

**PENERAPAN METODE *TWO STAGES RIDGE REGRESSION*
(TSRR) UNTUK MENGATASI MULTIKOLINIERITAS
DAN AUTOKORELASI**

SKRIPSI

Sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar
Sarjana Statistika

oleh:

NEVA RACHMADINA

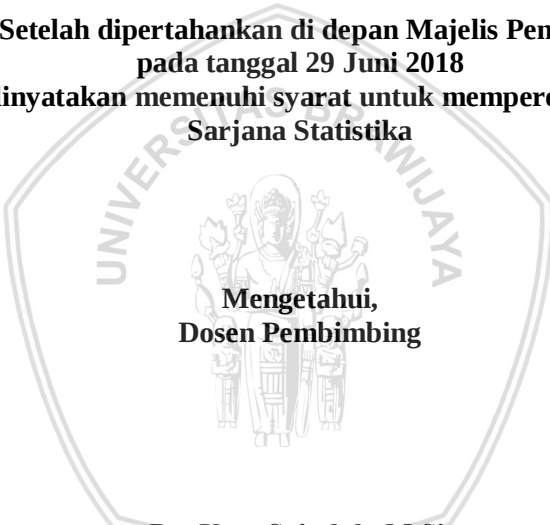
115090500111047



**PROGRAM SARJANA STATISTIKA
JURUSAN STATISTIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS BRAWIJAYA
MALANG
2018**

LEMBAR PENGESAHAN SKRIPSI**PENERAPAN METODE *TWO STAGES RIDGE REGRESSION*
(TSRR) UNTUK MENGATASI MULTIKOLINIERITAS
DAN AUTOKORELASI****oleh:****Neva Rachmadina
115090500111047**

**Setelah dipertahankan di depan Majelis Penguji
pada tanggal 29 Juni 2018
dan dinyatakan memenuhi syarat untuk memperoleh gelar
Sarjana Statistika**



**Mengetahui,
Dosen Pembimbing**

**Dr. Umu Sa'adah, M.Si.
NIP. 196807052002122001**

**Ketua Jurusan Statistika
Fakultas MIPA Universitas Brawijaya**

**Rahma Fitriani, S.Si., M.Sc., Ph.D.
NIP. 197603281999032001**

LEMBAR PERNYATAAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Neva Rachmadina

NIM : 115090500111047

Program Studi : Statistika

Penulis Skripsi Berjudul :

**PENERAPAN METODE *TWO STAGES RIDGE REGRESSION*
(TSRR) UNTUK MENGATASI MULTIKOLINIERITAS
DAN AUTOKORELASI**

Dengan ini menyatakan bahwa:

1. Isi dari Skripsi yang saya buat adalah benar-benar karya sendiri dan tidak menjiplak karya orang lain, selain nama-nama yang termaktub di isi dan tertulis di daftar pustaka dalam Skripsi ini.
2. Apabila di kemudian hari ternyata yang saya tulis terbukti hasil jiplakan, maka saya bersedia menanggung segala resiko yang akan saya terima.

Demikian pernyataan ini dibuat dengan segala kesadaran.

Malang, 13 Juli 2018

Yang menyatakan,

**Neva Rachmadina
NIM. 115090500111047**

PENERAPAN METODE *TWO STAGES RIDGE REGRESSION* (TSRR) UNTUK MENGATASI MULTIKOLINIERITAS DAN AUTOKORELASI

ABSTRAK

Regresi linier berganda merupakan analisis yang digunakan untuk mengetahui hubungan antara dua atau lebih variabel independen dengan variabel dependen di mana terdapat beberapa asumsi klasik yang harus dipenuhi. Pada penelitian ini terjadi pelanggaran terhadap asumsi non-multikolinieritas dan non-autokorelasi sehingga metode *Two Stages Ridge Regression* (TSRR) digunakan untuk menduga parameter regresi linier berganda. Metode TSRR merupakan pengaplikasian prosedur *Two Stages Least Squares* (2SLS) pada *Ordinary Ridge Regression* (ORR). Data yang digunakan adalah pengaruh nilai produk yang dikirim (X_1), upah tenaga kerja (X_2) dan biaya bahan baku (X_3) terhadap nilai tambah produk olahan minyak nabati (Y). Hasil penelitian menunjukkan bahwa TSRR mampu digunakan untuk mengatasi multikolinieritas dan autokorelasi dengan nilai koefisien determinasi sebesar 86.28%, yang berarti bahwa model regresi linier berganda yang terbentuk mampu menjelaskan gambaran data yang sebenarnya.

Kata Kunci: Two Stages Ridge Regression (TSRR), Two Stages Least Square (TSLS), Ordinary Ridge Regression (ORR), regresi linier berganda

APPLICATION OF TWO STAGES RIDGE REGRESSION (TSRR) METHOD TO SOLVE MULTICOLLINEARITY AND AUTOCORRELATION

ABSTRACT

Multiple linear regression is an analysis to understand the relation between two or more independent variables with dependent variable, in which it has several classic assumption to be fulfilled. In this study, there are violations of non-multicollinearity and non-autocorrelation assumptions so that the Two Stages Ridge Regression (TSRR) method is used to presume the parameter of multiple linear regression. TSRR method is an application of Two Stages Least Squares (2SLS) procedure on Ordinary Ridge Regression (ORR). The data in used is the effect of sent product value (X_1), wages of production labor (X_2) and cost of row material (X_3) against the added value of vegetable oil's processed product (Y). The result of this studies shows that TSRR is able to be applied to solve multicollinearity and autocorrelation with the value of determination coefficient of 86.28%, which means that multiple linear regression model that is formed is able to define image of concrete data.

KeyWords: Two Stages Ridge Regression (TSRR), Two Stages Least Square (TSLS), Ordinary Ridge Regression (ORR), multiple linear regression

KATA PENGANTAR

Puji syukur kehadiran Allah SWT atas berkat, rahmat, dan hidayah-Nya sehingga skripsi dengan judul “Penerapan Metode *Two Stages Ridge Regression* (TSRR) untuk Mengatasi Multikolinieritas dan Autokorelasi” dapat terselesaikan dengan baik.

Keberhasilan penulisan skripsi ini tidak terlepas dari bantuan dan motivasi berbagai pihak baik secara langsung maupun tidak langsung. Penulis mengucapkan terima kasih kepada:

1. Dr. Umu Sa’adah, M.Si. selaku dosen pembimbing yang telah sabar memberikan bimbingan, arahan, dukungan, motivasi dan waktu selama penyusunan skripsi ini.
2. Dr. Suci Astutik, S.Si., M.Si. selaku dosen penguji I atas waktu, bimbingan, serta kritik dan saran yang telah diberikan demi perbaikan skripsi ini.
3. Rahma Fitriani, S.Si., M.Sc. Ph.D. selaku dosen penguji II sekaligus Ketua Jurusan Statistika atas waktu, bimbingan, serta kritik dan saran yang telah diberikan demi perbaikan skripsi ini.
4. Segenap Bapak dan Ibu Dosen Jurusan Statistika yang telah mendidik dan mengajarkan ilmunya kepada penulis selama menempuh pendidikan di Jurusan Statistika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Brawijaya.
5. Moch. Senan (Ayah), Susi Herawati (Ibu) dan Nevi Rachmadani, serta seluruh keluarga besar tercinta atas do’a, dukungan dan motivasi dalam penyusunan skripsi ini.
6. Devi Chandra Purnama atas bantuan, do’a, dukungan dan motivasi agar segera terselesaikannya skripsi ini.
7. Jaka Pratama atas bantuan, arahan dan motivasi dalam penyusunan skripsi ini.
8. Pridayanti, Laras, Dessy, Pristin, Lolyta, Wina dan seluruh teman-teman statistika angkatan 2010, 2011, 2012 dan 2013 atas kebersamaan, dukungan, motivasi dan do’a yang diberikan.
9. Semua pihak yang telah membantu dalam penyelesaian penyusunan skripsi ini.

Semoga Allah SWT membalas segala kebaikan dan ketulusan yang telah diberikan oleh semua pihak yang telah membantu dalam menyelesaikan skripsi ini dengan melimpahkan rahmat serta

karuniaNya. Penulis menyadari bahwa dalam penulisan skripsi ini masih terdapat kekurangan. Oleh karena itu penulis mengharapkan kritik dan saran yang bersifat membangun atas skripsi ini.

Semoga skripsi ini bermanfaat dan dapat memberikan kebaikan bagi berbagai pihak, serta menjadi sumber inspirasi untuk penulisan skripsi selanjutnya.

Malang, Juli 2018

Penulis



DAFTAR ISI

	Halaman
HALAMAN JUDUL	i
LEMBAR PENGESAHAN SKRIPSI	ii
LEMBAR PERNYATAAN	iii
ABSTRAK	iv
ABSTRACT	v
KATA PENGANTAR	vi
DAFTAR ISI	viii
DAFTAR TABEL	x
DAFTAR GAMBAR	xi
DAFTAR LAMPIRAN	xii
 BAB I PENDAHULUAN	
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	2
1.3 Tujuan Penelitian	3
1.4 Manfaat Penelitian	3
1.5 Batasan Masalah	3
 BAB II TINJAUAN PUSTAKA	
2.1 Regresi Linier Berganda	5
2.2 <i>Ordinary Least Square</i> (OLS)	6
2.3 Uji Asumsi Klasik	7
2.3.1 Normalitas	7
2.3.2 Homoskedastisitas	8
2.3.3 Non-Autokorelasi	9
2.3.4 Non-Multikolinieritas	11
2.4 <i>Two Stages Ridge Regression</i> (TSRR)	11
2.5 Uji Signifikansi Parameter	15
2.5.1 Uji Signifikansi Parameter secara Simultan	15
2.5.2 Uji Signifikansi Parameter secara Parsial	16
2.6 Uji Kesesuaian Model	16
2.7 Tinjauan Non-Statistik	17
2.7.1 Minyak Nabati	17
2.7.2 Nilai Tambah	17
2.7.3 Faktor yang Mempengaruhi Nilai Tambah	17

BAB III METODE PENELITIAN

3.1 Sumber Data	19
3.2 Metode Analisis	19

BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Hasil Pendugaan Parameter menggunakan Metode <i>Ordinary Least Square</i> (OLS)	23
4.2 Hasil Pengujian Asumsi Klasik	23
4.2.1 Normalitas	23
4.2.2 Homoskedastisitas	24
4.2.3 Non-Autokorelasi	25
4.2.4 Non-Multikolinieritas	26
4.3 Hasil Pendugaan Parameter menggunakan Metode <i>Two Stages Ridge Regression</i> (TSRR)	27
4.4 Hasil Pengujian Signifikansi Parameter	31
4.4.1 Uji Signifikansi Parameter secara Simultan	32
4.4.2 Uji Signifikansi Parameter secara Parsial	32
4.5 Hasil Pengujian Kesesuaian Model	32
4.6 Hasil Transformasi Persamaan ke Bentuk Asli	33

BAB V KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan	35
5.2 Saran	35

DAFTAR PUSTAKA	37
-----------------------------	----

LAMPIRAN	39
-----------------------	----

DAFTAR TABEL

	Halaman
Tabel 4.1 Penduga OLS Parameter β untuk Persamaan Nilai Tambah Produk (Y)	23
Tabel 4.2 P -value dari Uji Park	25
Tabel 4.3 Nilai VIF Data Asli	27
Tabel 4.4 Koefisien Korelasi antar Variabel Independen	27
Tabel 4.5 Penduga <i>Two Stages</i> Parameter β untuk Persamaan Transformasi Nilai Tambah Produk (Y^*)	28
Tabel 4.6 Nilai VIF Data Transformasi	29
Tabel 4.7 Penduga TSRR Parameter β untuk Persamaan Transformasi Nilai Tambah Produk (Y^*)	31
Tabel 4.8 Hasil Uji- t Penduga TSRR Parameter β	32



DAFTAR GAMBAR

	Halaman
Gambar 3.1 Diagram Alir Metode Analisis	21
Gambar 4.1 <i>Normal P-P Plot</i> Sisaan Regresi	24
Gambar 4.2 <i>Scatter Plot</i> Sisaan Regresi	25
Gambar 4.3 Plot Sisaan terhadap Waktu	26
Gambar 4.4 VIF $\hat{\beta}(c)$ Plot	30
Gambar 4.5 <i>Ridge Trace</i>	30



DAFTAR LAMPIRAN

	Halaman
Lampiran 1. Data Nilai Tambah Produk pada Industri Pengolahan Minyak Nabati Tahun 1958-2011	39
Lampiran 2. Hasil Uji Asumsi Klasik dan Pendugaan Parameter Data Awal menggunakan SPSS21.....	41
Lampiran 3. Pendugaan Koefisien Autokorelasi (ρ) dengan Uji Cochrane-Orcutt menggunakan RStudio.....	45
Lampiran 4. Transformasi Cochrane-Orcutt menggunakan RStudio	47
Lampiran 5. Data Transformasi Cochrane-Orcutt	50
Lampiran 6. Hasil Uji Asumsi Klasik dan Pendugaan Parameter Data Transformasi menggunakan SPSS21	52
Lampiran 7. Nilai VIF $\hat{\beta}(c)$ dengan Berbagai Kemungkinan Nilai c menggunakan NCSS	54
Lampiran 8. Nilai $\hat{\beta}(c)$ dengan Berbagai Kemungkinan Nilai c menggunakan NCSS	55
Lampiran 9. Pendugaan Parameter TSRR dan Uji Signifikansi Parameter menggunakan NCSS.....	56

BAB I PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Regresi linier berganda merupakan analisis yang digunakan untuk mengetahui pengaruh atau hubungan antara dua atau lebih variabel independen ($X_1, X_2, \dots, X_k$) dengan variabel dependen (Y). Analisis ini digunakan untuk mengetahui apakah masing-masing variabel independen berhubungan positif atau negatif terhadap variabel dependen, serta untuk memprediksi nilai dari variabel dependen. Dalam regresi linier berganda data yang digunakan biasanya berskala interval atau rasio.

