 1)$

2.3 Uji Asumsi Klasik

Beberapa uji asumsi klasik yang digunakan adalah uji normalitas, uji heteroskedastisitas, uji autokorelasi, dan uji multikolinearitas.

2.3.1 Uji Normalitas

Uji normalitas merupakan pengujian yang dilakukan untuk menentukan apakah nilai residual terdistribusi secara normal. Model regresi yang baik ditandai dengan nilai residual yang mengikuti distribusi normal. Salah satu metode yang digunakan untuk mendeteksi normalitas ini adalah uji *One Sample Shapiro-Wilk,* yang direkomendasikan untuk data dengan jumlah responden kurang dari 50. Uji ini bertujuan untuk mengevaluasi apakah data dalam sampel kecil (<50) memiliki distribusi acak yang sesuai dengan distribusi normal (Khotimah dkk., 2024).

Hipotesis untuk uji normalitas yaitu:

H_0 : Data residual berdistribusi secara normal

H_1 : Data residual tidak berdistribusi secara normal

Statistik uji yang digunakan:

$$W = \frac{(\sum a_i x_i)^2}{\sum (x_i - \bar{x})^2} \tag{2.5}$$

dimana,

a_i : Koefisien uji *Shapiro-Wilk*

X_i : Data sampel ke- i

$\bar{x}$: Rata-rata data sampel

Adapun kriteria pengambilan keputusan uji normalitas sebagai berikut (Khotimah dkk., 2024):

1. Jika nilai $p - value$ < α $(0{,}05)$, artinya residual berdistribusi normal
2. Jika nilai $p - value$ > α $(0{,}05)$, artinya residual tidak berdistribusi normal.

2.3.2 Uji Autokorelasi

Uji Autokorelasi digunakan untuk mengukur tingkat hubungan atau ketergantungan antara residual pada suatu waktu dengan residual di waktu lainnya dalam model regresi. Salah satu metode yang sering digunakan untuk menguji autokorelasi adalah uji *Durbin-Watson.* Uji *Durbin-Watson* (Uji DW) merupakan uji yang sangat populer untuk menguji ada-tidaknya masalah autokorelasi dari model empiris yang diestimasi (Sulistianingsih dkk., 2022).

Hipotesis untuk uji autokorelasi yaitu:

$H_0 : \rho = 0$ (Tidak ada autokorelasi)

$H_1 : \rho \neq 0$ (Ada autokorelasi)

Statistik uji yang digunakan:

$$DW = \frac{\sum_{t=2}^{n}(e_t - e_{t-1})^2}{\sum_{t=1}^{n} {e_t}^2} \tag{2.6}$$

dimana,

e_t : Residual pada waktu ke- t

e_{t-1} : Residual pada waktu ke- $t - 1$

n : Jumlah observasi

Adapun kriteria pengambilan keputusan uji autokorelasi sebagai berikut:

1. Jika nilai $DW < D_L$, artinya data memiliki autokorelasi positif
2. Jika nilai DW $> 4 - D_L$, artinya data memiliki autokorelasi negatif
3. Jika nilai $D_L <$ DW $< D_U$, artinya tidak terdapat kesimpulan adanya autokorelasi
4. Jika nilai $D_U < DW < 4 - D_U$, artinya tidak terjadi autokorelasi.

Nilai D_L dan D_U merupakan nilai batas bawah dan batas atas yang dapat dicari melalui tabel *Durbin Watson*, berdasarkan jumlah variabel bebas (k) dan jumlah sampel (n) yang relavan (Sulistianingsih dkk., 2022).

2.3.3 Uji Heteroskedastisitas

Uji heteroskedastisitas ini digunakan untuk mendeteksi apakah terdapat ketidaksamaan varian residual untuk semua pengamatan dalam model regresi. Pengujian dilakukan dengan meregresikan variabel bebas terhadap nilai absolut residual, di mana residual merupakan selisih antara nilai variabel Y aktual dengan nilai Y yang diprediksi, dan absolut adalah nilai mutlak (selalu positif). Jika nilai signifikansi antara variabel bebas dan absolut residual lebih dari 0,05, maka dapat disimpulkan bahwa tidak terjadi heteroskedastisitas. Salah satu metode yang bisa digunakan untuk melihat ada atau tidaknya heteroskedastisitas adalah dengan menggunakan uji *Breusch-Pagan* (Khotimah dkk., 2024).

Hipotesis untuk uji heteroskedastisitas yaitu:

H_0 : $Var\ (\boldsymbol{\varepsilon}_{it}) = \sigma^2$ (Tidak ada heteroskedastisitas)

H_1 : $Var\ (\boldsymbol{\varepsilon}_{it}) \neq \sigma^2$ (Ada heteroskedastisitas)

Statistik uji yang digunakan:

$$BP = n.R^2 \tag{2.7}$$

dimana,

n : Jumlah observasi

R^2 : Koefisien determinasi

Adapun kriteria pengambilan keputusan uji heteroskedastisitas sebagai berikut:

1. Jika nilai $p - value < \alpha\ (0{,}05)$ maka tolak H_0, artinya tidak terdapat heteroskedastisitas (model memenuhi asumsi homoskedastisitas)
2. Jika nilai $p - value > \alpha\ (0{,}05)$ maka gagal tolak H_0, artinya terdapat heteroskedastisitas.

Dengan demikian, hasil pengujian dapat menjadi dasar untuk menilai apakah model regresi yang digunakan telah memenuhi asumsi klasik mengenai homoskedastisitas atau belum (Khotimah dkk., 2024).

2.3.4 Uji Multikolinearitas

Multikolinearitas adalah kejadian adanya korelasi antar variabel bebas. Artinya ada korelasi antara $\mathrm{X}_1, \mathrm{X}_2, \dots, \mathrm{X}_\mathrm{n}$. Multikolinearitas adalah kondisi terdapatnya hubungan linier atau korelasi antara satu variabel bebas dengan variabel bebas yang lain. Dalam model regresi, adanya korelasi antar variabel bebas menyebabkan dugaan parameter regresi yang dihasilkan memiliki galat yang besar. Beberapa metode yang digunakan untuk mendeteksi ada atau tidaknya multikolinearitas adalah sebagai berikut (Kameela, 2024).

