PENDUGAAN PARAMETER REGRESI *ROBUST* DENGAN METODE *LEAST TRIMMED SQUARES* (LTS)

SKRIPSI

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

oleh:
FATMAWATI
0410950017-95

PROGRAM STUDI STATISTIKA
JURUSAN MATEMATIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS BRAWIJAYA
MALANG
2008

LEMBAR PENGESAHAN SKRIPSI

PENDUGAAN PARAMETER REGRESI *ROBUST* DENGAN METODE *LEAST TRIMMED SQUARES* (LTS)

oleh:
FATMAWATI
0410950017-95

Setelah dipertahankan di depan Majelis Penguji pada tanggal 15 September 2008 dan dinyatakan memenuhi syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Sains dalam bidang statistika

Pembimbing I,	Pembimbing II,
Suci Astutik, SSi., MSi.	**Dra. Ani Budi Astuti, MSi**
NIP. 132 233 148	**NIP. 131 993 385**

Mengetahui,
Ketua Jurusan Matematika
Fakultas MIPA Universitas Brawijaya

Dr. Agus Suryanto, MSc.
NIP. 132 126 049

LEMBAR PERNYATAAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama	**:**	**Fatmawati**
NIM	**:**	**0410950017-95**
Jurusan	**:**	**Statistika**
Penulis Tugas Akhir berjudul	**:**	**Pendugaan Parameter Regresi *Robust* Dengan Metode *Least Trimmed Squares* (LTS)**

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 segala resiko.**

Demikian pernyataan ini dibuat dengan segala kesadaran.

Malang, September 2008
Yang menyatakan,

Fatmawati
NIM. 0410950017-95

PENDUGAAN PARAMETER REGRESI *ROBUST* DENGAN METODE *LEAST TRIMMED SQUARES* (LTS)

ABSTRAK

Analisis regresi merupakan analisis yang digunakan untuk mengetahui dan mempelajari suatu model hubungan fungsional linier antara satu peubah respon Y dengan satu atau lebih peubah prediktor X. Penggunaan OLS sebagai metode pendugaan parameter model regresi tidak akan cukup baik jika terdapat pencilan pada data. Adanya pencilan akan menaikkan ragam galat yang dapat menyesatkan keputusan Oleh karena itu diperlukan suatu prosedur baru yang dapat mengakomodasi pengaruh pencilan yaitu regresi *robust*. Salah satu metode pendugaan parameter dalam analisis regresi *robust* adalah metode ***Least Trimmed Square*** (LTS). Prinsip metode ini adalah meminimumkan jumlah kuadrat galat pada sub gugus pengamatan h. Untuk mendapatkan penduga yang mempunyai nilai *breakdown* yang tinggi maka digunakan h optimal. Tujuan dari penelitian ini adalah mengetahui perbedaan hasil pendugaan parameter koefisien model regresi linier *robust* antara metode LTS dan OLS dan membandingkan keakuratan model yang dihasilkan berdasarkan kriteria $R^2_{adjusted}$ dan *Mean Square Error* (MSE) pada data yang mengandung pencilan berpengaruh dan data yang mengandung pencilan tidak berpengaruh. Data yang digunakan adalah 4 data sekunder yang memenuhi asumsi analisis regresi, di mana 2 data mengandung pencilan berpengaruh dan 2 mengandung pencilan tidak berpengaruh. Dari hasil penelitian dapat disimpulkan bahwa terdapat perbedaan sebagian tanda dan besarnya nilai penduga koefisien model regresi yang dihasilkan dari metode LTS dan OLS, model regresi yang dihasilkan dari metode LTS lebih akurat daripada metode OLS pada data yang mengandung pencilan berpengaruh dan data yang mengandung pencilan tidak berpengaruh .

Kata kunci: Pencilan, Regresi *Robust*, *Least Trimmed Squares*.

Parameter Estimation Of Robust Regression With Least Trimmed Squares (LTS) Method

ABSTRACT

Regression Analysis is analysis used to know and study the linear functional model between one respon variable Y with one or more predictor variable X. Usage of Ordinary Least Squares (OLS) as the method of parameter model estimation will not be good enough if there are consist of outliers in data. The existence of outlier will increase the error variance that can cause mislead decision. Therefore the new procedure that can to accommodate the influence of outliers is needed, that is robust regression. One of the parameter estimation methods in robust regression analysis is Least Trimmed Square (LTS). The principle of this method is minimizing the sum squares error, on the sub group of observation h. In order to get the high breakdown value, optimal h is used. The aim of this research is to know the difference of coefficient parameters estimation between LTS and OLS. Besides, to compare the result of model based on $R^2_{adjusted}$ and Mean Square Error (MSE) on the data that consist of influential and uninfluential outliers. . The data used in this research is secondary four data that fulfill all assumptions regression analysis where two data consist of influential outliers and two data consist of uninfluential outliers. From this research, it can be concluded that there are difference of coefficient regression estimator that yielded from LTS and OLS, the regression models are yielded by LTS is more accurate than OLS at the data that consist of influential and uninfluential outliers in data that consist of influential and uninfluential outliers.

Keywords: Outlier, Robust regression, Least Trimmed Squares.

DAFTAR ISI

Halaman

DAFTAR GAMBAR

DAFTAR TABEL

Halaman

DAFTAR LAMPIRAN

Halaman

BAB I
PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang

Analisis regresi linier merupakan analisis yang digunakan untuk mengetahui dan mempelajari suatu model hubungan fungsional linier antara satu peubah respon Y dengan satu atau lebih peubah prediktor X. Model hubungan antara peubah respon Y dengan lebih dari satu peubah prediktor X disebut model regresi linier berganda. Dalam pendugaan parameter model regresi linier, metode yang biasanya digunakan adalah Metode Kuadrat Terkecil Biasa atau *Ordinary Least Squares* (OLS). Pendugaan parameter-parameter model regresi dengan menggunakan OLS harus memenuhi asumsi-asumsi terhadap vektor galat $\underline{\varepsilon}$ yaitu $\underline{\varepsilon} \sim N(0, \sigma^2 I)$.

Penggunaan OLS akan semakin baik jika tidak ditemukan pengamatan pencilan dalam data. Montgomery dan Peck (1992) menjelaskan bahwa OLS merupakan metode yang sangat peka terhadap pencilan sehingga pencilan mempunyai pengaruh yang besar terhadap penduga OLS. Pencilan merupakan pengamatan yang mempunyai galat yang lebih besar dibandingkan dengan pengamatan yang lain. Adanya pencilan akan mengakibatkan naiknya ragam galat (Yafee, 2002). Cizek dan Visek (2003) menjelaskan bahwa adanya pencilan pada model regresi linier sederhana menyebabkan banyak titik pengamatan terletak jauh dari garis regresi. Pembuangan pencilan begitu saja bukan merupakan tindakan yang bijaksana, karena kadang pencilan memberikan informasi yang tidak dimiliki oleh pengamatan lain. Oleh karena itu, diperlukan prosedur yang dapat mengakomodasi pengaruh pencilan atau kekar terhadap pencilan. Myers (1990) menjelaskan bahwa untuk mengurangi pengaruh pencilan maka digunakan regresi *robust*.

Chen (2002) menjelaskan bahwa dalam regresi *robust* terdapat beberapa 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 mengakomodasi pengaruh pencilan pada peubah respon Y dan peubah prediktor X. Salah satu metode yang dapat mengakomodasi 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. Hanya saja dalam LTS, jumlah kuadrat galat yang diminimumkan adalah jumlah kuadrat galat sub gugus pengamatan h (Cizek dan Visek, 2003). Dalam prakteknya, diperlukan h optimal untuk menduga parameter model.

1.2. Rumusan Masalah

1. Apakah terdapat perbedaan hasil pendugaan koefisien model regresi linier *robust* antara metode LTS dan OLS pada data yang mengandung pencilan berpengaruh dan data yang mengandung pencilan tidak berpengaruh?
2. Bagaimana keakuratan model yang dihasilkan metode LTS dibandingkan OLS berdasarkan kriteria $R^2_{adjusted}$ (koefisien determinasi terkoreksi) dan *Mean Square Error* (MSE) pada data yang mengandung pencilan berpengaruh dan data yang mengandung pencilan tidak berpengaruh?

1.3. Batasan Masalah

Model regresi *robust* yang digunakan dalam penelitian ini adalah model regresi linier berganda. Data yang digunakan adalah data yang memenuhi semua asumsi yang melandasi analisis regresi.

1.4. Tujuan Penelitian

1. Mengetahui perbedaan hasil pendugaan koefisien model regresi linier *robust* antara metode LTS dan OLS pada data yang mengandung pencilan berpengaruh dan data yang mengandung pencilan tidak berpengaruh.
2. Membandingkan keakuratan model yang dihasilkan oleh metode LTS dan OLS berdasarkan kriteria $R^2_{adjusted}$ (koefisien determinasi terkoreksi) dan *Mean Square Error* (MSE).

1.5. Manfaat Penelitian

Hasil penelitian ini diharapkan menjadi acuan penggunaan metode LTS sebagai metode alternatif dalam menduga parameter model regresi linier berganda pada data yang mengandung pencilan.

BAB II
TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Regresi Linier Berganda

2.1.1. Model Regresi Linier Berganda

Dalam analisis regresi linier, jika banyaknya peubah prediktor X hanya satu maka disebut regresi linier sederhana. Adapun jika banyaknya peubah prediktor X lebih dari satu misalnya k peubah prediktor maka disebut regresi berganda. Pendugaan parameter regresi untuk model regresi berganda pada hakekatnya hanyalah perluasan konsep regresi sederhana (Sugiarto, 1992).

Sembiring (1995) menjelaskan bahwa model regresi umum yang mengandung k peubah prediktor X adalah:

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

di mana:

β_0 = intersep

$\beta_1, \beta_2, \ldots, \beta_k$ = koefisien regresi parsial untuk $X_1, X_2, \ldots, X_k$

ε_i = galat ke-i

i = 1, 2, 3,…, n

n = banyaknya pengamatan

k = banyaknya peubah prediktor

Walpole (1993) menjelaskan bahwa $\beta_0, \beta_1, \beta_2, \beta_3, \ldots, \beta_k$ adalah parameter-parameter model yang harus diduga. Jika melambangkan nilai dugaannya dengan $b_0, b_1, b_2, b_3, \ldots, b_k$ maka bentuk persamaan regresi contohnya adalah:

$$Y_i = b_0 + b_1 X_{i1} + b_2 X_{i2} + \ldots + b_k X_{ik} + e_i \qquad (2.2)$$

di mana:

$b_0, b_1, b_2, \ldots, b_k$ = penduga bagi $\beta_0, \beta_1, \beta_2, \ldots, \beta_k$

e_i = penduga galat ke-i

Berdasarkan persamaan (2.1) model umum regresi linier dalam bentuk matriks adalah:

$$\underline{Y} = \underline{X}\ \underline{b} + \underline{e} \qquad (2.3)$$

di mana:

$$\underline{Y}_{nx1} = \begin{bmatrix} Y_1 \\ Y_2 \\ \vdots \\ Y_n \end{bmatrix} \qquad \underline{X}_{nx(k+1)} = \begin{bmatrix} 1 & X_{11} & \cdots & X_{1k} \\ 1 & X_{21} & \cdots & X_{2k} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & X_{n1} & \cdots & X_{nk} \end{bmatrix}$$

$$\underline{b}_{(k+1)x1} = \begin{bmatrix} b_0 \\ b_1 \\ \vdots \\ b_k \end{bmatrix} \qquad \underline{e}_{nx1} = \begin{bmatrix} e_1 \\ e_2 \\ \vdots \\ e_n \end{bmatrix}$$

Dari persamaan (2.3) maka galat dapat dirumuskan sebagai berikut:

$$\underline{e} = \underline{Y} - \underline{X}\ \underline{b} \tag{2.4}$$

2.1.2. Pendugaan Parameter Model Regresi Linier Berganda

Metode yang biasa digunakan untuk menduga parameter model regresi berganda $\beta_0, \beta_1, \beta_2, \ldots \beta_k$ adalah Metode Kuadrat Terkecil Biasa atau *Ordinary Least Squares* (OLS). Prosedur pendugaan bagi $\beta_0, \beta_1, \beta_2, \ldots, \beta_k$ menggunakan OLS adalah dengan meminimumkan jumlah kuadrat galat (JK_{galat}). JK_{galat} dapat dtuliskan sebagai berikut:

$$JK_{galat} = \sum_{i=1}^{n} e_i^2$$

$$JK_{galat} = \sum_{i=1}^{n} (Y_i - b_0 - b_1 X_{i1} - b_2 X_{i2} - \ldots - b_k X_{ik})^2 \tag{2.5}$$

(Yitnosumarto, 1985)

Jika persamaan (2.5) diturunkan secara parsial terhadap b_0, b_1, b_2, $b_3, \ldots, b_k$ kemudian disamadengankan nol maka akan menghasilkan persamaan normal:

$nb_0 + b_1\sum X_{i1} + b_2\sum X_{i2} + \ldots + b_k\sum X_{ik} = \sum Y_i$

$$b_0\sum X_{i1} + b_1\sum X_{i1}^2 + b_2\sum X_{i1}X_{i2} + \ldots + b_k\sum X_{i1}X_{ik} = \sum X_{i1}Y_i$$

$$b_0\sum X_{i2} + b_1\sum X_{i1}X_{i2} + b_2\sum X_{i2}^2 + \ldots + b_k\sum X_{i2}X_{ik} = \sum X_{i2}Y_i$$

$$\vdots$$

$$b_0\sum X_{ik} + b_1\sum X_{ik}X_{i1} + b_2\sum X_{ik}X_{i2} + \ldots + b_k\sum X_{ik}^2 = \sum X_{ik}Y_i \qquad (2.6)$$

