

**PERBANDINGAN EFISIENSI METODE *LEAST TRIMMED SQUARE (LTS)* DAN METODE *LEAST MEDIAN SQUARE (LMS)*
DALAM ESTIMASI PARAMETER REGRESI ROBUST
(Studi Kasus Data Produksi Padi Kabupaten/Kota
di Jawa Timur tahun 2012)**

SKRIPSI

oleh :
ARISTA OKTARINANDA
105090504111004-95



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

**PERBANDINGAN EFISIENSI METODE *LEAST TRIMMED SQUARE (LTS)* DAN METODE *LEAST MEDIAN SQUARE (LMS)*
DALAM ESTIMASI PARAMETER REGRESI ROBUST
(Studi Kasus Data Produksi Padi Kabupaten/Kota
di Jawa Timur tahun 2012)**

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

SKRIPSI

oleh :
ARISTA OKTARINANDA
105090504111004-95



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

LEMBAR PENGESAHAN SKRIPSI

**PERBANDINGAN EFISIENSI METODE *LEAST TRIMMED SQUARE (LTS)* DAN METODE *LEAST MEDIAN SQUARE (LMS)*
DALAM ESTIMASI PARAMETER REGRESI ROBUST
(Studi Kasus Data Produksi Padi Kabupaten/Kota
di Jawa Timur tahun 2012)**

oleh:

**ARISTA OKTARINANDA
105090504111004**

Setelah dipertahankan di depan Majelis Penguji pada tanggal 1 Juli 2014 dan dinyatakan syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Sains dalam bidang Statistika

Dosen Pembimbing

**Eni Sumarminingsih, S. Si., M.M
NIP. 197705152002122009**

**Mengetahui,
Kepala Jurusan Matematika
Fakultas MIPA
Universitas Brawijaya**

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

LEMBAR PERNYATAAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini :

Nama : ARISTA OKTARINANDA
NIM : 105090504111004
Program Studi : STATISTIKA
Penulis Skripsi Berjudul :

PERBANDINGAN EFISIENSI METODE *LEAST TRIMMED SQUARE (LTS)* DAN METODE *LEAST MEDIAN SQUARE (LMS)* DALAM ESTIMASI PARAMETER REGRESI ROBUST (Studi Kasus Data Produksi Padi Kabupaten/Kota di Jawa Timur tahun 2012)

Dengan ini menyatakan bahwa :

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

Demikian pernyataan ini dibuat dengan segala kesadaran.

Malang, 1 Juli 2014
Yang menyatakan,

ARISTA OKTARINANDA
NIM. 105090504111004

PERBANDINGAN EFISIENSI METODE *LEAST TRIMMED SQUARE (LTS)* DAN METODE *LEAST MEDIAN SQUARE (LMS)* DALAM ESTIMASI PARAMETER REGRESI ROBUST (Studi Kasus Data Produksi Padi Kabupaten/Kota di Jawa Timur tahun 2012)

ABSTRAK

Metode Kuadrat Terkecil (MKT) merupakan salah satu metode pendugaan parameter regresi. Metode tersebut mudah terpengaruh terhadap kehadiran pencilan. Oleh karena itu diperlukan metode alternatif yang kekar terhadap kehadiran pencilan, yaitu regresi robust. Metode pendugaan parameter regresi robust antara lain *Least Trimmed Squares (LTS)* dan *Least Median Squares (LMS)*. Kedua metode tersebut merupakan penduga dengan *high breakdown point*. Penelitian ini bertujuan untuk membandingkan model regresi yang terbentuk dari metode LTS dan LMS, mengetahui efisiensi model yang terbentuk serta mengetahui faktor-faktor yang mempengaruhi produksi padi di Jawa Timur pada tahun 2012. Hasil penelitian menunjukkan bahwa pada pengujian secara parsial dan simultan kedua metode menunjukkan hasil yang sama, serta pada perbandingan koefisien determinasi dan RMSE dihasilkan metode LMS lebih baik. Selain itu pada perbandingan efisiensi penduga disimpulkan bahwa metode LMS lebih efisien. Faktor yang berpengaruh terhadap produksi padi adalah luas tanam dan jumlah pompa air yang digunakan petani.

Kata Kunci: Regresi Robust, *Least Trimmed Squares (LTS)*, *Least Median Squares (LMS)*

**COMPARISON OF EFFICIENCY LEAST TRIMMED SQUARE
(LTS) METHOD AND LEAST MEDIAN SQUARE (LMS)
METHOD FOR ESTIMATE PARAMETERS
IN ROBUST REGRESSION
(A Case Study of Rice Production Data Regency / City
of East Java in 2012)**

ABSTRACT

Least Squares Method (MKT) is a method to estimate the regression parameters. The method is susceptible to the presence of outliers. Therefore we need an alternative method to the presence of outliers stocky, namely robust regression. There are many robust regression parameter estimation method including Least Trimmed Square (LTS) and the Least Median Square (LMS). Both of these methods are estimators with high breakdown point. The purposes of this study are compare the regression model that formed by LTS and LMS methods, compare the efficiency of the two estimators and establish the factors that influence rice production. The results showed that the partial and simultaneous testing of both methods showed similar results, and based on coefficient of determination and RMSE, LMS method is better than LTS method. In addition to the comparison of the estimator efficiency is concluded that the LMS method is more efficient. Factors that influence the production of rice is plant area and the amount of water pumps used by farmers.

Keywords: Robust regression, Least Trimmed Squares (LTS), Least Median Squares(LMS)

KATA PENGANTAR

Puji syukur kehadiran Allah SWT, atas segala rahmat dan hidayah-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi berjudul “Perbandingan Efisiensi Metode *Least Trimmed Square (LTS)* dan Metode *Least Median Square (LMS)* dalam Estimasi Parameter Regresi Robust (Studi kasus Data Produksi Padi Kabupaten/Kota Di Jawa Timur Tahun 2012)” sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Sains dalam bidang Statistika. Oleh karena itu penulis ingin mengucapkan terima kasih kepada :

1. Ibu Eni Sumarminingsih, S.Si., M.M. selaku Dosen Pembimbing yang telah memberikan pengarahan dan masukan dengan sabar kepada penulis selama penyusunan skripsi ini.
2. Bapak Prof. Dr. Ir. Waego Hadi Nugroho dan Ibu Dr. Rahma Fitriani, S. Si., M. Sc. selaku dosen penguji 1 dan dosen penguji 2 yang telah memberikan pengarahan dan masukan dengan sabar kepada penulis selama penyusunan skripsi ini.
3. Bapak Dr. Abdul Rouf Alghofari, M.Sc selaku Ketua Jurusan Matematika Fakultas MIPA Universitas Brawijaya.
4. Bapak Ibu Dosen Statistika atas ilmu yang diberikan selama kuliah.
5. Mamah, Papa, Arfaisal, Ardhis serta keluarga tercinta untuk kasih sayang, semangat, dukungan dan doa restu yang selalu diberikan.
6. Dian, Fira, Yeni, Ayu, Piping, Sasha, Afrian dan semua teman-teman Statistika 2010 terimakasih atas doa, semangat dan bantuannya selama ini.
7. Semua pihak yang telah membantu penulisan skripsi ini yang tidak dapat penulis sebutkan satu-persatu.

Penulis menyadari bahwa skripsi ini masih jauh dari kesempurnaan mengingat keterbatasan kemampuan penulis, oleh karena itu kritik dan saran yang bersifat membangun sangat diharapkan demi tersusunnya penulisan yang lebih baik. Semoga penulisan Skripsi ini dapat memberikan manfaat bagi pembaca.

Malang, Juli 2014

Penulis

DAFTAR ISI

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

BAB I PENDAHULUAN

1.1 .Latar belakang	1
1.2. Rumusan Masalah	3
1.3. Batasan Masalah.....	3
1.4. Tujuan.....	3
1.5. Manfaat.....	4

BAB II TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Analisis Regresi Linier Berganda	5
2.2. Pendugaan Parameter dengan MKT.....	5
2.3. Pengujian Asumsi Regresi Linier	7
2.3.1. Normalitas	7
2.3.2. Homoskedastisitas	7
2.3.3. Nonmultikolinieritas	8
2.3.4. Nonautokorelasi	9
2.4. Pencilan.....	10
2.4.1. Pengertian Pencilan	10
2.4.2. Pendeteksian Pencilan	11
2.4.2.1. <i>Leverage Value</i> (Nilai Pengaruh).....	11
2.4.2.2. <i>Studentized Deleted Residual</i> (TRES).....	11
2.4.3. Pendeteksian Pengamatan Berpengaruh	12
2.4.3.1. <i>The Difference In Fit Statistics</i> (DFITS)	12
2.4.3.2. Cook's Distance (Jarak Cook).....	13
2.5. Regresi Robust.....	13
2.5.1. Penduga LTS (<i>Least Trimmed Square</i>)	14

2.5.2. Penduga LMS (<i>Least Median Square</i>).....	16
2.6. Pengujian Parameter Regresi	17
2.6.1. Uji Parsial	17
2.6.2. Uji Simultan.....	18
2.7. Keakuratan Model.....	18
2.7.1. Koefisien Determinasi (R^2).....	18
2.7.2. Root Mean Square Error (RMSE)	19
2.8. Efisiensi Penduga.....	19
2.9. Analisa Produksi Padi	20

BAB III METODE PENELITIAN

3.1. Data	23
3.2. Metode Analisis Data.....	23
3.2.1. Pendugaan Parameter dengan MKT	23
3.2.2. Pengujian Asumsi Klasik Analisis Regresi Berganda.....	23
3.2.3. Penanganan Autokorelasi	23
3.2.4. Pendeteksian Pencilan	24
3.2.5. Pendeteksian Pengamatan Berpengaruh.....	24
3.2.6. Pendugaan Parameter Regresi Robust dengan LTS	24
3.2.7. Pendugaan Parameter Regresi Robust dengan LMS	25
3.2.8. Pengujian Parameter Regresi.....	25
3.2.9. Keakuratan Model	25
3.2.10. Efisiensi Penduga	26

BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Analisis Deskriptif	31
4.2. Pendugaan Parameter Regresi dengan MKT	33
4.3. Pengujian Asumsi Regresi Linier Berganda	33
4.4. Pendugaan Parameter Regresi Setelah Penanganan Pelanggaran Asumsi Nonautokorelasi.....	35
4.5. Pendeteksian Pencilan.....	36
4.6. Pendeteksian Pengamatan Berpengaruh	36
4.7. Pencilan Berpengaruh	37
4.8. Pendugaan Parameter Robust.....	38
4.9. Pengujian Parameter	38

4.9.1. Uji Parsial	38
4.9.10. Uji Simultan.....	39
4.10. Perbandingan Keakuratan Model.....	39
4.11. Perbandingan Efisiensi Penduga.....	40

BAB V KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan	43
5.2 Saran	43

DAFTAR PUSTAKA

LAMPIRAN	49
-----------------------	-----------



DAFTAR TABEL

Tabel 2.1	Jumlah Produksi Padi Jawa Timur	21
Tabel 4.1	Analisis Deskriptif Jumlah Produksi Padi dan Peubah yang mempengaruhinya	32
Tabel 4.2	Hasil Pendugaan Parameter Regresi dengan MKT	33
Tabel 4.3	Hasil Pengujian Normalitas	33
Tabel 4.4	Hasil Pengujian Homoskedastisitas	34
Tabel 4.5	Hasil Pengujian Nonmultikolinieritas	34
Tabel 4.6	Hasil Pengujian Nonautokorelasi	34
Tabel 4.7	Hasil Iterasi Cochrane-Orcutt	35
Tabel 4.8	Hasil Pendugaan Parameter Regresi dengan MKT	35
Tabel 4.9	Hasil identifikasi Jenis Pencilan	36
Tabel 4.10	Hasil Identifikasi Pengamatan Berpengaruh	37
Tabel 4.11	Hasil Identifikasi Pencilan Berpengaruh	38
Tabel 4.12	Hasil Pendugaan Parameter dengan LTS dan LMS	38
Tabel 4.13	Hasil Pengujian Parsial	38
Tabel 4.14	Hasil Pengujian Simultan	39
Tabel.4.15	Perbandingan Keakuratan Model	39
Tabel 4.16	Ragam Parameter Duga	40