1. Matriks Korelasi

Cara paling sederhana untuk mendeteksi adanya multikolinearitas dapat dilihat dari nilai korelasi yang tinggi antara pasangan variabel bebas. Matriks korelasi r dituliskan dalam bentuk:

$$\boldsymbol{R} = \begin{bmatrix} 1 & \boldsymbol{r}_{12} & \cdots & \boldsymbol{r}_{1p} \\ \boldsymbol{r}_{12} & 1 & \cdots & \boldsymbol{r}_{2p} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \boldsymbol{r}_{\text{p}1} & \boldsymbol{r}_{p2} & \cdots & 1 \end{bmatrix}$$

$$r_{jk} = \frac{Cov\ (x_i - x_j)}{\sqrt{Var\ (x_i) Var\ (x_j)}} = \frac{\sum_{k=1}^{n} (x_{ki} - \bar{x}_i)(x_{kj} - \bar{x}_j)}{\sqrt{\sum_{k=1}^{n} (x_{ki} - \bar{x}_i)^2 \ \sum_{k=1}^{n} (x_{kj} - \bar{x}_j)^2}} \tag{2.8}$$

dimana,

$\boldsymbol{R}$: Matriks korelasi, berukuran $(p \times p)$

r_{ij} : Koefisien korelasi antara variabel ke-i dan ke-j

$Cov\ x_{i,j}$: Kovarians antara x_i dan x_j

$Var\ x_{i,j}$: Variansi masing-masing variabel

x_{ki} : Nilai pengamatan ke- i pada variabel bebas

$\bar{x}_i$: Rata-rata variabel ke-i

n : Jumlah observasi

Salah satu indikasi adanya multikolinearitas ialah diperolehnya koefisien korelasi yang cukup besar antar variabel bebas. Koefisien korelasi dapat diartikan sebagai ukuran kekuatan hubungan yang dapat digambarkan dalam interval berdasarkan koefisien korelasi (Kameela, 2024). Berikut Tabel 2.1 yang menunjukan kekuatan hubungan antara variabel berdasarkan koefisien korelasi.

Tabel 2.1 Kekuatan hubungan antar variabel berdasarkan koefisien korelasi

Koefisien Korelasi	Interpretasi
0,00 - 0,199	Korelasi sangat lemah/rendah
0,20 - 0,399	Korelasi lemah
0,40 – 0,599	Korelasi sedang
0,60 – 0,799	Korelasi kuat

Koefisien Korelasi	Interpretasi
0,80 – 1,000	Korelasi sangat kuat

Jika koefisien korelasi antar dua variabel tinggi $|\boldsymbol{r}_{jk}| > 0{,}80$, maka x_j dan x_k diduga terjadi masalah multikolinearitas (Sugiyono, 2017).

2. Nilai *Variance Inflation Factor* (VIF)

   Ketika korelasi ada di antara variabel bebas, kesalahan standar koefisien variabel bebas akan meningkat dan akibatnya variansi koefisien variabel bebas meningkat. VIF dari $\boldsymbol{x_i}$ didefinisikan sebagai ukuran kenaikan variansi dan kovarians dari x_i terhadap variabel bebas lain dalam model. Adapun elemen diagonal invers matriks korelasi yang sangat berguna untuk mendeteksi adanya multikolinearitas, VIF dapat dihitung dengan rumus sebagai berikut (Kameela, 2024).

$$\text{VIF}_j = \frac{1}{1-R_j^2} \quad J = 1,2,\dots,j \tag{2.9}$$

dimana,

VIF_j : *Variance Inflation Factor* untuk variabel ke-j

R_j^2 : Koefisien determinasi dari regresi variabel bebas ke- j

Adapun kriteria pengambilan keputusan uji multikolinearitas sebagai berikut:

1. Jika nilai VIF ≤ 10, menunjukkan tidak adanya multikolinearitas dalam model
2. Jika nilai VIF > 10, menunjukkan adanya multikolinearitas dalam model (Rondonuwu dkk., 2022).

2.4 Uji Signifikansi Parameter

Uji signifikansi dilakukan dengan memeriksa nilai koefisien dan tingkat signifikansi setiap variabel bebas untuk mengetahui pengaruhnya terhadap variabel terikat. Hasil uji ini digunakan sebagai dasar untuk menentukan apakah H_0 ditolak atau gagal ditolak. Pengujian mencakup uji simultan (uji F), uji parsial (uji t), dan koefisien determinasi R.

2.4.1 Uji Simultan (Uji F)

Uji simultan atau Uji F, digunakan untuk menguji pengaruh semua variabel bebas secara bersama-sama terhadap variabel terikat. Tujuan dari uji ini adalah untuk menentukan apakah model regresi yang digunakan dapat dianggap signifikan dan layak dalam menjelaskan hubungan antara variabel (Prasmono & Ahdika, 2023).

Hipotesis untuk uji simultan yaitu:

$H_0: \beta_1 = \beta_2 = \cdots = \beta_k = 0$ (Variabel bebas secara simultan tidak berpengaruh terhadap variabel terikat)

$H_1: \beta_1 \neq \beta_2 \neq \cdots \neq \beta_k \neq 0$ (Variabel bebas yang berpengaruh terhadap variabel terikat).

Statistik uji yang digunakan:

$$F_{hitung} = \frac{R^2 k}{(1-R^2)/(n-k-1)} \tag{2.10}$$

dimana,

F_{hitung}: Statistik uji F (menguji signifikansi keseluruhan model regresi)

R^2 : Koefisien determinasi

k : Jumlah variabel bebas dalam model regresi termasuk konstanta

n : Jumlah observasi

Apabila nilai $F_{hitung} \geq F_{tabel}$ atau $p - value \leq \alpha$, maka hipotesis tolak H_0, yang menunjukkan bahwa setidaknya terdapat satu variabel bebas yang berpengaruh signifikan terhadap variabel terikat secara simultan. Sebaliknya, $p - value \leq \alpha$, maka hipotesis gagal tolak H_0, yang menunjukkan bahwa variabel bebas secara simultan tidak berpengaruh signifikan terhadap variabel terikat (Prasmono & Ahdika, 2023).

