

repository.ub.ac.id

**KAJIAN ANALISIS REGRESI *ROBUST* PENDUGA M UNTUK
DATA DENGAN PENCILAN PADA BEBERAPA TINGKAT
SIGNIFIKASI**

SKRIPSI

oleh:

JAVAS SHEEHAN SHIRAJATI

145090507111005



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

UNIVERSITAS
BRAWIJAYA

repository.ub.ac.id

**KAJIAN ANALISIS REGRESI *ROBUST* PENDUGA M
UNTUK DATA DENGAN PENCILAN PADA BEBERAPA
TINGKAT SIGNIFIKASI**

SKRIPSI

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

oleh:
JAVAS SHEEHAN SHIRAJATI
145090507111005



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

LEMBAR PENGESAHAN SKRIPSI

**KAJIAN ANALISIS REGRESI *ROBUST* PENDUGA *M*
UNTUK DATA DENGAN PENCILAN PADA BEBERAPA
TINGKAT SIGNIFIKASI**

**oleh:
Javas Sheehan Shirajati
145090507111005**

**Setelah dipertahankan di depan Majelis Penguji
pada tanggal 18 Desember 2018
dan dinyatakan memenuhi syarat untuk memperoleh gelar
Sarjana Statistika**

**Mengetahui,
Dosen Pembimbing**

**Prof. Dr. Ir. Waego Hadi Nugroho
NIP. 195212071979031000**

**Ketua Jurusan Statistika
Fakultas MIPA Universitas Brawijaya**

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

LEMBAR PERNYATAAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : JAVAS SHEEHAN SHIRAJATI
NIM : 145090507111005
Jurusan : STATISTIKA
Program Studi : STATISTIKA
Skripsi berjudul :

**KAJIAN ANALISIS REGRESI *ROBUST* PENDUGA *M*
UNTUK DATA DENGAN PENCILAN PADA BEBERAPA
TINGKAT SIGNIFIKASI**

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 termaksud 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 yang akan saya terima.

Demikian pernyataan ini saya buat dengan segala kesadaran.

Malang,
Yang menyatakan,

Javas Sheehan Shirajati
145090507111005

repository.ub.ac.id

KAJIAN ANALISIS REGRESI *ROBUST* PENDUGA-*M* UNTUK DATA DENGAN PENCILAN PADA BEBERAPA TINGKAT SIGNIFIKANSI

ABSTRAK

Analisis regresi *robust* adalah sebuah analisis yang digunakan jika terdapat sebuah outlier pada suatu model, salah satu contoh pada model regresi berganda. *Outlier* dapat menyebabkan data menjadi tidak normal. Metode pendugaan parameter yang paling sering digunakan yaitu menggunakan *Ordinary Least Squares* (OLS). Namun terdapat kelemahan yaitu penduga kuadrat terkecil pada model menjadi bias jika terdapat *outlier*. Sehingga membutuhkan penanganan terhadap *outlier*. Salah satu metode regresi *robust* yang dapat digunakan adalah *M-Estimation*. Dengan menggunakan fungsi pembobot *Tukey's Bisquare*, metode *robust* pendugaan-*M* dapat menduga parameter pada suatu model, sebagai contoh pada data gizi buruk di Provinsi Jawa Timur tahun 2017 sampai 2012. Pada penelitian ini bertujuan untuk membandingkan metode *robust* pendugaan-*M* dengan metode OLS pada data dengan beberapa tingkat signifikansi yang berbeda, yaitu 5% dan 10 %. Peubah respon yang digunakan pada penelitian ini adalah penduduk miskin, kepadatan penduduk (%), dan jumlah sarana kesehatan. Dengan menggunakan nilai R^2 untuk membandingkan dua metode yaitu metode OLS dan metode *robust* penduga *M*, hasil yang diperoleh yaitu metode *robust* merupakan metode yang paling baik untuk menangani model jika terdapat outlier pada data. Hal tersebut didukung dengan hampir seluruh hasil nilai dari R^2 pada setiap data, menghasilkan nilai yang lebih tinggi dari nilai R^2 pada metode OLS.

Kata Kunci: *Outliers*, *M-Estimation*, *Tukey Bisquare*, Gizi Buruk

repository.ub.ac.id

STUDY OF MULTIPLE-M ROBUST REGRESSION ANALYSIS FOR DATA WITH INCLUDING ON SOME LEVELS OF SIGNIFICANCE

ABSTRACT

Robust regression analysis is an analysis that is used if there is an outlier in a model, one example in the multiple regression model. Outliers can cause data to become abnormal. The most commonly used parameter estimation method is using Ordinary Least Squares (OLS). However, there is a weakness, namely the estimator of the least squares in the model becomes biased if there are outliers. So that requires handling of outliers. One of the robust regression methods that can be used is M-Estimation. By using Tukey's Bisquare weighting function, robust M-estimation method can estimate parameters in a model, for example in malnutrition data in East Java Province 2017 to 2012. In this study it aims to compare robust methods of M-estimating with OLS methods on data with several different levels of significance, namely 5% and 10%. The response variables used in this study were the poor, population density (%), and number of health facilities. Using the value of R^2 to compare the two methods, namely the OLS method and the robust estimator method M, the results obtained are robust methods are the best method to handle the model if there are outliers in the data. This is supported by almost all results of the value of R^2 on each data, resulting in a value higher than the value of R^2 in the OLS method.

Keywords: *Outliers, M-Estimation, Tuckey Bisquare, Malnutrition*

KATA PENGANTAR

Puji syukur kehadiran Allah SWT yang telah melimpahkan segala nikmat dan karunia-Nya sehingga dapat terselesaikan. Terima kasih yang setulusnya penulis sampaikan kepada beberapa pihak yang turut membantu terselesaikannya skripsi ini kepada:

1. Bapak, Ibu, yang selalu pengertian, memberikan dukungan dan semangat serta kasih sayang yang tidak dapat dibandingkan dengan apapun.
2. Bapak Prof. Dr. Ir. Waego Hadi Nugroho selaku dosen pembimbing yang telah meluangkan banyak waktu dan selalu sabar dalam membimbing dan memberikan saran pada penulis dalam penyusunan skripsi ini.
3. Dr. Adji Achmad Rinaldo F., S.Si., M.Sc. selaku dosen penguji 1 yang telah membimbing dan memberikan banyak saran kepada penulis dalam penyusunan skripsi ini.
4. Prof.Dr.Ir. Ni Wayan Surya W., MS selaku dosen penguji 2 dan selaku dosen pembimbing akademik saya yang telah banyak memberi bimbingan, arahan, dan saran pada penulis dalam penyusunan skripsi ini.
5. Keluarga besar KKU-PSBM yang telah memberikan semangat, dukungan, bantuan moral dan finansial serta saran-saran dalam penulisan skripsi.
6. Teman-teman Statistika 2014 atas kebersamaan, perjuangan, kehangatan dalam suka maupun duka, bantuan dan dukungan yang selama ini diberikan.
7. GGS dan DGoW-Esport yang selalu bersedia untuk menghabiskan waktu bersama-sama dan selalu memberi semangat.
8. Teman paling dekat Ahmad Mubarak yang selalu tidak menyerah dalam membantu saya sampai mendapat gelar sarjana.
9. Teman satu perjuangan dan seperguruan Reza Aditya yang telah membantu berfikir dan menemani dalam penyelesaian skripsi.
10. Teman – teman The-Hitz yang telah memberikan banyak cerita, pengalaman, dan kenangan yang tak terlupakan.
11. Seluruh sahabat dan orang yang saya sayangi yang sudah memberikan dukungan, semangat, dan motivasi lebih dalam menyelesaikan skripsi.

- repository.ub.ac.id
- 12.Seluruh jajaran dosen, staff, dan karyawan Jurusan Statistika Universitas Brawijaya yang telah membantu proses penyelesaian skripsi.
 - 13.Semua pihak yang telah membantu penulis yang tidak bisa disebutkan satu persatu.

Penulis menyadari bahwa dalam penyusunan skripsi ini masih terdapat banyak kekurangan. Oleh karena itu, diharapkan saran dan kritik yang membangun agar penulis dapat menyusun laporan yang lebih baik di lain kesempatan. Semoga skripsi ini memberikan manfaat bagi semua pihak yang membutuhkan.

Malang,

Penulis



DAFTAR ISI

LEMBAR PENGESAHAN SKRIPSI	ii
LEMBAR PERYATAAN	iii
ABSTRAK	iv
ABSTRACT	v
KATA PENGANTAR	vi
DAFTAR ISI	viii
DAFTAR TABEL	x
DAFTAR GAMBAR	xi
DAFTAR LAMPIRAN	xii
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1. Latar Belakang.....	1
1.2. Rumusan Masalah	2
1.3. Tujuan Penelitian.....	3
1.4. Batasan Masalah	3
1.5. Manfaat.....	3
BAB II TINJAUAN PUSTAKA	5
2.1. Analisis Regresi Linier Berganda.....	5
2.2. Penduga Metode Kuadrat terkecil (<i>Ordinary Least Square</i>).....	6
2.3. Asumsi Pada Analisis Regresi Berganda.....	9
2.3.1 Normalitas Sisaan.....	9
2.3.2 Multikolinieritas.....	10
2.3.3 Heteroskedastisitas.....	11
2.3.4 Autokorelasi.....	12
2.4. Pencilan (<i>Outlier</i>).....	13
2.5. Pendeteksian Pencilan	13
2.5.1 Nilai Pengaruh (<i>Leverage Value</i>).....	13
2.5.2 <i>Stundetized Deleted Residual</i> (TRES).....	15
2.6. Pendeteksian Pengamatan Berpengaruh	15
2.6.1 <i>The Difference in Fits Statistics</i> (DFITS).....	16
2.6.2 <i>Cook's Distance</i>	16
2.7. Pemilihan Model Terbaik	17
2.8. <i>Regresi Robust</i>	18
2.9. Regresi <i>Robust</i> Penduga M.....	19
2.10. Pengujian Parameter	21
2.11. Tinjauan Non statistika	23
2.12. Gizi Buruk.....	24
2.13. Kemiskinan Penduduk	24
2.14. Kepadatan Penduduk.....	24

2.15.	Sarana Kesehatan	25
BAB III METODE PENELITIAN.....		27
3.1.	Sumber Data	27
3.2.	Variabel Penelitian	27
3.3.	Metode Penelitian	27
3.4.	Diagram Alir	29
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN.....		31
4.1.	Uji Normalitas Sisaan.....	31
4.2.	Pendeteksian <i>Outlier</i>	31
4.3.	Pemilihan Model Terbaik dengan R^2 pada data pencilan dengan tingkat signifikansi 10%.....	33
4.4.	Pendugaan Parameter Model pada data pencilan dengan tingkat signifikansi 10%.....	34
4.4.1	Pendugaan Parameter Model pada data tahun 2017 dengan tingkat signifikansi 10%.....	34
4.4.2	Pendugaan Parameter Model pada data tahun 2013 dengan tingkat signifikansi 10%.....	35
4.5.	Pengujian Parameter model pada data pencilan dengan tingkat signifikansi 10%.....	36
4.5.1	Pendugaan Parameter Model pada data tahun 2017 dengan tingkat signifikansi 10%.....	36
4.5.2	Pendugaan Parameter Model pada data tahun 2013 dengan tingkat signifikansi 10%.....	37
4.6.	Pemilihan Model Terbaik dengan R^2 pada data pencilan dengan tingkat signifikansi 5%.....	37
4.7.	Pendugaan Parameter Model pada data pencilan dengan tingkat signifikansi 5%.....	38
4.8.	Pengujian Parameter Regresi Robust dengan M-Estimation pada data pencilan dengan tingkat signifikansi 5%.....	40
4.9.	Pemilihan Model Terbaik dengan R^2 pada data pencilan dengan tingkat signifikansi 1%.....	41
4.10.	Pendugaan Parameter Model pada data pencilan dengan tingkat signifikansi 1%.....	41
4.11.	Pengujian Parameter Regresi Robust dengan M-Estimation pada data pencilan dengan tingkat signifikansi 1%	43
BAB V PENUTUP		45
5.1.	Kesimpulan.....	45
5.2.	Saran	45

DAFTAR PUSTAKA	47
LAMPIRAN.....	49



DAFTAR TABEL

Tabel 4.1. Hasil Uji Normalitas Sisaan pada data Gizi Buruk	31
Tabel 4.2. Hasil Pendeteksian <i>Outliers</i> dengan <i>TRES</i>	32
Tabel 4.3. Data pencilan dengan tingkat signifikansi 10%	32
Tabel 4.4. Data pencilan dengan tingkat signifikansi 5%	33
Tabel 4.5. Data pencilan dengan tingkat signifikansi 1%	33
Tabel 4.6. Hasil Nilai R^2 pada data pencilan dengan tingkat signifikansi 10%	33
Tabel 4.7. Hasil Pendugaan OLS pada data pencilan dengan tingkat signifikansi 10%	34
Tabel 4.8. Hasil Pendugaan <i>Robust</i> pada data 2013 dengan tingkat signifikansi 10%	34
Tabel 4.9. Hasil pengujian Parameter model OLS pada data 2017 dengan tingkat signifikansi 10%	36
Tabel 4.10. Hasil pengujian Parameter model Robust pada data 2013 dengan tingkat signifikansi 10%	37
Tabel 4.11. Nilai R^2 pada data pencilan dengan tingkat signifikansi 5%	37
Tabel 4.12. Iterasi Maksimal Regresi <i>Robust M</i> pada data pencilan dengan signifikansi 5%	38
Tabel 4.13. Hasil Pengujian Parameter Regresi <i>Robust</i> pada data pencilan dengan tingkat signifikansi 5%	40
Tabel 4.14. Nilai R^2 pada data pencilan dengan tingkat signifikans 1% ...	41
Tabel 4.15. Maksimal Regresi <i>Robust M</i> pada data pencilan dengan signifikansi 1%	42
Tabel 4.16. Hasil pengujian Parameter model pada data pencilan dengan tingkat signifikansi 1%	43

DAFTAR GAMBAR

Gambar 3.1. Diagram Alir Pendugaan Parameter <i>Robust</i>	30
--	----



DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran 1. Data Gizi Buruk Jawa Timur Tahun 2017	49
Lampiran 2. Data Gizi Buruk Jawa Timur Tahun 2016	51
Lampiran 3. Data Gizi Buruk Jawa Timur Tahun 2015	53
Lampiran 4. Data Gizi Buruk Jawa Timur Tahun 2014	55
Lampiran 5. Data Gizi Buruk Jawa Timur Tahun 2013	57
Lampiran 6. Data Gizi Buruk Jawa Timur Tahun 2012	59
Lampiran 7. <i>Output Software R</i> Uji Normalitas	61
Lampiran 8. Hasil Pengujian Parsial Parameter Model Regresi.....	63
Lampiran 9. <i>Output Software R</i> Data Tahun 2017 sebelum data ke - n dihapuskan	69
Lampiran 10. <i>Output Software R</i> Data Tahun 2017 setelah data ke-n dihapuskan	89



BAB IV

HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Uji Normalitas Sisaan

Pengujian asumsi Normalitas dapat dilakukan dengan uji *Kolmogorov-Smirnov* dengan kriteria pengujian sebagai berikut :

H_0 diterima apabila $D_n \leq D_\alpha$ dan H_0 ditolak apabila $D_n > D_\alpha$

Hasil untuk pengujian menggunakan uji *Kolmogorov-Smirnov* dengan *software R* dapat dilihat pada tabel 4.1 :

Tabel 4.1 Hasil Uji Normalitas Sisaan pada data Gizi Buruk

Data Tahun	Statistik uji (D_n)	P -value
2017	0,60526	7,16E-14
2016	0,62162	2,53E-14
2015	0,71053	2,22E-16
2014	0,57895	1,30E-12
2013	0,57895	1,30E-12
2012	0,75952	2,22E-16

Berdasarkan tabel 4.1, dengan menggunakan $\alpha = 0,05$, nilai P -value yang di hasilkan pada seluruh data gizi buruk di Jawa Timur lebih kecil dari nilai α , maka dari itu, H_1 diterima. Dapat disimpulkan bahwa sisaan model regresi gizi buruk di Jawa Timur tidak berdistribusi normal. Oleh karena itu, dibutuhkan pendeteksian lebih lanjut tentang *outlier*.

