

PENDUGAAN PARAMETER REGRESI ROBUST
DENGAN PENDUGA-S

SKRIPSI

Oleh:
ISNAINI NUZULA AGUSTIN
0410950028 - 95



UNIVERSITAS BRAWIJAYA

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

**PENDUGAAN PARAMETER REGRESI ROBUST
DENGAN PENDUGA-S**

SKRIPSI

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

Oleh:

ISNAINI NUZULA AGUSTIN
0410950028 - 95



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

LEMBAR PENGESAHAN SKRIPSI

PENDUGAAN PARAMETER REGRESI *ROBUST*
DENGAN PENDUGA-S

oleh:

ISNAINI NUZULA AGUSTIN
0410950028-95

Setelah dipertahankan di depan Majelis Pengaji
pada tanggal 20 Juni 2008
dan dinyatakan memenuhi syarat untuk memperoleh gelar
Sarjana Sains dalam bidang Statistika

Pembimbing I

Pembimbing II

Prof. DR. Ir. Loekito Adi S. M.Agr DR.Ir.Ni Wayan Surya W. MS
NIP. 130 518 961 NIP. 130 935 079

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 : Isnaini Nuzula Agustin
NIM : 0410950028-95
Jurusan : Matematika

Penulisan skripsi berjudul : **PENDUGAAN PARAMETER
REGRESI ROBUST DENGAN
PENDUGA-S**

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 risiko.

Demikian pernyataan ini saya buat dengan segala kesadaran.

Malang, 20 Juni 2008
Yang menyatakan,

Isnaini Nuzula Agustin
NIM. 0410950028-95

ABSTRAK

Analisis regresi linier berganda adalah sebuah teknik statistika untuk membuat model matematis dan menyelidiki ketergantungan antara satu peubah respon dengan beberapa peubah prediktor yang didalamnya terkandung asumsi-asumsi yang melandasi analisis yaitu sisaan $\varepsilon_i \sim NID(0, \sigma^2)$. Salah satu metode yang digunakan untuk menduga parameter regresi linier berganda adalah Metode Kuadrat Terkecil (MKT). Jika pada data teridentifikasi pencilan berpengaruh, maka sebagai alternatif digunakan regresi *Robust*. Salah satu metode pendugaan parameter di dalam regresi *Robust* adalah Penduga-S. Tujuan penelitian ini adalah untuk mengetahui pengaruh pencilan terhadap koefisien regresi dan koefisien determinasi terkoreksi (R_{adj}^2). Pendektsian pencilan dilakukan dengan TRES dan nilai pengaruh (*leverage value*), sedangkan pendektsian pengamatan berpengaruh dengan DFITS dan *Cook's Distance*. Dari empat data yang digunakan dalam penelitian ini teridentifikasi adanya pencilan berpengaruh. Data dianalisis dengan MKT (pada data lengkap dan data tanpa pencilan) dan dengan Penduga-S. Hasil analisis menunjukkan bahwa pencilan berpengaruh dapat mempengaruhi hasil analisis regresi, yang terlihat pada perubahan nilai dan tanda koefisien regresi baik pada data lengkap dan maupun pada data tanpa pencilan. Pada keempat data, Penduga-S meningkatkan R_{adj}^2 berturut-turut sebesar 17.92%, 7.03%, 8.38%, dan 9.31%. Berdasarkan hal tersebut, maka dapat disimpulkan bahwa Penduga-S lebih baik digunakan sebagai penduga koefisien regresi jika pada data terdapat pencilan berpengaruh.

ABSTRACT

One of statistical techniques in making mathematical models and identifying the dependency between one response variable and some predictor variables is Multiple Linear Regression Analysis. The basic assumptions is residual $\epsilon_i \sim NID(0, \sigma^2)$. An ordinary method to estimate the regression coefficients is Ordinary Least Squares (OLS). The Robust Regression could also be an alternative method if there are leverage outliers identified. One of the parameter estimation in Robust Regression is S-Estimation. The aim of this research is to find out outlier's influence in changing of regression coefficients and adjusted determination coefficients (R_{adj}^2). There are four data in this research and outliers were detected by leverage value and Studentized Deleted Residuals (TRES), while leverage point were detected by the Difference in Fits Statistics and Cook's Distance. The leverage outliers were identified in each of four data used in this research. The next step is analyzing the data by OLS (complete data and data with no outliers) and S-Estimation. The results show that the value and the sign of the regression coefficients were changing, besides R_{adj}^2 were increased by using S-Estimation with: 17.92%, 7.03%, 8.38% and 9.31% respectively. It can be concluded that S-Estimation is a better method to use in parameter regression estimation for the data with leverage outliers.

KATA PENGANTAR

Bismillahirrohmanirrohim

Segala puji dan syukur penulis panjatkan kehadiran Allah SWT, Dzat yang menguasai segala ilmu di alam semesta ini, berkat Rahmat dan Hidayah-Nya penulis dapat menyusun skripsi berjudul "**Pendugaan Parameter Regresi Robust dengan Penduga-S'**" sebagai salah satu syarat untuk meraih gelar sarjana sains dalam bidang statistika.

Pada kesempatan kali ini penulis ingin menyampaikan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada:

1. Prof. DR. Loekito Adi Soehono M.Agr selaku dosen Pembimbing I yang dengan penuh kesabaran telah memberikan petunjuk, bimbingan dan saran-saran selama penulisan skripsi.
2. DR. Ni Wayan Surya Wardani, MS selaku Ketua Program Studi Statistika sekaligus dosen Pembimbing II atas bimbingan, petunjuk dan saran-saran yang membangun selama penulisan skripsi.
3. Dra. Ani Budi Astuti MSi, Suci Astutik, SSi.,MSi, dan Eni Sumarminingsih, SSi.,MM selaku dosen pengaji.
4. Seluruh staf pengajar jurusan Matematika yang telah memberikan ilmu selama penulis menjalani kuliah dan seluruh staf administrasi jurusan Matematika atas segala bantuannya.
5. Ayah dan Ibu tercinta atas limpahan kasih sayang dan doanya, juga keluargaku di rumah atas bantuan dan dukungannya.
6. Rekan-rekan Program Studi Statistika atas segala bantuan, kerja sama, dan, kritik dan saran-saran baik selama kuliah maupun selama penulisan skripsi.
7. Semua pihak yang telah membantu hingga terwujudnya skripsi ini.

Penulis menyadari sepenuhnya bahwa dalam skripsi ini masih jauh dari hasil yang diharapkan. Oleh karena itu penulis mengharap kritik dan saran yang membangun demi perbaikan selanjutnya.

Akhirnya penulis berharap semoga skripsi ini bermanfaat bagi semua pihak.

Malang, Juni 2008

Penulis

vii

DAFTAR ISI

	Hal
HALAMAN JUDUL.....	i
HALAMAN PENGESAHAN	iii
HALAMAN PERNYATAAN.....	iv
ABSTRAK.....	v
ABSTRACT	vi
KATA PENGANTAR	vii
DAFTAR ISI	viii
DAFTAR GAMBAR	x
DAFTAR TABEL.....	xi
DAFTAR LAMPIRAN	xii

BAB I PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang	1
1.2. Rumusan Masalah	2
1.3. Tujuan	2
1.4. Batasan Masalah	2
1.5. Manfaat	2

BAB II TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Regresi Linier Berganda	3
2.2. Pendugaan Parameter dengan MKT	3
2.3. Pengujian Asumsi Analisis Regresi	5
2.3.1. Kenormalan Sisaan	5
2.3.2. Pemeriksaan Kebebasan Antar Sisaan	5
2.3.3. Pendekripsi Multikolinearitas	6
2.3.4. Pemeriksaan Kehomogenan Ragam Sisaan	7
2.4. Pendekripsi Pencilan	8
2.4.1. <i>Studentized Deleted Residual</i> (TRES)	8
2.4.2. Nilai Pengaruh (<i>Leverage Value</i>) h_{ii}	9
2.5. Pendekripsi Pengamatan Berpengaruh	10
2.5.1. <i>The Difference In Fits Statistics</i> (DFITS)	10
2.5.2. Ukuran Jarak Cook (<i>Cook's Distance</i>)	11
2.6. Koefisien Determinasi	11
2.7. Metode Kuadrat Terkecil Terboboti	12
2.8. Regresi Robust dengan Penduga-S	13

	Hal
BAB III METODE PENELITIAN	
3.1. Data	17
3.2. Metode Analisis Data.....	18
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN	
4.1. Analisis Regresi pada Data Lengkap	21
4.2. Pengujian Asumsi Analisis Regresi	21
4.3. Pendekripsi Penculan Berpengaruh	22
4.4. Analisis Regresi dengan MKT pada Data Lengkap, MKT pada Data Tanpa Penculan dan dengan Penduga-S	25
BAB V KESIMPULAN DAN SARAN	
5.1. Kesimpulan	31
5.2. Saran	31
DAFTAR PUSTAKA	33
LAMPIRAN	35



DAFTAR GAMBAR

Gambar 3.1 Diagram alir analisis.....

Hal
20



x

DAFTAR TABEL

	Hal
Tabel 2.1.	5
Tabel 4.1.	21
Tabel 4.2.	22
Tabel 4.3.	23
Tabel 4.4.	24
Tabel 4.5.	25
Tabel 4.6.	26
Model dan R^2_{adj} dengan MKT pada Data Lengkap, MKT pada Data Tanpa Pencilan dan dengan Penduga-S	



DAFTAR LAMPIRAN

	Hal
Lampiran 1	Data Penelitian 1
Lampiran 2	Data Penelitian 2
Lampiran 3	Data Penelitian 3
Lampiran 4	Data Penelitian 4
Lampiran 5	Pengujian Kenormalan Sisaan
Lampiran 6	Pemeriksaan Kebebasan Antar Sisaan
Lampiran 7	Pendeteksian Multikolinearitas
Lampiran 8	Plot Sisaan terhadap Nilai Duga Y
Lampiran 9	Uji Glejser Data 1
Lampiran 10	Uji Glejser Data 2
Lampiran 11	Uji Gletser Data 3
Lampiran 12	Uji Gletser Data 4
Lampiran 13	TRES, <i>Cook Distance</i> , DFITS dan hii data 1
Lampiran 14	TRES, <i>Cook Distance</i> , DFITS dan hii data 2
Lampiran 15	TRES, <i>Cook Distance</i> , DFITS dan hii data 3
Lampiran 16	TRES, <i>Cook Distance</i> , DFITS dan hii data 4
Lampiran 17	Pendugaan Koefisien Regresi Data 1 dengan MKT (Data Lengkap)
Lampiran 18	Pendugaan Koefisien Regresi Data 2 dengan MKT (Data Lengkap)
Lampiran 19	Pendugaan Koefisien Regresi Data 3 dengan MKT (Data Lengkap)
Lampiran 20	Pendugaan Koefisien Regresi Data 4 dengan MKT (Data Lengkap)
Lampiran 21	Pendugaan Koefisien Regresi Data 1 dengan MKT (Pencilan dibuang)
Lampiran 22	Pendugaan Koefisien Regresi Data 2 dengan MKT (Pencilan dibuang)
Lampiran 23	Pendugaan Koefisien Regresi Data 3 dengan MKT (Pencilan dibuang)
Lampiran 24	Pendugaan Koefisien Regresi Data 4 dengan MKT (Pencilan dibuang)
Lampiran 25	Pendugaan Koefisien Regresi Data 1 dengan Penduga-S
Lampiran 26	Pendugaan Koefisien Regresi Data 2 dengan Penduga-S

	Hal
Lampiran 27 Pendugaan Koefisien Regresi Data 3 dengan Penduga-S	66
Lampiran 28 Pendugaan Koefisien Regresi Data 4 Dengan Penduga-S.....	67



BAB I

PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang

Analisis regresi linier berganda adalah sebuah teknik statistika untuk membuat model dan menyelidiki ketergantungan antara satu peubah respon dengan beberapa peubah prediktor yang didalamnya terkandung asumsi –asumsi yang melandasi analisis yaitu sisian $\epsilon_i \sim NID(0, \sigma^2)$, artinya bahwa sisian satu dengan yang lain saling bebas dan menyebar normal dengan nilai tengah nol dan ragam σ^2 . Salah satu metode yang digunakan dalam menduga parameter dalam analisis regresi linier berganda adalah Metode Kuadrat Terkecil (MKT). Pada berbagai penelitian sering ditemukan pengamatan yang diduga merupakan pencilan, yaitu pengamatan dengan nilai mutlak sisian jauh lebih besar daripada sisian – sisian lain. Pada data juga terdapat pengamatan berpengaruh, yaitu pengamatan yang dapat berpengaruh besar terhadap persamaan regresi. Pencilan berpengaruh adalah pencilan yang sekaligus merupakan pengamatan berpengaruh (Draper dan Smith, 1992). 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. Pencilan dapat dideteksi dengan *Studentized Deleted Residual* (TRES) dan Nilai Pengaruh (*leverage value*), sedangkan untuk mendeteksi pengamatan berpengaruh digunakan *The Difference in Fits Statistic* (DFITS) dan *Cook Distance*. 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 Roussseeuw dan Yohai (1984). Penduga-S merupakan pengembangan dari Penduga-M. Pendugaan parameter dengan Penduga-S diharapkan dapat menghasilkan penduga yang bersifat *robust* terhadap pencilan berpengaruh.

1.2. Rumusan Masalah

1. Apakah keberadaan pencilan berpengaruh dapat mempengaruhi koefisien regresi yang dihasilkan?
2. Apakah penduga-S dapat meningkatkan koefisien determinasi terkoreksi yang diperoleh dari Metode Kuadrat Terkecil?

1.3. Tujuan

Tujuan dari penelitian ini adalah

1. Mengetahui pengaruh pencilan berpengaruh terhadap koefisien regresi.
2. Mengetahui pengaruh Metode Kuadrat Terkecil dan metode Penduga-S terhadap koefisien determinasi.

1.4. Batasan Masalah

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

1.5. Manfaat

Jika Metode Penduga-S dapat meningkatkan koefisien determinasi, maka Penduga-S dapat digunakan sebagai metode alternatif pendugaan parameter regresi *Robust* guna mengatasi pencilan berpengaruh dalam data.

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:

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

di mana i

= 1, 2, ..., n

Y_i = peubah respon ke-i

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

$\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_p$ = koefisien regresi parsial

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

ε_i = sisaan ke-i

n = banyaknya pengamatan

p = banyaknya peubah prediktor

Asumsi-asumsi yang melandasi analisis regresi adalah sisaan ε_i menyebar normal dengan nilai tengah nol dan ragam σ^2 di mana ε_i dan ε_j tidak berkorelasi untuk $i \neq j$.

