PERBANDINGAN METODE *LEAST TRIMMED SQUARE* (LTS) DAN PENDUGA-S SEBAGAI METODE PENDUGAAN PARAMETER REGRESI ROBUST

SKRIPSI

oleh :
ANDHIKA TEGAR PERMANA
0710953027-95

PROGRAM STUDI STATISTIKA
JURUSAN MATEMATIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS BRAWIJAYA
MALANG
2014

PERBANDINGAN METODE *LEAST TRIMMED SQUARE* (LTS) DAN PENDUGA-S SEBAGAI METODE PENDUGAAN PARAMETER REGRESI ROBUST

SKRIPSI

Sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar
Sarjana Sains dalam bidang Statistika

oleh :
ANDHIKA TEGAR PERMANA
0710953027-95

PROGRAM STUDI STATISTIKA
JURUSAN MATEMATIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS BRAWIJAYA
MALANG
2014

LEMBAR PENGESAHAN SKRIPSI

PERBANDINGAN METODE *LEAST TRIMMED SQUARE* (LTS) DAN PENDUGA-S SEBAGAI METODE PENDUGAAN PARAMETER REGRESI ROBUST

oleh :

ANDHIKA TEGAR PERMANA

0710953027-95

Setelah dipertahankan di depan Majelis Penguji pada tanggal 6Februari 2014 dan dinyatakan syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Sains dalam bidang Statistika

Dosen Pembimbing I

Eni Sumarminingsih, S.Si., MM
NIP. 197705152002122009

Dosen Pembimbing II

Dr. Rahma Fitriani, S.Si., M.Sc
NIP. 197603281999032001

Mengetahui,
Ketua Jurusan Matematika
Fakultas MIPA
Universitas Brawijaya

Dr. Abdul Rouf Alghofari, M.Sc
NIP. 196709071992031001

LEMBAR PERNYATAAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini :

Nama	**: ANDHIKA TEGAR PERMANA**
NIM	**: 0710953027**
Program Studi	**: STATISTIKA**
Penulis Skripsi Berjudul	**:**

PERBANDINGAN METODE *LEAST TRIMMED SQUARE* (LTS) DAN PENDUGA-S SEBAGAI METODE PENDUGAAN PARAMETER REGRESI ROBUST

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 Skripsi yang saya tulis terbukti hasil jiplakan, maka saya akan bersedia menanggung resiko yang akan saya terima.**

Demikian pernyataan ini dibuat dengan segala kesadaran.

Malang, 28 April 2014

Yang meyatakan,

ANDHIKA TEGAR PERMANA
NIM. 0710953027-95

PERBANDINGAN METODE LEAST TRIMMED SQUARE (LTS) DAN PENDUGA-S SEBAGAI METODE PENDUGAAN PARAMETER REGRESI ROBUST

ABSTRAK

Metode Kuadrat Terkecil (MKT) merupakan salah satu metode pendugaan parameter dalam analisis regresi linier. Penggunaan metode ini harus memenuhi asumsi-asumsi analisis regresi linier yang ada. Beberapa asumsi itu antara lain bahwa galat harus menyebar normal, ragam galat homogen dan tidak terjadi autokorelasi. Tapi pada saat asumsi tidak terpenuhi, misalnya disebabkan adanya *outlier*, maka MKT tidak dapat digunakan. Diperlukan metode lain jika asumsi tidak terpenuhi yaitu metode Regresi *Robust.* Hasil analisis dari regresi *robust* ini dapat dipercaya meskipun data telah terkontaminasi oleh pencilan. Metode pendugaaan parameter regresi dalam metode Regresi Robust antara lain metode *Least Trimmed Square* (LTS) dan penduga S. Penelitian ini bertujuan untuk membandingkan *Least Trimmed Square* (LTS) dan penduga S didasarkan pada kriteria MSE bagi masing-masing model. Keberadaan pencilan berpengaruh mempengaruhi perubahan koefisien regresi yang dihasilkan baik pada intersep maupun koefisien regresi yang lain. Keberadaan pencilan berpengaruh ini juga berdampak pada perubahan nilai *Mean Square Error* (MSE). Berdasarkan hasil penelitian dapat disimpulkan bahwa penduga S merupakan penduga yang lebih baik digunakan untuk data yang mengandung pencilan berpengaruh karena memiliki nilai *Mean Square Error* (MSE) terkecil daripada metode LTS.

Kata kunci: Pencilan Berpengaruh, Regresi *Robust*, *Least Trimmed Square* (LTS), Penduga S.

THE COMPARISON OF LEAST TRIMMED SQUARE METHOD AND S ESTIMATORS AS A PARAMETER ESTIMATION METHOD ROBUST REGRESSION

ABSTRACT

Least square method is one method of estimating the parameters in a linear regression analysis.The use of this method should satisfy the assumptions of linear regression analysis of existing.Some of the assumptions include that the error should be spread to normal, variety of homogeneous error and there is no autocorrelation.But when the assumptions are not met, for example due to outliers, the MKT can not be used.It can be called Robust regression method.The results of the Robust regression analysis is reliable even if the data has been containiminated by outliers.Regression parameter estimation method in robust regression method among others LTS method and S estimators.This research aimed to compare the LTS and S estimators based on the MSE criterion for each model.The existence of outliers influence to change the resulting regression coefficients both in the intercept and the regression coefficients of other.The existence of this influential outliers also resulted in changes in the value of MSE.Based on the results of this research concluded that the S estimators is a better predictor used for data containing outliers influential because it has the smallest MSE value than LTS method.

Key Word: Influential Outliers, Robust Regression, Least Trimmed Square (LTS), S Estimators.

KATA PENGANTAR

Puji syukur penulis panjatkan ke hadirat Allah SWT atas limpahan rahmat dan hidayah-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi yang berjudul "Perbandingan Metode Least Trimmed Square (LTS) dan Penduga-S Sebagai Metode Pendugaan Parameter Regresi Robust" sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Sains dalam bidang Statistika. Oleh karena itu penulis ingin mengucapkan terima kasih kepada:

1. Ibu Eni Sumarminingsih, SSi, MM dan Ibu Dr. Rahma Fitriani, S.Si., M.Sc selaku Dosen Pembimbing I dan Dosen Pembimbing II yang telah memberikan pengarahan dan masukan dengan sabar kepada penulis selama penyusunan skripsi ini.
2. Ibu Ir. Heni Kusdarwati, MS selaku Dosen Penguji yang telah memberikan arahan serta nasehat kepada penulis selama penyusunan skripsi.
3. Bapak Dr. Abdul Rouf Alghofari, M.Sc, selaku Ketua Jurusan Matematika FMIPA Universitas Brawijaya.
4. Bapak dan Ibu Dosen Statistika atas didikan selama kuliah hingga penulis bisa menyelesaikan kuliah.
5. Ayah, Ibu, adik dan keluarga besar yang senantiasa mendoakan dan membantu penulis mencapai yang terbaik.
6. Teman-teman Statistika dan sahabat-sahabat yang selalu memberikan semangat dan bantuan.
7. Semua pihak yang tidak dapat penulis sebutkan satu per satu yang telah memberikan bantuan selama penulisan skripsi ini.

Penulis menyadari bahwa skripsi ini masih jauh dari kesempurnaan mengingat keterbatasan kemampuan penulis,maka dari itu dengan segala kerendahan hati penulis mengharap kritik dan saran yang bersifat membangun.Semoga skripsi ini dapat bermanfaat bagi penulis dan pembaca.

Malang, April 2014

Penulis

DAFTAR ISI

DAFTAR GAMBAR

DAFTAR TABEL

Halaman

DAFTAR LAMPIRAN

BAB I
PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Pada suatu penelitian seringkali diselidiki bagaimana perubahan pada suatu peubah mempengaruhi peubah yang lain. Peubah yang dimaksud adalah peubah prediktor *(X)* dan peubah respon *(Y)*. Untuk mengetahui hubungan linier di antara kedua peubah tersebut digunakan analisis regresi dan dapat diwujudkan dalam suatu persamaan regresi (Drapper dan Smith, 1992).

Menurut Rousseeuw dan Leroy (1987), Metode Kuadrat Terkecil (MKT) merupakan salah satu metode pendugaan parameter persamaan regresi linier. Metode ini sering digunakan karena kemudahan perhitungan. Namun metode ini peka terhadap kehadiran pencilan. Pencilan merupakan pengamatan yang letaknya jauh dari pola data dan memiliki harga mutlak sisaan yang cukup besar. Pencilan timbul karena kesalahan pencatatan atau proses pengukuran berasal dari anggota populasi lain. Pencilan tidak hanya dalam peubah respon tetapi bisa juga pada peubah prediktor. Pencilan membuat kesimpulan dari hasil analisis melalui metode ini tidak dapat dipercaya (Marrazi, 1993). Secara umum pencilan tidak selalu merupakan pengamatan berpengaruh ataupun sebaliknya. Kutner dkk (2004) menjelaskan pencilan berpengaruh merupakan pencilan sekaligus pengamatan berpengaruh. Menurut Montgomery (1992), asumsi kenormalan seringkali tidak terpenuhi karena adanya pencilan yang memberikan pengaruh besar terhadap pendugaan parameter model. Saat ada asumsi yang tidak terpenuhi, maka penggunaan Metode Kuadrat Terkecil (MKT) akan memberikan nilai penduga parameter yang bersifat bias sehingga berakibat interpretasi hasil yang diperoleh menjadi tidak valid.

Untuk mengatasi masalah tersebut, telah dikembangkan teknik statistika yang tidak mudah terpengaruh oleh adanya pencilan. Teknik statistika tersebut adalah regresi *robust*, di mana hasil analisis dari regresi *robust* ini dapat dipercaya meskipun data telah terkontaminasi oleh pencilan (Rousseeuw dan Leroy,2003).

Chen (2002) menjelaskan bahwa dalam regresi *robust* terdapat metode yang dapat digunakan untuk menduga parameter – parameter model. Metode M telah dibahas pada penelitian sebelumnya oleh Mujiati (1997). Penggunaan metode M hanya terbatas pada pencilan pada peubah respon *(Y)* saja (Chen, 2002). Oleh karena itu diperlukan metode lain yang mampu mengakomodasikan pengaruh pencilan pada peubah respon *(Y)* dan peubah prediktor *(X)*. Salah satu metode yang dapat mengakomodasikan pencilan pada peubah respon *(Y)* dan peubah prediktor *(X)* adalah Metode *Least Trimmed Square* (LTS). Metode ini mempunyai prinsip yang sama dengan OLS yaitu meminimumkan jumlah kuadrat galat. Selain itu, LTS hanya memangkas sebaran data berdasarkan jumlah pencilan yang teramati sehingga akan menghasilkan fungsi objektif yang mengecil dan konvergen (Rousseeuw,1984).

Pencilan berpengaruh dapat memberikan informasi yang tidak diberikan oleh pengamatan lain dan dapat mempengaruhi hasil analisis regresi. Oleh karena itu pencilan berpengaruh perlu diperiksa secara seksama untuk menentukan apakah dapat dibuang atau tidak. Jika pencilan berpengaruh telah diidentifikasi dan diketahui bahwa pengamatan tersebut bukan kesalahan peneliti dalam pengambilan data maka sebagai metode pendugaan parameter tersebut dapat digunakan regresi *robust*. Salah satu metode pendugaan parameter regresi *robust* yaitu Penduga-S yang diperkenalkan oleh Rousseuw dan Yohai (1984). Penduga-S merupakan metode dengan *high breakdown point* yang dikenalkan oleh Rousseeuw and Yohai (1984). Dengan nilai *breakdown* yang sama, metode ini mempunyai efisiensi yang lebih tinggi dibandingkan metode LTS. Penduga S bertujuan untuk memperoleh penduga dengan nilai simpangan baku terkecil.Pendugaan parameter dengan Penduga-S diharapkan dapat menghasilkan penduga yang bersifat *robust* terhadap pencilan berpengaruh.

Pada penelitian sebelumnya telah dibandingkan penduga *Method of Moment* (MM) dan *Least Trimmed Square* (LTS) oleh Candra (2012). Berdasarkan kriteria R^2_{adj} didapatkan hasil bahwa penduga LTS lebih baik daripada penduga MM. Pada penelitian ini akan dibandingkan metode *Least Trimmed Square* (LTS) dan Penduga-S berdasarkan kriteria *Mean Square Error* (MSE). Kedua metode tersebut diaplikasikan pada data pertama tentang peubah-peubah yang mempengaruhi produksi tebu yaitu tinkat kesuburan tanah *(X_1)*, jam kerja pekerja *(X_2)*, pupuk *(X_3)*. Pada data kedua tentang faktor-faktor yang mempengaruhi pendapatan pengusaha yaitu kredit modal yang diterima pengusaha *(X_1)*, pendidikan pengusaha *(X_2)*, pengalaman kerja pengusaha *(X_3)*, jam kerja *(X_4)*, usia pengusaha *(X_5)*. Pada data ketiga tentang variabel - variabel yang mempengaruhi kredit yang disalurkan yaitu dana yang dihimpun *(X_1)*, tingkat suku bunga SBI *(X_2)*, tingkat suku bunga SPBU *(X_3)*.

1.2 Rumusan Masalah

Penduga manakah yang lebih baik di antara metode LTS dan Penduga-S berdasarkan kriteria *Mean Square Error* (MSE) ?

1.3 Batasan Masalah

Masalah dibatasi pada data yang memenuhi asumsi yang melandasi analisis regresi linier berganda dan mengandung pencilan berpengaruh.

1.4 Tujuan Penelitian

Menentukan penduga yang lebih baik di antara metode LTS dan Penduga-S berdasarkan kriteria *Mean Square Error* (MSE).

1.5 Manfaat Penelitian

Manfaat yang dapat diambil dari penelitian ini adalah diperolehnya penduga yang paling sesuai untuk menduga parameter regresi linier berganda pada data yang mengandung pencilan.

BAB II
TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Regresi Linier Berganda

Pada berbagai penelitian, seringkali ingin diselidiki bagaimana perubahan-perubahan pada suatu peubah mempengaruhi peubah lain. Pada tahap ini dibedakan dua peubah, yaitu peubah prediktor dan peubah respon. Hubungan linier kedua peubah dapat diwujudkan dalam suatu persamaan yang dinamakan persamaan regresi (Draper dan Smith,1992).