Dari persamaan (2.6) dapat disederhanakan menjadi:

$$S_{1y} = b_1S_{11} + b_2S_{12} + \ldots + b_kS_{1k}$$

$$S_{2y} = b_1S_{21} + b_2S_{22} + \ldots + b_kS_{2k}$$

$$\vdots$$

$$S_{ky} = b_1S_{k1} + b_2S_{k2} + \ldots + b_kS_{kk} \qquad (2.7)$$

di mana:

$$S_{11} = \sum X_{i1}^2 - n\bar{X}_1^2 \qquad S_{22} = \sum X_{i2}^2 - n\bar{X}_2^2$$

$$S_{12} = \sum X_{i1}X_{i2} - n\bar{X}_1\bar{X}_2 \qquad S_{23} = \sum X_{i2}X_{i3} - n\bar{X}_2\bar{X}_3$$

$$\vdots \qquad \vdots$$

$$S_{1k} = \sum X_{i1}X_{ik} - n\bar{X}_1\bar{X}_k \qquad S_{2k} = \sum X_{i2}X_{ik} - n\bar{X}_2\bar{X}_k$$

$$S_{1y} = \sum X_{i1}Y_i - n\bar{X}_1\bar{Y}$$

$$S_{2y} = \sum X_{i2}Y_i - n\bar{X}_2\bar{Y}$$

$$\vdots$$

$$S_{ky} = \sum X_{ik}Y_i - n\bar{X}_kY$$

Berdasarkan persamaan (2.7), langkah-langkah untuk mendapatkan b_0, b_1, b_2, b_3,…, b_k dapat disederhanakan sebagai berikut:

1. Hitung $\bar{X}_1, \bar{X}_2, \ldots, \bar{X}_k$ dan $\bar{Y}$
2. Hitung jumlah kuadrat: $\sum X_{i1}^2, \sum X_{i2}^2, \ldots, \sum X_{ik}^2$, $\sum X_{i1}X_{i2}, \sum X_{i1}X_{i3}, \ldots, \sum X_{i1}X_{ik}$

3. Hitung S_{11}, S_{12}, …,S_{kk}
4. Selesaikan persamaan (2.7)
5. Hitung b_0 menggunakan persamaan:

$$b_0 = \overline{Y} - b_1\overline{X}_1 - b_2\overline{X}_2 - ... - b_k\overline{X}_k$$

Dalam notasi matriks berdasarkan persamaan (2.3) dengan mengganti vektor $\underline{b}$ dengan penduganya $\underline{b}$, maka jumlah kuadrat galat (JK_{galat})dapat dituliskan sebagai berikut:

$$JK_{galat} = \underline{e}\,'\underline{e} = (\underline{Y} - \underline{X}\,\underline{b})'\,(\underline{Y} - \underline{X}\,\underline{b})$$
$$= (\underline{Y}'\underline{Y} - \underline{Y}'\underline{X}\underline{b} - \underline{b}'\underline{X}'\underline{Y} + \underline{\beta}'\underline{X}'\underline{X}\underline{b}) \qquad (2.8)$$

karena $\underline{b}'\underline{X}'\underline{Y}$ merupakan matriks berurutan 1x1 atau matriks skalar, maka $\underline{b}'\underline{X}'\underline{Y} = \underline{Y}'\underline{X}\underline{b}$, sehingga:

$$\underline{e}\,'\underline{e} = (\underline{Y}'\underline{Y} - 2\,\underline{b}'\underline{X}'\underline{Y} + \underline{b}'\underline{X}'\underline{X}\underline{b}) \qquad (2.9)$$

Dengan prinsip OLS yaitu dengan meminimumkan jumlah kuadrat galat, maka persamaan (2.9) diturunkan terhadap β:

$$\frac{\partial(\underline{e}'e)}{\partial\underline{b}} = -2\,\underline{X}'\underline{Y} + 2\,\underline{X}'\underline{X}\underline{b} \qquad (2.10)$$

lalu menyamadengankan persamaan (2.10) dengan nol, sehingga dihasilkan:

$$-2\,\underline{X}'\underline{Y} + 2\,\underline{X}'\underline{X}\;\underline{b} = 0$$
$$\underline{X}'\underline{X}\,\underline{b} = \underline{X}'\underline{Y}$$
$$\underline{b} = (\underline{X}'\underline{X})^{-1}\,\underline{X}'\underline{Y} \qquad (2.11)$$

Sehingga $\underline{b}$ adalah penduga parameter $\underline{\beta}$ yang diperoleh dengan OLS $\underline{b} = (\underline{X}'\underline{X})^{-1}\,\underline{X}'\underline{Y}$ merupakan rumus umum untuk menduga koefisien regresi dengan syarat $(X'X)^{-1}$ ada dan bersifat unik jika dan hanya jika (X'X) merupakan matriks nonsingular yakni $|X'X| \neq 0$.

2.1.3. Asumsi Regresi Linier Berganda

Dalam analisis regresi linier berganda, terdapat asumsi yang berhubungan dengan galat dan asumsi yang berhubungan dengan peubah prediktor. Asumsi-asumsi tersebut antara lain:

1. Nilai harapan ε_i adalah 0 ($E(\varepsilon_i)=0$).

Asumsi ini menginginkan model yang digunakan dapat secara tepat menggambarkan rata-rata peubah respon. Jadi galat dalam setiap pengamatan akan mempunyai nilai tengah nol jika penarikan contoh dilakukan berulang-ulang pada populasi tertentu (sama) dengan nilai peubah prediktor yang tetap. Bila asumsi ini tidak terpenuhi, berarti rata-rata galat tidak sama dengan nol ($E(\varepsilon_i) \neq 0$). Akibatnya penduga b yang dihasilkan akan mempunyai sifat bias.

2. Galat ε_i adalah peubah acak dan mengikuti sebaran normal.

Penyimpangan terhadap asumsi galat menyebar mengikuti sebaran normal masih tetap menghasilkan penduga koefisien regresi yang linier, tidak berbias, dan terbaik. Apabila jumlah sampelnya diperbesar, penyimpangan asumsi normalitas ini semakin kecil pengaruhnya.

Salah satu uji yang bisa digunakan untuk menguji kenormalan galat adalah uji ***Anderson-Darling***. Hipotesis yang mendasari pengujian adalah :

H_0 : Galat menyebar mengikuti sebaran normal

Versus

H_1 : Galat menyebar tidak mengikuti sebaran normal

Statistik uji yang digunakan adalah:

$$A^2 = -n - p \qquad (2.\ 12)$$

di mana:

$$p = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(2i-1)\{\ln F(Z_i) + \ln[1 - F(Z_{(n+1-i)})]\}$$

$F(Z_i)$ = Fungsi sebaran kumulatif normal baku

n = banyaknya pengamatan

i = 1, 2, ..., n

Nilai kritis uji ***Anderson-Darling*** dapat dilihat pada Tabel (2.1).

Tabel 2.1 Nilai Kritis Uji ***Anderson-Darling***

α	0.1	0.05	0.01
A^2_{kritis}	0.656	0.787	1.092

Kriteria untuk mengambil keputusan adalah jika $A^2 \leq A^2_{kritis}$ atau *p-value* > α, maka terima H_0 yang berarti galat menyebar mengikuti sebaran normal. Sebaliknya jika $A^2 > A^2_{kritis}$ atau *p-value* < α, maka tolak H_0 yang berarti galat tidak menyebar mengikuti sebaran normal.

3. Kehomogenan ragam galat (homoskesdastisitas)

Maksud dari asumsi homoskesdastisitas adalah ragam tiap unsur galat ε_i adalah sama atau konstan sebesar σ^2, secara matematis:

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

Di mana : $E(\varepsilon_i) = 0$

Salah satu metode yang dapat digunakan untuk pengujian kehomogenan ragam galat adalah uji ***Glejser***. Yitnosumarto (1985) menjelaskan bahwa pada dasarnya uji ***Glejser*** berdasarkan atas uji persamaan regresi dari galat absolut $|e_i|$ 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 ada beberapa model hubungan fungsional antara galat absolut dengan peubah prediktor yang dapat digunakan, antara lain:

$$
\begin{aligned}
|e_i| &= b_0 + b_1 X_{i1} + b_2 X_{i2} + \ldots + b_k X_{ik} + v_i \\
|e_i| &= b_0 + b_1 \sqrt{X_{i1}} + b_2 \sqrt{X_{i2}} + \ldots + b_1 \sqrt{X_{ik}} + v_i \\
|e_i| &= b_0 + b_1 \frac{1}{X_{i1}} + b_2 \frac{1}{X_{i2}} + \ldots + b_1 \frac{1}{X_{ik}} + v_i \\
|e_i| &= b_0 + b_1 \frac{1}{\sqrt{X_{i1}}} + b_2 \frac{1}{\sqrt{X_{i2}}} + \ldots + b_k \frac{1}{\sqrt{X_{ik}}} + v_i \\
|e_i| &= \sqrt{b_0 + b_1 X_{i1} + b_2 X_{i2} + \ldots + b_k X_{ik}} + v_i \\
|e_i| &= \sqrt{b_0 + b_1 X_{i1}^2 + b_2 X_{i2}^2 + \ldots + b_k X_{ik}^2} + v_i
\end{aligned}
\tag{2.13}
$$

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 peubah prediktor

v_i = unsur kesalahan ke-i

Dalam uji *Glejser* ini, dari enam model hubungan fungsional antara galat absolut dengan peubah prediktor terdapat dua model yang tidak linier dalam parameternya sehingga metode OLS tidak dapat digunakan untuk menduga parameter-parameter modelnya. Dua model itu adalah

$$|e_i| = \sqrt{b_0 + b_1 X_{i1} + b_2 X_{i2} + \ldots + b_k X_{ik}} + v_i$$

$$|e_i| = \sqrt{b_0 + b_1 X_{i1}^2 + b_2 X_{i2}^2 + \ldots + b_k X_{ik}^2} + v_i$$

Oleh karena itu, dalam uji *Glejser* hanya digunakan 4 model hubungan fungsional yang tersisa. Adapun cara pengujian ke keempat model diatas adalah sama dengan pengujian persamaan regresi biasa yaitu menggunakan uji F atau 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.

4. Tidak ada autokorelasi antar galat

Asumsi ini menghendaki adanya kebebasan antar galat untuk setiap nilai pengamatan Y, sehingga Cov $(e_i, e_j) = 0$. Jika asumsi ini dilanggar maka penduga yang dihasilkan tidak lagi bersifat efisien. Pengujian ada tidaknya autokorelasi yaitu dengan menggunakan statistik uji ***Durbin-Watson***. Hipotesis yang mendasari pengujian adalah:

H_0 : $\rho = 0$ (tidak terdapat autokorelasi antar galat)
Versus
H_1 : $\rho \neq 0$ (terdapat autokorelasi antar galat)

Statistik uji yang digunakan adalah:

$$d_{hitung} = \frac{\sum_{i=2}^{n}\left(e_i - e_{i-1}\right)^2}{\sum_{i=1}^{n} e_i^2} \tag{2.14}$$

di mana :

e_i = penduga galat ke-i, $e_i = y_i - \hat{y}_i$

e_{i-1} = penduga galat ke- (i-1)

i = 1, 2, 3,…, n

Kriteria pengambilan keputusan yaitu dengan membandingkan statistik uji dengan dengan titik kritis pada tabel ***Durbin-Watson*** dengan mengambil **dl** sebagai batas bawah dan **du** sebagai batas atas. Kaidah pengambilan keputusan dalam uji ***Durbin-Watson*** adalah:

a. Jika du < d_{hitung}< 4–du, maka keputusannya adalah terima H_0 yang berarti tidak terdapat autokorelasi antar galat.
b. Jika d_{hitung} < dl atau d_{hitung} > 4 – du, maka keputusannya adalah tolak H_0 yang berarti terdapat autokorelasi antar galat.
c. Jika dl ≤ d ≤ du atau 4 - du ≤d ≤ 4 – dl , maka tidak dapat diputuskan apakah H_0 diterima atau ditolak sehingga tidak dapat disimpulkan ada tidaknya autokorelasi antar galat.

(Gujarati, 1999)

5. Tidak ada multikolinieritas di antara peubah prediktor

Asumsi ini berhubungan dengan ketergantungan atau korelasi antar peubah - peubah prediktor yang mengakibatkan kesulitan untuk mengetahui pengaruh masing-masing peubah prediktor terhadap peubah responnya (Hines dan Montgomery, 1990). Salah satu metode untuk mengetahui ada tidaknya multikolinieritas adalah dengan melihat nilai VIF (***Varian Inflation Factor***) dari masing-masing peubah prediktor. Bowerman dan O’Connel (1990) mendefinisikan VIF dari setiap peubah prediktor X_j sebagai berikut:

$$VIF_j = \frac{1}{1 - R_j^2} \tag{2.15}$$

di mana:

R_j^2 = koefisien determinasi dari peubah prediktor X_j dengan semua peubah prediktor lain.

j = 1, 2, ..., k

R_j^2 didapatkan dengan meregresikan peubah prediktor X_j dengan semua peubah prediktor lainnya. Jika nilai VIF suatu peubah prediktor $X_j \geq 10$ maka korelasi di antara peubah prediktornya sangat tinggi dan sebaliknya jika nilai VIF < 10 maka korelasi di antara peubah prediktor tidak cukup tinggi sehingga asumsi tidak adanya multikolinieritas terpenuhi.

2.2. Pencilan

2.2.1. 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, dan pencilan ini mempunyai pengaruh besar terhadap penduga OLS (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, di antaranya: pencilan akan mengubah atau mengaburkan kesimpulan yang dibuat oleh peneliti, dan hasil analisis menjadi tidak sahih 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).

Menurut Aunuddin (1989), identifikasi pencilan merupakan tahap diagnosis yang perlu ditempuh terutama bila pendugaan parameter modelnya menggunakan OLS yang cukup peka terhadap pencilan.

2.2.2. 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 Pengaruh (*Leverage value*)

Nilai pengaruh 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:

$$\underline{H} = \underline{X}(\underline{X}'\underline{X})^{-1}\underline{X}' \tag{2.16}$$

Untuk i=1,2,…,n, maka nilai pengaruh h_{ii} dari nilai X (x_{i1}, x_{i2}, …, x_{ik}) didefinisikan sebagai elemen ke-i dari diagonal matriks *hat* (H) adalah:

$$h_{ii} = \underline{X}_i'(\underline{X}'\underline{X})^{-1}\underline{X}_i \tag{2.17}$$

di mana:

$$\underline{X}_i' = \begin{bmatrix} 1 & X_{11} & X_{12} & X_{13} & \ldots & X_{ik} \end{bmatrix}$$

Pengamatan ke-i dianggap sebagai pencilan jika:

$$h_{ii} > 2\bar{h} = 2\frac{\sum_{i=1}^{n} h_{ii}}{n} \tag{2.18}$$

Karena jumlah dari hii untuk i sama dengan 1 sampai n sama dengan jumlah koefisien model regresi maka persamaan 2.18 dapat dituliskan menjadi:

$$h_{ii} > 2\frac{(k+1)}{n} \tag{2.19}$$

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

Versus

H_1: pengamatan ke-i merupakan pencilan

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

$$|TRES|_i = \frac{d_i}{s(d_i)} \tag{2.20}$$

di mana:

$d_i = Y_i - \hat{Y}_{i(i)}$

$s(d_i)$ = simpangan baku dari d_i = $\sqrt{\dfrac{MSE_{(i)}}{1-h_{ii}}}$

$MSE_{(i)}$ = Kuadrat tengah galat dari hasil analisis regresi baru setelah membuang pengamatan ke-i

i = 1, 2, 3,…,n

$\hat{Y}_{i(i)} = b_0^{(i)} + b_1^{(i)} X_{i1} + b_2^{(i)} X_{i2} + ... + b_k^{(i)} X_{ik}$ adalah penduga dari Y_i, yang dihitung dengan menggunakan penduga $b_0^{(i)}, b_1^{(i)}, b_2^{(i)}, ..., b_k^{(i)}$ untuk data tanpa pengamatan ke-i.