4.2 Pendeteksian *Outlier*

Pendeteksian Pencilan dilakukan dengan menggunakan deteksi *TRES*. Kemudian hasil dari *TRES* dibandingkan dengan. $t_{\frac{\alpha}{2}n-p-2}$. Adapun hipotesis sebagai berikut :

H_0 : Pengamatan ke- i bukan merupakan pencilan

VS

H_1 : Pengamatan ke- i merupakan pencilan

Tabel 4.2 Hasil Pendeteksian *Outliers* dengan *TRES*

Data Tahun	Alpha 1%	Alpha 5%	Alpha 10%
2017	1(10)	2(10,20)	3(10,11,20)
2016	2 (8,10)	2 (8,10)	2 (8,10)
2015	2 (8,10)	3 (8,10,18)	3 (8,10,18)
2014	2 (8,10)	2 (8,10)	2 (8,10)
2013	2 (6,10)	2 (6,10)	3 (6,8,10)
2012	2 (12,21)	3 (10,12,21)	3 (10,12,21)

Catatan: Angka dalam kurung menunjukkan nomer observasi/pengamatan

Berdasarkan hasil dari tabel 4.2, diketahui bahwa seluruh data gizi buruk tahun 2012 - 2017 memiliki pencilan. Selanjutnya untuk membandingkan masing - masing data pada tingkat signifikan yang berbeda dapat menggunakan analisis pendugaan parameter model OLS dan analisis pendugaan parameter model *Robust* penduga-*M*.

Pada penelitian ini, untuk membandingkan beberapa tingkat signifikansi pada data gizi buruk Jawa Timur, data yang digunakan di kelompokkan menjadi 2 kelompok dengan rincian sebagai berikut :

- Data yang digunakan pada tingkat signifikansi 10 % yaitu data pada tahun 2017 dan 2013 dengan menghapuskan beberapa data ke-n, sehingga didapatkan data baru dengan pencilan sebagai berikut :

Tabel 4.3 Data pencilan dengan tingkat signifikansi 10%

Data Tahun	Alpha 5%	Alpha 10%	Keterangan
2017	-	1 (11)	Data ke 10 & 20 dihapuskan
2013	-	1 (8)	Data ke 6 & 10 dihapuskan

- Data yang digunakan pada tingkat signifikansi 5 % yaitu data pada tahun 2017, 2015 dan 2012 dengan menghapuskan beberapa data ke-n, sehingga didapatkan data baru dengan pencilan sebagai berikut :

Tabel 4.4 Data pencilan dengan tingkat signifikansi 5%

Data Tahun	Alpha 1%	Alpha 5%	Keterangan
2017	-	1 (20)	Data ke 10 dihapuskan
2015	-	1 (18)	Data ke 8 & 10 dihapuskan
2012	-	1 (10)	Data ke 12 & 21 dihapuskan

- Data yang digunakan pada tingkat signifikansi 1 % yaitu data pada 2016 dan 2014 karena dianggap pencilan paling kuat. Hal ini dibuktikan bahwa seluruh letak pencilan pada tingkat signifikan 10%, 5%, dan 1% terletak pada titik yang sama. Sehingga dapat dikatakan bahwa data tersebut memiliki pencilan pada tingkat signifikansi 1%.

Tabel 4.5 Data pencilan dengan tingkat signifikansi 1%

Data Tahun	Alpha 1%	Alpha 5%	Alpha 10%
2016	2 (8,10)	2 (8,10)	2 (8,10)
2014	2 (8,10)	2 (8,10)	2 (8,10)

4.3 Pemilihan Model Terbaik dengan R^2 pada data pencilan dengan tingkat signifikansi 10%

Untuk menentukan model terbaik diantara beberapa model, dapat dilakukan dengan cara membandingkan nilai R^2 pada setiap model regresi yang ingin dibandingkan. Dengan menggunakan *Software R*, didapatkan hasil nilai dari R^2 pada model regresi dengan OLS dan *robust* penduga M pada data Gizi buruk dengan tingkat signifikansi 10%. Hasil dapat dilihat pada tabel 4.1 :

Tabel 4.6 Hasil Nilai R^2 pada data pencilan dengan tingkat signifikansi 10%

Data Tahun	R^2 - OLS	R^2 - Robust M
2017	0,2480	0,1698
2013	0,3464	0,5977

Pada tabel 4.14, dapat diketahui bahwa terdapat pengaruh yang berbeda terhadap data pada tahun 2017 dan 2013. Pada tahun 2017, nilai R^2 OLS lebih tinggi dari nilai R^2 Robust penduga M . Maka dapat disimpulkan bahwa model OLS mampu menjelaskan peubah respon lebih baik dari pada

model *Robust* penduga M . Tetapi pada tahun 2013, nilai R^2 *Robust* penduga M lebih tinggi dari nilai R^2 OLS. Maka dapat disimpulkan bahwa model *Robust* penduga M mampu menjelaskan peubah respon lebih

4.4 Pendugaan Parameter Model pada data pencilan dengan tingkat signifikansi 10%

Analisis regresi perlu dilakukan pendugaan parameter pada setiap peubah yang ada. Menurut tabel 4.1 pada tahun 2017, model regresi OLS adalah model terbaik untuk dapat menjelaskan peubah respon dan pada tahun 2013, model *Robust* adalah model terbaik untuk dapat menjelaskan peubah respon.

4.4.1 Pendugaan Parameter Model pada data tahun 2017 dengan tingkat signifikansi 10%

Pada data gizi buruk tahun 2017 dengan tingkat signifikansi 10% dilakukan pendugaan parameter menggunakan OLS. Dengan menggunakan *software* R, hasil pendugaan untuk data gizi buruk pada tahun 2017 dengan tingkat signifikansi 10% adalah sebagai berikut :

Tabel 4.7 Hasil Pendugaan OLS pada data pencilan dengan tingkat signifikansi 10%

Data Tahun	$\hat{\beta}_0$	$\hat{\beta}_1$	$\hat{\beta}_2$	$\hat{\beta}_3$
2017	-28,1890	4,3769	0,0030	0,0537

Persamaan model pada tahun 2017 dapat ditulis sebagai berikut :

$$y = -28,1890 + 4,3769x_1 + 0,0030x_2 + 0,0537x_3 \quad (4.1)$$

Pada tahun 2017, didapatkan persamaan model sesuai dengan persamaan pada (4.1) dengan interpretasi sebagai berikut :

- Koefisien slope $\hat{\beta}_1$ bernilai 4,3769, dapat disimpulkan bahwa penderita gizi buruk akan mengalami peningkatan sebesar 4,3769 atau 4 orang setiap terjadi penambahan penduduk miskin sebanyak 1 % (x_1).
- Nilai slope pada $\hat{\beta}_2$ menghasilkan nilai sebesar 0,0030, menyatakan bahwa setiap 1 orang/Km² kepadatan penduduk (x_2) dapat menaikkan banyaknya penderita gizi buruk sebesar 0,0030 orang. Dapat dijelaskan juga bahwa peningkatan 1000 orang/Km², akan menaikkan banyaknya penderita gizi buruk sebesar 3 orang.
- Besarnya angka 0,0537 pada slope $\hat{\beta}_3$ dapat mengindikasikan bahwa penderita gizi buruk dapat meningkat sebesar 0,0537 orang setiap terjadi kenaikan sarana kesehatan sebesar 1 unit (x_3). Dapat

dijelaskan juga bahwa, 100 sarana kesehatan, dapat meningkatkan banyaknya penderita gizi buruk sebesar 5,3 atau 5 orang.

4.4.2 Pendugaan Parameter Model pada data tahun 2013 dengan tingkat signifikansi 10%

Langkah awal untuk melakukan analisis regresi *robust* dengan pendugaan M adalah menggunakan prosedur IRLS. IRLS menggunakan penduga parameter OLS yang selanjutnya dilakukan iterasi pada seluruh koefisien regresi setiap data gizi buruk sampai didapatkan pendugaan parameter yang *Robust*. Pembobot yang digunakan pada IRLS adalah pembobot *Tukey's Bisquare* yang selalu diperbarui di setiap iterasinya.

Pada data gizi buruk tahun 2013 dengan tingkat signifikansi 10% dilakukan pendugaan parameter menggunakan *Robust* penduga M. Dengan menggunakan *software* R, hasil pendugaan untuk data gizi buruk pada tahun 2013 dengan tingkat signifikansi 10% adalah sebagai berikut :

Tabel 4.8 Hasil Pendugaan *Robust* pada data 2013 dengan tingkat signifikansi 10%

Data Tahun	Iterasi Maksimal	$\hat{\beta}_0$	$\hat{\beta}_1$	$\hat{\beta}_2$	$\hat{\beta}_3$	$\ \hat{\beta}_k - \hat{\beta}_{k-1}\ $
2013	11	-36,6540	4,3879	0,0051	0,0506	0,00000460957
	12	-36,6553	4,3878	0,0051	0,0506	0,0000004249448

Persamaan model pada tahun 2013 dapat ditulis sebagai berikut :

$$y = -36,6553 + 4,3878x_1 + 0,0051x_2 + 0,0506x_3 \quad (4.2)$$

Pada tahun 2013, didapatkan persamaan model baru sesuai dengan persamaan pada (4.2) dengan interpretasi sebagai berikut :

- Koefisien slope $\hat{\beta}_1$ bernilai 4,3878, dapat disimpulkan bahwa sebesar 4,3878 atau 4 orang penderita gizi buruk akan mengalami peningkatan setiap terjadi penambahan penduduk miskin sebanyak 1 % (x_1).
- Besarnya angka 0,0051 pada slope $\hat{\beta}_2$ dapat mengindikasikan bahwa penderita gizi buruk dapat meningkat sebesar 0,0051 orang setiap terjadinya kenaikan kepadatan penduduk sebesar 1 orang/Km² (x_2). Dapat dijelaskan juga bahwa, 1000 orang/Km², dapat meningkatkan banyaknya penderita gizi buruk sebesar 5,1 atau 5 orang.
- Nilai slope pada $\hat{\beta}_3$ menghasilkan nilai sebesar 0,0506, menyatakan bahwa setiap peningkatan 1 unit sarana kesehatan dapat menaikkan

banyaknya penderita gizi buruk sebesar 0,0506 orang. Dapat dijelaskan juga bahwa peningkatan 100 sarana kesehatan, akan menaikkan banyaknya penderita gizi buruk sebesar 5,06 atau 5orang.

Berdasarkan tabel 4.8, telah didapatkan pendugaan parameter yang *robust* dengan selisih nilai $\hat{\beta}_k$ dengan $\hat{\beta}_{k-1}$ kurang dari 1×10^{-6} pada akhir iterasi. Sehingga dapat disimpulkan, pada tabel 4.8 adalah model baru untuk menjelaskan jumlah gizi buruk setiap Kabupaten/Kota di Jawa Timur dengan tingkat signifikansi 10%.

4.5 Pengujian Parameter model pada data pencilan dengan tingkat signifikansi 10%

Pengujian parameter dilakukan untuk mengetahui apakah terdapat pengaruh antara peubah prediktor dengan peubah respon. Terdapat 2 pengujian yang dilakukan, yaitu pengujian secara simultan (Menggunakan uji F) dan pengujian secara parsial (Menggunakan uji t). Dengan menggunakan *software R*, didapatkan hasil seperti pada tabel 4.9 dan 4.10, dengan $\alpha = 10\%$:

4.5.1 Pengujian Parameter model OLS pada data tahun 2017 dengan tingkat signifikansi 10%

Dengan menggunakan *software R*, didapatkan hasil seperti pada tabel 4.9 dengan $\alpha = 10\%$:

Tabel 4.9 Hasil pengujian Parameter model OLS pada data 2017 dengan tingkat signifikansi 10%

Data Tahun	$\hat{\beta}_0$	$\hat{\beta}_1$	$\hat{\beta}_2$	$\hat{\beta}_3$	F_{hit}
2017	-28,1890	4,3769*	0,0030	0,0537*	3,5185*

Catatan: Tanda * menyatakan signifikan pada taraf 10%

Berdasarkan tabel 4.19, Dengan menggunakan *software R*, dapat disimpulkan bahwa :

- Pada tahun 2017, nilai F_{hit} lebih besar dibandingkan dengan F_{Tabel} sebesar 2,247. Menunjukan bahwa F_{hit} signifikan. Jadi terdapat pengaruh antara peubah prediktor dan peubah respon secara keseluruhan. Dilihat pada uji parsial, $\hat{\beta}_1$ dan $\hat{\beta}_3$ memiliki pengaruh secara signifikan terhadap peubah respon.

4.5.2 Pengujian Parameter model *Robust* pada data tahun 2013 dengan tingkat signifikansi 10%

Dengan menggunakan *software R*, didapatkan hasil seperti pada tabel 4.10, dengan $\alpha = 10\%$:

Tabel 4.10 Hasil pengujian Parameter model *Robust* pada data 2013 dengan tingkat signifikansi 10%

Data Tahun	$\hat{\beta}_0$	$\hat{\beta}_1$	$\hat{\beta}_2$	$\hat{\beta}_3$	F_{hit}
2013	-36,6553	4,3878*	0,0051	0,0506*	3,9908*

Catatan: Tanda * menyatakan signifikan pada taraf 10%

Berdasarkan tabel 4.10, hasil yang didapat dengan menggunakan *software R*, dapat disimpulkan bahwa :

- Pada tahun 2013, terdapat pengaruh antara peubah respon dan peubah prediktor secara keseluruhan, karena F_{hit} menunjukkan hasil yang signifikan dengan nilai F_{Tabel} sebesar 2.247. Hasil yang didapatkan pada uji parsial menunjukan bahwa β_1 dan β_3 berpengaruh signifikan terhadap peubah respon.

4.6 Pemilihan Model Terbaik dengan R^2 pada data pencilan dengan tingkat signifikansi 5%

Dengan menggunakan *Software R*, didapatkan hasil nilai dari R^2 pada model regresi dengan OLS dan *robust* penduga M pada setiap data Gizi buruk. Hasil dapat dilihat pada tabel 4.11 :

Tabel 4.11 Nilai R^2 pada data pencilan dengan tingkat signifikansi 5%

Data Tahun	R^2 - OLS	R^2 - Robust M
2017	0,1909	0,2207
2015	0,1739	0,4716
2012	0,2694	0,3362

Pada tabel 4.11, dapat diketahui bahwa seluruh nilai R^2 pada *Robust* pendugaan M lebih tinggi daripada nilai R^2 pada OLS. Dapat disimpulkan

bahwa model *Robust* mampu menjelaskan peubah respon lebih baik dari pada model OLS saat data mengandung *Outliers* atau pencilan.

4.7 Pendugaan Parameter Model pada data pencilan dengan tingkat signifikansi 5%

Sama seperti sebelumnya, perlu dilakukan pendugaan parameter pada setiap peubah yang ada. Menurut tabel 4.11 pada tahun 2017, 2015, dan 2012, model regresi *Robust* adalah model terbaik untuk dapat menjelaskan peubah respon.