Regresi linier berganda membutuhkan data yang baik agar hasil yang diuji menunjukkan hasil yang sesungguhnya. Data yang baik dapat dilihat dari terpenuhinya asumsi-asumsi klasik, yaitu pertama asumsi normalitas. Normalitas merupakan kondisi dimana galat pada model regresi berdistribusi normal. Asumsi ini terpenuhi apabila titik-titik galat pada *normal probability plot* relatif berhimpitan dengan sumbu diagonal (garis normal). Selain itu galat dikatakan berdistribusi normal apabila nilai signifikan (*p-value*) pada uji *Kolmogorov-Smirnov* lebih besar dari nilai α .

Asumsi kedua yang harus dipenuhi adalah homoskedastisitas. Homoskedastisitas adalah kondisi di mana ragam galat bersifat konstan. Apabila titik-titik galat pada *scatter plot* menyebar secara acak tanpa membentuk pola tertentu, maka dapat dikatakan bahwa asumsi homoskedastisitas terpenuhi.

Asumsi ketiga yang harus dipenuhi adalah tidak terjadi multikolinieritas. Multikolinieritas merupakan adanya korelasi yang tinggi (signifikan) antar variabel independen. Asumsi ini terpenuhi apabila nilai *Variance Inflation Factor* (VIF) kurang dari 10. Terdapat beberapa metode untuk mengatasi adanya pelanggaran asumsi multikolinieritas, salah satunya yaitu regresi *ridge*.

Seiring berjalannya waktu, perkembangan metode regresi *ridge* terus dilakukan. Pada jurnal *Solving Multicollinearity Problem Using Ridge Regression Models*, El-Dereny dan Rashwan (2011) menjelaskan perkembangan dari metode regresi *Ridge*, antara lain *Ordinary Ridge Regression* (ORR), *Generalized Ridge Regression* (GRR) dan *Directed Ridge Regression* (DRR). Dalam jurnal tersebut ditunjukkan bahwa metode regresi *ridge* lebih baik daripada metode kuadrat terkecil untuk mengatasi terjadinya multikolinieritas.

Asumsi terakhir yang harus dipenuhi yaitu tidak terjadi autokorelasi, artinya tidak terdapat korelasi antara amatan pada suatu periode t dengan amatan pada periode sebelumnya ($t-1$). Autokorelasi dapat diidentifikasi dengan melihat nilai *Durbin-Watson* (d). Apabila $d < d_L$, maka terdapat autokorelasi positif, sedangkan apabila $4-d_L < d$, maka terdapat autokorelasi negatif.

Pada kasus di mana data yang diperoleh memiliki rentang waktu yang pendek dengan ragam yang besar dapat menyebabkan galat yang besar pula. Apabila model regresi memiliki ragam galat yang tidak minimum, maka uji statistik tidak dapat digunakan untuk menarik kesimpulan. Pelanggaran asumsi autokorelasi dapat diatasi dengan metode *Generalized Least Square* (GLS), *Feasible Generalized Least Square* (FGLS) dan *Two Stages Least Square* (2SLS).

Pada suatu penelitian tidak jarang ditemukan adanya pelanggaran terhadap lebih dari satu asumsi klasik. Salah satu contoh yaitu tidak terpenuhi asumsi non-multikolinieritas dan non-autokorelasi. Untuk mengatasi permasalahan tersebut, Eledum dan Zahri (2013) menemukan metode pendugaan parameter baru yaitu dengan mengaplikasikan prosedur *Two Stages Least Squares* (2SLS) pada *Ordinary Ridge Regression* (ORR) yang kemudian dikenal sebagai *Two Stage Ridge Regression* (TSRR).

Pada jurnal *Relaxation Method for Two Stages Ridge Regression Estimator*, Eledum dan Zahri (2013) mengaplikasikan metode TSRR pada data nilai produk sektor manufaktur di mana pada data tersebut terjadi multikolinieritas dan autokorelasi. Penduga yang dihasilkan dengan metode TSRR memiliki jumlah kuadrat galat, ragam dan bias yang lebih kecil daripada penduga yang dihasilkan dengan metode ORR. Hal ini menunjukkan bahwa metode TSRR lebih baik untuk mengatasi terjadinya multikolinieritas dan autokorelasi daripada metode ORR.

Berdasarkan uraian tersebut, penelitian ini bertujuan untuk menerapkan metode TSRR untuk mengatasi adanya multikolinieritas dan autokorelasi pada regresi linier berganda.

1.2 Rumusan Masalah

Rumusan masalah dalam penelitian ini adalah bagaimana penerapan metode *Two Stages Ridge Regression* (TSRR) untuk mengatasi multikolinieritas dan autokorelasi pada persamaan regresi linier berganda?

1.3 Tujuan Penelitian

Tujuan penelitian ini adalah menerapkan metode *Two Stages Ridge Regression* (TSRR) untuk mengatasi multikolinieritas dan autokorelasi pada regresi linier berganda.

1.4 Manfaat Penelitian

Hasil dari penelitian ini diharapkan dapat memberikan manfaat di antaranya:

1. Untuk menambah pengetahuan penulis mengenai penerapan metode *Two Stages Ridge Regression* (TSRR) untuk menyelesaikan masalah yang terjadi di lapangan khususnya pada data yang mengandung multikolinieritas dan autokorelasi.
2. Untuk menambah referensi ilmu statistika bagi pembaca serta gambaran mengenai penerapan metode *Two Stages Ridge Regression* (TSRR) untuk mengatasi multikolinieritas dan autokorelasi pada regresi linier berganda.

1.5 Batasan Masalah

Batasan masalah dalam penelitian ini adalah:

1. Studi kasus pada data yang mengandung multikolinieritas dan autokorelasi pada data yang terdiri dari dua atau lebih variabel independen.
2. Pendugaan parameter menggunakan metode *Two Stages Ridge Regression Estimator* (TSRR) yang merupakan aplikasi prosedur *Two Stages Least Squares* (2SLS) pada *Ordinary Ridge Regression* (ORR).

BAB II TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Regresi Linier Berganda

Regresi linier berganda merupakan analisis regresi yang digunakan untuk mengetahui hubungan antara dua atau lebih variabel independen ($X_1, X_2, \dots, X_k$) dengan variabel dependen (Y). Model regresi linier berganda yaitu

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \beta_2 X_{i2} + \dots + \beta_k X_{ik} + \varepsilon_i \quad (2.1)$$

di mana

i = indeks pengamatan, $i = 1, \dots, n$

n = banyaknya pengamatan

β_j = koefisien regresi (parameter) variabel independen ke- j

j = indeks variabel independen, $j = 1, \dots, k$

k = banyaknya variabel independen

ε_i = galat yang saling bebas dan menyebar normal $\varepsilon_i \sim N(0, \sigma^2)$

Dalam bentuk matriks model regresi linier berganda dapat ditulis sebagai berikut (Lains, 2003)

$$\mathbf{Y} = \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{\varepsilon} \quad (2.2)$$

dengan

$$\mathbf{Y} = \begin{bmatrix} Y_1 \\ Y_2 \\ \vdots \\ Y_n \end{bmatrix}, \mathbf{X} = \begin{bmatrix} 1 & X_{11} & X_{12} & \dots & X_{1k} \\ 1 & X_{21} & X_{22} & \dots & X_{2k} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & X_{n1} & X_{n2} & \dots & X_{nk} \end{bmatrix}, \boldsymbol{\beta} = \begin{bmatrix} \beta_0 \\ \beta_1 \\ \vdots \\ \beta_k \end{bmatrix}, \boldsymbol{\varepsilon} = \begin{bmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \vdots \\ \varepsilon_n \end{bmatrix}$$

di mana

$\mathbf{Y}$ = vektor variabel dependen berukuran $n \times 1$

$\mathbf{X}$ = matriks variabel independen berukuran $n \times (k + 1)$

$\boldsymbol{\beta}$ = vektor parameter berukuran $(k + 1) \times 1$

$\boldsymbol{\varepsilon}$ = vektor galat berukuran $n \times 1$

Pada regresi linier berganda perlu dilakukan uji asumsi klasik di mana asumsi-asumsi tersebut harus terpenuhi, yaitu (Gujarati, 2012)

1. Nilai ekspektasi atau rata-rata dari ε_i adalah nol.

$$E(\varepsilon_i) = 0 \text{ untuk setiap } i$$

2. Homoskedastisitas atau ragam ε_i bersifat konstan.

$$Var(\varepsilon_i) = \sigma^2 \text{ untuk setiap } i$$

3. Tidak terdapat korelasi antar galat.

$$Cov(\varepsilon_i, \varepsilon_j) = 0 ; i \neq j$$

4. Tidak ada kolinieritas antar variabel independen atau tidak terjadi multikolinieritas.

2.2 Ordinary Least Square (OLS)

Menurut Suryanto (1998), *Ordinary Least Square* (OLS) atau Metode Kuadrat Terkecil (MKT) adalah suatu metode yang digunakan untuk menduga parameter model regresi dengan cara meminimumkan jumlah kuadrat galat (JKG). Pendugaan parameter pada model regresi bertujuan untuk memperoleh nilai koefisien regresi (parameter) yang dapat menggambarkan besarnya pengaruh variabel independen terhadap variabel dependen.