Kriteria pengujian yang melandasi keputusan adalah

$$|TRES|_i \begin{cases} \leq t_{n-k-2}^{\alpha/2} & \text{, terima Ho} \\ > t_{n-k-2}^{\alpha/2} & \text{, tolak Ho} \end{cases} \tag{2.21}$$

2.2.3. 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 dan Smith, 1992). Kutner dkk (2004) menjelaskan bahwa terdapat beberapa cara untuk mendeteksi pengamatan berpengaruh, antara lain:

1. DFITS (*The Diffrence 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
Versus
H_1 : pengamatan ke-i merupakan pengamatan berpengaruh

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

$$(DFITS)_i = \left[\frac{d_i}{s(d_i)}\right]\left[\frac{h_{ii}}{1-h_{ii}}\right]^{\frac{1}{2}} \tag{2.22}$$

Kriteria pengujian yang melandasi keputusan adalah

$$|DFITS_i| = \begin{cases} \leq 2\sqrt{\dfrac{k+1}{n}}, \text{ terima Ho} \\ \\ > 2\sqrt{\dfrac{k+1}{n}}, \text{ tolak Ho} \end{cases} \tag{2.23}$$

di mana:

k = banyaknya peubah prediktor
n = banyaknya pengamatan.

2. Ukuran jarak Cook (*Cooks distance*)

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. Untuk menghitung ukuran jarak Cook dari setiap pengamatan ke-i maka persamaan yang digunakan adalah:

$$D_i = \frac{\sum_{i=1}^{n}\left(\hat{Y}_i - \hat{Y}_{i(i)}\right)^2}{(k+1)MSE} \tag{2.24}$$

di mana:

$\hat{Y}_i$ = nilai duga Y_i

$\hat{Y}_{i(i)}$ = 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

Versus

H_1 : pengamatan ke-i merupakan pengamatan berpengaruh

Kriteria pengujian yang melandasi keputusan adalah:

$$D_i = \begin{cases} \leq F^{0.5}_{(k+1,n-(k+1))} & \text{, terima } H_0 \\ > F^{0.5}_{(k+1,n-(k+1))} & \text{, tolak } H_0 \end{cases} \tag{2.25}$$

Suatu pengamatan merupakan pencilan berpengaruh jika dua kriteria dipenuhi oleh pengamatan tersebut yaitu sebagai pencilan dan sebagai pengamatan berpengaruh. Jadi pencilan berpengaruh didapatkan jika nilai pengaruh h_{ii} lebih besar $2\frac{(k+1)}{n}$ dan atau keputusan dari pengujian dengan |TRES| adalah tolak H_0 serta pengujian jarak COOK atau |DFITS| tolak H_0.

2.3. Regresi *Robust*

Metode Kuadrat Terkecil Biasa atau *Ordinary Least Squares* (OLS) adalah metode yang biasanya digunakan dalam pendugaan parameter model regresi linier. Kelemahan metode ini adalah jika terjadi penyimpangan-penyimpangan pada asumsi-asumsi yang mendasarinya, akan menyebabkan penduga yang dihasilkan menjadi tidak cukup baik digunakan untuk inferensia. Salah satu kelemahan yang biasanya terjadi adalah adanya pengamatan pencilan dalam data pengamatan.

Regresi *robust* merupakan salah satu alat yang penting dalam menganalisa data yang mengandung pencilan (Chen, 2002). Kutner dkk (2004) menjelaskan bahwa prosedur regresi *robust* dapat mengurangi pengaruh pencilan jika dibandingkan dengan OLS, sehingga penduga yang dihasilkan akan mempunyai sifat yang tidak terpengaruh dengan adanya pencilan. Suatu penduga bersifat *robust* jika nilai dugaannya tidak banyak dipengaruhi oleh perubahan data contoh dan penduga ini akan bekerja dengan baik ketika terjadi pelanggaran kecil terhadap asumsi yang melandasi analisis regresi (Hamilton, 1990).

Menurut Ryan (1997) bahwa tujuan penggunaan regresi *robust* adalah untuk :

1. Menampilkan penduga yang sama baiknya dengan penduga OLS jika asumsi analisis regresi terpenuhi dan tidak ada pencilan dalam data pengamatan.
2. Menampilkan penduga yang lebih baik dari penduga OLS jika kondisi 1 tidak terpenuhi.

2.4. Metode *Least Trimmed Square* (LTS)

Metode 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 yaitu meminimumkan jumlah kuadrat galat. Hanya saja pada metode LTS jumlah kuadrat galat yang diminimumkan adalah jumlah kuadrat galat dari h pengamatan. Cizek dan Visek (2003) mendifinisikan penduga LTS sebagai berikut:

$$\hat{b}_{(LTS)} = \arg \min_{b \in R^p} Q \tag{2.26}$$

di mana :

arg = argument

h = konstanta pemotongan

Q = jumlah kuadrat galat dari h pengamatan yang telah diurutkan $= \sum_{i=1}^{h} e_{[i]}^2$

R^p = Ruang euclidis berdimensi p dengan p = k +1

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 (2.26) 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:

$$\frac{n}{2} \le h \le n \tag{2.27}$$

Wu (2006) menjelaskan bahwa h optimal yang digunakan dalam metode LTS adalah $\left[\frac{n}{2}\right] + \left[\frac{(k+1)}{2}\right]$ atau $\left[\frac{n}{2}\right] + \left[\frac{(k+2)}{2}\right]$ di mana k adalah banyaknya peubah prediktor dan n adalah banyaknya pengamatan. Penggunaan h optimal ini akan mempengaruhi besarnya nilai *breakdown* (e_n^*). Nilai *breakdown* 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. Persamaan yang digunakan untuk menghitung nilai *breakdown* adalah :

$$e_n^* = \frac{n-h}{n} \tag{2.28}$$

Dari nilai $\hat{b}_{LTS}$, maka dapat dihitung nilai duga *preliminary scale error* yang merupakan akar dari MSE dari metode LTS dan dihitung menggunakan persamaan :

$$s_{(LTS)} = d_{(h,n)} \sqrt{\frac{1}{h} \sum_{i=1}^{h} e_{[i]}^2 (\hat{b}_{(LTS)})} \tag{2.29}$$

di mana :

$e_{[i]}^2(\hat{b}_{LTS})$ = jumlah kuadrat galat menggunakan penduga LTS

h = konstanta pemotongan

$$d_{(h,n)} = \frac{1}{\sqrt{1 - \dfrac{2n}{hc_{h,n} f(1/c_{h,n})}}} \text{, dengan } c_{h,n} = \frac{1}{\Phi^{-1}\left(\dfrac{h+n}{2n}\right)}$$

n = banyaknya pengamatan

f = fungsi sebaran normal

Φ^{-1} = invers fungsi sebaran kumulatif normal baku

Untuk menduga parameter model dengan metode LTS digunakan algoritma *basic resampling* yang diperkenalkan oleh Rousseew dan Leroy (1987) . Secara rinci algoritma metode LTS adalah sebagai berikut:

1. Mengambil m subset contoh yang berisi k+1 pengamatan berdasarkan kombinasi banyaknya parameter k+1 dari n banyaknya pengamatan ${}_nC_{k+1}$.

$$m = {}_n C_{k+1} = \frac{n!}{(k+1)!(n-(k+1))!} \tag{2.30}$$

2. Membentuk model untuk semua subset J_v yang terbentuk di mana v=1,2, ..., m

$$\underline{y} = \underline{x}\underline{b}^* \tag{2.31}$$

di mana:

$$\underline{y}_{(k+1)x1} = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_{k+1} \end{bmatrix} \quad \underline{b}^*_{(k+1)x1} = \begin{bmatrix} b_0 \\ b_1 \\ \vdots \\ b_k \end{bmatrix}$$

$$\underline{x}_{(k+1)x(k+1)} = \begin{bmatrix} 1 & x_{11} & \cdots & x_{1k} \\ 1 & x_{21} & \cdots & x_{2k} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & x_{(k+1)1} & \cdots & x_{(k+1)k} \end{bmatrix}$$

3. Mendifinisikan nilai h untuk menghasilkan tingkat *kerobust-an* yang tinggi dimana nilai h sebesar $\left[\frac{n}{2}\right]+\left[\frac{(k+1)}{2}\right]$ atau $\left[\frac{n}{2}\right]+\left[\frac{(k+2)}{2}\right]$ kemudian menghitung nilai *breakdown* e_n^* menggunakan persamaan (2.28).
4. Mengevaluasi model regresi yang menggunakan intersep melalui proses *adjustment* untuk setiap subset contoh yang terbentuk dengan langkah-langkah sebagai berikut:
   a. Menduga koefisien regresi $\underline{\beta}^*$ untuk setiap subset contoh menggunakan persamaan:
   $$\underline{\hat{b}}^* = \underline{x}^{-1}\underline{y} \tag{2.32}$$
   b. Menghitung nilai penduga galat tanpa menggunakan b_0^*, $e_i^* = y_i - \hat{y}_i^*$, i=1, 2,…, n.
   c. Mengurutkan nilai e_i^*, sehingga $e_{[1]}^* < e_{[2]}^* < \ldots < e_{[n]}^*$.
   d. Membentuk kelas interval masing-masing berisi h pengamatan.
   e. 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.
   $$\text{Min } (sd)_v = Min\sum_{i=1}^{h}\left(e_{[i]}^* - \bar{e}^*\right)^2 \tag{2.33}$$
   f. Menyatakan penduga koefisien regresi dengan nilai intersep yang baru, sehingga didapat model regresi yang baru untuk setiap subset contoh.
5. Menentukan penduga LTS $\hat{b}_{(LTS)}$ berdasarkan nilai Q yang minimum untuk setiap J_v; v; 1, 2, …, m.
6. Menghitung *preliminary scale error* seperti pada persamaan (2.28).

2.5. Ukuran Keakuratan Model

Untuk mengetahui ukuran keakuratan model regresi dapat dilakukan dengan beberapa prosedur, yaitu :

1. Koefisien determinasi terkoreksi (R^2_{adj})

Koefisien determinasi yang memperhitungkan banyaknya peubah penjelas dalam model disebut koefisien determinasi terkoreksi (R^2_{adj}). Koefisien determinasi ini telah terkoreksi terhadap derajat bebas (db) masing–masing jumlah kuadrat atau dapat dikatakan juga bahwa koefisien ini telah terkoreksi oleh keragaman totalnya.

Menurut Draper dan Smith (1992), koefisien determinasi terkoreksi (R^2_{adj}) berkisar antara $0 \le R^2_{adj} \le 1$. Semakin besar nilai R^2_{adj} maka semakin baik penduga model regresi. Koefisien determinasi terkoreksi (R^2_{adj}) dirumuskan dalam persamaan (2.34).

$$R^2_{adj} = 1 - \frac{\dfrac{JK_{galat}}{(n-k-1)}}{\dfrac{JK_{total}}{(n-1)}} = 1 - \frac{\dfrac{\sum_{i=1}^{n} \hat{e}_i^{\,2}}{(n-k-1)}}{\dfrac{\sum_{i=1}^{n}(Y_i - \bar{Y})^2}{(n-1)}}$$

$$= 1 - \frac{\dfrac{\sum_{i=1}^{n}(Y_i - \hat{Y}_i)^2}{(n-k-1)}}{\dfrac{\sum_{i=1}^{n}(Y_i - \bar{Y})^2}{(n-1)}} = 1 - \frac{(n-1)}{(n-k-1)}\left(\frac{\sum_{i=1}^{n}(Y_i - \hat{Y}_i)^2}{\sum_{i=1}^{n}(Y_i - \bar{Y})^2}\right)$$

$$= 1 - \frac{(n-1)}{(n-k-1)}\left(1 - \frac{JK_{regresi}}{JK_{total}}\right) = 1 - \frac{(n-1)}{(n-k-1)}\left(1 - R^2\right) \qquad (2.34)$$

di mana :

R^2_{adj} = koefisien determinasi terkoreksi

R^2 = koefisien determinasi

n = banyaknya pengamatan.

k = banyaknya peubah prediktor.

Secara umum interpretasi dari koefisien determinasi terkoreksi (R^2_{adj}) adalah proporsi dari keragaman total Y yang dijelaskan oleh keragaman peubah prediktor X_j.

2. Nilai Tengah Kuadrat Galat atau *Mean Square Error* (MSE)

Nilai tengah kuadrat galat merupakan suatu ukuran ketepatan perhitungan dengan mengkuadratkan setiap galat untuk setiap penduga dalam sebuah kumpulan data dan kemudian memperoleh rata-rata atau nilai tengah jumlah kuadrat tersebut. Sembiring (1995) menjelaskan persamaan MSE adalah:

$$MSE = \hat{s}^2_{OLS}$$

$$= \frac{JK_{galat}}{db} = \frac{\sum_{i=1}^{n} \hat{e}_i^2}{(n-k-1)}$$

$$= \frac{\sum_{i=1}^{n} (Y_i - \hat{Y}_i)^2}{(n-k-1)} \tag{2.35}$$

Semakin kecil nilainya, maka semakin baik kecocokan suatu model dengan data karena nilai penduga dari Y semakin mendekati nilai sebenarnya. Sedangkan MSE dari metode LTS merupakan kuadrat dari *preliminary scale error estimate* seperti pada persamaan (2.29).

BAB III
METODE PENELITIAN

3.1. Sumber Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder yang mengandung pencilan dan sudah memenuhi semua asumsi analisis regresi . Perincian data yang digunakan dapat dilihat pada Tabel (3.1).