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1	Kriteria Uji Durbin Watson.....	9
Gambar 3.1	Diagram Alir Penelitian.....	27
Gambar 3.2	Diagram Alir Penduga LTS.....	28
Gambar 3.3	Diagram Alir Penduga LMS.....	29
Gambar 4.1	Plot Residual.....	31

UNIVERSITAS BRAWIJAYA



DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran 1	Data Produksi Padi Kabupaten/Kota di Jawa Timur Tahun 2012.....	49
Lampiran 2	Pendugaan Parameter Regresi dengan MKT.....	51
Lampiran 3	Hasil Pengujian Asumsi MKT	52
Lampiran 4	Proses Iteratif Cochrane-Orcutt.....	53
Lampiran 5	Data Hasil Transformasi.....	55
Lampiran 6	Hasil Pengujian Pencilan.....	57
Lampiran 7	Hasil Pengujian Pengamatan Berpengaruh	59
Lampiran 8	Hasil Pendugaan Parameter dengan LTS	61
Lampiran 9	Hasil Pendugaan Parameter dengan LMS	62



BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Beras sebagai bahan makanan pokok sebagian besar penduduk Indonesia mempunyai peran yang sangat besar dalam mewujudkan stabilitas nasional. Kemampuan memproduksi beras sangat erat kaitannya dengan ketersediaan sumberdaya terutama lahan, penerapan teknologi dan insentif usaha tani. Sejalan dengan makin meningkatnya kebutuhan akan beras sebagai konsekuensi logis dari meningkatnya kebutuhan konsumsi akibat penambahan penduduk, maka upaya meningkatkan produksi perlu untuk dilakukan. BPS (2012) menyatakan bahwa Jawa Timur merupakan provinsi dengan tingkat produksi padi terbesar kedua setelah Jawa Barat. Pada tahun 2011 produksi padi di Jawa Timur mengalami penurunan sebesar 1.067.230 ton. Namun pada tahun 2012 mengalami peningkatan yang cukup besar, yaitu 1.622.164 ton. Laju pertumbuhan penduduk yang semakin meningkat serta berkembangnya bisnis nonpertanian seperti bisnis properti, menyebabkan luas lahan pertanian berkurang sehingga terjadi penurunan produksi padi. Selain luas tanam, ada beberapa faktor yang mempengaruhi jumlah produksi padi, yaitu jumlah pupuk dan jumlah pompa air yang tersedia untuk pengairan. Perbedaan kondisi lahan, produktivitas, serta kondisi perekonomian petani pada masing-masing daerah menyebabkan adanya perbedaan jumlah produksi padi. Kota/kabupaten yang memiliki kondisi lahan yang baik untuk ditanami padi, memiliki produktifitas tinggi, serta memiliki kondisi perekonomian petani yang baik akan menghasilkan produksi padi yang tinggi, begitu juga sebaliknya. Hal ini mengindikasikan adanya kota/kabupaten yang menghasilkan produksi padi yang berbeda dari sebagian besar total produksi padi kota/ kabupaten di Jawa Timur.

Analisis regresi merupakan metode statistika yang digunakan untuk mengetahui bentuk hubungan antara dua peubah atau lebih. Metode yang digunakan untuk menduga parameter model regresi adalah Metode Kuadrat Terkecil (MKT). Metode pendugaan ini dilandasi oleh beberapa asumsi di antaranya normalitas, homoskedastisitas, nonmultikolinieritas, dan nonautokorelasi. Rousseeuw dan Leroy (1987) menjelaskan bahwa Metode Kuadrat

Terkecil (MKT) digunakan karena mudah dalam perhitungan namun mudah terpengaruh terhadap pencilan berpengaruh yang tidak hanya terdapat pada peubah respon, tetapi juga terdapat pada peubah prediktor.

Menurut Drapper dan Smith (1998) pencilan merupakan pengamatan dengan nilai sisaan jauh lebih besar dibandingkan nilai sisaan pengamatan lain. Pencilan dapat muncul karena kesalahan pemasukan data, kesalahan dalam pengamatan dan penyebab lain yang tidak dapat dikendalikan. Namun, membuat analisis dengan menyisihkan pencilan dari data bukanlah prosedur yang tepat, sebab adakalanya pencilan memberikan informasi yang tidak bisa diberikan oleh titik data lainnya. Oleh karena itu diperlukan metode alternatif yang kekar terhadap pencilan.

Regresi robust merupakan metode pendugaan parameter regresi yang kekar terhadap kehadiran pencilan. Metode ini tidak membuang sebagian dari data, melainkan menemukan model yang cocok untuk mayoritas data. Chen (2002) menyatakan bahwa terdapat beberapa metode pendugaan parameter robust, diantaranya penduga M, penduga MM, *Least Median Squares* (LMS), *Least Trimmed Squares* (LTS), dan penduga S.

Tingkat kekekan suatu penduga dapat dilihat melalui nilai *breakdown*. *Breakdown point* merupakan ukuran proporsi kontaminasi di mana suatu metode mampu mengatasi pencilan dan mempertahankan sifat kekar/robust. Bai (2010) menyatakan bahwa penduga regresi robust dikelompokkan menjadi dua, yaitu penduga dengan *low breakdown point* dan *high breakdown point*. GM-estimates, M-estimates dan MKT merupakan penduga dengan *low breakdown point*, sedangkan LMS dan LTS merupakan penduga dengan *high breakdown point*.

Pada penelitian sebelumnya yang dilakukan oleh Candrawati (2013) dan Nurcahyadi (2010) memberikan kesimpulan bahwa Penduga LTS lebih baik dari Penduga MM. Penduga LTS dapat menghasilkan penduga dengan sisaan yang lebih kecil dari penduga MM. Penelitian lain dilakukan oleh Haditama (2011) mengenai penduga LMS yang memberikan kesimpulan bahwa penduga LMS memberikan nilai yang cukup baik dalam ketahanannya terhadap kehadiran pencilan dibandingkan dengan Metode Kuadrat Terkecil (MKT). Penelitian tentang faktor yang mempengaruhi tingkat

produksi padi pernah dilakukan oleh Triyanto (2006) menggunakan analisis regresi berganda dengan fungsi Coob-Douglas. Selain itu, Ardiyanti (2011) juga melakukan penelitian menggunakan data tentang produksi padi setiap kabupaten/kota di Jawa Tengah menggunakan metode regresi robust Penduga M dan Penduga MM. Berdasarkan penelitian sebelumnya serta mengacu pada *breakdown point* yang sama, maka pada penelitian ini digunakan Penduga LTS dan LMS untuk mengetahui perbandingan model yang terbentuk serta efisiensi dari model yang terbentuk pada data produksi padi dan faktor yang mempengaruhinya pada kota/kabupaten di Jawa Timur pada tahun 2012.

1.2 Rumusan Masalah

Rumusan masalah dari penelitian ini adalah :

1. Bagaimana perbandingan antara regresi robust dengan metode *Least Trimmed Squares* (LTS), dan *Least Median Squares* (LMS) pada data produksi padi di Jawa Timur pada tahun 2012?
2. Bagaimana efisiensi dari model yang terbentuk?
3. Apakah faktor luas tanam, jumlah pompa air, dan jumlah pupuk berpengaruh terhadap produksi padi di Jawa Timur tahun 2012?

1.3 Batasan Masalah

Batasan masalah pada penelitian ini adalah :

1. Data yang digunakan adalah data produksi padi, luas area tanam, jumlah pompa air dan jumlah pupuk pada kota/kabupaten di Jawa Timur pada tahun 2012.
2. Pendugaan parameter robust menggunakan Metode Kuadrat Terkecil (MKT), *Least Trimmed Squares* (LTS), dan *Least Median Squares* (LMS).
3. Perbandingan efisiensi menggunakan *standar error*.

1.4 Tujuan

Penelitian ini bertujuan untuk :

1. Membandingkan model regresi yang terbentuk dari metode *Least Trimmed Squares* (LTS), dan *Least Median Squares* (LMS) pada data produksi padi di Jawa Timur pada tahun 2012.
2. Mengetahui efisiensi model yang terbentuk.

3. Mengetahui faktor-faktor yang mempengaruhi produksi padi di Jawa Timur.

1.5 Manfaat

Penelitian ini diharapkan dapat memberikan informasi ketepatan model yang dihasilkan dari Metode Kuadrat Terkecil (MKT), *Least Trimmed Squares* (LTS), dan *Least Median Squares* (LMS) pada data produksi padi di Jawa Timur pada tahun 2012.



BAB I

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Analisis Regresi Linier Berganda

Regresi linier berganda adalah regresi dimana peubah respon (Y) dijelaskan oleh lebih dari satu peubah prediktor, namun masih menunjukkan hubungan yang linier. Rousseeuw dan Leroy (2003) menjelaskan bahwa tujuan dari analisis regresi adalah memodelkan hubungan dari peubah yang diamati. Suatu persamaan regresi diasumsikan bahwa peubah respon (Y) bersifat acak sedangkan peubah prediktor (X) bersifat tetap. Model persamaan regresi tersebut dapat dituliskan dalam persamaan matematis sebagai berikut :

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

$$Y_i = \beta_0 + \sum_{j=1}^p \beta_j X_{ij} + \varepsilon_i$$

dengan :

i : 1, ..., n

dimana:

n = banyaknya pengamatan

p = banyaknya peubah prediktor

Y_i = peubah respon untuk pengamatan ke- i

X_{i1}, \dots, X_{ip} = peubah prediktor untuk pengamatan ke- i

$\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_p$ = parameter regresi

ε_i = galat pada pengamatan ke- i

Nilai $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_p$ tidak dapat diketahui secara pasti karena peneliti hanya menggunakan sebagian dari populasi (sampel). Oleh karena itu persamaan (2.1) diduga dengan :

$$\hat{Y}_i = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 X_{i1} + \hat{\beta}_2 X_{i2} + \dots + \hat{\beta}_p X_{ip} + e_i \quad (2.2)$$

2.2 Pendugaan Parameter dengan MKT

Pada pendugaan parameter menggunakan MKT diasumsikan bahwa sisaan memiliki $E(\varepsilon) = 0$, $V(\varepsilon) = \sigma^2$ dan tidak ada hubungan antarsisaan. Dari proses meminimuman Jumlah Kuadrat Galat (JKG), diperoleh persamaan normal :

$$n\hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 \sum_{i=1}^n X_{i1} + \hat{\beta}_2 \sum_{i=1}^n X_{i2} + \dots + \hat{\beta}_p \sum_{i=1}^n X_{ip} = \sum_{i=1}^n y_i$$

$$\hat{\beta}_0 \sum_{i=1}^n X_{i1} + \hat{\beta}_1 \sum_{i=1}^n X_{i1}^2 + \hat{\beta}_2 \sum_{i=1}^n X_{i1}X_{i2} + \dots + \hat{\beta}_p \sum_{i=1}^n X_{ip}X_{ip} = \sum_{i=1}^n X_{i1}Y_{i1}$$

$$\hat{\beta}_0 \sum_{i=1}^n X_{ip} + \hat{\beta}_1 \sum_{i=1}^n X_{ip}X_{i1} + \hat{\beta}_2 \sum_{i=1}^n X_{ip}X_{i2} + \dots + \hat{\beta}_p \sum_{i=1}^n X_{ip}^2 = \sum_{i=1}^n x_{ip}y_i$$