Persamaan regresi linier berganda seperti pada persamaan (2.1) adalah sebagai berikut

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \beta_2 X_{i2} + \dots + \beta_k X_{ik} + \varepsilon_i$$

sehingga

$$\varepsilon_i = Y_i - \beta_0 - \beta_1 X_{i1} - \beta_2 X_{i2} - \dots - \beta_k X_{ik} \quad (2.3)$$

OLS diperlukan untuk meminimumkan JKG di mana

$$JKG = \sum_{i=1}^n \varepsilon_i^2 = \varepsilon_1^2 + \varepsilon_2^2 + \dots + \varepsilon_n^2 \quad (2.4)$$

atau dalam bentuk matriks dapat ditulis sebagai berikut

$$JKG = [\varepsilon_1 \quad \varepsilon_2 \quad \dots \quad \varepsilon_n] \begin{bmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \vdots \\ \varepsilon_n \end{bmatrix} = \boldsymbol{\varepsilon}' \boldsymbol{\varepsilon} \quad (2.5)$$

dengan mensubstitusi persamaan (2.3) ke dalam persamaan (2.4) maka diperoleh persamaan

$$JKG = \sum_{i=1}^n \varepsilon_i^2 = (Y_i - \beta_0 - \beta_1 X_{i1} - \beta_2 X_{i2} - \dots - \beta_k X_{ik})^2 \quad (2.6)$$

JKG minimum diperoleh dari turunan persamaan (2.6) terhadap

$\beta_0, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_k$ dan menyamakan setiap turunan dengan nol.

$$\frac{\partial JKG}{\partial \beta_0} = -2 \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{\beta}_0 - \hat{\beta}_1 X_{i1} - \hat{\beta}_2 X_{i2} - \dots - \hat{\beta}_k X_{ik}) = 0$$

$$\frac{\partial JKG}{\partial \beta_1} = -2 \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{\beta}_0 - \hat{\beta}_1 X_{i1} - \hat{\beta}_2 X_{i2} - \dots - \hat{\beta}_k X_{ik}) (X_{i1}) = 0$$

$$\frac{\partial JKG}{\partial \beta_2} = -2 \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{\beta}_0 - \hat{\beta}_1 X_{i1} - \hat{\beta}_2 X_{i2} - \dots - \hat{\beta}_k X_{ik}) (X_{i2}) = 0$$

⋮

$$\frac{\partial JKG}{\partial \beta_k} = -2 \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{\beta}_0 - \hat{\beta}_1 X_{i1} - \hat{\beta}_2 X_{i2} - \dots - \hat{\beta}_k X_{ik}) (X_{ik}) = 0 \quad (2.7)$$

sehingga diperoleh

$$\sum_{i=1}^n Y_i = n\hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 \sum_{i=1}^n X_{i1} + \hat{\beta}_2 \sum_{i=1}^n X_{i2} + \dots + \hat{\beta}_k \sum_{i=1}^n X_{ik}$$

$$\sum_{i=1}^n Y_i X_{i1} = \hat{\beta}_0 \sum_{i=1}^n X_{i1} + \hat{\beta}_1 \sum_{i=1}^n X_{i1}^2 + \hat{\beta}_2 \sum_{i=1}^n X_{i2} X_{i1} + \dots + \hat{\beta}_k \sum_{i=1}^n X_{ik} X_{i1}$$

$$\sum_{i=1}^n Y_i X_{i2} = \hat{\beta}_0 \sum_{i=1}^n X_{i2} + \hat{\beta}_1 \sum_{i=1}^n X_{i1} X_{i2} + \hat{\beta}_2 \sum_{i=1}^n X_{i2}^2 + \dots + \hat{\beta}_k \sum_{i=1}^n X_{ik} X_{i2}$$

$$\begin{aligned} & \vdots \\ \sum_{i=1}^n Y_i X_{ik} &= \hat{\beta}_0 X_{ik} + \hat{\beta}_1 \sum_{i=1}^n X_{i1} X_{ik} + \hat{\beta}_2 \sum_{i=1}^n X_{i2} X_{ik} + \cdots + \\ & \hat{\beta}_k \sum_{i=1}^n X_{ik}^2 \end{aligned} \quad (2.8)$$

dalam bentuk matriks persamaan (2.8) dapat dituliskan sebagai

$$\mathbf{XY} = (\mathbf{X}' \mathbf{X}) \hat{\boldsymbol{\beta}} \quad (2.9)$$

sehingga penduga OLS dari parameter β adalah

$$\hat{\boldsymbol{\beta}}_{OLS} = (\mathbf{X}' \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}' \mathbf{Y} \quad (2.10)$$

2.3 Uji Asumsi Klasik

2.3.1 Normalitas

Model regresi dikatakan memenuhi asumsi normalitas apabila galat dalam model tersebut berdistribusi normal. Secara simbolis asumsi normalitas terpenuhi apabila

$$E(\varepsilon_i) = 0 \text{ untuk setiap } i \quad (2.11)$$

yang berarti rata-rata galat bernilai nol untuk setiap pengamatan. Pelanggaran terhadap asumsi normalitas menyebabkan uji statistik menjadi tidak valid untuk jumlah sampel kecil (Ghozali, 2011).

Terjadinya pelanggaran pada asumsi normalitas disebabkan oleh galat dari model regresi memiliki data yang bersifat *outlier* (berada jauh dari himpunan data). Selain itu juga disebabkan oleh kondisi alam dari data yang pada dasarnya tidak berdistribusi normal, melainkan berdistribusi lain seperti distribusi binomial, multinomial, eksponensial, dll.

Pemeriksaan asumsi normalitas dapat dilakukan menggunakan *normal probability plot* (*normal P-P plot*). Apabila titik-titik galat pada *normal P-P plot* relatif berhimpitan dengan sumbu diagonal (garis normal) maka asumsi normalitas terpenuhi.

Sedangkan secara statistik metode yang sering digunakan untuk menguji asumsi normalitas yaitu uji *Kolmogorov-Smirnov* (Ghozali, 2011). Hipotesis yang digunakan pada pengujian ini yaitu

H_0 : Galat berdistribusi normal

H_1 : Galat tidak berdistribusi normal

Statistik uji:

$$D = \max |F_s(X_i) - F_o(X_i)|, \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (2.12)$$

di mana

$F_s(X_i)$ = peluang kumulatif sampel

$F_o(X_i)$ = peluang kumulatif untuk setiap nilai teramati

Apabila nilai D yang dihasilkan lebih kecil dari nilai D kritis pada tabel *Kolmogorov-Smirnov* dengan tingkat kepercayaan (α) tertentu atau p -value yang dihasilkan lebih besar dari nilai α yang ditentukan, maka dapat disimpulkan bahwa galat berdistribusi normal.

Pelanggaran terhadap asumsi normalitas dapat diatasi dengan cara menghapus data yang bersifat *outlier*, melakukan transformasi data (contoh: transformasi *ln*, akar kuadrat dan *Box-Cox*) dan menggunakan metode estimasi dengan pendekatan *Bootsrapping* atau *Bayessian*.

2.3.2 Homoskedastisitas

Homoskedastisitas adalah keadaan di mana galat dari model regresi memiliki ragam yang homogen atau konstan (Gujarati, 2012). Secara simbolis homokedastisitas terpenuhi apabila

$$Var(\varepsilon_i) = \sigma^2 ; i = 1, \dots, n \quad (2.13)$$

di mana $Var(\varepsilon_i)$ merupakan ragam ε_i dan n merupakan banyaknya pengamatan.

Asumsi homoskedastisitas pada umumnya tidak terpenuhi pada variabel-variabel ekonomi seperti pendapat rumah tangga yang berbeda terkadang memiliki tingkat pengeluaran yang hampir sama. Selain itu pelanggaran asumsi homoskedastisitas pada data *time series* umumnya terjadi pada variabel-variabel ekonomi yang memiliki volatilitas (contoh: inflasi, harga saham, dll).

Metode untuk mendeteksi kehomogenan ragam galat salah satunya yaitu metode grafik. Metode ini dilakukan dengan melakukan pemeriksaan *output scatter plot* dari galat regresi pada sumbu Y dengan masing-masing variabel independennya pada sumbu X. Titik-titik galat yang membentuk pola tertentu menunjukkan adanya hubungan linier antara ragam galat dengan variabel independen sehingga ragam tidak homogen.

Secara statistik metode yang digunakan untuk mendeteksi kehomogenan ragam galat salah satunya yaitu uji *Park* (Lains, 2003). Uji ini dilakukan dengan meregresikan bentuk $\ln$ kuadrat galat dengan $\ln$ variabel independen.

$$\ln \varepsilon_i^2 = \beta_0 + \beta_j \ln X_{ij} + e_t \quad (2.14)$$

di mana ε_i merupakan galat dari model regresi. Hipotesis yang digunakan pada pengujian ini yaitu

$$H_0 : \sigma_i^2 = \sigma^2$$

$$H_1 : \text{Paling tidak ada satu } i \text{ di mana } \sigma_i^2 \neq \sigma^2$$

Statistik uji:

$$F_{hitung} = \frac{[\sum_{i=1}^n (\ln \hat{\varepsilon}_i^2 - \ln \bar{\varepsilon}_i^2)^2] / k}{[\sum_{i=1}^n (\ln \varepsilon_i^2 - \ln \hat{\varepsilon}_i^2)^2] / n - k - 1} \quad (2.15)$$

Apabila nilai $F_{hitung} < F_{(\alpha; k, n-k-1)}$ pada tabel F atau p -value yang dihasilkan lebih besar dari nilai $\alpha = 0.05$, maka H_0 diterima sehingga dapat disimpulkan bahwa ragam bersifat homogen.

Heteroskedastisitas dapat diatasi dengan melakukan transformasi data (contoh: transformasi $\ln$, akar kuadrat dan Box-Cox), menggunakan metode *Generalized Least Square* (GLS) dan *Weighted Least Square* (WLS).

2.3.3 Non-Autokorelasi

Autokorelasi merupakan adanya korelasi antar galat pada suatu waktu amatan dengan waktu amatan sebelumnya. Autokorelasi umumnya terjadi pada data *time series*. Hal ini dikarenakan amatan-amatan pada data *time series* diurutkan berdasarkan waktu, sehingga amatan-amatan yang berurutan sangat mungkin bergantung satu sama lain, khususnya jika rentang waktu yang digunakan pendek seperti satu hari, satu minggu, atau satu bulan dibandingkan dengan satu tahun (Gujarati, 2012).

Secara simbolis terjadinya autokorelasi pada galat dapat ditulis sebagai berikut

$$Cov(\varepsilon_i, \varepsilon_j) \neq 0 ; i \neq j \quad (2.16)$$

di mana $Cov(\varepsilon_i, \varepsilon_j)$ merupakan koragam antara ε_i dan ε_j .

Menurut Lains (2003), metode yang paling sering digunakan untuk mendeteksi adanya autokorelasi adalah uji *Durbin-Watson*, yaitu menguji adanya autokorelasi pada orde pertama. Hipotesis yang digunakan pada pengujian ini yaitu

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

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

Statistik uji:

$$d = \frac{\sum_{t=2}^n (\varepsilon_t - \varepsilon_{t-1})^2}{\sum_{t=2}^n \varepsilon_t^2} \quad (2.17)$$

Kriteria uji:

Jika $0 < d < d_L$, maka H_0 ditolak (ada autokorelasi positif)

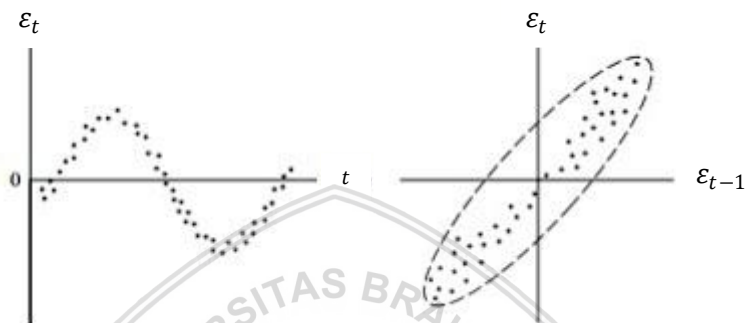
Jika $d_L < d < d_U$, maka tidak ada keputusan

Jika $d_U < d < 4 - d_U$, maka H_0 diterima (tidak ada autokorelasi)

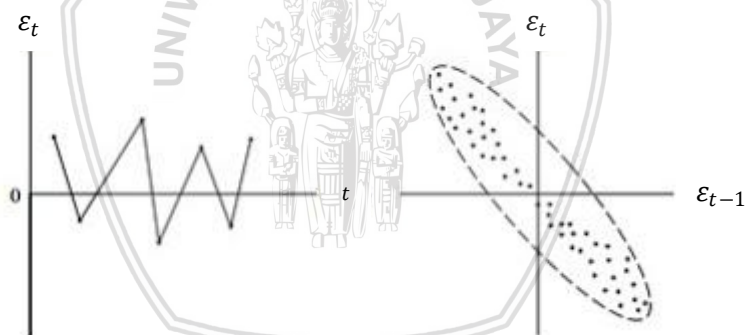
Jika $4 - d_U < d < 4 - d_L$, maka tidak ada keputusan

Jika $4 - d_L < d < 4$, maka H_0 ditolak (ada autokorelasi negatif)

Selain itu autokorelasi juga dapat dideteksi dengan metode grafik, yaitu dengan cara memplotkan galat (ε_t) terhadap waktu (t) atau ε_t terhadap ε_{t-1} . Apabila plot membentuk pola tertentu, maka diduga terdapat autokorelasi. Sedangkan apabila tidak membentuk pola tertentu (acak), maka tidak terdapat autokorelasi. Pola yang menunjukkan terdapat autokorelasi adalah sebagai berikut



Gambar 2.1 Autokorelasi positif



Gambar 2.2 Autokorelasi negatif

Gambar 2.1 menunjukkan adanya autokorelasi positif di mana ε_t berbanding lurus dengan ε_{t-1} . Ketika ε_t meningkat maka diikuti oleh peningkatan ε_{t-1} , begitu pula ketika ε_t menurun maka diikuti oleh penurunan ε_{t-1} . Sedangkan Gambar 2.2 menunjukkan adanya autokorelasi negatif di mana ε_t berbanding terbalik dengan ε_{t-1} .