Tabel 3.1 Data Penelitian

Data	Judul	Penulis	Tahun	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 Variabel-variabel yang Mempengaruhi Produksi Tebu	Hatmoko	2006	Y=Produksi tebu (Ton) X_1=Tingkat kesuburan tanah (%) X_2=Jam kerja pekerja (Jam / hektar) X_3=Pupuk (Ton / per hektar)
3	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)

Data	Judul	Penulis	Tahun	Peubah
				X_3=Pengalaman kerja pengusaha (Tahun) X_4=Jam Kerja (Jam) X_5=Usia pengusaha (Tahun)
4	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 *Ordinary Least Squares* (OLS) dalam kasus dimana data mengandung pencilan berpengaruh dan data yang mengandung pencilan tidak berpengaruh. Untuk lebih jelasnya tentang metode penelitian, dapat dilihat di Gambar 3.1.

3.2.1. Pendugaan parameter regresi dengan *Ordinary Least Squares* (OLS)

Untuk menduga parameter regresi dengan OLS yaitu dengan meregresikan peubah respon Y terhadap peubah prediktor X .

3.2.2. Pemeriksaan asumsi analisis regresi

1. Memeriksa sebaran kenormalan galat menggunakan uji ***Anderson-Darling*** dengan statistik uji pada persamaan (2.12).
2. Memeriksa asumsi homogenitas ragam galat menggunakan uji ***Glejser*** .
3. Memeriksa asumsi tidak ada autokorelasi antar galat menggunakan uji ***Durbin-Watson*** dengan statistik uji pada persamaan (2.14).
4. Memeriksa asumsi tidak ada multikolinieritas di antara peubah prediktor dengan kriteria VIF yang ada pada persamaan (2.15).

3.2.3. Pendeteksian Pencilan

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

1. Menghitung nilai h_{ii} dari setiap pengamatan ke-i menggunakan persamaan (2.17).
2. Membandingkan nilai h_{ii} setiap pengamatan ke-i dengan kriteria pengujian (2.19) yang melandasi keputusan.

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

1. Menghitung nilai |TRES| dari setiap pengamatan ke-i menggunakan persamaan (2.20).
2. Membaandingkan nilai |TRES| dari setiap pengamatan ke-i dengan kriteria pengujian (2.21) yang melandasi keputusan.

3.2.4. Pendeteksian Pencilan Berpengaruh

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

1. Menghitung nilai |DFITS| dari setiap pengamatan ke-i menggunakan persamaan (2.22).

2. Membandingkan nilai |DFITS| dari setiap pengamatan ke-i dengan kriteria pengujian (2.23) 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 menggunnakan persamaan (2.24).
2. Membandingkan jarak Cook setiap pengamatan ke-i dengan kriteria pengujian (2.25) yang melandasi keputusan.

Langkah-langkah yang dilakukan untuk mendeteksi pencilan berpengaruh adalah:

1. Menentukan pengamatan yang pada pengujian 3.2.1 mempunyai keputusan tolak Ho.
2. Membandingkan nilai |DFITS| dengan kriteria pengujian (2.23).
3. Membandingkan jarak Cook dengan kriteria pengujian (2.25).

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

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

1. Mengambil m subset contoh yang berisi k+1 pengamatan menggunakan persamaan (2.31).
2. Membentuk model untuk semua subset J_v yang terbentuk
3. Menentukan nilai h sebanyak $\left[\frac{n}{2}\right]+\left[\frac{(k+1)}{2}\right]$ atau $\left[\frac{n}{2}\right]+\left[\frac{(k+2)}{2}\right]$ dan menghitung nilai *breakdown* e_n^* menggunakan persamaan (2.29).
4. Melakukan proses *adjustment* untuk setiap subset contoh yang terbentuk dengan langkah-langkah sebagai berikut:
   a. Menduga koefisien regresi $\underline{\beta}^*$ untuk setiap subset contoh menggunakan persamaan (2.33).

b. Menghitung nilai penduga galat tanpa menggunakan b_0^*, untuk semua nilai n.

c. Mengurutkan nilai e_i^* dari yang terkecil.

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

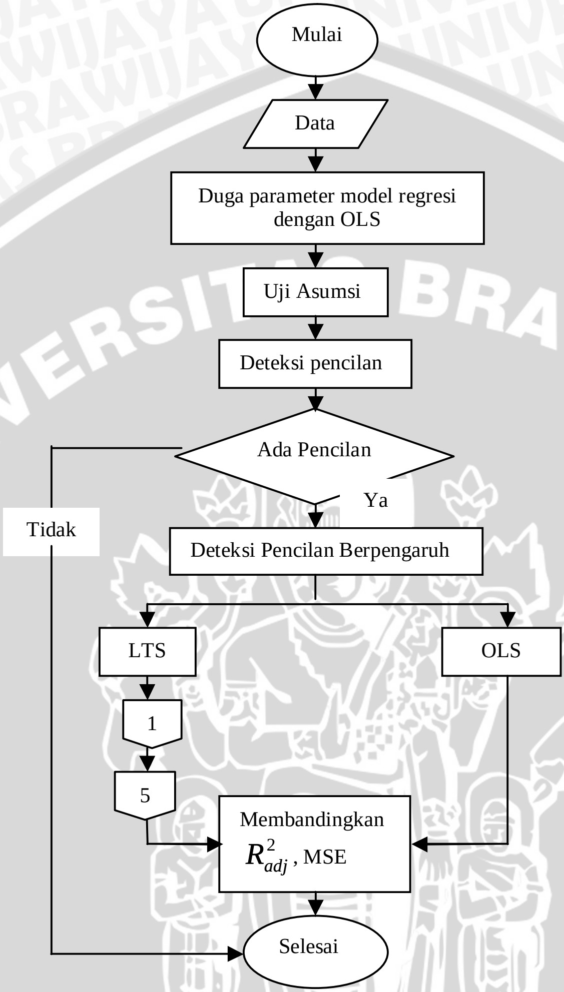
e. Menghitung nilai intersep yang baru $\hat{b}_0^* = \bar{e}_{[v]}^*$ dengan $(sd)_v$ yang terkecil sebagimana persamaan (2.34).

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

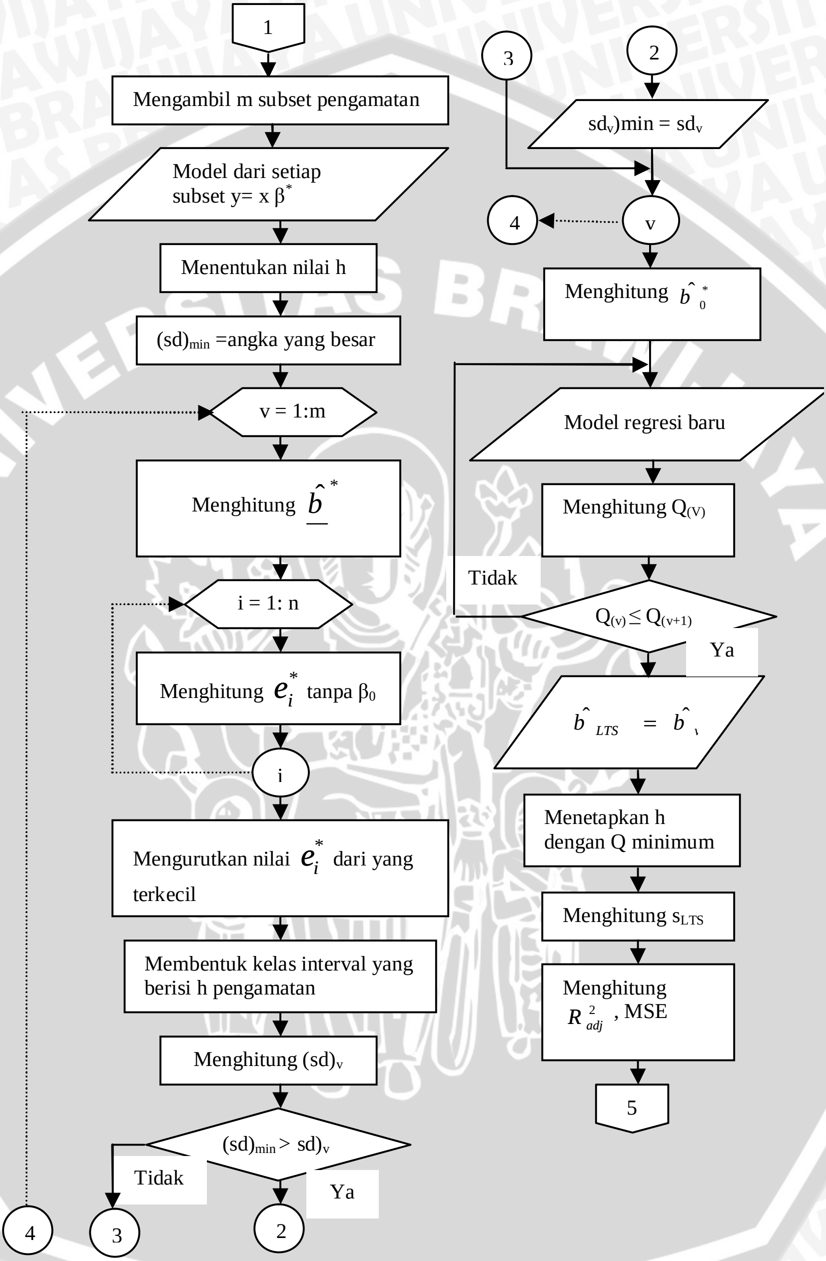
5. Menentukan penduga LTS $\hat{b}_{(LTS)}$ dan h berdasarkan nilai Q yang minimum untuk setiap J_v; v; 1, 2, …, m.
6. Menghitung ***preliminary scale error*** seperti pada persamaan (2.29).
7. Menghiitung besarnya R^2_{adj} menggunakan persamaan (2.34) dengan mengganti batas atas n dengan h.

3.2.6. Perbandingan keakuratan model dari metode LTS dan OLS .

Ukuran keakuratan model yang digunakan untuk menentukan metode pendugaan yang terbaik adalah koefisien determinasi terkoreksi (R^2_{adj}) dan *Mean Square Error* (MSE). Metode yang mempunyai nilai R^2_{adj} yang lebih besar dan MSE yang lebih kecil adalah metode yang lebih baik dalam mengakomodasi pengaruh pencilan.



Gambar 3.1 Diagram Alir Penelitian



Gambar 3.2 Diagram Alir Metode LTS

BAB IV
HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Pendugaan Parameter Regresi dengan *Ordinary Least Squares* (OLS)

Untuk mengetahui pengaruh pencilan baik pencilan berpengaruh atau pencilan tidak berpengaruh, terlebih dahulu diduga parameter model regresi dengan menggunakan OLS yang kemudian akan dibandingkan dengan hasil pendugaan parameter model regresi dengan menggunakan metode ***Least Trimmed Squares*** (LTS). Hasil dari pendugaan koefisien model regresi dengan OLS beserta nilai R^2_{adj} dan MSE untuk data pada Lampiran 1 dapat dilihat pada Tabel 4.1.

Tabel 4.1. Model, R^2_{adj}, dan MSE dengan OLS

Data	Model	R^2_{adj} %	MSE
1	$\hat{Y}$ = - 43.7 + 0.00273 X_1 + 8.87 X_2 + 35.2 X_3	86.3	1810
2	$\hat{Y}$ = 19.0 + 0.951 X_1 + 4.76 X_2 + 266 X_3	82.1	17.3
3	$\hat{Y}$ = - 1391 + 0.285 X_1 + 72.7 X_2 + 48.7 X_3 + 60.1 X_4 + 7.8 X_5	95.5	34362
4	$\hat{Y}$ = 0.44 + 1.10 X_1 + 1.81 X_2 - 1.05 X_3	97.6	64.3

4.2. Pengujian Asumsi Regresi Linier Berganda

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder yang sudah memenuhi semua asumsi yang melandasi analisis regresi linier berganda yaitu galat menyebar mengikuti sebaran normal, kehomogenan ragam galat (homoskesdastisitas), tidak ada autokoreasi antar galat, dan tidak ada multikolinieritas di antara peubah prediktor.

Pengujian kenormalan galat dilakukan dengan menggunakan uji ***Anderson-Darling*** dengan statistik uji yang terdapat pada persamaan (2.12). Hasil pengujian untuk data 1, 2, 3, 4 berturut-turut dapat dilihat pada Lampiran 2, 3, 4, 5 dan secara ringkas dapat dilihat pada Tabel 4.2.

Tabel 4.2. Pengujian Kenormalan Galat

Data	Statistik uji (A^2)	Nilai Kritis	*P-Value*	Keputusan
1	0.621	0.787	0.098	Terima H_0
2	0.736	0.787	0.053	Terima H_0
3	0.426	0.787	0.298	Terima H_0
4	0.266	0.787	0.654	Terima H_0

Pengujian kenormalan galat dengan uji ***Anderson-Darling*** menghasilkan statistik uji (A^2) untuk masing-masing data lebih kecil dari nilai kritisnya 0.787 dan *P-value* lebih besar dari $\alpha = 0.05$, sehingga H_0 diterima dan dapat disimpulkan bahwa galat menyebar normal.

Pengujian asumsi kehomogenan ragam galat (homoskesdastisitas) dilakukan dengan menggunakan uji ***Glejser,*** yaitu dengan melihat signifikansi semua parameter model yang didapatkan dengan meregresikan galat absolut $|e_i|$ dengan semua peubah prediktor menggunakan 4 model hubungan yang ada pada persamaan (2.13). Hasil analisis regresi antara galat absolut $|e_i|$ dengan semua peubah prediktor dapat dilihat di Lampiran 6 sampai Lampiran 9 untuk data 1 sampai data 4 secara berturut-turut.

Tabel 4.3. Pengujian Kehomogenan Ragam Galat

Data	Model	*P-value* Penduga Koefisien Peubah Prediktor				
		X_1	X_2	X_3	X_4	X_5
1	1	0.549	0.746	0.657		
	2	0.436	0.760	0.740		
	3	0.145	0.444	0.932		
	4	0.188	0.565	0.999		

Data	Model	*P-value* Penduga Koefisien Peubah Prediktor				
		X_1	X_2	X_3	X_4	X_5
2	1	0.083	0.276	0.351		
	2	0.109	0.251	0.392		
	3	0.351	0.192	0.741		
	4	0.234	0.207	0.587		
3	1	0.285	0.882	0.127	0.647	0.478
	2	0.055	0.766	0.067	0.723	0.335
	3	0.062	0.666	0.053	0.463	0.132
	4	0.052	0.591	0.057	0.546	0.166
4	1	0.735	0.495	0.505		
	2	0.777	0.616	0.634		
	3	0.964	0.975	0.960		
	4	0.942	0.899	0.919		

Dari Tabel 4.3 dapat dilihat bahwa *p-value* dari keseluruhan peubah prediktor dari tiap-tiap model hubungan yang ada pada persamaan (2.13) untuk semua data sekunder lebih besar dari α (0.05) maka keputusannya adalah terima H_o dengan H_o adalah besarnya koefisien regresi dari tiap-tiap peubah prediktor sama dengan nol. Sehingga dapat disimpulkan bahwa semua peubah prediktor tidak berpengaruh secara signifikan terhadap galat absolut, dan asumsi kehomogenan ragam galat terpenuhi

Pendeteksian autokorelasi antar galat dilakukan dengan menggunakan statistik uji ***Durbin-Watson*** yang terdapat pada persamaan 2.14. Tabel 4.4 menginformasikan bahwa tidak terdapat autokorelasi diantara galat untuk ke enam data yang digunakan. Kesimpulan ini dibuktikan dengan nilai d_{hitung} untuk masing-masing data terletak pada selang du dan 4-du atau du < d_{hitung}< 4–du.