Jika disusun dalam bentuk matriks :

$$\begin{bmatrix} n & \sum_{i=1}^n X_{i1} & \sum_{i=1}^n X_{i2} & \dots & \sum_{i=1}^n X_{ip} \\ \sum_{i=1}^n X_{i1} & \sum_{i=1}^n X_{i1}^2 & \sum_{i=1}^n X_{i1}X_{i2} & \dots & \sum_{i=1}^n X_{ip}X_{i1} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ \sum_{i=1}^n X_{ip} & \sum_{i=1}^n X_{ip}X_{i1} & \sum_{i=1}^n X_{ip}X_{i2} & \dots & \sum_{i=1}^n X_{ip}^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat{\beta}_0 \\ \hat{\beta}_1 \\ \vdots \\ \hat{\beta}_p \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum_{i=1}^n y_i \\ \sum_{i=1}^n x_{i1}y_{i1} \\ \vdots \\ \sum_{i=1}^n x_{ip}y_i \end{bmatrix}$$

Dalam notasi matriks, persamaan (2.2) ditulis,

$$\hat{Y} = Xb + e \quad (2.3)$$

dengan,

$$\hat{Y}_{nx1} = \begin{bmatrix} Y_1 \\ Y_2 \\ \vdots \\ Y_n \end{bmatrix}; X_{nx(k+1)} = \begin{bmatrix} X_{10} & X_{11} & X_{12} & \dots & X_{1p} \\ X_{20} & X_{21} & X_{22} & \dots & X_{2p} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ X_{n0} & X_{n1} & X_{n2} & \dots & X_{nk} \end{bmatrix}$$

$$b_{(k+1)x1} = \begin{bmatrix} b_0 \\ b_1 \\ \vdots \\ b_k \end{bmatrix}; e_{nx1} = \begin{bmatrix} e_1 \\ e_2 \\ \vdots \\ e_n \end{bmatrix}$$

JKG dalam notasi matriks dinyatakan sebagai :

$$\begin{aligned}
 (e'e) &= (Y - Xb)'(Y - Xb) \\
 &= Y'Y - Y'Xb - YX'b' + X'b'Xb
 \end{aligned} \tag{2.4}$$

Dengan menurunkan $(e'e)$ secara parsial terhadap b dan menyamadengankan nol, diperoleh :

$$\begin{aligned}
 \frac{\partial(e'e)}{\partial b} &= 0 \\
 -2X'Y + 2X'Xb &= 0 \\
 (X'X)b &= X'Y \\
 b &= (X'X)^{-1}(X'Y)
 \end{aligned} \tag{2.5}$$

Persamaan (2.5) adalah persamaan umum yang digunakan untuk mencari penduga koefisien regresi.

2.3 Pengujian Asumsi Regresi Linier

2.3.1 Normalitas

Uji normalitas digunakan untuk mengetahui apakah sisaan dalam model regresi memiliki distribusi normal. Hipotesis yang digunakan dalam pengujian kenormalan galat adalah :

H_0 : sisaan menyebar normal

H_1 : sisaan tidak menyebar normal

Salah satu metode yang digunakan adalah Uji Kolmogorov Smirnov dengan statistik uji :

$$D = \max_x [|F_n(x) - F_0(x)|] \tag{2.6}$$

di mana :

$F_n(x)$ = peluang kumulatif normal

$F_0(x)$ = peluang kumulatif empiris

Kriteria yang digunakan dalam pengujian adalah :

$$D \begin{cases} \leq D_{\text{tabel}}, \text{ maka terima } H_0 \\ > D_{\text{tabel}}, \text{ maka tolak } H_0 \end{cases} \tag{2.7}$$

2.3.2 Homoskedastisitas

Homoskedastisitas adalah keadaan di mana masing-masing galat mempunyai ragam yang sama (Gujarati, 2012). Adanya heteroskedastisitas menyebabkan nilai penduga parameter regresi

yang didapatkan dari Metode Kuadrat Terkecil (MKT) tidak lagi efisien. Pendeteksian kehomogenan ragam sisaan dapat dilakukan dengan Uji Breusch Pagan dengan hipotesis:

H_0 : ragam sisaan homogen

H_1 : ragam sisaan tidak homogen

Berikut adalah langkah dalam Uji Breusch Pagan:

1. Menduga model regresi

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{11} + \dots + \beta_k X_{ki} + e_i$$

2. Menghitung penduga galat e_i .

3. Menduga *auxiliary regression*

$$\hat{e}_i^2 = \alpha_0 + \alpha_1 X_{11} + \dots + \alpha_k X_{ki} + v_i$$

4. Menghitung koefisien determinasi (R^2) dari model *auxiliary regression*.

Pengujian asumsi homokesdastisitas dengan Uji Breusch Pagan menggunakan statistik uji *Lagrange Multiplier* (LM) :

$$LM = nR^2 \sim \chi_{p-1}^2 \quad (2.8)$$

dengan:

R^2 = koefisien determinasi model

Kriteria yang digunakan dalam pengujian ini adalah :

$$LM \begin{cases} \leq \chi_{p-1}^2, \text{ maka terima } H_0 \\ > \chi_{p-1}^2, \text{ maka tolak } H_0 \end{cases} \quad (2.9)$$

2.3.3 Nonmultikolinieritas

Multikolinieritas merupakan kondisi di mana terdapat lebih dari satu hubungan linier diantara peubah prediktor dalam model regresi. Salah satu cara untuk mendeteksi multikolinieritas adalah dengan melihat nilai *Variance Inflation Factor* (VIF). Nilai VIF dinyatakan sebagai berikut:

$$VIF_j = \frac{1}{1 - R_j^2} \quad (2.10)$$

di mana :

j = 1, 2, ..., p

p = banyaknya peubah prediktor

R_j^2 = koefisien determinasi dari persamaan regresi dengan X_j sebagai peubah respon dan X selainnya sebagai peubah prediktor.

Hipotesis yang digunakan dalam pengujian ini adalah :

H_0 : sisaan menyebar normal

H_1 : sisaan tidak menyebar normal

VIF adalah suatu faktor yang mengukur seberapa besar kenaikan ragam dari koefisien penduga regresi dibandingkan dengan peubah prediktor yang ortogonal jika dihubungkan secara linier. Menurut Bowerman dan O'Connel (1990), nilai VIF akan semakin besar jika terdapat korelasi yang semakin besar diantara peubah prediktor. Nilai $VIF > 10$ dapat digunakan sebagai petunjuk adanya multikolinieritas pada data.

2.3.4 Nonautokorelasi

Autokorelasi menunjukkan adanya hubungan antara sisaan pada satu pengamatan dengan pengamatan lain. Asumsi ini digunakan untuk mengetahui adanya kebebasan antarsisaan untuk setiap nilai pengamatan. Pengujian nonautokorelasi dapat dilakukan menggunakan Uji Durbin Watson. Nachrowi dan Usman (2006) menyatakan bahwa uji ini dilandasi oleh model sisaan yang memiliki korelasi. Hipotesis yang digunakan adalah :

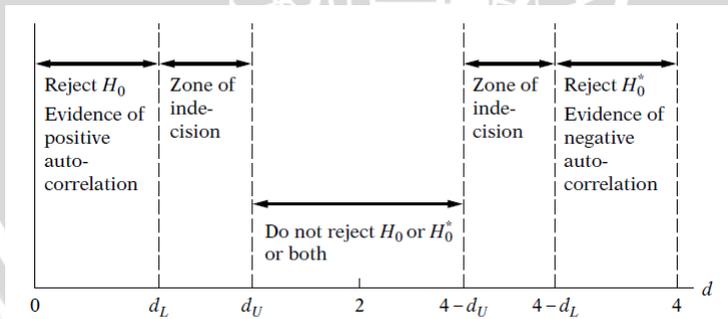
H_0 : Tidak terdapat autokorelasi pada sisaan ($\rho=0$)

H_1 : Terdapat autokorelasi pada sisaan ($\rho \neq 0$)

Dengan statistik uji :

$$d = \frac{\sum_{t=2}^{t=n} (\hat{u}_t - \hat{u}_{t-1})^2}{\sum_{t=2}^{t=n} \hat{u}_t^2} \quad (2.11)$$

Menurut Gujarati (2012) kriteria pengambilan keputusan uji Durbin Watson adalah :



Gambar 2.1. Kriteria Uji Durbin Watson

Sumber: Gujarati, 2004

Apabila terjadi pelanggaran asumsi nonautokorelasi dapat diatasi dengan Prosedur Iteratif Cochrane-Orcutt, dengan langkah sebagai berikut (Kutner, 2005):

1. Menduga model regresi, sehingga didapatkan penduga galat
2. Menduga koefisien korelasi serial orde 1 dengan MKT dari:

$$\hat{u}_t = \rho \hat{u}_{t-1} + \varepsilon_t \quad (2.12)$$

3. Melakukan transformasi untuk peubah peubah yang dipakai dengan hubungan berikut

$$\begin{aligned} X_{it}^* &= X_{it} - \hat{\rho} X_{it-1} \\ Y_t^* &= Y_t - \hat{\rho} Y_{t-1} \end{aligned} \quad (2.13)$$

4. Duga persamaan regresi dan galat untuk persamaan berikut:

$$Y_t^* = \beta_0^* + \beta_1 X_{1t}^* + \beta_2 X_{2t}^* + \dots + \beta_k X_{kt}^* + \varepsilon_t \quad (2.14)$$

5. Ulangi lagi langkah 2 sampai dengan 4 sampai dipenuhi kriteria berikut:

$$|\hat{\rho}(\text{iterasi ke } -j) - \hat{\rho}(\text{iterasi ke } -(j-1))| \rightarrow 0 \quad (2.15)$$

6. Jika persamaan regresi yang bebas dari autokorelasi telah terbentuk, maka dilakukan transformasi kembali ke dalam model regresi dengan variabel asal dengan rumus sebagai berikut:

$$\begin{aligned} \beta_0 &= \frac{\beta_0^*}{1-r} \\ \beta_i &= \beta_i^* \end{aligned} \quad (2.16)$$

2.4 Pencilan

2.4.1 Pengertian Pencilan

Pencilan adalah pengamatan yang jauh dari pusat data yang mungkin berpengaruh terhadap koefisien regresi. Drapper dan Smith (1998) mendefinisikan pencilan sebagai sisaan yang memiliki nilai jauh lebih besar daripada sisaan-sisaan lainnya. Pencilan merupakan suatu keganjilan dan menandakan suatu titik data yang sama sekali tidak tipikal dibandingkan data lainnya.

Secara umum pencilan tidak selalu merupakan pengamatan berpengaruh ataupun sebaliknya. Kutner dkk (2004) menjelaskan pencilan berpengaruh merupakan pencilan sekaligus pengamatan berpengaruh. Pencilan memiliki nilai galat yang cukup besar, sedangkan pengamatan berpengaruh lebih terkait dengan perubahan

yang terjadi pada koefisien regresi jika pengamatan tersebut dihilangkan. Pencilan membuat kesimpulan dari hasil analisis menggunakan Metode Kuadrat Terkecil (MKT) tidak dapat dipercaya (Marrazi, 1993).

2.4.2 Pendeteksian Pencilan

2.4.2.1 Leverage Value (Nilai Pengaruh)

Kutner dkk (2004) menjelaskan bahwa nilai pengaruh digunakan untuk mendefinisikan adanya pencilan pada peubah prediktor. Pendeteksian tersebut memanfaatkan matriks *hat* (**H**). Matriks *hat* (**H**) merupakan matriks segi berukuran $n \times n$ yang didefinisikan sebagai :

$$\mathbf{H}_{n \times n} = \mathbf{X}_{n(p+1)}(\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}{}_{(p+1)(p+1)}\mathbf{X}'_{(p+1)n} \quad (2.17)$$

Untuk $i = 1, 2, \dots, n$, maka nilai pengaruh h_{ii} dari nilai \mathbf{X} ($X_{i1}, X_{i2}, \dots, X_{ip}$) didefinisikan sebagai elemen ke- i dari diagonal utama matriks *hat* (**H**) adalah:

$$h_{ii} = \mathbf{X}_i(\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}'_i \quad (2.18)$$

di mana $\mathbf{X}_i = [1, X_{i1}, X_{i2}, \dots, X_{ip}]$ adalah vektor baris yang berisi nilai-nilai-nilai pengamatan ke- i dari peubah prediktor ke- p .