Pada data gizi buruk tahun 2017, 2015, dan 2012 dengan tingkat signifikansi 5% dilakukan pendugaan parameter menggunakan *Robust*. Dengan menggunakan *software* R, hasil pendugaan untuk data gizi buruk pada tahun 2017, 2015, dan 2012 dengan tingkat signifikansi 5% adalah sebagai berikut :

Tabel 4.12 Iterasi Maksimal Regresi *Robust M* pada data pencilan dengan signifikansi 5%

Data Tahun	Iterasi Maksimal	$\hat{\beta}_0$	$\hat{\beta}_1$	$\hat{\beta}_2$	$\hat{\beta}_3$	$\ \hat{\beta}_k - \hat{\beta}_{k-1}\ $	
2017	7	-18,5708	3,9055	0,0021	0,0522	0,000001958167	
	8	-18,5701	3,9055	0,0021	0,0522	0,000000116555	
2015	17	-63,0099	6,2573	0,0094	0,0504	0,000001226468	
	18	-63,0113	6,2567	0,0094	0,0504	0,0000005695126	
2012	21	-144,9612	10,7267	0,0291	0,1030	0,000001567375	
	22	-144,959	10,7266	0,0291	0,1030	0,0000005264005	

Persamaan regresi yang telah *robust* pada tahun 2017, 2015 dan 2012 dapat ditulis sebagai berikut :

$$y = -18,5701 + 3,9055x_1 + 0,0021x_2 + 0,0522x_3 \quad (4.3)$$

Pada tahun 2017, didapatkan persamaan regresi baru sesuai dengan persamaan pada (4.4) dengan interpretasi sebagai berikut :

- Koefisien slope $\hat{\beta}_1$ sebesar 3,9055 menunjukkan bahwa setiap terjadi kenaikan sebanyak 1% penduduk miskin (x_1), dapat meningkatkan banyaknya penderita gizi buruk sebanyak 3,9055 atau 4 orang
- Besarnya angka slope $\hat{\beta}_2$ 0,0021 menyatakan bahwa sebesar 0,0021 banyaknya penderita gizi buruk akan meningkat, jika terjadi peningkatan sebesar 1 orang/km² kepadatan penduduk (x_2). Dapat

dijelaskan juga bahwa, 1000 orang/km², dapat meningkatkan banyaknya penderita gizi buruk sebesar 2,1 atau 2 orang.

- Nilai 0,0522 pada slope $\hat{\beta}_3$ mengindikasikan jika terjadinya peningkatan sebesar 1 unit sarana kesehatan (x_3), maka akan terjadi peningkatan pada banyaknya penderita gizi buruk sebanyak 0,0522 orang. Dapat dijelaskan juga bahwa peningkatan 100 sarana Kesehatan akan menaikkan banyaknya penderita gizi buruk sebesar 5,2 atau 5 orang.

$$y = -63,0113 + 6,2567x_1 + 0,0094x_2 + 0,0504x_3 \quad (4.4)$$

Pada tahun 2015, didapatkan persamaan regresi baru sesuai dengan persamaan pada (4.5) dengan interpretasi sebagai berikut :

- Besarnya angka slope $\hat{\beta}_1$ 6,2567 menyatakan bahwa sebesar 6,2567 atau 6 orang penderita gizi buruk akan meningkat, jika terjadi peningkatan sebesar 1 % penduduk miskin (x_1).
- Nilai 0,0094 pada slope $\hat{\beta}_2$ mengindikasikan, jika terjadi peningkatan sebesar 1 orang/Km² kepadatan penduduk (x_2), maka akan terjadi peningkatan pada banyaknya penderita gizi buruk sebanyak 0,0094 orang. Dapat dijelaskan juga bahwa peningkatan 1000 orang/Km², akan menaikkan banyaknya penderita gizi buruk sebesar 9,4 atau 9 orang.
- Koefisien slope $\hat{\beta}_3$ 0,0504 menunjukan bahwa setiap terjadi kenaikan sebanyak 1 unit sarana kesehatan (x_3), dapat meningkatkan banyaknya penderita gizi buruk sebanyak 0,0504 orang. Dapat dijelaskan juga bahwa, 100 sarana kesehatan, dapat meningkatkan banyaknya penderita gizi buruk sebesar 5,04 atau 5 orang.

$$y = -114,959 + 10,7266x_1 + 0,0291x_2 + 0,1030x_3 \quad (4.5)$$

Pada tahun 2012, didapatkan persamaan regresi baru sesuai dengan persamaan pada (4.6) dengan interpretasi sebagai berikut :

- Nilai slope pada $\hat{\beta}_1$ menghasilkan nilai sebesar 10,7266, menyatakan bahwa setiap 1% penduduk miskin (x_1) dapat menaikkan banyaknya penderita gizi buruk sebesar 10,7266 atau 11 orang.
- Besarnya angka 0,0291 pada slope $\hat{\beta}_2$ dapat mengindikasikan bahwa penderita gizi buruk dapat meningkat sebesar 0,0291 orang setiap terjadinya kenaikan kepadatan penduduk sebesar 1 orang/Km² (x_2).

Dapat dijelaskan juga bahwa, 100 orang/Km², dapat meningkatkan banyaknya penderita gizi buruk sebesar 2,9 atau 3 orang.

- Koefisien slope $\hat{\beta}_3$ bernilai 0,1030, dapat disimpulkan bahwa penderita gizi buruk akan mengalami peningkatan sebesar 0,1030 orang setiap terjadi penambahan sarana kesehatan sebanyak 1 unit (x_3). Dapat dijelaskan juga bahwa peningkatan 10 sarana kesehatan, akan menaikkan banyaknya penderita gizi buruk sebesar 1.03 atau 1 orang.

Berdasarkan pada tabel 4.12, telah didapatkan pendugaan parameter yang *robust* dengan selisih nilai $\hat{\beta}_k$ dengan $\hat{\beta}_{k-1}$ kurang dari 1×10^{-6} pada akhir iterasi. Sehingga dapat disimpulkan, pada tabel 4.12 adalah model baru untuk menjelaskan jumlah gizi buruk setiap Kabupaten/Kota di Jawa Timur dengan tingkat signifikansi 5%.

4.8 Pengujian Parameter Regresi *Robust* dengan M-Estimation pada data pencilan dengan tingkat signifikansi 5%

Setelah didapatkan data yang *robust*, maka dilakukan ulang pengujian parameter terhadap data yang *robust*. Dengan pengujian yang sama dengan pengujian sebelumnya, didapatkan hasil seperti pada tabel 4.13, dengan $\alpha = 5\%$:

Tabel 4.13 Hasil Pengujian Parameter Regresi *Robust* pada data pencilan dengan tingkat signifikansi 5%

Data Tahun	$\hat{\beta}_0$	$\hat{\beta}_1$	$\hat{\beta}_2$	$\hat{\beta}_3$	F_{hit}
2017	-18,5701	3,9055*	0,0021	0,0522*	1,9894
2015	-63,0113	6,2567*	0,0094*	0,0504*	3,4184*
2012	-144,959	10,7266*	0,0291*	0,1030*	2,6839

Catatan: Tanda * menyatakan signifikan pada taraf 5%

Berdasarkan tabel 4.13, Dengan menggunakan software *R*, dapat disimpulkan bahwa :

- Pada tahun 2017, nilai F_{hit} lebih kecil dibandingkan dengan F_{Tabel} sebesar 2.866. Menunjukan bahwa F_{hit} tidak signifikan. Jadi tidak terdapat pengaruh antara peubah prediktor dan peubah respon secara

keseluruhan. Dilihat pada uji parsial, terdapat $\hat{\beta}_1$ dan $\hat{\beta}_3$ memiliki pengaruh secara signifikan terhadap peubah respon.

- Pada tahun 2015, terdapat pengaruh antara peubah respon dan peubah prediktor secara keseluruhan, karena F_{hit} menunjukkan hasil yang signifikan dengan nilai F_{Tabel} sebesar 2.874. Hasil yang didapatkan pada uji parsial menunjukkan bahwa koefisien regresi secara menyeluruh berpengaruh signifikan terhadap peubah respon.
- Pada tahun 2012, dimana $F_{Tabel} = 2.874$, F_{hit} dinyatakan tidak signifikan. Maka dapat disimpulkan bahwa secara keseluruhan tidak ada pengaruh antara peubah prediktor dan peubah respon. Dilihat dengan uji parsial, seluruh koefisien regresi berpengaruh secara signifikan terhadap peubah respon.

4.9 Pemilihan Model Terbaik dengan R^2 pada data pencilan dengan tingkat singnifikansi 1%

Dengan menggunakan *Software R*, didapatkan hasil nilai dari R^2 pada model regresi dengan OLS dan *robust* penduga M pada setiap data Gizi buruk. Hasil dapat dilihat pada tabel 4.14 :

Tabel 4.14 Nilai R^2 pada data pencilan dengan tingkat signifikansi 1%

Data Tahun	R^2 - OLS	R^2 - Robust M
2016	0.2063	0.3489
2014	0.2270	0.2961

Pendugaan M lebih tinggi daripada nilai R^2 pada OLS. Dapat disimpulkan bahwa model *Robust* mampu menjelaskan peubah respon lebih baik dari pada model OLS saat data mengandung *Outliers* atau pencilan.

4.10 Pendugaan Parameter Model pada data pencilan dengan tingkat signifikansi 1%

Sama seperti sebelumnya, perlu dilakukan pendugaan parameter pada setiap peubah yang ada. Menurut tabel 4.14 pada data gizi buruk tahun 2017, dan 2012 dengan tingkat signifikansi 1% dilakukan pendugaan parameter menggunakan *Robust*. Dengan menggunakan *software R*, hasil pendugaan untuk data gizi buruk pada tahun 2016, dan 2014 dengan tingkat signifikansi 1% adalah sebagai berikut :

Tabel 4.15 Iterasi Maksimal Regresi *Robust M* pada data pencilan dengan signifikansi 1%

Data Tahun	Iterasi Maksimal	$\hat{\beta}_0$	$\hat{\beta}_1$	$\hat{\beta}_2$	$\hat{\beta}_3$	$\ \hat{\beta}_k - \hat{\beta}_{k-1}\ $
2016	9	-17.9282	3.9108	0.0020	0.0520	0.00000125434
	10	-17.9276	3.9108	0.0020	0.0520	0.00000007390
2014	8	-61.0303	5.4852	0.0088	0.0822	0.000003160169
	9	-61.0314	5.4853	0.0088	0.0821	0.000000351549

Persamaan regresi yang telah *robust* pada tahun 2016, dan 2014 dapat ditulis sebagai berikut :

$$y = -17.9276 + 3,9108x_1 + 0,0020x_2 + 0,0520x_3 \quad (4.6)$$

Pada tahun 2016, didapatkan persamaan regresi baru sesuai dengan persamaan pada (4.7) dengan interpretasi sebagai berikut :

- Koefisien slope $\hat{\beta}_1$ sebesar 3,9108 menunjukkan bahwa setiap terjadi kenaikan sebanyak 1% penduduk miskin (x_1), dapat meningkatkan banyaknya penderita gizi buruk sebanyak 3,9108 atau 4 orang
- Besarnya angka slope $\hat{\beta}_2$ 0,0020 menyatakan bahwa sebesar 0,0020 banyaknya penderita gizi buruk akan meningkat, jika terjadi peningkatan sebesar 1 orang/km² kepadatan penduduk (x_2). Dapat dijelaskan juga bahwa, 1000 orang/km², dapat meningkatkan banyaknya penderita gizi buruk sebesar 2 orang.
- Nilai 0,0520 pada slope $\hat{\beta}_3$ mengindikasikan jika terjadinya peningkatan sebesar 1 unit sarana kesehatan (x_3), maka akan terjadi peningkatan pada banyaknya penderita gizi buruk sebanyak 0,0520 orang. Dapat dijelaskan juga bahwa peningkatan 100 sarana Kesehatan akan menaikkan banyaknya penderita gizi buruk sebesar 5,2 atau 5 orang.

$$y = -61,0314 + 5,4853x_1 + 0,0088x_2 + 0,0821x_3 \quad (4.7)$$

Pada tahun 2015, didapatkan persamaan regresi baru sesuai dengan persamaan pada (4.5) dengan interpretasi sebagai berikut :

- Besarnya angka slope $\hat{\beta}_1$ 5,4853 menyatakan bahwa sebesar 5,4853 atau 5 orang penderita gizi buruk akan meningkat, jika terjadi peningkatan sebesar 1 % penduduk miskin (x_1).
- Nilai 0,0088 pada slope $\hat{\beta}_2$ mengindikasikan, jika terjadi peningkatan sebesar 1 orang/Km² kepadatan penduduk (x_2), maka akan terjadi peningkatan pada banyaknya penderita gizi buruk sebanyak 0,0088 orang. Dapat dijelaskan juga bahwa peningkatan

1000 orang/Km², akan menaikkan banyaknya penderita gizi buruk sebesar 8,8 atau 9 orang.

- Koefisien slope $\hat{\beta}_3$ 0,0821 menunjukkan bahwa setiap terjadi kenaikan sebanyak 1 unit sarana kesehatan (x_3), dapat meningkatkan banyaknya penderita gizi buruk sebanyak 0,0821 orang. Dapat dijelaskan juga bahwa, 100 sarana kesehatan, dapat meningkatkan banyaknya penderita gizi buruk sebesar 8,2 atau 8 orang.

Berdasarkan pada tabel 4.15, telah didapatkan pendugaan parameter yang *robust* dengan selisih nilai $\hat{\beta}_k$ dengan $\hat{\beta}_{k-1}$ kurang dari 1×10^{-6} pada akhir iterasi. Sehingga dapat disimpulkan, pada tabel 4.15 adalah model baru untuk menjelaskan jumlah gizi buruk setiap Kabupaten/Kota di Jawa Timur dengan tingkat signifikansi 1%.

4.11 Pengujian Parameter Regresi *Robust* dengan M-Estimation pada data pencilan dengan tingkat signifikansi 1%

Seperti pada data sebelumnya, perlu dilakukan pengujian parameter pada data dengan tingkat signifikansi 1%. Dengan menggunakan software *R*, didapatkan hasil seperti pada tabel 4.16, dengan $\alpha = 1\%$:

Tabel 4.16 Hasil pengujian Parameter model pada data pencilan dengan tingkat signifikansi 1%

Data Tahun	$\hat{\beta}_0$	$\hat{\beta}_1$	$\hat{\beta}_2$	$\hat{\beta}_3$	F_{hit}
2016	-17.9276	3.9108*	0.0020	0.0520*	2.9314
2014	-61.0314	5.4853*	0.0088*	0.0821*	2.5897

Catatan: Tanda * menyatakan signifikan pada taraf 1%

Berdasarkan tabel 4.16, Dengan menggunakan software *R*, dapat disimpulkan bahwa :

- Pada tahun 2016, nilai F_{hit} lebih besar dibandingkan dengan F_{Tabel} sebesar 4.343. Menunjukkan bahwa F_{hit} signifikan. Jadi terdapat pengaruh antara peubah prediktor dan peubah respon secara keseluruhan. Dilihat pada uji parsial, $\hat{\beta}_1$ dan $\hat{\beta}_3$ memiliki pengaruh secara signifikan terhadap peubah respon.
- Pada tahun 2013, terdapat pengaruh antara peubah respon dan peubah prediktor secara keseluruhan, karena F_{hit} menunjukkan hasil yang signifikan dengan nilai F_{Tabel} sebesar 4.343. Hasil yang

didapatkan pada uji parsial menunjukan bahwa koefisien regresi secara menyeluruh berpengaruh signifikan terhadap peubah respon.