Autokorelasi dapat diatasi dengan metode *Generalized Least Square* (GLS), *Feasible Generalized Least Square* (FGLS) dan *Two Stages Least Square* (2SLS). GLS digunakan apabila koefisien autokorelasi diketahui, sedangkan FGLS digunakan apabila koefisien korelasi tidak diketahui, di mana koefisien autokorelasi dapat diduga

berdasarkan nilai *Durbin-Watson*, nilai galat, dan *cochrane orcutt iterative procedure*. 2SLS digunakan apabila terdapat lebih dari satu persamaan regresi yang saling berhubungan.

2.3.4 Non-Multikolinieritas

Multikolinieritas merupakan adanya hubungan linier antar sebagian atau seluruh variabel independen pada suatu model regresi (Gujarati, 2012). Menurut Sembiring (1995), apabila pada suatu model regresi terdapat hubungan linier yang tinggi antar variabel independen, maka penduga parameter yang dihasilkan akan bersifat bias dan memiliki ragam yang mendekati tak terhingga.

Metode untuk mengidentifikasi adanya multikolinieritas adalah dengan nilai VIF (*Variance Inflation Factor*).

$$VIF_j = \frac{1}{1-R_j^2} \quad (2.18)$$

di mana R_j^2 merupakan koefisien determinasi yang didapat dari regresi antara X_j dengan variabel independen lainnya.

Apabila nilai $VIF > 10$, maka dapat dikatakan bahwa terdapat hubungan linier antara variabel independen ke- j dengan variabel independen lainnya. Berdasarkan persamaan (2.18) diketahui bahwa jika R^2 tinggi (mendekati 1) maka nilai VIF juga semakin tinggi (mendekati tak hingga) sehingga terdapat kemungkinan adanya multikolinieritas (Gujarati, 2012).

Selain itu multikolinieritas juga dapat diidentifikasi dengan matriks korelasi. Matriks korelasi merupakan matriks terbentuk dari koefisien korelasi (r) antar variabel independen. Apabila nilai $|r| > 0.8$ maka dapat dikatakan bahwa terdapat multikolinieritas pada data. Nilai r positif menunjukkan adanya korelasi positif, sedangkan nilai r negatif menunjukkan adanya korelasi negatif. Nilai $|r|$ yang semakin besar menunjukkan korelasi yang semakin tinggi antar variabel independen.

Gujarati (2012) mengungkapkan bahwa terdapat beberapa metode yang dapat digunakan untuk mengatasi adanya multikolinieritas antara lain analisis faktor, analisis komponen utama dan *ridge regression*.

2.4 Two Stages Ridge Regression (TSRR)

Two Stages Ridge Regression (TSRR) merupakan pengembangan dari regresi *ridge* di mana regresi *ridge* merupakan metode pendugaan parameter yang digunakan untuk mengatasi

adanya multikolinieritas pada model regresi (Hoerl dan Kennard, 1970).

Pada dasarnya langkah-langkah pendugaan parameter pada regresi *ridge* sama dengan pendugaan parameter dengan metode *Ordinary Least Square* (OLS) pada regresi linier berganda. Menurut Hoerl dan Kenard (1970), parameter penting yang membedakan regresi *ridge* dengan metode OLS adalah penambahan tetapan bias c yang relatif kecil pada diagonal utama matrix $X'X$, sehingga penduga parameter regresi *ridge* didapatkan dengan menambahkan besarnya tetapan bias c .

Sama halnya dengan pendugaan parameter menggunakan metode OLS, penduga *ridge* juga diperoleh dengan meminimumkan JKG pada model regresi seperti pada persamaan (2.2) sebagai berikut

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

atau

$$\varepsilon = Y - X\beta \quad (2.19)$$

sehingga

$$JKG = \varepsilon' \varepsilon = (Y - X\beta)'(Y - X\beta) \quad (2.20)$$

Dengan menambahkan syarat $\beta'\beta \leq k^2$ atau $\beta'\beta - k^2 \leq 0$ yang meminimumkan JKG pada persamaan (2.20), maka diperoleh

$$\begin{aligned} F &= (Y - X\beta)'(Y - X\beta) + c(\beta'\beta - k^2) \\ &= (Y' - X'\beta')(Y - X\beta) + c(\beta'\beta - k^2) \\ &= Y'Y - Y'X\beta - \beta'X'Y + \beta'X'X\beta + c(\beta'\beta - k^2) \end{aligned} \quad (2.21)$$

karena $Y'X\beta$ merupakan skalar, maka dengan menggunakan sifat transpose $(Y'X\beta)' = \beta'X'Y$ diperoleh

$$F = Y'Y - 2\beta'X'Y + \beta'X'X\beta + c(\beta'\beta - k^2) \quad (2.22)$$

Nilai F minimum jika $\frac{\partial F}{\partial \beta_R} = 0$, maka

$$\frac{\partial F}{\partial \beta_R} = -2X'Y + 2X'X\hat{\beta} + 2cI\hat{\beta} = 0$$

$$-X'Y + X'X\hat{\beta} + cI\hat{\beta} = 0$$

$$X'X\hat{\beta} + cI\hat{\beta} = X'Y$$

$$(X'X + cI)\hat{\beta} = X'Y$$

$$\hat{\beta}_{ORR} = (X'X + cI)^{-1}X'Y \quad (2.23)$$

di mana c bernilai konstan pada selang $0 < c \leq 1$.

Salah satu kesulitan utama dalam menggunakan regresi *ridge* adalah menentukan nilai tetapan bias c yang tepat. Dalam pemilihan nilai tetapan bias c , Hoerl dan Kennard (1970) menganjurkan untuk menggunakan metode *Ridge Trace*. *Ridge Trace* merupakan plot dari penduga regresi *ridge* dengan berbagai kemungkinan tetapan bias c ,

di mana konstanta c mencerminkan jumlah bias dalam penduga (c). Bila $c = 0$ maka β (c) akan bernilai sama dengan penduga kuadrat terkecil β , namun cenderung lebih stabil.

Pemilihan nilai tetapan bias c adalah dengan melihat pendekatan nilai VIF β (c) dan dengan melihat kecenderungan pola *Ridge Trace*. Nilai c yang dipilih adalah yang menghasilkan bias yang relatif kecil dan menghasilkan koefisien yang relatif stabil.

Eledum dan Zahri dalam jurnalnya *Relaxation Method for Two Stages Ridge Regression Estimator* (2013) memperkenalkan metode baru untuk menyelesaikan autokorelasi dan multikolinieritas pada regresi linier yaitu dengan mengaplikasikan prosedur *Two Stages Least Square* pada *Ordinary Ridge Regression* (ORR) yang kemudian dikenal sebagai *Two Stages Ridge Regression* (TSRR).

Prosedur *two stages* yang dimaksud adalah dengan menerapkan metode *iterative Cochrane-Orcutt* untuk mengatasi autokorelasi. Autokorelasi merupakan adanya hubungan linier antara ε_t dengan ε_{t-s} . Hubungan linier orde pertama *autoregressive* (AR(1)) dari galat model regresi didefinisikan sebagai berikut

$$\varepsilon_t = \rho \varepsilon_{t-1} + e_t, t = 1, 2, \dots, n \quad (2.24)$$

dengan $|\rho| < 1$ dan e_t merupakan variabel acak berdistribusi normal

$$e_t \sim N(0, \sigma^2), E(e_t e_{t-s}) = \begin{cases} \sigma^2, & \text{if } s = 0 \\ 0, & \text{else} \end{cases} \quad (2.25)$$

Persamaan regresi sederhana untuk periode t adalah

$$Y_t = \beta_0 + \beta_1 X_t + \varepsilon_t \quad (2.26)$$

Sedangkan persamaan regresi sederhana untuk periode $(t-1)$ adalah

$$Y_{t-1} = \beta_0 + \beta_1 X_{t-1} + \varepsilon_{t-1} \quad (2.27)$$

Persamaan yang diduga oleh metode *Cochrane-Orcutt* adalah selisih antara persamaan (2.26) dan hasil perkalian persamaan (2.27) dengan $\hat{\rho}$, di mana $\hat{\rho}$ diperoleh dari pendugaan parameter persamaan (2.24) (Lains, 2003). Persamaan tersebut didefinisikan sebagai

$$Y_t - \hat{\rho} Y_{t-1} = \beta_0(1 - \hat{\rho}) + \beta_1(X_t - \hat{\rho} X_{t-1}) + \varepsilon_t - \hat{\rho} \varepsilon_{t-1} \quad (2.28)$$

atau

$$Y_t^* = \beta_0^* + \beta_1 X_t^* + e_t \quad (2.29)$$

di mana

$$Y_t^* = Y_t - \hat{\rho} Y_{t-1}, X_t^* = X_t - \hat{\rho} X_{t-1}, \beta_0^* = \beta_0(1 - \hat{\rho}) \quad \text{dan} \quad (2.30)$$

$$e_t = \varepsilon_t - \hat{\rho} \varepsilon_{t-1}$$

Menurut Lains (2003), untuk menghindari hilangnya satu amatan pada setiap tahap *iterative*, *Prais-Winsten* mengalikan amatan pertama dengan $\sqrt{1 - \rho^2}$ sehingga

$$Y_1^* = Y_1\sqrt{1-\rho^2}, X_1^* = X_1\sqrt{1-\rho^2} \text{ dan } e_1 = \varepsilon_1\sqrt{1-\rho^2} \quad (2.31)$$

Faktor $\sqrt{1-\rho^2}$ diperlukan untuk menjadikan variabel e_t homoskedastisitas sehingga

$$\text{var}(e_1) = \text{var}(\varepsilon_1\sqrt{1-\rho^2}) = \text{var}(e_t) = \sigma^2 \quad (2.32)$$

Metode *Cochrane-Orcutt* dapat digunakan pada persamaan regresi linier berganda, sehingga diperoleh persamaan transformasi sebagai berikut

$$Y_i^* = \beta_1 X_{i1}^* + \beta_2 X_{i2}^* + \dots + \beta_k X_{ik}^* + \varepsilon_i^* \quad (2.33)$$

Persamaan (2.33) dalam bentuk matriks adalah

$$Y^* = X^* \beta + \varepsilon^* \quad (2.34)$$

atau

$$\rho Y = \rho X \beta + \rho \varepsilon \quad (2.35)$$

di mana

$$\rho = \begin{bmatrix} \sqrt{1-\rho^2} & 0 & 0 & \dots & 0 \\ -\rho & 1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & -\rho & 1 & \ddots & \vdots \\ \vdots & \ddots & \ddots & \ddots & 0 \\ 0 & \dots & 0 & -\rho & 1 \end{bmatrix} \quad (2.36)$$

Pendugaan parameter dari persamaan (2.34) dilakukan menggunakan metode OLS, sehingga diperoleh penduga *two stages* yaitu

$$\hat{\beta}_{TS} = (X^{*'} X^*)^{-1} X^{*'} Y^* \quad (2.37)$$

karena $X^{*'} X^* = X' \rho' \rho X = X' \Omega X$ dan $X^{*'} Y^* = X' \rho' \rho Y = X' \Omega Y$ maka persamaan (2.37) dapat ditulis sebagai berikut

$$\hat{\beta}_{TS} = (X' \Omega X)^{-1} X' \Omega Y \quad (2.38)$$

di mana

$$\Omega = \rho' \rho = \begin{bmatrix} 1 & -\rho & 0 & \dots & \dots & 0 \\ -\rho & 1+\rho^2 & -\rho & \ddots & & \vdots \\ 0 & -\rho & 1+\rho^2 & \ddots & \ddots & \vdots \\ \vdots & \ddots & \ddots & \ddots & \ddots & 0 \\ \vdots & & \ddots & \ddots & 1+\rho^2 & -\rho \\ 0 & \dots & \dots & 0 & -\rho & 1 \end{bmatrix} \quad (2.39)$$