2.4.2 Uji Parsial (Uji t)

Uji t digunakan untuk menguji apakah setiap variabel bebas memiliki pengaruh signifikan secara parsial terhadap variabel terikat dalam model regresi. Pengujian ini bertujuan untuk menilai sejauh mana masing-masing variabel bebas berkontribusi dalam menjelaskan variasi pada variabel terikat (Rahayu dkk., 2023).

Hipotesis untuk uji parsial yaitu:

$H_0: \beta_j = 0, j = 1,2, \dots, p$ (variabel bebas tidak berpengaruh signifikan terhadap variabel terikat pada model)

$H_1: \beta_j \neq 0, j = 1,2, \dots, p$ (variabel bebas berpengaruh signifikan terhadap variabel terikat pada model)

Statistik uji yang digunakan:

$$t_j = \frac{\hat{\boldsymbol{\beta}}_j}{SE(\hat{\boldsymbol{\beta}}_j)} = \frac{\hat{\boldsymbol{\beta}}_j}{\sqrt{\hat{\boldsymbol{\sigma}}^2 c_{jj}}} \tag{2.11}$$

dimana,

t_j : Nilai *statistic* uji t untuk koefisien regresi

$\hat{\beta}_j$: Koefisien regresi hasil pendugaan parameter pada variabel bebas ke-j

$SE(\beta_j)$: Standar *error* atau residual dari $\hat{\beta}_j$

$\hat{\sigma}^2$: Penduga varians *error*

SSE : *Sum of Squared Errors*

Apabila $t_{hitung} \geq t_{tabel}$ atau $p - value \leq \alpha$, maka hipotesis H_0 ditolak, yang menunjukkan bahwa variabel bebas berpengaruh signifikan terhadap variabel terikat secara parsial. Sebaliknya, $p - value \geq \alpha$, maka hipotesis H_0 gagal ditolak, yang menunjukkan bahwa variabel bebas tidak berpengaruh signifikan terhadap variabel terikat (Rahayu dkk., 2023).

2.4.3 Koefisien Determinasi R

Koefisien Determinasi R, yang dikenal sebagai *Adjusted*-R^2 merupakan ukuran penting dalam analisis regresi karena menunjukkan seberapa besar variasi variabel terikat yang dapat dijelaskan oleh variabel bebas dalam model regresi. Nilainya berkisar antara 0 hingga 1. R^2 mendekati 0 berarti model kurang mampu menjelaskan variasi Y sedangkan R^2 mendekati 1 menunjukkan model sangat baik dalam menjelaskan variasi tersebut. Semakin tinggi R^2, semakin baik representasi model terhadap hubungan antar variabel (Nirmolo & Widjajanti, 2018).

Adapun rumus R^2 adalah sebagai berikut:

$$R^2 = \frac{SSR}{TSS} = 1 - \frac{SSE}{TSS} \tag{2.12}$$

Namun, nilai R^2 selalu meningkat dengan penambahan variabel bebas, meskipun variabel tersebut tidak signifikan secara statistik. Untuk mengatasi kelemahan tersebut, digunakan *Adjusted*-R^2, yang memperbaiki nilai R^2 dengan mempertimbangkan jumlah variabel bebas (k) dan jumlah observasi (n). *Adjusted-*R^2 atau koefisien determinasi yang disesuaikan, memberikan evaluasi yang lebih akurat terhadap kualitas model regresi.

Rumus *Adjusted-*R^2 adalah sebagai berikut: (Wohon, dkk 2017).

$$Adj - R^2 = 1 - \frac{\frac{SSE}{n-k}}{\frac{TSS}{n-1}} \tag{2.13}$$

dimana,

n : Jumlah observasi

k : Jumlah variabel bebas dalam model regresi termasuk konstanta

TSS : *Total sum of squares* (jumlah kuadrat total)

SSR : *Residual sum of squares* (jumlah kuadrat regresi)

SSE : *Error sum of squares* (jumlah kuadrat galat)

Penggunaan *Adjusted-*R^2 membantu meningkatkan keakuratan evaluasi model regresi (Wohon, dkk 2017).

2.5 *Mean Squared Error* (MSE)

Mean Squared Error (MSE) adalah pengukuran yang digunakan untuk menilai kualitas model regresi, dengan mengukur perbedaan antara nilai prediksi dan nilai yang sebenarnya. MSE menggabungkan dua komponen utama yaitu bias dan variansi dari estimasi parameter model (Ghozali, 2009).

Secara matematis, MSE dapat dinyatakan dengan rumus umum sebagai berikut:

$$MSE(\hat{\beta}) = Bias^2(\hat{\beta}) + Var^2(\hat{\beta}) \tag{2.14}$$

dimana,

$Bias(\hat{\beta})$: Perbedaan antara nilai estimasi dan nilai parameter yang sesungguhnya

$Var(\hat{\beta})$: Variansi dari estimasi parameter, yang mengukur seberapa banyak estimasi dapat berfluktuasi dengan data yang berbeda.

MSE memberikan gambaran tentang kualitas model yaitu semakin kecil nilai MSE, semakin baik model dalam menghasilkan estimasi yang mendekati nilai sesungguhnya. Dalam konteks penelitian ini, MSE menjadi indikator penting untuk membandingkan kinerja antara metode *Ordinary Least Squares* (OLS) dan Penduga Liu, terutama dalam menghadapi masalah multikolinearitas (Ghozali, 2009).