2.2. Pendugaan Parameter dengan Metode Kuadrat Terkecil

Parameter $\beta_0, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_p$ pada model (2.1) tidak dapat diketahui secara pasti karena hampir dalam semua kondisi peneliti hanya menggunakan sebagian kecil anggota populasi (contoh) dari nilai-nilai Y yang berhubungan dengan nilai-nilai dari beberapa X. Oleh karena itu, persamaan (2.1) diduga menggunakan model contoh sebagai berikut:

$$Y_i = b_0 X_{0i} + b_1 X_{1i} + b_2 X_{2i} + \dots + b_p X_{pi} + e_i \quad (2.2)$$

Pendugaan bagi $\beta_0, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_p$ menggunakan Metode Kuadrat Terkecil yaitu dengan meminimumkan jumlah kuadrat sisaan (JK Sisaan).

$$JK \text{ Sisaan} = \sum_{i=1}^n e_i^2$$

$$= \sum_{i=1}^n (y_i - b_0 X_{i0} - b_1 X_{i1} - b_2 X_{i2} - \dots - b_p X_{ip})^2$$

Dalam notasi matriks, persamaan (2.2) dinyatakan dengan:

$$\mathbf{Y} = \mathbf{X}\mathbf{b} + \mathbf{e}$$

di mana:

$$\mathbf{Y}_{nx1} = \begin{bmatrix} Y_1 \\ Y_2 \\ M \\ Y_n \end{bmatrix} \quad \mathbf{X}_{nx(p+1)} = \begin{bmatrix} 1 & X_{11} & X_{12} & \Lambda & X_{1p} \\ 1 & X_{21} & X_{22} & \Lambda & X_{2p} \\ M & M & M & O & M \\ 1 & X_{n1} & X_{n2} & \Lambda & X_{np} \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{b}_{(p+1)x1} = \begin{bmatrix} b_0 \\ b_1 \\ M \\ b_p \end{bmatrix} \quad \mathbf{e}_{nx1} = \begin{bmatrix} e_1 \\ e_2 \\ M \\ e_n \end{bmatrix}$$

JK Sisaan dalam notasi matriks dinyatakan sebagai:

$$(e'e) = (\mathbf{Y}-\mathbf{X}\mathbf{b})'(\mathbf{Y}-\mathbf{X}\mathbf{b})$$

$$= \mathbf{Y}'\mathbf{Y} - \mathbf{Y}'\mathbf{X}\mathbf{b} - \mathbf{b}'\mathbf{X}'\mathbf{Y} + \mathbf{b}'\mathbf{X}'\mathbf{X}\mathbf{b}$$

JKSisaan mencapai nilai minimum jika turunan parsial pertama terhadap $b_0, b_1, b_2, \dots, b_p$ sama dengan nol yaitu dengan menurunkan fungsi $(e'e)$ secara parsial terhadap b

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

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

$$(\mathbf{X}'\mathbf{X})\mathbf{b} = \mathbf{X}'\mathbf{Y}$$

$$\mathbf{b} = (\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}'\mathbf{Y}$$
(2.3)

2.3. Pengujian Asumsi Analisis Regresi

2.3.1 Kenormalan Sisaan

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

$$A^2 = n-q \text{ di mana } n : \text{ukuran contoh}$$

$$q = \sum_{i=1}^n \left[-\frac{1}{n} \log W(Z_i) \right] + [1 - \log W(Z_i)] \quad (2.4)$$

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

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

Kaidah keputusan yang digunakan adalah:

$$\text{Statistik uji } A^2 \begin{cases} \leq A_{kritis}^2, H_0 \text{ diterima} \\ > A_{kritis}^2, H_0 \text{ ditolak} \end{cases} \quad (2.5)$$

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

2.3.2 Pemeriksaan Kebebasan antar sisaan

Salah satu asumsi penting dari regresi linier berganda adalah bahwa tidak ada autokorelasi antara serangkaian pengamatan yang diurutkan menurut waktu. Adanya kebebasan antar sisaan dapat dideteksi secara grafis dan empiris. Pendekripsi 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 Simth, 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:

$$d = \frac{\sum_{t=2}^n (\varepsilon_t - \varepsilon_{t-1})^2}{\sum_{t=1}^n \varepsilon_t^2} \quad (2.6)$$

Kaidah keputusan dalam Uji Durbin-Watson adalah:

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

(Bowerman dan O'Connel, 1990)

2.3.3 Pendekstrian Multikolinieritas

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

$$VIF = \frac{1}{1 - R_m^2} \quad \text{dimana } m = 1, 2, \dots, p \quad (2.7)$$

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).

2.3.4 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:

$$\text{Var}(\varepsilon_i) = \sigma^2 \quad i = 1, 2, \dots, n$$

Salah satu cara menguji kesamaan ragam yaitu dengan melihat pola tebaran sisaan (ε_i) terhadap nilai duga Y. Jika tebaran sisaan bersifat acak (tidak membentuk pola tertentu), maka dikatakan bahwa ragam sisaan homogen (Draper and Smith, 1992).

Pendeteksian kehomogenan ragam sisaan juga dapat dilakukan melalui Uji Glejser. Hipotesis yang melandasi pengujian adalah:

$$H_0 : \text{Ragam sisaan homogen}$$

$$H_1 : \text{Ragam sisaan tidak homogen}$$

Uji Glejser didasarkan atas uji persamaan regresi dari harga mutlak sisaan $|e|$ dan peubah prediktor X, dengan $|e|$ sebagai peubah respon dan X sebagai peubah prediktornya. Bentuk hubungan yang sebenarnya antara $|e|$ dan X umumnya tidak diketahui sehingga digunakan berbagai macam bentuk hubungan untuk menduganya. Bentuk-bentuk hubungan yang digunakan oleh Glejser yaitu:

$$\begin{aligned} |e_i| &= \alpha_0 + \alpha_1 X_{1i} + \alpha_2 X_{2i} + \dots + \alpha_p X_{pi} + v_i \\ |e_i| &= \alpha_0 + \alpha_1 \sqrt{|X_{1i}|} + \alpha_2 \sqrt{|X_{2i}|} + \dots + \alpha_p \sqrt{|X_{pi}|} + v_i \\ |e_i| &= \alpha_0 + \alpha_1 \frac{1}{|X_{1i}|} + \alpha_2 \frac{1}{|X_{2i}|} + \dots + \alpha_p \frac{1}{|X_{pi}|} + v_i \quad (2.8) \\ |e_i| &= \alpha_0 + \alpha_1 \frac{1}{\sqrt{|X_{1i}|}} + \alpha_2 \frac{1}{\sqrt{|X_{2i}|}} + \dots + \alpha_p \frac{1}{\sqrt{|X_{pi}|}} + v_i \\ |e_i| &= \sqrt{\alpha_0 + \alpha_1 X_{1i} + \alpha_2 X_{2i} + \dots + \alpha_p X_{pi}} + v_i \\ |e_i| &= \sqrt{\alpha_0 + \alpha_1 X_{1i}^2 + \alpha_2 X_{2i}^2 + \dots + \alpha_p X_{pi}^2} + v_i \end{aligned}$$

di mana : $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_p$ = Koefisien regresi parsial pada bentuk hubungan antara $|e|$ dan X

v_i = Sisaan ke-i

Glejser menggunakan bentuk-bentuk hubungan tersebut karena pada umumnya hubungan antara $|e_i|$ dan X mengikuti bentuk hubungan

seperti persamaan (2.8). Jika koefisien regresi tidak signifikan, maka asumsi homoskedastisitas terpenuhi. Namun, model

$$|e_i| = \sqrt{\alpha_0 + \alpha_1 X_{1i} + \alpha_2 X_{2i} + \dots + \alpha_p X_{pi}} + v_i$$

dan

$$|e_i| = \sqrt{\alpha_0 + \alpha_1 X_{1i}^2 + \alpha_2 X_{2i}^2 + \dots + \alpha_p X_{pi}^2} + v_i$$

tidak dapat digunakan karena bersifat tidak linier terhadap parameter (Gujarati, 2003).

2.4. Pendekstrian Pencilan

Menurut Bowerman dan O'Connel (1990), ketepatan regresi melibatkan pemeriksaan yang lebih seksama yang menyangkut adanya pencilan dan masih adanya struktur dalam sisaan maupun pola sebaran sisaan. Secara umum pencilan tidak selalu merupakan pengamatan berpengaruh ataupun sebaliknya. Pencilan merupakan pengamatan dengan sisaan yang cukup besar, sedangkan pengamatan berpengaruh lebih terkait dengan perubahan yang terjadi pada koefisien regresi jika pengamatan tersebut dihilangkan. Pencilan berpengaruh adalah pencilan sekaligus merupakan pengamatan berpengaruh. Identifikasi pencilan dan bagaimana peranannya terhadap dugaan merupakan tahapan pemeriksaan yang perlu ditempuh terutama bila pendugaan model dilakukan dengan MKT yang diketahui cukup peka terhadap pencilan. Indikasi adanya pencilan dapat dilihat melalui *Studentized Deleted Residual* (TRES) dan nilai pengaruh (*leverage value*).

2.4.1. *Studentized Deleted Residual* (TRES)

Hipotesis untuk menguji adanya pencilan adalah:

H_0 : Pengamatan ke - i bukan pencilan

H_1 : Pengamatan ke - i merupakan pencilan

TRES adalah statistik uji untuk mengetahui pencilan terhadap Y yang didefinisikan sebagai:

$$TRES_i = \frac{d_i}{Sd_i} = e_i \left[\frac{n-k-1}{JKS(1-h_{ii}) - e_i^2} \right]^{1/2} \quad (2.9)$$

di mana $i = 1, 2, \dots, n$
 $e_i = y_i - \hat{y}_i$
 $d_i = y_i - \hat{y}_{(i)}$
 $Sd_i = \text{Simpangan baku beda } (d_i)$
 $h_{ii} = x_i'(\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}x_i$
JKS = Jumlah Kuadrat Sisaan
 $k = p + 1$
 $n = \text{Banyaknya pengamatan}$

$\hat{y}_{(i)} = b_0^{(i)} + b_1^{(i)}x_{i1} + b_2^{(i)}x_{i2} + \dots + b_p^{(i)}x_{ip}$ adalah penduga titik dari Y , yang dihitung dengan menggunakan penduga titik kuadrat terkecil $b_o^{(i)}$, $b_1^{(i)}, b_2^{(i)} \dots b_p^{(i)}$ untuk data tanpa pengamatan ke- i dan semua nilai yang mungkin dari $TRES_i$ mengikuti sebaran t dengan derajat bebas $n-k-1$. Kriteria pengujian yang melandasi keputusan adalah:

$$|TRES_i| \begin{cases} \leq t_{\alpha/2, n-k-1} & , H_0 \text{ diterima} \\ > t_{\alpha/2, n-k-1} & , H_0 \text{ ditolak} \end{cases} \quad (2.10)$$

(Kutner, dkk., 2001)

2.4.2. Nilai Pengaruh (*Leverage Value*)

Nilai Pengaruh (h_{ii}) dari pengamatan (X_i, Y_i) menunjukkan besarnya peranan Y_i terhadap \hat{Y}_i dan didefinisikan sebagai:

$$h_{ii} = x_i'(\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}x_i \quad (2.11)$$

di mana $i = 1, 2, \dots, n$

$x_i = [1 \ x_{i1} \ x_{i2} \ \dots \ x_{ip}]$ adalah vektor baris yang berisi nilai – nilai dari peubah prediktor dalam pengamatan ke- i . Bowerman dan O’Connel (1990) menyatakan bahwa $0 \leq h_{ii} \leq 1$.

$$\sum_{i=1}^n h_{ii} = k \quad , \text{ dengan } k = p + 1.$$

Jika h_{ii} lebih besar dari $2\bar{h}$ dengan

$$2\bar{h} = \frac{2\sum_{i=1}^n h_{ii}}{n} = 2\frac{k}{n} \quad (2.12)$$

maka pengamatan ke- i dikatakan pencilan terhadap X .

2.5. Pendekripsi Pengamatan Berpengaruh

Pengamatan berpengaruh adalah pengamatan yang dapat mempengaruhi persamaan regresi dan dapat ditelusuri dengan membandingkan hasil analisis pada data lengkap dengan hasil analisis yang salah satu pengamatannya dibuang. Jika pembuangan pengamatan menyebabkan perubahan yang besar pada hasil analisis maka data tersebut dikatakan berpengaruh. Bowerman dan O'Connel (1990) menjelaskan dua metode untuk mendekripsi pengamatan berpengaruh, yaitu dengan *The Difference in Fits Statistics* dan Ukuran Jarak Cook (*Cook's Distance*).

2.5.1. *The Difference In Fits Statistics* (DFITS)

Hipotesis yang diuji untuk memeriksa adanya pengamatan berpengaruh adalah:

H_0 : Pengamatan ke – i bukan pengamatan berpengaruh

H_1 : Pengamatan ke – i merupakan pengamatan berpengaruh

DFITS digunakan untuk mendekripsi apakah nilai tertentu berpengaruh terhadap nilai duga Y dan didefinisikan sebagai:

$$DFITS = \frac{f_i}{Sf_i} = \left[\frac{d_i}{Sd_i} \right] \left[\frac{h_{ii}}{1-h_{ii}} \right]^{1/2} \quad (2.13)$$

di mana $i = 1, 2, \dots, n$

$$f_i = y_i - \hat{y}_i$$

Sf_i = Simpangan baku beda (f_i)

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

$$h_{ii} = x_i'(\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}x_i$$

Kriteria pengujian yang melandasi keputusan adalah

$$|DFITS| \begin{cases} \leq 2\sqrt{\frac{k}{n}}, & H_0 \text{ diterima} \\ > 2\sqrt{\frac{k}{n}}, & H_0 \text{ ditolak} \end{cases} \quad (2.14)$$

di mana p = Banyaknya peubah prediktor

$$k = p + 1$$

n = Banyaknya pengamatan

(Kutner, dkk., 2004)

2.5.2. Ukuran Jarak Cook (*Cook's Distance*)

Ukuran Jarak Cook adalah statistik uji yang digunakan untuk mendeteksi pengamatan yang berpengaruh terhadap koefisien regresi. Hipotesis untuk menguji adanya pengamatan berpengaruh adalah:

H_0 : Pengamatan ke – i bukan pengamatan berpengaruh

H_1 : Pengamatan ke – i merupakan pengamatan berpengaruh

Menurut Cook (1977) dalam Montgomery dan Peck (1992), jarak Cook menunjukkan jarak antara penduga parameter untuk n pengamatan dan penduga parameter tanpa pengamatan ke-i menggunakan MKT. Ukuran jarak Cook didefinisikan sebagai:

$$D_i = \frac{(b - b^{(i)})' X' X (b - b^{(i)})}{ks^2} \quad (2.15)$$

di mana $s^2 = \frac{JKS}{(n - k)}$, dengan $b^{(i)}$ adalah penduga kuadrat terkecil jika pengamatan ke-i dibuang, JKS adalah Jumlah Kuadrat Sisaan, n adalah banyaknya pengamatan, dan $k = p+1$

Kriteria pengujian yang melandasi keputusan adalah:

$$D_i \begin{cases} \leq F_{k,n-k}^{0.5} & , H_0 \text{ diterima} \\ > F_{k,n-k}^{0.5} & , H_0 \text{ ditolak} \end{cases} \quad (2.16)$$

2.6. Koefisien Determinasi (R^2)

Koefisien determinasi adalah besarnya dukungan peubah prediktor terhadap peubah respon pada model linier dan didefinisikan sebagai:

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (\hat{Y}_i - \bar{Y})^2}{\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2} = \frac{JKR}{JKT} = 1 - \frac{JKS}{JKT} \quad (2.17)$$

di mana JKR : Jumlah Kuadrat Regresi

JKT : Jumlah Kuadrat Total

JKS : Jumlah Kuadrat Sisaan

R^2 berfungsi sebagai ukuran kecocokan model yang dibuat dari hasil pendugaan parameter berdasarkan contoh. R^2 juga mengukur proporsi keragaman total di sekitar nilai tengah yang dapat dijelaskan

oleh regresi tersebut. Semakin besar R^2 , semakin cocok model yang terbentuk (Hamilton, 1992).