Tabel 4.4. Pengujian Tidak Ada Autokorelasi antar Galat

Data	Statistik uji (d_{hitung})	du	4-du	Keputusan
1	2.22	1.654	2.346	Terima H_0
2	1.91	1.715	2.285	Terima H_0
3	1.99	1.803	2.197	Terima H_0
4	2.24	1.676	2.324	Terima H_0

Tabel 4.5. Pengujian Tidak Ada Multikolinieritas di antara Peubah Prediktor

Data	Nilai VIF				
	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5
1	1.1	3.8	4.0		
2	4.1	1.1	4.0		
3	3.1	1.3	3.7	1.1	1.4
4	1.2	6.7	7.2		

Asumsi tidak ada multikolinieritas diantara peubah prediktor diperiksa dengan menggunakan kriteria VIF. Besarnya nilai VIF dari setiap peubah prediktor untuk setiap model dari data sekunder dapat dilihat pada Tabel 4.5. Dari Tabel 4.5 dapat dilihat bahwa nilai VIF dari masing-masing peubah prediktor untuk seluruh data sekunder bernilai lebih kecil dari 10, sehingga dapat disimpulkan bahwa asumsi tidak terdapat multikolinieritas di antara peubah prediktor terpenuhi.

Data sekunder yang digunakan dalam penelitian ini adalah data yang memenuhi semua asumsi analisis regresi. Walaupun semua asumsi terpenuhi, penggunaan OLS sebagai metode pendugaan parameter model regresi tidak cukup baik karena adanya pencilan dalam data (identifikasi pada sub bab selanjutnya). Penduga OLS adalah penduga yang mempunyai nilai *breakdown* sama dengan nol. Hal ini menunjukkan bahwa penduga OLS adalah penduga yang tidak kekar terhadap pengaruh pencilan. Oleh karena itu digunakan prosedur yang *robust* terhadap pengaruh pencilan (regresi *robust*). Penggunaan penduga regresi *robust* akan mempunyai sifat yang sama dengan penduga OLS jika asumsi analisis regresi terpenuhi (Ryan, 1997).

4. 3. Pendeteksian Pencilan

Dalam analisis regresi linier berganda untuk mendeteksi pencilan pada peubah prediktor X yaitu dengan memeriksa nilai pengaruh (***Leverage value***) dari setiap pengamatan ke-i kemudian membandingkannya dengan kriteria pengujian yang terdapat pada persamaan 2.18. Sedangkan untuk mendeteksi pencilan pada peubah prediktor Y memeriksa nilai mutlak statistik uji *Studentized Deleted*

Residual |TRES| dari setiap pengamatan ke-i kemudian membandingkannya dengan kriteria pengujian yang terdapat pada persamaan (2.20). Hasil perhitungan nilai hii dan $|TRES|_i$ untuk setiap pengamatan ke-i pada data 1, 2, 3, dan 4 dapat dilihat pada Lampiran 10 sampai 13 secara berturut-turut.

Tabel 4.6. Hasil Identifikasi Pencilan

Data	Pengamatan ke-	h_{ii}	$2\frac{(k+1)}{n}$	$\lvert TRES_i \rvert$	$t_{n-k-2}^{\alpha/2}$	Pencilan Peubah
1	7 19 21 28	- - 1.0345 1.7980	0.222	2.2926 3.1795 - -	2.040	Y Y X X
2	31 47 48 50 68	0.1977 - - - -	0.1	- 2.0597 2.1254 3.1741 2.7809	1.992	X Y Y Y Y
3	30	-	0.343	2.3320	2.048	Y
4	9 10	0.8484 -	0.222	- 2.2819	2.131	X Y

Tabel 4.6 menunjukkan bahwa pada data 1 terdapat 2 pencilan pada peubah prediktor X yaitu pengamatan 21 dan 28 dan 2 pencilan pada peubah respon Y yaitu pengamatan 7 dan 19. Pada data 2, terdapat 1 pencilan pada peubah prediktor X yaitu pengamatan 31 dan pencilan pada peubah peubah respon Y yaitu pengamatan 47, 48, 50, dan 68. Pada data 3, hanya terdapat pencilan pada peubah respon Y yaitu pengamatan 30. Adapun pada data 4 terdapat 1 pencilan pada

peubah prediktor X dan pubah respon Y berturut-turut yaitu pengamatan 9 dan 10.

4. 4. Pendeteksian Pencilan Berpengaruh

Sebelum mengidentifikasi pencilan berpengaruh, maka terlebih dahulu dilakukan pendeteksian pengamatan berpengaruh. Hal ini dikarenakan pencilan berpengaruh merupakan pencilan yang sekaligus pengamatan berpengaruh. Pendeteksi pengamatan berpengaruh dilakukan dengan membandingkan nilai |DFITS| atau jarak Cook dari semua pengamatan ke-i pada masing-masing data dan membandingkan dengan kriteria pengujian (2.22) untuk |DFITS| dan (2.24) untuk jarak Cook.

Tabel 4. 7. Hasil Identifikasi Pengamatan Berpengaruh

Data	Pengamatan ke-	$\lvert DFITS_i \rvert$	$2\sqrt{\frac{k+1}{n}}$	Jarak Cook	$F^{0.5}_{(k+1,n-(k+1))}$
1	7 19 21 28	0.8390 1.1261 1.1234 1.7546	0.577	- - - -	0.8572
2	47 50 68	0.6533 0.8031 0.6871	0.447	- - -	0.8946
3	-	-	0.828	-	0.912
4	-	-	0.894	-	0.264

Tabel 4.7 menunjukkan bahwa dari empat data sekunder, hanya 2 data yang didalamnya terdapat pengamatan berpengaruh yaitu data 1dan 3. Semua pengamatan berpengaruh yang ada dalam data 1 dan 2 adalah pengamatan yang berpengaruh terhadap nilai duga Y karena hanya identifikasi dengan |DFITS| saja yang signifikan sedangkan identifikasi dengan jarak COOK tidak signifikan. Pada data 1 terdapat 4 pengamatan yang berpengaruh yaitu pengamatan 7, 19, 21, 28. Pada data 2, terdapat 3 pengamatan yang berpengaruh yaitu pengamatan 47, 50 dan 68.

Suatu pengamatan merupakan pencilan berpengaruh jika dua kriteria dipenuhi oleh pengamatan tersebut yaitu sebagai pencilan dan sebagai pengamatan berpengaruh. Berdasarkan Tabel 4.6 dan Tabel 4.7, identifikasi pencilan berpengaruh dapat dilihat di Tabel 4.8.

Tabel 4.8. Hasil Identifikasi Pencilan Berpengaruh.

Data	Pengamatan ke-
1	7 19 21 28
2	47 50 68
3	0
4	0

Berdasarkan Tabel 4.8 dapat diketahui bahwa data yang mengandung pencilan berpengaruh adalah data 1 dan 2. Sedangkan data 3 dan 4 mengandung pencilan tetapi tidak berpengaruh.

4.5. Pendugaan Parameter Regresi *Robust* dengan Metode LTS (*Least Trimmed Squares*)

Pendugaan parameter model regresi dengan metode LTS, hanya menggunakan sub gugus pengamatan h. Untuk mendapatkan penduga yang kekar terhadap pengaruh pencilan sekaligus menghasilkan nilai *breakdown* yang optimal maka digunakan h sebesar $\left[\frac{n}{2}\right]+\left[\frac{(k+1)}{2}\right]$ atau $\left[\frac{n}{2}\right]+\left[\frac{(k+2)}{2}\right]$ (Wu, 2006). Hasil pendugaan parameter model regresi dengan metode LTS dapat dilihat di Lampiran 20 .Secara ringkas besarnya h yang digunakan untuk masing-masing data yang mengandung pencilan berpengaruh beserta nilai *breakdown* yang dihasilkan dapat dilihat di Tabel. 4.9 dan untuk data yang mengandung pencilan tidak berpengaruh dapat dilihat di Tabel 4.10

Tabel 4.9. Nilai *Breakdown* Data yang Mengandung Pencilan Berpengaruh

Data	n	h	k	nilai *breakdown*
1	36	20	3	0.44
2	80	42	3	0.47
Rata-rata				0.455

Dari Tabel 4.7 dapat disimpulkan bahwa penggunaan nilai h yang optimal mengakibatkan nilai *breakdown* untuk masing-masing data yang mengandung pencilan berpengaruh bernilai cukup besar dan dekat nilai maksimum *breakdown* yaitu nilai 0.5. Semakin besar nilai *breakdown* maka semakin kekar penduga yang dihasilkan terhadap pengaruh pencilan. Dalam metode LTS, besarnya nilai *breakdown* menunjukkan proporsi data yang tidak diikutkan dalam analisis. Misalnya pada data 1 didapatkan nilai *breakdown* sebesar 0.44, menunjukkan bahwa 44% data tidak diikutkan dalam analisis dan perubahan data sebesar 44%, tidak akan mempengaruhi penduga koefisien model regresi.

Tabel 4.10. Nilai Breakdown Data yang Mengandung Pencilan Tidak Berpengaruh

Data	n	h	k	nilai *breakdown*
3	35	21	3	0.43
4	20	12	3	0.40
Rata-rata				0.415

Sebagaimana data yang mengandung pencilan berpengaruh, nilai *breakdown* pada data yang mengandung pencilan tidak berpengaruh juga cukup besar dan mendekati nilai maksimum nilai *breakdown*, sebagaimana dapat dilihat pada Tabel 4.10. Jika rata-rata nilai *breakdown* data yang mengandung pencilan berpengaruh dibandingkan dengan rata-rata nilai *breakdown* data yang mengandung pencilan tidak berpengaruh, maka data yang mengandung pencilan berpengaruh mempunyai rata-rata nilai *breakdown* yang lebih besar. Hal ini menunjukkan bahwa penduga LTS pada data yang mengandung pencilan berpengaruh lebih kekar dari pada penduga LTS pada data yang mengandung pencilan berpengaruh.

Tabel 4.11. Model, R^2_{adj} , MSE **dengan OLS dan LTS**

Data	Metode	Model	R^2_{adj} (%)	MSE
1	OLS	$\hat{Y} = -43.7 + 0.0027 X_1 + 8.87 X_2 + 35.2 X_3$	86.3	1810
	LTS	$\hat{Y} = 132.7754 + 0.1188 X_1 + 1.2916 X_2 + 52.1663 X_3$	94.09	337.86
2	OLS	$\hat{Y} = 19.0 + 0.951 X_1 + 4.76 X_2 + 266 X_3$	82.1	17.3
	LTS	$\hat{Y} = 18.598 + 1.024 X_1 + 0.959 X_2 + 292.723 X_3$	93.19	6.06
3	OLS	$\hat{Y} = -1391 + 0.285 X_1 + 72.7 X_2 + 48.7 X_3 + 60.1 X_4 + 7.8 X_5$	95.5	34362
	LTS	$\hat{Y} = -146.017 + 0.322 X_1 + 63.08 X_2 - 26.539 X_3 - 17.020 X_4 + 0.502 X_5$	96.81	6780.63
4	OLS	$\hat{Y} = 0.44 + 1.10 X_1 + 1.81 X_2 - 1.05 X_3$	97.6	4.0
	LTS	$\hat{Y} = -3.985 + 1.084 X_1 + 2.621 X_2 - 1.47 X_3$	99.16	0.95

Berdasarkan Tabel 4.9 dapat dilihat bahwa adanya pencilan dalam data pengamatan baik berpengaruh atau tidak berpengaruh akan mempengaruhi besar dan tanda penduga koefisien regresi yang dihasilkan. Pada data yang mengandung pencilan berpengaruh yaitu data 1dan 2 besarnya penduga koefisien regresi yang dihasilkan dengan OLS dan LTS berbeda. Jika dihitung rata-rata prosentase perubahan besarnya penduga koefisien model regresi untuk setiap model dari data 1 dan 2 berturut-turut adalah 102.28% dan -16.06%. Hal ini menunjukkan bahwa terjadi kenaikan besarnya koefisien regresi pada data 1 dan terjadi penurunan pada data 2. Adapun tanda penduga koefisien regresi untuk kedua data tersebut tidak berubah kecuali untuk intersep dari model regresi data 1 yang berubah tandanya dari negatif menjadi positif. Adanya perubahan tanda dari penduga intersep dan koefisien model regresi tentunya akan mempengaruhi interpretasi pengaruh dari peubah prediktor terhadap peubah respon Sebagaimana pada data yang mengandung pencilan berpengaruh, pada data yang mengandung pencilan tidak berpengaruh yaitu data 3 dan 4, juga terjadi perbedaan besarnya nilai penduga koefisien regresi dan merubah sebagian tanda dari penduga koefisien regresi yaitu pada data 2 terjadi perubahan tanda penduga koefisien dari X_3 dan X_4 dan pada data 4 tanda intersepnya berubah dari positif menjadi negatif. Adapun rata-rata prosentase perubahan besarnya penduga koefisien model regresi untuk setiap model regresi dari data 3 dan 4 berturut-turut adalah -5.08% dan -250.5%. Hal ini menunjukkan bahwa terjadi penurunan besarnya koefisien model regresi pada data 3 dan 4. Dari rata-rata prosentase perubahan besarnya penduga koefisien model regresi untuk ke-4 data sekunder dapat dilihat bahwa penggunaan metode LTS pada data yang mengandung pencilan berpengaruh terjadi peningkatan (data 1) dan penurunan (data 2) besarnya rata-rata penduga koefisien model regresi sedangkan pada data yang mengandung pencilan tidak berpengaruh (data 3 dan 4) cenderung menurunkan besarnya rata-rata penduga koefisien model regresi..