Persamaan umum regresi linier berganda adalah:

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

di mana i = 1,1,…,n

Y_i = peubah respon ke-i

β_0 = titik potong garis regresi dengan sumbu Y (intersep)

$\beta_1, \beta_2, \ldots \beta_p$ = koefisien regresi

$X_{i1}, X_{i2}, \ldots X_{ip}$ = peubah - peubah prediktor

ε_i = sisaan ke-i

n = banyaknya pengamatan

k = banyaknya prediktor variabel

2.2 Pendugaan Parameter Regresi Linier Berganda

Salah satu metode pendugaan parameter regresi linier berganda adalah Metode Kuadrat Terkecil (MKT), yaitu dengan cara meminimumkan Jumlah Kuadrat Sisaan (JKS).

$$JKS = \sum_{i=1}^{n} e_i^2 = \sum_{i=1}^{n} (y_i - b_0 - b_1 x_{i1} - b_2 x_{i2} - \ldots - b_k x_{ik})^2$$

Dalam notasi matriks, persamaan (2.1) dapat dinyatakan dengan:

$$\mathbf{Y} = \mathbf{Xb} + \mathbf{e}$$

di mana

$$\underset{nx1}{\mathbf{Y}} = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{bmatrix} \qquad \underset{nx(k+1)}{\mathrm{X}} = \begin{bmatrix} 1 & x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1k} \\ 1 & x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2k} \\ \vdots & \vdots & \vdots & & \vdots \\ 1 & x_{n1} & x_{n2} & \cdots & x_{nk} \end{bmatrix}$$

$$\underset{(k+1)x1}{\mathrm{b}} = \begin{bmatrix} b_0 \\ b_1 \\ \vdots \\ b_k \end{bmatrix} \quad \underset{nx1}{\mathbf{e}} = \begin{bmatrix} e_1 \\ e_2 \\ \vdots \\ e_n \end{bmatrix}$$

JKS dapat dinyatakan dalam notasi matriks sebagai berikut:

$$\begin{aligned} \mathbf{e'e} &= \mathbf{(Y - Xb)'(Y - Xb)} \\ &= \mathbf{Y'Y - Y'Xb - b'X'Y + b'X'Xb} \\ &= \mathbf{Y'Y - b'X'Y - b'X'Y + b'X'Xb} \\ &= \mathbf{Y'Y - 2b'X'Y + b'X'Xb} \end{aligned}$$

karena $\mathbf{b'X'Y}$ merupakan matriks berukuran 1x1 atau matriks skalar, maka $(\mathbf{b'X'Y})' = \mathbf{Y'Xb}$.

JKS atau fungsi ($\mathbf{e'e}$) mencapai nilai minimum jika turunan parsial pertama terhadap b sama dengan nol.

$$\frac{\partial(\mathbf{e'e})}{\partial \mathbf{b}} = 0$$

$$-2\mathbf{X'Y} + 2\mathbf{X'Xb} = 0$$

$$\mathbf{b} = (\mathbf{X'X})^{-1}\mathbf{X'Y} \qquad (2.2)$$

(Yitnosumarto, 1985)

Myers (1990) menjelaskan bahwa pada kasus khusus, metode kuadrat terkecil umum ditampilkan sebagai metode kuadrat terkecil terboboti dengan

W = diagonal [w_1, w_2,..., w_n]

di mana i = 1, 2,..., n

w_i = pembobot bernilai positif untuk data ke-i

Penduga kuadrat terkecil terboboti bagi b adalah :

$$\mathbf{b^* = (X'WX)^{-1}X'WY} \qquad (2.3)$$

2.3 Pengujian Asumsi Analisis Regresi

2.3.1 Kenormalan Sisaan

Analisis regresi linier berganda mengasumsikan bahwa sisaan menyebar normal. Salah satu cara untuk menguji kenormalan sisaan adalah dengan Uji Anderson-Darling. Statistik Uji A^2 didasarkan persamaan :

$A^2 = n - q$ di mana n : ukuran contoh (2.4)

$q = \sum_{i=1}^{n}[-\frac{1}{2}\log W(Z_i)] + [1 - \log W(Z_i)]$ (2.5)

W : Fungsi sebaran kumulatif normal baku

$Z_i = \frac{x_i - \bar{x}}{\sigma}$

Hipotesis yang melandasi pengujian kenormalan sisaan adalah :

H_0 : sisaan menyebar normal

H_1 : sisaan tidak menyebar normal

Daftar nilai kritis uji Anderson-Darling dapat dilihat pada Tabel 2.1

Tabel 2.1 Nilai Kritis Uji Anderson-Darling

A	0.1	0.05	0.025	0.01
A^2 kritis	0.631	0.752	0.873	1.035

Kaidah keputusan yang digunakan adalah :

$$\text{Statistik uji } A^2 \begin{cases} \leq A^2_{kritis}, H_0 \text{ diterima} \\ > A^2_{kritis}, H_0 \text{ ditolak} \end{cases} \quad (2.6)$$

Pengambilan keputusan dapat dilihat dari *p-value*. Jika *p-value* $< \alpha$ maka H_0 ditolak dan sebaliknya (Gujarati, 2003).

2.3.2 Pemeriksaan Kehomogenan Ragam Sisaan

Kehomogenan ragam pada model regresi linier berganda berarti bahwa ragam setiap unsur sisaan (ε_i) adalah suatu konstanta yang sama dengan:

$$\begin{aligned} \text{Var}(\varepsilon_i) &= \text{E}(\varepsilon_i - \text{E}(\varepsilon_i))^2 \\ &= \text{E}(\varepsilon_i^2 - 2\varepsilon_i \text{E}(\varepsilon_i) + (\text{E}(\varepsilon_i))^2) \\ &= \text{E}(\varepsilon_i^2) \\ &= \sigma^2 \end{aligned}$$

di mana : $\text{E}(\varepsilon_i) = 0$

Salah satu metode yang dapat digunakan untuk pengujian kehomogenan ragam galat adalah uji Glejser. Yitnosumarno (1985) menjelaskan bahwa pada dasarnya uji Glejser berdasarkan atas uji persamaan regresi dari galat *absolute* $|e_i|$ pada *X*. Jadi disini $|e_i|$ sebagai peubah responnya dan *X* sebagai peubah prediktornya. Bentuk hubungan yang sebenarnya dari e dan *X* umumnya tidak diketahui. Glejser dalam Gujarati (1999) menjelaskan bahwa model hubungan fungsional antara galat *absolute* dengan peubah prediktor yang dapat digunakan yaitu:

$$|e_i| = \beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \beta_2 X_{i2} + \ldots + \beta_k X_{ik} + v_i \tag{2.7}$$

di mana:

$\|e_i\|$	= absolut penduga galat ke-i
β_0	= intersep
$\beta_1, \beta_2, \ldots, \beta_k$	= koefisien regresi parsial untuk $X_1, X_2, \ldots, X_k$
i	= 1, 2, 3,…, n
n	= banyaknya pengamatan
k	= banyaknya predictor variabel
v_i	= unsur kesalahan ke-i

Adapun cara pengujian persamaan regresi biasa yaitu menggunakan uji t. Jika koefisien regresi parsial untuk $\beta_0, \beta_1, \beta_2, \beta_3, \ldots, \beta_k$ ternyata signifikan secara statistik yaitu statistik uji t $\left(t_{n-(k+1)}^{\alpha/2}\right)$ lebih besar dari nilai kritisnya atau *p-value* lebih kecil dari α maka H_0 ditolak dimana H_0 adalah nilai $\beta_0, \beta_1, \beta_2, \beta_3, \ldots, \beta_k$ sama dengan nol. Sehingga asumsi homoskesdastisitas tidak terpenuhi. Sebaliknya jika koefisien regresi parsial untuk $\beta_0, \beta_1, \beta_2, \beta_3, \ldots, \beta_k$ tidak signifikan yaitu nilai statistik uji t lebih kecil dari nilai kritisnya atau *p-value* lebih besar dari α maka H_0 diterima, sehingga asumsi homoskesdastisitas terpenuhi.

2.3.3 Pemeriksaan Kebebasan Antar Sisaan

Salah satu asumsi penting dari regresi linier berganda adalah tidak ada autokorelasi antara serangkaian pengamatan yang diurutkan menurut waktu. Adanya kebebasan antar sisaan dapat dideteksi secara grafis dan empiris. Pendeteksian autokorelasi secara grafis yaitu dengan melihat pola tebaran sisaan terhadap urutan waktu. Jika tebaran sisaan terhadap urutan waktu tidak membentuk suatu pola tertentu atau bersifat acak maka dapat disimpulkan tidak ada autokorelasi antar sisaan (Draper and Smith,1992).

Pengujian secara empiris dilakukan dengan menggunakan statistik uji Durbin-Watson. Hipotesis yang diuji adalah:

H_0 : Tidak terdapat autokorelasi antar sisaan

H_1 : Terdapat autokorelasi antar sisaan

Adapun rumusan matematis Uji Durbin-Watson adalah:

$$d = \frac{\sum_{t=2}^{n}(\varepsilon_t - \varepsilon_{t-1})^2}{\sum_{t=1}^{n}\varepsilon_t^2} \quad (2.8)$$

Kaidah keputusan dalam Uji Durbin-Watson adalah:

1. Jika $d < d_{L,a}$, dan $4\text{-}d < d_{L,a}$ maka H_0 ditolak berarti bahwa terdapat autokorelasi antar sisaan.
2. Jika $d > d_{L,a}$, dan $4\text{-}d > d_{L,a}$ maka H_0 diterima berarti bahwa asumsi nonautokorelasi terpenuhi.
3. Jika $d_{L,a} \leq d \leq d_{U,a}$, maka tidak dapat diputuskan apakah H_0 diterima atau ditolak, sehingga tidak dapat disimpulkan ada atau tidak adanya autokorelasi.

Nilai d_U dan d_L dapat diperoleh dari tabel statistik Durbin Watson yang bergantung banyaknya observasi dan banyaknya variabel yang menjelaskan. Dimana d_U adalah batas atas dan d_L adalah batas bawah (Bowerman dan O’Connel, 1990).

2.3.4 Pendeteksian Multikolinieritas

Menurut Montgomery and Peck (1990), kolinieritas terjadi karena terdapat korelasi yang cukup tinggi diantara peubah predictor. VIF (*Variance Inflation Factor*) merupakan salah satu cara untuk mengukur besar kolinieritas antar prediktor *(X)* dan didefinisikan sebagai:

$$VIF_m = \frac{1}{1-R_m^2} \qquad \text{di mana } m = 1,2,\ldots,p \quad (2.9)$$

di mana p adalah banyaknya peubah prediktor. R_m^2 adalah koefisien determinasi yang dihasilkan dari regresi peubah prediktor X_m dengan peubah prediktor lain X_j ($m \neq j$). Nilai VIF akan semakin besar jika terdapat korelasi yang semakin besar diantara peubah prediktor. Jika nilai VIF lebih dari 10, multikolinieritas memberikan pengaruh yang serius pada pendugaan metode kuadrat terkecil (Bowerman dan O'Connel, 1990).

2.4 Pencilan

2.4.1 Pengertian Pencilan

Pencilan adalah pengamatan yang tidak terlihat konsisten dengan pengamatan lain dalam gugus data (Barnet dan Lewis, 1993). Draper dan Smith (1992) mendefinisikan pencilan sebagai pengamatan dengan nilai galat yang jauh lebih besar dibandingkan galat pengamatan lain atau jauh dari rata-rata galat (memiliki penyimpangan yang besar). Adanya pencilan terkadang akan mengubah bentuk sebaran data dimana sebaran itu mempunyai puncak yang lebih tinggi dengan ekor lebih pendek dibandingkan dengan sebaran normal atau mempunyai puncak yang lebih rendah dengan ekor lebih panjang. Sebaran dengan ekor yang lebih panjang dari sebaran normal ini biasanya mengindikasikan adanya *outlier* atau pencilan (Montgomery dan Peck, 1992).

Menurut Santoso (2002), pencilan dapat muncul karena berbagai sebab antara lain :

1. Kesalahan pemasukan data
2. Kesalahan pengambilan sampel
3. Terdapat pengamatan ekstrim yang tidak dapat dihindarkan keberadaannya.

Barnet dan Lewis (1993) menjelaskan bahwa keberadaan pencilan akan menimbulkan beberapa masalah, diantaranya : pencilan akan mengubah atau mengaburkan kesimpulan yang dibuat oleh peneliti dan hasil analisis menjadi bias lagi. Jika pencilan yang muncul mempunyai galat yang besar, maka pencilan tersebut akan menaikkan ragam galat dan *standar error* dari penduga koefisien regresi. Akibatnya selang kepercayaan dari koefisien regresi menjadi lebih lebar, pendugaan menjadi tidak konsisten dan tidak efisien (Yafee, 2002). Oleh karena itu perlu dilakukan pemeriksaan pencilan secara seksama (Draper dan Smith, 1992).

2.4.2 Mendeteksi Pencilan

Menurut Bowerman dan O'Connel (1990) dan Myers (1990) terdapat beberapa cara yang dapat digunakan untuk mengidentifikasi adanya pencilan, antara lain :

1. Nilai Berpengaruh (*Leverage Value*)

Nilai berpengaruh digunakan untuk mengidentifikasi adanya pencilan pada peubah prediktor X. Anggap model regresi pada persamaan (2.1) mempunyai k+1 parameter dan matriks *hat* (H) didefinisikan sebagai:

$$\underset{nxn}{\mathbf{H}} = \underset{nx(k+1)}{\mathbf{X}} \; \underset{(k+1)(k+1)}{(\mathbf{X'X})'} \; \underset{(k+1)xn}{\mathbf{X'}} \qquad (2.10)$$

Nilai pengaruh h_{ii} didefinisikan sebagai:

$$h_{ii} = \boldsymbol{x}_i'(\boldsymbol{X'X})^{-1}\boldsymbol{x_i} \qquad (2.11)$$

di mana $\mathbf{x}_i'$ = [1 x_{i1} x_{i2} … x_{ik}] adalah vektor baris yang berisi nilai-nilai dari peubah prediktor dalam pengamatan ke-*i*.