Selanjutnya dilakukan tahapan regresi *ridge* untuk mengatasi multikolinieritas yaitu dengan menambahkan syarat $\beta' \beta \leq k^2$ atau $\beta' \beta - k^2 \leq 0$ yang meminimumkan JKG pada persamaan (2.34), maka diperoleh

$$\begin{aligned} F &= (Y^* - X^* \beta)' (Y^* - X^* \beta) + c(\beta' \beta - k^2) \\ &= (Y^{*'} - X^{*'} \beta') (Y^* - X^* \beta) + c(\beta' \beta - k^2) \end{aligned} \quad (2.40)$$

$$= Y^{*'}Y^* - Y^{*'}X^*\beta - \beta'X^{*'}Y^* + \beta'X^{*'}X^*\beta_R + c(\beta'\beta - k^2)$$

karena $Y^{*'}X^*\beta_R$ merupakan skalar, maka dengan menggunakan sifat transpose $(Y^{*'}X^*\beta)' = \beta'X^{*'}Y^*$ diperoleh

$$F = Y^{*'}Y^* - 2\beta'X^{*'}Y^* + \beta'X^{*'}X^*\beta + c(\beta'\beta - k^2) \quad (2.41)$$

Nilai F minimum jika $\frac{\partial F}{\partial \beta_R} = 0$, maka

$$\frac{\partial F}{\partial \beta_R} = -2X^{*'}Y^* + 2X^{*'}X^*\hat{\beta} + 2cI\hat{\beta} = 0$$

$$-X^{*'}Y^* + X^{*'}X^*\hat{\beta} + cI\hat{\beta} = 0$$

$$X^{*'}X^*\hat{\beta} + cI\hat{\beta} = X^{*'}Y^*$$

$$(X^{*'}X^* + cI)\hat{\beta} = X^{*'}Y^*$$

$$\hat{\beta}_{TSRR} = (X^{*'}X^* + cI)^{-1}X^{*'}Y^* \quad (2.42)$$

di mana c bernilai konstan pada selang $0 < c \leq 1$. Nilai c yang digunakan adalah tetapan bias yang dipilih berdasarkan metode *Ridge Trace*.

Perlu diingat bahwa $X^{*'}X^* = X'\rho'\rho X = X'\Omega X$ dan $X^*Y^* = X'\rho'\rho Y = X'\Omega Y$ maka persamaan (2.42) dapat ditulis sebagai berikut

$$\hat{\beta}_{TSRR} = (X'\Omega X + cI)^{-1}X'\Omega Y \quad (2.43)$$

di mana Ω didefinisikan pada persamaan (2.39).

2.5 Uji Signifikansi Parameter

Uji signifikansi parameter bertujuan untuk mengetahui ada atau tidaknya hubungan antara variabel independen dan variabel dependen dalam model regresi. Uji signifikansi parameter dilakukan secara simultan (bersama-sama) dan secara parsial (individu).

2.5.1 Uji Signifikansi Parameter secara Simultan

Uji signifikansi parameter secara simultan digunakan untuk mengetahui ada tidaknya pengaruh variabel-variabel independen terhadap variabel dependen dalam model regresi secara bersama-sama (Ghozali, 2011). Uji signifikansi parameter secara simultan dilakukan menggunakan uji- F dengan hipotesis sebagai berikut

$$H_0 : \beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_k = 0$$

$$H_1 : \text{paling tidak ada satu } \beta_j \text{ di mana } \beta_j \neq 0$$

Statistik uji F diperoleh dengan menghitung

$$F = \frac{JKR/k}{JKG/n-k-1} \quad (2.44)$$

Nilai F yang dihasilkan dibandingkan dengan nilai F pada tabel. Jika $F_{hitung} > F_{tabel}$ atau p -value yang dihasilkan lebih kecil dari α yang ditentukan, maka H_0 ditolak sehingga dapat disimpulkan bahwa secara bersama-sama variabel-variabel independen berpengaruh terhadap variabel dependen.

2.5.2 Uji Signifikansi Parameter secara Parsial

Uji signifikansi parameter secara parsial digunakan untuk mengetahui ada tidaknya pengaruh masing-masing variabel independen terhadap variabel dependen dalam model (Ghozali, 2011). Uji signifikansi parameter secara parsial dilakukan menggunakan uji- t dengan hipotesis sebagai berikut

$H_0 : \beta_j = 0$ (variabel independen ke- j tidak berpengaruh terhadap variabel dependen)

$H_1 : \beta_j \neq 0$ (variabel independen ke- j berpengaruh terhadap variabel dependen)

Statistik uji- t diperoleh berdasarkan kriteria *Wald*, yaitu

$$t_j = \frac{\hat{\beta}_j}{s_{\hat{\beta}_j}} \quad (2.45)$$

di mana

$\hat{\beta}_j$: penduga parameter variabel independen ke- j

$s_{\hat{\beta}_j}$: simpangan baku variabel independen ke- j

Jika $|t_j| > t_{(\frac{\alpha}{2}, n-k-1)}$ atau p -value yang dihasilkan lebih kecil dari α yang ditentukan, maka H_0 ditolak sehingga dapat disimpulkan bahwa variabel independen ke- j berpengaruh terhadap variabel dependen.

2.6 Uji Kesesuaian Model

Uji kesesuaian model yang digunakan pada model regresi adalah dengan menghitung nilai koefisien determinasi (R^2). Nilai koefisien determinasi menggambarkan besar persentase variasi variabel independen dalam menjelaskan variabel dependen (Ghozali, 2011). Nilai koefisien determinasi dihitung berdasarkan persamaan

$$R^2 = \frac{JKR}{JKT} \quad (2.46)$$

Nilai R^2 berada pada interval (0,1). Apabila nilai R^2 relatif kecil (mendekati nol), maka kemampuan variabel-variabel independen dalam menjelaskan variabel dependen sangat terbatas. Sedangkan

apabila nilai R^2 mendekati satu, maka variabel-variabel independen memberikan hampir seluruh informasi yang dibutuhkan untuk memprediksi variabel dependen.

2.7 Tinjauan Non-Statistik

2.7.1 Minyak Nabati

Minyak nabati adalah minyak yang diekstrak dari berbagai bagian tumbuhan (Wikipedia, 2017). Minyak nabati digunakan sebagai makanan, bahan penggorengan, bahan bakar, bahan pewangi, pelumas, pengobatan, dan berbagai penggunaan industri. Beberapa jenis minyak nabati yang sering digunakan yaitu minyak zaitun, minyak kelapa sawit, minyak jagung, minyak wijen, minyak kedelai, dan minyak bunga matahari.

Ekstraksi adalah pengolahan dengan cara memisahkan zat target dan zat yang tidak berguna dimana teknik pemisahan berdasarkan perbedaan distribusi zat terlarut antara dua pelarut atau lebih yang saling bercampur. Pada umumnya, zat terlarut yang diekstrak bersifat tidak larut atau sedikit larut dalam suatu pelarut tetapi mudah larut dengan pelarut lain (Harbone, 1987).

2.7.2 Nilai Tambah

Menurut Hayami, dkk (1987) nilai tambah (*value added*) adalah penambahan nilai suatu komoditas karena mengalami proses pengolahan, pengangkutan ataupun penyimpanan dalam suatu produksi. Besarnya nilai tambah diperoleh dari selisih antara nilai produk yang dihasilkan dengan biaya bahan baku dan input lainnya, tidak termasuk tenaga kerja.

Ada dua cara untuk menghitung nilai tambah, yaitu nilai tambah untuk pengolahan dan nilai tambah untuk pemasaran (Hayami, dkk, 1987). Pada penelitian ini nilai tambah yang dimaksud adalah nilai tambah untuk pengolahan.

2.7.3 Faktor yang Mempengaruhi Nilai Tambah

Menurut Hayami, dkk (1987) faktor-faktor yang mempengaruhi nilai tambah untuk pengolahan dikategorikan menjadi dua, yaitu faktor teknis dan faktor pasar. Faktor teknis yang berpengaruh adalah kapasitas produksi, jumlah bahan baku yang digunakan dan jumlah tenaga kerja. Sedangkan faktor pasar yang berpengaruh adalah nilai produk, upah tenaga kerja, biaya bahan baku dan nilai input lainnya kecuali bahan baku dan tenaga kerja.

Pada penelitian ini faktor-faktor yang digunakan yaitu nilai produk yang dikirim, upah tenaga kerja dan biaya bahan baku. Dalam paper *The NBER Manufacturing Productivity Database*, Bartelsman dan Gray (1996) mendeskripsikan faktor-faktor tersebut sebagai berikut:

1. Nilai produk yang dikirim

Menurut Kertajaya (2002) nilai produk adalah rasio antara kualitas produk dan harga produk.

Bartelsman dan Gray (1996) mendeskripsikan bahwa nilai produk yang dikirim didasarkan pada nilai jual bersih produk, f.o.b pabrik, diskon dan tunjangan. Nilai produk yang dikirim juga termasuk tanda terima kontrak kerja dan layanan lainnya yang disediakan oleh pabrik kepada pihak lain. Nilai produk yang dikirim tidak bergantung pada perubahan inventaris.

2. Upah tenaga kerja

Menurut Mulyadi (2001) upah adalah pembayaran atas penyerahan jasa yang dilakukan oleh tenaga kerja pelaksana (buruh) umumnya dibayarkan berdasarkan hari kerja, jam kerja atau jumlah satuan produk yang dihasilkan oleh tenaga kerja. Pada proses produksi industri manufaktur, upah dibayarkan kepada pekerja yang terlibat langsung dalam proses produksi.

3. Biaya bahan baku

Menurut Rudianto (2013) biaya bahan baku adalah biaya yang dikeluarkan untuk membeli bahan baku yang akan digunakan untuk menghasilkan produk jadi.

Bartelsman dan Gray (1996) mendeskripsikan bahwa biaya bahan baku termasuk total nilai produk yang dikirim bahan baku, suku cadang dan persediaan yang dimasukkan ke dalam produksi atau digunakan untuk perbaikan dan pemeliharaan, konsumsi bahan baku. Biaya bahan baku tidak termasuk biaya servis, biaya *overhead* atau pengeluaran yang terkait dengan perluasan pabrik.

BAB III METODE PENELITIAN

3.1 Sumber Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder yang diunduh dari website www.nber.org mengenai data industri pengolahan minyak nabati mulai tahun 1958-2011, di mana database ini merupakan upaya bersama antara Biro Riset Ekonomi Nasional (*National Bureau of Economic Research* (NBER)) dan Biro Pusat Sensus Studi Ekonomi AS (*U.S. Census Bureau's Center for Economic Studies* (CES)). Data ditunjukkan pada Lampiran 1. Variabel-variabel yang digunakan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

- Y : Nilai tambah produk (juta dolar)
- X_1 : Nilai produk yang dikirim (juta dolar)
- X_2 : Upah tenaga kerja (juta dolar)
- X_3 : Biaya bahan baku (juta dolar)