2.6 Regresi Penduga Liu

Penduga Liu pertama kali diperkenalkan oleh Liu Kejian pada tahun 1993. Metode Liu merupakan gabungan dari metode *Stein* dan metode *Ridge* yang digunakan untuk mengatasi masalah multikolinearitas pada regresi linier. Teknik ini memodifikasi metode regresi *Ridge* dengan menambahkan parameter tambahan yang mengontrol derajat penyusutan koefisien regresi (Liu, 1993). Penduga Liu dirumuskan sebagai berikut:

$$\hat{\beta}_d = (\boldsymbol{X'X} + \boldsymbol{I})^{-1}\left(\boldsymbol{X'Y} + d\hat{\beta}\right), \hat{\beta}_{OLS} \quad 0 < d < 1 \tag{2.15}$$

Penduga Liu pada regresi linier diperoleh dengan menambahkan baris pada model (2.2) dengan fungsi kendala $d\hat{\beta} = \boldsymbol{\beta} + \tilde{\boldsymbol{\varepsilon}}$, yaitu :

$$\left[\frac{\boldsymbol{Y_{n\times 1}}}{\boldsymbol{d\hat{\beta}_{k\times 1}}}\right] = \left[\frac{\boldsymbol{X_{n\times k}\beta_{k\times 1} + \varepsilon_{n\times 1}}}{\boldsymbol{I_{k\times k}\beta_{k\times 1} + \tilde{\varepsilon}_{k\times 1}}}\right]$$

dimana $\hat{\beta}$ ialah hasil penduga dari metode OLS. Sehingga didapatkan model regresi linier berganda baru yaitu:

$$\boldsymbol{Y_b = X_b\beta + \varepsilon_b} \tag{2.16}$$

dengan:

$$\boldsymbol{Y_b} = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \\ --- \\ \boldsymbol{d\hat{\beta}_0} \\ \boldsymbol{d\hat{\beta}_1} \\ \boldsymbol{d\hat{\beta}_2} \\ \vdots \\ \boldsymbol{d\hat{\beta}_p} \end{bmatrix}, \boldsymbol{X_b} = \begin{bmatrix} 1 & x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1p} \\ 1 & x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2p} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & x_{n1} & x_{n2} & \cdots & x_{np} \\ \hline 1 & 0 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & 1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & 0 & 1 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \cdots & 1 \end{bmatrix}, \boldsymbol{\beta} = \begin{bmatrix} \boldsymbol{\beta_0} \\ \boldsymbol{\beta_1} \\ \boldsymbol{\beta_2} \\ \vdots \\ \boldsymbol{\beta_p} \end{bmatrix}, \boldsymbol{\varepsilon}_b, = \begin{bmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \vdots \\ \varepsilon_n \\ --- \\ \tilde{\varepsilon}_1 \\ \tilde{\varepsilon}_2 \\ \vdots \\ \tilde{\varepsilon}_p \end{bmatrix}$$

atau dapat dituliskan dengan $\boldsymbol{Y}_b = \begin{bmatrix} \boldsymbol{Y} \\ 0 \end{bmatrix}, \boldsymbol{X}_b = \left[\frac{\boldsymbol{x}}{\sqrt{1-\boldsymbol{d}}\,.\,\boldsymbol{I}}\right]$

dimana,

$\hat{\beta}_d$: Penduga Liu (koefisien regresi dengan parameter penalti d)

$\boldsymbol{Y}$: Vektor variabel terikat yang berukuran $(n \times 1)$

$\boldsymbol{X}$: Matriks variabel bebas berukuran $(n \times (p + 1))$

$\boldsymbol{I}$: Matriks identitas berukuran $(p \times p)$

d : Parameter penyusutan (*shrinkage)* dengan nilai $0 < d < 1$

$\hat{\beta}$: Estimasi parameter regresi $(n \times 1)$

$\tilde{\boldsymbol{\varepsilon}}$: Vektor galat tambahan dari fungsi kendala pada Penduga Liu

Dengan menggunakan metode OLS, $\boldsymbol{\beta}$ pada model (2.17) akan dilakukan pendugaan. Jumlah kuadrat galat dari model persamaan (2.17) dapat dituliskan :

$$S = (\boldsymbol{Y}_b - \boldsymbol{X}_b)'(\boldsymbol{Y}_b - \boldsymbol{X}_b\boldsymbol{\beta})$$
$$= \boldsymbol{Y}_b'\boldsymbol{Y}_b - 2\boldsymbol{\beta}'\boldsymbol{X}_b'\boldsymbol{Y}_b + \boldsymbol{\beta}'\boldsymbol{X}_b'\boldsymbol{X}_b\boldsymbol{\beta} \qquad (2.17)$$

kemudian diturunkan terhadap $\boldsymbol{\beta}$ dan disamakan dengan nol,

$$\left.\frac{\partial \boldsymbol{s}}{\partial \boldsymbol{\beta}}\right|_{\boldsymbol{\beta}=\hat{\boldsymbol{\beta}}} = 0$$

$$-2\boldsymbol{X}_b'\boldsymbol{Y} + 2\boldsymbol{X}_b'\boldsymbol{X}_b\hat{\beta} = 0$$

$$\boldsymbol{X}_b'\boldsymbol{X}_b\hat{\beta} = \boldsymbol{X}_b'\boldsymbol{Y}_b$$

sehingga diperoleh penduga $\hat{\beta}$ yaitu:

$$\hat{\beta} = (\boldsymbol{X}_b'\boldsymbol{X}_b)^{-1}\boldsymbol{X}_b'\boldsymbol{Y}_b \qquad (2.18)$$

Dengan menggunakan definisi matriks $\boldsymbol{X}_b$ dan $\boldsymbol{Y}_b$ dari persamaan (2.18), maka persamaan (2.19) menjadi:

$$\hat{\beta} = (\boldsymbol{X}_b'\boldsymbol{X}_b)^{-1}\boldsymbol{X}_b'\boldsymbol{Y}_b$$
$$= \left([\boldsymbol{X}\ \boldsymbol{I}]\begin{bmatrix}\boldsymbol{X}\\ \boldsymbol{I}\end{bmatrix}\right)^{-1}[\boldsymbol{X}\ \boldsymbol{I}]\begin{bmatrix}\boldsymbol{Y}\\ d\hat{\beta}\end{bmatrix}$$
$$= (\boldsymbol{X}'\boldsymbol{X} + 1)^{-1}(\boldsymbol{X}'\boldsymbol{Y} + d\hat{\beta}) \qquad (2.19)$$