Bowerman dan O'Connel (1990) menyatakan bahwa nilai h_{ii} berkisar antara $0 \le h_{ii} \le 1$. Jika h_{ii} lebih besar dari $2\overline{h}$ maka tolak H_0, di mana $2\overline{h}$ didefinisikan sebagai:

$$h_{ii} > 2\overline{h} = 2\frac{\sum_{i=1}^{n} h_{ii}}{n} = 2\frac{(k+1)}{n} \qquad (2.12)$$

di mana

k = banyaknya peubah prediktor

n = banyaknya pengamatan

2. TRES (Studentized Deleted Residual)

Statistik uji Studentized Deleted Residual (TRES) digunakan untuk memeriksa adanya pencilan pada peubah respon Y. Hipotesis yang digunakan dalam pemeriksaan adanya pencilan adalah:

H_0: pengamatan ke-i bukan merupakan pencilan

vs

H_1: pengamatan ke-i merupakan pencilan

Persamaan yang digunakan untuk menghitung TRES dari setiap pengamatan ke-i adalah:

$$|TRES|_i = e_i \left[\frac{n-p-1}{(n-p)JKS\,(1-h_{ii})-e_i^2}\right]^{\frac{1}{2}} \qquad (2.13)$$

di mana:

e_i = Y_i - $\hat{Y}_i$

h_{ii} = $\boldsymbol{x}_i'(\boldsymbol{X}'\boldsymbol{X})^{-1}\boldsymbol{x}_i$

JKS = Jumlah Kuadrat Galat

p = banyaknya parameter model (k+1)

n = banyaknya pengamatan

Kriteria pengujian yang melandasi keputusan adalah

$$\text{jika } |TRES|_i \begin{cases} \leq t_{n-p-1}^{a/2}, \text{ terima } H_0 \\ > t_{n-p-1}^{a/2}, \text{ tolak } H_0 \end{cases} \qquad (2.14)$$

2.4.3 Mendeteksi Pencilan Berpengaruh

Kutner dkk (2004) mengatakan bahwa setelah dilakukan identifikasi terhadap pencilan maka langkah selanjutnya adalah mengidentifikasi apakah pencilan tergolong pengamatan berpengaruh atau pengamatan tidak berpengaruh. Pengamatan berpengaruh adalah pengamatan yang berpengaruh besar terhadap persamaan regresi (Draper and Smith, 1992). Kutner dkk (2004) menjelaskan bahwa terdapat beberapa cara untuk mendeteksi pengamatan berpengaruh, antara lain:

1. DFITS (The Difference in Fit Statistics)

DFITS dari suatu pengamatan ke-i merupakan ukuran pengaruh dari pengamatan ke-i pada nilai duga Y ($\hat{Y}_i$). Sehingga DFITS digunakan untuk mendeteksi pengamatan yang berpengaruh terhadap $\hat{Y}_i$. Hipotesis yang digunakan untuk memeriksa apakah pengamatan ke-i termasuk pengamatan berpengaruh adalah:

H_0 : pengamatan ke-i bukan merupakan pengamatan berpengaruh

vs

H_1 : pengamatan ke-i merupakan pengamatan berpengaruh

Untuk menghitung nilai DFITS dari setiap pengamatan ke-i, maka persamaan yang digunakan adalah:

$$(\text{DFITS})_i = \left[\frac{d_i}{s(d_i)}\right]\left[\frac{h_{ii}}{1-h_{ii}}\right] \qquad (2.15)$$

di mana:

i = 1, 2, …, n

h_{ii} = $\boldsymbol{x}_i'(\boldsymbol{X}'\boldsymbol{X})^{-1}\boldsymbol{x}_i$

d_i = $\hat{y}_i - \hat{y}_{(i)}$

$S(d_i)$ = Simpangan baku beda (d_i)

Kriteria pengujian yang melandasi keputusan adalah

$$|DFITS_i| \begin{cases} \leq 2\sqrt{\frac{p}{n}}, \text{ terima } H_0 \\ > 2\sqrt{\frac{p}{n}}, \text{ tolak } H_0 \end{cases} \quad (2.16)$$

di mana:

p = banyaknya parameter model (k+1)

n = banyaknya pengamatan

2. Ukuran jarak Cook

Ukuran jarak Cook merupakan agregat dari ukuran pengaruh yang menunjukkan efek dari pengamatan ke-i pada semua nilai duga *Y* atau berpengaruh terhadap koefisien regresi. Nilai *Cook's Distance* dibandingkan dengan $F^{\alpha}_{(k,n-k-1)}$, jika *Cook's Distance* lebih besar dari $F^{\alpha}_{(k,n-k-1)}$ maka pengamatan ke-*i* merupakan pengamatan berpengaruh pada koefisien regresi. Sebaran bagi jarak Cook adalah sebaran F. Untuk menghitung ukuran jarak Cook dari setiap pengamatan ke-i maka persamaan yang digunakan adalah:

$$D_i = \frac{\sum_{i=1}^{n}(Y_i - \hat{Y}_i)^2}{(k+1)MSE} \quad (2.17)$$

di mana:

D_i = jarak Cook pada pengamatan ke-i
$\hat{Y}_i$ = nilai duga Y_i jika pengamatan ke-i dibuang
k = banyaknya peubah prediktor
MSE = kuadrat tengah galat

Hipotesis yang digunakan adalah:

H_0 : pengamatan ke-i bukan merupakan pengamatan berpengaruh
vs
H_1 : pengamatan ke-i merupakan pengamatan berpengaruh

$$p\text{-}value = 2P\,(F \geq D_i) \tag{2.18}$$

Kriteria pengujian yang melandasi keputusan adalah:

$$D_i \begin{cases} \leq F^{\alpha}_{(k,n-k-1)}, \text{ terima } H_0 \\ > F^{\alpha}_{(k,n-k-1)}, \text{ tolak } H_0 \end{cases} \tag{2.19}$$

Suatu pengamatan merupakan pencilan berpengaruh jika dua kriteria dipenuhi oleh pengamatan tersebut yaitu sebagai pencilan dan sebagai pengamatan tersebut yaitu sebagai pencilan dan sebagai pengamatan berpengaruh. Jadi pencilan berpengaruh didapatkan jika nilai pengaruh h_{ii} lebih besar $\frac{2p}{n}$ atau keputusan dari pengujian dengan $|TRES|$ adalah tolak H_0 serta pengujian jarak COOK atau $|DFITS|$ tolak H_0.

2.5 Penduga-S

Estimasi S (*Scale*) juga merupakan metode dengan *high breakdown point* yang dikenalkan oleh Rousseeuw and Yohai (1984). Dengan nilai *breakdown* yang sama, metode ini mempunyai efisiensi yang lebih tinggi dibanding estimasi LTS. Penduga S bertujuan untuk memperoleh penduga dengan nilai simpangan baku terkecil :

$$\hat{\beta}_S = \min \hat{s}\ (e_1, e_2, \ldots, e_n)$$

$\hat{s}\ (e_1,\ e_2, \ldots,\ e_n)$ merupakan simpangan baku penduga-S yang merupakan penyelesaian dari persamaan:

$$\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} \rho\left(\frac{e_i}{S_M}\right) = \delta \qquad (2.20)$$

di mana:

n = banyaknya pengamatan
e_i = sisaan yang diperoleh dari MKT
ρ = fungsi $\frac{e_i}{S_M}$
S_M = median $|e_i|$
i = 1, 2, 3,…, n
δ = 0.5

Fungsi ρ pada persamaan (2.20) disebut fungsi kriteria. Tukey (1997) dalam Chen (2002) menyarankan ρ memakai fungsi obyektif:

$$\rho(u_i) = \begin{cases} \frac{c_0{}^2}{6}\left\{1 - \left[1 - \left(\frac{u_i}{c_0}\right)^2\right]^3\right\}, & |u_i| \le c_0 \\ \frac{c_0{}^2}{6} & , |u_i| > c_0 \end{cases} \qquad (2.21)$$

dengan fungsi pengaruh

$$\Psi(u_i) = \rho'(u_i) = \frac{\partial(\rho(u_i))}{\partial u_i} = \begin{cases} u_i\left[1 - \left(\frac{u_i}{c_0}\right)^2\right]^2 & , |u_i| \le c_0 \\ 0 & , |u_i| > c_0 \end{cases} \qquad (2.22)$$

dan fungsi pembobot,

$$w_i = w(u_i) = \frac{\Psi(u_i)}{u_i} = \begin{cases} \left[1 - \left(\frac{u_i}{c_0}\right)^2\right]^2 & , |u_i| \le c_0 \\ 0 & , |u_i| > c_0 \end{cases} \quad (2.23)$$

dengan $u_i = \frac{e_i}{s_M}$

untuk memperoleh nilai breakdown sebesar 0.5 dipilih nilai c_0=1.547 (Salibian-Barrera dan Yohai, 2006).

Prosedur Pendugaan Parameter dengan Penduga-S sebagai berikut :

1. Menghitung β dengan MKT sehingga diperoleh galat e_i.
2. Menghitung nilai w_i berdasarkan persamaan (2.23)
3. Digunakan MKT terboboti untuk mendapatkan penduga kuadrat terkecil terboboti $\mathbf{b}^* = (\mathbf{X'WX})^{-1}\mathbf{X'WY}$ sehingga diperoleh sisaan e_i yang baru.
4. Menjadikan sisaan langkah (3) sebagai sisaan awal pada langkah (1), sehingga didapatkan nilai w_i yang baru.
5. Iterasi diulang sampai didapatkan kekonvergenan sehingga diperoleh $\hat{b}_m$ yang merupakan penduga-M sehingga didapatkan sisaan e_m yang baru.
6. Menghitung S_m berdasarkan persamaan berikut :
   $$S_m = \frac{med\ |e_i|}{0.6475}$$
7. Mengambil contoh berukuran p
8. Menentukan nilai $S_s = S_m$
9. Menghitung nilai w_i berdasarkan persamaan (2.23)
10. Digunakan MKT terboboti untuk mendapatkan penduga kuadrat terkecil terboboti $\mathbf{b}^* = (\mathbf{X'WX})^{-1}\mathbf{X'WY}$ sehingga diperoleh sisaan e_i yang baru.
11. Menghitung S_s berdasarkan persamaan berikut :
    $$S_s = \frac{med\ |e_i|}{0.6475}$$
12. Menjadikan sisaan yang diperoleh pada langkah (8) sebagai sisaan pada langkah (7), sehingga didapatkan nilai S_s dan pembobot w_i yang baru.

13. Iterasi diulang sampai didapatkan kekonvergenan sehingga diperoleh $\hat{b}_s$ dan simpangan baku S_s baru
14. Menyatakan $\hat{b}_s$ dari setiap subset contoh dengan nilai simpangan baku S_s terkecil sebagai penduga parameter model dari penduga-S.
15. Menghitung besarnya MSE.

2.6 Metode *Least Trimmed Square* (LTS)

Metode *Least Trimmed Square* (LTS) adalah salah satu metode pendugaan parameter regresi *robust* yang diperkenalkan oleh Rousseeuw (1984). Rousseeuw dan Hubert (1997) menjelaskan bahwa metode LTS mempunyai prinsip pendugaan parameter yang sama dengan OLS. Metode LTS menduga koefisien regresi dengan meminimumkan jumlah h kuadrat galat. Cizek dan Visek (2003) mendifinisikan penduga LTS sebagai berikut:

$$\hat{}_{LTS} = \arg\min_{b} Q_{LTS}(b) \qquad (2.24)$$

di mana :

$\arg\min_{b}$ = meminimumkan

$Q_{LTS}(b) = \sum_{i=1}^{h} e_{(i)}^2$ = jumlah kuadrat sisaan dari h pengamatan yang telah diurutkan dari terkecil ke terbesar $e_{(1)} \le e_{(2)} \le e_{(3)} \ldots \le e_{(n)}$

$e_i = y_i - x_i b$

i = 1, 2, …, n

Chen (2002) menjelaskan bahwa nilai h sekaligus menunjukkan jumlah pengamatan yang digunakan untuk menduga parameter model regresi dan memberikan bobot nol pada (n - h) pengamatan. Definisi pada persamaan (2.24) menunjukkan secara tidak langsung bahwa (n - h) pengamatan dengan galat yang besar tidak akan mempengaruhi penduga parameter model. Saat nilai h sama dengan n, penduga LTS identik dengan penduga OLS. Nilai h berada pada interval $\frac{n}{2} + 1 \le h \le \frac{3n+k+1}{4}$ di mana k adalah banyaknya peubah prediktor dan n adalah banyaknya pengamatan. $\left[\frac{n}{2}\right] + \left[\frac{(k+1)}{2}\right]$ merupakan h optimal yang digunakan. Penggunaan h optimal ini akan mempengaruhi besarnya nilai *breakdown point* (ε_n^*). Nilai *breakdown point* adalah suatu nilai yang menunjukkan proporsi terkecil dari data yang terpengaruh pencilan yang dapat menyebabkan penduga bernilai jauh berbeda dengan penduga dari data yang tidak terpengaruh pencilan. Penduga LTS memiliki *breakdown point* yang tinggi mendekati 0.5 yang diperoleh melalui:

$$\varepsilon_n^* = \frac{n-h}{n} \tag{2.25}$$

di mana :

ε_n^* = *breakdown point*

n = banyaknya pengamatan

h = $\left[\frac{n}{2}\right] + \left[\frac{(k+1)}{2}\right]$

Prosedur Pendugaan Parameter dengan *Least Trimmed Square* (LTS) sebagai berikut :

1. Mengambil m contoh berdasarkan kombinasi banyaknya parameter k+1 dari n banyaknya pengamatan.

$$m = {}_nC_{k+1} = \frac{n!}{(k+1)!(n-(k+1))!} \tag{2.26}$$

2. Membentuk persamaan untuk setiap subset J_v yang terbentuk di mana v = 1, 2, …, m.

$$y_i = b_0 + b_1 x_{i1} + b_2 x_{i2} + ... + b_p x_{ip} + e_i \tag{2.27}$$

3. Menduga koefisien regresi $\hat{b}$ pada persamaan (2.27) menggunakan Metode Kuadrat Terkecil (MKT).

4. Mendefinisikan nilai *h* sebesar $\frac{n}{2}+\frac{k+1}{2}$
5. Mengevaluasi persamaan regresi yang menggunakan intersep pada persamaan (2.27) melalui proses *adjustment* untuk setiap subset contoh yang terbentuk dengan langkah-langkah sebagai berikut:
   a. Menghitung nilai penduga sisaan tanpa menggunakan $\hat{b}_0^*, e_i^* = y_i - \hat{y}_i^*, i = 1,2,...,n$
   b. Mengurutkan nilai e_i^* sehingga $e_{[1]}^* < e_{[2]}^* < ... < e_{[n]}^*$
   c. Membentuk kelas interval masing-masing berisi *h* pengamatan.
   d. Menghitung nilai intersep yang baru $\hat{b}_0^* = \bar{e}_{[v]}^*$ yang diperoleh dari nilai rata-rata kelas interval yang mempunyai jumlah kuadrat simpangan $(sd)_v$, yang terkecil.

   $$Min(sd)_v = Min\sum_{i=1}^{h}(e_{[i]}^* - \bar{e}^*)^2 \qquad (2.28)$$

   e. Menyatakan penduga koefisien regresi dengan nilai intersep yang baru, sehingga didapat persamaan regresi yang baru untuk setiap subset contoh.