BAB V

Kesimpulan dan Saran

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil analisis yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa,

1. Model dengan penduga parameter yang didapatkan dari metode *M-Estimation* dapat efektif digunakan untuk menduga Gizi Buruk di Provinsi Jawa Timur. Hal tersebut didukung dengan hampir seluruh nilai R^2 pada Metode *Robust* penduga *M* menghasilkan nilai yang signifikan terhadap nilai R^2 pada penduga OLS. Hal tersebut sudah cukup membuktikan bahwa metode *robust* penduga *M* lebih baik dibandingkan dengan metode regresi OLS.
2. Hasil persamaan penduga parameter dengan metode OLS tidak berbeda secara signifikan terhadap hasil persamaan penduga parameter dengan menggunakan metode regresi *robust* penduga *M* baik pada tingkat signifikansi 1%, 5% atau 10%. Hal tersebut didukung dengan hasil dari pengujian parameter yang menunjukkan bahwa koefisien regresi yang berpengaruh secara signifikan hampir seluruhnya terletak pada β_i yang sama baik pada metode OLS maupun pada regresi *robust* penduga *M*.

5.2 Saran

1. Sebaiknya diperlukan penelitian terhadap variabel lain yang mempengaruhi gizi buruk pada provinsi Jawa Timur.
2. Penelitian selanjutnya diharapkan dapat melakukan analisis *M-Estimated* dengan pendekatan lain seperti *Boostrap* untuk mengakomodir adanya asumsi non normalitas sisaan.



DAFTAR PUSTAKA

- Algifari. (2009). *Analisis Regresi Teori, Kasus, dan Solusi*. Edisi Kedua. BPFE: Yogyakarta.
- Badan Pusat Statistika (BPS) Jawa Timur. (2017). “*Jawa Timur Dalam Angka 2017*”. Jakarta Pusat : Badan Pusat Statistik.
- Barnett, V., dan Lewis, T., (1994), “*Outliers in Statistical Data*”, 3th Edition, John Wiley and Son Inc.
- Bowerman, B. L. and O’Connel, R. T. (1990). *Linear statistical models, an applied approach*. PWS-KentPublishing Company. Boston.
- Cohen, J., Cohen, P., West, S. G. And Aiken, L. S. (2003). *Applied Multiple Regression/Correlation Anaysis For The Behavioral Sciences*. New Jercey: Lawrence Erlbaum Associate.
- Djarwanto. (2011). *Statistika Nonparametrik*. Edisi Keempat. BPFE: Yogyakarta.
- Draper, N. and H. Smith. (1992). *Analisis Regresi Terapan Edisi Kedua*. Terjemahan oleh Bambang Sumantri. Gramedia Pustaka Utama, Jakarta.
- Gujarati, D. N. dan Porter, D. C. (2009). *Basic Econometric 5th Edition*. McGraw –Hill: New York.
- Gujarati, N Damodar. (1999). *Dasar – dasar Ekonometrika*. Erlangga: Jakarta
- Kurniawan, R. (2016). *Analisis Regresi*. Prenada media https://books.google.co.id/books?redir_esc=y&id=KcY-DwAAQBAJ&q
- Kutner, M.H., Nachtsheim, C. J. and Neter, J. (2004). *Applied Liniear Statistical Model*. MCGraw-Hill: New York.
- Montgomery D.C. And Peck E.A. (1992). *Introduction to Linear regression analysis 2nd edition*. John Wiley. New York.
- Montgomery, Douglas C. (2009). *Introduction to Statistical Quality Control*. USA: John Wiley & Sons, Inc.

Nurmaningsih. "Kemiskinan Menjadi Suatu Masalah Sosial Yang Terjadi Di Kalangan Masyarakat". 19/05/2018 pada 20.53

https://www.kompasiana.com/nurnningsih/kemiskinan-menjadi-suatu-masalah-sosial-yang-terjadi-di-kalangan-masyarakat_596779fb32386d4a3d320a32

Rousseeuw, P.J. and Leroy, A.M. (1987). *Robust Regression and Outlier Detection*. Wiley Interscience, New York.

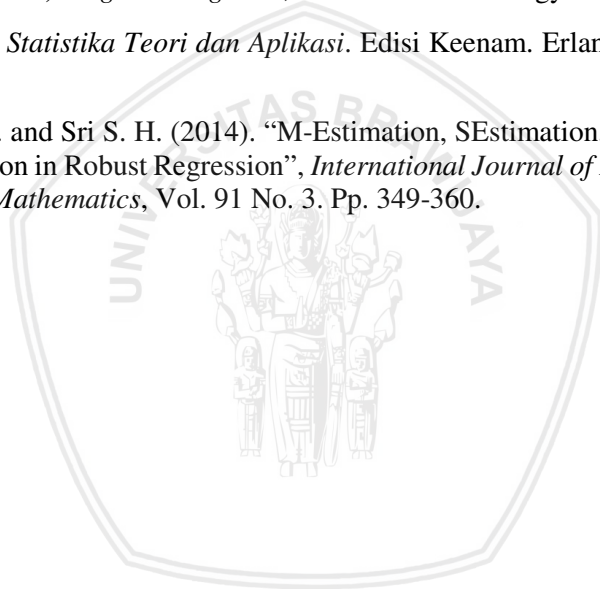
Sembiring, R K. (1995). *Analisis Regresi*. Bandung: Penerbit ITB.

Barnett V. and Lewis T. (1994). *Outliers in Statistical Data*. John Wiley.

Sunaryanto, L. T. (1994). *Regresi Berganda*, ANDI OFFSET: Yogyakarta.

Supranto, J. (2001). *Statistika Teori dan Aplikasi*. Edisi Keenam. Erlangga: Jakarta

Yuliana S., Hasih P. and Sri S. H. (2014). "M-Estimation, SEstimation, And MM-Estimation in Robust Regression", *International Journal of Pure and Applied Mathematics*, Vol. 91 No. 3. Pp. 349-360.



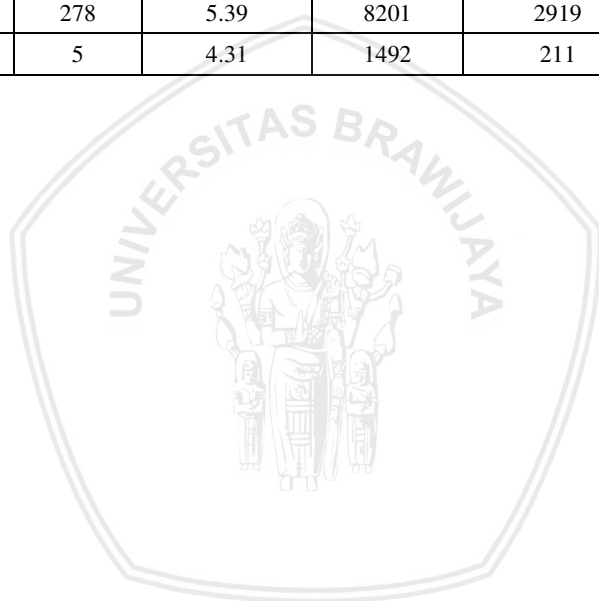
LAMPIRAN

Lampiran 1. Data Gizi Buruk Jawa Timur Tahun 2017

No.	Kabupaten/Kota	Gizi Buruk	Penduduk Miskin (%)	Kepadatan Penduduk (per km2)	jumlah sarana kesehatan
1	Pacitan	38	15.42	398	968
2	Ponorogo	191	11.39	666	1255
3	Trenggalek	21	2.96	604	989
4	Tulungagung	48	8.04	976	1452
5	Blitar	100	9.8	863	1613
6	Kediri	75	12.25	1127	2007
7	Malang	95	11.04	730	3270
8	Lumajang	224	10.87	579	1477
9	Jember	263	11	789	3015
10	Banyuwangi	526	8.64	278	2405
11	Bondowoso	308	14.54	504	1089
12	Situbondo	170	13.05	405	996
13	Probolinggo	178	20.52	681	1408
14	Pasuruan	44	10.34	1089	2126
15	Sidoarjo	12	6.23	3442	1962
16	Mojokerto	217	10.19	1532	1349
17	Jombang	248	10.48	1124	1835
18	Nganjuk	78	11.98	857	1556
19	Madiun	74	12.28	655	1032
20	Magetan	332	10.48	913	1003
21	Ngawi	61	14.91	640	1398
22	Bojonegoro	45	14.34	566	2027
23	Tuban	331	16.87	634	1759
24	Lamongan	111	14.42	667	2012
25	Gresik	115	12.8	1079	1648
26	Bangkalan	242	21.32	969	1309
27	Sampang	70	23.56	777	1257

Lampiran 1. (Lanjutan)

28	Pamekasan	51	16	1089	1202
29	Sumenep	15	19.62	541	1647
30	Kediri	12	8.49	4480	360
31	Blitar	10	8.03	4298	176
32	Malang	55	4.17	5929	690
33	Probolinggo	27	7.84	4114	228
34	Pasuruan	31	7.53	5602	299
35	Mojokerto	1	5.73	7728	178
36	Madiun	14	4.94	5192	284
37	Surabaya	278	5.39	8201	2919
38	Batu	5	4.31	1492	211



Lampiran 2. Data Gizi Buruk Jawa Timur Tahun 2016

No.	Kabupaten/Kota	Gizi Buruk	Penduduk Miskin (%)	Kepadatan Penduduk (per km2)	Jumlah sarana kesehatan
1	Pacitan	64	15.49	397	968
2	Ponorogo	205	11.75	665	1342
3	Trenggalek	31	13.24	603	987
4	Tulungagung	51	8.23	972	1449
5	Blitar	94	9.88	860	1620
6	Kediri	144	12.72	1121	2096
7	Malang	125	11.49	725	3291
8	Lumajang	494	11.22	577	1431
9	Jember	300	10.97	782	3010
10	Banyuwangi	567	8.79	277	2414
11	Bondowoso	138	15	501	1088
12	Situbondo	261	13.34	403	1042
13	Probolinggo	304	20.98	677	1421
14	Pasuruan	73	10.57	1081	2121
15	Sidoarjo	15	6.39	3390	1961
16	Mojokerto	238	10.61	1519	1340
17	Jombang	184	10.7	1119	1826
18	Nganjuk	378	12.25	854	1547
19	Madiun	95	12.69	653	981
20	Magetan	277	11.03	912	997
21	Ngawi	67	15.27	640	1398
22	Bojonegoro	60	14.6	564	2018
23	Tuban	337	17.14	632	1749
24	Lamongan	120	14.89	667	2038
25	Gresik	126	13.19	1067	1601
26	Bangkalan	276	21.41	961	1333
27	Sampang	109	24.11	768	1262
28	Pamekasan	51	16.7	1078	1126
29	Sumenep	17	20.09	539	1822

Lampiran 2. (Lanjutan)

30	Kediri	14	8.4	4448	357
31	Blitar	8	7.18	4271	173
32	Malang	66	4.33	5895	686
33	Probolinggo	36	7.97	4078	228
34	Pasuruan	40	7.62	5560	295
35	Madiun	12	5.16	5177	284
36	Surabaya	280	5.63	8166	2948
37	Batu	6	4.48	1480	211

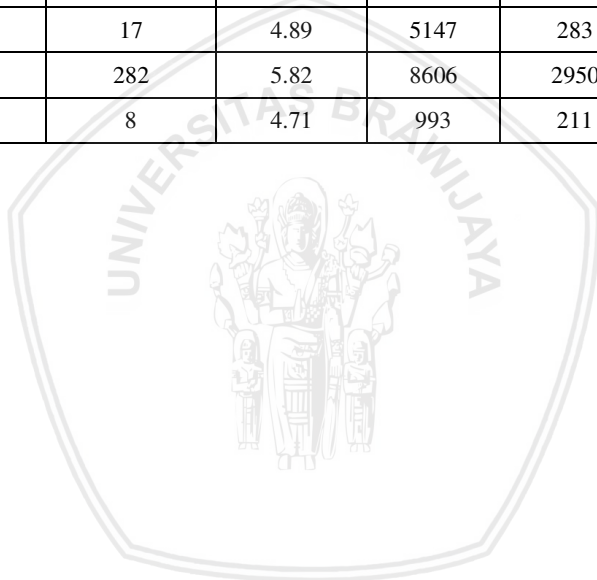


Lampiran 3. Data Gizi Buruk Jawa Timur Tahun 2015

No.	Kabupaten/Kota	Gizi Buruk	Penduduk Miskin (%)	Kepadatan Penduduk (per km2)	Jumlah sarana kesehatan
1	Pacitan	67	16.68	338	920
2	Ponorogo	269	11.91	613	1333
3	Trenggalek	31	13.39	554	998
4	Tulungagung	46	8.57	887	1461
5	Blitar	67	9.97	653	1498
6	Kediri	126	12.91	1016	2002
7	Malang	131	11.53	736	3281
8	Lumajang	616	11.52	571	1458
9	Jember	236	11.22	726	3004
10	Banyuwangi	658	9.17	444	2431
11	Bondowoso	142	14.96	485	1084
12	Situbondo	238	13.63	406	997
13	Probolinggo	398	20.82	668	1351
14	Pasuruan	68	10.72	1064	2115
15	Sidoarjo	23	6.44	2945	1962
16	Mojokerto	243	10.57	1109	1337
17	Jombang	3	10.79	1114	1825
18	Nganjuk	574	12.69	811	1342
19	Madiun	115	12.54	604	989
20	Magetan	218	11.35	889	1104
21	Ngawi	77	15.61	595	1384
22	Bojonegoro	68	15.71	534	2011
23	Tuban	351	17.08	583	1748
24	Lamongan	147	15.38	675	2036
25	Gresik	137	13.63	1015	1586
26	Bangkalan	240	22.57	732	1344

Lampiran 3. (Lanjutan)

27	Sampang	147	25.69	759	1264
28	Pamekasan	56	17.41	1062	1202
29	Sumenep	23	20.2	514	1752
30	Kediri	14	8.51	4058	361
31	Blitar	9	7.29	4179	171
32	Malang	100	4.6	7739	692
33	Probolinggo	29	8.17	4241	228
34	Pasuruan	39	7.47	5127	294
35	Mojokerto	2	6.16	6285	174
36	Madiun	17	4.89	5147	283
37	Surabaya	282	5.82	8606	2950
38	Batu	8	4.71	993	211



Lampiran 4. Data Gizi Buruk Jawa Timur Tahun 2014

No.	Kabupaten/Kota	Gizi Buruk	Penduduk Miskin (%)	Kepadatan Penduduk (per km ²)	Jumlah sarana kesehatan
1	Pacitan	82	16.18	387	934
2	Ponorogo	298	11.53	612	1399
3	Trenggalek	39	13.1	552	990
4	Tulungagung	40	8.75	883	1453
5	Blitar	53	10.22	651	1646
6	Kediri	197	12.77	1011	1996
7	Malang	145	11.07	731	3146
8	Lumajang	780	11.75	569	1414
9	Jember	470	11.28	722	2998
10	Banyuwangi	937	9.29	442	2470
11	Bondowoso	216	14.76	482	1233
12	Situbondo	251	13.15	403	1013
13	Probolinggo	354	20.44	664	1560
14	Pasuruan	68	10.86	1056	2197
15	Sidoarjo	21	6.4	2898	2032
16	Mojokerto	189	10.56	1099	1529
17	Jombang	22	10.8	1108	1787
18	Nganjuk	333	13.14	808	1512
19	Madiun	117	12.04	602	1022
20	Magetan	184	11.8	888	1088
21	Ngawi	63	14.88	594	1376
22	Bojonegoro	55	15.48	532	1972
23	Tuban	378	16.64	580	1735
24	Lamongan	217	15.68	675	2170
25	Gresik	203	13.41	1003	1737
26	Bangkalan	164	22.38	726	1178
27	Sampang	115	25.8	750	1312
28	Pamekasan	68	17.74	1051	1125
29	Sumenep	39	20.49	512	1659