Berdasarkan rumus (2.19) untuk pendugaan parameter $\boldsymbol{\beta}$ pada regresi linier berganda dengan Penduga Liu, maka persamaan (2.20) dapat dituliskan menjadi:

$$\hat{\beta}_{\boldsymbol{d}} = (\boldsymbol{X}'\boldsymbol{X} + \boldsymbol{I})^{-1}(\boldsymbol{X}'\boldsymbol{X} + d\boldsymbol{I})\hat{\beta}_{OLS} \qquad (2.20)$$

dimana,

S : Jumlah kuadrat galat *Sum of Squared Errors* (SSE)

$\hat{\beta}_d$: Penduga Liu (koefisien regresi dengan parameter penalti d)

$\hat{\beta}_{OLS}$: Penduga parameter regresi dari metode OLS

$\boldsymbol{I}$: Matriks identitas berukuran $(p \times p)$

d : Parameter penyusutan (*shrinkage),* dengan nilai $0 < d < 1$

dengan $Z = (\boldsymbol{X'X} + \boldsymbol{I})^{-1}(\boldsymbol{X'X} + d\boldsymbol{I})$, sebagai bentuk transformasi terhadap $\hat{\beta}_{OLS}$ Sehingga persamaan regresi linier berganda dengan Penduga Liu menjadi:

$$\hat{Y}_i = \hat{\beta}_{d,0} + \hat{\beta}_{d,1}X_{i1} + \hat{\beta}_{d,2}X_{i2} + \dots + \hat{\beta}_{d,j}X_{ij} \quad (2.21)$$

dimana,

$\hat{Y}_i$: Nilai taksiran (prediksi) dari variabel terikat untuk observasi ke-i

$(\hat{\beta}_d)_j$: Koefisien regresi Liu untuk variabel bebas ke-j hasil dari Penduga Liu

X_{ij} : Variabel bebas ke- j pada amatan ke-i.

2.7 Penentuan Nilai Optimal (d)

Selanjutnya, penentuan nilai d yang optimal penting untuk menyeimbangkan pengurangan multikolinearitas dengan mempertahankan kekuatan prediktif variabel. Dalam penelitian ini, diuji beberapa nilai d (positif dan negatif) untuk mengevaluasi dampaknya pada estimasi koefisien regresi. Nilai d yang optimal dipilih berdasarkan nilai *Mean Squared Error* (MSE) terkecil dari model yang dihasilkan. Untuk mencari nilai d optimal maka MSE $(\hat{\beta}_d)$ diturunkan terhadap d kemudian disamakan dengan nol (Karlsson dkk., 2020).

$$\frac{\boldsymbol{\partial}}{\boldsymbol{\partial}d} MSE(\hat{\beta}_{\boldsymbol{d}}) = \sum_{j=1}^{p} \frac{2(\boldsymbol{\lambda}_j + d)}{\boldsymbol{\lambda}_j(\boldsymbol{\lambda}_j + 1)^2} + \sum_{j=1}^{p} \frac{2da_j^2}{(\boldsymbol{\lambda}_j + 1)^2}$$

$$0 = \sum_{j=1}^{p} \frac{2(\boldsymbol{\lambda}_j + d)}{\boldsymbol{\lambda}_j(\boldsymbol{\lambda}_j + 1)^2} + d \sum_{j=1}^{p} \frac{1}{\boldsymbol{\lambda}_j(\boldsymbol{\lambda}_j + 1)^2} + \frac{a_j^2}{(\boldsymbol{\lambda}_j + 1)^2} \quad (2.22)$$

$$d = \frac{\sum_{j=1}^{p} \frac{a_j^2 - 1}{(\boldsymbol{\lambda}_j + 1)^2}}{\sum_{j=1}^{p} \frac{\frac{1}{\boldsymbol{\lambda}_j} + a_j^2}{(\boldsymbol{\lambda}_j + 1)^2}}$$

Parameter individu d_j dari persamaan (2.22) adalah:

$$d_j = \frac{a_j^2 - 1}{\frac{1}{\boldsymbol{\lambda}_j} + a_j^2} \quad (2.23)$$

$$a_j^2 = \sum_{i=1}^{k} \boldsymbol{\gamma}_{ij}(\hat{\beta}_{OLS,i}), \quad j = 1,2, \dots, p \tag{2.24}$$

dimana,

d : Parameter penyusutan (*shrinkage),* dengan nilai 0 < d < 1

$\hat{\beta}_d$: Penduga Liu untuk parameter regresi

λ_j : Nilai *eigen* ke- j dari matriks $(\boldsymbol{X'X})$, hasil dekomposisi spektral

d_j : Parameter Liu (komponen spesifik dari d) untuk variabel ke- j

$\boldsymbol{\gamma}$: Matriks *orthogonal* dari matriks $(\boldsymbol{X'X})$

p : Banyaknya variabel bebas

k : Jumlah variabel bebas dalam model regresi termasuk konstanta (Karlsson dkk., 2020).

2.8 Indeks Ketahanan Pangan

Badan Pangan Nasional (BPN) berperan dalam mengkoordinasikan, menetapkan, dan menjalankan kebijakan terkait pencegahan kerawanan pangan, diversifikasi konsumsi, dan keamanan pangan. Ketahanan pangan, menurut Badan Pangan Nasional (2023), adalah kondisi terpenuhinya pangan dari tingkat nasional hingga individu, dengan pangan yang cukup, aman, bergizi, beragam, terjangkau, serta sesuai dengan budaya untuk mendukung kehidupan sehat, aktif, dan produktif secara berkelanjutan. IKP digunakan untuk mengukur tingkat ketahanan pangan berdasarkan sembilan indikator yang mencakup aspek ketersediaan, keterjangkauan, dan pemanfaatan pangan (BPN, 2023).