R^2 pada persamaan (2.17) rentan terhadap penambahan peubah prediktor, di mana semakin banyak peubah prediktor yang terlibat, maka nilainya akan semakin besar. Oleh karena itu perlu diperhitungkan banyaknya peubah yang ada dalam model. Koefisien determinasi yang memperhitungkan banyaknya peubah prediktor dalam model disebut koefisien determinasi yang disesuaikan (R_{adj}^2). Koefisien determinasi ini telah disesuaikan terhadap derajat bebas masing-masing jumlah kuadrat.

Menurut Gujarati (2003), R_{adj}^2 didefinisikan sebagai:

$$R_{adj}^2 = 1 - \frac{JKS/(n-p-1)}{JKT/(n-1)} = 1 - \frac{KTS}{KTT} \quad (2.18)$$

di mana KTS : Kuadrat Tengah Sisaan

KTT : Kuadrat Tengah Total

p : Banyaknya peubah prediktor

n : Banyaknya pengamatan

2.7. Metode Kuadrat Terkecil Terboboti

Menurut Montgomery dan Peck (1992), jika diasumsikan $\text{var}(\varepsilon) = I\sigma^2$ dan terdapat matriks definit positif V berukuran nxn dengan $\text{Var}(\varepsilon_i) = V\sigma^2$

serta diasumsikan sisaan tidak berkorelasi dan ragam sisaan bersifat heterogen, maka penduga yang sesuai untuk β adalah penduga kuadrat terkecil umum (*Generalized Least Squares*) yang diperoleh dari prosedur:

$$V = K'K = KK$$

di mana K adalah matriks simetris berukuran nxn dan merupakan akar kuadrat dari V. Selanjutnya dibentuk

$$z = K^{-1}y$$

$$B = K^{-1}X$$

$$\eta = K^{-1}\varepsilon$$

maka didapat model:

$$K^{-1}y = K^{-1}X\beta + K^{-1}\varepsilon$$

atau

12

$$\mathbf{z} = \mathbf{B}\beta + \boldsymbol{\eta}$$

dengan $E(\boldsymbol{\eta}) = \mathbf{0}$, $\text{Var}(\boldsymbol{\eta}) = \sigma^2 \mathbf{I}$

Untuk mendapatkan $\boldsymbol{\eta}'\boldsymbol{\eta}$ yang minimum maka:

$$\begin{aligned}\boldsymbol{\eta}'\boldsymbol{\eta} &= \boldsymbol{\varepsilon}'\mathbf{V}^{-1}\boldsymbol{\varepsilon} \\ &= (\mathbf{Y} - \mathbf{X}\beta)' \mathbf{V}^{-1} (\mathbf{Y} - \mathbf{X}\beta) \\ &= \mathbf{Y}'\mathbf{V}^{-1}\mathbf{Y} - 2\beta'\mathbf{X}'\mathbf{V}^{-1}\mathbf{Y} + \beta'\mathbf{X}'\mathbf{V}^{-1}\mathbf{X}\beta\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}\partial(\boldsymbol{\eta}'\boldsymbol{\eta}) &= 0 \\ -2\mathbf{X}'\mathbf{V}^{-1}\mathbf{Y} + -2\mathbf{X}'\mathbf{V}^{-1}\mathbf{X}\beta &= 0\end{aligned}$$

$(\mathbf{X}'\mathbf{V}^{-1}\mathbf{X})$ bersifat definit positif sehingga akan selalu mempunyai kebalikan. Penduga kuadrat terkecil umum bagi penduga β adalah

$$\beta^* = (\mathbf{X}'\mathbf{V}^{-1}\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}'\mathbf{V}^{-1}\mathbf{Y}$$

Apabila β^* dihitung berdasarkan teori kuadrat terkecil sebagai persamaan $\mathbf{b} = (\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}'\mathbf{Y}$ maka akan didapatkan hasil yang sama, yaitu:

$$\begin{aligned}\beta^* &= (\mathbf{B}'\mathbf{B})^{-1}\mathbf{B}'\mathbf{Z} \\ \beta^* &= (\mathbf{X}'(\mathbf{K}\mathbf{K}')^{-1}\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}'(\mathbf{K}\mathbf{K}')^{-1}\mathbf{Y} \\ &= (\mathbf{X}'\mathbf{V}^{-1}\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}'\mathbf{V}^{-1}\mathbf{Y}\end{aligned}$$

dengan $E(\beta^*) = (\mathbf{X}'\mathbf{V}^{-1}\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}'\mathbf{V}^{-1}\mathbf{X}\beta$

$\text{Var}(\beta^*) = \sigma^2(\mathbf{B}'\mathbf{B})^{-1} = \sigma^2(\mathbf{X}'\mathbf{V}^{-1}\mathbf{X})^{-1}$

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

$$\mathbf{V}^{-1} = \mathbf{W} = \text{diagonal } [w_1, w_2, \dots, w_n]$$

di mana $i = 1, 2, \dots, n$

w_i = pembobot bernilai positif untuk data ke-i

Penduga kuadrat terkecil terboboti bagi β adalah:

$$\beta^* = (\mathbf{X}'\mathbf{W}\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}'\mathbf{W}\mathbf{Y} \quad (2.19)$$

dan JKS terboboti:

$$JKS_{(\text{weighted})} = \sum_{i=1}^n w_i (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (2.20)$$

2.8. Regresi Robust dengan Penduga-S

Menurut Montgomery dan Peck (1992), MKT merupakan metode yang baik untuk menduga β pada model Regresi Linier Berganda. Tetapi jika dalam penelitian diketahui terdapat pengamatan yang merupakan pencilan, maka penggunaan MKT akan menghasilkan

kesimpulan yang tidak sah. Sebagai alternatif digunakan regresi *Robust*. Pengertian *robust* secara umum adalah kekar, sedangkan regresi *robust* merupakan sebuah alat penting untuk menganalisis data terkontaminasi pencilan dan memberikan hasil yang lebih fleksibel.

Pendugaan koefisien regresi pada model regresi linier dengan MKT dilandasi pada peubah $e_i = y_i - \hat{y}_i$ pada persamaan

$$\sum_{i=1}^n x_i e_i = 0 \quad (2.21)$$

Persamaan (2.21) memberikan gambaran tentang pengaruh yang dibangkitkan oleh titik-titik pengamatan dengan sisaan yang besar. Dari persamaan (2.21) terlihat bahwa dalam MKT, pengaruh yang dibangkitkan oleh titik pengamatan ke-i proporsional terhadap sisaan e_i . Bentuk yang lebih umum dari pendugaan parameter pada model regresi adalah pemecahan terhadap

$$\sum_{i=1}^n \psi(u_i)x_i = 0 \quad (2.22)$$

$$\text{di mana } u_i = \frac{e_i}{cS} \quad (2.23)$$

sedangkan S didefinisikan sebagai:

$$S_M = \text{median} |e_i|, i = 1, 2, \dots, n \quad (2.24)$$

di mana e_i adalah sisaan yang diperoleh dari MKT. Chen (2002) menjelaskan bahwa konstanta yang dipakai adalah $c=9$.

Penyelesaian koefisien regresi pada persamaan (2.22) disebut dengan penduga M dan dapat diselesaikan melalui MKT terboboti

$$\boldsymbol{\beta}^* = (\mathbf{X}'\mathbf{W}\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}'\mathbf{W}\mathbf{Y}$$

di mana \mathbf{W} (matriks diagonal $n \times n$) = diagonal utama $[w_1, w_2, \dots, w_n]$, w_i merupakan pembobot pengamatan ke-i (Myers, 1990).

Jika $w_i = \frac{\psi(u_i)}{(u_i)}$ maka persamaan (2.22) menjadi

$$\sum_{i=1}^n w_i u_i x_i = 0 \quad (2.25)$$

Persamaan (2.24) menunjukkan bahwa Penduga-M hanya menggunakan median pada pembentukan nilai pembobot. Kelemahan

dari median adalah kurangnya pertimbangan pada pola sebaran data dan bukan merupakan fungsi dari keseluruhan data. Rousseeuw dan Yohai (1984) memperkenalkan penduga-S yang merupakan pengembangan dari penduga-M. Penduga-S menggunakan simpangan baku sisaan untuk mengatasi kelemahan dari median. Menurut Salibian dan Yohai (2006) Penduga-S merupakan penyelesaian dari:

$$\min \sum_{i=1}^n \rho\left(\frac{e_i}{S_s}\right)$$

atau

$$\min \sum_{i=1}^n \rho\left(\frac{y_i - X_{ij}\beta_j}{S_s}\right) \quad (2.26)$$

Penyelesaian persamaan (2.26) adalah dengan cara menurunkannya terhadap β sehingga

$$\sum_{i=1}^n X_{ij} \psi\left(\frac{e_i}{S_s}\right) = 0 \quad (2.27)$$

ψ disebut fungsi pengaruh yang merupakan turunan dari ρ , sedangkan S_s didefinisikan sebagai

$$S_s = \sqrt{\frac{n \sum_{i=1}^n (e_i^M)^2 - \left(\sum_{i=1}^n e_i^M\right)^2}{n(n-1)}} \quad (2.28)$$

di mana e_i^M adalah sisaan yang diperoleh melalui Penduga-M. Persamaan (2.27) dapat diselesaikan melalui MKT terboboti secara iterasi yang disebut *Iteratively Reweighted Least Squares* (Iterasi kuadrat terkecil terboboti kembali). Sisaan awal yang digunakan pada Penduga-S adalah sisaan yang diperoleh dari penduga-M. Selanjutnya dikatakan bahwa iterasi kuadrat terkecil terboboti kembali merupakan proses pendugaan melalui metode kuadrat terkecil terboboti dilanjutkan dengan menghitung sisaan dan pembobot $w(u_i)$ yang baru dan dilakukan pendugaan secara berulang-ulang sampai konvergen. Kekonvergenan

tercapai jika perubahan jumlah mutlak sisaan dari iterasi terakhir ke iterasi berikutnya kurang dari 0.01 (Salibian dan Yohai, 2006).

Fungsi ρ pada persamaan (2.26) disebut fungsi kriteria. Tukey (1977) dalam Chen (2002) menyarankan ρ memakai fungsi obyektif:

$$\rho(u_i) = \begin{cases} \frac{1 - (1 - u_i^2)^3}{6} & |u_i| \leq 1 \\ \frac{1}{6} & |u_i| > 1 \end{cases} \quad (2.29)$$

dengan fungsi pengaruh

$$\psi(u_i) = \rho'(u_i) = \begin{cases} u_i(1 - u_i^2)^2 & |u_i| \leq 1 \\ 0 & |u_i| > 1 \end{cases}$$

Karena $w_i = \frac{\psi(u_i)}{\psi(0)}$ maka

$$w_i = \begin{cases} [1 - (u_i)^2]^2 & |u_i| \leq 1 \\ 0 & |u_i| > 1 \end{cases} \quad (2.30)$$

Fungsi pengaruh atau penimbang ini disebut fungsi Tukey atau *bisquare weight* atau *biweight*. Selanjutnya diterangkan juga bahwa secara umum ide dalam *biweight* adalah bahwa sisaan yang kecil mendapatkan bobot yang besar.

BAB III METODE PENELITIAN

3.1. Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder hasil penelitian Zulaihah mahasiswa Jurusan Matematika tahun 1999 tentang klimatologi Fakultas Pertanian Universitas Brawijaya Malang dengan n=22. Data yang diambil adalah data yang digunakan untuk mengetahui hubungan antara total curah hujan (mm) sebagai peubah respon dengan peubah-peubah prediktor sebagai berikut:

- X₁ : Temperatur rata-rata (°C)
- X₂ : Kelembaban udara rata-rata (%)
- X₃ : Kecepatan rata-rata (km / jam)
- X₄ : Lama penyinaran (jam)
- X₅ : Radiasi matahari (Cel/cm²)
- X₆ : Tekanan udara (Mbr)
- X₇ : Penguapan (mm)

Data kedua yang digunakan adalah data sekunder hasil penelitian Arisyanto mahasiswa Fakultas Ekonomi tahun 2002 tentang Indeks Harga Saham Perusahaan PT Indofood Sukses Makmur dengan n=20. Peubah-peubah prediktor yang mempengaruhi Indeks Harga Saham:

- X₁ : Rasio hutang perusahaan dalam %
- X₂ : Pendapatan per saham dalam Rp
- X₃ : Nilai buku per saham dalam Rp
- X₅ : Kurs mata uang Yen terhadap Rp dalam Rp
- X₆ : Tingkat suku bunga SBI dalam %
- X₇ : Tingkat suku bunga LIBOR dalam %
- X₈ : Tingkat inflasi dalam %
- X₉ : Indeks harga saham Nikkei-225 dalam %
- X₁₀ : Indeks harga saham Hangseng dalam %

Data ketiga adalah data sekunder hasil penelitian Nur'aini (2002) berupa hasil penimbangan dan pengukuran domba ekor gemuk (DEG) betina dewasa (berumur 9-19 bulan) yang merupakan penerapan regresi linier berganda, untuk mempelajari pengaruh panjang badan, lingkar dada dan lingkar ekor terhadap bobot badan domba sebagai peubah

respon dengan $n=72$. Peubah-peubah prediktor yang mempengaruhi Bobot badan domba (dalam kilogram) adalah:

- X_1 : Panjang badan domba (cm)
- X_2 : Lingkar dada domba (cm)
- X_3 : Lingkar ekor domba (cm)

Data keempat yang digunakan adalah data sekunder hasil penelitian Budhianto (1997) yang membahas penerapan regresi linier berganda mengenai penyaluran kredit dengan $n=20$. Peubah-peubah prediktor yang mempengaruhi besarnya kredit yang disalurkan adalah:

- X_1 : Besarnya dana yang dihimpun (Triliun Rupiah)
- X_2 : Tingkat bunga SBI (%)
- X_3 : Tingkat bunga SBPU / Surat Berharga Pasar Uang (%)