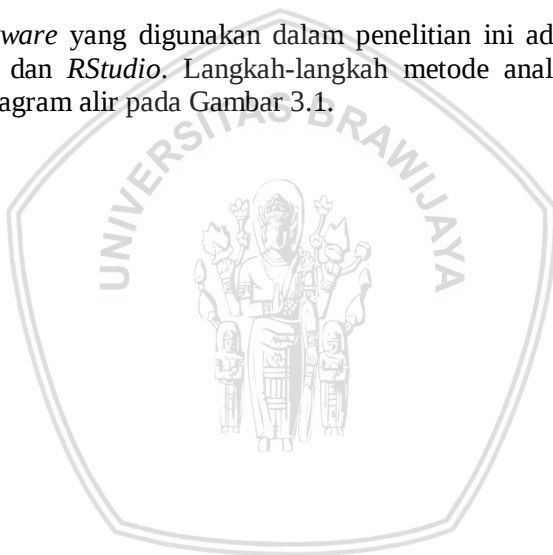
3.2 Metode Analisis

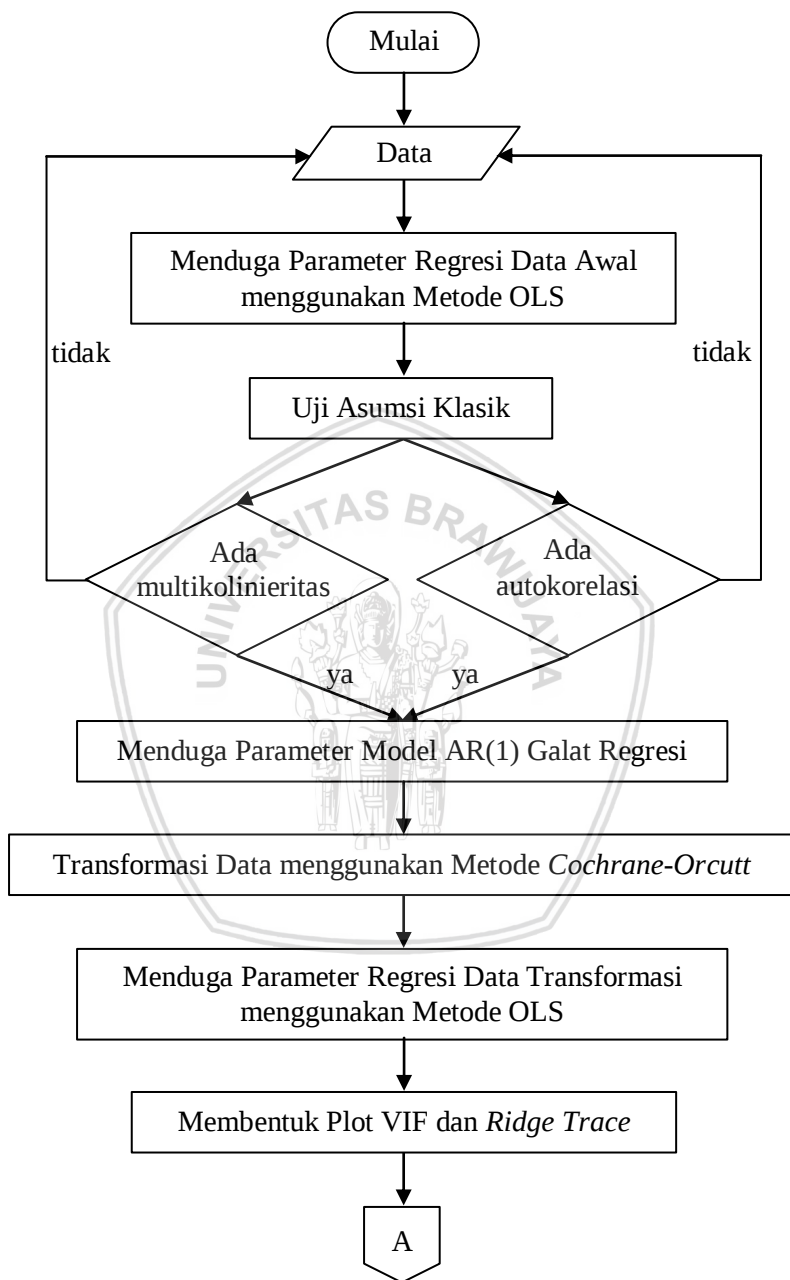
Metode analisis yang digunakan pada penelitian ini adalah metode *Two Stages Ridge Regression* (TSRR) dengan langkah-langkah sebagai berikut:

1. Melakukan pendugaan parameter pada data awal menggunakan metode OLS untuk memperoleh penduga galat dari model regresi.
2. Melakukan uji asumsi klasik pada penduga galat regresi yang mana diharapkan terjadi pelanggaran asumsi non-multikolinieritas dan non-autokorelasi pada model regresi.
3. Melakukan pendugaan parameter model AR(1) pada penduga galat regresi untuk memperoleh penduga korelasi ($\hat{\rho}$).
4. Melakukan transformasi data menggunakan metode *Cochrane-Orcutt* dan *Prais-Winsten* berdasarkan persamaan (2.30) dan (2.31).
5. Melakukan pendugaan parameter pada data transformasi menggunakan metode OLS.
6. Membentuk plot VIF dan *Ridge Trace* dengan berbagai tetapan bias c , di mana c bernilai antara 0 sampai 1.
7. Memilih tetapan bias c berdasarkan plot VIF dan *Ridge Trace*.

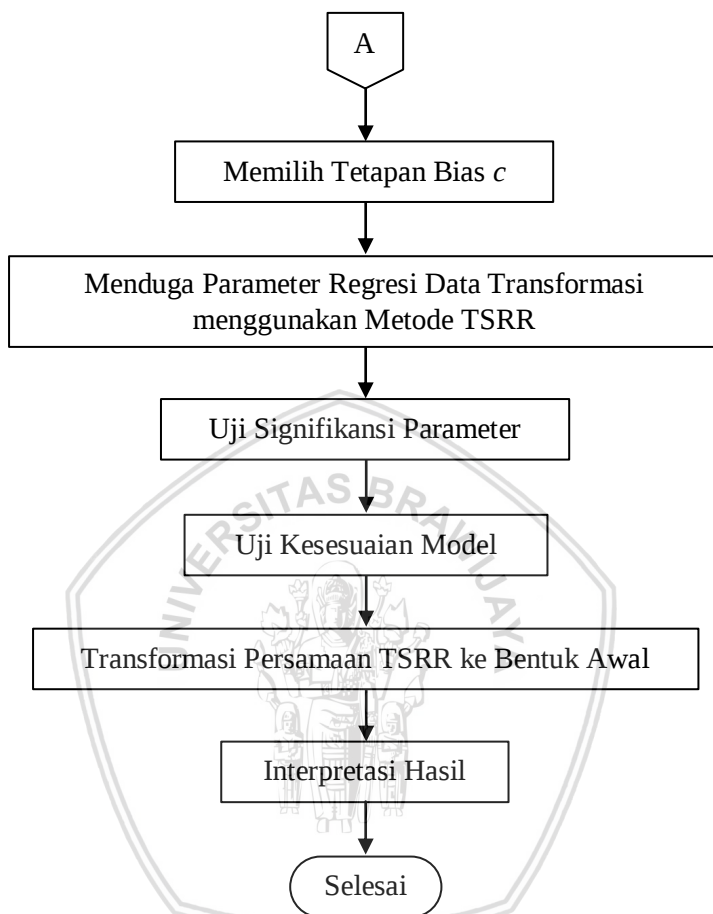
8. Melakukan pendugaan parameter pada data transformasi menggunakan metode TSRR dengan tetapan bias c yang terpilih.
9. Melakukan uji signifikansi parameter secara simultan dengan uji- F berdasarkan persamaan (2.44) dan secara parsial dengan uji- t berdasarkan persamaan (2.45).
10. Melakukan uji kesesuaian model dengan nilai koefisien determinasi (R^2) berdasarkan persamaan (2.46).
11. Melakukan transformasi persamaan TSRR yang diperoleh ke bentuk awal berdasarkan persamaan (2.30).
12. Interpretasi hasil berdasarkan persamaan TSRR yang terbentuk.

Software yang digunakan dalam penelitian ini adalah *SPSS21*, *NCSS12* dan *RStudio*. Langkah-langkah metode analisis disajikan dalam diagram alir pada Gambar 3.1.





Gambar 3.1 Diagram Alir Metode Analisis



Gambar 3.1 Diagram Alir Metode Analisis

BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Hasil Pendugaan Parameter menggunakan Metode *Ordinary Least Square* (OLS)

Pendugaan parameter pada model regresi bertujuan untuk memperoleh nilai koefisien regresi yang dapat menggambarkan besarnya pengaruh variabel independen terhadap variabel dependen. Hasil pendugaan parameter β menggunakan metode OLS untuk persamaan nilai tambah produk (Y) berdasarkan *output SPSS21* pada Lampiran 2 ditunjukkan pada Tabel 4.1.

Tabel 4.1 Penduga OLS Parameter β untuk Persamaan Nilai Tambah Produk (Y)

Variabel Independen	$\hat{\beta}_{OLS}$
Konstanta	0.361
Nilai produk yang dikirim (X_1)	0.889
Upah tenaga kerja (X_2)	0.398
Biaya bahan baku (X_3)	-0.892

Berdasarkan nilai penduga OLS parameter β pada Tabel 4.1, maka persamaan regresi linier berganda yang terbentuk untuk nilai tambah produk (Y) adalah

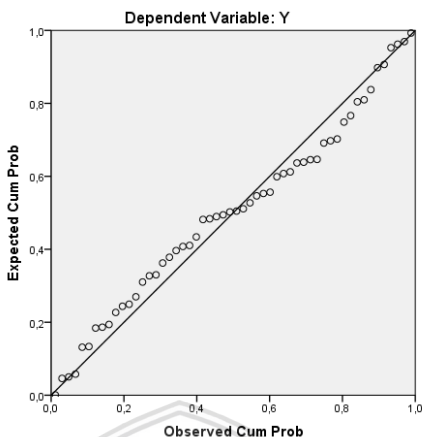
$$Y = 0.361 + 0.889 X_1 + 0.398 X_2 - 0.892 X_3$$

4.2 Hasil Pengujian Asumsi Klasik

4.2.1 Normalitas

Model regresi dikatakan memenuhi asumsi normalitas apabila sisaan dalam model tersebut berdistribusi normal. Pemeriksaan asumsi normalitas dilakukan menggunakan *normal probability plot* (*normal P-P plot*) dan secara statistik menggunakan uji *Kolmogorov-Smirnov*.

Hasil pengujian asumsi normalitas menggunakan *normal P-P plot* berdasarkan *output SPSS21* pada Lampiran 2 ditunjukkan pada Gambar 4.1.



Gambar 4.1 Normal P-P Plot Sisaan Regresi

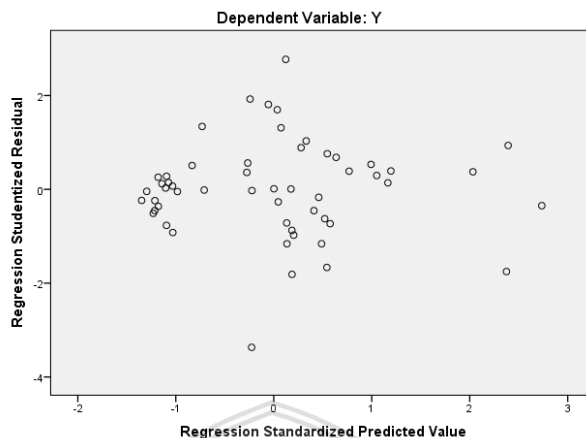
Berdasarkan Gambar 4.1, titik-titik sisaan dari model regresi relatif berhimpitan dengan sumbu diagonal, maka dapat dikatakan bahwa galat pada persamaan nilai tambah produk (Y) berdistribusi normal.

Hasil pengujian asumsi normalitas menggunakan uji *Kolmogorov-Smirnov* berdasarkan *output SPSS21* pada Lampiran 2 diketahui bahwa *p-value* yang dihasilkan sebesar 0.772. Karena *p-value* lebih besar dari nilai $\alpha = 0.05$, maka dapat disimpulkan bahwa galat persamaan nilai tambah produk (Y) berdistribusi normal.

4.2.2 Homoskedastisitas

Homoskedastisitas adalah keadaan di mana sisaan dari model regresi memiliki ragam yang homogen atau konstan. Metode untuk mengidentifikasi kehomogenan ragam sisaan adalah dengan melakukan pemeriksaan *output scatter plot*. Secara statistika uji kehomogenan ragam dilakukan menggunakan uji *Park*.

Hasil pengujian asumsi homoskedastisitas dengan *scatter plot* berdasarkan *output SPSS21* pada Lampiran 2 ditunjukkan pada Gambar 4.2.



Gambar 4.2 *Scatter Plot Sisaan Regresi*

Berdasarkan Gambar 4.2, titik-titik sisaan dari model regresi tidak membentuk pola tertentu. Hal tersebut menunjukkan bahwa tidak ada hubungan linier antara ragam sisaan dengan variabel independen, sehingga dapat dikatakan bahwa persamaan nilai tambah produk (Y) memiliki sisaan yang homogen.

Hasil pengujian asumsi homoskedastisitas menggunakan uji *Park* berdasarkan *output SPSS21* pada Lampiran 2 ditunjukkan pada Tabel 4.2.