Lampiran 4. (Lanjutan)

30	Kediri	13	7.95	4030	349
31	Blitar	8	7.15	4149	170
32	Malang	119	4.8	7691	679
33	Probolinggo	34	8.37	4200	226
34	Pasuruan	41	7.34	5088	287
35	Mojokerto	13	6.42	6236	174
36	Madiun	22	4.86	5129	281
37	Surabaya	366	5.79	8562	2909
38	Batu	10	4.59	983	209



Lampiran 5. Data Gizi Buruk Jawa Timur Tahun 2013

No	Kabupaten/Kota	Gizi Buruk	Penduduk Miskin (%)	Kepadatan Penduduk (per km ²)	jumlah sarana kesehatan
1	Pacitan	5	16.73	382	933
2	Ponorogo	250	11.92	606	1399
3	Trenggalek	27	13.56	544	990
4	Tulungagung	54	9.07	871	1454
5	Blitar	71	10.57	644	1646
6	Kediri	757	13.23	998	1996
7	Malang	243	11.48	721	3145
8	Lumajang	469	12.14	564	1414
9	Jember	134	11.68	718	2998
10	Banyuwangi	890	9.61	439	2469
11	Bondowoso	225	15.29	484	1233
12	Situbondo	190	16.65	397	1011
13	Probolinggo	472	21.21	650	1560
14	Pasuruan	92	11.26	1043	2197
15	Sidoarjo	26	6.72	2838	2032
16	Mojokerto	139	10.99	1079	1529
17	Jombang	24	11.17	1091	1787
18	Nganjuk	84	13.6	795	1512
19	Madiun	43	12.45	596	1022
20	Magetan	156	12.19	879	1088
21	Ngawi	147	15.45	587	1375
22	Bojonegoro	154	16.02	527	1972
23	Tuban	403	17.23	573	1735
24	Lamongan	347	16.18	674	2169
25	Gresik	139	13.94	981	1736
26	Bangkalan	107	23.23	716	1178
27	Sampang	151	27.08	743	1312
28	Pamekasan	107	18.53	1032	1124
29	Sumenep	40	21.22	508	1659

Lampiran 5. (Lanjutan)

30	Kediri	5	8.23	4129	349
31	Blitar	11	7.42	4112	170
32	Malang	125	4.87	7644	678
33	Probolinggo	43	8.55	3998	226
34	Pasuruan	5	7.6	5060	287
35	Mojokerto	46	6.65	6190	174
36	Madiun	23	6.65	5121	281
37	Surabaya	568	5.02	8551	2908
38	Batu	12	6	981	209



Lampiran 6. Data Gizi Buruk Jawa Timur Tahun 2012

No,	Kabupaten/Kota	Gizi Buruk	Penduduk Miskin (%)	Kepadatan Penduduk (per km2)	Jumlah sarana kesehatan
1	Pacitan	25	17.29	381	891
2	Ponorogo	279	11.76	605	1268
3	Trenggalek	435	14.21	542	993
4	Tulungagung	109	9.4	867	1305
5	Blitar	100	10.74	640	1626
6	Kediri	345	13.71	992	1998
7	Malang	151	11.04	716	3094
8	Lumajang	184	12.4	561	1330
9	Jember	292	11.81	714	3007
10	Banyuwangi	991	9.97	437	2425
11	Bondowoso	269	15.81	481	1233
12	Situbondo	1453	14.34	395	961
13	Probolinggo	919	22.22	646	1465
14	Pasuruan	85	11.58	1035	2075
15	Sidoarjo	32	6.44	2794	1895
16	Mojokerto	81	10.71	1071	1526
17	Jombang	34	12.23	1082	1820
18	Nganjuk	203	13.22	791	1512
19	Madiun	247	13.7	593	1002
20	Magetan	106	11.5	877	1003
21	Ngawi	1219	15.99	585	1374
22	Bojonegoro	300	16.66	525	1781
23	Tuban	328	17.84	569	1745
24	Lamongan	503	16.7	673	2166
25	Gresik	242	14.35	969	1553
26	Bangkalan	382	24.7	708	1324
27	Sampang	148	27.79	735	1210
28	Pamekasan	112	19.61	1020	1066
29	Sumenep	13	21.96	505	1725

Lampiran 6. (Lanjutan)

30	Kediri	13	8.14	4085	349
31	Blitar	17	6.75	4093	170
32	Malang	136	5.21	7587	718
33	Probolinggo	251	10.92	3970	225
34	Pasuruan	65	7.9	5005	285
35	Mojokerto	88	6.48	6130	172
36	Madiun	58	5.37	5085	283
37	Surabaya	824	6.25	8502	2900
38	Batu	17	4.47	974	209



Lampiran 7. Output *Software R* Uji Normalitas

Data 1

One-sample Kolmogorov-Smirnov test

data: Eols

D = 0.60526, p-value = 7.161e-14

alternative hypothesis: two-sided

Data 2

One-sample Kolmogorov-Smirnov test

data: Eols

D = 0.62162, p-value = 2.531e-14

alternative hypothesis: two-sided

Data 3

One-sample Kolmogorov-Smirnov test

data: Eols

D = 0.71053, p-value = 2.22e-16

alternative hypothesis: two-sided

Data 4

One-sample Kolmogorov-Smirnov test

data: res

D = 0.57895, p-value = 1.301e-12

alternative hypothesis: two-sided

Data 5

One-sample Kolmogorov-Smirnov test

data: Eols

D = 0.57895, p-value = 1.301e-12

alternative hypothesis: two-sided

Data 6

One-sample Kolmogorov-Smirnov test

data: Eols

D = 0.75952, p-value = 2.22e-16

alternative hypothesis: two-sided



Lampiran 8. Hasil Pengujian Parsial Parameter Model Regresi

Hasil pengujian parsial Parameter Model Regresi pada data pencilan dengan tingkat signifikansi 10%					
Data Tahun 2017					
Output OLS					
Variabel	Simbol	Nilai Koefisien	t-hit	P-value	Keterangan
Intersep	B0	-28.18901			
X1 thd Y	B1	4.37693	5.58431	0.00000	Signifikan
X2 thd Y	B2	0.00302	1.63650	0.11153	Tidak Signifikan
X3 thd Y	B3	0.05378	12.35417	0.00000	Signifikan
Output Robust					
Variabel	Simbol	Nilai Koefisien	t-hit	P-value	Keterangan
Intersep	B0	-29.50163			
X1 thd Y	B1	3.97083	4.84544	0.00003	Signifikan
X2 thd Y	B2	0.00364	1.89211	0.06756	Signifikan
X3 thd Y	B3	0.05463	12.02664	0.00000	Signifikan

Data Tahun 2013					
Output OLS					
Variabel	Simbol	Nilai Koefisien	t-hit	P-value	Keterangan
Intersep	B0	-155.62733			
X1 thd Y	B1	7.95923	5.98449	0.00000	Signifikan
X2 thd Y	B2	0.02421	7.37071	0.00000	Signifikan
X3 thd Y	B3	0.09804	13.67331	0.00000	Signifikan

Lampiran 8. (Lanjutan)

Output Robust					
Variabel	Simbol	Nilai Koefisien	t-hit	P-value	Keterangan
Intersep	B0	-36.65531			
X1 thd Y	B1	4.38787	2.95107	0.00588	Signifikan
X2 thd Y	B2	0.00518	1.11495	0.27317	Tidak Signifikan
X3 thd Y	B3	0.05068	5.18607	0.00001	Signifikan



Lampiran 8. (Lanjutan)

Hasil pengujian parsial Parameter Model Regresi pada data pencilan dengan tingkat signifikansi 5%					
Data Tahun 2017					
Output OLS					
Variabel	Simbol	Nilai Koefisien	t-hit	P-value	Keterangan
Intersep	B0	-16.62279			
X1 thd Y	B1	4.08697	4.63143	0.00005	Signifikan
X2 thd Y	B2	0.00140	0.66616	0.50994	Tidak Signifikan
X3 thd Y	B3	0.05210	10.36195	0.00000	Signifikan
Output Robust					
Variabel	Simbol	Nilai Koefisien	t-hit	P-value	Keterangan
Intersep	B0	-18.57018			
X1 thd Y	B1	3.90558	4.52492	0.00007	Signifikan
X2 thd Y	B2	0.00215	1.05819	0.29765	Tidak Signifikan
X3 thd Y	B3	0.05224	10.90600	0.00000	Signifikan

Data Tahun 2015					
Output OLS					
Variabel	Simbol	Nilai Koefisien	t-hit	P-value	Keterangan
Intersep	B0	-62.36426			
X1 thd Y	B1	7.91135	6.59828	0.00000	Signifikan
X2 thd Y	B2	0.00777	2.82508	0.00807	Signifikan
X3 thd Y	B3	0.04807	7.95240	0.00000	Signifikan

Output Robust					
Variabel	Simbol	Nilai Koefisien	t-hit	P-value	Keterangan
Intersep	B0	-63.01135			
X1 thd Y	B1	6.25674	4.79516	0.00004	Signifikan
X2 thd Y	B2	0.00947	3.20743	0.00304	Signifikan
X3 thd Y	B3	0.05045	7.83129	0.00000	Signifikan

Data Tahun 2012					
Output OLS					
Variabel	Simbol	Nilai Koefisien	t-hit	P-value	Keterangan
Intersep	B0	-190.90800			
X1 thd Y	B1	12.32802	6.31798	0.00000	Signifikan
X2 thd Y	B2	0.03589	7.26189	0.00000	Signifikan
X3 thd Y	B3	0.12216	10.61412	0.00000	Signifikan
Output Robust					
Variabel	Simbol	Nilai Koefisien	t-hit	P-value	Keterangan
Intersep	B0	-144.95980			
X1 thd Y	B1	10.72669	5.24755	0.00001	Signifikan
X2 thd Y	B2	0.02917	5.24774	0.00001	Signifikan
X3 thd Y	B3	0.10310	8.20486	0.00000	Signifikan

Lampiran 8. (Lanjutan)

Hasil pengujian parsial Parameter Model Regresi pada data pencilan dengan tingkat signifikansi 1%					
Data Tahun 2016					
Output OLS					
Variabel	Simbol	Nilai Koefisien	t-hit	P-value	Keterangan
Intersep	B0	1.21358			
X1 thd Y	B1	3.09852	3.12673	0.00375	Signifikan
X2 thd Y	B2	-0.00074	-0.31857	0.75212	Tidak Signifikan
X3 thd Y	B3	0.05530	10.04917	0.00000	Signifikan
Output Robust					
Variabel	Simbol	Nilai Koefisien	t-hit	P-value	Keterangan
Intersep	B0	-17.92770			
X1 thd Y	B1	3.91083	3.71438	0.00078	Signifikan
X2 thd Y	B2	0.00206	0.83026	0.41254	Tidak Signifikan
X3 thd Y	B3	0.05209	8.91535	0.00000	Signifikan

Data Tahun 2014					
Output OLS					
Variabel	Simbol	Nilai Koefisien	t-hit	P-value	Keterangan
Intersep	B0	-46.37873			
X1 thd Y	B1	4.22652	2.47266	0.01891	Signifikan
X2 thd Y	B2	0.00635	1.60061	0.11929	Tidak Signifikan
X3 thd Y	B3	0.09264	10.18537	0.00000	Signifikan

Lampiran 8. (Lanjutan)

Output Robust					
Variabel	Simbol	Nilai Koefisien	t-hit	P-value	Keterangan
Intersep	B0	-61.03149			
X1 thd Y	B1	5.48534	3.11856	0.00383	Signifikan
X2 thd Y	B2	0.00000	2.17298	0.03730	Signifikan
X3 thd Y	B3	0.08220	8.81724	0.00000	Signifikan



Lampiran 9. *Output Software R Data Tahun 2017* sebelum data ke - n dihapuskan

```
> ##Memanggil data  
> data=read.csv("D:/Data1n37.csv",header=TRUE)  
> data
```

	Y	X1	X2	X3
1	64	15.49	3970	968
2	205	11.75	665	1342
3	31	13.24	603	987
4	51	8.23	972	1449
5	94	9.88	860	1620
6	144	12.72	1121	2096
7	125	11.49	725	3291
8	494	11.22	577	1431
9	300	10.97	782	3010
10	567	8.79	277	2414
11	138	15.00	501	1088
12	261	13.34	403	1042
13	304	20.98	677	1421
14	73	10.57	1081	2121
15	15	6.39	3390	1961
16	238	10.61	1519	1340
17	184	10.70	1119	1826
18	378	12.25	854	1547
19	95	12.69	653	981
20	277	11.03	912	997
21	67	15.27	640	1398
22	60	14.60	564	2018
23	337	17.14	632	1749
24	120	14.89	667	2038
25	126	13.19	1067	1601
26	276	21.41	961	1333
27	109	24.11	768	1262
28	51	16.70	1078	1126
29	17	20.09	539	1822
30	14	8.40	4448	357
31	8	7.18	4271	173
32	66	4.33	5895	686
33	36	7.97	4078	228
34	40	7.62	5560	295
35	12	5.16	5177	284
36	280	5.63	8166	2948
37	6	4.48	1480	211

Lampiran 9. (Lanjutan)

```

> X0=matrix(c(rep(1,37)),37,1)
> X1=matrix(c(rep(0,37)),37,1)
> X2=matrix(c(rep(0,37)),37,1)
> X3=matrix(c(rep(0,37)),37,1)
> Y=matrix(c(rep(0,37)),37,1)
> D=matrix(c(rep(0,37)),37,1)
> for (i in 1:37)
+ {
+   X1[i]=data[i,2]
+   X2[i]=data[i,3]
+   X3[i]=data[i,4]
+   Y[i]=data[i,1]
+ }
> ##Pendugaan Koefisien Path dengan Metode OLS dan WLS
> p=4
> n=length(X1)
>
> X13=cbind(X0,X1,X2,X3)
>
> library(MASS)
> Beta_topi=solve(t(X13)%*%X13)%*%(t(X13)%*%Y)
> Beta_topi
      [,1]
[1,] 100.18091701
[2,] -0.92830823
[3,] -0.01577538
[4,] 0.06551749
>
> ##Mendapatkan Residual OLS
> Eols=Y-X13%*%Beta_topi
>
> #Menghitung MSE dan R2
> n=length(Y)
> JKToIs=sum(Y^2)-n*mean(Y)^2
> JKRoIs=t(Beta_topi)%*%t(X13)%*%Y-n*mean(Y)^2
> JKGoIs=JKToIs-JKRoIs
> R2oIs=JKRoIs/JKToIs
> KTGoIs=JKGoIs/(n-3-1)
> KTGoIs
      [,1]
[1,] 17102.06
> SE=sqrt(diag(solve(t(X13)%*%X13))*KTGoIs)

```

Lampiran 9. (Lanjutan)

Warning message:

In diag(solve(t(X13) %*% X13)) * KTGo1s :

Recycling array of length 1 in vector-array arithmetic
c is deprecated.