6. Menentukan penduga LTS $\hat{b}_{(LTS)}$ berdasarkan nilai Q_v = $Q_{LTS}(b)$ yang minimum untuk setiap J_v; *v* = 1,2,…,*m*
7. Menghitung besarnya MSE.

2.7 *Mean Square Error* (MSE)

Mean Square Error (MSE) merupakan suatu ukuran ketepatan perhitungan dengan mengkuadratkan setiap sisaan untuk setiap penduga dalam sebuah kumpulan data dan kemudian memperoleh rata-rata atau nilai tengah kuadrat tersebut. Semakin kecil nilai MSE maka semakin baik kecocokan suatu persamaan dengan data karena nilai penduga dari Y semakin mendekati nilai sebenarnya. *Mean Square Error* (MSE) didefinisikan sebagai:

$$s^2 = \frac{\sum_{i=1}^{n}(y_i - \hat{y}_i)^2}{n-p} \quad (2.29)$$

di mana
i = 1,2,…,n
n = banyaknya pengamatan
p = banyaknya parameter model (k+1)

(Sembiring, 1995)

BAB III
METODE PENELITIAN

3.1 Sumber Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder yang mengandung pencilan. Perincian data yang digunakan dapat dilihat pada tabel (3.1).

Tabel 3.1 Data Penelitian

Data	Judul	Penulis	Peubah
1	Analisis Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Pendapatan Pedagang Kaki Lima (PKL) (Studi pada Pedagang Kaki Lima di Pasar Pandaan)	Mukhlis (2007)	Y=Pendapatan bersih PKL (Rp) X_1=Modal PKL (Rp/bulan) X_2=Jam kerja PKL (jam/minggu) X_3=Lama Usaha PKL (Tahun)
2	Analisis Pengaruh Kredit Permodalan dan Faktor-Faktor Internal terhadap Pendapatan Pengusaha Kecil yang Menjadi Nasabah Penerima Kredit BPR Gunung Ringgit KKP Ranugrati Kecamatan Kedungkandang Malang	Evelyn (2007)	Y=Pendapatan Pengusaha (Ribu rupiah) X_1=Kredit Modal yang diterima pengusaha (Ribu rupiah) X_2=Pendidikan Pengusaha (Tahun) X_3=Pengalaman Kerja Pengusaha (Tahun) X_4=Jam Kerja (Jam) X_5=Usia Pengusaha (Tahun)

Tabel 3.1 (lanjutan)

Data	Judul	Penulis	Peubah
3	Penduga M untuk Mengatasi Pencilan pada Model Regresi Linier	Mujiati (1997)	Y=Kredit yang disalurkan (Triliun rupiah) X_1=Dana yang dihimpun (Triliun rupiah) X_2=Tingkat suku bunga SBI (Triliun rupiah) X_3= Tingkat suku bunga SPBU (Triliun rupiah)

3.2 Metode Analisis

Analisis data yang dilakukan dalam penelitian ini pada prinsipnya bertujuan untuk menduga koefisien model regresi linier berganda menggunakan metode LTS (***Least Trimmed Square***) kemudian dibandingkan dengan hasil pendugaan dengan menggunakan penduga-S dalam kasus dimana data mengandung pencilan berpengaruh. Untuk lebih jelasnya tentang metode penelitian, dapat dilihat di Gambar 3.1.

3.2.1 Pendugaan Parameter Regresi dengan MKT

Hal pertama yang perlu dilakukan adalah menduga parameter regresi linier berganda dengan MKT sebagai model awal. Pendugaan parameter dilakukan dengan meregresikan variabel respon *(Y)* teradap variabel prediktor *(X)*. Pendugaan parameter regresi tersebut digunakan untuk memperoleh nilai duga Y_i berdasarkan persamaan (2.1).

3.2.2 Pemeriksaan asumsi analisis regresi

1. Memeriksa sebaran kenormalan galat menggunakan uji ***Anderson-Darling*** dengan statistik uji pada persamaan (2.4)
2. Memeriksa asumsi homogenitas ragam galat menggunakan uji ***Glejser*** dengan persamaan (2.7).
3. Memeriksa asumsi tidak ada autokorelasi antar galat menggunakan uji ***Durbin-Watson*** dengan statistik uji pada persamaan (2.8).
4. Memeriksa asumsi tidak ada multikolinieritas di antara peubah prediktor dengan kriteria VIF yang ada pada persamaan (2.9).

3.2.3 Pendeteksi Pencilan

Langkah-langkah yang dilakukan untuk mendeteksi pencilan pada peubah X menggunakan criteria Nilai Pengaruh (***Leverage Value*)** adalah:

1. Menghitung nilai h_{ii} dari setiap pengamatan ke-i menggunakan persamaan (2.11).
2. Membandingkan nilai h_{ii} setiap pengamatan ke-i dengan kriteria pengujian (2.12) yang melandasi keputusan .

Adapun langkah-langkah yang dilakukan untuk mendeteksi pencilan pada peubah respon Y menggunakan criteria **TRES *(Studentized Deleted Residual)*** adalah:

1. Menghitung nilai |TRES| dari setiap pengamatan ke-i menggunakan persamaan (2.13).
2. Membandingkan nilai |TRES| dari setiap pengamatan ke-i dengan kriteria pengujian (2.14) yang melandasi keputusan.

3.2.4 Pendeteksi Pencilan Berpengaruh

Sebelum dilakukan pendeteksi pencilan berpengaruh maka sebelumnya dilakukan pendeteksian pengamatan berpengaruh. Langkah-langkah yang dilakukan untuk mendeteksi pengamatan berpengaruh menggunakan kriteria DFITS ***(The Diffence in Fit Statistics)*** adalah:

1. Menghitung nilai |DFITS| dari setiap pengamatan ke-i menggunakan persamaan (2.15)

2. Membandingkan nilai |DFITS| dari setiap pengamatan ke-i dengan kriteria pengujian (2.16) yang melandasi keputusan.

Adapun langkah-langkah yang dilakukan untuk mendeteksi pengamatan berpengaruh menggunakan kriteria jarak Cook ***(Cooks Distance)*** adalah:

1. Menghitung jarak Cook dari setiap pengamatan ke-i menggunakan persamaan (2.17).
2. Membandingkan jarak Cook setiap pengamatan ke-i dengan kriteria pengujian (2.19) yang melandasi keputusan.

Langkah-langkah yang dilakukan untuk mendeteksi pencilan berpengaruh adalah:

1. Membandingkan nilai |DFITS| dengan kriteria pengujian (2.16).
2. Membandingkan jarak Cook dengan kriteria pengujian (2.19).

3.2.5 Pendugaan parameter regresi robust dengan metode *Least Trimmed Square* (LTS)

Langkah yang dilakukan untuk menduga parameter regresi dengan metode ini pada Gambar 3.2 dengan perincian sebagai berikut:

1. Mengambil *m* berdasarkan persamaan (2.26)
2. Membentuk persamaan untuk setiap subset J_v yang terbentuk di mana $v = 1, 2, \ldots, m$ berdasarkan persamaan (2.27)
3. Menduga koefisien regresi $\hat{b}$ pada persamaan (2.27) menggunakan Metode Kuadrat Terkecil (MKT).
4. Mendefinisikan nilai *h* sebesar $\frac{n}{2}+\frac{k+1}{2}$
5. Mengevaluasi persamaan regresi yang menggunakan intersep pada persamaan (2.27) melalui proses *adjustment* untuk setiap subset contoh yang terbentuk dengan langkah-langkah sebagai berikut:
   a. Menghitung nilai penduga sisaan tanpa menggunakan $\hat{b}_0^*$ untuk semua nilai *n*.

b. Mengurutkan nilai e_i^* dari yang terkecil.

c. Membentuk kelas interval masing-masing berisi h pengamatan.

d. Menghitung nilai intersep yang baru $\hat{b}_0^* = \bar{e}_{[v]}^*$ yang diperoleh dari nilai rata-rata kelas interval yang mempunyai jumlah kuadrat simpangan $(sd)_v$ yang terkecil sesuai persamaan (2.28).

e. Menyatakan penduga koefisien regresi dengan nilai intersep yang baru, sehingga didapat persamaan regresi yang baru untuk setiap subset contoh.

6. Menentukan penduga LTS $\hat{b}_{(LTS)}$ berdasarkan nilai Q_v = $Q_{LTS}(b)$ yang minimum untuk setiap J_v; $v = 1,2,\ldots,m$
7. Menghitung besarnya MSE berdasarkan persamaan (2.29)

3.2.6 Pendugaan parameter regresi robust dengan Penduga-S

Langkah yang dilakukan untuk menduga parameter regresi dengan metode ini pada Gambar 3.3 dengan perincian sebagai berikut:

1. Menghitung β dengan MKT berdasarkan persamaan (2.2) sehingga diperoleh galat e_i.
2. Menghitung nilai w_i berdasarkan persamaan (2.23)
3. Digunakan MKT terboboti untuk mendapatkan penduga kuadrat terkecil terboboti $\mathbf{b}^* = (\mathbf{X'WX})^{-1}\mathbf{X'WY}$ sehingga diperoleh sisaan e_i yang baru.
4. Menjadikan sisaan langkah (3) sebagai sisaan awal pada langkah (1), sehingga didapatkan nilai w_i yang baru.
5. Iterasi diulang sampai didapatkan kekonvergenan sehingga diperoleh $\hat{b}_m$ yang merupakan penduga-M sehingga didapatkan sisaan e_m yang baru.
6. Menghitung S_m berdasarkan persamaan berikut :

$$S_m = \frac{med\,|e_i|}{0.6475}$$

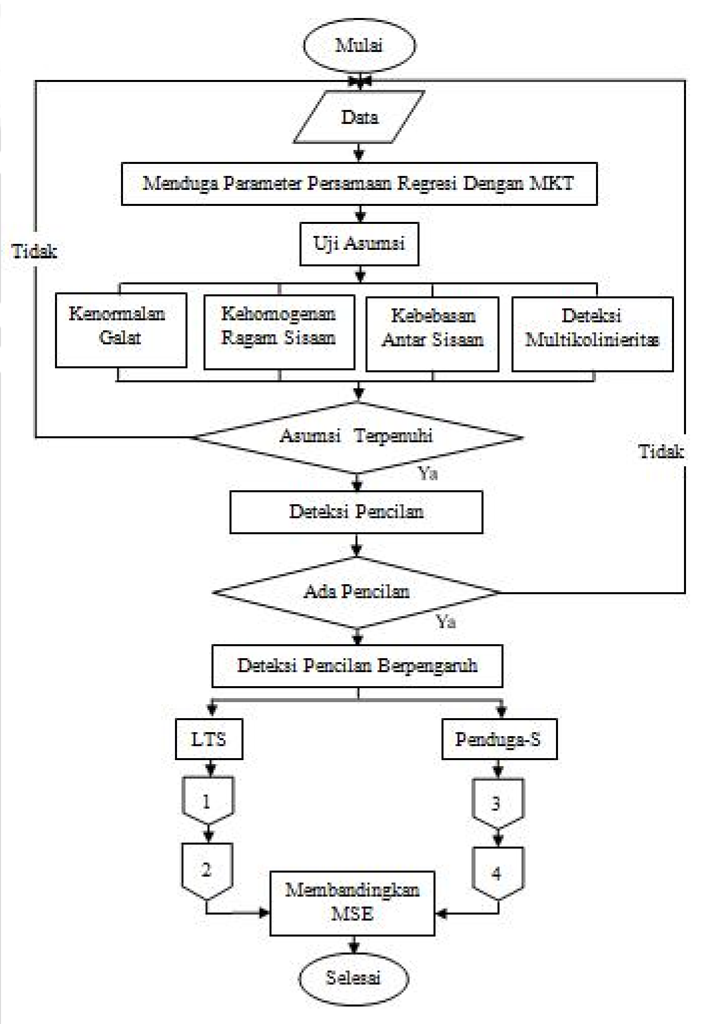
7. Mengambil contoh berukuran p
8. Menentukan nilai $S_s = S_m$
9. Menghitung nilai w_i berdasarkan persamaan (2.23)

10. Digunakan MKT terboboti untuk mendapatkan penduga kuadrat terkecil terboboti $\mathbf{b}^* = (\mathbf{X}'\mathbf{W}\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}'\mathbf{W}\mathbf{Y}$ sehingga diperoleh sisaan e_i yang baru.
11. Menghitung S_s berdasarkan persamaan berikut :

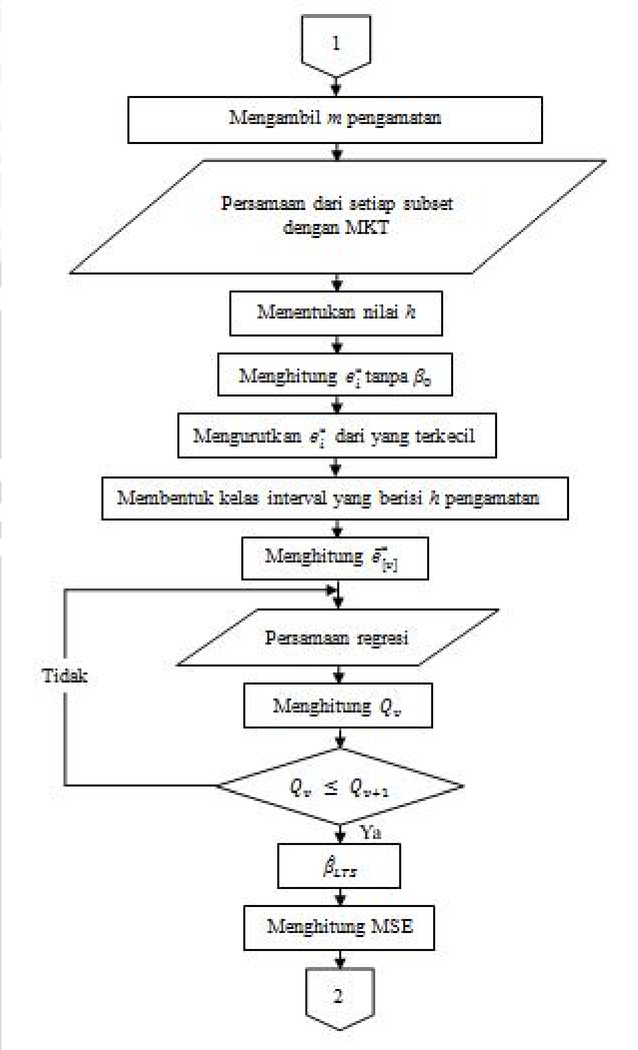
$$S_s = \frac{med\,|e_i|}{0.6475}$$

12. Menjadikan sisaan yang diperoleh pada langkah (8) sebagai sisaan pada langkah (7), sehingga didapatkan nilai S_s dan pembobot w_i yang baru.
13. Iterasi diulang sampai didapatkan kekonvergenan sehingga diperoleh $\hat{b}_s$ yang merupakan penduga S.
14. Menyatakan $\hat{b}_s$ dari setiap subset contoh dengan nilai simpangan baku S_s terkecil sebagai penduga parameter model dari penduga-S.
15. Menghitung besarnya MSE berdasarkan persamaan (2.29)