Tabel 4.2 *P-value* dari Uji *Park*

Variabel Independen	<i>P-value</i>
Nilai produk yang dikirim (X_1)	0.931
Upah tenaga kerja (X_2)	0.601
Biaya bahan baku (X_3)	0.681

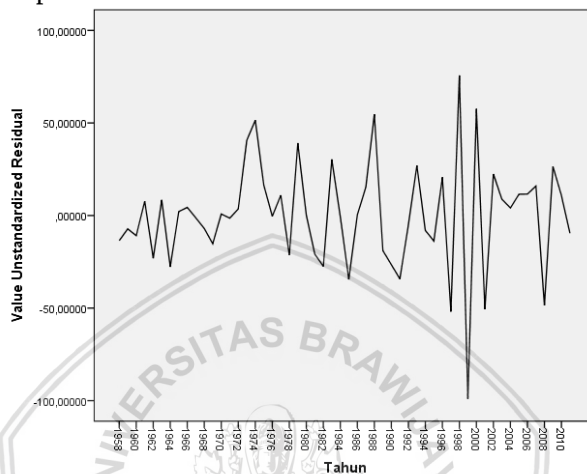
Berdasarkan Tabel 4.2, *p-value* (nilai Sig.) yang dihasilkan dari uji *Park* lebih besar dari nilai $\alpha = 0.05$, maka dapat disimpulkan bahwa persamaan nilai tambah produk (Y) memiliki sisaan yang homogen.

4.2.3 Non-Autokorelasi

Autokorelasi adalah kondisi di mana sisaan pada suatu waktu amatan berhubungan dengan sisaan pada waktu amatan sebelumnya. Metode yang digunakan untuk mengidentifikasi adanya autokorelasi adalah dengan memplotkan sisaan terhadap waktu. Secara statistika

metode yang digunakan untuk mengidentifikasi adanya autokorelasi adalah uji *Durbin-Watson*.

Hasil pengujian asumsi non-autokorelasi dengan plot sisaan terhadap waktu berdasarkan *output SPSS21* pada Lampiran 2 ditunjukkan pada Gambar 4.3.



Gambar 4.3 Plot Sisaan terhadap Waktu

Berdasarkan Gambar 4.3, terlihat bahwa titik-titik sisaan pada model regresi membentuk pola naik turun. Hal tersebut menunjukkan bahwa terdapat autokorelasi negatif pada persamaan nilai tambah produk (Y).

Hasil pengujian asumsi non-autokorelasi menggunakan uji *Durbin-Watson* berdasarkan *output SPSS21* pada Lampiran 2 diketahui bahwa nilai *Durbin-Watson* yang dihasilkan sebesar 2.895. Berdasarkan tabel statistik *Durbin-Watson*, dengan taraf nyata $\alpha = 0.05$ diperoleh nilai $d_L = 1.4464$ dan $d_U = 1.6800$.

Karena nilai *Durbin-Watson* (d) yang dihasilkan lebih besar dari nilai $4 - d_L = 2.5536$ pada, maka dapat disimpulkan bahwa terdapat autokorelasi negatif pada persamaan nilai tambah produk (Y) sehingga asumsi non-autokorelasi tidak terpenuhi.

4.2.4 Non-Multikolinieritas

Multikolinieritas merupakan adanya hubungan linier antar sebagian atau seluruh variabel independen pada suatu model regresi. Metode untuk mengidentifikasi adanya multikolinieritas adalah

menggunakan nilai VIF (*Variance Inflation Factor*). Selain itu adanya korelasi antar variabel independen juga dapat diidentifikasi dengan membentuk matrik korelasi yang beranggotakan koefisien korelasi antar variabel independen.

Hasil pengujian asumsi non-multikolinieritas menggunakan nilai VIF berdasarkan *output SPSS21* pada Lampiran 2 ditunjukkan pada Tabel 4.3.

Tabel 4.3 Nilai VIF Data Asli

Variabel Independen	VIF
Nilai produk yang dikirim (X_1)	24.784
Upah tenaga kerja (X_2)	1.523
Biaya bahan baku (X_3)	26.885

Berdasarkan Tabel 4.3, nilai VIF yang dihasilkan untuk nilai produk yang dikirim (X_1) dan biaya bahan baku (X_3) lebih besar dari 10, maka dapat disimpulkan bahwa terdapat multikolinieritas pada persamaan nilai tambah produk (Y) sehingga asumsi non-multikolinieritas tidak terpenuhi.

Koefisien korelasi antar variabel independen berdasarkan *output SPSS21* pada Lampiran 2 ditunjukkan pada Tabel 4.4.

Tabel 4.4 Koefisien Korelasi antar Variabel Independen

	X_1	X_2	X_3
X_1	1.000	0.266	-0.973
X_2	0.266	1.000	-0.379
X_3	-0.973	-0.379	1.000

Berdasarkan Tabel 4.4, nilai mutlak koefisien korelasi antara nilai produk yang dikirim (X_1) dan biaya bahan baku (X_3) lebih besar dari 0.8. Karena koefisien korelasi yang dihasilkan bernilai negatif, maka dapat dikatakan bahwa terdapat korelasi negatif antara nilai produk yang dikirim (X_1) dan biaya bahan baku (X_3) sebesar 97.3%.

4.3 Hasil Pendugaan Parameter menggunakan Metode *Two Stages Ridge Regression* (TSRR)

Two Stages Ridge Regression (TSRR) merupakan metode pendugaan parameter yang digunakan apabila terdapat multikolinieritas dan autokorelasi pada model regresi. Berdasarkan

uji asumsi klasik pada bagian 4.1 diketahui bahwa terdapat multikolinieritas dan autokorelasi pada data nilai tambah produk (Y).

Langkah pertama yaitu melakukan penanganan autokorelasi dengan transformasi *Cochrane-Orcutt*. Metode ini dilakukan dengan meregresikan sisaan dengan orde pertama (AR(1)) sisaan tersebut, di mana sisaan diperoleh dari pendugaan parameter persamaan nilai tambah produk (Y) dengan metode OLS pada bagian 4.1. Model regresi ini biasa disebut dengan model AR(1) yang didefinisikan sebagai berikut

$$\hat{\varepsilon}_t = \rho \hat{\varepsilon}_{t-1}$$

Pendugaan parameter terhadap model AR(1) dilakukan untuk memperoleh penduga koefisien korelasi ($\hat{\rho}$). Berdasarkan *output RStudio* pada Lampiran 3 diperoleh nilai $\hat{\rho}$ sebesar -0.4535.

Kemudian dilakukan transformasi *Cochrane-Orcutt* berdasarkan persamaan (2.30), yaitu

$$Y_t^* = Y_t - \hat{\rho}Y_{t-1}$$

$$X_t^* = X_t - \hat{\rho}X_{t-1}$$

$$\beta_0^* = \beta_0(1 - \hat{\rho})$$

Untuk menghindari hilangnya amatan pertama, maka amatan pertama dikalikan dengan $\sqrt{1 - \rho^2}$ sehingga

$$Y_1^* = Y_1\sqrt{1 - \rho^2}$$

$$X_1^* = X_1\sqrt{1 - \rho^2}$$

Hasil transformasi data nilai tambah produk (Y^*) ditunjukkan pada Lampiran 5. Kemudian dilakukan pendugaan parameter pada data transformasi menggunakan metode OLS (disebut dengan OLS tahap kedua atau *Two Stages*). Hasil pendugaan parameter data transformasi berdasarkan *output SPSS21* pada Lampiran 6 ditunjukkan pada Tabel 4.5.

Tabel 4.5 Penduga *Two Stages* Parameter β untuk Persamaan Transformasi Nilai Tambah Produk (Y^*)

Variabel Independen	$\hat{\beta}_{TS}$
Konstanta	1.217
Nilai produk yang dikirim (X_1)	0.899
Upah tenaga kerja (X_2)	0.322
Biaya bahan baku (X_3)	-0.891

Berdasarkan nilai penduga *Two Stages* parameter β pada Tabel 4.5, maka persamaan *Two Stages* yang terbentuk untuk transformasi nilai tambah produk (Y^*) adalah

$$Y^* = 1.217 + 0.899 X_1^* + 0.322 X_2^* - 0.891 X_3^*$$

Dengan melakukan uji asumsi non-autokorelasi dan non-multikolinieritas pada persamaan *Two Stages*, diperoleh nilai *Durbin-Watson* sebesar 1.897. Karena nilai *Durbin-Watson* (d) yang dihasilkan berada di antara $d_U = 1.6800$ dan $4 - d_U = 2.3200$, maka dapat disimpulkan bahwa pada tidak terdapat autokorelasi persamaan transformasi nilai tambah produk (Y^*), sehingga dapat dikatakan bahwa autokorelasi telah diatasi. Sedangkan nilai VIF yang dihasilkan berdasarkan *output SPSS21* pada Lampiran 6 ditunjukkan pada Tabel 4.6.

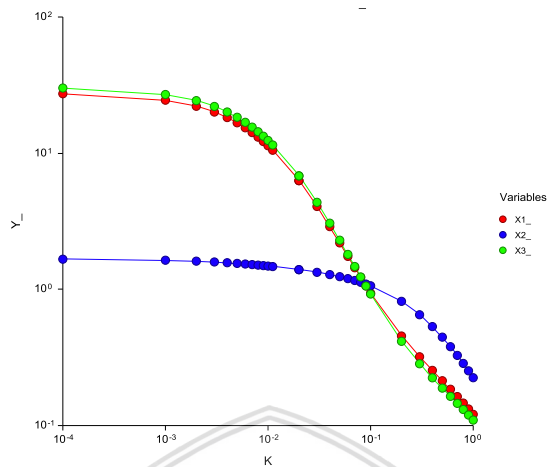
Tabel 4.6 Nilai VIF Data Transformasi

Variabel Independen	VIF
Nilai produk yang dikirim (X_1)	27.330
Upah tenaga kerja (X_2)	1.666
Biaya bahan baku (X_3)	30.103

Karena nilai VIF yang dihasilkan untuk variabel nilai produk yang dikirim (X_1) dan biaya bahan baku (X_2) lebih dari 10, maka dapat disimpulkan bahwa masih terdapat multikolinieritas pada persamaan transformasi nilai tambah produk (Y^*), sehingga penambahkan tetapan bias c pada diagonal utama matrix $\mathbf{X}^* \mathbf{X}^*$ diperlukan untuk mengatasi adanya multikolinieritas.

Pemilihan tetapan bias c dilakukan dengan melihat pendekatan nilai VIF $\hat{\beta}(c)$ dan dengan melihat kecenderungan pola *Ridge Trace*, di mana tetapan bias c yang dipilih adalah yang menghasilkan bias relatif kecil dan menghasilkan koefisien yang relatif stabil.

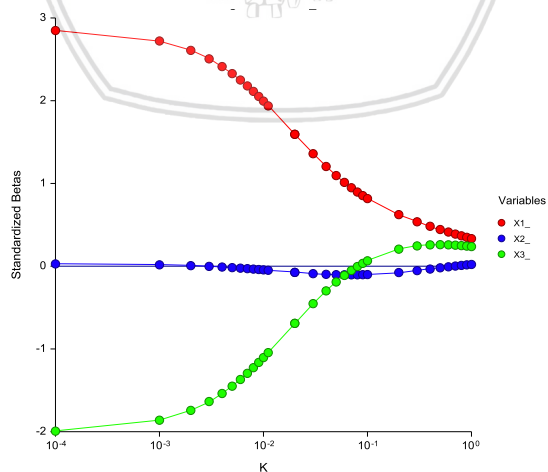
Nilai VIF $\hat{\beta}(c)$ dengan berbagai kemungkinan nilai c berdasarkan *output NCSS12* ditunjukkan pada Lampiran 7 dan dalam bentuk grafik ditunjukkan pada Gambar 4.4.



Gambar 4.4 VIF $\hat{\beta}(c)$ Plot

Berdasarkan nilai VIF $\hat{\beta}(c)$ pada Lampiran 7 dapat diketahui bahwa semakin besar nilai c , maka semakin kecil nilai VIF koefisien $\hat{\beta}(c)$. Nilai VIF tampak mulai mengalami penurunan pada $c = 0.02$ yaitu dengan nilai VIF $\hat{\beta}_1 = 6.2865$ dan nilai VIF $\hat{\beta}_3 = 6.8150$.

Sedangkan nilai koefisien $\hat{\beta}(c)$ dengan berbagai kemungkinan nilai c berdasarkan *output* NCSS12 ditunjukkan pada Lampiran 8 dan dalam bentuk grafik (*Ridge Trace*) ditunjukkan pada Gambar 4.5.