Bowerman dan O'Connel (1990) menyatakan bahwa nilai h_{ii} berkisar antara $0 \leq h_{ii} \leq 1$. Jika h_{ii} lebih besar dari $2\bar{h}$ maka pengamatan ke- i merupakan pencilan terhadap peubah prediktor.

$$2\bar{h} = \frac{2\sum_{i=1}^n h_{ii}}{n} = 2 \frac{p+1}{n} \quad (2.19)$$

di mana :

p = banyaknya peubah prediktor

n = banyaknya pengamatan

2.4.2.2 Studentized Deleted Residual (TRES)

TRES adalah metode untuk memeriksa adanya pencilan pada peubah respon. Hipotesis yang digunakan adalah :

H_0 : Pengamatan ke- i bukan merupakan pencilan

H_1 : Pengamatan ke- i merupakan pencilan

$$TRES_i = e_i \left[\frac{n-p-2}{JKG(1-h_{ii})-e_i^2} \right]^{\frac{1}{2}} \quad (2.20)$$

di mana :

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

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

JKG = Jumlah Kuadrat Galat

p = banyaknya peubah prediktor

n = banyaknya pengamatan ($i= 1, 2, \dots, n$)

Kriteria pengujian hipotesis yang digunakan adalah (Kutner dkk, 2004):

$$|TRES_i| \begin{cases} \leq t_{n-p-2}^{\alpha/2}, & \text{terima } H_0 \\ > t_{n-p-2}^{\alpha/2}, & \text{tolak } H_0 \end{cases} \quad (2.21)$$

2.4.3 Pendeteksian Pengamatan Berpengaruh

Pengamatan berpengaruh merupakan pengamatan yang berpengaruh besar dalam pendugaan koefisien regresi. Pendeteksian pengamatan berpengaruh dapat dilakukan dengan membandingkan hasil analisis menggunakan data lengkap dengan hasil analisis menggunakan pembuangan satu atau beberapa data. Metode yang digunakan untuk mendeteksi pengamatan berpengaruh adalah *The Difference In Fit Statistics* (DFITS) dan *Cook's distance* (Jarak Cook) (Bowerman dan O'Connel, 1990).

2.4.3.1 *The Difference In Fit Statistics* (DFITS)

Montgomery dan Peck (1992) menyatakan DFITS merupakan pengaruh pengamatan ke- i pada nilai duga \hat{y}_i , sehingga DFITS digunakan untuk mendeteksi apakah nilai pengamatan tertentu berpengaruh terhadap nilai duga \hat{y}_i atau tidak. Hipotesis yang melandasi pengujian ini adalah :

H_0 : pengamatan ke- i bukan merupakan pengamatan berpengaruh

H_1 : pengamatan ke- i merupakan pengamatan berpengaruh

Untuk menghitung nilai DFITS dari setiap pengamatan ke- i , digunakan persamaan berikut :

$$DFITS_i = \left(\frac{h_{ii}}{1-h_{ii}} \right)^{1/2} e_i \left(\frac{n-p-1}{(n-p)JKG(1-h_{ii})-e_i^2} \right)^{1/2} \quad (2.22)$$

Kriteria pengujian hipotesis yang digunakan adalah :

$$|DFITS_i| \begin{cases} \leq 2\sqrt{\frac{p+1}{n}}, & \text{terima } H_0 \\ > 2\sqrt{\frac{p+1}{n}}, & \text{tolak } H_0 \end{cases} \quad (2.23)$$

2.4.3.2 Cook's Distance (Jarak Cook)

Cook's distance digunakan untuk mendeteksi pengamatan yang berpengaruh terhadap koefisien regresi. Hipotesis yang melandasi pengujian ini adalah :

H_0 : pengamatan ke- i bukan merupakan pengamatan berpengaruh

H_1 : pengamatan ke- i merupakan pengamatan berpengaruh

Montgomery dan Peck (1992) menyatakan *Cook's distance* merupakan jarak antara pendugaan parameter dengan MKT yang diperoleh dari n pengamatan yaitu $\hat{\beta}$ dan pendugaan parameter yang diperoleh dengan terlebih dahulu menghapus pengamatan ke- i yaitu $\hat{\beta}_i$. Jarak tersebut diperoleh dari :

$$D_i = \frac{(\hat{\beta}_i - \hat{\beta})' X' X (\hat{\beta}_i - \hat{\beta})}{p \times JKG} \quad (2.24)$$

Kriteria pengujian hipotesis yang digunakan adalah :

$$|D_i| \begin{cases} \leq F_{p,n-p}^\alpha, & \text{terima } H_0 \\ > F_{p,n-p}^\alpha, & \text{tolak } H_0 \end{cases} \quad (2.25)$$

2.5 Regresi Robust

Pengertian robust secara umum adalah kekar, sedangkan regresi robust merupakan salah satu alat yang penting dalam menganalisis data yang mengandung pencilan (Chen, 2002). Regresi robust diperkenalkan oleh Andrews pada tahun 1972. Regresi robust merupakan regresi yang digunakan ketika distribusi galat tidak normal dan atau terdapat beberapa pencilan yang berpengaruh pada model. Tujuan utama dari regresi robust adalah memberikan hasil pendugaan yang stabil terhadap pencilan. Metode ini tidak membuang sebagian dari data, melainkan menemukan model yang cocok untuk mayoritas data.

Menurut Rousseeuw dan Leroy (1987) dengan menggunakan regresi robust adanya pencilan tidak akan mempengaruhi pendugaan parameter. Regresi robust dapat mengurangi pengaruh pencilan jika dibandingkan dengan Metode Kuadrat Terkecil (MKT), sehingga penduga yang dihasilkan akan mempunyai sifat yang tidak terpengaruh dengan adanya pencilan. Suatu penduga bersifat robust jika nilai dugaannya tidak banyak dipengaruhi oleh banyak perubahan data contoh dan penduga ini akan bekerja dengan baik ketika terjadi pelanggaran kecil terhadap asumsi yang melandasi analisis regresi.

Dalam pemilihan metode penduga robust harus memperhatikan nilai *breakdown point*. *Breakdown point* merupakan ukuran paling populer dari kekekan prosedur statistika (Dalvies dan Gather, 2007). Definisi *breakdown point* adalah ukuran proporsi kontaminasi di mana suatu metode mampu mengatasi pencilan dan mempertahankan sifat kekar/robust. Jika nilai *breakdown point* semakin mendekati 0,5 maka semakin baik metode penduga robust tersebut. Ada beberapa metode pendugaan parameter robust, diantaranya Penduga M, Penduga MM, *Least Median Squares* (LMS), *Least Trimmed Squares* (LTS), dan Penduga S (Chen, 2002).

2.5.1 Penduga LTS (*Least Trimmed Square*)

LTS merupakan salah satu metode pendugaan parameter regresi yang kekar terhadap pencilan. Penduga LTS merupakan penduga robust dengan *high breakdown point*. Rousseeuw dan Hubert (1997) menjelaskan bahwa metode LTS memiliki prinsip pendugaan parameter yang sama dengan Metode Kuadrat Terkecil (MKT), yaitu meminimumkan jumlah kuadrat sisaan, hanya saja pada metode LTS jumlah kuadrat sisaan yang diminimumkan adalah jumlah kuadrat sisaan dari h pengamatan. Penduga LTS diperoleh dari :

$$\arg \min \sum_{i=1}^h (e_i)^2 \quad (2.26)$$

dengan ,

$$h = \left\lfloor \frac{n}{2} \right\rfloor + \left\lfloor \frac{p+2}{2} \right\rfloor \quad (2.27)$$

dimana :

e_i^2 : kuadrat sisaan yang diurutkan dari terkecil ke terbesar

n : banyaknya pengamatan

p : banyaknya variabel prediktor

Chen (2002) menjelaskan bahwa h menunjukkan jumlah pengamatan yang digunakan untuk menduga parameter model regresi. Nilai h berada pada interval $\frac{1}{2} \leq h \leq n$. Nilai tersebut akan membangun *breakdown point* yang besar, sebanding dengan 50%. Untuk menduga parameter model dengan metode LTS digunakan algoritma LTS menurut Rousseeuw dan Van Driessen (1999) dalam Willems & Aelst (2005) yaitu gabungan FAST-LTS dan C-steps. Estimasi parameter dilakukan hingga proses *Final Weighted Least Square* (FWLS) dengan fungsi pembobotnya adalah :

$$w_i = \begin{cases} 0, & \text{jika } \frac{|e_i|}{S_{LTS}} > r \\ 1, & \text{jika lainnya} \end{cases} \quad (2.28)$$

dengan :

$$r = 3$$

$$S_{LTS} = d_{h,n} \sqrt{\frac{1}{h} \sum_{i=1}^h \hat{e}_i^2} \quad (2.29)$$

$$d_{h,n} = \frac{1}{\sqrt{1 - \frac{2n}{hc_{h,n}} \phi\left(\frac{1}{c_{h,n}}\right)}} \quad (2.30)$$

$$c_{h,n} = \frac{1}{\Phi^{-1}\left(\frac{h+n}{2n}\right)} \quad (2.31)$$

Dengan ϕ adalah fungsi *density normal standart* dan Φ adalah fungsi kumulatif normal standar.

Adapun algoritma Penduga LTS sebagai berikut :

1. Menduga parameter regresi menggunakan MKT sehingga didapatkan parameter awal (b_0)
2. Menghitung e_i^2 yang bersesuaian dengan b_0 dan mengurutkan nilai e_i^2 dari terkecil ke terbesar.
3. Menentukan nilai h berdasarkan persamaan (2.27) dan menghitung $\sum_{i=1}^h (e_i)^2$

4. Menghitung estimasi parameter b_{new} melalui MKT dari h_0 pengamatan (nilai h awal) sehingga didapatkan e_i^2 yang bersesuaian dengan b_{new}
5. Menghitung h_{new}
6. Menentukan sejumlah h_{new} data dengan nilai e_i^2 terkecil.
7. Menghitung $\sum_{i=1}^{h_{new}} (e_i)^2$
8. Melakukan C-steps yaitu langkah (4), (5), (6) dan (7) sampai didapatkan hasil yang konvergen, yakni jika selisih antara b_{m+1} dan b_m mendekati nol dengan m adalah jumlah iterasi.
9. Menerapkan *Final Weighted Least Square* (FWLS)

2.5.2 Penduga LMS (*Least Median Square*)

Penduga *Least Median Square* (LMS) diperkenalkan oleh Rousseeuw (1987). Penduga LMS merupakan metode penduga parameter robust dengan *high breakdown point*. Metode ini menduga parameter regresi robust dengan meminimumkan median kuadrat sisaan dari h pengamatan yang telah diurutkan. Penduga LMS didefinisikan sebagai :

$$\hat{b}_{LMS} = \arg \min Q_{LMS}(b) \quad (2.32)$$

di mana :

Arg = argumen

$Q_{LMS}(b)$ = median kuadrat sisaan dari h pengamatan yang telah diurutkan ($\text{med } e_h^2$)

e_i = sisaan pada pengamatan ke- i ($i = 1, \dots, n$)

Nilai h menunjukkan jumlah pengamatan yang digunakan untuk menduga parameter model regresi. Penggunaan h akan mempengaruhi *breakdown point*. *Breakdown point* diperoleh melalui:

$$\varepsilon_i^* = \frac{n-h}{n} \quad (2.33)$$

Adapun algoritma LMS adalah :

1. Mengambil m subset contoh berdasarkan kombinasi banyaknya parameter $p+1$ dan n banyaknya pengamatan (${}_n C_{p+1}$).

$$m = {}_n C_{p+1} = \frac{n!}{(p+1)!(n-(p+1))!} \quad (2.34)$$

2. Membentuk model regresi untuk semua subset J_v dimana J_v merupakan persamaan model pada v , di mana $v = 1, 2, \dots, m$. Persamaan model J_v sebagai berikut :

$$Y = b_0 + b_1X_1 + b_2X_2 + \dots + b_pX_p + e \quad (2.35)$$

3. Mengevaluasi model regresi yang menggunakan intersep pada persamaan (2.35) melalui proses *adjustment* untuk setiap subset contoh yang terbentuk dengan prosedur berikut :

- Menghitung nilai penduga sisaan tanpa menggunakan \hat{b}_0 , $\hat{e}_i = y_i - \hat{y}_i, i = 1, 2, \dots, n$.
- Mengurutkan \hat{e}_i sehingga $\hat{e}_1 < \hat{e}_2 < \dots < \hat{e}_n$
- Membentuk kelas interval dari \hat{e}_i yang telah diurutkan masing-masing kelas interval berisi h pengamatan, di mana nilai h sebesar $h = \left\lceil \frac{n}{2} \right\rceil + \left\lceil \frac{p+2}{2} \right\rceil$
- Menghitung nilai intersep baru, b_0^* , yaitu setengah dari jumlah batas atas dan batas bawah dari lebar kelas interval terkecil.
- Menyatakan penduga koefisien regresi dengan nilai intersep yang baru untuk setiap subset contoh.