3.2. Metode Analisis Data

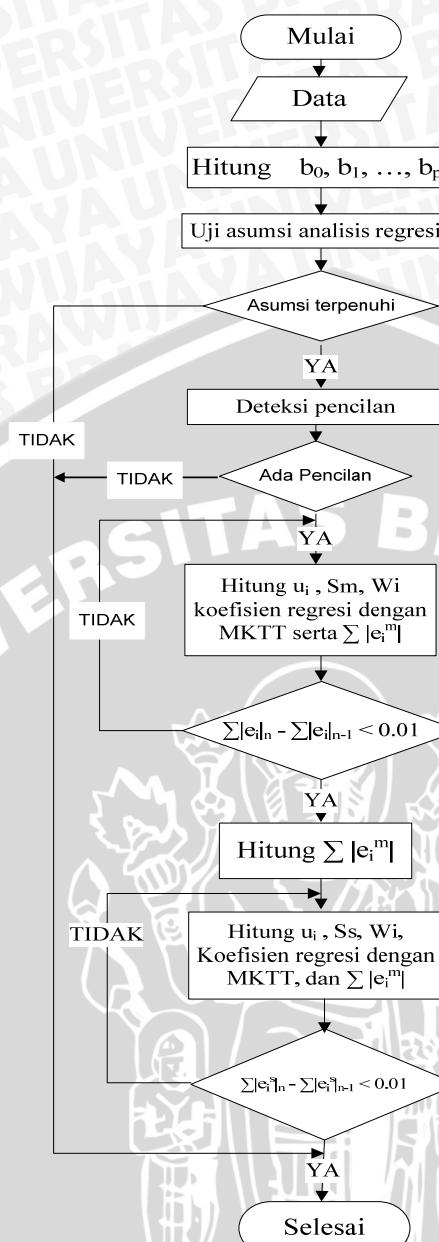
- 1. Menduga koefisien regresi dengan MKT pada data lengkap
- 2. Menguji asumsi analisis regresi
- 3. Mendeteksi pencilan

Langkah – langkah yang dilakukan untuk mendeteksi pencilan adalah:

- a. Menghitung TRES dengan persamaan (2.9) dan membandingkan dengan kriteria pengujian yang melandasi keputusan pada (2.10).
 - b. Menghitung h_{ii} sesuai persamaan (2.11) dan membandingkan dengan kriteria pengujian pada persamaan (2.12).
 - c. Menghitung DFITS dengan persamaan (2.13) dan membandingkan dengan kriteria pengujian yang melandasi keputusan pada (2.14).
 - d. Menghitung D_i sesuai persamaan (2.15) dan membandingkan dengan kriteria pengujian pada persamaan (2.16)
 - 4. Menduga koefisien regresi dengan MKT pada data tanpa pencilan
 - 5. Menduga koefisien regresi dengan Penduga-S
- Langkah – langkah Pendugaan:
- a. Didapatkan vektor penduga awal b_0, b_1, \dots, b_p dari model regresi dengan metode kuadrat terkecil didapatkan galat e_i^0 .
 - b. Dari sisaan awal, dihitung S_M sesuai persamaan (2.24) untuk mendapatkan nilai u_i berdasarkan persamaan (2.23)
 - c. Menghitung nilai w_i sesuai persamaan (2.30)

- d. Digunakan MKT terboboti untuk mendapatkan penduga kuadrat terkecil terboboti:
$$\hat{\beta}^* = (\mathbf{X}'\mathbf{W}\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}'\mathbf{W}\mathbf{Y}$$
- e. Menjadikan sisaan langkah (d) sebagai sisaan awal pada langkah (b), sehingga didapatkan nilai S_M dan pembobot w_i yang baru.
- f. Iterasi diulang sampai didapatkan kekonvergenan sehingga diperoleh $b_0^M, b_1^M, \dots, b_p^M$ yang merupakan penduga-M sehingga didapatkan sisaan e_i^m .
- g. Dari sisaan yang diperoleh pada langkah (f), dihitung robust S_s sesuai persamaan (2.28) untuk mendapatkan nilai u_i sesuai persamaan (2.23).
- h. Menghitung nilai w_i sesuai persamaan (2.30).
- i. Digunakan MKT terboboti untuk mendapatkan penduga kuadrat terkecil terboboti:
$$\hat{\beta}^* = (\mathbf{X}'\mathbf{W}\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}'\mathbf{W}\mathbf{Y}$$
- j. Menjadikan sisaan yang diperoleh pada langkah (i) sebagai sisaan pada langkah (g), sehingga didapatkan nilai S_s dan pembobot w_i yang baru.
- k. Iterasi diulang sampai didapatkan kekonvergenan sehingga diperoleh $b_0^s, b_1^s, \dots, b_p^s$ yang merupakan penduga S .

Diagram alir metode analisis disajikan pada Gambar 3.1.



Gambar 3.1 Diagram Alir Metode Analisis

BAB IV

HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Analisis Regresi pada Data Lengkap

Untuk mengetahui pengaruh penculan berpengaruh, terlebih dahulu menduga koefisien regresi dengan MKT untuk dibandingkan dengan koefisien regresi tanpa penculan maupun dengan Penduga-S. Pendugaan koefisien regresi melalui MKT untuk data pada Lampiran 1, 2, 3, dan 4 berturut-turut menghasilkan model sebagai berikut:

$$\hat{Y} = 203.103 - 5.767X_1 - 1.8X_2 - 1.244X_3 - 5.635X_4 - 0.165X_5 + 0.728X_6 - 4.324X_7$$

$$\hat{Y} = -452.865 + 2.528X_1 - 0.01X_2 - 0.03X_3 + 0.011X_4 - 0.019X_5 - 0.024X_6 + 45.703X_7 + 0.014X_8 + 0.015X_9 + 0.009X_{10}$$

$$\hat{Y} = -12.414 + 0.181X_1 + 0.333X_2 + 0.006X_3$$

$$\hat{Y} = 13.608 + 0.991X_1 - 0.284X_2 - 0.262X_3$$

4.2. Pengujian Asumsi Analisis Regresi

Asumsi-asumsi yang melandasi analisis regresi linier berganda yaitu kenormalan sisaan, kebebasan antar sisaan, tidak terdapat multikolinieritas antar peubah prediktor, dan ragam sisaan homogen (Draper and Smith, 1992). Pengujian asumsi kenormalan sisaan dilakukan dengan uji Anderson-Darling sesuai persamaan (2.4) dengan kriteria pengujian pada persamaan (2.5). Hasil pengujian selengkapnya dapat dilihat pada Lampiran 5. P-Value untuk masing-masing data dapat dilihat pada Tabel 4.1.

Tabel 4.1 Hasil Uji Anderson-Darling

Data	P-Value
1	0.738
2	0.301
3	0.139
4	0.061

Pengujian kenormalan sisaan dengan Uji Anderson-Darling menghasilkan P-value lebih besar dari $\alpha = 0.05$, sehingga H_0 diterima dan dapat disimpulkan bahwa sisaan menyebar normal.

Pengujian kebebasan antar sisaan dilakukan melalui metode grafis seperti terlampir pada Lampiran 6. Plot tebaran sisaan berdasarkan urutan waktu menunjukkan bahwa sisaan tidak membentuk pola tertentu atau bersifat acak, sedangkan pengujian secara empiris dilakukan dengan menghitung statistik Durbin-Watson sesuai persamaan (2.6). Hasil perhitungan nilai d disajikan dalam Tabel berikut.

Tabel 4.2. Statistik Durbin-Watson

Data	d	D _L	D _U
1	1.96	0.588	1.873
2	1.98	0.643	1.885
3	1.77	1.514	1.736
4	1.91	0.894	1.828

Dari Tabel 4.2, dapat dilihat bahwa semua nilai $d > d_{U,\alpha}$ dan $4-d < d_{L,\alpha}$, maka dapat disimpulkan bahwa tidak terdapat autokorelasi antar sisaan. Pendekripsi adanya multikolinieritas melalui nilai *Variance Inflation Factor* (VIF) sesuai persamaan (2.7) dapat dilihat selengkapnya pada Lampiran 7. Nilai VIF masing-masing peubah prediktor untuk seluruh data bernilai kurang dari 10. Jadi dapat disimpulkan bahwa tidak terdapat multikolinieritas antar peubah prediktor.

Pengujian kehomogenan ragam sisaan secara grafis dilakukan dengan membuat plot antara nilai duga Y dengan sisaan. Pada Lampiran 8 ditunjukkan bahwa untuk keseluruhan data, plot antara sisaan dengan nilai duga bersifat acak. Sedangkan pengujian secara empiris dilakukan dengan Uji Glejser. Hasil regresi nilai absolut sisaan terhadap beberapa bentuk X selengkapnya dapat dilihat pada Lampiran 9, 10, 11, dan 12. Hasil pengujian kehomogenan ragam sisaan dengan Uji Glejser menunjukkan bahwa pada keseluruhan data, asumsi kehomogenan ragam terpenuhi karena keseluruhan peubah prediktor tidak berpengaruh secara signifikan terhadap nilai absolut sisaan.

4.3. Pendekripsi Pencilan Berpengaruh

Sebelum menduga parameter koefisien regresi dengan penduga-S, dilakukan pendekripsi pencilan dengan TRES dan h_{ii} . Hasil perhitungan nilai TRES dan h_{ii} pada data 1, 2, 3, dan 4 selengkapnya dapat dilihat berturut-turut pada Lampiran 13, 14, 15 dan 16.

Tabel 4.3. Hasil Identifikasi Pencilan

Data	Pencilan	$ TRES_i $	$t_{\alpha/2,n-k-1}$	h_{ii}	$2 \frac{k}{n}$
1	3	2.166	2.160	0.742	0.727
	8	2.776		0.738	
	19	2.209		0.987	
	22	2.959		-	
2	1	2.211	2.101	-	0.733
	4	2.353		-	
	10	10.000		0.933	
	23	2.204		-	
3	13	2.625	1.997	0.220	0.111
	34	2.981		-	
	47	2.197		0.119	
	55	2.514		0.119	
4	5	2.191	2.131	0.430	0.400
	19	2.936		0.433	

Tabel 4.3 menunjukkan bahwa pada data 1, pengamatan yang merupakan pencilan terhadap Y dan X adalah pengamatan 3, 8, 19. Sedangkan pengamatan 22 hanya merupakan pencilan terhadap Y namun bukan pencilan terhadap X. Pada data 2, pengamatan 10 merupakan pencilan terhadap Y maupun X. Sedangkan pengamatan 1, 4, dan 23 hanya merupakan pencilan terhadap Y. Pada data 3, terdapat tiga pencilan terhadap Y maupun X, yaitu pengamatan 13, 47, dan 55, dan satu pencilan terhadap Y yaitu pengamatan 34. pada data 4, teridentifikasi dua pencilan yang memencil baik di Y maupun di X, yaitu pengamatan 5 dan 19.

Pendeteksian pengamatan berpengaruh dilakukan melalui nilai DFITS dan *Cook's Distance* (D_i). Hasil pengujian hipotesis untuk identifikasi pengamatan berpengaruh dapat dilihat pada Tabel 4.4.

Tabel 4.4. Hasil Identifikasi Pengamatan Berpengaruh

Data	Pengamatan ke	$ DFITS_i $	$2\sqrt{\frac{k}{n}}$	<i>Cook's Distance</i>	$F_{k,n-k}^{0.5}$
1	3	1.298	1.206	3.143	2.342
	8	1.482		-	
	19	1.960		-	
	22	3.492		2.980	
2	1	2.234	1.211	-	2.701
	4	1.312		-	
	10	10.000		3.107	
	23	-		3.022	
3	10	0.821	0.471	-	2.515
	13	0.716		-	
	34	0.774		-	
	36	0.490		-	
	47	0.626		-	
	55	0.483		-	
4	5	1.904	0.894	-	3.016
	19	1.816		-	

Tabel 4.4 menunjukkan bahwa pada data 1 pengamatan 3 dan 22 merupakan pengamatan yang berpengaruh terhadap nilai duga Y maupun terhadap koefisien regresi. Sedangkan pengamatan 8 dan 19 hanya berpengaruh pada nilai duga Y. Pada data 2, pengamatan 10 dan 23 berpengaruh terhadap nilai duga Y maupun pada nilai koefisien regresi, sedangkan pengamatan 1 dan 4 hanya berpengaruh pada nilai duga Y. Pengamatan yang berpengaruh terhadap nilai duga Y pada data 3 yaitu pengamatan 10, 13, 34, 36, 47 dan 55. Pengamatan yang berpengaruh terhadap nilai duga Y pada data 4 yaitu pengamatan ke 5 dan 19.

Penculan berpengaruh yaitu pengamatan yang merupakan penculan sekaligus pengamatan berpengaruh dan tidak dapat dihilangkan begitu saja karena dapat mempengaruhi hasil analisis regresi (Kutner dkk., 2004). Berdasarkan Tabel 4.3 dan Tabel 4.4, penculan berpengaruh yang teridentifikasi pada keempat data disajikan dalam Tabel 4.5.

Tabel 4.5. Hasil Identifikasi Pencilan Berpengaruh

Data	Pencilan berpengaruh
1	3
	8
	19
	22
2	1
	4
	10
	23
3	13
	34
	47
	55
4	5
	19

4.4. Analisis Regresi dengan MKT pada Data Lengkap, MKT pada Data Tanpa Pencilan dan Penduga-S

Sebagai perbandingan, juga dilakukan pendugaan koefisien regresi untuk data Lampiran 1, 2, 3, dan 4 dengan MKT pada data tanpa pencilan dan dengan Penduga-S. Hasil pendugaan dengan MKT pada data lengkap, MKT pada data tanpa pencilan, dan dengan Penduga-S disajikan pada Tabel 4.6 .

Tabel 4.6. Model dan R^2_{adj} dengan MKT pada Data Lengkap, MKT pada Data Pencilan dan dengan Penduga-S

Data	Metode	Model	R^2_{adj}
1	MKT pada Data Lengkap	$\hat{Y}_1 = 203.103 - 5.767X_1 - 1.8X_2 - 1.244X_3 - 5.635X_4 - 0.165X_5 + 0.728X_6 - 4.324X_7$	53.6%
	MKT pada Data tanpa Pencilan	$\hat{Y}_2 = 971.382 - 11.485X_1 - 1.939X_2 - 2.155X_3 - 5.69X_4 - 0.269X_5 - 4X_6 + 6.17X_7$	80.8%
	Penduga-S	$\hat{Y}_3 = 261.6 + 0.145X_1 - 0.232X_2 - 0.139X_3 - 0.111X_4 - 0.161X_5 - 0.007X_6 - 0.273X_7$	71.52%
2	MKT pada Data Lengkap	$\hat{Y}_1 = -452.865 + 2.528X_1 - 0.01X_2 - 0.03X_3 + 0.011X_4 - 0.019X_5 - 0.024X_6 + 45.703X_7 + 0.014X_8 + 0.015X_9 + 0.009X_{10}$	80.6%
	MKT pada Data tanpa Pencilan	$\hat{Y}_2 = -573.643 + 3.816X_1 - 0.06X_2 - 0.06X_3 + 0.013X_4 - 0.019X_5 - 0.023X_6 + 46.090X_7 + 0.137X_8 + 0.017X_9 + 0.011X_{10}$	88.1%
	Penduga-S	$\hat{Y}_3 = 425.99 - 0.129X_1 - 0.063X_2 - 0.18X_3 - 0.106X_4 + 0.058X_5 + 0.102X_6 - 0.299X_7 + 0.177X_8 - 0.456X_9 + 0.4X_{10}$	87.63%
3	MKT pada Data Lengkap	$\hat{Y}_1 = -12.414 + 0.181X_1 + 0.333X_2 + 0.06X_3$	56.1%
	MKT pada Data tanpa Pencilan	$\hat{Y}_2 = -17.051 + 0.249X_1 + 0.371X_2 - 0.075X_3$	68.0%
	Penduga-S	$\hat{Y}_3 = 71.372 - 0.028X_1 - 0.934X_2 - 0.014X_3$	64.48%
4	MKT pada Data Lengkap	$\hat{Y}_1 = 13.608 + 0.991X_1 - 0.284X_2 - 0.262X_3$	76.8%
	MKT pada Data tanpa Pencilan	$\hat{Y}_2 = 12.71 + 1.035X_1 - 0.334X_2 + 0.365X_3$	88.8%
	Penduga-S	$\hat{Y}_3 = 4.446 + 1.134X_1 + 0.050X_2 + 0.192X_3$	86.11%

Dari Tabel 4.6, dapat dilihat bahwa pencilan berpengaruh dalam regresi linier berganda mempengaruhi koefisien regresi yang dihasilkan. Hal ini ditunjukkan oleh adanya perubahan pada koefisien-koefisien regresi yang dihasilkan jika pencilan berpengaruh tersebut tidak diikutkan dalam perhitungan. Oleh karena itu penggunaan MKT pada data dengan pencilan berpengaruh ini kurang tepat karena MKT bersifat peka terhadap adanya pencilan.