2.9 Persentase Penduduk Miskin

Kemiskinan adalah kondisi di mana seseorang tidak mampu memenuhi kebutuhan dasar seperti kesehatan, standar hidup layak, kebebasan, harga diri, dan penghormatan setara dengan orang lain. Masalah ini dihadapi oleh hampir semua negara, terutama negara berkembang seperti Indonesia, karena kemiskinan bersifat multidimensional. Kemiskinan mencakup aspek primer seperti kekurangan aset, organisasi sosial-politik, pengetahuan, dan keterampilan, serta aspek sekunder seperti minimnya jaringan sosial, sumber keuangan, dan informasi (Wulandari dkk., 2022).

2.10 Jumlah Penduduk

Jumlah penduduk adalah salah satu indikator penting dalam suatu negara. Pertumbuhan penduduk merupakan keseimbangan yang dinamis antara kekuatan-kekuatan yang menambah dan kekuatan-kekuatan yang mengurangi jumlah penduduk. Secara terus menerus penduduk akan dipengaruhi oleh jumlah bayi yang lahir (menambah jumlah penduduk), tetapi secara bersamaan pula akan dikurangi oleh jumlah kematian yang terjadi pada semua golongan umur. Pertumbuhan penduduk diakibatkan oleh 4 komponen, yaitu kelahiran (fertilitas), kematian (mortalitas), migrasi masuk dan migrasi keluar (Silastri, 2017).

2.11 Rata-rata Pengeluaran Per kapita

Menurut Badan Pusat Statistik (BPS), pengeluaran per kapita adalah total pengeluaran rumah tangga yang dibagi dengan jumlah anggota rumah tangga. Pengeluaran ini terbagi menjadi dua jenis, yaitu makanan (pangan) dan non-makanan (non-pangan). Pengeluaran makanan mencakup konsumsi di rumah dan di luar rumah, sementara pengeluaran untuk usaha atau yang diberikan ke pihak lain tidak dihitung. Proporsi pengeluaran makanan terhadap total pengeluaran sering digunakan sebagai indikator kesejahteraan; semakin kecil proporsinya, semakin tinggi tingkat kesejahteraan. Seiring meningkatnya pendapatan, pengeluaran untuk makanan cenderung tetap atau menurun, sementara pengeluaran non-makanan meningkat (BPS, 2023).

2.12 Persentase Rumah Tangga yang Memiliki Akses terhadap Sumber Air Minum Layak

Persentase rumah tangga yang memiliki akses terhadap sumber air minum layak adalah proporsi rumah tangga yang menggunakan sumber air utama yang terlindung dari kontaminasi untuk kebutuhan minum. Sumber air minum layak meliputi leding (keran), keran umum, hydrant umum, terminal air, penampungan air hujan (PAH), sumur bor atau pompa, sumur terlindung, dan mata air terlindung, dengan jarak minimal 10 meter dari sumber pencemar seperti limbah, kotoran, atau sampah. Air kemasan dapat dikategorikan layak jika sumber air untuk mandi atau mencuci berasal dari sumber air yang juga tergolong layak. Sumber seperti air tangki, penjual keliling, serta sumur dan mata air yang tidak terlindung tidak termasuk dalam kategori air minum layak (BPS, 2023).

2.13 Indeks Pembangunan Manusia

Indeks pembangunan manusia merupakan pengukuran yang dilakukan dalam membandingkan bagaimana harapan hidup, pendidikan, dan standar hidup pada semua negara. Selain itu, IPM juga dapat digunakan untuk mengukur pengaruh dari kebijakan ekonomi terhadap kualitas hidup. Keberhasilan pembangunan suatu wilayah dapat dilihat dari indeks pembangunan manusia di wilayah tersebut. Tingkat pembangunan manusia yang tinggi sangat menentukan kemampuan masyarakat dalam menyerap dan mengelola sumber-sumber pertumbuhan ekonomi, baik kaitannya terhadap teknologi maupun terhadap kelembagaan sebagai sarana penting untuk mencapai pertumbuhan ekonomi (Hasanah & Yolanda, 2022).

2.14 Umur Harapan Hidup saat Lahir

Umur Harapan Hidup (UHH) saat lahir adalah rata-rata perkiraan tahun hidup seseorang berdasarkan standar UNDP dengan nilai maksimum 85 tahun dan minimum 20 tahun. Sebagai indikator utama, UHH digunakan untuk menilai kinerja pemerintah dalam meningkatkan kesejahteraan dan kesehatan masyarakat. Data UHH provinsi Indonesia tahun 2015-2021 mencerminkan dimensi umur panjang dan hidup sehat yang dipengaruhi oleh faktor nutrisi dan kesehatan. UHH yang rendah menunjukkan perlunya program kesehatan, pemenuhan gizi, dan pemberantasan kemiskinan (Wulandari & Nurhayati, 2024).

2.15 Rekap Produksi Padi

Menurut Badan Pusat Statistik (BPS), rekap produksi padi adalah data yang mencatat total produksi padi di suatu wilayah dalam periode tertentu, diukur dalam satuan berat seperti ton atau kuintal. Data ini meliputi informasi tentang produksi, luas panen, dan produktivitas. Produksi padi dihitung dengan mengalikan luas panen bersih dengan produktivitas. Pada lahan sawah, luas panen dikoreksi menggunakan konversi galengan, sedangkan untuk lahan non-sawah, koreksi tersebut tidak dilakukan karena luas galengan dianggap tidak ada (BPS, 2023).