Use c() or as.vector() instead.

```
> to1s=Beta_topi/SE
```

```
> to1s
```

```
      [,1]  
[1,]  1.0128596  
[2,] -0.1665162  
[3,] -1.1234843  
[4,]  2.2308355
```

```
> R2o1s
```

```
      [,1]  
[1,] 0.2127728
```

```
>
```

```
> ##Mendeteksi data yang mengandung pencilan
```

```
> #Hii
```

```
> H=X13%*%solve(t(X13)%*%X13)%*%t(X13)
```

```
> Hii=diag(H)
```

```
> Cutoff=2*(3+1)/37
```

```
> DeteksiPencilan=matrix(c(rep(0,37)),37,1)
```

```
> Di=matrix(c(rep(0,37)),37,1)
```

```
> JKSh=matrix(c(rep(0,37)),37,1)
```

```
> DeteksiPencilanTres=matrix(c(rep(0,37)),37,1)
```

```
> Tres=matrix(c(rep(0,37)),37,1)
```

```
>
```

```
> for (i in 1:37)
```

```
+ {
```

```
+   if (Hii[i]>Cutoff) {DeteksiPencilan[i]=1}
```

```
+   h1=Eo1s[i]
```

```
+   h2=Hii[i]
```

```
+   Di[i]=(1/(3*KTGo1s))*(h1^2*h2/(1-h2)^2)
```

```
+ }
```

```
> Hii
```

```
[1] 0.13858841 0.04582777 0.05491196 0.07835677 0.0568  
8509 0.04879524 0.19790440  
[8] 0.05139237 0.15621605 0.13227296 0.05372565 0.0573  
6760 0.13471391 0.06197656  
[15] 0.09280949 0.03469729 0.04607078 0.03639481 0.0553  
8154 0.05667096 0.04288066
```

Lampiran 9. (Lanjutan)

```
[22] 0.05006860 0.06034180 0.05132295 0.03169194 0.154
82631 0.24235248 0.06196248
```

```
[29] 0.11271702 0.10574217 0.12051068 0.15722438 0.1087
0151 0.15337390 0.14467471
```

```
[36] 0.58715490 0.22349388
```

```
> Cutoff
```

```
[1] 0.2162162
```

```
> DeteksiPencilan
```

```
[,1]
[1,] 0
[2,] 0
[3,] 0
[4,] 0
[5,] 0
[6,] 0
[7,] 0
[8,] 0
[9,] 0
[10,] 0
[11,] 0
[12,] 0
[13,] 0
[14,] 0
[15,] 0
[16,] 0
[17,] 0
[18,] 0
[19,] 0
[20,] 0
[21,] 0
[22,] 0
[23,] 0
[24,] 0
[25,] 0
[26,] 0
[27,] 1
[28,] 0
[29,] 0
[30,] 0
[31,] 0
[32,] 0
[33,] 0
```



Lampiran 9. (Lanjutan)

```
[34,]    0
[35,]    0
[36,]    1
[37,]    1
```

```
> Di
```

```
      [,1]
[1,] 1.858340e-03
[2,] 1.438604e-03
[3,] 1.504266e-02
[4,] 2.638588e-02
[5,] 1.000297e-02
[6,] 4.307251e-03
[7,] 1.706243e-01
[8,] 1.136892e-01
[9,] 2.701000e-03
[10,] 3.532302e-01
[11,] 1.583341e-04
[12,] 1.558591e-02
[13,] 6.959670e-02
[14,] 2.663153e-02
[15,] 5.229711e-02
[16,] 5.101275e-03
[17,] 6.684284e-05
[18,] 3.095933e-02
[19,] 2.714728e-03
[20,] 2.300051e-02
[21,] 9.215450e-03
[22,] 2.431493e-02
[23,] 2.921992e-02
[24,] 8.875647e-03
[25,] 1.646843e-03
[26,] 6.445465e-02
[27,] 1.275286e-02
[28,] 1.122763e-02
[29,] 8.585398e-02
[30,] 2.574164e-03
[31,] 2.637903e-03
[32,] 1.380783e-03
[33,] 1.455812e-04
[34,] 9.732698e-04
[35,] 1.592859e-03
[36,] 9.785420e-01
```



Lampiran 9. (Lanjutan)

```
[37,] 4.681491e-02
>
>
> #Tres
> DeteksiPencilanTres=matrix(c(rep(0,37)),37,1)
> Tres=matrix(c(rep(0,37)),37,1)
>
> Thit=qt(0.95,37-5) #0.95 untuk alpha 10%
>
>
> for (i in 1:37)
+ {
+   h1=Eols[i]
+   h2=Hii[i]
+   JKSh[i]=JKGols*(1-Hii[i])-Eols[i]**2
+   Tres[i]=Eols[i]*sqrt((n-5)/JKSh[i])
+   AbsTres=abs(Tres)
+   if (AbsTres[i]>Thit) {DeteksiPencilanTres[i]=1}
+ }
>
>
> Tres
      [,1]
[1,] -0.18340502
[2,]  0.29559048
[3,] -0.87824490
[4,] -0.96387842
[5,] -0.69988217
[6,] -0.49612471
[7,] -1.46515542
[8,]  2.74660891
[9,]  0.20614934
[10,] 2.92234105
[11,] -0.09008213
[12,]  0.87336937
[13,]  1.16427504
[14,] -1.10325575
[15,] -1.24883141
[16,]  0.64672828
[17,] -0.06345688
[18,]  1.60516660
[19,] -0.36779305
```

Lampiran 9. (Lanjutan)

```
[20,] 1.07421508
[21,] -0.78088698
[22,] -1.18353669
[23,] 1.17508007
[24,] -0.69605751
[25,] -0.38347111
[26,] 1.02828999
[27,] -0.34117785
[28,] -0.70867951
[29,] -1.44731751
[30,] -0.25190349
[31,] -0.23685960
[32,] 0.14678562
[33,] -0.05893165
[34,] 0.12504647
[35,] -0.16558564
[36,] 1.46120565
[37,] -0.69301916
```

```
> DeteksiPencilanTres
```

```
[,1]
[1,] 0
[2,] 0
[3,] 0
[4,] 0
[5,] 0
[6,] 0
[7,] 0
[8,] 1
[9,] 0
[10,] 1
[11,] 0
[12,] 0
[13,] 0
[14,] 0
[15,] 0
[16,] 0
[17,] 0
[18,] 0
[19,] 0
[20,] 0
[21,] 0
[22,] 0
```



Lampiran 9. (Lanjutan)

```
[23,]    0
[24,]    0
[25,]    0
[26,]    0
[27,]    0
[28,]    0
[29,]    0
[30,]    0
[31,]    0
[32,]    0
[33,]    0
[34,]    0
[35,]    0
[36,]    0
[37,]    0
>
> #Tres
> DeteksiPencilanTres=matrix(c(rep(0,37)),37,1)
> Tres=matrix(c(rep(0,37)),37,1)
>
> Thit=qt(0.975,37-5) #0.975 untuk alpha 5%
>
>
> for (i in 1:37)
+ {
+   h1=Eols[i]
+   h2=Hii[i]
+   JKSh[i]=JKGols*(1-Hii[i])-Eols[i]**2
+   Tres[i]=Eols[i]*sqrt((n-5)/JKSh[i])
+   AbsTres=abs(Tres)
+   if (AbsTres[i]>Thit) {DeteksiPencilanTres[i]=1}
+ }
>
>
> Tres
      [,1]
[1,] -0.18340502
[2,]  0.29559048
[3,] -0.87824490
[4,] -0.96387842
[5,] -0.69988217
[6,] -0.49612471
```

Lampiran 9. (Lanjutan)

```
[7,] -1.46515542
[8,]  2.74660891
[9,]  0.20614934
[10,] 2.92234105
[11,] -0.09008213
[12,]  0.87336937
[13,]  1.16427504
[14,] -1.10325575
[15,] -1.24883141
[16,]  0.64672828
[17,] -0.06345688
[18,]  1.60516660
[19,] -0.36779305
[20,]  1.07421508
[21,] -0.78088698
[22,] -1.18353669
[23,]  1.17508007
[24,] -0.69605751
[25,] -0.38347111
[26,]  1.02828999
[27,] -0.34117785
[28,] -0.70867951
[29,] -1.44731751
[30,] -0.25190349
[31,] -0.23685960
[32,]  0.14678562
[33,] -0.05893165
[34,]  0.12504647
[35,] -0.16558564
[36,]  1.46120565
[37,] -0.69301916
```

```
> DeteksiPencilanTres
```

```
[,1]
[1,] 0
[2,] 0
[3,] 0
[4,] 0
[5,] 0
[6,] 0
[7,] 0
[8,] 1
[9,] 0
```



Lampiran 9. (Lanjutan)

```
[10,] 1
[11,] 0
[12,] 0
[13,] 0
[14,] 0
[15,] 0
[16,] 0
[17,] 0
[18,] 0
[19,] 0
[20,] 0
[21,] 0
[22,] 0
[23,] 0
[24,] 0
[25,] 0
[26,] 0
[27,] 0
[28,] 0
[29,] 0
[30,] 0
[31,] 0
[32,] 0
[33,] 0
[34,] 0
[35,] 0
[36,] 0
[37,] 0
```

```
>
> #Tres
> DeteksiPencilanTres=matrix(c(rep(0,37)),37,1)
> Tres=matrix(c(rep(0,37)),37,1)
>
> Thit=qt(0.995,37-5) #0.995 untuk alpha 1%,
>
>
> for (i in 1:37)
+ {
+   h1=Eols[i]
+   h2=Hii[i]
+   JKSh[i]=JKGols*(1-Hii[i])-Eols[i]**2
+   Tres[i]=Eols[i]*sqrt((n-5)/JKSh[i])
+ }
```



Lampiran 9. (Lanjutan)

```
+ AbsTres=abs(Tres)
+ if (AbsTres[i]>Thit) {DeteksiPencilanTres[i]=1}
+ }
>
>
> Tres
      [,1]
[1,] -0.18340502
[2,]  0.29559048
[3,] -0.87824490
[4,] -0.96387842
[5,] -0.69988217
[6,] -0.49612471
[7,] -1.46515542
[8,]  2.74660891
[9,]  0.20614934
[10,] 2.92234105
[11,] -0.09008213
[12,]  0.87336937
[13,]  1.16427504
[14,] -1.10325575
[15,] -1.24883141
[16,]  0.64672828
[17,] -0.06345688
[18,]  1.60516660
[19,] -0.36779305
[20,]  1.07421508
[21,] -0.78088698
[22,] -1.18353669
[23,]  1.17508007
[24,] -0.69605751
[25,] -0.38347111
[26,]  1.02828999
[27,] -0.34117785
[28,] -0.70867951
[29,] -1.44731751
[30,] -0.25190349
[31,] -0.23685960
[32,]  0.14678562
[33,] -0.05893165
[34,]  0.12504647
[35,] -0.16558564
```

Lampiran 9. (Lanjutan)

```
[36,] 1.46120565
```

```
[37,] -0.69301916
```

```
> DeteksiPencilanTres
```

```
[,1]
```

```
[1,] 0
```

```
[2,] 0
```

```
[3,] 0
```

```
[4,] 0
```

```
[5,] 0
```

```
[6,] 0
```

```
[7,] 0
```

```
[8,] 1
```

```
[9,] 0
```

```
[10,] 1
```

```
[11,] 0
```

```
[12,] 0
```

```
[13,] 0
```

```
[14,] 0
```

```
[15,] 0
```

```
[16,] 0
```

```
[17,] 0
```

```
[18,] 0
```

```
[19,] 0
```

```
[20,] 0
```

```
[21,] 0
```

```
[22,] 0
```

```
[23,] 0
```

```
[24,] 0
```

```
[25,] 0
```

```
[26,] 0
```

```
[27,] 0
```

```
[28,] 0
```

```
[29,] 0
```

```
[30,] 0
```

```
[31,] 0
```

```
[32,] 0
```

```
[33,] 0
```

```
[34,] 0
```

```
[35,] 0
```

```
[36,] 0
```

```
[37,] 0
```

```
>
```



Lampiran 9. (Lanjutan)

```

> # M-Robust
> ## Iterasi 1
> Beta_topi_OLS=solve(t(X13)%*%X13)%*%(t(X13)%*%Y)
> Beta_topi_OLS
      [,1]
[1,] 100.18091701
[2,] -0.92830823
[3,] -0.01577538
[4,] 0.06551749
> Eols=Y-X13%*%Beta_topi_OLS
> s=median(abs(Eols-median(Eols)))/0.6745
> U=Eols/s
> w1=matrix(c(rep(0,37*37)),37,37)
>
> for (i in 1:37)
+ {
+   Abso_u=abs(U[i])
+   if (Abso_u<4.685) {w1[i,i]=(1-(U[i]/4.685)**2)**2}
+ }
> BM1=solve(t(X13)%*%w1%*%X13)%*%(t(X13)%*%w1%*%Y)
> BM1
      [,1]
[1,] 35.974569135
[2,] 2.423392746
[3,] -0.006679708
[4,] 0.060893977
> JKTw1s1=sum(Y^2)-n*mean(Y)^2
> JKRw1s1=t(BM1)%*%t(X13)%*%w1%*%Y-n*mean(Y)^2
> JKGw1s1=JKTw1s1-JKRw1s1
> R2w1s1=abs(JKRw1s1/JKTw1s1)
> KTGw1s1=JKGw1s1/(n-3-1)
> SE=sqrt(diag(solve(t(X13)%*%w1%*%X13))*KTGw1s1/n)
Warning message:
In diag(solve(t(X13) %*% w1 %*% X13)) * KTGw1s1 :
  Recycling array of length 1 in vector-array arithmetic
  c is deprecated.
  Use c() or as.vector() instead.

> tw1s1=BM1/SE
> tw1s1
      [,1]

```

Lampiran 9. (Lanjutan)

```
[1,] 1.656306
[2,] 1.964390
[3,] -2.167469
[4,] 9.438627
> R2wls1
      [,1]
[1,] 0.2304799
>
> ## Iterasi 1-30
>
> Ewls_old=Eols
> w_old=w1
> BM_old=Beta_topi_OLS
> Iter_max=30
> Matriks_Info=matrix(c(rep(0,Iter_max*10)),Iter_max,10
)
>
>
> for (j in 1:Iter_max)
+ {
+
+     s=median(abs(Ewls_old-median(Ewls_old)))/0.6745
+     U=Ewls_old/s
+     W_new=matrix(c(rep(0,37*37)),37,37)
+
+     for (i in 1:37)
+     {
+         Abso_u=abs(U[i])
+         if (Abso_u<4.685) {W_new[i,i]=(1-(U[i]/4.685)
**2)**2}
+     }
+     BM_new=solve(t(X13)%*%W_new%*%X13)%*%(t(X13)%*%W_
new%*%Y)
+     BM_new
+     JKTwls_new=sum(Y^2)-n*mean(Y)^2
+     JKRwls_new=t(BM_new)%*%t(X13)%*%W_new %*%Y-n*mean
(Y)^2
+     JKGwls_new=JKTwls_new-JKRwls_new
+     R2wls_new=abs(JKRwls_new/JKTwls_new)
+     KTGwls_new=JKGwls_new/(n-3-1)
+     SE=sqrt(diag(solve(t(X13)%*%W_new%*%X13))*KTGwls_
new/n)
```

Lampiran 9. (Lanjutan)

```

+     twls_new=BM_new/SE
+     twls_new
+     R2wls_new
+     Norm_Beta_=sum((BM_old-BM_new)**2)/4
+     Norm_Beta_
+     Ewls_old=Y-X13%*%BM_new
+     BM_old=BM_new
+     Matriks_Info[j,1]=BM_new[1]
+     Matriks_Info[j,2]=BM_new[2]
+     Matriks_Info[j,3]=BM_new[3]
+     Matriks_Info[j,4]=BM_new[4]
+     Matriks_Info[j,5]=twls_new[1]
+     Matriks_Info[j,6]=twls_new[2]
+     Matriks_Info[j,7]=twls_new[3]
+     Matriks_Info[j,8]=twls_new[4]
+     Matriks_Info[j,9]=R2wls_new
+     Matriks_Info[j,10]=Norm_Beta_
+ }