4.6. Perbandingan keakuratan model OLS dan LTS

Untuk membandingkan keakuratan model yang dihasilkan melalui metode LTS dan OLS maka digunakan kriteria koefisien determinasi terkoreksi (R^2_{adj}) dan kuadrat tengah galat (MSE).

Tabel 4.12. Ukuran Keakuratan Model Data yang Mengandung Pencilan Berpengaruh

Data	R_{adj}^2 (%)		MSE	
	LTS	OLS	LTS	OLS
1	94.09	86.3	337.86	1810
2	93.19	82.1	6.062	17.3

Tabel 4.13. Ukuran Keakuratan Model Data yang Mengandung Pencilan Tidak Berpengaruh

Data	R_{adj}^2 (%)		MSE	
	LTS	OLS	LTS	OLS
3	96.81	95.5	6780.633	34362
4	99.16	97.6	0.945	4.0

Berdasarkan Tabel 4.12 dan 4.13 dapat diketahui bahwa besarnya koefisien determinasi terkoreksi R_{adj}^2 yang dihasilkan dari pendugaan parameter model regresi dengan metode LTS lebih besar dari OLS, baik pada data yang mengandung pencilan berpengaruh atau data yang mengandung pencilan tidak berpengaruh. Besarnya R_{adj}^2 dengan LTS dari keempat data sekunder semua berada diatas 90.%, bahkan pada data ke empat mempunyai nilai R_{adj}^2 dengan OLS sebesar 97.6% dan dengan metode LTS R_{adj}^2 yang dihasilkan mendekati nilai sempurna yaitu sebesar 99.16%. Jika dihitung besarnya kenaikan R_{adj}^2, maka pada data yang mengandung pencilan berpengaruh (data 1 dan 2) kenaikannya lebih besar dibandingkan data yang mengandung pencilan tidak berpengaruh (data 3 dan 4) dimana kenaikan R_{adj}^2 dari data 1 dan 2 secara berturut-turut sebesar 9.03 % dan 13, 51% dan dari data 3 dan 4 secara berturut pula sebesar 1.36% dan 1.59%. Hal ini dikarenakan R_{adj}^2 yang dihasilkan dari OLS untuk data 3 dan 4 berada diatas 95%.

Adapun untuk ukuran keakuratan model yang lainnya yaitu MSE, maka MSE yang dihasilkan dari metode LTS lebih kecil dari OLS. Prosentase penurunan MSE untuk data 1, 2, 3, dan 4 berturut-turut adalah 81.33%, 64.96%, 80.27%, dan 76.38%. Hal ini mengindikasikan bahwa metode LTS lebih efisien dari pada OLS baik pada data yang mengandung pencilan berpengaruh atau data yang mengandung pencilan tidak berpengaruh. Penggunaan OLS sebagai metode pendugaan parameter model regresi tidak membutuhkan asumsi tidak ada pencilan dalam data pengamatan. Tetapi keberadaan pencilan dalam data pengamatan, salahsatunya akan mempengaruhi besarnya nilai R_{adj}^2 dan MSE yang dihasilkan. Penggunaan metode LTS sebagai metode alternatif dalam pendugaan parameter model regresi memberikan hasil yang lebih baik daripada OLS ketika semua asumsi analisis regresi terpenuhi dan terdapat pencilan dalam data pengamatan baik pencilan berpengaruh atau tidak berpengaruh pada data yang memenuhi. Hal ini ditunjukkan dengan nilai R_{adj}^2 yang dihasilkan metode LTS lebih tinggi dan MSE yang lebih rendah daripada R_{adj}^2 dan MSE yang dihasilkan OLS. Sehingga dapat disimpulkan bahwa metode LTS lebih mampu dalam mengakomodasi pencilan baik pencilan berpengaruh ataupun pencilan tidak berpengaruh dibanding OLS.

BAB V
KESIMPULAN DAN SARAN

5.1. Kesimpulan

Berdasarkan hasil yang diperoleh maka dapat diambil kesimpulan sebagai berikut :

1. Terdapat perbedaan sebagian tanda penduga koefisien model regresi yang dihasilkan dari metode LTS dan OLS (selain data 3) dan perbedaan besarnya nilai penduga koefisien di mana pada data yang mengandung pencilan berpengaruh terjadi peningkatan (data 1) dan penurunan (data 2) rata-rata prosentase perubahan besarnya penduga koefisien regresi dan pada data yang mengandung pencilan tidak berpengaruh (data 3 dan 4) cenderung menurunkan rata-rata prosentase perubahan besarnya penduga koefisien regresi.
2. Berdasarkan ukuran keakuratan model R^2_{adj} dan MSE, model yang dihasilkan melalui metode LTS lebih akurat daripada OLS pada data yang mengandung pencilan berpengaruh dan data yang mengandung pencilan tidak berpengaruh dengan prosentase kenaikan R^2_{adj} untuk data 1 sampai 4 berturut-turut adalah 9.03%, 13.51%, 1.36%, dan 1.59% dan prosentase penurunan MSE untuk data 1 sampai 4 berturut-turut adalah 81.33%, 64.96%, 80.27%, dan 76.38%.

5.2. Saran

1. Dalam menduga parameter model regresi linier berganda dengan terpenuhinya semua asumsi analisis regresi pada data yang mengandung pencilan berpengaruh dan data yang mengandung pencilan tidak berpengaruh, maka sebaiknya menggunakan metode ***Least Trimmed Squares*** (LTS) karena metode ini menghasilkan nilai R^2_{adj} yang lebih tinggi dan MSE yang lebih rendah daripada metode OLS.
2. Untuk penelitian selanjutnya dapat digunakan metode pendugaan regresi *robust* pada data yang tidak memenuhi asumsi analisis regresi seperti metode *Nonlinier Least Trimmed Squares* (NLTS), metode *White Variance*.

DAFTAR PUSTAKA

Aunuddin.1989. **Analisis Data Pusat Antar Universitas Ilmu Hayat**. Institut Pertanian Bogor, Bogor.

Barnet,V dan T.Lewis. 1993. **Outliers in Statisical Data**. 3^{rd} 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.

Chen, C. 2002. Robust **Regression and Outlier Detection with ROBUSTREGProcedure**. http://www.sas.com/proceedings/sugi27/p265-27.pdf. Tanggal Akses: 15 November 2007.

Cizek, P dan Visek. . 2003. **Least Trimmed Square**. **http://www.quantlet.com/mdstat/scripts/xag/html/xaghtml node10.pdf.** Tanggal Akses: 17 Februari 2008.

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.

Gujarati, D. 1999. **Ekonometrika Dasar**. Alih bahasa oleh Zain, S. Erlangga, Jakarta.

Hamilton, I.C. 1990. **Regression with Graphics: A Second Couse in Applied Statistics**. Duxbury Press, Belmont.

Hatmoko, G. T. 2006. **Analisis Variabel-Variabel yang Mempengaruhi Produksi Tebu**. 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.

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

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 M 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.

Rousseuw, P dan M. Hubert. 1997. **Recent Development in Progress.** http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/summary?doi=10.1.1.30.4889. Tanggal akses: 2 Maret 2007.

Ryan, T. P. 1997. **Modern Regression Methods**. John Wiley and Sons, New York.

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

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

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

Walpole, R.E. 1993. **Pengantar Statistika**. Edisi ketiga. Alih bahasa oleh Sumantri, B. PT Gramedia Pustaka Utama, Jakarta.

Wu, M. 2006. **Timmed and Winsorized Estimators**. http**:/www.msu.edu/~wumingxi/Papers/mythesis.pdf**. Tanggal Akses : 15 November 2007.

Yafee, R. A. 2002. **Robust Regression Analysis: Some Popular Statistical Package Options. www.nyu.edu/its/socsci/Docs/RobustRegression.pdf.** Tanggal Akses: 12 November 2007.

Yitnosumarto, 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 (Studi pada Pedagang Kaki Lima di Pasar Pandaan)**.

No	Y	X_1	X_2	X_3	No	Y	X_1	X_2	X_3
1	509	500	45	5	19	799	1850	54	7
2	439	450	41	4	20	779	1650	65	7
3	714	1150	60	7	21	659	10000	49	6
4	454	485	41	4	22	724	1400	56	7
5	559	750	47	4	23	769	1750	63	8
6	554	800	48	5	24	724	1650	65	7
7	709	1100	55	5	25	494	700	43	5
8	544	600	49	6	26	774	1750	60	7
9	734	1250	58	7	27	744	1500	61	8
10	519	750	45	5	28	709	10000	60	7
11	759	1500	67	7	29	729	1750	57	6
12	659	1100	58	6	30	669	1250	58	6
13	574	1000	51	6	31	509	500	45	5
14	779	1650	60	7	32	744	1475	59	7
15	464	630	45	4	33	764	1650	61	7
16	799	1500	65	7	34	634	1100	58	5
17	754	1250	60	7	35	684	1250	54	6
18	474	500	45	4	36	619	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 Variabel-Variabel yang Mempengaruhi Produksi Tebu**

No	Y	X_1	X_2	X_3	No	Y	X_1	X_2	X_3
1	80	15	1.4	0.13	28	75	15	1.4	0.13
2	65	10	1.4	0.1	29	80	20	1.4	0.14
3	80	20	1	0.14	30	80	20	1.5	0.14
4	65	10	1.2	0.1	31	85	15	2	0.15
5	60	10	1.2	0.1	32	70	15	1.5	0.12
6	90	25	1.5	0.15	33	90	20	1.5	0.15
7	85	20	1.5	0.15	34	80	20	1.5	0.13
8	65	15	1.2	0.12	35	80	15	2	0.13
9	90	25	1.5	0.15	36	65	10	1.2	0.1
10	90	20	2	0.15	37	80	20	1.4	0.13
11	85	20	1	0.15	38	70	15	1.2	0.13
12	80	20	1.7	0.14	39	85	20	1.6	0.15
13	65	10	1.4	0.1	40	65	15	1.5	0.12
14	85	20	1.3	0.15	41	70	15	1.4	0.12
15	70	15	1.2	0.12	42	65	15	1.4	0.12
16	80	20	1.5	0.13	43	75	15	1.4	0.13
17	65	10	1.3	0.1	44	70	10	2	0.1
18	65	15	1.4	0.12	45	85	20	1.5	0.14
19	90	20	1.5	0.15	46	90	20	1.3	0.15
20	65	10	1.5	0.12	47	85	20	1.5	0.12
21	80	15	1.3	0.13	48	65	15	1.2	0.13
22	70	15	1.5	0.12	49	65	15	1.4	0.12
23	80	20	1.4	0.14	50	65	15	1.4	0.14
24	65	10	1.5	0.1	51	80	20	2	0.12
25	85	20	1.5	0.15	52	80	20	1.8	0.12
26	85	20	1.5	0.15	53	70	15	1.5	0.12
27	90	25	2	0.16	54	65	10	1.5	0.12

Lampiran 1. (lanjutan data 2)

No	Y	X1	X2	X3
55	70	15	1.5	0.12
56	70	15	1.4	0.12
57	65	10	1.4	0.1
58	85	20	2	0.15
59	80	15	1.4	0.13
60	65	10	2	0.1
61	85	20	1.6	0.15
62	80	20	1.6	0.14
63	80	15	1.5	0.13
64	80	20	1.3	0.14
65	80	15	1.7	0.13
66	80	15	1.4	0.13
67	90	25	2	0.15
68	50	10	1.2	0.1
69	80	20	1.3	0.14
70	80	15	1	0.13
71	80	20	1.6	0.14
72	65	10	1.4	0.1
73	90	25	1.5	0.15
74	60	10	1.4	0.1
75	100	25	1.5	0.16
76	80	20	1.5	0.13
77	90	25	2	0.15
78	65	10	1.2	0.12
79	75	15	2	0.13
80	70	15	1.6	0.12

Keterangan:

Y = Produksi tebu (Ton)
X_1 = Tingkat kesuburan tanah (%)
X_2 = Jam kerja pekerja (Jam / hektar)
X_3 = Pupuk (Ton / per hektar)

Data 3. **Analisis Pengaruh Kredit Permodalan dan Faktor-Faktor Internal terhadap Pendapatan Pengusaha**

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 3)

NO	Y	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5
21	1300	3000	9	7	7	29
22	2000	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 4. **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 Koefisien Model Regresi Data 1 dengan OLS

Regression Analysis: Y versus X_1, X_2, X_3

The regression equation is

$$Y = -43.7 + 0.00273 X_1 + 8.87 X_2 + 35.2 X_3$$

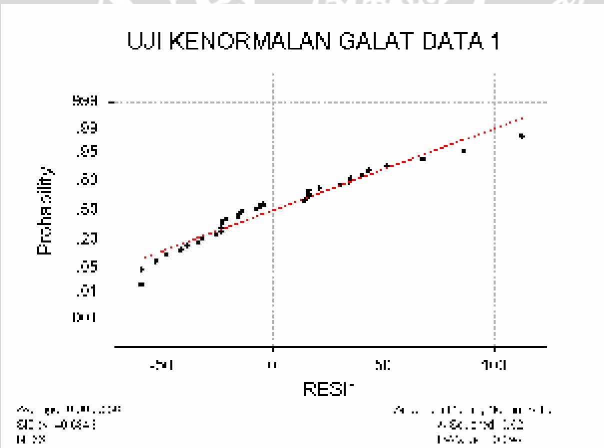
Predictor	Coef	SE Coef	T	P	VIF
Constant	-43.67	53.63	-0.81	0.421	
X_1	0.002729	0.003579	0.76	0.451	1.1
X_2	8.867	1.830	4.84	0.000	3.8
X_3	35.19	11.98	2.94	0.006	4.0

S = 42.5486   R-Sq = 87.5%   R-Sq(adj) = 86.3%

Analysis of Variance

Source	DF	SS	MS	F	P
Regression	3	404707	134902	74.52	0.000
Residual Error	32	57932	1810		
Total	35	462639			