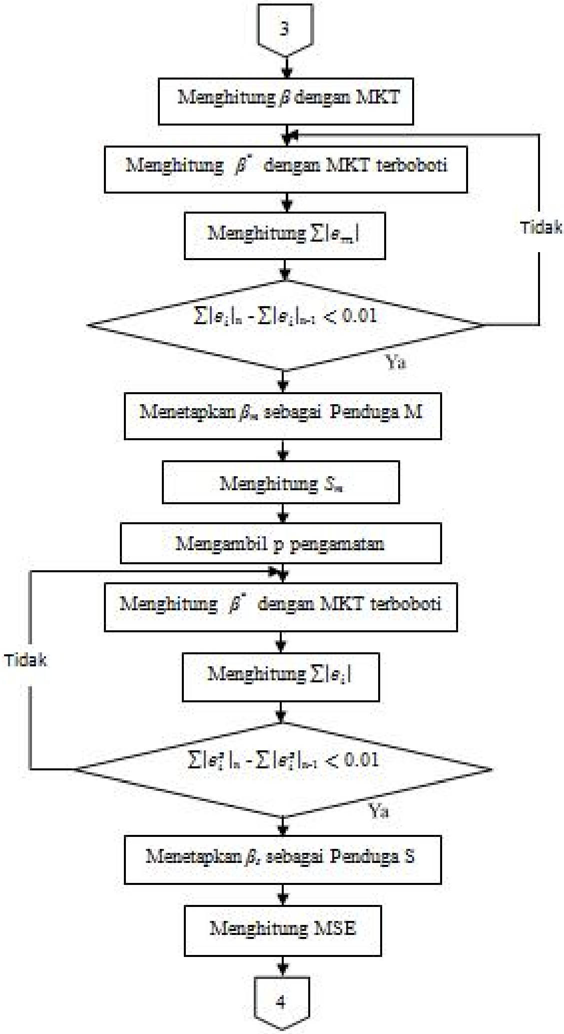
Berdasarkan penjelasan pada metode penelitian, rangkaian analisis data dapat dilihat dalam gambar berikut :



Gambar 3.1 Diagram Alir Penelitian



Gambar 3.2 Diagram Alir Metode LTS



Gambar 3.3 Diagram Alir Penduga-S

BAB IV
HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Pendugaan Parameter Regresi Dengan Metode Kuadrat Terkecil (MKT)

Untuk mengetahui pengaruh dari keberadaan pencilan berpengaruh terhadap koefisien regresi linier berganda, terlebih dahulu dilakukan pendugaan koefisien regresi melalui Metode Kuadrat Terkecil (MKT). Metode ini dilakukan dengan meregresikan peubah respon *(Y)* terhadap peubah prediktor *(X)*. Hasil pendugaan parameter regresi melalui Metode Kuadrat Terkecil (MKT) untuk keseluruhan data pada Lampiran 2 dan secara ringkas dapat dilihat pada Tabel 4.1 berikut:

Tabel 4.1 Tabel Hasil Pendugaan Parameter

Data	Model
1	$Y = 502 + 1{,}02\ X_1 - 18{,}5\ X_2 + 50{,}5\ X_3$
2	$Y = -\ 2192 + 0{,}287\ X_1 + 107\ X_2 + 28{,}4\ X_3 + 109\ X_4 + 13{,}4\ X_5$
3	$Y = 0{,}44 + 1{,}10\ X_1 + 1{,}81\ X_2 - 1{,}05\ X_3$

4.2 Pengujian Asumsi Regresi Linier Berganda

Pada analisis regresi linier berganda, terdapat beberapa asumsi yang harus terpenuhi berhubungan dengan sisaan dan peubah prediktor. Asumsi kenormalan sisaan menghendaki sisaan menyebar normal. Pengujian asumsi ini dilakukan dengan uji *Anderson-Darling* dengan kriteria pengujian pada persamaan (2.4). Hasil pengujian selengkapnya dapat dilihat pada Lampiran 3 dan secara ringkas dapat dilihat pada Tabel 4.2 berikut:

Tabel 4.2 Hasil Pengujian Kenormalan Sisaan

Data	Statistik uji (A^2)	Nilai Kritis	*P-Value*	Keterangan
1	0.627	0.752	0.094	Terima H_0
2	0.268	0.752	0.663	Terima H_0
3	0.266	0.752	0.654	Terima H_0

Berdasarkan hasil uji *Anderson-Darling* pada Tabel 4.2, dapat dilihat bahwa statistik uji (A^2) yang dihasilkan keseluruhan data lebih kecil dari nilai kritis 0.752 dan *p-value* lebih besar dari α sebesar

0.05. Oleh karena itu, dapat diputuskan untuk menerima H_0 dan dapat disimpulkan bahwa sisaan menyebar normal.

Asumsi kehomogenan ragam sisaan menghendaki sisaan mempunyai ragam yang homogen sebesar $\pm^{2}$. Pengujian asumsi kehomogenan ragam sisaan dilakukan dengan uji *Glejser*, yaitu dengan melihat signifikansi semua parameter model yang didapatkan dengan meregresikan nilai mutlak sisaan $\left|e_i\right|$ dengan semua peubah prediktor. Hasil pengujian selengkapnya dapat dilihat pada Lampiran 4 dan secara ringkas dapat dilihat pada Tabel 4.3 berikut:

Tabel 4.3 Hasil Pengujian Kehomogenan Ragam Sisaan

Data	*P-value Penduga* Koefisien Peubah Prediktor					Keterangan
	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5	
1	0.113	0.101	0.752	-	-	Terima H_0
2	0.243	0.576	0.123	0.856	0.345	Terima H_0
3	0.735	0.495	0.505	-	-	Terima H_0

Berdasarkan Tabel 4.3 dapat dilihat bahwa *p-value* dari peubah-peubah prediktor yang dihasilkan lebih besar dari α sebesar 0.05 untuk keseluruhan data. Oleh karena itu, dapat diputuskan terima H_0 dan dapat disimpulkan bahwa ragam sisaan homogen.

Asumsi kebebasan antar sisaan menghendaki bahwa tidak ada autokorelasi antar sisaan. Pengujian asumsi ini dilakukan dengan uji *Durbin-Watson* dengan statistik uji berdasarkan persamaan (2.8). Nilai statistik uji (*d*) untuk masing-masing data dapat dilihat pada Lampiran 1 dan secara ringkas dapat dilihat pada Tabel 4.4 berikut:

Tabel 4.4 Pengujian Kebebasan Antar Sisaan

Data	Statistik uji (*d*)	d_U	$4\text{-}d_U$	Keterangan
1	0.8880	1.6539	2.3461	Terima H_0
2	2.0745	1.8029	2.1971	Terima H_0
3	2.2437	1.6763	2.3237	Terima H_0

Berdasarkan uji *Durbin-Watson* pada Tabel 4.4 dapat dilihat bahwa statistik uji (*d*) terletak di antara d_U dan $4\text{-}d_U$ di mana d_U merupakan batas atas yang diperoleh melalui tabel *Durbin-Watson* dengan nilai *n* banyaknya pengamatan dan *k* banyaknya peubah prediktor untuk masing-masing data. Oleh karena itu, dapat diputuskan terima H_0 dan dapat disimpulkan bahwa tidak terdapat autokorelasi antar sisaan.

Asumsi non multikolinieritas menghendaki tidak terdapat korelasi yang cukup tinggi di antara peubah prediktor. Pendeteksian multikolinieritas antar peubah prediktor dapat dilihat melalui kriteria VIF berdasarkan persamaan (2.9). Nilai VIF menunjukkan ukuran besarnya keragaman total salah satu peubah prediktor yang dapat dijelaskan oleh keragaman peubah prediktor yang lain. Nilai VIF masing-masing peubah prediktor untuk keseluruhan data dapat dilihat pada Lampiran 1 dan secara ringkas dapat dilihat pada Tabel 4.5 berikut:

Tabel 4.5 Pendeteksian Multikolinieritas

Data	Nilai VIF					Keterangan
	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5	
1	1.094	3.790	3.961	-	-	non multikolinieritas
2	3.081	1.334	3.725	1.097	1.366	non multikolinieritas
3	1.179	6.725	7.157	-	-	non multikolinieritas

Berdasarkan nilai VIF masing-masing peubah prediktor untuk keseluruhan data pada Tabel 4.5 dapat dilihat bahwa nilai VIF kurang dari 10 sehingga dapat disimpulkan bahwa tidak terdapat multikolinieritas antar peubah prediktor. Oleh karena itu, asumsi non multikolinieritas terpenuhi.

4.3 Pemeriksaan Pencilan

Pemeriksaan pencilan dapat dilakukan dengan menghitung nilai TRES berdasarkan statistik uji pada persamaan (2.13) dan nilai h_{ii} berdasarkan statistik uji pada persamaan (2.11). Hasil perhitungan nilai TRES dan h_{ii} pada keseluruhan data dapat dilihat pada Lampiran 5 dan secara ringkas disajikan pada Tabel 4.6 berikut:

Tabel 4.6 Hasil Pemeriksaan Pencilan

Data	Pengamatan ke-	$\lvert TRES_i \rvert$	$t_{n-p-1}^{a/2}$	h_{ii}	$\frac{2p}{n}$	Letak Pencilan
	14	-3,10845		-		Y
1	21	-	2.04	0,541106	0.22	X
	28	-		0,487777		X
	12	-		0,390029		X
2	19	-	2.048	0,409504	0.343	X
	30	2,04899		-		Y
3	9	-	2.131	0,848425	0.4	X
	10	2,28194		-		Y

Berdasarkan nilai TRES dan h_{ii} pada Tabel 4.6 diketahui letak pencilan baik pada peubah X dan Y. Nilai TRES dibandingkan dengan $t_{n-p-1}^{a/2}$, jika nilai TRES lebih besar dari $t_{n-p-1}^{a/2}$ maka pengamatan ke-*i* merupakan pencilan pada peubah Y. Nilai h_{ii} dibandingkan dengan $\frac{2p}{n}$, jika h_{ii} lebih besar dari $\frac{2p}{n}$ maka pengamatan ke-*i* merupakan pencilan pada peubah X. Misalkan pada data 1, dari nilai TRES dan h_{ii} yang diperoleh diketahui bahwa data ke-14 merupakan pencilan pada peubah Y, data ke-21 dan 28 merupakan pencilan pada peubah X. Hasil pemeriksaan pencilan berdasarkan TRES dan h_{ii} untuk data ke-2 dan 3 dapat dilihat selengkapnya pada Tabel 4.6.

4.4 Pemeriksaan Pengamatan Berpengaruh

Pengamatan berpengaruh merupakan pengamatan yang dapat mempengaruhi persamaan regresi, bisa pada koefisien regresi ataupun nilai duga *Y*. Untuk memeriksa pengamatan berpengaruh, digunakan DFITS berdasarkan statistik uji pada persamaan (2.15) dan ukuran Jarak Cook (*Cook's Distance*) berdasarkan statistik uji pada persamaan (2.17). Hasil perhitungan nilai DFITS dan Jarak Cook (*Cook's Distance*) pada keseluruhan data dapat dilihat pada Lampiran 5 dan secara ringkas disajikan pada Tabel 4.7 berikut:

Tabel 4.7 Hasil Pemeriksaan Pengamatan Berpengaruh

Data	Pengamatan ke-	$\lvert DFITS_i \rvert$	$2\sqrt{\frac{p}{n}}$	*Cook's Distance*	$F^{\alpha}_{(k;n-k-1)}$
1	9	-0,355684	0.33	-	2.89
	11	-0,733816		-	
	14	-0,708550		-	
	16	-0,570925		-	
	20	0,454364		-	
	21	-0,657226		-	
	23	0,370717		-	
	24	0,454364		-	
	27	0,364845		-	
	34	0,700407		-	
2	8	-0,56118	0.414	-	2.53
	12	0,71683		-	
	15	-0,44810		-	
	19	0,47402		-	
	21	1,06894		-	
	22	-1,08793		-	
	27	0,44782		-	
	30	0,63264		-	
	31	0,61549		-	
	32	-0,46465		-	
	34	0,67255		-	
3	1	-0,711604	0.447	-	3.24
	5	0,595963		-	
	9	0,559529		-	
	10	0,768866		-	
	11	-0,918884		-	
	18	0,853025		-	
	19	-0,817627		-	

Berdasarkan nilai DFITS dan *Cook's Distance* pada Tabel 4.7 diketahui pengamatan berpengaruh baik pada persamaan regresi. Nilai DFITS dibandingkan dengan $2\sqrt{\frac{p}{n}}$, jika nilai DFITS lebih besar dari $2\sqrt{\frac{p}{n}}$ maka pengamatan ke-*i* merupakan pengamatan berpengaruh pada nilai duga Y. Nilai *Cook's Distance* dibandingkan dengan $F^{\alpha}_{(k,n-k-1)}$, jika *Cook's Distance* lebih besar dari $F^{\alpha}_{(k,n-k-1)}$ maka pengamatan ke-*i* merupakan pengamatan berpengaruh pada koefisien regresi. Misalkan pada data 1, dari nilai DFITS dan *Cook's Distance* yang diperoleh merupakan pengamatan berpengaruh pada nilai duga Y sedangkan untuk pengamatan berpengaruh pada nilai koefisien regresi tidak teridentifikasi karena nilai *Cook's Distance* pada pengamatan ke-*i* tidak ada yang lebih besar dari 2.89. Hasil pemeriksaan pengamatan berpengaruh berdasarkan kriteria DFITS dan *Cook's Distance* untuk data ke-2 dan 3 dapat dilihat selengkapnya pada Tabel 4.7.