```

There were 30 warnings (use warnings() to see them)

```

>
> Matriks_Info

```

	[,1]	[,2]	[,3]	[,4]
[,5]	[,6]			
[1,]	35.9745691	2.423393	-6.679708e-03	0.06089398
65630570	1.964390			
[2,]	-0.5132236	4.415818	-1.367151e-03	0.05647404
02210549	3.327757			
[3,]	-6.1404944	4.786272	-4.606540e-04	0.05479362
26521958	3.617396			
[4,]	-9.4869294	4.967228	2.810692e-05	0.05425675
40675658	3.726990			
[5,]	-10.2187419	5.007524	1.436103e-04	0.05409053
43771715	3.753974			
[6,]	-10.3417666	5.014653	1.650954e-04	0.05404560
44291109	3.758833			
[7,]	-10.3491038	5.015302	1.672584e-04	0.05403467
44321876	3.759325			
[8,]	-10.3429248	5.015083	1.666409e-04	0.05403236
44295710	3.759207			
[9,]	-10.3388596	5.014910	1.661074e-04	0.05403199
44278529	3.759104			

Lampiran 9. (Lanjutan)

[10,]	-10.3371041	5.014833	1.658587e-04	0.05403199	-0.44271117	3.759057
[11,]	-10.3364627	5.014804	1.657638e-04	0.05403201	-0.44268410	3.759039
[12,]	-10.3362510	5.014795	1.657314e-04	0.05403203	-0.44267517	3.759034
[13,]	-10.3361863	5.014792	1.657211e-04	0.05403203	-0.44267245	3.759032
[14,]	-10.3361678	5.014791	1.657181e-04	0.05403204	-0.44267167	3.759031
[15,]	-10.3361629	5.014791	1.657173e-04	0.05403204	-0.44267146	3.759031
[16,]	-10.3361617	5.014791	1.657171e-04	0.05403204	-0.44267141	3.759031
[17,]	-10.3361614	5.014791	1.657170e-04	0.05403204	-0.44267140	3.759031
[18,]	-10.3361614	5.014791	1.657170e-04	0.05403204	-0.44267140	3.759031
[19,]	-10.3361614	5.014791	1.657170e-04	0.05403204	-0.44267140	3.759031
[20,]	-10.3361614	5.014791	1.657170e-04	0.05403204	-0.44267140	3.759031
[21,]	-10.3361614	5.014791	1.657170e-04	0.05403204	-0.44267140	3.759031
[22,]	-10.3361614	5.014791	1.657170e-04	0.05403204	-0.44267140	3.759031
[23,]	-10.3361614	5.014791	1.657170e-04	0.05403204	-0.44267140	3.759031
[24,]	-10.3361614	5.014791	1.657170e-04	0.05403204	-0.44267140	3.759031
[25,]	-10.3361614	5.014791	1.657170e-04	0.05403204	-0.44267140	3.759031
[26,]	-10.3361614	5.014791	1.657170e-04	0.05403204	-0.44267140	3.759031
[27,]	-10.3361614	5.014791	1.657170e-04	0.05403204	-0.44267140	3.759031
[28,]	-10.3361614	5.014791	1.657170e-04	0.05403204	-0.44267140	3.759031
[29,]	-10.3361614	5.014791	1.657170e-04	0.05403204	-0.44267140	3.759031
[30,]	-10.3361614	5.014791	1.657170e-04	0.05403204	-0.44267140	3.759031

Lampiran 9. (Lanjutan)

	[,7]	[,8]	[,9]	[,10]
[1,]	-2.167468828	9.438627	0.2304799	1.033422e+03
[2,]	-0.414852513	8.249529	0.3765868	3.338322e+02
[3,]	-0.140110368	8.063620	0.3856267	7.950854e+00
[4,]	0.008483244	7.934024	0.4006309	2.807843e+00
[5,]	0.043300664	7.905380	0.4034314	1.342933e-01
[6,]	0.049768725	7.898183	0.4040080	3.796472e-03
[7,]	0.050419399	7.896595	0.4040897	1.356405e-05
[8,]	0.050233361	7.896319	0.4040851	9.557057e-06
[9,]	0.050072722	7.896300	0.4040752	4.138854e-06
[10,]	0.049997868	7.896314	0.4040698	7.719471e-07
[11,]	0.049969289	7.896323	0.4040676	1.030509e-07
[12,]	0.049959527	7.896327	0.4040668	1.123014e-08
[13,]	0.049956449	7.896329	0.4040666	1.049031e-09
[14,]	0.049955541	7.896329	0.4040665	8.537448e-11
[15,]	0.049955290	7.896329	0.4040665	6.025688e-12
[16,]	0.049955226	7.896329	0.4040664	3.584568e-13
[17,]	0.049955211	7.896329	0.4040664	1.666464e-14
[18,]	0.049955207	7.896329	0.4040664	4.832273e-16
[19,]	0.049955207	7.896329	0.4040664	2.122379e-18
[20,]	0.049955207	7.896329	0.4040664	1.078724e-18
[21,]	0.049955207	7.896329	0.4040664	4.972217e-19
[22,]	0.049955207	7.896329	0.4040664	9.551861e-20
[23,]	0.049955207	7.896329	0.4040664	1.310292e-20
[24,]	0.049955207	7.896329	0.4040664	1.423964e-21
[25,]	0.049955207	7.896329	0.4040664	1.347851e-22
[26,]	0.049955207	7.896329	0.4040664	9.797370e-24
[27,]	0.049955207	7.896329	0.4040664	3.236105e-25
[28,]	0.049955207	7.896329	0.4040664	1.587269e-25
[29,]	0.049955207	7.896329	0.4040664	5.471484e-25
[30,]	0.049955207	7.896329	0.4040664	1.302015e-26

```

>
> Iter_max=9
> Ewls_old=Eols
> w_old=w1
> BM_old=Beta_topi_OLS
> Matriks_Info2=matrix(c(rep(0,Iter_max*10)),Iter_max,1
0)
>
> for (j in 1:Iter_max)
+ {
+

```

Lampiran 9. (Lanjutan)

```

+      s=median(abs(Ewls_old-median(Ewls_old)))/0.6745
+      U=Ewls_old/s
+      W_new=matrix(c(rep(0,37*37)),37,37)
+
+      for (i in 1:37)
+      {
+          Abso_u=abs(U[i])
+          if (Abso_u<4.685) {W_new[i,i]=(1-(U[i]/4.685)
+**2)**2}
+      }
+      BM_new=solve(t(X13)%*%W_new%*%X13)%*%(t(X13)%*%W_
new%*%Y)
+      BM_new
+      JKTWls_new=sum(Y^2)-n*mean(Y)^2
+      JKRWls_new=t(BM_new)%*%t(X13)%*%W_new %*%Y-n*mean
(Y)^2
+      JKGWls_new=JKTWls_new-JKRWls_new
+      R2Wls_new=abs(JKRWls_new/JKTWls_new)
+      KTGWls_new=JKGWls_new/(n-3-1)
+      SE=sqrt(diag(solve(t(X13)%*%W_new%*%X13))*KTGWls_
new/n)
+      twls_new=BM_new/SE
+      twls_new
+      R2Wls_new
+      Norm_Beta_=sum((BM_old-BM_new)**2)/4
+      Norm_Beta_
+      Ewls_old=Y-X13%*%BM_new
+      BM_old=BM_new
+      Matriks_Info2[j,1]=BM_new[1]
+      Matriks_Info2[j,2]=BM_new[2]
+      Matriks_Info2[j,3]=BM_new[3]
+      Matriks_Info2[j,4]=BM_new[4]
+      Matriks_Info2[j,5]=twls_new[1]
+      Matriks_Info2[j,6]=twls_new[2]
+      Matriks_Info2[j,7]=twls_new[3]
+      Matriks_Info2[j,8]=twls_new[4]
+      Matriks_Info2[j,9]=R2Wls_new
+      Matriks_Info2[j,10]=Norm_Beta_
+  }
>
> Matriks_Info2

```

Lampiran 9. (Lanjutan)

```

      [,1]      [,2]      [,3]      [,4]
[,5]      [,6]
[1,] 35.9745691 2.423393 -6.679708e-03 0.06089398 1.
65630570 1.964390
[2,] -0.5132236 4.415818 -1.367151e-03 0.05647404 -0.
02210549 3.327757
[3,] -6.1404944 4.786272 -4.606540e-04 0.05479362 -0.
26521958 3.617396
[4,] -9.4869294 4.967228 2.810692e-05 0.05425675 -0.
40675658 3.726990
[5,] -10.2187419 5.007524 1.436103e-04 0.05409053 -0.
43771715 3.753974
[6,] -10.3417666 5.014653 1.650954e-04 0.05404560 -0.
44291109 3.758833
[7,] -10.3491038 5.015302 1.672584e-04 0.05403467 -0.
44321876 3.759325
[8,] -10.3429248 5.015083 1.666409e-04 0.05403236 -0.
44295710 3.759207
[9,] -10.3388596 5.014910 1.661074e-04 0.05403199 -0.
44278529 3.759104
      [,7]      [,8]      [,9]      [,10]
[1,] -2.167468828 9.438627 0.2304799 1.033422e+03
[2,] -0.414852513 8.249529 0.3765868 3.338322e+02
[3,] -0.140110368 8.063620 0.3856267 7.950854e+00
[4,] 0.008483244 7.934024 0.4006309 2.807843e+00
[5,] 0.043300664 7.905380 0.4034314 1.342933e-01
[6,] 0.049768725 7.898183 0.4040080 3.796472e-03
[7,] 0.050419399 7.896595 0.4040897 1.356405e-05
[8,] 0.050233361 7.896319 0.4040851 9.557057e-06
[9,] 0.050072722 7.896300 0.4040752 4.138854e-06
>
> # Model OLS
> Beta_topi
      [,1]
[1,] 100.18091701
[2,] -0.92830823
[3,] -0.01577538
[4,] 0.06551749
> tols
      [,1]
[1,] 1.0128596
[2,] -0.1665162

```

Lampiran 9. (Lanjutan)

```
[3,] -1.1234843
[4,]  2.2308355
> R2ols
      [,1]
[1,] 0.2127728
>
> # Model Akhir
> BM_new
      [,1]
[1,] -1.033886e+01
[2,]  5.014910e+00
[3,]  1.661074e-04
[4,]  5.403199e-02
> twls_new
      [,1]
[1,] -0.44278529
[2,]  3.75910372
[3,]  0.05007272
[4,]  7.89630022
> R2wls_new
      [,1]
[1,] 0.4040752
> KTGwls_new
      [,1]
[1,] 30502.72
```



Lampiran 10. *Output Software R* Data Tahun 2017 setelah data ke-n dihapuskan

```
> ##Memanggil data
> data=read.csv("D:/Data1n37.csv",header=TRUE)
> data
```

	Y	X1	X2	X3
1	38	15.42	398	968
2	191	11.39	666	1255
3	21	2.96	604	989
4	48	8.04	976	1452
5	100	9.80	863	1613
6	75	12.25	1127	2007
7	95	11.04	730	3270
8	224	10.87	579	1477
9	263	11.00	789	3015
10	308	14.54	504	1089
11	170	13.05	405	996
12	178	20.52	681	1408
13	44	10.34	1089	2126
14	12	6.23	3442	1962
15	217	10.19	1532	1349
16	248	10.48	1124	1835
17	78	11.98	857	1556
18	74	12.28	655	1032
19	332	10.48	913	1003
20	61	14.91	640	1398
21	45	14.34	566	2027
22	331	16.87	634	1759
23	111	14.42	667	2012
24	115	12.80	1079	1648
25	242	21.32	969	1309
26	70	23.56	777	1257
27	51	16.00	1089	1202
28	15	19.62	541	1647
29	12	8.49	4480	360
30	10	8.03	4298	176
31	55	4.17	5929	690
32	27	7.84	4114	228
33	31	7.53	5602	299
34	1	5.73	7728	178
35	14	4.94	5192	284
36	278	5.39	8201	2919
37	5	4.31	1492	211

```
>
> x0=matrix(c(rep(1,37)),37,1)
> x1=matrix(c(rep(0,37)),37,1)
> x2=matrix(c(rep(0,37)),37,1)
> x3=matrix(c(rep(0,37)),37,1)
```

Lampiran 10. (Lanjutan)

```

> Y=matrix(c(rep(0,37)),37,1)
> D=matrix(c(rep(0,37)),37,1)
> for (i in 1:37)
+ {
+   x1[i]=data[i,2]
+   x2[i]=data[i,3]
+   x3[i]=data[i,4]
+   Y[i]=data[i,1]
+ }
> ##Pendugaan Koefisien Path dengan Metode OLS dan WLS
> p=4
> n=length(x1)
>
> x13=cbind(x0,x1,x2,x3)
>
> library(MASS)
> Beta_topi=solve(t(x13)%*%x13)%*%(t(x13)%*%Y)
> Beta_topi
      [,1]
[1,] 12.330667310
[2,]  3.702167188
[3,] -0.001517951
[4,]  0.045523668
>
> ##Mendapatkan Residual OLS
> Eols=Y-x13%*%Beta_topi
>
> #Menghitung MSE dan R2
> n=length(Y)
> JKTols=sum(Y^2)-n*mean(Y)^2
> JKRoIs=t(Beta_topi)%*%t(x13)%*%Y-n*mean(Y)^2
> JKGols=JKTols-JKRoIs
> R2ols=JKRoIs/JKTols
> KTGols=JKGols/(n-3-1)
> KTGols
      [,1]
[1,] 9504.488
> SE=sqrt(diag(solve(t(x13)%*%x13))*KTGols)
Warning message:
In diag(solve(t(x13) %*% x13)) * KTGols :
  Recycling array of length 1 in vector-array arithmetic
  c is deprecated.
  Use c() or as.vector() instead.
> toIs=Beta_topi/SE
> toIs
      [,1]
[1,]  0.1798758

```

Lampiran 10. (Lanjutan)

```
[2,] 0.9117276
[3,] -0.1589390
[4,] 2.0487643
> R2ols
      [,1]
[1,] 0.1909798
> Fhit_ols=abs((JKRols/3)/KTGols)
> Fhit_ols
      [,1]
[1,] 2.596693
>
> # M-Robust
> ## Iterasi 1
> Beta_topi_OLS=solve(t(X13)%%X13)%%(t(X13)%%Y)
> Beta_topi_OLS
      [,1]
[1,] 12.330667310
[2,] 3.702167188
[3,] -0.001517951
[4,] 0.045523668
> Eols=Y-X13%%Beta_topi_OLS
> s=median(abs(Eols-median(Eols)))/0.6745
> U=Eols/s
> W1=matrix(c(rep(0,37*37)),37,37)
>
> for (i in 1:37)
+ {
+   Abso_u=abs(U[i])
+   if (Abso_u<4.685) {W1[i,i]=(1-(U[i]/4.685)**2)**2}
+ }
> BM1=solve(t(X13)%%W1%%X13)%%(t(X13)%%W1%%Y)
> BM1
      [,1]
[1,] -16.622792452
[2,] 4.086967884
[3,] 0.001397652
[4,] 0.051467937
> JKTWls1=sum(Y^2)-n*mean(Y)^2
> JKRwls1=t(BM1)%%t(X13)%%W1%%Y-n*mean(Y)^2
> JKGwls1=JKTWls1-JKRwls1
> R2wls1=abs(JKRwls1/JKTWls1)
> KTGwls1=JKGwls1/(n-3-1)
> SE=sqrt(diag(solve(t(X13)%%W1%%X13))*KTGwls1/n)
Warning message:
In diag(solve(t(X13) %% W1 %% X13)) * KTGwls1 :
Recycling array of length 1 in vector-array arithmetic
is deprecated.
```