Durbin-Watson statistic = 2.21910



Lampiran 3. Pendugaan Koefisien Model Regresi Data 2 dengan OLS

Regression Analysis: Y versus X_1, X_2, X_3

The regression equation is

$Y = 19.0 + 0.951\ X_1 + 4.76\ X_2 + 266\ X_3$

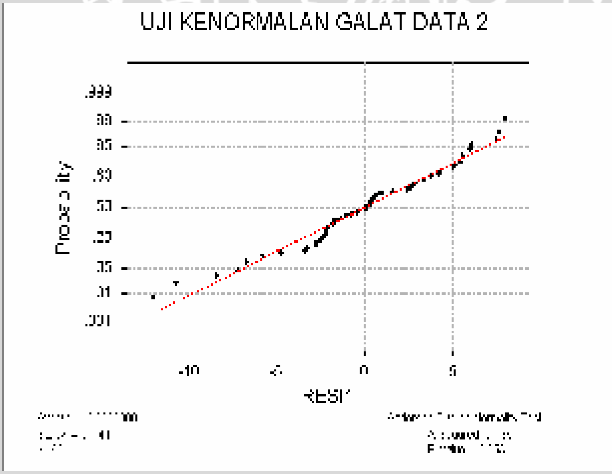
Predictor	Coef	SE Coef	T	P	VIF
Constant	18.964	5.054	3.75	0.000	
X_1	0.9508	0.2117	4.49	0.000	4.1
X_2	4.764	1.937	2.46	0.016	1.1
X_3	265.68	54.35	4.89	0.000	4.0

S = 4.157   R-Sq = 82.8%   R-Sq(adj) = 82.1%

Analysis of Variance

Source	DF	SS	MS	F	P
Regression	3	6323.8	2107.9	121.98	0.000
Residual Error	76	1313.4	17.3		
Total	79	7637.2			

Durbin-Watson statistic = 1.91



Lampiran 4. Pendugaan Koefisien Model Regresi Data 3 dengan OLS

Regression Analysis: Y versus X_1, X_2, X_3, X_4, X_5

The regression equation is

$Y = -\ 1391 + 0.285\ X_1 + 72.7\ X_2 + 48.7\ X_3 + 60.1\ X_4 + 7.8\ X_5$

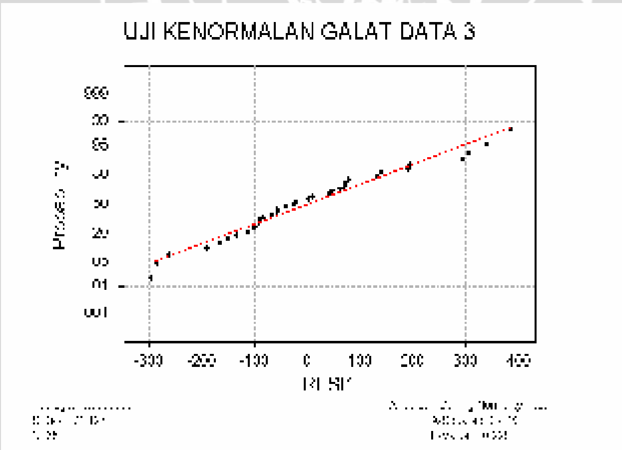
Predictor	Coef	SE Coef	T	P	VIF
Constant	-1390.6	543.1	-2.56	0.016	
X_1	0.28536	0.02191	13.02	0.000	3.1
X_2	72.75	23.48	3.10	0.004	1.3
X_3	48.72	28.87	1.69	0.102	3.7
X_4	60.11	37.86	1.59	0.123	1.1
X_5	7.75	11.39	0.68	0.502	1.4

S = 185.4 R-Sq = 96.2% R-Sq(adj) = 95.5%

Analysis of Variance

Source	DF	SS	MS	F	P
Regression	5	24967509	4993502	145.32	0.000
Residual Error	29	996491	34362		
Total	34	25964000			

Durbin-Watson statistic = 1.99



Lampiran 5. Pendugaan Koefisien Model Regresi Data 4 dengan OLS

Regression Analysis: Y versus X_1, X_2, X_3

The regression equation is

$Y = 0.44 + 1.10\ X_1 + 1.81\ X_2 - 1.05\ X_3$

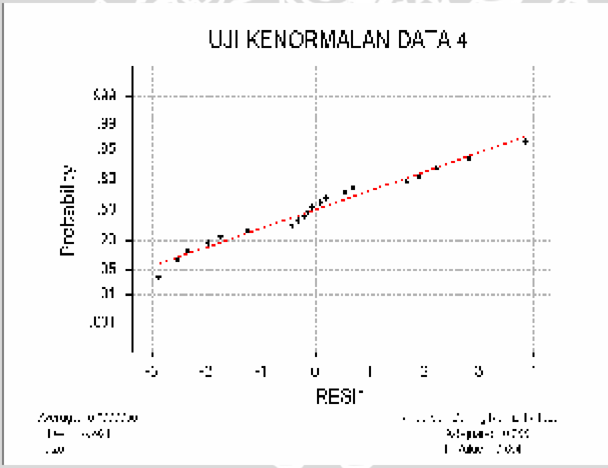
Predictor	Coef	SE Coef	T	P	VIF
Constant	0.445	3.069	0.15	0.887	
X_1	1.10038	0.04381	25.12	0.000	1.2
X_2	1.8122	0.3272	5.54	0.000	6.7
X_3	-1.0477	0.2773	-3.78	0.002	7.2

S = 2.004 R-Sq = 98.0% R-Sq(adj) = 97.6%

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			

Durbin-Watson statistic = 2.24



Lampiran 6. Uji Glejser Data 1

Regression Analysis: ABS versus X_1, X_2, X_3

The regression equation is

ABS = 31.3 + 0.00121 X_1 - 0.33 X_2 + 2.99 X_3

Predictor	Coef	SE Coef	T	P
Constant	31.28	29.92	1.05	0.304
X_1	0.001209	0.001997	0.61	0.549
X_2	-0.334	1.021	-0.33	0.746
X_3	2.995	6.681	0.45	0.657

S = 23.7358   R-Sq = 2.4%   R-Sq(adj) = 0.0%

Regression Analysis: ABS versus AKAR X_1, AKAR X_2, AKAR X_3

The regression equation is

ABS = 32.7 + 0.207 AKAR X_1 - 4.6 AKAR X_2 + 10.9 AKAR X_3

Predictor	Coef	SE Coef	T	P
Constant	32.70	59.37	0.55	0.586
AKAR X_1	0.2074	0.2629	0.79	0.436
AKAR X_2	-4.59	14.88	-0.31	0.760
AKAR X_3	10.85	32.40	0.34	0.740

S = 23.6486   R-Sq = 3.1%   R-Sq(adj) = 0.0%

Regression Analysis: ABS versus $1/X_1$, $1/X_2$, $1/X_3$

The regression equation is

ABS = 5.6 - 19871 $1/X_1$ + 2358 $1/X_2$ + 18 $1/X_3$

Predictor	Coef	SE Coef	T	P
Constant	5.60	37.16	0.15	0.881
$1/X_1$	-19871	13303	-1.49	0.145
$1/X_2$	2358	3042	0.78	0.444
$1/X_3$	17.8	206.4	0.09	0.932

S = 23.0935   R-Sq = 7.6%   R-Sq(adj) = 0.0%

Regression Analysis: ABS versus 1/AKAR X_1, 1/AKAR X_2, 1/AKAR X_3

The regression equation is

ABS = - 1.5 - 954 1/AKAR X_1 + 466 1/AKAR X_2 - 0 1/AKAR X_3

Predictor	Coef	SE Coef	T	P
Constant	-1.53	67.21	-0.02	0.982
1/AKAR X_1	-953.7	709.6	-1.34	0.188
1/AKAR X_2	466.0	801.4	0.58	0.565
1/AKAR X_3	-0.2	180.7	-0.00	0.999

S = 23.2383   R-Sq = 6.5%   R-Sq(adj) = 0.0%

Lampiran 7. Uji Glejser Data 2

Regression Analysis: ABS versus X_1, X_2, X_3

The regression equation is

$ABS = 4.82 - 0.226 X_1 - 1.29 X_2 + 31.0 X_3$

Predictor	Coef	SE Coef	T	P
Constant	4.817	3.075	1.57	0.121
X_1	-0.2261	0.1288	-1.76	0.083
X_2	-1.292	1.178	-1.10	0.276
X_3	31.00	33.07	0.94	0.351

S = 2.529 R-Sq = 8.6% R-Sq(adj) = 5.0%

Regression Analysis: ABS versus AKAR X_1, AKAR X_2, AKAR X_3

The regression equation is

ABS = 6.74 - 1.73 AKAR X_1 - 3.38 AKAR X_2 + 20.9 AKAR X_3

Predictor	Coef	SE Coef	T	P
Constant	6.745	6.242	1.08	0.283
AKAR X_1	-1.728	1.067	-1.62	0.109
AKAR X_2	-3.385	2.928	-1.16	0.251
AKAR X_3	20.89	24.28	0.86	0.392

S = 2.535 R-Sq = 8.1% R-Sq(adj) = 4.5%

Regression Analysis: ABS versus $1/X_1$, $1/X_2$, $1/X_3$

The regression equation is

$ABS = 0.21 + 30.8\ 1/X_1 + 3.48\ 1/X_2 - 0.189\ 1/X_3$

Predictor	Coef	SE Coef	T	P
Constant	0.215	3.232	0.07	0.947
$1/X_1$	30.84	32.87	0.94	0.351
$1/X_2$	3.478	2.639	1.32	0.192
$1/X_3$	-0.1886	0.5685	-0.33	0.741

S = 2.564 R-Sq = 6.1% R-Sq(adj) = 2.3%

Regression Analysis: ABS versus 1/AKAR X_1, 1/AKAR X_2, 1/AKAR X_3

The regression equation is

ABS = - 1.77 + 20.4 1/AKAR X_1 + 5.58 1/AKAR X_2 - 1.74 1/AKAR X_3

Predictor	Coef	SE Coef	T	P
Constant	-1.765	6.412	-0.28	0.784
1/AKAR X_1	20.43	17.05	1.20	0.234
1/AKAR X_2	5.578	4.387	1.27	0.207
1/AKAR X_3	-1.741	3.188	-0.55	0.587

S = 2.554 R-Sq = 6.8% R-Sq(adj) = 3.1%

Lampiran 8. Uji Glejser Data 3

Regression Analysis: ABS versus X_1, X_2, X_3, X_4, X_5

The regression equation is

$ABS = 58 - 0.0134\ X_1 + 2.0\ X_2 + 25.5\ X_3 + 9.9\ X_4 - 4.61\ X_5$

Predictor	Coef	SE Coef	T	P
Constant	58.3	305.7	0.19	0.850
X_1	-0.01343	0.01233	-1.09	0.285
X_2	1.98	13.22	0.15	0.882
X_3	25.53	16.25	1.57	0.127
X_4	9.86	21.31	0.46	0.647
X_5	-4.607	6.413	-0.72	0.478

S = 104.3 R-Sq = 13.0% R-Sq(adj) = 0.0%

Regression Analysis: ABS versus AKAR X_1, AKAR X_2...

The regression equation is

$ABS = 87 - 2.83\ AKAR\ X_1 - 24.9\ AKAR\ X_2 + 218\ AKAR\ X_3 + 38\ AKAR\ X_4 - 68.0\ AKAR\ X_5$

Predictor	Coef	SE Coef	T	P
Constant	87.0	558.9	0.16	0.877
AKAR X_1	-2.832	1.350	-2.10	0.055
AKAR X_2	-24.86	82.80	-0.30	0.766
AKAR X_3	217.52	86.07	2.53	0.067
AKAR X_4	37.8	105.7	0.36	0.723
AKAR X_5	-67.99	69.38	-0.98	0.335

S = 98.28 R-Sq = 22.8% R-Sq(adj) = 9.5%

Regression Analysis: ABS versus $1/X_1$, $1/X_2$, $1/X_3$, $1/X_4$, $1/X_5$

The regression equation is

$ABS = 106 + 202722\ 1/X_1 + 649\ 1/X_2 - 2365\ 1/X_3 - 695\ 1/X_4 + 10704\ 1/X_5$

Predictor	Coef	SE Coef	T	P
Constant	105.5	314.2	0.34	0.739
$1/X_1$	202722	90096	2.25	0.062
$1/X_2$	649	1488	0.44	0.666
$1/X_3$	-2365.4	735.3	-3.22	0.053
$1/X_4$	-694.6	933.2	-0.74	0.463
$1/X_5$	10704	6915	1.55	0.132

S = 95.06 R-Sq = 27.8% R-Sq(adj) = 15.3%

Regression Analysis: ABS versus 1/AKAR X_1, 1/AKAR X_2,

The regression equation is

$ABS = 115 + 9348\ 1/AKAR\ X_1 + 474\ 1/AKAR\ X_2 - 1868\ 1/AKAR\ X_3 - 430\ 1/AKAR\ X_4 + 3250\ 1/AKAR\ X_5$

Predictor	Coef	SE Coef	T	P
Constant	114.8	524.4	0.22	0.828
1/AKAR X_1	9348	4149	2.25	0.052
1/AKAR X_2	473.6	871.6	0.54	0.591
1/AKAR X_3	-1868.4	640.9	-2.92	0.057
1/AKAR X_4	-430.4	703.6	-0.61	0.546
1/AKAR X_5	3250	2287	1.42	0.166

S = 95.67 R-Sq = 26.9% R-Sq(adj) = 14.3%

Lampiran 9. Uji Glejser Data 4

Regression Analysis: ABS versus X_1, X_2, X_3

The regression equation is

ABS = 1.67 - 0.0093 X_1 + 0.141 X_2 - 0.117 X_3

Predictor	Coef	SE Coef	T	P
Constant	1.675	1.893	0.88	0.389
X_1	-0.00932	0.02702	-0.34	0.735
X_2	0.1410	0.2018	0.70	0.495
X_3	-0.1166	0.1710	-0.68	0.505

S = 1.236 R-Sq = 3.3% R-Sq(adj) = 0.0%

Regression Analysis: ABS versus AKAR X_1, AKAR X_2, AKAR X_3

The regression equation is

ABS = 2.01 - 0.103 AKAR X_1 + 0.84 AKAR X_2 - 0.77 AKAR X_3

Predictor	Coef	SE Coef	T	P
Constant	2.015	3.862	0.52	0.609
AKAR X_1	-0.1032	0.3577	-0.29	0.777
AKAR X_2	0.840	1.641	0.51	0.616
AKAR X_3	-0.774	1.595	-0.49	0.634

S = 1.246 R-Sq = 1.8% R-Sq(adj) = 0.0%

Regression Analysis: ABS versus 1/X_1, 1/X_2, 1/X_3

The regression equation is

ABS = 1.55 - 2.1 1/X_1 + 1.5 1/X_2 - 3.3 1/X_3

Predictor	Coef	SE Coef	T	P
Constant	1.545	2.175	0.71	0.488
1/X_1	-2.08	45.96	-0.05	0.964
1/X_2	1.51	47.72	0.03	0.975
1/X_3	-3.27	64.87	-0.05	0.960