Suatu pengamatan ke-*i* merupakan pencilan berpengaruh jika dua kriteria dipenuhi oleh pengamatan ke-*i* tersebut yaitu sebagai pencilan dan sebagai pengamatan berpengaruh. Berdasarkan Tabel 4.6 dan Tabel 4.7, pencilan berpengaruh pada keseluruhan data disajikan dalam Tabel 4.8.

Tabel 4.8 Hasil Pemeriksaan Pencilan Berpengaruh

Data	1	2	3
Pengamatan ke-	14 21	12 19 30	9 10

Berdasarkan Tabel 4.8 dapat dilihat bahwa banyaknya pencilan berpengaruh berbeda untuk setiap data. Data 1 mengandung 2 pencilan berpengaruh yaitu pada pengamatan ke-14 dan 21. Data 2 mengandung 3 pencilan berpengaruh yaitu pada pengamatan ke-12, 19 dan 30. Data 3 mengandung 2 pencilan berpengaruh yaitu pada pengamatan ke-9 dan 10.

4.5 Pendugaan Parameter Regresi *Robust* dengan Penduga S

Pendugaan Parameter Regresi *Robust* dengan Penduga S dilakukan untuk mendapatkan penduga yang mempunyai tingkat kekekaran yang tinggi dan bersifat efisien. Hasil Pendugaan Parameter Regresi dengan penduga S ditampilkan pada Tabel 4.9.

Tabel 4.9 Pendugaan Parameter Regresi dengan Penduga S

Data	Metode	Model
1	Penduga S	$Y = 418{,}79 + 1{,}02\ X_1 - 17{,}55\ X_2 + 59{,}7\ X_3$
2	Penduga S	$Y = -\ 2134{,}59 + 0{,}286\ X_1 + 104{,}4\ X_2 + 31{,}9\ X_3 + 103{,}22\ X_4 + 13{,}05\ X_5$
3	Penduga S	$Y = 0{,}36 + 1{,}1\ X_1 + 1{,}8\ X_2 - 1{,}06\ X_3$

4.6 Pendugaan Parameter Regresi *Robust* dengan Metode LTS

Pendugaan Parameter Regresi Robust dengan Metode *Least Trimmed Square* (LTS) dilakukan untuk meminimumkan jumlah kuadrat h galat. Hasil Pendugaan Parameter Regresi dengan MKT dan metode LTS sebagai berikut :

Tabel 4.10 Pendugaan Parameter Regresi dengan Metode LTS

Data	Metode	Model
1	Metode LTS	$Y = 6{,}86 + 0{,}99\ X_1 – 0{,}103\ X_2 - 0{,}071\ X_3$
2	Metode LTS	$Y = -\ 131{,}16 + 0{,}306\ X_1 + 65{,}7\ X_2 - 2{,}1\ X_3 - 10{,}31\ X_4 - 5{,}2\ X_5$
3	Metode LTS	$Y = 0{,}45 + 1{,}1\ X_1 + 1{,}8\ X_2 - 1{,}05\ X_3$

4.7 Perbandingan Koefisien Regresi Penduga S dan Metode LTS

Berdasarkan Tabel 4.9 dan 4.10 diketahui adanya pencilan berpengaruh yang menyebabkan tidak terpenuhinya asumsi-asumsi regresi sehingga mempengaruhi nilai dan tanda koefisien regresi yang dihasilkan. Adanya perubahan nilai dan tanda koefisien regresi akan mempengaruhi interpretasi model regresi yang dihasilkan. Perubahan nilai dan tanda koefisien regresi yang dihasilkan oleh penduga S dan metode LTS yang disajikan pada tabel 4.11 berikut:

Tabel 4.11 Model Regresi Penduga S dan Metode LTS

Data	Metode	Model
1	Penduga S	$Y = 418{,}79 + 1{,}02\ X_1 – 17{,}55\ X_2 + 59{,}7\ X_3$
	Metode LTS	$Y = 6{,}86 + 0{,}99\ X_1 – 0{,}103\ X_2 - 0{,}071\ X_3$
2	Penduga S	$Y = -\ 2134{,}59 + 0{,}286\ X_1 + 104{,}4\ X_2 + 31{,}9\ X_3 + 103{,}22\ X_4 + 13{,}05\ X_5$

	Metode LTS	$Y = -131{,}16 + 0{,}306 X_1 + 65{,}7 X_2 - 2{,}1 X_3 - 10{,}31 X_4 - 5{,}2 X_5$
3	Penduga S	$Y = 0{,}36 + 1{,}1 X_1 + 1{,}8 X_2 - 1{,}06 X_3$
	Metode LTS	$Y = 0{,}45 + 1{,}1 X_1 + 1{,}8 X_2 - 1{,}05 X_3$

Untuk data 1 bertambahnya modal PKL sebesar 1 rupiah ketika jam kerja dan lama usaha PKL tetap maka pendapatan bersih akan meninggkat sebesar 1,02 rupiah. Bertambahnya jam kerja selama 1 jam ketika modal dan lama usaha tetap maka pendapatan bersih akan menurun sebesar 17,55 rupiah. Bertambahnya lama usaha selama 1 tahun ketika modal dan jam kerja tetap maka pendapatan bersih akan bertambah sebesar 59,7 rupiah. Berdasarkan model penduga S yang telah diperoleh diketahui bahwa terdapat variabel yang tidak sesuai dengan teori yaitu variabel X_2 (jam kerja PKL). Seharusnya semakin lama jam kerja PKL maka pendapatan bersih akan bertambah tapi pada model yang diperoleh jam kerja PKL menurunkan pendapatan bersih. Hal itu disebabkan karena penambahan jam kerja PKL belum tentu akan menambah jumlah pembeli pada waktu itu.

4.8 Uji Signifikansi

Untuk mengetahui tingkat signifikansi penduga koefisien regresi, dilakukan pengujian signifikansi koefisien regresi secara parsial. Pengujian signifikansi koefisien regresi secara parsial menggunakan uji *Chi-Square*. Nilai uji *Chi-Square* disajikan pada tabel 4.12

Tabel 4.12 Nilai uji *Chi-Square*

Penduga S

Data 1				
Parameter	Koefisien	Std. Error	Chi-Square	Pr > Chi-Square
Konstanta	418.7906	308.0323		
X_1	1.0174	0.0199	2608.95	<.0001
X_2	-17.5505	10.5783	2.75	0.0971
X_3	59.7290	68.3846	0.76	0.3824
Data 2				
Parameter	Koefisien	Std. Error	Chi-Square	Pr > Chi-Square
Konstanta	-2134.59	593.3055		
X_1	0.2861	0.0230	154.60	<.0001

X_2	104.3981	25.2646	17.07	<.0001
X_3	31.9254	30.4374	1.10	0.2942
X_4	103.2189	40.5804	6.47	0.0110
X_5	13.0515	12.0630	1.17	0.2793
Data 3				
Parameter	Koefisien	Std. Error	Chi-Square	Pr > Chi-Square
Konstanta	0.3634	3.2110		
X_1	1.1011	0.0460	573.92	<.0001
X_2	1.8237	0.3468	27.65	<.0001
X_3	-1.0570	0.2894	13.34	0.0003

Metode LTS

Data 1				
Parameter	Koefisien	Std. Error	Chi-Square	Pr > Chi-Square
Konstanta	6.8612	3.9777		
X_1	0.9999	0.0002	3.065	<.0001
X_2	-0.1026	0.1164	0.78	0.3779
X_3	-0.0706	0.8051	0.01	0.9301
Data 2				
Parameter	Koefisien	Std. Error	Chi-Square	Pr > Chi-Square
Konstanta	-131.164	403.0645		
X_1	0.3060	0.0137	497.01	<.0001
X_2	65.7377	14.4468	20.71	<.0001
X_3	-2.0650	20.4630	0.01	0.9196

Tabel 4.12 Nilai uji *Chi-Square* (lanjutan)

X_4	-10.3100	25.4908	0.16	0.6859
X_5	-5.1955	7.2332	0.52	0.4726
Data 3				
Parameter	Koefisien	Std. Error	Chi-Square	Pr > Chi-Square
Konstanta	0.4450	3.0686		
X_1	1.1004	0.0438	630.87	<.0001
X_2	1.8122	0.3272	30.67	<.0001
X_3	-1.0477	0.2773	14.28	0.0002

Hasil pengujian signifikansi koefisien regresi secara parsial didasarkan pada uji *Chi-Square* tersaji pada Tabel 4.13. *Chi-Square* tabel menggunakan alpha 0.05. Untuk Penduga-S nilai uji *Chi-Square* pada data 1 untuk peubah prediktor X_1 sebesar 2608.95 lebih besar dari *Chi-Square* tabel = 49.8 dan nilai untuk peubah prediktor X_2 dan X_3 secara berurutan adalah 2.75 dan 0.76 lebih kecil dari *Chi-Square* tabel = 49.8. Hal ini menunjukkan secara parsial peubah prediktor X_1 memberikan pengaruh signifikan terhadap peubah respon sedangkan peubah prediktor X_2 dan X_3 tidak memberikan pengaruh signifikan terhadap peubah respon. Nilai uji *Chi-Square* pada data 2 untuk peubah prediktor X_1 sebesar 154.60 lebih besar dari *Chi-Square* tabel = 48.6 dan nilai untuk peubah prediktor X_2, X_3, X_4 dan X_5 secara berurutan adalah 17.07, 1.10, 6.47 dan 1.17 lebih kecil dari *Chi-Square* tabel = 48.6. Hal ini menunjukkan secara parsial peubah prediktor X_1 memberikan pengaruh signifikan terhadap peubah respon sedangkan peubah prediktor X_2, X_3, X_4 dan X_5 tidak memberikan pengaruh signifikan terhadap peubah respon. Nilai uji *Chi-Square* pada data 3 untuk peubah prediktor X_1 sebesar 573.92 lebih besar dari *Chi-Square* tabel = 30.14 dan nilai untuk peubah prediktor X_2 dan X_3 secara berurutan adalah 27.65 dan 13.34 lebih kecil dari *Chi-Square* tabel = 30.14. Hal ini menunjukkan secara parsial peubah prediktor X_1 memberikan pengaruh signifikan terhadap peubah respon sedangkan peubah prediktor X_2 dan X_3 tidak memberikan pengaruh signifikan terhadap peubah respon. Untuk Metode LTS nilai uji *Chi-Square* pada data 1 untuk peubah prediktor X_1, X_2 dan X_3 secara berurutan adalah 3.065, 0.78 dan 0.01 lebih kecil dari *Chi-Square* tabel = 49.8. Hal ini menunjukkan secara parsial peubah prediktor X_1, X_2 dan X_3 tidak memberikan pengaruh signifikan terhadap peubah respon. Nilai uji *Chi-Square* pada data 2 untuk peubah prediktor X_1 sebesar 497.01 lebih besar dari *Chi-Square* tabel = 48.6 dan nilai untuk peubah prediktor X_2, X_3, X_4 dan X_5 secara berurutan adalah 20.71, 0.01, 0.16 dan 0.52 lebih kecil dari *Chi-Square* tabel = 48.6. Hal ini menunjukkan secara parsial peubah prediktor X_1 memberikan pengaruh signifikan terhadap peubah respon sedangkan peubah prediktor X_2, X_3, X_4 dan X_5 tidak memberikan pengaruh signifikan terhadap peubah respon. Nilai uji *Chi-Square* pada data 3 untuk peubah prediktor X_1 dan X_2 adalah 630.87 dan 30.67 lebih besar dari *Chi-Square* tabel = 30.14 dan nilai untuk peubah prediktor X_3 sebesar 14.28 lebih kecil dari *Chi-Square* tabel = 30.14. Hal ini menunjukkan secara parsial peubah prediktor

X_1 dan X_2 memberikan pengaruh signifikan terhadap peubah respon sedangkan peubah prediktor X_3 tidak memberikan pengaruh signifikan terhadap peubah respon.

4.9 Perbandingan Kebaikan Model Penduga S dan Metode LTS

Perbandingan Kebaikan Model penduga S dan metode LTS dapat dilihat dari nilai *Mean Square Error* (MSE). Nilai *Mean Square Error* (MSE) menunjukkan ukuran ketepatan perhitungan. Semakin kecil nilai MSE maka semakin baik kecocokan suatu persamaan dengan data karena nilai duga Y semakin mendekati nilai sebenarnya. Nilai MSE yang dihasilkan oleh penduga S dan metode LTS disajikan dalam tabel 4.13 berikut:

Tabel 4.13 Nilai MSE dari Penduga S dan Metode LTS

Data	MSE	
	Penduga S	Metode LTS
1	59470,2	96723,6
2	35707,6	66536,1
3	4,3	4,08

BAB V
KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil dan pembahasan dapat ditarik beberapa kesimpulan sebagai berikut :

1. Keberadaan pencilan berpengaruh dapat mempengaruhi nilai koefisien regresi yang dihasilkan metode *Least Trimmed Square* (LTS) dan penduga-S. Perubahan nilai koefisien regresi tidak hanya terjadi pada nilai koefisien intersep, tetapi bisa juga terjadi pada nilai koefisien yang lain.
2. Berdasarkan kriteria *Mean Square Error* (MSE) terkecil diperoleh penduga S lebih baik diguakan untuk menduga parameter regresi linier berganda pada data yang mengandung pencilan berpengaruh.

5.2 Saran

Dari penelitian yang telah dilakukan terdapat saran yang dapat dilakukan yaitu jika data terkontaminasi pencilan berpengaruh dan asumsi-asumsi dalam analisis regresi tidak terpenuhi sebaiknya menggunakan regresi *Robust* khususnya penduga S. Karena metode ini menghasilkan nilai MSE yang lebih kecil. Selain itu penduga S memiliki kemampuan yang lebih baik dibandingkan dengan metode-metode lainnya karena mampu mengatasi pencilan yang disebabkan baik oleh variabel prediktor *(X)* maupun variabel respon *(Y)*.

DAFTAR PUSTAKA

Barnet, V dan T. Lewis. 1993. **Outlier in Statisical Data.** 3rd Edition. John Wiley and Sons, New York.

Bowerman, B. L. dan R. T O'Connel. 1990. **Linier Statistical Models An Applied Approach.** PWS Kent Publishing Company, USA.

Candra, E.F. 2012. **Perbandingan Penduga *Method Of Moment* (MM) Dan *Least Trimmed Square* (LTS) Dalam Regresi *Robust* Linier Berganda.** Jurusan Statistika. Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam. Universitas Brawijaya, Malang. Tidak dipublikasikan.