Gambar 4.5 Ridge Trace

Berdasarkan nilai $\hat{\beta}(c)$ pada Lampiran 8 dan Gambar 4.5, dapat diketahui bahwa koefisien $\hat{\beta}(c)$ tampak mulai stabil pada $c = 0.02$, maka nilai c yang dipilih yaitu sebesar 0.02.

Dengan menambahkan nilai $c = 0.02$ pada diagonal utama matrix $\mathbf{X}^*\mathbf{X}^*$ seperti pada persamaan (2.42), maka diperoleh penduga TSRR parameter β untuk persamaan transformasi nilai tambah produk (Y^*) berdasarkan *output NCSS12* pada Lampiran 6 seperti yang ditunjukkan pada Tabel 4.7.

Tabel 4.7 Penduga TSRR Parameter β untuk Persamaan Transformasi Nilai Tambah Produk (Y^*)

Variabel Independen	$\hat{\beta}_{\text{TSRR}}$
Konstanta	-22.954
Nilai produk yang dikirim (X_1)	0.503
Upah tenaga kerja (X_2)	-0.952
Biaya bahan baku (X_3)	-0.308

Berdasarkan nilai penduga TSRR parameter β pada Tabel 4.7, maka persamaan TSRR yang terbentuk untuk transformasi nilai tambah produk (Y^*) adalah

$$Y^* = -22.954 + 0.503 X_1^* - 0.952 X_2^* - 0.308 X_3^*$$

4.4 Hasil Pengujian Signifikansi Parameter

4.4.1 Uji Signifikansi Parameter secara Simultan

Uji signifikansi parameter secara simultan digunakan untuk mengetahui ada tidaknya pengaruh variabel-variabel independen terhadap variabel dependen dalam model regresi secara bersama-sama. Uji signifikansi parameter secara simultan dilakukan menggunakan uji- F dengan hipotesis sebagai berikut

$$H_0 : \beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_k = 0$$

$$H_1 : \text{paling tidak ada satu } \beta_j \text{ di mana } \beta_j \neq 0$$

Hasil pengujian signifikansi parameter secara simultan pada persamaan nilai tambah produk (Y) berdasarkan *output NCSS12* pada Lampiran 9 diketahui bahwa p -value (*Prob Level*) yang dihasilkan sebesar 0.0000. Karena p -value yang dihasilkan lebih kecil dari $\alpha = 0.05$, maka H_0 ditolak sehingga dapat disimpulkan bahwa secara bersama-sama paling tidak ada satu variabel independen yang berpengaruh nyata terhadap nilai tambah produk (Y).

4.4.2 Uji Signifikansi Parameter secara Parsial

Uji signifikansi parameter secara parsial digunakan untuk mengetahui ada tidaknya pengaruh masing-masing variabel independen terhadap variabel dependen dalam model. Uji signifikansi parameter secara parsial dilakukan menggunakan uji- t dengan hipotesis sebagai berikut

$$H_0 : \beta_j = 0$$

$$H_1 : \beta_j \neq 0$$

Hasil pengujian signifikansi parameter secara parsial pada persamaan nilai tambah produk (Y) berdasarkan *output NCSS12* ditunjukkan pada Tabel 4.8. Berdasarkan tabel statistik t , dengan taraf nyata $\alpha = 0.05$ diperoleh nilai $t_{(0.025,50)} = 2.00856$.

Tabel 4.8 Hasil Uji- t Penduga TSRR Parameter β

Variabel Independen	$\hat{\beta}_{TSRR}$	$S_{\hat{\beta}_{TSRR}}$	$ t_{TSRR} $	Keputusan
Nilai produk yang dikirim (X_1)	0.503	0.0416	12.091	Tolak H_0
Upah tenaga kerja (X_2)	-0.952	0.7893	1.206	Terima H_0
Biaya bahan baku (X_3)	-0.308	0.0163	5.024	Tolak H_0

Berdasarkan Tabel 4.8, dapat disimpulkan bahwa secara parsial nilai produk yang dikirim (X_1) dan biaya bahan baku (X_3) berpengaruh nyata terhadap nilai tambah produk (Y).

4.5 Hasil Pengujian Kesesuaian Model

Uji kesesuaian model yang digunakan pada model regresi adalah dengan menghitung nilai koefisien determinasi (R^2). Nilai R^2 menggambarkan seberapa besar kontribusi variabel-variabel independen dalam menjelaskan variabel dependen.

Hasil pengujian kesesuaian model pada persamaan nilai tambah produk (Y) berdasarkan *output NCSS12* pada Lampiran 9 diketahui bahwa nilai *R-Squared* yang dihasilkan sebesar 0.8618, sehingga dapat disimpulkan bahwa nilai produk yang dikirim (X_1), upah tenaga kerja (X_2) dan biaya bahan baku (X_3) memberikan informasi yang dibutuhkan untuk memprediksi nilai tambah produk (Y) sebesar 86.18%. Sedangkan 13.82% sisanya nilai tambah produk (Y) dipengaruhi oleh variabel lain di luar model.

4.6 Hasil Transformasi Persamaan ke Bentuk Asli

Persamaan TSRR yang terbentuk pada bagian 4.3 adalah hasil pendugaan parameter dari data transformasi *Cochrane-Orcutt*, sehingga persamaan tersebut perlu ditransformasi kembali ke bentuk asli berdasarkan persamaan (2.30), yaitu

$$Y_t^* = Y_t - \hat{\rho}Y_{t-1}$$

$$X_t^* = X_t - \hat{\rho}X_{t-1}$$

$$\beta_0^* = \beta_0(1 - \hat{\rho})$$

Persamaan TSRR yang terbentuk untuk nilai tambah produk (Y) adalah

$$Y_t = -15.787 - 0.454 Y_{t-1} + 0.503 X_{1t} - 0.228 X_{1t-1} - 0.952 X_{2t} + 0.432 X_{2t-1} - 308 X_{3t} + 0.140 X_{3t-1}$$

Berdasarkan model yang terbentuk dapat diinterpretasikan sebagai berikut:

- Nilai tambah produk pada waktu tertentu (Y_t) dipengaruhi oleh nilai tambah produk pada waktu sebelumnya (Y_{t-1}), nilai produk yang dikirim pada waktu tersebut (X_{1t}) dan nilai produk yang dikirim pada waktu sebelumnya (X_{1t-1}), upah tenaga kerja pada waktu tersebut (X_{2t}) dan upah tenaga kerja pada waktu sebelumnya (X_{2t-1}), serta biaya bahan baku pada waktu tersebut (X_{3t}) dan biaya bahan baku pada waktu sebelumnya (X_{3t-1}).
- Nilai tambah produk pada waktu tertentu (Y_t) akan mengalami penurunan sebesar 0.454 juta dolar pada setiap kenaikan satu juta dolar nilai tambah produk pada waktu sebelumnya (Y_{t-1}) dengan asumsi variabel independen lainnya konstan.
- Nilai tambah produk pada waktu tertentu (Y_t) akan mengalami kenaikan sebesar 0.503 juta dolar pada setiap kenaikan satu juta dolar nilai produk yang dikirim pada waktu tersebut (X_{1t}) dengan asumsi variabel independen lainnya konstan.
- Nilai tambah produk pada waktu tertentu (Y_t) akan mengalami penurunan sebesar 0.228 juta dolar pada setiap kenaikan satu juta dolar nilai produk yang dikirim pada waktu sebelumnya (X_{1t-1}) dengan asumsi variabel independen lainnya konstan.
- Nilai tambah produk pada waktu tertentu (Y_t) akan mengalami penurunan sebesar 0.952 juta dolar pada setiap kenaikan satu juta dolar upah tenaga kerja pada waktu tersebut (X_{2t}) dengan asumsi variabel independen lainnya konstan.

- Nilai tambah produk pada waktu tertentu (Y_t) akan mengalami kenaikan sebesar 0.432 juta dolar pada setiap kenaikan satu juta dolar upah tenaga kerja pada waktu sebelumnya (X_{2t-1}) dengan asumsi variabel independen lainnya konstan.
- Nilai tambah produk pada waktu tertentu (Y_t) akan mengalami penurunan sebesar 0.308 juta dolar pada setiap kenaikan satu juta dolar biaya bahan baku pada waktu tersebut (X_{3t}) dengan asumsi variabel independen lainnya konstan.

Nilai tambah produk pada waktu tertentu (Y_t) akan mengalami kenaikan sebesar 0.14 juta dolar pada setiap kenaikan satu juta dolar biaya bahan baku pada waktu sebelumnya (X_{2t-1}) dengan asumsi variabel independen lainnya konstan.



BAB V

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian dapat disimpulkan bahwa metode *Two Stages Ridge Regression* (TSRR) dapat digunakan untuk mengatasi terjadinya multikolinieritas dan autokorelasi pada regresi linier berganda dengan model yang terbentuk yaitu:

$$Y_t = -15.787 - 0.454 Y_{t-1} + 0.503 X_{1t} - 0.228 X_{1t-1} - 0.952 X_{2t} + 0.432 X_{2t-1} - 308 X_{3t} + 0.140 X_{3t-1}$$

Berdasarkan nilai koefisien determinasi yang diperoleh yaitu sebesar 86.28%, maka nilai produk yang dikirim (X_1), upah tenaga kerja (X_2) dan biaya bahan baku (X_3) mampu memberikan hampir seluruh informasi yang dibutuhkan untuk memprediksi nilai tambah produk (Y). Sehingga dapat disimpulkan bahwa model persamaan regresi linier berganda yang terbentuk mampu menjelaskan gambaran data yang sebenarnya.

5.2 Saran

Pada suatu penelitian tidak jarang ditemui adanya pelanggaran terhadap lebih dari satu asumsi klasik. Pada penelitian selanjutnya diharapkan dapat menemukan metode untuk mengatasi terjadinya pelanggaran terhadap lebih dari satu asumsi klasik secara bersama-sama, sebagai contoh pelanggaran asumsi normalitas dan multikolinieritas secara bersama-sama dapat diatasi dengan metode *Ridge-Robust Regression*.

DAFTAR PUSTAKA

- Bartelsman, E. J. dan Gray, W. 1996. *The NBER Manufacturing Productivity Database*. Cambridge: National Bureau of Economic Research.
- El-Dereni, M. dan Rashwan, N. I. 2011. *Solving Multicollinearity Problem Using Ridge Regression Models*. Int. J. Contemp. Math. Sciences, Vol. 6, No. 12. Hlm. 585-600.
- Eledum, H. dan Zahri, M. 2013. *Relaxation Method for Two Stages Ridge Regression Estimator*. International Journal of Pure and Applied Mathematics, Vol. 85 No. 4. Hlm. 653-667.
- Ghozali, I. 2011. *Aplikasi Analisis Multivariat dengan Program SPSS*. Semarang: Badan Penerbit Universitas Diponegoro.
- Gujarati, D. N. 2012. *Basic Econometrics Fourth Edition*. New York: Mc Graw-Hill Company Inc.
- Harbone, J. B. 1987. *Metode Fitokimia Penuntun Cara Modern Menganalisis Tumbuhan*. Bandung: ITB.
- Hayami, Y., Kawagoe, T., Marooka, Y. dan Siregar, M. 1987. *Agricultural Marketing and Processing in Upland Java A Perspective From A Sunda Village*. Bogor: CPGRT Centre.
- Hoerl, A. E. dan Kennard, R. W. 1970. *Ridge Regression: Biased Estimation for Nonorthogonal Problems*. Technometrics, Vol. 12. Hlm. 55-67.
- Kertajaya, H. 2002. *Marketing Plus 2000*. Jakarta: PT. Gramedia Pustaka Utama.
- Lains, A. 2003. *Ekonometrika Teori dan Aplikasi Jilid I*. Jakarta: Pustaka LP3ES Indonesia.
- Mulyadi. 2001. *Sistem Akuntansi Edisi Tiga*. Jakarta: Salemba Empat.

Rudianto. 2013. *Akuntansi Manajemen Informasi untuk Pengambilan Keputusan Strategis*. Jakarta: Erlangga.

Sembiring, R. K. 1995. *Analisis Regresi*. Bandung: ITB.

Suryanto. 1998. *Metode Statistik Multivariat*. Jakarta: P2LPTK.

Wikipedia. 2017. *Minyak Nabati*. Diambil dari https://id.wikipedia.org/wiki/Minyak_nabati. (07 Juli 2018)