4. Menentukan penduga LMS \hat{b}_{LMS} berdasarkan nilai $\min Q_v = \min Q_{LMS}(b)$ yang minimum untuk setiap $J_v, v=1, 2, \dots, m$.

2.6 Pengujian Parameter Regresi

2.6.1 Uji Parsial

Uji Parsial untuk mengetahui adanya pengaruh peubah prediktor terhadap peubah respon pada Metode LTS dan LMS digunakan uji t dengan hipotesis sebagai berikut :

$H_0 : \beta_j = 0$ (peubah prediktor ke- j tidak berpengaruh terhadap peubah respon)

$H_1 : \beta_j \neq 0$ (peubah prediktor ke- j berpengaruh terhadap peubah respon)

Statistik uji t didefinisikan sebagai berikut :

$$\frac{b_j}{Se(b_j)} \sim t_{n-p-1} \quad (2.37)$$

di mana :

$$Se(b_j) = \frac{s}{\sqrt{n}} = \frac{\sqrt{ragam}}{\sqrt{n}}$$

Kriteria pengujian hipotesis yang digunakan adalah :

$$\text{Statistik uji t} \begin{cases} \leq t_{n-p-1}^{\alpha/2}, & \text{terima } H_0 \\ > t_{n-p-1}^{\alpha/2}, & \text{tolak } H_0 \end{cases} \quad (2.38)$$

2.6.2 Uji Simultan

Uji simultan untuk mengetahui adanya pengaruh simultan peubah prediktor terhadap peubah respon digunakan Uji F dengan hipotesis sebagai berikut :

$$H_0 : \beta_1 = \dots = \beta_p = 0$$

$$H_1 : \text{Minimal terdapat satu } j \text{ dimana } \beta_j \neq 0$$

Statistik uji F didefinisikan sebagai berikut :

$$\frac{KTR}{KTG} \sim F_{p,n-p-1} \quad (2.39)$$

Dimana :

KTR = Kuadrat Tengah Regresi

KTG = Kuadrat Tengah Galat

p = banyaknya peubah prediktor

Kriteria pengujian hipotesis yang digunakan adalah :

$$\text{Statistik uji F} \begin{cases} \leq F_{p,n-p-1}^{\alpha}, & \text{terima } H_0 \\ > F_{p,n-p-1}^{\alpha}, & \text{tolak } H_0 \end{cases} \quad (2.40)$$

2.7 Keakuratan Model

2.7.1 Koefisien Determinasi (R^2)

Gujarati (2012) menjelaskan bahwa koefisien determinasi (R^2) yaitu angka yang menunjukkan besarnya derajat kemampuan menerangkan peubah prediktor terhadap peubah respon. Kegunaan dari koefisien determinasi (R^2) adalah sebagai ukuran ketepatan garis regresi yang diperoleh dari hasil pendugaan parameter berdasarkan contoh. Selain itu, R^2 juga dapat digunakan untuk mengukur besar proporsi keragaman total di sekitar nilai tengah yang dapat dijelaskan oleh garis regresi. Model yang memiliki nilai koefisien determinasi terbesar merupakan model yang terbaik. Formula dari statistik ini adalah :

$$R^2 = \frac{JKR}{JKT} = \frac{\sum_{i=1}^n (\hat{y} - \bar{y})^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (2.42)$$

dengan :

JKR = Jumlah Kuadrat Regresi

JKT = Jumlah Kuadrat Total

2.7.2. Root Mean Square Error (RMSE)

Root Mean Square Error (RMSE) digunakan untuk mengukur kebaikan model regresi yang terbentuk. RMSE tidak melakukan pengujian model untuk satu model saja, melainkan dengan membandingkan antara beberapa model sehingga diperoleh model terbaik. Semakin kecil nilai RMSE maka semakin baik model yang digunakan. *Root Mean Square Error* (RMSE) didefinisikan sebagai berikut:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2}{(n-p-1)}} \quad (2.43)$$

2.8 Efisiensi Penduga

Suatu penduga merupakan penduga yang efisien jika memiliki ragam yang kecil. Dua buah penduga dapat dibandingkan efisiensinya menggunakan efisiensi relatif. Jika penduga $\hat{\beta}_i$ dan $\hat{\beta}_i^*$ merupakan penduga tak bias dari untuk β_i dengan ragam $V(\hat{\beta}_i)$ dan $V(\hat{\beta}_i^*)$, efisiensi dari $\hat{\beta}_i$ relatif terhadap $\hat{\beta}_i^*$ ditunjukkan oleh $eff(\hat{\beta}_i, \hat{\beta}_i^*)$, yang didefinisikan sebagai berikut (Wackerly et.al, 2008):

$$eff(\hat{\beta}_i, \hat{\beta}_i^*) = \frac{V(\hat{\beta}_i^*)}{V(\hat{\beta}_i)} \quad (2.41)$$

dimana:

$V(\hat{\beta}_i)$: ragam penduga $\hat{\beta}_i$

$V(\hat{\beta}_i^*)$: ragam penduga $\hat{\beta}_i^*$

Jika $\hat{\beta}_i$ dan $\hat{\beta}_i^*$ merupakan penduga tak bias dari β_i , efisiensi $\hat{\beta}_i$ relatif terhadap $\hat{\beta}_i^*$ lebih dari satu jika $V(\hat{\beta}_i^*) > V(\hat{\beta}_i)$. Dengan demikian dapat dinyatakan bahwa penduga $\hat{\beta}_i$ merupakan penduga tak bias yang lebih baik daripada $\hat{\beta}_i^*$.

2.9 Analisa Produksi Padi

Indonesia merupakan negara agraris, di mana sektor pertanian memegang peranan penting dari perekonomian nasional. Pembangunan pertanian di Indonesia dianggap penting dari keseluruhan pembangunan nasional. Alasan yang mendasari pentingnya pembangunan pertanian di Indonesia adalah (Sugiarto, 2008):

1. Potensi sumberdaya besar dan beragam
2. Pengsa terhadap pendapatan nasional cukup besar
3. Besarnya pangsa terhadap ekspor nasional
4. Banyaknya penduduk yang menggantungkan hidupnya pada sektor pertanian
5. Peranan pertanian dalam penyediaan pangan masyarakat
6. Menjadi basis pertumbuhan di pedesaan.

Padi bukan hanya merupakan bahan makanan pokok, tetapi padi merupakan salah satu komoditi penting dalam sektor pertanian di Indonesia, dikarenakan penduduk Indonesia sebagian besar mengkonsumsi nasi sebagai makanan pokok. Sedemikian besarnya kebutuhan masyarakat akan padi membuat tanaman padi menjadi komoditas yang terus diusahakan budidayeranya. Semakin lama jumlah penduduk Indonesia semakin bertambah banyak, sehingga diperlukan evaluasi untuk usahatani padi di Indonesia untuk memenuhi kebutuhan akan padi yang juga semakin meningkat.

Menurut Sukirno (2000), fungsi produksi merupakan keterkaitan antara faktor-faktor produksi dan capaian tingkat produksi yang dihasilkan, dimana faktor produksi sering disebut dengan istilah input dan jumlah produksi disebut dengan output. Berbagai cara dapat dilakukan untuk meningkatkan produksi tanaman pangan, antara lain dengan ekstensifikasi pertanian dan intensifikasi pertanian. Ekstensifikasi pertanian adalah usaha peningkatan produksi tanaman pangan dengan memperluas area tanam, dan intensifikasi pertanian adalah usaha peningkatan produksi tanaman pangan dengan cara-cara yang intensif pada lahan yang sudah ada yaitu dengan memilih bibit unggul, memperbaiki pengairan, pemberian pupuk yang teratur dan lain-lain (Hasan, 2010).

Menurut Mubyarto (1989) lahan sebagai salah satu faktor produksi yang mempunyai kontribusi yang cukup besar terhadap

usaha tani. Besar kecilnya produksi dari usaha tani antara lain dipengaruhi oleh luas lahan yang digunakan. Apabila luas lahan yang digunakan semakin sempit, maka produksi padi akan semakin menurun. Dengan demikian, dapat dikatakan bahwa terdapat hubungan positif antara luas lahan dan produksi padi. Selain luas lahan, jumlah pupuk yang digunakan, dan jumlah pompa air yang digunakan untuk pengairan juga memegang peranan penting dalam meningkatkan produksi padi.

Di Indonesia, provinsi dengan jumlah produksi padi tertinggi adalah Jawa Barat, kemudian diikuti Jawa Timur dan Jawa Tengah. Pada kurun waktu tiga tahun terakhir, produksi padi di Jawa Timur mencapai ± 11 juta ton setiap tahunnya. Berikut adalah data produksi padi Jawa Timur pada tahun 2010-2012:

Tabel 2.1. Jumlah Produksi Padi Jawa Timur

Tahun	Jumlah Produksi Padi (ton)
2010	11.643.773
2011	10.576.543
2012	12.198.707

Pada tahun 2011 produksi padi di Jawa Timur mengalami penurunan sebesar 1.067.230 ton. Namun pada tahun 2012 mengalami peningkatan yang cukup besar, yaitu 1.622.164 ton.

Analisa fungsi produksi sering dilakukan oleh para peneliti untuk mengetahui informasi bagaimana sumberdaya yang terbatas dapat dikelola dengan baik agar diperoleh produksi maksimum. Fungsi produksi yang umum dibahas dan dipakai oleh peneliti adalah fungsi Cobb-Douglas. Fungsi produksi Cobb-Douglas diperkenalkan oleh Cobb, C. W. Dan Douglas, P.H. pada tahun 1928. Fungsi Cobb Douglas adalah suatu fungsi atau persamaan yang melibatkan satu variabel tak bebas dan beberapa variabel bebas. Penyelesaian hubungan antara variabel tersebut adalah dengan cara regresi. Secara matematik, fungsi Cobb-Douglas adalah:

$$\begin{aligned}
 Y &= aX_1^{b_1} X_2^{b_2} \dots X_n^{b_n} e^u \\
 \log Y &= \log a + b_1 \log X_1 + \dots + b_n \log X_n + v_i \\
 Y^* &= a^* + b_1 X_1^* + \dots + b_n X_n^* + v^*
 \end{aligned}
 \tag{2.44}$$

Keunggulan fungsi Cobb-Douglas adalah pangkat dari koefisien β_i merupakan elastisitas produksi (E_p) dan penjumlahan dari koefisien dapat menduga bentuk skala usaha atau tingkat efisiensi

penggunaan faktor-faktor produksi. Namun fungsi Cobb-Douglas juga mempunyai kelemahan, yaitu pada pendugaan yang melibatkan kaidah Penduga MKT. Beberapa kesulitan yang sering dijumpai dalam penggunaan fungsi Cobb-Douglas adalah (Soekartawi, 1993):

- a. Spesifikasi variabel yang keliru akan menghasilkan hasil yang negatif, nilainya terlalu besar, atau terlalu kecil.
- b. Kesalahan pengukuran variabel juga akan menyebabkan elastisitas tidak tepat
- c. Bias terhadap variabel manajemen
- d. Multikolinieritas
- e. Data yang digunakan tidak boleh ada yang bernilai nol atau negatif.