Pencilan terjadi karena beberapa alasan dan setiap alasan membutuhkan perlakuan yang berbeda. Jika pencilan timbul karena kesalahan pencatatan atau proses pengukuran, maka sebaiknya pengamatan tersebut dibuang. Tetapi jika pencilan merupakan suatu pengamatan yang cukup valid yang terjadi sebagai hasil kejadian luar biasa dan dianggap sebagai kasus khusus, maka perilaku pengamatan ini harus dipelajari pengaruhnya terhadap model yang digunakan. Sehingga, analisis yang diperlukan untuk menangani adanya pencilan berpengaruh membutuhkan pemahaman tentang mengapa pencilan tersebut muncul dan sekaligus pengetahuan khusus dalam hal apa data tersebut diambil dan kebutuhan proses untuk analisis selanjutnya.

Pada data 1, 2, 3, dan 4, pencilan muncul sebagai akibat dari kombinasi yang tidak biasa atau lain dari pengamatan-pengamatan lainnya. Misalnya pada data 2, pengamatan ke 10 berada pada tingkat inflasi yang cukup tinggi jika dibandingkan dengan pengamatan-pengamatan lainnya. Namun, Indeks Harga Saham yang dihasilkan tidak terlalu berbeda dibandingkan dengan pengamatan lain. Pada data 3, pengamatan ke 13 merupakan pencilan. Domba ini memiliki lingkar dada dan panjang badan yang cukup panjang. Namun bobot domba ini justru lebih ringan jika dibandingkan dengan pengamatan lain. Demikian juga dengan pencilan-pencilan yang lain. Pengamatan-pengamatan tersebut merupakan kasus khusus atau pengamatan khusus yang tidak dapat diabaikan begitu saja.

Pengujian asumsi analisis regresi menunjukkan bahwa untuk keempat data, keseluruhan asumsi terpenuhi sehingga MKT masih layak digunakan. Tetapi karena dalam data diketahui terdapat pencilan, maka metode pendugaan yang sesuai adalah regresi *Robust*.

Koefisien regresi yang dihasilkan pada penduga-S berbeda jika dibandingkan dengan MKT baik pada data lengkap maupun pada data tanpa pencilan. Perbedaan tersebut tidak hanya pada besarnya nilai koefisien regresi tetapi juga pada tanda koefisien regresi yang

dihasilkan. Perbedaan tanda koefisien regresi tentu akan memberikan kesimpulan yang berbeda pula terhadap interpretasi hasil analisis. Keakuratan model yang dihasilkan oleh Penduga S dapat ditunjukkan melalui peningkatan nilai R_{adj}^2 jika dibandingkan dengan penggunaan MKT. R_{adj}^2 adalah ukuran kecocokan model yang dibuat dari hasil pendugaan terhadap sekelompok data hasil pengamatan. Makin besar R_{adj}^2 , semakin cocok model yang terbentuk. R^2 juga mengukur proporsi keragaman total di sekitar nilai tengah yang dapat dijelaskan oleh regresi tersebut (Hamilton, 1992). Tabel 4.6 menunjukkan bahwa Penduga-S dapat meningkatkan nilai R_{adj}^2 . Pada data 1, R_{adj}^2 meningkat sebesar 27.7% dari 53.6% menjadi 80.8% jika pencilan dibuang. Penduga S meningkatkan R_{adj}^2 sebesar 17.92%. Sedangkan pada data 2, terjadi peningkatan R_{adj}^2 sebesar 7.5% jika pencilan tidak diikutsertakan dalam perhitungan, dan peningkatan R_{adj}^2 sebesar 7.03% jika menggunakan penduga-S. Nilai R_{adj}^2 juga meningkat pada data 3, yaitu sebesar 11.9% jika pencilan dibuang dan sebesar 8.38% jika dilakukan pendugaan-S. Hal serupa juga terjadi pada data 4, dimana pembuangan pencilan meningkatkan R_{adj}^2 sebesar 12% dan sebesar 9.31% pada penduga-S.

Pada data 1, terjadi peningkatan R_{adj}^2 yang lebih tinggi dibandingkan dengan data lain. Hal ini terjadi karena sebanyak 3 dari 4 pencilan yang teridentifikasi tidak hanya merupakan pencilan pada peubah Y namun juga pada peubah X. Dua dari empat pencilan tidak hanya berpengaruh terhadap nilai duga Y, namun juga terhadap koefisien regresi.

Dari Tabel 4.6 dapat dilihat bahwa membuang pencilan berpengaruh dapat meningkatkan R_{adj}^2 dibandingkan dengan penduga-S. Namun membuang pencilan berpengaruh bukan merupakan tindakan yang tepat karena pencilan berpengaruh dapat memberikan informasi yang tidak diberikan oleh titik pengamatan lainnya dan dapat mempengaruhi hasil analisis regresi. Secara umum Penduga-S

meningkatkan R_{adj}^2 pada model regresi. Oleh karena itu dapat disimpulkan bahwa dilihat dari peningkatan R_{adj}^2 , penduga-S baik digunakan untuk menduga koefisien regresi pada data yang mengandung penculan berpengaruh. Jika penculan yang teridentifikasi bukan penculan berpengaruh, maka regresi *Robust* tetap digunakan karena MKT tidak *robust* terhadap adanya penculan.



UNIVERSITAS BRAWIJAYA



30

BAB V

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1. Kesimpulan

Berdasarkan analisis data yang telah dilakukan pada bab sebelumnya disimpulkan bahwa

1. Pencilan berpengaruh dapat mempengaruhi hasil analisis regresi, baik pada nilai dan tanda koefisien regresi juga pada koefisien determinasi terkoreksi (R_{adj}^2) sebagai salah satu kriteria keakuratan model.
2. Penduga-S lebih baik digunakan untuk menduga koefisien regresi jika pada data teridentifikasi adanya pencilan berpengaruh. Hal ini ditunjukkan oleh peningkatan koefisien determinasi terkoreksi (R_{adj}^2) bila dibandingkan dengan MKT. Pada data 1, 2, 3, dan 4, Penduga-S meningkatkan R_{adj}^2 berturut-turut sebesar 17.92%, 7.03%, 8.38%, dan 9.31%.

5.2. Saran

1. Jika pencilan tidak dapat dibuang, maka sebaiknya menggunakan Penduga-S karena dapat meningkatkan keakuratan model. Namun, jika membuang pencilan dapat dilakukan, maka lebih baik pencilan dibuang dengan tetap menggunakan Metode Kuadrat Terkecil.
2. Pada penelitian ini, asumsi-asumsi yang melandasi analisis regresi terpenuhi. Untuk penelitian selanjutnya dapat dilakukan pendugaan parameter untuk data yang tidak memenuhi asumsi-asumsi yang melandasi analisis regresi.

UNIVERSITAS BRAWIJAYA



DAFTAR PUSTAKA

- Arisyanto. 2002. **Analisis Faktor-faktor yang Mempengaruhi Indeks Harga Saham PT Indofood Sukses Makmur.** Skripsi S1. Tidak dipublikasikan.
- Bowerman, B.L and R.T. O'Connel. 1990. **Linear Statistical Model: An Applied Approach Second Edition.** PWS-KENT Publishing Company. Boston.
- Budhianto, A. 1997. **Analisa Peubah-peubah yang Mempengaruhi Penyaluran Kredit pada Bank-Bank Umum Milik Negara.** Skripsi S1. Tidak dipublikasikan
- Chen, C. 2002. **Robust Regression and Outlier Detection with ROBUST REG procedure**
www2.sas.com/proceedings/SUGI27/
- Draper, N.R dan H. Smith. 1992. **Analisis Regresi Terapan.** Edisi Kedua Terjemahan B. Sumantri. Gramedia Pustaka Utama. Jakarta.
- Gujarati, D.2003. **Basic Econometrics.** Mc Graw Hill Company. New York.
- Hamilton, L.A.1992. **Regression with Graphics.** A Second Course In Applied Statistics. Duxbury Press. Belmont.
- Kutner, C.H. C.J Nachtsteim, dan J. Neter . 2004. **Applied Linear Regression Models.** Fourth Edition. Mc Graw Hill. New York.
- Montgomery, D.C and E.A. Peck. 1992. **Introduction To Linear Regression Analysis.** Second Edition. John Willey and Sons, Inc. New York.
- Myers, R.H.1990. **Classical and Modern Regression with Application.** Second Edition. PWS-KENT Publishing Company. California.

Nur'aini. 2002. **Analisa Peubah-peubah yang mempengaruhi Bobot Badan Domba Ekor Gemuk.** Skripsi S1. Tidak dipublikasikan.

Ripley, D. 2005. **Robust Statistics.**
www.stat.ethz.ch/research_reports/2001/94

Salibian, M.B dan V.J. Yohai. 2006. **A Fast Algorithm for S-Regression Estimates.**
www.ubc.ca/matias/pubs.html

Yitnosumarto, S. 1985. **Analisis Regresi dan Korelasi, Teori dan Pergunaannya.** Unibraw. Malang.

Zulaihah. 1999. **Penerapan Analisis Regresi Linier Berganda untuk Meramal Curah Hujan di Kota Malang.** Skripsi S1. Tidak dipublikasikan.



**Lampiran 1 Data Klimatologi Fakultas Pertanian UB periode
1976 - 1997**

NO	Y	X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7
1	112	23.6	77.0	7.0	75.0	431.6	949.0	4.7
2	100	23.5	79.0	7.3	71.0	404.6	950.0	4.5
3	149	23.7	78.0	7.0	62.0	356.0	950.0	3.7
4	169	24.0	79.0	6.7	66.0	320.4	952.0	4.3
5	158	24.3	78.0	6.3	68.0	299.3	952.0	4.4
6	143	24.3	79.8	6.8	65.0	318.7	951.0	4.2
7	123	24.6	72.0	6.3	74.0	334.9	952.0	4.4
8	194	24.6	78.0	7.2	65.0	332.8	954.0	3.8
9	209	20.1	79.0	6.2	63.0	350.3	953.0	3.1
10	166	20.5	76.0	6.4	70.0	376.4	952.0	3.4
11	130	24.5	80.0	6.3	69.0	369.4	948.0	3.5
12	130	25.0	80.0	5.9	71.0	383.6	947.0	3.3
13	116	24.8	79.0	6.8	70.0	397.8	950.0	4.3
14	183	24.8	75.0	6.0	64.0	396.9	949.0	3.8
15	129	24.8	71.0	6.0	68.0	436.7	950.0	4.4
16	133	24.3	67.6	5.9	69.0	464.4	950.9	4.5
17	200	24.3	71.8	5.9	64.2	379.8	951.5	3.9
18	159	25.0	73.3	5.2	65.0	415.4	953.2	3.5
19	151	23.6	74.1	5.3	73.0	448.8	965.9	5.0
20	190	23.8	79.0	3.5	63.0	403.9	959.9	4.2
21	162	23.3	77.1	3.5	66.7	436.8	962.5	4.6
22	104	23.4	73.4	3.2	72.8	438.6	970.5	4.3



UNIVERSITAS BRAWIJAYA



Lampiran 3 Data Domba Ekor Gemuk (DEG)

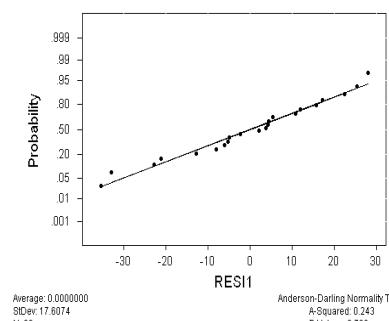
NO	Y	X ₁	X ₂	X ₃	NO	Y	X ₁	X ₂	X ₃
1	13.2	53	55	14	37	22.0	64	67	15
2	12.5	48	54	10	38	20.0	57	60	11
3	20.0	52	69	19	39	19.0	57	60	14
4	20.0	55	70	18	40	19.5	54	59	13
5	17.0	49	57	13	41	17.8	58	61	18
6	16.0	49	58	16	42	17.6	57	61	16
7	20.6	57	68	29	43	19.0	55	60	16
8	20.1	55	68	18	44	18.6	53	65	17
9	20.0	56	67	18	45	16.0	54	59	19
10	27.0	68	76	24	46	14.0	49	55	13
11	17.0	48	54	15	47	18.0	50	53	20
12	17.2	50	56	15	48	13.0	50	56	16
13	18.0	56	63	12	49	16.0	56	61	19
14	20.0	60	64	18	50	18.3	57	62	17
15	20.0	55	60	19	51	16.8	53	58	18
16	19.0	52	64	20	52	18.8	54	61	16
17	18.7	50	58	17	53	19.8	53	69	21
18	18.5	49	67	17	54	18.0	54	60	19
19	13.6	51	55	13	55	20.0	50	57	17
20	18.6	55	66	26	56	19.6	53	75	22
21	15.0	51	57	18	57	18.8	54	61	16
22	19.6	57	61	16	58	18.3	51	66	17
23	16.5	57	62	22	59	19.9	52	64	17
24	17.0	55	60	18	60	15.8	53	55	14
25	14.5	49	57	14	61	20.1	55	61	17
26	14.8	50	56	15	62	13.5	50	55	14
27	15.6	50	59	14	63	16.2	50	59	12
28	13.2	50	55	14	64	15.6	53	58	13
29	14.0	52	57	14	65	13.0	49	55	13
30	12.2	46	54	13	66	13.0	50	53	20
31	15.3	55	56	14	67	18.8	50	60	15
32	15.0	55	56	14	68	17.0	54	58	19
33	14.0	51	60	15	69	17.0	54	59	17
34	13.0	57	60	13	70	17.2	56	59	17
35	20.0	53	62	14	71	17.1	51	59	16
36	22.0	55	64	13	72	13.6	51	55	13