Lampiran 10. (Lanjutan)

Use `c()` or `as.vector()` instead.

```
> twls1=BM1/SE
> twls1
      [,1]
[1,] -1.1100869
[2,]  4.6314290
[3,]  0.6661647
[4,] 10.3619481
> R2wls1
      [,1]
[1,] 0.2326773
>
> ## Iterasi 1-25
>
> Ewls_old=Eols
> w_old=w1
> BM_old=Beta_topi_OLS
> Iter_max=25
> Matriks_Info=matrix(c(rep(0,Iter_max*10)),Iter_max,10)
>
>
> for (j in 1:Iter_max)
> {
+
+     s=median(abs(Ewls_old-median(Ewls_old)))/0.6745
+     U=Ewls_old/s
+     W_new=matrix(c(rep(0,37*37)),37,37)
+
+     for (i in 1:37)
+     {
+         Abso_u=abs(U[i])
+         if (Abso_u<4.685) {w_new[i,i]=(1-(U[i]/4.685)
**2)**2}
+     }
+     BM_new=solve(t(X13)%%W_new%%X13)%%(t(X13)%%W_
new%%Y)
+     BM_new
+     JKTWls_new=sum(Y^2)-n*mean(Y)^2
+     JKRWls_new=t(BM_new)%%t(X13)%%W_new %%%Y-n*mean
(Y)^2
+     JKGWls_new=JKTWls_new-JKRWls_new
+     R2Wls_new=abs(JKRWls_new/JKTWls_new)
+     KTGWls_new=JKGWls_new/(n-3-1)
+     SE=sqrt(diag(solve(t(X13)%%W_new%%X13))*KTGWls_
new/n)
+     twls_new=BM_new/SE
```

Lampiran 10. (Lanjutan)

```
+ twls_new
+ R2wls_new
+ Norm_Beta=sum((BM_old-BM_new)**2)/4
+ Norm_Beta_
+ Ewls_old=Y-X13%*BM_new
+ BM_old=BM_new
+ Matriks_Info[j,1]=BM_new[1]
+ Matriks_Info[j,2]=BM_new[2]
+ Matriks_Info[j,3]=BM_new[3]
+ Matriks_Info[j,4]=BM_new[4]
+ Matriks_Info[j,5]=twls_new[1]
+ Matriks_Info[j,6]=twls_new[2]
+ Matriks_Info[j,7]=twls_new[3]
+ Matriks_Info[j,8]=twls_new[4]
+ Matriks_Info[j,9]=R2wls_new
+ Matriks_Info[j,10]=Norm_Beta_
+ }
```

There were 25 warnings (use warnings() to see them)

```
>
> Matriks_Info
```

	[,1]	[,2]	[,3]	[,4]	[,5]	
[1,]	-16.62279	4.086968	0.001397652	0.05146794	-1.110087	4.6
31429	0.6661647	10.36195				
[2,]	-18.94368	3.975405	0.002074035	0.05209630	-1.290789	4.5
82034	1.0130131	10.78348				
[3,]	-18.72527	3.923006	0.002148057	0.05219634	-1.282172	4.5
40520	1.0555714	10.87950				
[4,]	-18.62262	3.909295	0.002153259	0.05223015	-1.276186	4.5
27666	1.0592195	10.89871				
[5,]	-18.58436	3.906190	0.002151656	0.05223850	-1.273917	4.5
25166	1.0587741	10.90409				
[6,]	-18.57366	3.905629	0.002150695	0.05224067	-1.273285	4.5
24838	1.0583967	10.90550				
[7,]	-18.57086	3.905569	0.002150324	0.05224122	-1.273125	4.5
24870	1.0582423	10.90589				
[8,]	-18.57018	3.905581	0.002150198	0.05224135	-1.273088	4.5
24915	1.0581889	10.90600				
[9,]	-18.57002	3.905593	0.002150158	0.05224138	-1.273080	4.5
24938	1.0581717	10.90603				
[10,]	-18.56999	3.905598	0.002150146	0.05224139	-1.273078	4.5
24947	1.0581664	10.90603				
[11,]	-18.56998	3.905600	0.002150142	0.05224139	-1.273078	4.5
24950	1.0581648	10.90604				
[12,]	-18.56998	3.905601	0.002150141	0.05224139	-1.273078	4.5
24951	1.0581643	10.90604				
[13,]	-18.56998	3.905601	0.002150141	0.05224139	-1.273078	4.5
24952	1.0581641	10.90604				
[14,]	-18.56998	3.905601	0.002150141	0.05224139	-1.273078	4.5
24952	1.0581641	10.90604				

Lampiran 10. (Lanjutan)

[15,] -18.56998 3.905601 0.002150141 0.05224139 -1.273078 4.
524952 1.0581641 10.90604

[16,] -18.56998 3.905601 0.002150141 0.05224139 -1.273078 4.
524952 1.0581641 10.90604

[17,] -18.56998 3.905601 0.002150141 0.05224139 -1.273078 4.5
24952 1.0581641 10.90604

[18,] -18.56998 3.905601 0.002150141 0.05224139 -1.273078 4.5
24952 1.0581641 10.90604

[19,] -18.56998 3.905601 0.002150141 0.05224139 -1.273078 4.5
24952 1.0581641 10.90604

[20,] -18.56998 3.905601 0.002150141 0.05224139 -1.273078 4.5
24952 1.0581641 10.90604

[21,] -18.56998 3.905601 0.002150141 0.05224139 -1.273078 4.5
24952 1.0581641 10.90604

[22,] -18.56998 3.905601 0.002150141 0.05224139 -1.273078 4.5
24952 1.0581641 10.90604

[23,] -18.56998 3.905601 0.002150141 0.05224139 -1.273078 4.5
24952 1.0581641 10.90604

[24,] -18.56998 3.905601 0.002150141 0.05224139 -1.273078 4.5
24952 1.0581641 10.90604

[25,] -18.56998 3.905601 0.002150141 0.05224139 -1.273078 4.5
24952 1.0581641 10.90604

[,9] [,10]

[1,] 0.2326773 2.096127e+02

[2,] 0.2266832 1.349738e+00

[3,] 0.2223058 1.261225e-02

[4,] 0.2214120 2.681324e-03

[5,] 0.2209964 3.682739e-04

[6,] 0.2208537 2.871191e-05

[7,] 0.2208048 1.958167e-06

[8,] 0.2207888 1.165550e-07

[9,] 0.2207837 6.245027e-09

[10,] 0.2207821 2.942673e-10

[11,] 0.2207816 1.171017e-11

[12,] 0.2207815 3.833432e-13

[13,] 0.2207814 1.711178e-14

[14,] 0.2207814 2.554774e-15

[15,] 0.2207814 4.601629e-16

[16,] 0.2207814 6.822669e-17

[17,] 0.2207814 8.683019e-18

[18,] 0.2207814 9.951996e-19

[19,] 0.2207814 1.061393e-19

[20,] 0.2207814 1.076620e-20

[21,] 0.2207814 9.931978e-22

[22,] 0.2207814 1.030485e-22

[23,] 0.2207814 6.306528e-24

[24,] 0.2207814 1.553268e-24

[25,] 0.2207814 2.666484e-25

Lampiran 10. (Lanjutan)

```

>
>
> #diulangi lagi dengan Iter_max=8
>
> Iter_max=8
> Ewls_old=Eols
> w_old=w1
> BM_old=Beta_topi_OLS
> Matriks_Info2=matrix(c(rep(0,Iter_max*10)),Iter_max,1
0)
>
> for (j in 1:Iter_max)
+ {
+
+     s=median(abs(Ewls_old-median(Ewls_old)))/0.6745
+     U=Ewls_old/s
+     W_new=matrix(c(rep(0,37*37)),37,37)
+
+     for (i in 1:37)
+     {
+         Abso_u=abs(U[i])
+         if (Abso_u<4.685) {W_new[i,i]=(1-(U[i]/4.685)
**2)**2}
+     }
+     BM_new=solve(t(X13)%*%W_new%*%X13)%*%(t(X13)%*%W_
new%*%Y)
+     BM_new
+     JKTws_new=sum(Y^2)-n*mean(Y)^2
+     JKRws_new=t(BM_new)%*%t(X13)%*%W_new %*%Y-n*mean
(Y)^2
+     JKGws_new=JKTws_new-JKRws_new
+     R2ws_new=abs(JKRws_new/JKTws_new)
+     KTGws_new=JKGws_new/(n-3-1)
+     SE=sqrt(diag(solve(t(X13)%*%W_new%*%X13))*KTGws_
new/n)
+     twls_new=BM_new/SE
+     twls_new
+     R2ws_new
+     Norm_Beta_=sum((BM_old-BM_new)**2)/4
+     Norm_Beta_
+     Ewls_old=Y-X13%*%BM_new
+     BM_old=BM_new
+     Matriks_Info2[j,1]=BM_new[1]
+     Matriks_Info2[j,2]=BM_new[2]
+     Matriks_Info2[j,3]=BM_new[3]
+     Matriks_Info2[j,4]=BM_new[4]
+     Matriks_Info2[j,5]=twls_new[1]
+     Matriks_Info2[j,6]=twls_new[2]

```

Lampiran 10. (Lanjutan)

```

+      Matriks_Info2[j,7]=twls_new[3]
+      Matriks_Info2[j,8]=twls_new[4]
+      Matriks_Info2[j,9]=R2wls_new
+      Matriks_Info2[j,10]=Norm_Beta_
+ }
>
> Matriks_Info2
      [,1]      [,2]      [,3]      [,4]      [,5]
[1,] -16.62279 4.086968 0.001397652 0.05146794 -1.11008
7 4.631429 0.6661647 10.36195
[2,] -18.94368 3.975405 0.002074035 0.05209630 -1.29078
9 4.582034 1.0130131 10.78348
[3,] -18.72527 3.923006 0.002148057 0.05219634 -1.28217
2 4.540520 1.0555714 10.87950
[4,] -18.62262 3.909295 0.002153259 0.05223015 -1.27618
6 4.527666 1.0592195 10.89871
[5,] -18.58436 3.906190 0.002151656 0.05223850 -1.27391
7 4.525166 1.0587741 10.90409
[6,] -18.57366 3.905629 0.002150695 0.05224067 -1.27328
5 4.524838 1.0583967 10.90550
[7,] -18.57086 3.905569 0.002150324 0.05224122 -1.27312
5 4.524870 1.0582423 10.90589
[8,] -18.57018 3.905581 0.002150198 0.05224135 -1.27308
8 4.524915 1.0581889 10.90600
      [,9]      [,10]
[1,] 0.2326773 2.096127e+02
[2,] 0.2266832 1.349738e+00
[3,] 0.2223058 1.261225e-02
[4,] 0.2214120 2.681324e-03
[5,] 0.2209964 3.682739e-04
[6,] 0.2208537 2.871191e-05
[7,] 0.2208048 1.958167e-06
[8,] 0.2207888 1.165550e-07
>
> # Model OLS
> Beta_topi
      [,1]
[1,] 12.330667310
[2,] 3.702167188
[3,] -0.001517951
[4,] 0.045523668
> tols
      [,1]
[1,] 0.1798758
[2,] 0.9117276
[3,] -0.1589390

```

Lampiran 10. (Lanjutan)

```
[4,] 2.0487643
> R2ols
      [,1]
[1,] 0.1909798
>
> # Model Akhir
> BM_new
      [,1]
[1,] -18.570177283
[2,] 3.905581177
[3,] 0.002150198
[4,] 0.052241350
> twls_new
      [,1]
[1,] -1.273088
[2,] 4.524915
[3,] 1.058189
[4,] 10.905996
> R2wls_new
      [,1]
[1,] 0.2207888
> KTGwls_new
      [,1]
[1,] 14342
> Fhit_m=abs((JKRwls_new/3)/KTGwls_new)
> Fhit_m
      [,1]
[1,] 1.989432

> # Output Grafik Fitted Value
> # KT Galat
> KTGols
      [,1]
[1,] 9504.488
> KTGwls_new
      [,1]
[1,] 14341.94
>
> # R2
> R2ols
      [,1]
[1,] 0.1909798
> R2wls_new
      [,1]
[1,] 0.2207837
> #Fhit
```

Lampiran 10. (Lanjutan)

```

> Fhit_ols
      [,1]
[1,] 2.596693
> Fhit_m
      [,1]
[1,] 1.989395
>
> #thit
> tols
      [,1]
[1,] 0.1798758
[2,] 0.9117276
[3,] -0.1589390
[4,] 2.0487643
> twls_new
      [,1]
[1,] -1.273080
[2,] 4.524938
[3,] 1.058172
[4,] 10.906025
>
> #y vs Ytopi
> Eols=Y-X13%%Beta_topi
> Eols=(Eols-mean(Eols))/sd(Eols)*10
> Ytopiols=Y-Eols
> Ewls=Y-X13%%BM_new
> Ewls=(Ewls-mean(Ewls))/sd(Ewls)*10
> Ytopimest=Y-Ewls
> Outnew=cbind(Eols,Ytopiols,Ewls,Ytopimest)
> Outnew
      [,1]      [,2]      [,3]      [,4]
[1,] -8.0223333  46.022333  -7.2018915  45.201891
[2,]  8.6115255 182.388475  9.1541824 181.845818
[3,] -4.9705275  25.970528  -3.9851707  24.985171
[4,] -6.2904038  54.290404  -5.8889150  53.888915
[5,] -2.2210715 102.221072  -1.9423720 101.942372
[6,] -7.7498507  82.749851  -7.8923054  82.892305
[7,] -11.3516528 106.351653 -12.2065286 107.206529
[8,]  11.2563381 212.743662  11.6764565 212.323544
[9,]  7.9161035 255.083896   7.1588080 255.841192
[10,] 20.6801566 287.319843  21.2973967 286.702603
[11,]  6.9240314 163.075969   7.7241794 162.275821

```

Lampiran 10. (Lanjutan)

[12,]	2.8537735	175.146226	3.1013312	174.898669
[13,]	-10.9000227	54.900023	-11.0611500	55.061150
[14,]	-11.5156691	23.515669	-12.3895136	24.389514
[15,]	11.5553627	205.444637	11.7078081	205.292192
[16,]	12.3248621	235.675138	12.2796706	235.720329
[17,]	-5.1656654	83.165665	-4.8814389	82.881439
[18,]	-3.1904105	77.190411	-2.4641597	76.464160
[19,]	25.3476569	306.652343	25.9392931	306.060707
[20,]	-7.4137793	68.413779	-6.9874995	67.987500
[21,]	-11.9816234	56.981623	-11.9502255	56.950225
[22,]	18.9735475	312.026453	19.0142232	311.985777
[23,]	-4.8528848	115.852885	-4.8753720	115.875372
[24,]	-1.9395166	116.939517	-1.8366198	116.836620
[25,]	9.9227614	232.077239	10.0879994	231.912001
[26,]	-9.1704607	79.170461	-8.8788446	78.878845
[27,]	-7.8885104	58.888510	-7.5196251	58.519625
[28,]	-15.4406151	30.440615	-15.2302015	30.230201
[29,]	-4.4300355	16.430035	-4.6335738	16.633574
[30,]	-3.5940548	13.594055	-3.5870591	13.587059
[31,]	0.5163776	54.483622	-0.4138071	55.413807
[32,]	-1.9809415	28.980942	-1.9403314	28.940331
[33,]	-1.5337399	32.533740	-2.1216332	33.121633
[34,]	-3.0979670	4.097967	-4.3875811	5.387581
[35,]	-2.3212751	16.321275	-2.6789729	16.678973
[36,]	13.4218043	264.578196	9.9339662	268.066034
[37,]	-3.2812898	8.281290	-2.1205226	7.120523

>