BAB III

METODE PENELITIAN

3.1 Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder. Data produksi padi (Y) di setiap kabupaten/kota di Jawa Timur pada tahun 2012 digunakan sebagai peubah respon, sedangkan peubah prediktor yang digunakan adalah data luas area tanam padi (X_1), jumlah pompa air (X_2) serta jumlah pupuk bersubsidi (X_3) pada setiap kabupaten/kota di Jawa Timur pada tahun 2012. Semua data yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh dari Dinas Pertanian Provinsi Jawa Timur.

3.2 Metode Analisis Data

3.2.1 Pendugaan Parameter Regresi dengan MKT

Pendugaan parameter regresi awal dilakukan dengan MKT, yaitu meregresikan peubah prediktor dan peubah respon. Metode pendugaan ini akan menghasilkan nilai dugaan parameter berdasarkan persamaan (2.5) dan model regresi sesuai persamaan (2.2).

3.2.2 Pengujian Asumsi Klasik Analisis Regresi Berganda

Pengujian asumsi klasik dilakukan dengan prosedur:

1. Memeriksa kenormalan sisaan menggunakan Uji Kolmogorov-Smirnov berdasarkan persamaan (2.6).
2. Memeriksa kehomogenan ragam sisaan menggunakan Uji Breusch-Pagan berdasarkan persamaan (2.8).
3. Memeriksa asumsi nonmultikolinieritas antarpeubah prediktor berdasarkan nilai VIF menggunakan persamaan (2.10).
4. Memeriksa kebebasan antarsisaan menggunakan Uji Durbin Watson berdasarkan persamaan (2.11).

3.2.3 Penanganan Autokorelasi

Penanganan pelanggaran asumsi nonautokorelasi dilakukan dengan prosedur:

1. Menduga model regresi
2. Menduga koefisien korelasi serial orde I dengan MKT berdasarkan persamaan (2.12)

3. Melakukan transformasi untuk peubah yang dipakai berdasarkan persamaan (2.13) dan (2.14)
4. Menduga persamaan regresi berdasarkan persamaan (2.15)
5. Mengulangi langkah 2 sampai dengan 4 sampai dipenuhi kriteria pada persamaan (2.16)

3.2.4 Pendeteksian Pencilan

Pendeteksian pencilan dilakukan dengan prosedur:

1. Menghitung nilai h_{ii} berdasarkan persamaan (2.18) dan membandingkan dengan persamaan (2.19)
2. Menghitung nilai TRES berdasarkan persamaan (2.20) dan membandingkan dengan persamaan (2.21)

3.2.5 Pendeteksian Pengamatan Berpengaruh

Pendeteksian pengamatan berpengaruh dilakukan dengan prosedur:

1. Menghitung nilai DFITS berdasarkan persamaan (2.22) dan membandingkan dengan persamaan (2.23)
2. Menghitung nilai Jarak Cook berdasarkan persamaan (2.24) dan membandingkan dengan persamaan (2.25)

3.2.6 Pendugaan Parameter Regresi Robust dengan LTS

Prosedur pendugaan parameter regresi robust dengan LTS adalah:

1. Menduga parameter regresi awal (b_0) menggunakan MKT
2. Menghitung e_i^2
3. Mengurutkan nilai e_i^2
4. Menghitung nilai h untuk menentukan h -subset data berdasarkan persamaan (2.27)
5. Menghitung $\sum_{i=1}^h (e_i)^2$
6. Menghitung estimasi parameter b_{new} melalui MKT dari h_0 pengamatan (nilai h awal) sehingga didapatkan e_i^2 yang bersesuaian dengan b_{new}
7. Menghitung nilai h_{new}
8. Menentukan sejumlah h_{new} data dengan nilai e_i^2 terkecil.
9. Menghitung $\sum_{i=1}^{h_{new}} (e_i)^2$
10. Melakukan *C-steps* yaitu langkah (6), (7), (8) dan (9) sampai didapatkan hasil yang konvergen

11. Menerapkan *Final Weighted Least Square* (FWLS)

3.2.7 Pendugaan Parameter Regresi Robust dengan LMS

Prosedur pendugaan parameter regresi robust dengan LMS adalah:

1. Mengambil m subset contoh berdasarkan kombinasi banyaknya parameter $p+1$ dan n banyaknya pengamatan (${}_nC_{p+1}$) berdasarkan persamaan (2.34)
2. Membentuk model regresi untuk semua subset J_v dimana J_v merupakan persamaan model pada v , di mana $v = 1, 2, \dots, m$.
3. Mengevaluasi model regresi yang menggunakan intersep pada persamaan (2.35) melalui proses *adjustment* untuk setiap subset contoh yang terbentuk dengan prosedur berikut :
 - a. Menghitung nilai penduga sisaan tanpa menggunakan \hat{b}_0 , $\hat{e}_i = y_i - \hat{y}_i$, $i = 1, 2, \dots, n$.
 - b. Mengurutkan \hat{e}_i sehingga $\hat{e}_1 < \hat{e}_2 < \dots < \hat{e}_n$
 - c. Membentuk kelas interval dari \hat{e}_i yang telah diurutkan masing-masing kelas interval berisi h pengamatan.
 - d. Menghitung nilai intersep baru (b_0^*), yaitu setengah dari jumlah batas atas dan batas bawah dari lebar kelas interval terkecil.
 - e. Menyatakan penduga koefisien regresi dengan nilai intersep yang baru untuk setiap subset contoh.
4. Menentukan penduga LMS \hat{b}_{LMS} berdasarkan nilai $\min Q_v = \min Q_{LMS}(b)$ yang minimum untuk setiap J_v , $v = 1, 2, \dots, m$.

3.2.8 Pengujian Parameter Regresi

Pengujian parameter regresi untuk mengetahui adanya pengaruh peubah prediktor terhadap peubah respon secara parsial maupun simultan menggunakan persamaan (2.37) dan (2.39).

3.2.9 Keakuratan Model

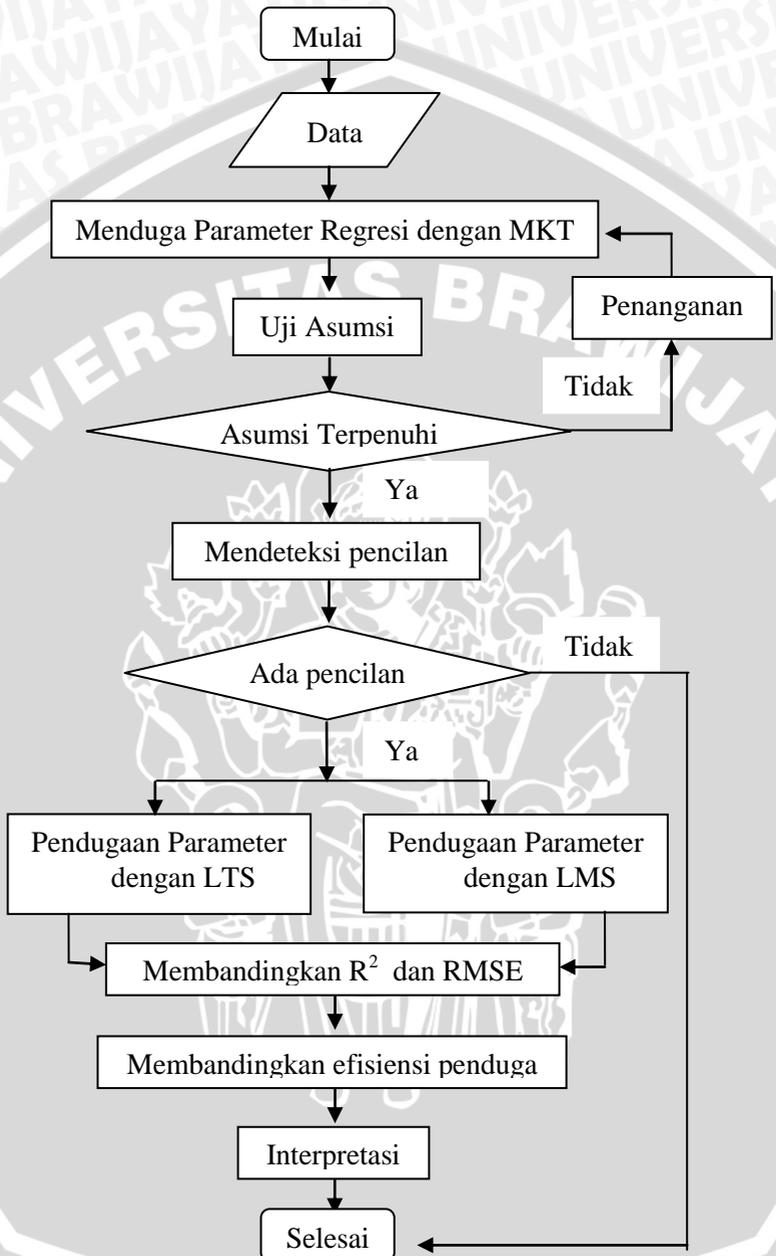
Perbandingan keakuratan model dari kedua metode penduga robust yaitu *Least Trimmed Squares* (LTS) dan *Least Median Squares* (LMS) didasarkan pada koefisien determinasi (R^2) berdasarkan persamaan (2.42) dan *Root Mean Square Error* (RMSE) berdasarkan persamaan (2.43).

3.2.10 Efisiensi Penduga

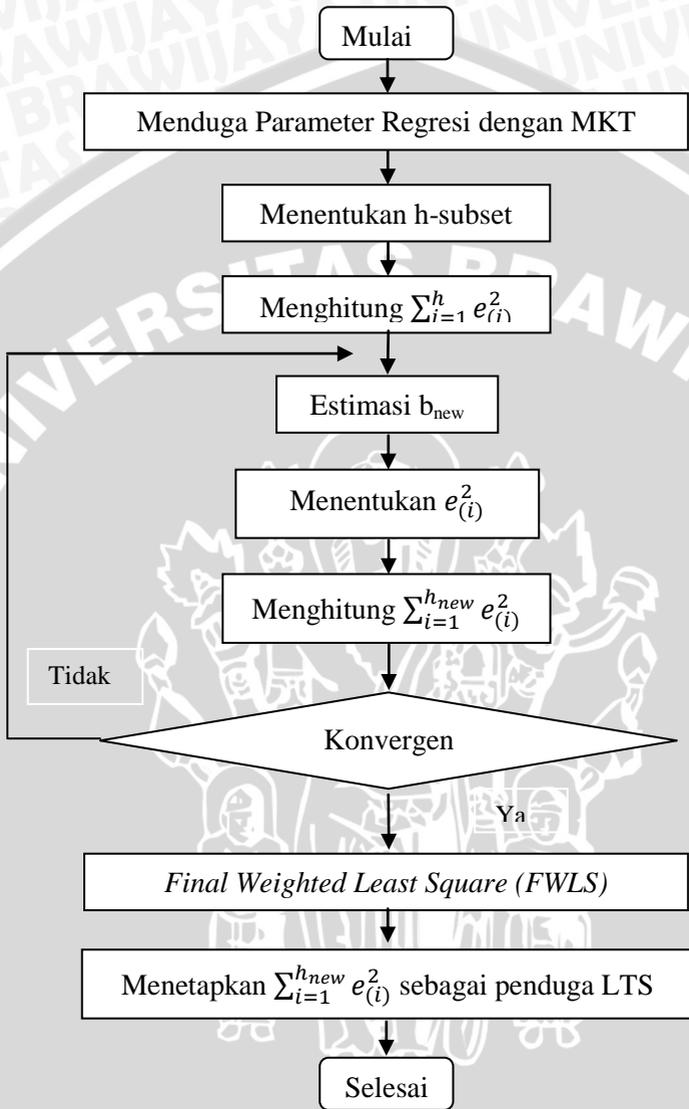
Perbandingan efisiensi penduga dari metode LTS dan LMS dilakukan menggunakan persamaan (2.41). Berikut adalah diagram alir prosedur analisis pada penelitian ini:

UNIVERSITAS BRAWIJAYA

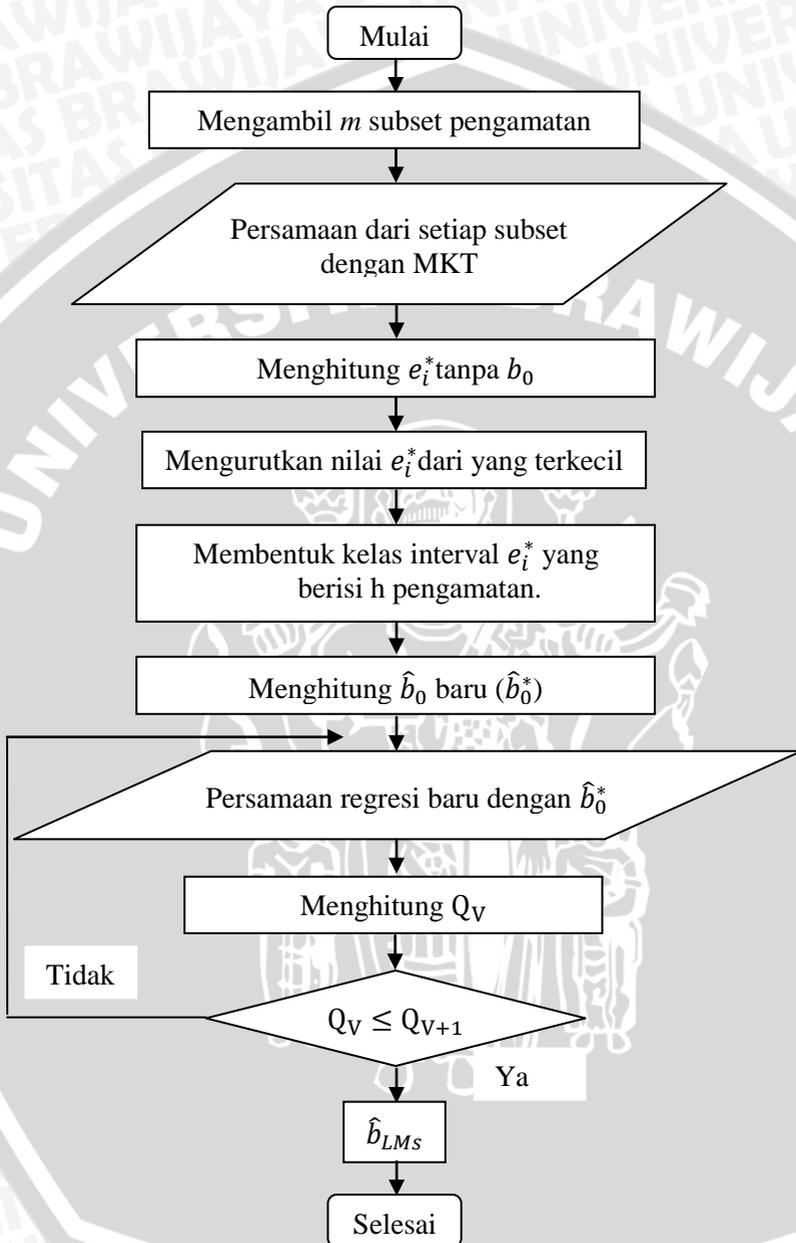




Gambar 3.1 Diagram Alir Penelitian



Gambar 3.2 Diagram Alir Penduga LTS



Gambar 3.3 Diagram Alir LMS

UNIVERSITAS BRAWIJAYA

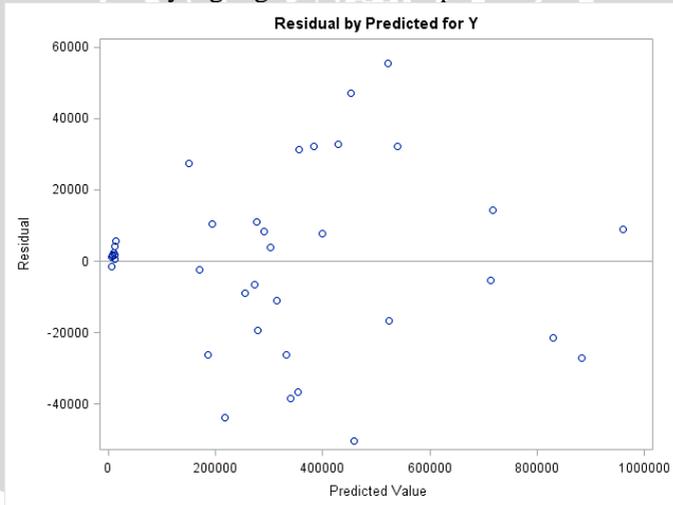


BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Analisis Deskriptif

Sektor pertanian mempunyai peranan cukup besar dalam laju pertumbuhan Produk Domestik Regional Bruto (PDRB) Jawa Timur. Posisi Jawa Timur yang menempati urutan kedua dalam peringkat penghasil produksi padi nasional membuat pemerintah berusaha untuk selalu meningkatkan produksi dan produktivitas tanaman pangan khususnya padi yang juga merupakan bahan makanan pokok sebagian besar penduduk Indonesia.

Dalam penelitian ini, ingin dilihat pengaruh luas area tanam (ha), jumlah pompa air yang digunakan untuk pengairan (unit), serta jumlah pupuk bersubsidi yang dialokasikan pada setiap kota/kabupaten (ton) terhadap total produksi padi kabupaten/kota di Jawa Timur pada tahun 2012. Analisis yang dilakukan dalam penelitian ini adalah analisis regresi linier berganda. Data yang digunakan dalam penelitian ini terindikasi adanya pencilan dan pengamatan berpengaruh. Oleh karena itu, digunakan metode pendugaan parameter regresi robust dengan metode *Least Trimmed Squares* (LTS) dan *Least Median Squares* (LMS). Berikut adalah plot residual dari data yang digunakan dalam penelitian:



Gambar 4.1. Plot residual

Sebelum melakukan analisis lebih lanjut, perlu dilakukan analisis deskriptif untuk memberikan gambaran umum terhadap produksi padi dan faktor yang mempengaruhinya.

Tabel 4.1. Analisis Deskriptif Jumlah Produksi Padi dan Peubah yang mempengaruhinya

Variabel	Minimum	Maksimum	Rata-rata
Produksi (Y)	4.878	968.505	321.019
Luastanam (X_1)	1.074	162.842	54.389
Pompaair (X_2)	0	19.708	3.287
Pupuk (X_3)	1123	166.584	65.883,33

Berdasarkan Tabel 4.1 dapat dilihat bahwa rata-rata produksi padi sebesar 321.019 ton. Artinya sebagian besar produksi padi 38 kota/kabupaten di Jawa Timur pada tahun 2012 sebesar 321.019 ton. Jumlah produksi padi terendah terdapat pada Kota Batu yaitu sebesar 4.878 ton. Hal ini dikarenakan Kota Batu berada di wilayah pegunungan sehingga sektor pertanian padi tidak dominan untuk daerah tersebut. Sedangkan produksi padi tertinggi sebesar 968.505 ton terdapat pada Kabupaten Jember.

Rata-rata luas tanam sebesar 54.389 ha. Artinya dari 38 kota/kabupaten di Jawa Timur luas area tanam yang digunakan untuk komoditi padi sebagian besar 54.389 ha. Luas area tanam padi terendah yaitu sebesar 1074 ha yang terdapat pada Kota Batu dan luas area tanam padi tertinggi sebesar 162.842 ha yang terdapat pada Kabupaten Jember.

Rata-rata pompa air sebesar 3.287 unit. Artinya jumlah pompa air yang digunakan petani di setiap kota/kabupaten di Jawa Timur untuk pengairan sekitar 3.287 unit. Jumlah pompa air paling sedikit terdapat pada Kota Madiun yaitu sebesar 0 unit, sedangkan jumlah pompa air paling banyak sebesar 19.708 unit yang terdapat pada Kabupaten Lamongan.

Rata-rata realisasi penyaluran pupuk bersubsidi sebesar 65.883,33 ton. Artinya realisasi penyaluran pupuk bersubsidi pada setiap kabupaten/kota di Jawa Timur pada tahun 2012 sekitar 65.883,33 ton. Realisasi pupuk bersubsidi paling sedikit terdapat pada Kota Surabaya yaitu sebesar 1123 ton sedangkan realisasi penyaluran pupuk bersubsidi terbesar yaitu 166.584 ton yang terdapat pada Kabupaten Jember.

4.2. Pendugaan Parameter Regresi dengan MKT

Analisis regresi linier berganda digunakan untuk mengetahui bentuk hubungan antarpeubah. Metode yang digunakan dalam menduga parameter regresi adalah Metode Kuadrat Terkecil (MKT). Berikut adalah hasil pendugaan parameter regresi data produksi padi Jawa Timur dengan MKT :

Tabel 4.2. Hasil Pendugaan Parameter Regresi dengan MKT

Variabel	Estimasi Parameter
Intercept ($\hat{\beta}_0$)	-2130.26427
Luastanam ($\hat{\beta}_1$)	5.65241
Pompaair ($\hat{\beta}_2$)	0.38906
Pupuk ($\hat{\beta}_3$)	0.21919

Berdasarkan tabel 4.2 dapat dibentuk persamaan regresi, yaitu :

$$\hat{Y} = -2130,26427 + 5,65241 \text{ luastanam} + 0,38906 \text{ pompa air} + 0,21919 \text{ pupuk}$$

4.3. Pengujian Asumsi Regresi Linier Berganda

Analisis regresi linier berganda menggunakan Metode Kuadrat Terkecil (MKT) mempunyai beberapa asumsi yaitu: normalitas, homokesdastisitas, nonmultikolinieritas dan nonautokorelasi. Berikut adalah hasil pengujian asumsi regresi linier berganda pada data penelitian :

a. Normalitas

Untuk menguji asumsi normalitas digunakan Uji Kolmogorov-Smirnov. Adapun hipotesis yang melandasi pengujian ini adalah :

H_0 : Galat menyebar normal

H_1 : Galat tidak menyebar normal

Tabel 4.3. Hasil Pengujian Normalitas

Statistik Uji	Nilai Kritis	P-value	Keputusan
0.113769	0.210	>0.1500	Terima H_0

Berdasarkan Tabel 4.3 nilai statistik uji kurang dari titik kritis dan p-value > α , maka H_0 diterima, sehingga dapat disimpulkan bahwa asumsi terpenuhi yaitu galat menyebar normal.

b. Homokesdastisitas

Untuk menguji asumsi homokesdastisitas digunakan Uji Breusch-Pagan. Hipotesis yang melandasi pengujian ini adalah :

H_0 : Ragam galat homogen

H_1 : Ragam galat tidak homogen

Tabel 4.4. Hasil Pengujian Homoskedastisitas

Statistik Uji	Nilai Kritis	P-value	Keputusan
16.49	16.92	0.0574	Terima H_0

Berdasarkan Tabel 4.4, nilai statistik uji kurang dari titik kritis dan p-value $> \alpha$, maka H_0 diterima, sehingga dapat disimpulkan bahwa asumsi terpenuhi yaitu ragam galat homogen.

c. Nonmultikolinieritas

Untuk menguji asumsi nonmultikolinieritas digunakan *Variance Inflation Factor* (VIF). Berikut adalah nilai VIF untuk setiap peubah:

Tabel 4.5. Hasil Pengujian Nonmultikolinieritas

Variabel	VIF
Luastanam	5.43718
Pompaair	2.19328
Pupuk	4.41663

Berdasarkan Tabel 4.5, nilai *Variance Inflation Factor* (VIF) pada peubah semua peubah kurang dari 10 sehingga dapat disimpulkan bahwa tidak terdapat multikolinieritas pada data.

d. Nonautokorelasi

Untuk menguji asumsi nonautokorelasi digunakan Uji Durbin-Watson. Hipotesis yang melandasi pengujian ini adalah :

H_0 : tidak terdapat autokorelasi pada sisaan

H_1 : terdapat autokorelasi pada sisaan

Tabel 4.6. Hasil Pengujian Nonautokorelasi

Statistik Uji	d_L	d_U	$4-d_U$	$4-d_L$	Keputusan
2.78376	1.32	1.66	2.34	2.68	Tolak H_0

Tabel 4.6 menunjukkan bahwa nilai statistik Uji Durbin Watson sebesar 2,78376. Berdasarkan kriteria pengambilan keputusan pada Gambar (2.1), nilai statistik uji Durbin Watson

berada diantara selang $4-d_L$ dan 4 maka tolak H_0 , sehingga dapat disimpulkan bahwa terdapat autokorelasi pada sisaan.