Lampiran 4 Data Tingkat Bunga Sertifikat Bank Indonesia Periode 1999-2001

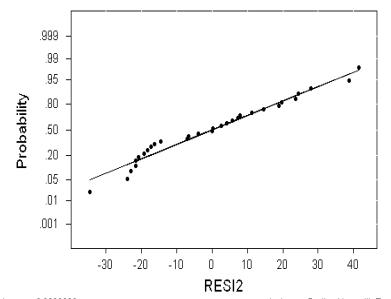
No	Y	X ₁	X ₂	X ₃
1	30.270	23.858	15.40	15.69
2	34.710	25.242	14.83	0.00
3	38.020	26.415	14.17	0.00
4	39.579	29.731	11.64	0.00
5	30.598	22.372	15.13	30.37
6	46.915	33.593	16.13	0.00
7	41.028	37.581	16.58	0.00
8	53.524	40.638	17.87	0.00
9	54.699	34.058	22.75	30.87
10	57.036	37.342	18.26	20.47
11	56.036	40.280	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	46.030	16.47	17.30
15	56.145	49.598	19.07	15.53
16	28.236	22.600	21.73	13.98
17	69.066	54.250	12.71	13.33
18	69.217	55.098	9.60	11.53
19	61.143	62.853	19.18	11.13
20	71.760	61.683	19.08	12.00

Lampiran 5 Pengujian Kenormalan Sisaan

Normal Probability Plot



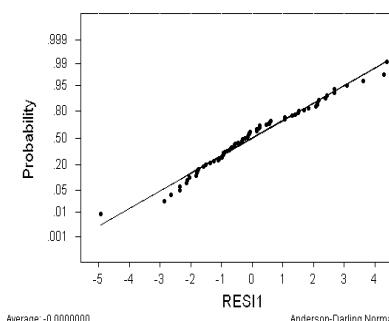
Normal Probability Plot



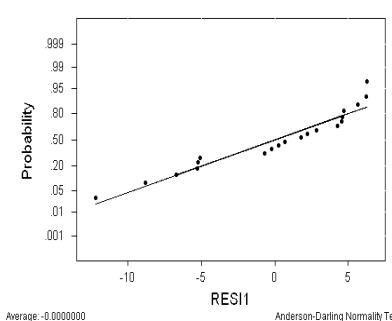
Data 1

Data 2

Normal Probability Plot

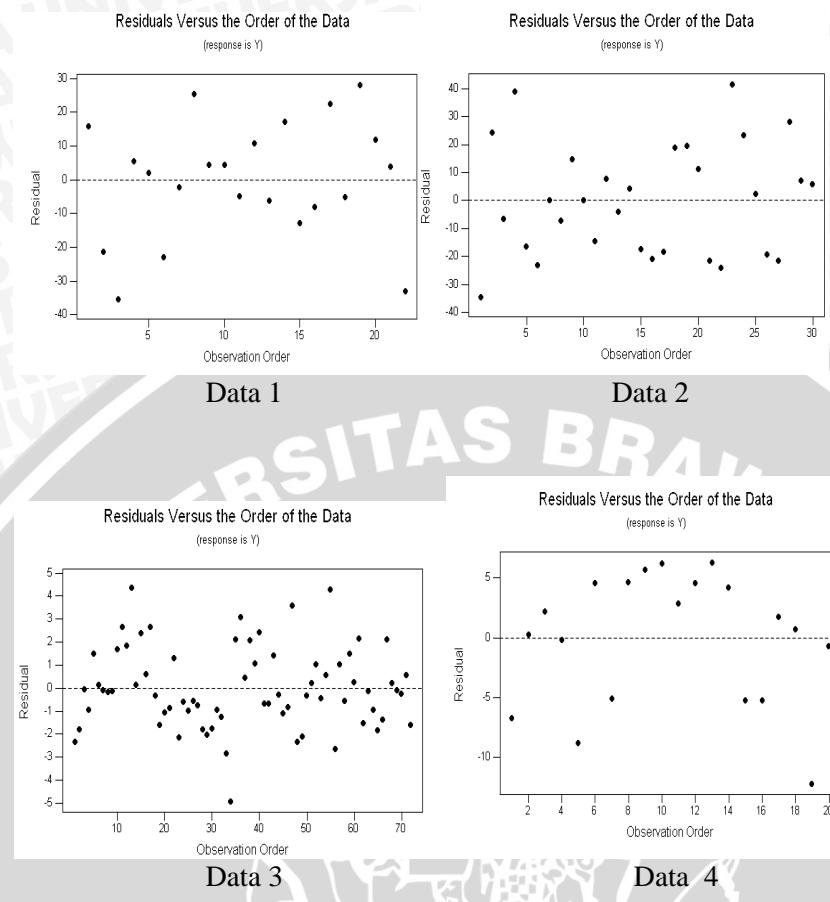


Normal Probability Plot



Data 3

Data 4

Lampiran 6 Pemeriksaan Kebebasan antar sisaan

Lampiran 7 Pendekripsi Multikolinieritas**Data 1**

Variabel	X ₁	X ₂	X ₃	X ₄	X ₅	X ₆	X ₇
VIF	1.4	1.4	4.0	1.4	2.1	4.2	2.1

Data 2

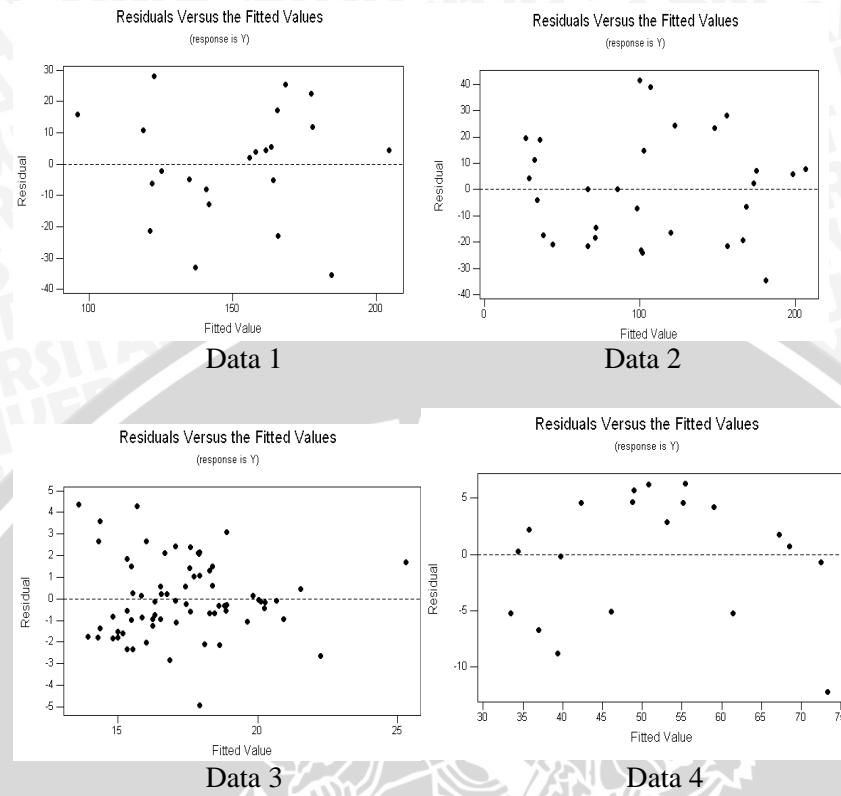
Variabel	X ₁	X ₂	X ₃	X ₄	X ₅	X ₆	X ₇	X ₈	X ₉	X ₁₀
VIF	9.5	7.1	2.8	7.4	5.7	2.9	2.3	1.1	5.3	7.0

Data 3

Variabel	X ₁	X ₂	X ₃
VIF	1.5	2.0	1.5

Data 4

Variabel	X ₁	X ₂	X ₃
VIF	1.0	1.2	1.2

Lampiran 8 Plot sisaan terhadap nilai duga Y

Lampiran 9 Uji Glejser Data 1**Regression Analysis: ABS (e) versus X1, X2, X3, X4, X5, X6, X7**

The regression equation is

$$\begin{aligned} \text{ABS (e)} = & - 2334 + 3.43 \text{ X1} + 0.258 \text{ X2} + 10.7 \text{ X3} - 0.870 \text{ X4} \\ & + 0.108 \text{ X5} + 2.33 \text{ X6} \\ & - 5.91 \text{ X7} \end{aligned}$$

Predictor	Coef	SE Coef	T	P
Constant	-2334.2	661.3	-3.53	0.003
X1	3.434	1.825	1.88	0.081
X2	0.2585	0.6626	0.39	0.702
X3	10.714	3.301	3.25	0.006
X4	-0.8704	0.6063	-1.44	0.173
X5	0.10764	0.05909	1.82	0.090
X6	2.3334	0.6618	3.53	0.003
X7	-5.907	5.528	-1.07	0.303

$$S = 8.866 \quad R-\text{Sq} = 52.0\% \quad R-\text{Sq}(\text{adj}) = 28.0\%$$

The regression equation is

$$\begin{aligned} \text{ABS (e)} = & - 4603 + 32.1 \text{ sqrt(X1)} + 6.1 \text{ sqrt(X2)} + 46.6 \\ & \text{sqrt(X3)} - 14.7 \text{ sqrt(X4)} \\ & + 4.08 \text{ sqrt(X5)} + 142 \text{ sqrt(X6)} - 19.7 \text{ sqrt(X7)} \end{aligned}$$

Predictor	Coef	SE Coef	T	P
Constant	-4603	1379	-3.34	0.005
sqrt(X1)	32.11	17.94	1.79	0.095
sqrt(X2)	6.12	11.72	0.52	0.610
sqrt(X3)	46.61	15.40	3.03	0.009
sqrt(X4)	-14.72	10.26	-1.43	0.173
sqrt(X5)	4.078	2.333	1.75	0.102
sqrt(X6)	141.68	42.63	3.32	0.005
sqrt(X7)	-19.68	22.37	-0.88	0.394

$$S = 9.103 \quad R-\text{Sq} = 49.4\% \quad R-\text{Sq}(\text{adj}) = 24.1\%$$

Lampiran 9 (Lanjutan)

Regression Analysis: ABS (e) versus 1/X1, 1/X2, ...

The regression equation is

$$\text{ABS (e)} = 2025 - 1517 \frac{1}{X1} - 3060 \frac{1}{X2} - 201 \frac{1}{X3} + 4124 \frac{1}{X4} - 12696 \frac{1}{X5} - 1817298 \frac{1}{X6} + 29.1 \frac{1}{X7}$$

Predictor	Coef	SE Coef	T	P
Constant	2025.0	753.9	2.69	0.018
1/X1	-1517	1060	-1.43	0.174
1/X2	-3060	4083	-0.75	0.466
1/X3	-200.88	87.18	-2.30	0.037
1/X4	4124	3084	1.34	0.202
1/X5	-12696	8755	-1.45	0.169
1/X6	-1817298	687843	-2.64	0.019
1/X7	29.08	92.19	0.32	0.757

$$S = 9.885 \quad R-\text{Sq} = 40.4\% \quad R-\text{Sq}(\text{adj}) = 10.5\%$$

Regression Analysis: ABS (e) versus 1/sqrt(X1), 1/sqrt(X2), ...

The regression equation is

$$\text{ABS (e)} = 4276 - 673 \frac{1}{\sqrt{X1}} - 647 \frac{1}{\sqrt{X2}} - 201 \frac{1}{\sqrt{X3}} + 1011 \frac{1}{\sqrt{X4}} - 1395 \frac{1}{\sqrt{X5}} - 124731 \frac{1}{\sqrt{X6}} + 44.8 \frac{1}{\sqrt{X7}}$$

Predictor	Coef	SE Coef	T	P
Constant	4276	1474	2.90	0.062
1/sqrt(X)	-672.9	433.2	-1.55	0.143
1/sqrt(X)	-647.5	922.2	-0.70	0.494
1/sqrt(X)	-201.34	79.22	-2.54	0.074
1/sqrt(X)	1010.6	733.2	1.38	0.190
1/sqrt(X)	-1395.1	899.4	-1.55	0.143
1/sqrt(X)	-124731	43522	-2.87	0.062
1/sqrt(X)	44.83	91.49	0.49	0.632

$$S = 9.632 \quad R-\text{Sq} = 43.4\% \quad R-\text{Sq}(\text{adj}) = 15.1\%$$

Lampiran 10 Uji Glejser Data 2**Regression Analysis: abs (e) versus X1, X2, ...**

The regression equation is

$$\begin{aligned} \text{abs (e)} = & 12.7 + 0.406 \text{ X1} + 0.0108 \text{ X2} - 0.00490 \text{ X3} - 0.00068 \text{ X4} \\ & - 0.00061 \text{ X5} - 0.149 \text{ X6} - 0.1 \text{ X7} + 0.008 \text{ X8} + 0.00375 \text{ X9} - 0.00363 \text{ X10} \end{aligned}$$

Predictor	Coef	SE Coef	T	P
Constant	12.67	75.03	0.17	0.868
X1	0.4064	0.9520	0.43	0.674
X2	0.010817	0.005525	1.96	0.065
X3	-0.004896	0.008602	-0.57	0.576
X4	-0.000680	0.002227	-0.31	0.763
X5	-0.000614	0.002037	-0.30	0.767
X6	-0.1494	0.2978	-0.50	0.622
X7	-0.08	11.06	-0.01	0.994
X8	0.0080	0.3498	0.02	0.982
X9	0.003753	0.003920	0.96	0.350
X10	-0.003633	0.002409	-1.51	0.148

$$S = 12.16 \quad R-\text{Sq} = 67.0\% \quad R-\text{Sq}(\text{adj}) = 49.6\%$$

Regression Analysis: abs (e) versus sqrt(X1), sqrt(X2), ...

The regression equation is

$$\begin{aligned} \text{abs (e)} = & 1 + 2.60 \sqrt{\text{X1}} + 0.694 \sqrt{\text{X2}} - 0.592 \sqrt{\text{X3}} - \\ & 0.233 \sqrt{\text{X4}} + 0.022 \sqrt{\text{X5}} - 1.07 \sqrt{\text{X6}} - 4.7 \sqrt{\text{X7}} + \\ & 0.68 \sqrt{\text{X8}} + 1.15 \sqrt{\text{X9}} - 0.869 \sqrt{\text{X10}} \end{aligned}$$

Predictor	Coef	SE Coef	T	P
Constant	0.6	170.3	0.00	0.997
$\sqrt{\text{X1}}$	2.603	7.393	0.35	0.729
$\sqrt{\text{X2}}$	0.6937	0.3494	1.99	0.062
$\sqrt{\text{X3}}$	-0.5916	0.7048	-0.84	0.412
$\sqrt{\text{X4}}$	-0.2326	0.3676	-0.63	0.534
$\sqrt{\text{X5}}$	0.0221	0.2575	0.09	0.932
$\sqrt{\text{X6}}$	-1.069	3.751	-0.29	0.779
$\sqrt{\text{X7}}$	-4.66	53.57	-0.09	0.932
$\sqrt{\text{X8}}$	0.676	2.586	0.26	0.796
$\sqrt{\text{X9}}$	1.1537	0.9805	1.18	0.254
$\sqrt{\text{X10}}$	-0.8690	0.5299	-1.64	0.117

$$S = 12.49 \quad R-\text{Sq} = 65.2\% \quad R-\text{Sq}(\text{adj}) = 46.9\%$$

Lampiran 10 (Lanjutan)**Regression Analysis: abs (e) versus 1/X1, 1/X2, ...**

The regression equation is

$$\text{abs (e)} = 56 + 10 \frac{1}{X1} - 1342 \frac{1}{X2} + 23419 \frac{1}{X3} + 41076 \frac{1}{X4} - 7133 \frac{1}{X5} - 172 \frac{1}{X6} - 11 \frac{1}{X7} - 0.397 \frac{1}{X8} - 1252218 \frac{1}{X9} + 349169 \frac{1}{X10}$$

Predictor	Coef	SE Coef	T	P
Constant	56.4	118.3	0.48	0.639
1/X1	10.1	113.1	0.09	0.930
1/X2	-1342.0	796.0	-1.69	0.109
1/X3	23419	11443	2.05	0.056
1/X4	41076	62174	0.66	0.517
1/X5	-7133	14432	-0.49	0.627
1/X6	-172.2	270.6	-0.64	0.533
1/X7	-11.4	408.1	-0.03	0.978
1/X8	-0.3968	0.7558	-0.52	0.606
1/X9	-1252218	948294	-1.32	0.203
1/X10	349169	315316	1.11	0.283

S = 13.06

R-Sq = 63.9%

R-Sq(adj) = 43.9%

Regression Analysis: abs (e) versus 1/sqrt(X1), 1/sqrt(X2), ...