Chen, C. 2002. **Robust Regression and Outlier Detection with ROBUSTREGProcedure.** *http://www.sas.com/proceedings/sugi27/p265-27.pdf*. diakses 10 September 2012.

Draper, N.R dan H. Smith. 1992. **Analisis Regresi Terapan.** Edisi kedua. Alih bahasa oleh Sumantri, B. PT Gramedia Pustaka Utama, Jakarta.

Evelyn, L. Y. 2007. **Analisis Pengaruh Kredit Permodalan dan Faktor-Faktor Internal terhadap Pendapatan Pengusaha Kecil yang Menjadi Nasabah Penerima Kredit BPR Gunung Ringgit KKP Ranugrati Kecamatan Kedungkandang Malang.** Jurusan Ekonomi Pembangunan. Fakultas Ekonomi. Universitas Brawijaya, Malang. Tidak dipublikasikan.

Kutner, M. H, C. J. Nachtsteim, dan J. Neter. 2004. **Applied Linier Statistical Methods.** MC Graw Hill Company, Inc, New York.

Marazzi, A. 1993. **Algorithms, Routines, and S Functions for Robust Statistiks**. Chapman & Hall, New York.

Montgomery, D. C. dan E. A. Peck. 1992. **Introduction To Linier Regression Analysis.** Second Edition. John Wiley and Sons, Inc, New York.

Mujiati, M. 1997. **Penduga untuk Mengatasi Pencilan pada Model Regresi Linier.** Jurusan Matematika. Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam. Universitas Brawijaya, Malang. Tidak dipublikasikan.

Mukhlis, A. 2007. **Analisis Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Pendapatan Pedagang Kaki Lima (Studi pada Pedagang Kaki Lima di Pasar Pandaan).** Jurusan Ekonomi Pembangunan. Fakultas Ekonomi. Universitas Brawijaya, Malang. Tidak dipublikasikan.

Myer, R. H. 1990. **Classical and Modern Regression with Application.** Second Edition. PWS-Kent Publishing Company. California.

Rousseuw, P dan M. Hubert. 1997. **Recent Development in Progress.** *http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/summary?doi=10.1.1.30.4889*. diakses 10 September 2012.

Santoso. 2002. **Buku Pelatihan SPSS Multivariat.** PT Alex Media Komputindo Kelompok Gramedia, Jakarta.

Sembiring, K. K. 1995. **Analisis Regresi.** Edisi kedua. Penerbit ITB, Bandung.

Sugiarto. 1992. **Tahap Awal dan Aplikasi Analisis Regresi.** Andi Offset, Yogyakarta.

Yitnosumarno, S. 1985. **Regresi dan Korelasi Teori dan Penggunaannya.** Universitas Brawijaya, Malang.

Lampiran 1. Data Sekunder

Data 1. **Analisis Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Pendapatan Pedagang Kaki Lima (PKL) (Studi pada Pedagang Kaki Lima di Pasar Pandaan).**

No	Y	X_1	X_2	X_3
1	509	500	45	5
2	439	450	41	4
3	714	1150	60	7
4	454	485	41	4
5	559	750	47	4
6	554	800	48	5
7	709	1100	55	5
8	544	600	49	6
9	734	1250	58	7
10	519	750	45	5
11	759	1500	67	7
12	659	1100	58	6
13	574	1000	51	6
14	779	1650	60	7
15	464	630	45	4
16	799	1500	65	7
17	754	1250	60	7
18	474	500	45	4
19	1850	1850	54	7
20	1650	1650	65	7
21	10000	10000	49	6
22	1400	1400	56	7
23	1750	1750	63	8
24	1650	1650	65	7
25	700	700	43	5
26	1750	1750	60	7
27	1500	1500	61	8
28	10000	10000	60	7
29	1750	1750	57	6
30	1250	1250	58	6
31	500	500	45	5
32	1475	1475	59	7
33	1650	1650	61	7
34	1100	1100	58	5
35	1250	1250	54	6
36	900	900	47	5

Keterangan:

Y = Pendapatan bersih Pedagang Kaki Lima / PKL (Rp)
X_1 = Modal PKL (Rp/bulan)
X_2 = Jam kerja PKL (Jam/minggu)
X_3 = Lama usaha PKL (Tahun)

Lampiran 1. (lanjutan)

Data 2. **Analisis Pengaruh Kredit Permodalan dan Faktor-Faktor Internal terhadap Pendapatan Pengusaha Kecil yang Menjadi Nasabah Penerima Kredit BPR Gunung Ringgit KKP Ranugrati Kecamatan Kedungkandang Malang.**

No	Y	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5
1	1700	5000	12	7	6	29
2	2500	7500	9	8	8	38
3	1800	5000	9	7	8	40
4	1500	5000	9	8	7	34
5	1400	4000	9	9	7	37
6	900	1500	12	5	8	33
7	1200	2500	12	7	6	30
8	1500	4000	12	9	8	33
9	500	1000	10	5	7	35
10	1600	4500	10	8	6	37
11	1500	3500	12	8	8	32
12	3500	10000	12	9	6	37
13	1700	3000	12	6	8	32
14	1500	3000	12	9	7	33
15	1250	3000	12	8	8	30
16	1000	2000	13	7	6	34
17	1600	4000	13	9	8	35
18	2900	8000	13	10	7	33
19	4000	10000	13	15	8	41
20	1250	3500	9	6	8	31

Lampiran 1. (lanjutan data 2)

No	Y	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5
21	1300	3000	9	7	7	29
22	1200	5000	9	8	6	34
23	1100	3000	9	6	8	32
24	800	2000	9	5	8	31
25	2500	7000	12	8	7	38
26	750	1000	12	5	6	31
27	600	1000	10	5	6	39
28	1000	2500	12	6	6	34
29	1250	2500	12	6	8	31
30	2500	5000	12	9	8	37
31	1500	2000	12	8	8	35
32	1000	2000	13	7	7	36
33	1000	1250	13	7	6	33
34	4000	10000	13	13	8	37
35	2000	5000	13	9	6	40

Keterangan:

Y = Pendapatan pengusaha (Ribu rupiah)
X_1 = Kredit modal yang diterima pengusaha (Ribu rupiah)
X_2 = Pendidikan Pengusaha (Tahun)
X_3 = Pengalaman kerja pengusaha (Tahun)
X_4 = Jam kerja (Jam)
X_5 = Usia pengusaha (Tahun)

Lampiran 1. (lanjutan)

Data 3. **Penduga M untuk Mengatasi Pencilan pada Model Regresi Linier**

No	Y	X_1	X_2	X_3
1	30.27	24.858	11.4	15.69
2	34.71	25.242	14.83	18.25
3	38.02	26.415	14.17	16.33
4	39.579	29.713	11.64	14.65
5	42.598	30.372	11.33	13.37
6	46.915	33.593	16.13	18.63
7	51.028	37.851	16.58	18.27
8	53.524	40.638	17.87	20.49
9	54.699	41.058	22.75	30.87
10	57.036	37.342	18.26	20.47
11	56.036	40.28	18.83	19.06
12	59.861	41.813	18.03	20.19
13	61.751	42.448	17.79	18.44
14	63.357	46.03	16.47	17.3
15	66.145	49.598	15.07	15.53
16	68.236	52.6	13.73	13.98
17	69.066	54.25	12.71	13.33
18	69.217	55.098	9.6	11.53
19	71.143	60.853	9.8	11.13
20	71.76	61.683	9.08	12

Keterangan:

Y = Kredit yang disalurkan (Triliun rupiah)
X_1 = Dana yang dihimpun (Triliun rupiah)
X_2 = Tingkat suku bunga SBI (Triliun rupiah)
X_3 = Tingkat suku bunga SPBU (Triliun rupiah)

Lampiran 2. Pendugaan Parameter Regresi dengan MKT

Data 1

Regression Analysis: Y versus X1; X2; X3

The regression equation is
Y = 502 + 1,02 X1 - 18,5 X2 + 50,5 X3

Predictor	Coef	SE Coef	T	P	VIF
Constant	501,8	305,0	1,65	0,110	
X1	1,02010	0,02036	50,11	0,000	1,094
X2	-18,48	10,41	-1,77	0,085	3,790
X3	50,47	68,12	0,74	0,464	3,961

S = 242,005   R-Sq = 98,8%   R-Sq(adj) = 98,7%

PRESS = 2277101   R-Sq(pred) = 98,59%

Analysis of Variance

Source	DF	SS	MS	F	P
Regression	3	159774004	53258001	909,36	0,000
Residual Error	32	1874120	58566		
Total	35	161648125			

Source	DF	Seq SS
X1	1	159461776
X2	1	280082
X3	1	32147

Unusual Observations

Obs	X1	Y	Fit	SE Fit	Residual	St Resid
14	1650	779,0	1429,6	53,8	-650,6	-2,76R
21	10000	10000,0	10100,2	178,0	-100,2	-0,61 X
28	10000	10000,0	9947,4	169,0	52,6	0,30 X

R denotes an observation with a large standardized residual.
X denotes an observation whose X value gives it large leverage.

Durbin-Watson statistic = 0,887994

Lampiran 2. (lanjutan)

Data 2

Regression Analysis: Y versus X1; X2; X3; X4; X5

The regression equation is
Y=-2192 + 0,287 X1 + 107 X2 + 28,4 X3 + 109 X4 + 13,4 X5

Predictor	Coef	SE Coef	T	P	VIF
Constant	-2192,4	553,4	-3,96	0,000	
X1	0,28731	0,02233	12,87	0,000	3,081
X2	106,54	23,92	4,45	0,000	1,334
X3	28,40	29,41	0,97	0,342	3,725
X4	109,17	38,57	2,83	0,008	1,097
X5	13,45	11,61	1,16	0,256	1,366

S = 188,857   R-Sq = 96,0%   R-Sq(adj) = 95,3%

PRESS = 1463804   R-Sq(pred) = 94,38%

Analysis of Variance

Source	DF	SS	MS	F	P
Regression	5	25007372	5001474	140,23	0,000
Residual Error	29	1034342	35667		
Total	34	26041714			

Source	DF	Seq SS
X1	1	23595090
X2	1	981504
X3	1	123211
X4	1	259725
X5	1	47841

Unusual Observations

Obs	X1	Y	Fit	SE Fit	Residual	St Resid
22	5000	1200,0	1542,4	85,1	-342,4	-2,03R

R denotes an observation with a large standardized residual.

Durbin-Watson statistic = 2,07453

Lampiran 2. (lanjutan)

Data 3

Regression Analysis: Y versus X1; X2; X3

The regression equation is
Y = 0,44 + 1,10 X1 + 1,81 X2 - 1,05 X3

Predictor	Coef	SE Coef	T	P	VIF
Constant	0,445	3,069	0,15	0,887	
X1	1,10038	0,04381	25,12	0,000	1,179
X2	1,8122	0,3272	5,54	0,000	6,725
X3	-1,0477	0,2773	-3,78	0,002	7,157

S = 2,00424 R-Sq = 98,0% R-Sq(adj) = 97,6%

PRESS = 95,0558 R-Sq(pred) = 97,00%

Analysis of Variance

Source	DF	SS	MS	F	P
Regression	3	3106,2	1035,4	257,76	0,000
Residual Error	16	64,3	4,0		
Total	19	3170,5			

Source	DF	Seq SS
X1	1	2940,8
X2	1	108,1
X3	1	57,4

Unusual Observations

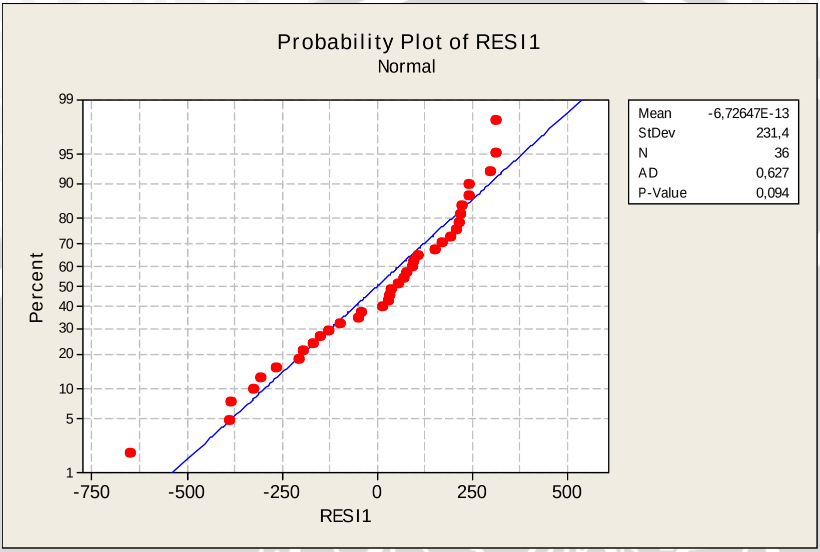
Obs	X1	Y	Fit	SE Fit	Residual	St Resid
9	41,1	54,699	54,509	1,846	0,190	0,24 X
10	37,3	57,036	53,179	0,640	3,857	2,03R

R denotes an observation with a large standardized residual.
X denotes an observation whose X value gives it large leverage.