S = 1.257 R-Sq = 0.0% R-Sq(adj) = 0.0%

Regression Analysis: ABS versus 1/AKAR X_1, 1/AKAR X_2, 1/AKAR X_3

The regression equation is

ABS = 1.29 + 1.1 1/AKAR X_1 - 3.3 1/AKAR X_2 + 3.2 1/AKAR X_3

Predictor	Coef	SE Coef	T	P
Constant	1.293	4.199	0.31	0.762
1/AKAR X_1	1.10	14.85	0.07	0.942
1/AKAR X_2	-3.28	25.48	-0.13	0.899
1/AKAR X_3	3.23	31.29	0.10	0.919

S = 1.256 R-Sq = 0.1% R-Sq(adj) = 0.0%

Lampiran 10. Nilai TRES, hii, Jarak Cook , DFITS Data 1

No	TRES1	HI1	COOK1	DFIT1
1	-0.5729	0.0798	0.0073	-0.1687
2	-0.5657	0.1187	0.0110	-0.2076
3	-0.5687	0.0545	0.0048	-0.1365
4	-0.1957	0.1185	0.0013	-0.0718
5	1.0920	0.1328	0.0454	0.4272
6	-0.1437	0.0502	0.0003	-0.0330
7	**2.2926**	**0.1181**	**0.1553**	**0.8390**
8	-1.4969	0.0917	0.0544	-0.4756
9	0.3270	0.0603	0.0018	0.0828
10	-0.3454	0.0772	0.0026	-0.0999
11	-1.0638	0.1435	0.0472	-0.4355
12	-0.6154	0.0536	0.0055	-0.1465
13	-1.1752	0.0525	0.0189	-0.2766
14	0.9595	0.0494	0.0120	0.2187
15	-0.8395	0.1128	0.0226	-0.2993
16	0.3890	0.0984	0.0042	0.1286
17	0.3800	0.0532	0.0021	0.0900
18	-0.5789	0.1128	0.0109	-0.2065

Lampiran 10. (lanjutan)

No	TRES1	HI1	COOK1	DFIT1
19	**3.1795**	**0.1115**	**0.2468**	**1.1261**
20	-0.1091	0.0979	0.0003	-0.0359
21	**1.0345**	**0.5411**	**0.3148**	**1.1234**
22	0.5087	0.0801	0.0058	0.1501
23	-0.8042	0.1240	0.0231	-0.3026
24	-1.5003	0.0979	0.0587	-0.4941
25	-0.5294	0.1140	0.0092	-0.1899
26	0.8293	0.0488	0.0089	0.1878
27	-0.9907	0.1537	0.0446	-0.4223
28	**-1.7980**	**0.4878**	**0.7194**	**-1.7546**
29	1.2436	0.0415	0.0165	0.2588
30	-0.3845	0.0530	0.0021	-0.0910
31	-0.5729	0.0798	0.0073	-0.1687
32	0.3380	0.0523	0.0016	0.0794
33	0.3807	0.0517	0.0020	0.0889
34	-0.4037	0.2032	0.0107	-0.2039
35	0.8146	0.0291	0.0050	0.1411
36	1.6785	0.0548	0.0386	0.4040

Lampiran 11. Nilai |TRES|, hii, Jarak Cook ,|DFITS| Data 2

No	TRES1	HI1	COOK1	DFIT1
1	1.3615	0.0219	0.0102	0.2035
2	0.8099	0.0490	0.0085	0.1838
3	0.0153	0.0831	0.0000	0.0046
4	1.0522	0.0575	0.0169	0.2600
5	-0.1862	0.0575	0.0005	-0.0460
6	0.0665	0.0676	0.0001	0.0179
7	0.0055	0.0353	0.0000	0.0011
8	-1.4342	0.0325	0.0170	-0.2629
9	0.0665	0.0676	0.0001	0.0179
10	0.6605	0.0820	0.0098	0.1974
11	0.6062	0.0971	0.0100	0.1988
12	-0.7954	0.0249	0.0041	-0.1270
13	0.8099	0.0490	0.0085	0.1838
14	0.2388	0.0470	0.0007	0.0530
15	-0.2002	0.0325	0.0003	-0.0367
16	0.0820	0.0385	0.0001	0.0164
17	0.9295	0.0511	0.0116	0.2157
18	-1.6638	0.0177	0.0122	-0.2236
19	1.2343	0.0353	0.0138	0.2360
20	-0.6216	0.0721	0.0076	-0.1732
21	1.4851	0.0268	0.0149	0.2464
22	-0.5441	0.0169	0.0013	-0.0713
23	-0.4466	0.0238	0.0012	-0.0697
24	0.6927	0.0512	0.0065	0.1609
25	0.0055	0.0353	0.0000	0.0011
26	0.0055	0.0353	0.0000	0.0011

Lampiran 11. (lanjutan)

No	TRES1	HI1	COOK1	DFIT1
27	-1.2062	0.0897	0.0356	-0.3786
28	0.1369	0.0219	0.0001	0.0205
29	-0.4466	0.0238	0.0012	-0.0697
30	-0.5613	0.0198	0.0016	-0.0797
31	**0.6406**	**0.1977**	**0.0255**	**0.3181**
32	-0.5441	0.0169	0.0013	-0.0713
33	1.2343	0.0353	0.0138	0.2360
34	0.0820	0.0385	0.0001	0.0164
35	0.6781	0.0835	0.0105	0.2046
36	1.0522	0.0575	0.0169	0.2600
37	0.1985	0.0428	0.0004	0.0420
38	-0.8513	0.0361	0.0068	-0.1646
39	-0.1104	0.0359	0.0001	-0.0213
40	-1.7848	0.0169	0.0133	-0.2338
41	-0.4289	0.0177	0.0008	-0.0576
42	-1.6638	0.0177	0.0122	-0.2236
43	0.1369	0.0219	0.0001	0.0205
44	1.4080	0.1274	0.0715	0.5381
45	0.6485	0.0198	0.0021	0.0921
46	1.4840	0.0470	0.0267	0.3294
47	**2.0597**	**0.0914**	**0.1023**	**0.6533**
48	**-2.1254**	**0.0361**	**0.0404**	**-0.4110**
49	-1.6638	0.0177	0.0122	-0.2236
50	**-3.1741**	**0.0602**	**0.1440**	**-0.8031**
51	0.1570	0.1337	0.0010	0.0617
52	0.3952	0.1038	0.0046	0.1345

Lampiran 11. (lanjutan)

No	TRES1	HI1	COOK1	DFIT1
53	-0.5441	0.0169	0.0013	-0.0713
54	-0.6216	0.0721	0.0076	-0.1732
55	-0.5441	0.0169	0.0013	-0.0713
56	-0.4289	0.0177	0.0008	-0.0576
57	0.8099	0.0490	0.0085	0.1838
58	-0.5897	0.0820	0.0078	-0.1762
59	1.3615	0.0219	0.0102	0.2035
60	0.1107	0.1274	0.0005	0.0423
61	-0.1104	0.0359	0.0001	-0.0213
62	-0.6773	0.0201	0.0024	-0.0971
63	1.2421	0.0213	0.0083	0.1831
64	-0.3325	0.0321	0.0009	-0.0605
65	1.0123	0.0331	0.0088	0.1874
66	1.3615	0.0219	0.0102	0.2035
67	-0.5320	0.0959	0.0076	-0.1732
68	**-2.7809**	**0.0575**	**0.1084**	**-0.6871**
69	-0.3325	0.0321	0.0009	-0.0605
70	1.8928	0.0676	0.0628	0.5097
71	-0.6773	0.0201	0.0024	-0.0971
72	0.8099	0.0490	0.0085	0.1838
73	0.0665	0.0676	0.0001	0.0179
74	-0.4193	0.0490	0.0023	-0.0951
75	1.9217	0.0599	0.0568	0.4852
76	0.0820	0.0385	0.0001	0.0164
77	-0.5320	0.0959	0.0076	-0.1732
78	-0.2663	0.0767	0.0015	-0.0767
79	-0.5733	0.0835	0.0075	-0.1730
80	-0.6609	0.0203	0.0023	-0.0952

Lampiran 12. Nilai |TRES|, hii, Jarak Cook ,|DFITS| Data 3

No	TRES1	HI1	COOK1	DFIT1
1	-0.8342	0.2384	0.0367	-0.4667
2	-0.4203	0.2262	0.0089	-0.2273
3	-0.1399	0.2442	0.0011	-0.0795
4	-1.5635	0.1222	0.0540	-0.5834
5	-0.9245	0.2209	0.0406	-0.4923
6	0.0542	0.1771	0.0001	0.0252
7	0.4027	0.1468	0.0048	0.1670
8	-1.7510	0.0911	0.0478	-0.5543
9	-0.3266	0.1121	0.0023	-0.1161
10	-0.3330	0.1371	0.0030	-0.1327
11	-0.5556	0.0829	0.0048	-0.1670
12	0.5327	0.3900	0.0310	0.4260
13	2.0812	0.1326	0.0990	0.8137
14	0.2632	0.1216	0.0017	0.0979
15	-1.1137	0.1311	0.0309	-0.4326
16	-0.5197	0.1280	0.0068	-0.1991
17	-1.6934	0.1088	0.0548	-0.5916
18	-0.5993	0.1795	0.0134	-0.2803
19	0.4277	0.4095	0.0218	0.3562
20	-0.1516	0.1471	0.0007	-0.0630

Lampiran 12. (lanjutan)

NO	TRES1	HI1	COOK1	DFIT1
21	1.1888	0.2206	0.0657	0.6325
22	1.8571	0.2031	0.1351	0.9376
23	-0.2354	0.1260	0.0014	-0.0894
24	0.0020	0.1509	0.0000	0.0008
25	-0.4977	0.1734	0.0089	-0.2279
26	0.7941	0.1362	0.0168	0.3153
27	0.4442	0.2739	0.0128	0.2728
28	-0.6326	0.1014	0.0077	-0.2125
29	0.2312	0.1273	0.0013	0.0883
30	**2.3320**	**0.0870**	**0.0749**	**0.7200**
31	1.8391	0.1342	0.0807	0.7241
32	-0.9608	0.1260	0.0222	-0.3647
33	0.7609	0.1543	0.0179	0.3250
34	1.1873	0.2422	0.0741	0.6713
35	-0.5417	0.1964	0.0123	-0.2678

Lampiran 13. Nilai |TRES|, hii, Jarak Cook ,|DFITS| Data 4

No	TRES1	HI1	COOK1	DFIT1
1	-1.0558	0.3124	0.1257	-0.7116
2	-0.6812	0.1706	0.0247	-0.3090
3	-0.0324	0.1676	0.0001	-0.0145
4	0.3733	0.1869	0.0085	0.1789
5	1.2425	0.1870	0.0859	0.5960
6	-0.1041	0.0782	0.0002	-0.0303
7	-1.0258	0.0771	0.0219	-0.2964
8	-1.3715	0.0888	0.0434	-0.4282
9	**0.2365**	**0.8484**	**0.0832**	**0.5595**
10	**2.2819**	**0.1020**	**0.1170**	**0.7689**
11	-1.7294	0.2202	0.1877	-0.9189
12	0.9888	0.0963	0.0261	0.3227
13	0.9012	0.1472	0.0355	0.3744
14	0.2768	0.1067	0.0024	0.0956
15	0.0434	0.1152	0.0001	0.0157
16	-0.1679	0.1326	0.0011	-0.0656
17	-0.0734	0.1314	0.0002	-0.0285
18	1.6697	0.2070	0.1636	0.8530
19	-1.4044	0.2531	0.1576	-0.8176
20	-0.2699	0.3716	0.0114	-0.2075

Lampiran 14. Pendugaan Koefisien Model Regresi Data 1 dengan Metode LTS

The SAS System 02:05 Friday, August 12, 2008

The ROBUSTREG Procedure

Model Information

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

Number of Observations Read	36
Number of Observations Used	36

LTS Profile

Total Number of Observations	36
Number of Squares Minimized	20
Number of Coefficients	4
Highest Possible Breakdown Value	0.4444

LTS Parameter Estimates

Parameter	DF	Estimate
Intercept	1	132.7754
X_1	1	0.1188
X_2	1	1.2916
X_3	1	52.1663
Scale (sLTS)		18.3809

R-Square for LTS Estimation

R-Square	0.9502

Lampiran 15. Pendugaan Koefisien Model Regresi Data 2 dengan Metode LTS

The SAS System 07:19 Wednesday, Juli 30, 2008

The ROBUSTREG Procedure

Model Information

Data Set	WORK.DUA
Dependent Variable	Y
Number of Independent Variables	3
Number of Observations	80
Method	LTS Estimation

Number of Observations Read	80
Number of Observations Used	80

LTS Profile

Total Number of Observations	80
Number of Squares Minimized	42
Number of Coefficients	4
Highest Possible Breakdown Value	0.4750

LTS Parameter Estimates

Parameter	DF	Estimate
Intercept	1	18.5981
X_1	1	1.0238
X_2	1	0.9588
X_3	1	292.7230
Scale (sLTS)		2.4621

R-Square for LTS Estimation

R-Square	0.9369

Lampiran 16. Pendugaan Koefisien Model Regresi Data 3 dengan Metode LTS

The SAS System 07:19 Wednesday, Juli 30, 2008

The ROBUSTREG Procedure

Model Information

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

Number of Observations Read	35
Number of Observations Used	35

LTS Profile

Total Number of Observations	35
Number of Squares Minimized	21
Number of Coefficients	6
Highest Possible Breakdown Value	0.4286

LTS Parameter Estimates

Parameter	DF	Estimate
Intercept	1	-146.017
X_1	1	0.3217
X_2	1	63.0800
X_3	1	-26.5388
X_4	1	-17.0204
X_5	1	0.5023
Scale (sLTS)		82.3446

R-Square for LTS Estimation

R-Square	0.9761

Lampiran 17. Pendugaan Koefisien Model Regresi Data 4 dengan Metode LTS

The SAS System 07:19 Wednesday, Juli 30, 2008

The ROBUSTREG Procedure

Model Information

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

Number of Observations Read	20
Number of Observations Used	20

LTS Profile

Total Number of Observations	20
Number of Squares Minimized	12
Number of Coefficients	4
Highest Possible Breakdown Value	0.4000

LTS Parameter Estimates

Parameter	DF	Estimate
Intercept	1	-3.9852
X_1	1	1.0844
X_2	1	2.6210
X_3	1	-1.4700
Scale (sLTS)		0.9720

R-Square for LTS Estimation

R-Square	0.9940