BAB V
PENUTUP

5.1. Kesimpulan

Berdasarkan hasil analisis yang telah dipaparkan pada bab sebelumnya dapat diperoleh kesimpulan sebagai berikut:

1. Berdasarkan hasil analisis dengan menggunakan Penduga Liu pada regresi linear berganda terhadap data Indeks Ketahanan Pangan (IKP) di Indonesia, diperoleh model persamaan regresi sebagai berikut.

$$\hat{Y}_i = -3{,}566 - 5{,}023X_{1i} - 1{,}547X_{2i} - 3{,}315X_{3i} + 8{,}731X_{4i} + 1{,}317X_{5i} + 4{,}646X_{6i} + 1{,}457X_{7i}$$

2. Berdasarkan hasil uji yang dilakukan, dapat disimpulkan bahwa variabel-variabel yang berpengaruh signifikan terhadap Indeks Ketahanan Pangan (IKP) di Indonesia adalah Rata-rata Pengeluaran Per kapita dan Indeks Pembangunan Manusia. Secara bersama-sama, kedua variabel ini memiliki hubungan yang cukup kuat dalam menjelaskan variasi IKP, yang tercermin dari nilai *Adjusted-*R^2 sebesar 68,73%. Hal ini menunjukkan bahwa hampir seluruh variasi dalam IKP dapat dijelaskan oleh variabel-variabel tersebut. Sementara itu, sisanya sebesar 32,17% dari variasi IKP dipengaruhi oleh faktor-faktor lain yang tidak diteliti dalam penelitian ini. Sebaliknya, variabel Jumlah Penduduk, Persentase Penduduk Miskin, Persentase Tumah Tangga yang memiliki Akses terhadap Sumber Air Minum Layak, Umur Harapan Hidup saat Lahir, dan Rekap Produksi Padi tidak menunjukkan pengaruh yang signifikan.

5.2. Saran

Berdasarkan penelitian ini, peneliti selanjutnya disarankan untuk mencoba metode estimasi lain, seperti *Principal Component Regression* (PCR), atau pendekatan regresi lainnya yang juga mampu menangani multikolinearitas, agar hasil yang diperoleh dapat dibandingkan dan divalidasi lebih lanjut. Selain itu, penggunaan data dalam rentang waktu yang lebih panjang atau data panel dapat menjadi alternatif bagi penelitian lanjutan agar dapat melihat dinamika perubahan IKP dari tahun ke tahun. Peneliti selanjutnya juga disarankan untuk mengeksplorasi variabel-variabel lain yang belum tercakup dalam penelitian ini, sehingga dapat memperoleh pemahaman yang lebih menyeluruh dan mendalam mengenai faktor-faktor yang memengaruhi Indeks Ketahanan Pangan (IKP) di Indonesia.

DAFTAR PUSTAKA

Babar, I., Ayed, H., Chand, S., Suhail, M., Khan, Y, A., & Marzouki, R., 2021. *Modified Liu estimators in the linear regression model: An application to Tobacco data*. *PLoS ONE*, No. 11, Vol. 16, 1-13, : https://doi.org/10.1371/journal.pone.0259991, diakses tanggal 21 April 2025.

Badawaire, A, B., Dawoud, I., Lukman, A, F., Laoye, V., & Olatunji, A., 2023. *Biasing Estimator to Mitigate Multicollinearity in Linear Regression Model*. *Al-Bahir Journal for Engineering and Pure Sciences*, Vol. 2, 1-9 : https://bjeps.alkafeel.edu.i/cgi/viewcontent.cgi?article=1011&context=journal, diakses tanggal 21 April 2025.

BPN, 2023, Indeks Ketahanan Pangan Tahun 2023, https://badanpangan.go.id/storage/app/media/2023/Buku%20Digital/Buku%20Indeks%20Ketahanan%20Pangan%2023%20Signed.pdf, diakses tanggal 06 Februari 2025.

BPS, 2023, Pengeluaran untuk Konsumsi Penduduk Indonesia, Maret 2023, *Publikasi*, : https://www.bps.go.id/id/publication/2023/10/20/40a8ad9c5478055fca31e2ca/pengeluaran-untuk-konsumsi-penduduk indonesia--maret-2023.html, diakses tanggal 15 April 2025.

BPS, 2023, Ringkasan Eksekutif Luas Panen dan Produksi Padi di Indonesia, 2023 (AngkaTetap) Publikasi, : https://www.bps.go.id/id/publication/2024/05/06/69834d72f7ef1c32eee5c4b6/ringkasan-eksekutif-luas-panen-dan-produksi-padi-di-indonesia-2023--angka-tetap-.html, diakses tanggal 03 September 2024.

Fox, J. & Monette, G., 1992, *Generalized collinearity diagnostics*. *Journal of the American Statistical Association,* No. 417, Vol. 87, 178 -183, : https://doi.org/10.1080/01621459.1992.10475190, diakses tanggal 28 Agustus 2024.

Gujarati, D. N., 2010, *Basic Econometrics*, https://zalamsyah.staff.unja.ac.id/wpcontent/uploads/sites/286/2019/11/7-Basic-Econometrics-4th-Ed.-Gujarati.pdf. diakses tanggal 28 Agustus 2024.

Hasanah, F. R. U, dan Yolanda, M., 2022, Penerapan Model Regresi Logistik Terhadap Indeks Pembangunan Manusia (IPM) di Provinsi Sumatera Barat Tahun 2019- 2021. JOSTECH *: Journal of Science and Technology*, No. 2, Vol. 2, 199 - 208, : https://ejournal.uinib.ac.id/jurnal/index.php/jostech/article/view/4383.

Herawati, N., Silviana, E., Nisa, K., & Saidi, S., 2025, *The effectiveness of Liu-Estimator in predicting poverty levels in Indonesia: Comparative study and application of simulation. Multidisciplinary Science Journal,* No. 4, Vol. 11, 1-8, : https://doi.org/10.31893/multiscience.2025187. diakses tanggal 21 April 2025.

Kameela, S. A., 2024, Penerapan Liu Estimator pada Regresi Binomial Negatif untuk Mengidentifikasi Faktor-Faktor Kriminalitas di Jawa Timur. *Skripsi: Sarjana thesis*, Universitas Negeri Jakarta, Jakarta. : http://repository.unj.ac.id/44797/.

Karlsson, P., Mansson, K., & Kibria, B. M., 2020, *A Liu estimator for the beta regression model and its application to chemical data*. *Journal of Chemometrics*, 2 - 16, : https://www.researchgate.net/publication/347103216_A_Liu_estimator_for_the_beta_regression_model_and_its_application_to_chemical_data. diakses tanggal 24 September 2024.