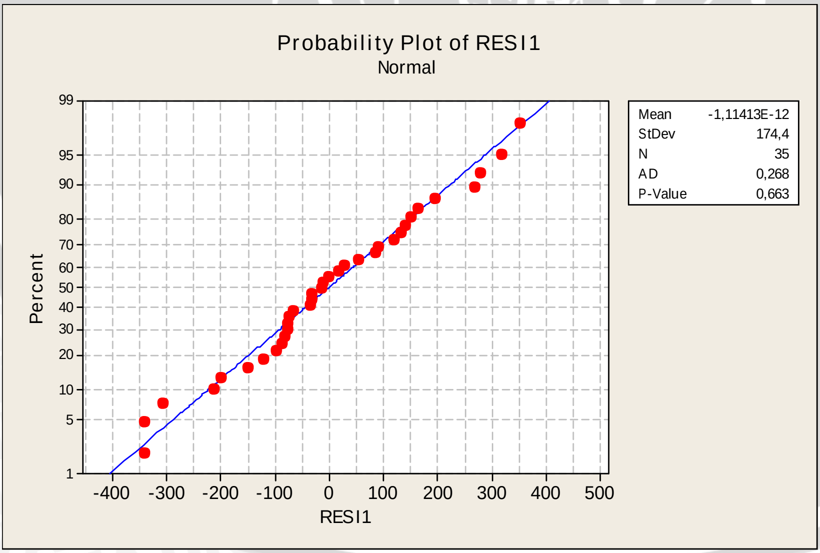
Durbin-Watson statistic = 2,24373

Lampiran 3. Pengujian Kenormalan Sisaan

Data 1

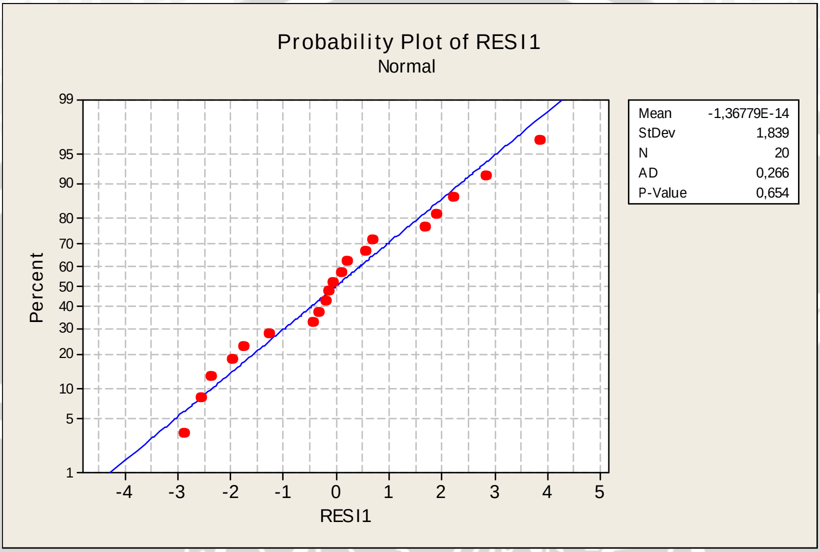


Data 2



Lampiran 3. (lanjutan)

Data 3



Lampiran 4. Pengujian Kehomogenan Ragam Sisaan

Data 1

The regression equation is

abs res = - 514 - 0,0126 X1 + 14,2 X2 - 8,2 X3

Predictor	Coef	SE Coef	T	P
Constant	-514,4	115,5	-4,45	0,000
X1	-0,012568	0,007709	-1,63	0,113
X2	14,207	3,943	3,60	0,101
X3	-8,23	25,80	-0,32	0,752

Data 2

The regression equation is

abs res= 96 - 0,0149 X1 + 7,6 X2 + 26,2 X3 + 3,9 X4 - 6,24 X5

Predictor	Coef	SE Coef	T	P
Constant	96,1	309,7	0,31	0,759
X1	-0,01490	0,01249	-1,19	0,243
X2	7,56	13,39	0,56	0,576
X3	26,17	16,46	1,59	0,123
X4	3,94	21,59	0,18	0,856
X5	-6,237	6,497	-0,96	0,345

Data 3

The regression equation is

abs res = 1,67 - 0,0093 X1 + 0,141 X2 - 0,117 X3

Predictor	Coef	SE Coef	T	P
Constant	1,675	1,893	0,88	0,389
X1	-0,00932	0,02702	-0,34	0,735
X2	0,1410	0,2018	0,70	0,495
X3	-0,1166	0,1710	-0,68	0,505

Lampiran 5. Nilai TRES, h_{ii}, Jarak *Cook*, dan DFITS

Data 1

No	TRES	HI	COOK	DFITS
1	0,32381	0,079789	0,002338	0,095350
2	0,14654	0,118696	0,000746	0,053778
3	-0,87038	0,054451	0,010989	-0,208866
4	0,05679	0,118533	0,000112	0,020826
5	-0,18071	0,132753	0,001289	-0,070702
6	-0,54235	0,050158	0,003971	-0,124631
7	-0,65871	0,118100	0,014788	-0,241052
8	0,13949	0,091675	0,000506	0,044314
9	-1,40435	0,060280	0,030695	-0,355684
10	-0,72052	0,077194	0,011023	-0,208393
11	-1,79270	0,143510	0,125911	-0,733816
12	-0,82879	0,053620	0,009826	-0,197277
13	-1,32456	0,052495	0,023741	-0,311774
14	-3,10845	0,049392	0,098773	-0,708550
15	-0,21994	0,112805	0,001585	-0,078427
16	-1,72780	0,098439	0,076729	-0,570925
17	-1,14180	0,053156	0,018126	-0,270538
18	0,39703	0,112840	0,005148	0,141596
19	0,45661	0,111463	0,006704	0,161722
20	1,37961	0,097852	0,050195	0,454364
21	-0,60524	0,541106	0,110168	-0,657226
22	0,64661	0,080086	0,009268	0,190786
23	0,98542	0,123982	0,034389	0,370717
24	1,37961	0,097852	0,050195	0,454364
25	0,11356	0,114049	0,000428	0,040743
26	0,92293	0,048804	0,010977	0,209057
27	0,85602	0,153729	0,033558	0,364845
28	0,29908	0,487777	0,021919	0,291859
29	0,89788	0,041517	0,008783	0,186868
30	1,02811	0,053043	0,014776	0,243327
31	0,28548	0,079789	0,001819	0,084064
32	0,86846	0,052303	0,010487	0,204023

Lampiran 5. (lanjutan data 1)

No	TRES	HI	COOK	DFITS
33	1,01385	0,051681	0,013992	0,236679
34	1,38697	0,203196	0,119202	0,700407
35	0,69887	0,029124	0,003722	0,121043
36	0,40332	0,054761	0,002419	0,097077

Data 2

No	TRES	HI	COOK	DFITS
1	-0,39691	0,238369	0,008463	-0,22204
2	-0,19418	0,226197	0,001900	-0,10499
3	-0,07788	0,244164	0,000338	-0,04427
4	-0,85259	0,122204	0,017027	-0,31812
5	-0,19467	0,220923	0,001853	-0,10366
6	-0,43800	0,177076	0,007077	-0,20317
7	0,78843	0,146750	0,018054	0,32697
8	-1,77273	0,091084	0,048876	-0,56118
9	-0,20498	0,112143	0,000915	-0,07285
10	0,30507	0,137116	0,002544	0,12161
11	-0,67086	0,082876	0,006909	-0,20167
12	0,89645	0,390029	0,086225	0,71683
13	1,62437	0,132603	0,063633	0,63511
14	0,49329	0,121565	0,005763	0,18351
15	-1,15369	0,131083	0,033088	-0,44810
16	-0,43729	0,128028	0,004814	-0,16756
17	-2,01336	0,108775	0,074603	-0,70338
18	-0,47887	0,179516	0,008591	-0,22399
19	0,56922	0,409504	0,038343	0,47402
20	0,09788	0,147097	0,000285	0,04065
21	2,00899	0,220641	0,172390	1,06894
22	-2,15482	0,203129	0,175250	-1,08793
23	-0,01346	0,125970	0,000005	-0,00511
24	0,15107	0,150863	0,000699	0,06368
25	-0,57329	0,173365	0,011760	-0,26254
26	0,92509	0,136215	0,022605	0,36736

Lampiran 5. (lanjutan data 2)

No	TRES	HI	COOK	DFITS
27	0,72912	0,273910	0,033973	0,44782
28	-0,47907	0,101370	0,004433	-0,16090
29	-0,08318	0,127306	0,000174	-0,03177
30	2,04899	0,087034	0,060080	0,63264
31	1,56336	0,134196	0,060143	0,61549
32	-1,22398	0,125958	0,035375	-0,46465
33	0,86397	0,154278	0,022895	0,36901
34	1,18956	0,242226	0,074324	0,67255
35	-0,45226	0,196435	0,008568	-0,22361

Data 3

No	TRES	HI	COOK	DFITS
1	-1,05583	0,312356	0,125693	-0,711604
2	-0,68123	0,170600	0,024691	-0,308961
3	-0,03238	0,167580	0,000056	-0,014527
4	0,37328	0,186859	0,008460	0,178940
5	1,24247	0,187040	0,085875	0,595963
6	-0,10411	0,078159	0,000245	-0,030314
7	-1,02580	0,077053	0,021891	-0,296395
8	-1,37149	0,088825	0,043449	-0,428212
9	0,23650	0,848425	0,083176	0,559529
10	2,28194	0,101951	0,117019	0,768866
11	-1,72939	0,220160	0,187729	-0,918884
12	0,98880	0,096274	0,026076	0,322735
13	0,90124	0,147208	0,035468	0,374444
14	0,27677	0,106684	0,002427	0,095645
15	0,04344	0,115180	0,000065	0,015671
16	-0,16790	0,132565	0,001147	-0,065635
17	-0,07339	0,131361	0,000217	-0,028540
18	1,66973	0,206974	0,163627	0,853025
19	-1,40439	0,253146	0,157554	-0,817627
20	-0,26988	0,371599	0,011430	-0,207536

: pencilan : pengamatan berpengaruh

Lampiran 6. Pendugaan Parameter Regresi dengan Penduga S dan Metode LTS

Data 1

The ROBUSTREG Procedure

Model Information

Data Set	WORK.DATA1
Dependent Variable	Y
Number of Independent Variables	3
Number of Observations	36
Method	S Estimation

S Profile

Total Number of Observations	36
Number of Coefficients	4
Subset Size	4
Chi Function	Tukey
K0	4.6866
Breakdown Value	0.1193

Parameter Estimates

Parameter	DF	Estimate	Standard Error	95% Confidence Limits		Chi-Square	Pr > ChiSq
Intercept	1	418.7906	308.0323	-184.942	1022.523	1.85	0.1740
X1	1	1.0174	0.0199	0.9783	1.0564	2608.95	<.0001
X2	1	-17.5505	10.5783	-38.2837	3.1827	2.75	0.0971
X3	1	59.7290	68.3846	-74.3024	193.7603	0.76	0.3824
Scale	0	242.6115					

Lampiran 6. (lanjutan)

Data 2

The ROBUSTREG Procedure

Model Information

Data Set	WORK.DATA2
Dependent Variable	Y
Number of Independent Variables	5
Number of Observations	35
Method	S Estimation

S Profile

Total Number of Observations	35
Number of Coefficients	6
Subset Size	6
Chi Function	Tukey
K0	4.6866
Breakdown Value	0.1193

Parameter Estimates

Parameter	DF	Estimate	Standard Error	95% Confidence Limits		Chi-Square	Pr > ChiSq
Intercept	1	-2134.59	593.3055	-3297.45	-971.730	12.94	0.0003
X1	1	0.2861	0.0230	0.2410	0.3312	154.60	<.0001
X2	1	104.3981	25.2646	54.8804	153.9158	17.07	<.0001
X3	1	31.9254	30.4374	-27.7308	91.5816	1.10	0.2942
X4	1	103.2189	40.5804	23.6828	182.7549	6.47	0.0110
X5	1	13.0515	12.0630	- 10.5916	36.6946	1.17	0.2793
Scale	0	192.3236					

Lampiran 6. (lanjutan)

Data 3

The ROBUSTREG Procedure

Model Information

Data Set	WORK.DATA3
Dependent Variable	Y
Number of Independent Variables	3
Number of Observations	20
Method	S Estimation

S Profile

Total Number of Observations	20
Number of Coefficients	4
Subset Size	4
Chi Function	Tukey
K0	4.6866
Breakdown Value	0.1193

Parameter Estimates

Parameter	DF	Estimate	Standard Error	95% Confidence Limits		Chi-Square	Pr > ChiSq
Intercept	1	0.3634	3.2110	-5.9300	6.6568	0.01	0.9099
X1	1	1.1011	0.0460	1.0110	1.1912	573.92	<.0001
X2	1	1.8237	0.3468	1.1440	2.5035	27.65	<.0001
X3	1	-1.0570	0.2894	-1.6241	-0.4898	13.34	0.0003
Scale	0	2.0551					

Lampiran 6. (lanjutan)

Data 1

The ROBUSTREG Procedure

Model Information

Data Set	WORK.DATA1
Dependent Variable	Y
Number of Independent Variables	3
Number of Observations	36
Method	LTS Estimation

LTS Profile

Total Number of Observations	36
Number of Squares Minimized	19
Number of Coefficients	4
Highest Possible Breakdown Value	0.4167

Parameter Estimates for Final Weighted Least Squares Fit

Parameter	DF	Estimate	Standard Error	95% Confidence Limits		Chi-Square	Pr > ChiSq
Intercept	1	6.8612	3.9777	-0.9350	14.6575	2.98	0.0845
X1	1	0.9999	0.0002	0.9996	1.0003	3.065E7	<.0001
X2	1	-0.1026	0.1164	-0.3308	0.1255	0.78	0.3779
X3	1	-0.0706	0.8051	-1.6487	1.5074	0.01	0.9301
Scale	0	2.0723					

Lampiran 6. (lanjutan)

Data 2

The ROBUSTREG Procedure

Model Information

Data Set	WORK.DATA2
Dependent Variable	Y
Number of Independent Variables	5
Number of Observations	35
Method	LTS Estimation

LTS Profile

Total Number of Observations	35
Number of Squares Minimized	18
Number of Coefficients	6
Highest Possible Breakdown Value	0.3429

Parameter Estimates for Final Weighted Least Squares Fit

Parameter	DF	Estimate	Standard Error	95% Confidence Limits		Chi-Square	Pr > ChiSq
Intercept	1	-131.164	403.0645	-921.156	658.8275	0.11	0.7449
X1	1	0.3060	0.0137	0.2791	0.3329	497.01	<.0001
X2	1	65.7377	14.4468	37.4225	94.0528	20.71	<.0001
X3	1	-2.0650	20.4630	-42.1717	38.0417	0.01	0.9196
X4	1	-10.3100	25.4908	-60.2711	39.6511	0.16	0.6859
X5	1	-5.1955	7.2332	-19.3723	8.9813	0.52	0.4726
Scale	0	102.4786					

Lampiran 6. (lanjutan)

Data 3

The ROBUSTREG Procedure

Model Information

Data Set	WORK.DATA3
Dependent Variable	Y
Number of Independent Variables	3
Number of Observations	20
Method	LTS Estimation

LTS Profile

Total Number of Observations	20
Number of Squares Minimized	17
Number of Coefficients	4
Highest Possible Breakdown Value	0.2000

Parameter Estimates for Final Weighted Least Squares Fit

Parameter	DF	Estimate	Standard Error	95% Confidence Limits		Chi-Square	Pr > ChiSq
Intercept	1	0.4450	3.0686	-5.5695	6.4594	0.02	0.8847
X1	1	1.1004	0.0438	1.0145	1.1862	630.87	<.0001
X2	1	1.8122	0.3272	1.1709	2.4536	30.67	<.0001
X3	1	-1.0477	0.2773	-1.5911	-0.5043	14.28	0.0002
Scale	0	2.0042					