The regression equation is

$$\text{abs (e)} = 91 - 9.2 \frac{1}{\sqrt{X1}} - 216 \frac{1}{\sqrt{X2}} + 1340 \frac{1}{\sqrt{X3}} + 1667 \frac{1}{\sqrt{X4}} - 400 \frac{1}{\sqrt{X5}} - 51 \frac{1}{\sqrt{X6}} + 2 \frac{1}{\sqrt{X7}} - 2.10 \frac{1}{\sqrt{X8}} - 22284 \frac{1}{\sqrt{X9}} + 8421 \frac{1}{\sqrt{X10}}$$

Predictor	Coef	SE Coef	T	P
Constant	91.4	212.7	0.43	0.672
1/sqrt(X)	-9.23	75.77	-0.12	0.904
1/sqrt(X)	-216.2	123.7	-1.75	0.097
1/sqrt(X)	1339.7	789.3	1.70	0.106
1/sqrt(X)	1667	1758	0.95	0.355
1/sqrt(X)	-399.8	666.8	-0.60	0.556
1/sqrt(X)	-51.2	106.9	-0.48	0.638
1/sqrt(X)	1.8	320.0	0.01	0.996
1/sqrt(X)	-2.096	3.150	-0.67	0.514
1/sqrt(X)	-22284	14587	-1.53	0.143
1/sqrt(X)	8421	6058	1.39	0.181

S = 12.77

R-Sq = 63.6%

R-Sq(adj) = 44.5%

Lampiran 11 Uji Glejser Data 3

Regression Analysis: ABS(e) versus X1, X2, X3

The regression equation is

$$\text{ABS}(e) = 4.23 - 0.0029 \text{ X1} - 0.0442 \text{ X2} - 0.0064 \text{ X3}$$

Predictor	Coef	SE Coef	T	P
Constant	4.230	1.925	2.20	0.031
X1	-0.00288	0.04142	-0.07	0.945
X2	-0.04420	0.03451	-1.28	0.205
X3	-0.00635	0.04490	-0.14	0.888

$$S = 1.047 \quad R-\text{Sq} = 5.2\% \quad R-\text{Sq}(\text{adj}) = 1.0\%$$

Regression Analysis: ABS(e) versus sqrt(X1), sqrt(X2), sqrt(X3)

The regression equation is

$$\text{ABS}(e) = 7.27 - 0.029 \sqrt{\text{X1}} - 0.706 \sqrt{\text{X2}} - 0.070 \sqrt{\text{X3}}$$

Predictor	Coef	SE Coef	T	P
Constant	7.272	3.889	1.87	0.066
$\sqrt{\text{X1}}$	-0.0287	0.6147	-0.05	0.963
$\sqrt{\text{X2}}$	-0.7056	0.5435	-1.30	0.199
$\sqrt{\text{X3}}$	-0.0697	0.3736	-0.19	0.852

$$S = 1.046 \quad R-\text{Sq} = 5.3\% \quad R-\text{Sq}(\text{adj}) = 1.2\%$$

Regression Analysis: ABS(e) versus 1/X1, 1/X2, 1/X3

The regression equation is

$$\text{ABS}(e) = -1.84 - 3 \frac{1}{\text{X1}} + 177 \frac{1}{\text{X2}} + 3.8 \frac{1}{\text{X3}}$$

Predictor	Coef	SE Coef	T	P
Constant	-1.836	2.004	-0.92	0.363
$\frac{1}{\text{X1}}$	-3.2	124.1	-0.03	0.980
$\frac{1}{\text{X2}}$	177.4	130.0	1.36	0.177
$\frac{1}{\text{X3}}$	3.83	12.07	0.32	0.752

$$S = 1.043 \quad R-\text{Sq} = 5.9\% \quad R-\text{Sq}(\text{adj}) = 1.7\%$$

Regression Analysis: ABS(e) versus 1/sqrt(X1), 1/sqrt(X2), 1/sqrt(X3)

The regression equation is

$$\text{ABS}(e) = -4.88 - 0.0 \frac{1}{\sqrt{\text{X1}}} + 44.7 \frac{1}{\sqrt{\text{X2}}} + 1.70 \frac{1}{\sqrt{\text{X3}}}$$

Predictor	Coef	SE Coef	T	P
Constant	-4.877	3.967	-1.23	0.223
$\frac{1}{\sqrt{\text{X1}}}$	-0.04	33.64	-0.00	0.999
$\frac{1}{\sqrt{\text{X2}}}$	44.65	33.35	1.34	0.185
$\frac{1}{\sqrt{\text{X3}}}$	1.698	6.116	0.28	0.782

$$S = 1.044 \quad R-\text{Sq} = 5.7\% \quad R-\text{Sq}(\text{adj}) = 1.5\%$$

Lampiran 12 Uji Glejser Data 4

Regression Analysis: ABS(e) versus X1, X2, X3

The regression equation is

Predictor	Coef	SE Coef	T	P
Constant	-2.247	3.938	-0.57	0.576
X1	-0.00240	0.05037	-0.05	0.963
X2	0.3414	0.2162	1.58	0.134
X3	0.08454	0.07072	1.20	0.249
S = 2.768	R-Sq = 29.1%	R-Sq(adj) = 15.8%		

Regression Analysis: ABS(e) versus sqrt(X1), sqrt(X2), sqrt(X3)

The regression equation is

Predictor	Coef	SE Coef	T	P
Constant	-7.391	7.793	-0.95	0.357
sqrt(X1)	-0.1909	0.6416	-0.30	0.770
sqrt(X2)	2.906	1.673	1.74	0.102
sqrt(X3)	0.3998	0.3393	1.18	0.256
S = 2.748	R-Sq = 30.1%	R-Sq(adj) = 17.0%		

Regression Analysis: ABS(e) versus 1/X1, 1/X2, 1/X3

The regression equation is

Predictor	Coef	SE Coef	T	P
Constant	8.358	3.958	2.11	0.051
1/X1	52.98	75.09	0.71	0.491
1/X2	-104.51	43.65	-2.39	0.029
1/X3	25.18	21.39	1.18	0.256
S = 2.707	R-Sq = 32.2%	R-Sq(adj) = 19.5%		

Regression Analysis: ABS(e) versus 1/sqrt(X1), 1/sqrt(X2), 1/sqrt(X3)

The regression equation is

Predictor	Coef	SE Coef	T	P
Constant	9.33	12.33	0.76	0.466
1/sqrt(X)	27.65	34.91	0.79	0.447
1/sqrt(X)	-36.97	31.91	-1.16	0.274
1/sqrt(X)	1.46	28.37	0.05	0.960
S = 3.143	R-Sq = 21.5%	R-Sq(adj) = 0.0%		

Lampiran 13 TRES, Cook Distance, DFITS dan hii data 1

	TRES	hii	Cook	DFITS
1	0.9420	0,3934	0,0725	0.7586
2	-1.1832	0,2823	0,0664	-0.7421
3	-2.1662	0,7427	3,1437	-1.2980
4	0.2712	0,2013	0,0024	0.1362
5	0.1158	0,3699	0,0010	0.0888
6	-1.2158	0,2100	0,0475	-0.6269
7	-0.1555	0,5549	0,0040	-0.1736
8	2.7766	0,7387	0,2432	1.4824
9	0.2950	0,5498	0,0142	0.3260
10	0.2743	0,4938	0,0098	0.2710
11	-0.2556	0,2488	0,0029	-0.1471
12	0.7217	0,5245	0,0743	0.7581
13	-0.3025	0,1926	0,0029	-0.1477
14	0.8751	0,1700	0,0199	0.3963
15	-0.6697	0,2372	0,0181	-0.3735
16	-0.4804	0,4354	0,0235	-0.4219
17	1.1979	0,2184	0,0486	0.6332
18	-0.2800	0,3031	0,0045	-0.1847
19	2.2097	0,9876	0,3948	1.9607
20	0.7484	0,4654	0,0629	0.6983
21	0.2197	0,3970	0,0042	0.1783
22	-2.9593	0,5820	2,9809	-3.4923

Lampiran 14 TRES, Cook Distance, DFITS dan hii data 2

Pengamatan	hii	TRES	Cook	DFITS
1	0,5195	-2.2	0,0833	-2.2
2	0,4946	1.4	0,0098	1.3
3	0,3959	-0.3	0,0152	-0.2
4	0,3036	2.3	0,1087	1.3
5	0,3221	-0.8	0,0001	-0.6
6	0,3737	-1.1	0,1204	-0.7
7	0,4489	0.0	0,0398	0.0
8	0,1912	-0.3	0,0106	-0.1
9	0,1224	0.6	0,0021	0.2
10	0,9337	-10.0	3,1074	-10.0
11	0,4288	-0.7	0,1031	-0.4
12	0,6081	1.6	1,5418	7.3
13	0,6210	-0.9	1,5916	-5.5
14	0,6474	1.0	0,1923	5.7
15	0,4370	-0.9	0,0196	-0.7
16	0,3648	-1.0	0,0085	-0.7
17	0,1695	-0.8	0,0007	-0.2
18	0,2489	0.8	0,0045	0.4
19	0,1831	0.9	0,0003	0.4
20	0,1890	0.5	0,0022	0.2
21	0,1970	-1.0	0,0068	-0.4
22	0,3260	-1.2	0,0176	-0.8
23	0,1803	2.2	3,0228	1.9
24	0,1838	1.1	0,0201	0.5
25	0,3291	0.1	0,0259	0.1
26	0,2448	-0.9	0,0141	-0.5
27	0,2995	-1.0	0,0303	-0.7
28	0,2300	1.3	0,0144	0.7
29	0,2759	0.3	0,0019	0.2
30	0,4286	0.3	0,0084	0.3

Lampiran 15 TRES, Cook Distance, DFITS dan hii data 3

Pengamatan	hii	TRES	cook	DFITS
1	0,0366	-1.3350	0,0166	-0.2592
2	0,0741	-1.0301	0,0158	-0.2857
3	0,0951	-0.0339	0,0000	-0.0110
4	0,0829	-0.5343	0,0070	-0.1627
5	0,0398	0.8506	0,0111	0.1688
6	0,0341	0.0894	0,0003	0.0163
7	0,0773	-0.0568	0,0037	-0.0305
8	0,0539	-0.0923	0,0001	-0.0223
9	0,0410	-0.0628	0,0000	-0.0131
10	0,2597	1.0803	0,0626	0.6261
11	0,0488	1.5324	0,0383	0.3380
12	0,0275	1.0382	0,0100	0.1700
13	0,2205	2.6252	3,0033	0.7161
14	0,0639	0.0917	0,0000	0.0239
15	0,0324	1.3535	0,0163	0.2480
16	0,0441	0.3362	0,0016	0.0722
17	0,0294	1.5153	0,0208	0.2597
18	0,1220	-0.1984	0,0003	-0.0738
19	0,0332	-0.8911	0,0058	-0.1627
20	0,1364	-0.6211	0,0220	-0.2495
21	0,0366	-0.4942	0,0020	-0.0963
22	0,0342	0.7380	0,0052	0.1411
23	0,0730	-1.2433	0,0373	-0.3491
24	0,0245	-0.3357	0,0008	-0.0532

Lampiran 15 (Lanjutan)

Pengamatan	hii	TRES	cook	DFITS
25	0,0343	-0.5571	0,0018	-0.1017
26	0,0275	-0.3063	0,0003	-0.0501
27	0,0316	-0.4142	0,0008	-0.0736
28	0,0314	-1.0180	0,0074	-0.1784
29	0,0224	-1.1435	0,0071	-0.1720
30	0,0698	-1.0009	0,0140	-0.2640
31	0,0461	-0.5351	0,0033	-0.1185
32	0,0461	-0.7054	0,0059	-0.1562
33	0,0233	-1.6208	0,0150	-0.2475
34	0,0595	-2.9814	0,1360	-0.7745
35	0,0332	1.1969	0,0150	0.2277
36	0,0639	1.8053	0,0625	0.4909
37	0,0713	0.2772	0,0017	0.1285
38	0,0922	1.2149	0,0437	0.4025
39	0,0487	0.5986	0,0052	0.1390
40	0,0335	1.3844	0,0197	0.2653
41	0,0478	-0.3827	0,0025	-0.0856
42	0,0342	-0.3840	0,0015	-0.0734
43	0,0198	0.7855	0,0036	0.1131
44	0,0362	-0.1667	0,0001	-0.0326
45	0,0346	-0.6143	0,0037	-0.1169
46	0,0389	-0.4621	0,0012	-0.0900
47	0,1191	2.1970	0,1767	0.8213
48	0,0305	-1.3309	0,0132	-0.2316

Lampiran 15 (Lanjutan)

Pengamatan	hii	TRES	cook	DFITS
49	0,0329	-1.1984	0,0140	-0.2209
50	0,0301	-0.1810	0,0003	-0.0322
51	0,0288	0.1249	0,0001	0.0215
52	0,0153	0.5870	0,0016	0.0744
53	0,0852	-0.2596	0,0017	-0.0792
54	0,0285	0.3190	0,0008	0.0548
55	0,1191	2.5144	0,0573	0.4831
56	0,2024	-1.6658	0,1910	-0.8400
57	0,0153	0.5870	0,0016	0.0744
58	0,0692	-0.3238	0,0013	-0.0884
59	0,0346	0.8522	0,0081	0.1617
60	0,0366	0.1374	0,0004	0.0266
61	0,0177	1.2164	0,0073	0.1646
62	0,0314	-0.8474	0,0049	-0.1485
63	0,0519	-0.0730	0,0000	-0.0171
64	0,0296	-0.5290	0,0017	-0.0939
65	0,0389	-1.0291	0,0089	-0.2005
66	0,0322	-0.8146	0,0220	-0.3045
67	0,0312	1.1952	0,0148	0.2108
68	0,0430	0.1331	0,0002	0.0283
69	0,0196	-0.0463	0,0000	-0.0065
70	0,0337	-0.1373	0,0002	-0.0257
71	0,0192	0.3138	0,0008	0.0430
72	0,0332	-0.8911	0,0058	-0.1627