Khotimah, A. K., Rahman, A. A., Alam, M. Z., Adawiyah, R., Nur, Y. H., Aufi, T. R., dan Sifriyani, S., 2024, Analisis Regresi Linier Berganda Dalam Estimasi Indeks Pembangunan Manusia di Indonesia. Jurnal EKSPONENSIAL, No. 2, Vol. 15, 90 - 99, : https://jurnal.fmipa.unmul.ac.id/index.php/exponensial/article/view/1318.

Liu, K., 1993, *A new class of biased estimate in linear regression.* Communications in Statistics: Theory and Methods, 393 - 402, : https://www.scirp.org/reference/referencespapers?referenceid=2144626, diakses tanggal 24 September 2024.

Montgomery, D. C., & Peck, E. A., 1992, *Introduction To Linear Regressi on Analysis 6Th Edition*. :https://statanaly.com/wp - content/uploads/2023/05/IntroductiontoLinearRegressionAnalysisbyDouglasC.MontgomeryElizabethA.PeckG_.GeoffreyViningz- lib.org_.pdf, diakses tanggal 04 Oktober 2024.

Montgomery, D. C., & Peck, E. A., 2012, *Introduction To Linear Regressi on Analysis 5Th Edition*. : https://www.kwcsangli.in/uploads/3--Introduction_to_Linear_Regression_Analysis__5th_ed._Douglas_C._Montgomery__Elizabeth_A._Peck__and_G._.pdf, diakses tanggal 12 Oktober 2024.

Nirmolo, D., dan Widjajanti, K., 2018, Analisis Faktor- Faktor-Faktor Yang Mempengaruhi Harga Saham Dengan Nilai Perusahaan Sebagai Variabel *Intervening*. *Jurnal Riset Ekonomi Dan Bisnis*, No. 1, Vol. 11, 40-55, : https://journals.usm.ac.id/index.php/jreb/article/view/1076.

Prasmono, A. S. P, dan Ahdika, A., 2023, Analisis Regresi Berganda pada Faktor – Faktor Yang Mempengaruhi Kinerja Fisik Preservasi Jalan dan Jembatan di Provinsi Sumatera Selatan. *Emerging Statistics and Data Science Journal*, No. 1, Vol. 1, 47 - 56, : https://journal.uii.ac.id/esds/article/view/27022.

Rahayu, K., Aidid, M. K., dan Rais, Z., 2023, Analisis Regresi Data panel pada Angka Partisipasi Murni jenjang pendidikan SMP sederajat di Provinsi Jawa Barat pada tahun 2018-2021. VARIANSI*: Journal of Statistics and Its application on Teaching and Research*, No. 2, Vol. 5, 64 - 75, : https://jurnalvariansi.unm.ac.id/index.php/variansi/article/view/113.

Rondonuwu, S., Prang, J., dan Paendong, M., 2022, Analisis Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Tingkat Pengangguran di Provinsi Sulawesi Utara Menggunakan Metode Regresi Data Panel. d'CARTESIAN: jurnal Matematika dan Aplikasi, No. 1, Vol. 11, 32-37, :https://ejournal.unsrat.ac.id/v3/index.php/decartesian/article/view/36689.

Schober, P., Boer, C., & Schwarte, L. A., 2018, *Correlation coefficients: appropriate use and interpretation. Anesthesia & analgesia*, No. 5, Vol. 126, 1763 - 1768, : https://journals.lww.com/anesthesiaanalgesia/fulltext/2018/05000/correlation_coefficients__appropriate_use_and.50.aspx, diakses tanggal 30 September 2024.

Silastri, N., 2017, Pengaruh Jumlah Penduduk dan Pendapatan Domestik Regional Bruto (PDRB) terhadap Kemiskinan di Kabupaten Kuantan Singingi. Jurnal Online Mahasiswa Fakultas Ekonomi Universitas Riau, No. 1, Vol. 4, 105-117, : https://www.neliti.com/id/journals/jom-fe-unri.

Sugiyono, 2017, Metode Penelitian Kuantitatif, Kualitatif, dan R&D. Bandung: Alfabeta.: https://id.scribd.com/document/688009736/Metode-Penelitian-Kuantitatif-Kualitatif-Dan-R-D-Prof-Dr-Sugiyono-2017. diakses tanggal 28 juli 2025.

Suhail, M., Babar, I., Khan, Y, A., Imran, M., & Nawaz, Z., 2021, *Quantile-Based Estimation of Liu Parameter in the Linear Regression Model : Applications to Portland Cement and US Crime Data*, *Mathematical Problems in Engineering,* Vol. 21, 1-11, : https//doi.org/10.1155/2021/1772328, diakses tanggal 22 April 2025.

Sulistianingsih, E., Suparti, S., dan Ispriyanti, D., 2023, Pemodelan Indeks Pembangunan Manusia di Jawa Tengah Menggunakan Metode Regresi *Ridge* dan Regresi *Stepwise*. *Jurnal Gaussian*, No.3, Vol. 11, 468-477, : https://ejournal3.undip.ac.id/index.php/gaussian/article/view/37430.

Wulandari, E., dan Nuhayati, 2024, Determinan Umur Harapan Hidup di Indonesia. Jurnal Ekonomi Trisakti, No. 1, Vol. 4, 217- 224, : https://e - journal.trisakti.ac.id/index.php/jet/article/download/18676/10654.

Wulandari, G., Febriyanti, N. A., Anwar, K., dan Nohe, D. A., 2022, Pemodelan Persentase Penduduk Miskin di Indonesia Menggunakan Regresi Probit dan Regresi Logistik. *Prosiding Seminar Nasional*

Matematika, Statistika, dan Aplikasinya, Vol. 2, 354 - 368, : https://jurnal.fmipa.unmul.ac.id/index.php/SNMSA/article/view/847.

Wohon, S. C., Hatidja, D., dan Nainggolan, N., 2017, Penentuan model regresi Terbaik dengan menggunakan metode stepwise (Studi kasus : Impor beras di Sulawesi Utara). Jurnal Ilmiah Sains, 80-88, : https//ejournal.unsrat.ac.id/v3/indeks.php/JIS/article/download/16834/16510/34162.