Lampiran 16 TRES, Cook Distance, DFITS dan hii data 4

Pengamatan	h_{ii}	TRES	Cook	DFITS
1	0,1570	-1.2522	0,0705	-0.5404
2	0,1947	0.0528	0,0001	0.0259
3	0,1896	0.4092	0,0103	0.1979
4	0,2339	-0.0359	0,0001	-0.0198
5	0,4305	-2.1906	0,7330	-1.9048
6	0,1497	0.8280	0,0307	0.3474
7	0,1485	-0.9295	0,0379	-0.3881
8	0,1831	0.8689	0,0429	0.4115
9	0,3222	1.1790	0,1613	0.8131
10	0,0876	1.1052	0,0289	0.3426
11	0,0821	0.4892	0,0056	0.1463
12	0,0837	0.8058	0,0151	0.2437
13	0,0719	1.1051	0,0233	0.3078
14	0,0812	0.7383	0,0124	0.2196
15	0,1106	-0.9364	0,0275	-0.3303
16	0,2833	-1.0490	0,1087	-0.6595
17	0,2284	0.3362	0,0088	0.1829
18	0,2766	0.1532	0,0047	0.1341
19	0,4337	-2.9364	0,5585	-1.8161
20	0,2506	-0.1335	0,0015	-0.0772

**Lampiran 17 Pendugaan koefisien regresi data 1 dengan MKT
(Data Lengkap)**

Regression

Variables Entered/Removed(b)

Model	Variables Entered	Variables Removed	Method
1	X7, X3, X1, X2, X4, X5, X6(a)	.	Enter

a All requested variables entered.

b Dependent Variable: Y

Model Summary(b)

Model	R	R Square	Adjusted R Square	R Std. Error of the Estimate
1	.831(a)	.690	.536	21.56458

ANOVA(b)

Model		Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
1	Regression	14523.022	7	2074.717	4.461	.008(a)
	Residual	6510.433	14	465.031		
	Total	21033.455	21			

Coefficients(a)

Model	Unstandardized Coefficients		Standardized Coefficients Beta	t B	Sig. Std. Error
	B	Std. Error			
1	(Constant) 203.103	1608.563		.126	.901
	X1 -5.767	4.439	-.231	-1.299	.215
	X2 -1.800	1.612	-.197	-1.117	.283
	X3 -1.244	8.029	-.046	-.155	.879
	X4 -5.635	1.475	-.684	-3.822	.002
	X5 -.165	.144	-.245	-1.150	.269
	X6 .728	1.610	.138	.452	.658
	X7 -4.324	13.445	-.069	-.322	.752

a Dependent Variable: Y

**Lampiran 18 Pendugaan koefisien regresi data 2 dengan MKT
(Data Lengkap)**

Regression

Variables Entered/Removed(b)

Model	Variables Entered	Variables Removed	Method
1	X10, X8, X3, X7, X6, X2, X5, X9, X4, X1(a)	.	Enter

a All requested variables entered.

b Dependent Variable: Y

Model Summary

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate
1	.941(a)	.886	.806	24.81548

ANOVA(b)

Model		Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
1	Regression	90918.650	10	9091.865	14.764	.000(a)
	Residual	11700.350	19	615.808		
	Total	102619.000	29			

Coefficients(a)

Model	Unstandardized Coefficients		Standardized Coefficients	t	Sig.
	B	Std. Error	Beta		
1	(Constant)	-452.865	124.617	-3.634	.002
	X1	2.528	1.919	.314	.203
	X2	-.010	.012	-.170	.421
	X3	-.030	.015	-.257	.060
	X4	.011	.004	.501	.028
	X5	-.019	.005	-.706	.001
	X6	-.024	.004	-.712	.000
	X7	45.703	20.384	.262	.037
	X8	.014	.065	.018	.828
	X9	.015	.006	.440	.024
	X10	.009	.005	.377	.082

**Lampiran 19 Pendugaan koefisien regresi data 3 dengan MKT
(Data Lengkap)**

Regression

Variables Entered/Removed(b)

Model	Variables Entered	Variables Removed	Method
1	X3, X1, X2(a)	.	Enter

a All requested variables entered.

b Dependent Variable: Y

Model Summary

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate
1	.774(a)	.599	.561	1.80680

a Predictors: (Constant), X3, X1, X2

ANOVA(b)

Model		Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
1	Regression	331.113	3	110.371	33.809	.000(a)
	Residual	221.987	68	3.265		
	Total	553.099	71			

a Predictors: (Constant), X3, X1, X2

b Dependent Variable: Y

Coefficients(a)

Model	Unstandardized Coefficients		Standardized Coefficients Beta	t B	Sig. Std. Error
	B	Std. Error			
1	(Constant)	-12.414	3.268	-3.799	.000
	X1	.181	.071	2.556	.013
	X2	.333	.060	5.540	.000
	X3	.006	.080	.075	.940

a Dependent Variable:

**Lampiran 20 Pendugaan koefisien regresi data 4 dengan MKT
(Data Lengkap)**

Regression

Variables Entered/Removed(b)

Model	Variables Entered	Variables Removed	Method
1	X3, X1, X2(a)	.	Enter

a All requested variables entered.

b Dependent Variable: Y

Model Summary

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate
1	.920(a)	.847	.768	5.95052

a Predictors: (Constant), X3, X1, X2

ANOVA(b)

Model		Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
1	Regression	3124.824	3	1041.608	29.417	.000(a)
	Residual	566.540	16	35.409		
	Total	3691.364	19			

a Predictors: (Constant), X3, X1, X2

b Dependent Variable: Y

Coefficients(a)

Model	Unstandardized Coefficients		Beta	t	Sig.
	B	Std. Error			
1	(Constant)	13.608	8.467	1.607	.128
	X1	.991	.108	.897	9.151
	X2	-.284	.465	-.065	-.610
	X3	.262	.152	.185	1.722

a Dependent Variable: Y

**Lampiran 21 Pendugaan koefisien regresi data 1 dengan MKT
(Penculan dibuang)**

Regression

Variables Entered/Removed(b)

Model	Variables Entered	Variables Removed	Method
1	X7, X3, X2, X1, X5, X4, X6(a)	.	Enter

a All requested variables entered.

b Dependent Variable: Y

Model Summary(b)

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate
1	.942(a)	.887	.808	13.85097

a Predictors: (Constant), X7, X3, X2, X1, X5, X4, X6

b Dependent Variable: Y

ANOVA(b)

Model		Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
1	Regression	15057.506	7	2151.072	11.212	.001(a)
	Residual	1918.494	10	191.849		
	Total	16976.000	17			

Coefficients(a)

Model	Unstandardized Coefficients		Standardized Coefficients	t	Sig.
	B	Std. Error	Beta		
1	(Constant)	4971.382	3536.422		.190
	X1	-11.485	4.736	-.506	-2.425 .036
	X2	-1.939	1.053	-.227	-1.841 .095
	X3	-21.155	12.094	-.691	-1.749 .111
	X4	-5.689	1.263	-.643	-4.503 .001
	X5	-.269	.109	-.391	-2.475 .033
	X6	-4.000	3.556	-.483	-1.125 .287
	X7	6.127	14.799	.097	.414 .688

**Lampiran 22 Pendugaan koefisien regresi data 2 dengan MKT
(Penculan dibuang)**

Regression

Variables Entered/Removed(b)

Model	Variables Entered	Variables Removed	Method
1	X10, X3, X7, X6, X8, X2, X5, X9, X4, X1(a)	.	Enter

a All requested variables entered.

b Dependent Variable: Y

Model Summary

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate
1	.963(a)	.927	.881	21.23427

a Predictors: (Constant), X10, X3, X7, X6, X8, X2, X5, X9, X4, X1

ANOVA(b)

Model	Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
1 Regression	91653.002	10	9165.300	20.327	.000(a)
Residual	7214.308	16	450.894		
Total	98867.310	26			

Coefficients(a)

Model	Unstandardized Coefficients		Beta	t	Sig.
	B	Std. Error			
1 (Constant)	-573.643	115.283		-4.976	.000
X1	3.816	1.903	.458	2.005	.062
X2	-.006	.011	-.099	-.534	.600
X3	-.006	.015	-.043	-.378	.710
X4	.013	.004	.554	3.017	.008
X5	-.019	.004	-.643	-4.399	.000
X6	-.023	.004	-.715	-5.914	.000
X7	46.090	17.483	.265	2.636	.018
X8	.137	2.255	.008	.061	.952
X9	.017	.006	.447	2.856	.011
X10	.011	.005	.450	2.431	.027

**Lampiran 23 Pendugaan koefisien regresi data 3 dengan MKT
(Penculan dibuang)****Regression****Variables Entered/Removed(b)**

Model	Variables Entered	Variables Removed	Method
1	X3, X1, X2(a)	.	Enter

a All requested variables entered.

b Dependent Variable: Y

Model Summary

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate
1	.839(a)	.704	.680	1.55859

a Predictors: (Constant), X3, X1, X2

ANOVA(b)

Model		Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
1	Regression	375.627	3	125.209	51.543	.000(a)
	Residual	157.898	65	2.429		
	Total	533.524	68			

a Predictors: (Constant), X3, X1, X2

b Dependent Variable: Y

Coefficients(a)

Model	Unstandardized Coefficients		Standardized Coefficients	t	Sig.
	B	Std. Error	Beta		
1	(Constant)	-17.051	2.977		-5.728 .000
	X1	.249	.063	.327	3.959 .000
	X2	.371	.054	.662	6.915 .000
	X3	-.075	.073	-.089	-1.034 .305

a Dependent Variable: Y

**Lampiran 24 Pendugaan koefisien regresi data 4 dengan MKT
(Penculan dibuang)**

Regression

Variables Entered/Removed(b)

Model	Variables Entered	Variables Removed	Method
1	X3, X1, X2(a)	.	Enter

a All requested variables entered.

b Dependent Variable: Y

Model Summary

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate
1	.953(a)	.908	.888	4.56678

a Predictors: (Constant), X3, X1, X2

ANOVA(b)

Model		Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
1	Regression	2871.005	3	957.002	45.887	.000(a)
	Residual	291.977	14	20.856		
	Total	3162.982	17			

a Predictors: (Constant), X3, X1, X2

b Dependent Variable: Y

Coefficients(a)

Model	Unstandardized Coefficients		Beta	t	Sig.
	B	Std. Error			
1	(Constant)	12.718	8.085	1.573	.138
	X1	1.035	.105	9.836	.000
	X2	-.334	.408	-.819	.426
	X3	.365	.148	2.474	.027

a Dependent Variable: Y

Lampiran 25 Pendugaan koefisien regresi data 1 dengan Penduga-S

The SAS System

10: 45 Wednesday, April 6, 2005 1

The ROBUSTREG Procedure
Model Information

Data Set	WORK. KLI MATOLOGI
Dependent Variable	Y
Number of Independent Variables	7
Number of Observations	22
Method	S Estimation

Number of Observations Read	22
Number of Observations Used	22

S Profile

Total Number of Observations	22
Number of Coefficients	8
Chi Function	Tukey

Parameter Estimates

Parameter	DF	Estimate	Standard Error	95% Confidence Limits	Chi-Square	Pr > Chi Sq
Intercept	1	-2231.45	1646.948	-5459.41 996.5083	1.84	0.1754
X1	1	-3.2579	3.9942	-11.0864 4.5705	0.67	0.4147
X2	1	-2.2213	1.4424	-5.0484 0.6057	2.37	0.1236
X3	1	-0.1325	7.1314	-14.1098 13.8448	0.00	0.9852
X4	1	-4.2217	1.4691	-7.1011 -1.3423	8.26	0.0041
X5	1	-0.1921	0.1273	-0.4415 0.0573	2.28	0.1312
X6	1	3.2254	1.6625	-0.0331 6.4839	3.76	0.0524
X7	1	-19.7650	13.1335	-45.5061 5.9762	2.26	0.1323

Goodness-of-Fit	
R-Square	0.7152

Lampiran 26 Pendugaan koefisien regresi data 2 dengan Penduga-S

The SAS System 10:40 Wednesday, April 6, 2005 1

The ROBUSTREG Procedure
Model Information

Data Set	WORK. INDOFOOD
Dependent Variable	Y
Number of Independent Variables	10
Number of Observations	30
Method	S Estimation

Number of Observations Read	30
Number of Observations Used	30

S Profile	
Total Number of Observations	30
Number of Coefficients	11
Chi Function	Tukey

Parameter	DF	Parameter Estimates			Chi -	Pr >Chi Sq
		Estimate	Error	95% Confidence Limits		
Intercept	1	-290.670	137.6171	-560.395 -20.9455	4.46	0.0347
X1	1	2.1338	1.9853	-1.7573 6.0248	1.16	0.2825
X2	1	0.0205	0.0148	-0.0085 0.0495	1.92	0.1658
X3	1	-0.0221	0.0170	-0.0555 0.0113	1.68	0.1954
X4	1	-0.0020	0.0049	-0.0116 0.0076	0.16	0.6867
X5	1	-0.0014	0.0043	-0.0098 0.0069	0.11	0.7389
X6	1	-0.5021	0.7176	-1.9084 0.9043	0.49	0.4841
X7	1	33.2930	21.2134	-8.2845 74.8705	2.46	0.1165
X8	1	0.0331	0.0674	-0.0991 0.1652	0.24	0.6238
X9	1	0.0101	0.0087	-0.0069 0.0270	1.36	0.2444
X10	1	0.0075	0.0051	-0.0025 0.0175	2.17	0.1406

Goodness-of-Fit	
Statistic	Value
R-Square	0.8763

Lampiran 27 Pendugaan koefisien regresi data 3 dengan Penduga-S

The SAS System

10: 54 Wednesday, April 6, 2005

1

The ROBUSTREG Procedure

Model Information

Data Set	WORK. DEG
Dependent Variable	Y
Number of Independent Variables	3
Number of Observations	72

Method S Estimation

Number of Observations Read 72
Number of Observations Used 72

S Profile

Total Number of Observations 72
Number of Coefficients 4
Chi Function Tukey

Parameter Estimates

Parameter	DF	Estimate	Standard Error	95% Confidence Limits	Chi-Square	Pr > Chi Sq
Intercept	1	-20.3082	3.0535	-26.2930 -14.3234	44.23	<.0001
X1	1	0.2719	0.0639	0.1465 0.3972	18.07	<.0001
X2	1	0.4075	0.0560	0.2977 0.5173	52.92	<.0001
X3	1	-0.0977	0.0740	-0.2427 0.0473	1.74	0.1866

Goodness-of-Fit
Statistic Value
R-Square 0.6448

Lampiran 28 Pendugaan koefisien regresi data 4 dengan Penduga-S

The SAS System 11:54 Wednesday, April 6, 2005 1

The ROBUSTREG Procedure
Model Information

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

Number of Observations Read	20
Number of Observations Used	20

S Profile

Total Number of Observations	20
Number of Coefficients	4
Chi Function	Tukey

Parameter Estimates

Parameter	DF	Estimate	Standard Error	95% Confidence Limits	Chi-Square	Pr > Chi Sq
Intercept	1	4.4467	9.3772	-13.9322 22.8256	0.22	0.6354
X1	1	1.1344	0.1258	0.8877 -1.3810	81.27	<.0001
X2	1	0.0505	0.4846	-0.8994 1.0004	0.01	0.9170
X3	1	0.1924	0.1582	-0.1178 0.5026	1.48	0.2241

Goodness-of-Fit Statistic	Value
R-Square	0.8611

UNIVERSITAS BRAWIJAYA



68