Adanya autokorelasi menyebabkan asumsi tidak terpenuhi, sehingga perlu dilakukan penanganan terhadap pelanggaran asumsi tersebut. Pada penelitian ini dilakukan penanganan menggunakan prosedur iteratif Cochrane-Orcutt.

Tabel 4.7. Hasil Iterasi Cochrane-Orcutt

Iterasi ke-i	$\hat{\rho}_i$
0	-0,436
1	-0,179

Tabel 4.7 menunjukkan nilai $\hat{\rho}$ pada setiap iterasi. Berdasarkan persamaan (2.15) maka prosedur Cochrane-Orcutt berhenti pada iterasi ke-1.

4.4. Pendugaan Parameter Regresi Setelah Penanganan Pelanggaran Asumsi Nonotokorelasi

Setelah dilakukan penanganan pelanggaran asumsi, maka dilakukan kembali pendugaan parameter dengan MKT menggunakan data hasil transformasi. Berikut adalah hasil pendugaan parameter dengan MKT.

Tabel 4.8. Hasil Pendugaan Parameter Regresi dengan MKT

Variabel	Estimasi Parameter
Intercept ($\hat{\beta}_0$)	-2705.01375
Luastanam ($\hat{\beta}_1$)	5.6158
Pompaair ($\hat{\beta}_2$)	1.89099
Pupuk ($\hat{\beta}_3$)	0.17231

Berdasarkan tabel 4.8 dapat dibentuk persamaan regresi, yaitu :

$$\hat{Y} = - 2705.01375 + 5.6158 \text{ luastanam} + 1.89099 \text{ pompa air} + 0.17231 \text{ pupuk}$$

Persamaan regresi setelah dilakukan transformasi kembali adalah :

$$\hat{Y}^* = - 1883.7047 + 5.6158 \text{ luastanam} + 1.89099 \text{ pompa air} + 0.17231 \text{ pupuk}$$

Dalam model regresi tersebut sudah tidak terdapat pelanggaran asumsi setelah dilakukan penanganan. Dengan demikian

model yang terbentuk sudah layak dan sesuai. Namun, karena Penduga MKT sangat sensitif terhadap kehadiran pencilan, maka perlu dilakukan pendeteksian pencilan.

4.5. Pendeteksian Pencilan

Metode pendugaan parameter regresi dengan MKT sangat sensitif terhadap kehadiran pencilan. Jika terdapat pencilan pada data maka kesimpulan yang diperoleh dari hasil analisis tidak lagi sah. Oleh karena itu, perlu dilakukan deteksi pencilan terhadap data yang sudah tidak mengandung autokorelasi pada sisaan. Pencilan dapat dideteksi dengan melihat nilai pengaruh (h_{ii}) dan *Studentized Deleted Residual* (TRES).

Tabel 4.9. Hasil identifikasi Jenis Pencilan

Pengamatan ke-	Peubah Prediktor		Peubah Respon	
	statistik h_{ii}	Nilai Batas h_{ii}	Statistik Uji TRES	Titik Kritis TRES
6	0.313457	0.210526	1.67493	2.03
7	0.43358		1.87407	
10	0.227073		1.23051	
23	0.067079		2.24556	
24	0.35826		1.25603	

Berdasarkan Tabel 4.9 nilai statistik h_{ii} pada pengamatan ke-6,7,10, dan 24 memiliki nilai yang lebih besar daripada nilai batas h_{ii} , sehingga dapat dikatakan bahwa pengamatan ke-6, 7, 10 dan 24 merupakan pencilan pada peubah prediktor. Sementara itu, pengamatan ke-23 memiliki nilai statistik uji TRES yang lebih besar daripada titik kritis TRES, sehingga dapat dikatakan bahwa pengamatan ke-23 merupakan pencilan pada peubah respon.

4.6. Pendeteksian Pengamatan Berpengaruh

Jenis pengamatan berpengaruh ada dua, yaitu pengamatan berpengaruh terhadap nilai duga respon yang dapat identifikasi menggunakan DFITS dan pengamatan berpengaruh terhadap koefisien regresi yang dapat diidentifikasi menggunakan Jarak Cook.

Tabel 4.10. Hasil Identifikasi Pengamatan Berpengaruh

Pengamatan ke-	Terhadap Nilai Duga Peubah Respon (\hat{Y})		Terhadap Koefisien Regresi	
	Statistik DFITS	Nilai Batas DFITS	Statistik Uji Jarak Cook	Titik Kritis Jarak Cook
6	1.13175	0.6488	0.30407	2.87
7	1.63965		0.625869	
10	0.66696		0.109552	
24	0.93847		0.216503	

Berdasarkan tabel 4.8 nilai statistik |DFITS| pada pengamatan ke-6,7, 10 dan 24 lebih besar daripada nilai batas DFITS, sehingga bisa dikatakan bahwa pengamatan ke-6, 7, 10 dan 24 merupakan pengamatan berpengaruh terhadap nilai duga peubah respon. Sementara itu, pada identifikasi menggunakan Jarak Cook tidak ditemukan pengamatan berpengaruh terhadap koefisien regresi.

4.7. Pencilan Berpengaruh

Pencilan berpengaruh merupakan pengamatan yang merupakan pencilan sekaligus pengamatan berpengaruh.

Tabel. 4.11 Hasil Identifikasi Pencilan Berpengaruh

Pengamatan ke-	Jenis Pencilan		Jenis Pengamatan Berpengaruh	
	Peubah Respon	Peubah Prediktor	Terhadap Nilai Duga Peubah Respon	Terhadap Koefisien Regresi
6	Ya	Bukan	Ya	Bukan
7	Ya	Bukan	Ya	Bukan
10	Ya	Bukan	Ya	Bukan
23	Bukan	Ya	Bukan	Bukan
24	Ya	Bukan	Ya	Bukan

Berdasarkan tabel 4.11 dapat dilihat bahwa pada pengamatan ke-6, 7, 10 dan 24 merupakan pencilan sekaligus pengamatan berpengaruh, sehingga bisa dikatakan bahwa pengamatan ke-6, 7, 10 dan 24 merupakan pencilan berpengaruh. Membuang pencilan berpengaruh akan mempengaruhi model yang terbentuk. Oleh karena itu, digunakan metode pendugaan parameter yang kekar terhadap kehadiran pencilan berpengaruh tersebut.

4.8. Pendugaan Parameter Robust

Metode Kuadrat Terkecil akan memberikan kesimpulan yang tidak sah bila data mengandung pencilan. LTS dan LMS merupakan alternatif metode regresi yang kekar terhadap pencilan.

Tabel.4.12 Hasil Pendugaan Parameter dengan LTS dan LMS

Metode	Model
LTS	$\hat{Y} = -883.49395 + 5.53428598 \text{ luastanam} + 5.685905 \text{ pompaair} - 0.0499349 \text{ pupuk}$ $\hat{Y}^* = -615.24648 + 5.53428598 \text{ luastanam} + 5.685905 \text{ pompaair} - 0.0499349 \text{ pupuk}$
LMS	$\hat{Y} = -1192.0386 + 5.558589 \text{ luastanam} + 4.921268 \text{ pompaair} - 0.0391887 \text{ pupuk}$ $\hat{Y}^* = -830.11045 + 5.558589 \text{ luastanam} + 4.921268 \text{ pompaair} - 0.0391887 \text{ pupuk}$

Tabel 4.12 menunjukkan bahwa model yang terbentuk dari kedua metode memiliki koefisien yang berbeda namun tanda pada setiap koefisien regresi dari kedua model sama.

4.9. Pengujian Parameter

4.9.1. Uji Parsial

Uji parsial dilakukan untuk mengetahui apakah setiap peubah prediktor berpengaruh terhadap peubah respon. Hipotesis yang melandasi pengujian ini adalah :

$H_0 : \beta_j = 0$ (peubah prediktor ke-j tidak berpengaruh terhadap peubah respon)

$H_1 : \beta_j \neq 0$ (peubah prediktor ke-j berpengaruh terhadap peubah respon)

Tabel 4.13. Hasil Pengujian Parsial

Penduga	LTS		LMS	
	statistik uji t	P-value	Statistik uji t	P-value
$\hat{\beta}_1$	70.59	<0.0001	77.67	<0.0001
$\hat{\beta}_2$	9.45	<0.0001	7.83	<0.0001
$\hat{\beta}_3$	-0.87	0.3958	-0.75	0.4620

Tabel 4.13 menunjukkan bahwa hasil pengujian parameter regresi dengan metode LTS dan LMS secara parsial, memberikan

keputusan yang sama. Pada parameter peubah prediktor pupuk ($\hat{\beta}_3$) dihasilkan keputusan terima H_0 , yang artinya bahwa peubah prediktor pupuk tersebut tidak berpengaruh nyata terhadap peubah respon. Sedangkan pada parameter peubah prediktor luas tanam ($\hat{\beta}_1$) dan pompa air ($\hat{\beta}_2$) dihasilkan keputusan tolak H_0 , yang artinya bahwa peubah prediktor luas tanam dan pompa air berpengaruh nyata terhadap peubah respon.

4.9.2. Uji Simultan

Uji simultan digunakan untuk mengetahui keberartian penduga secara bersama-sama. Hipotesis yang melandasi pengujian ini adalah :

$$H_0 : \beta_1 = \dots = \beta_p = 0$$

$$H_1 : \text{Minimal terdapat satu } j \text{ dimana } \beta_j \neq 0$$

Tabel 4.14. Hasil Pengujian Simultan

Metode	Statistik Uji F	P-value
LTS	15999.393011	7.218049×10^{-37}
LMS	18777.095624	3.773483×10^{-36}

Berdasarkan tabel 4.14 dapat diketahui bahwa pada kedua metode p-value sebesar $0,000 < \alpha$, maka tolak H_0 . Jadi dapat disimpulkan bahwa pada taraf nyata 5% peubah prediktor secara bersama-sama berpengaruh nyata terhadap peubah respon.

4.10. Perbandingan Keakuratan Model

Dalam penelitian ini digunakan koefisien determinasi (R^2) dan RMSE untuk mengetahui seberapa akurat model yang terbentuk. Berikut adalah hasil perbandingan nilai koefisien determinasi dan RMSE pada kedua metode:

Tabel 4.15. Perbandingan Keakuratan Model

Penduga	R^2	RMSE
LTS	99.94%	26656.27928
LMS	99.92%	25788.01262

Berdasarkan Tabel 4.15, dapat dilihat bahwa koefisien determinasi yang dihasilkan kedua metode berbeda. Nilai koefisien determinasi

pada Penduga LTS lebih tinggi dari Penduga LMS, namun selisihnya sangat kecil, sehingga dapat disimpulkan bahwa kedua model yang terbentuk sama-sama akurat. Sedangkan pada nilai RMSE, nilai RMSE LMS lebih kecil daripada nilai RMSE LTS, sehingga dapat disimpulkan bahwa model yang didapatkan dari Penduga LMS lebih akurat.

4.11. Perbandingan Efisiensi Penduga

Penentuan penduga yang lebih efisien dilakukan dengan membandingkan ragam dari masing-masing parameter. Berikut adalah nilai ragam dari masing-masing parameter duga:

Tabel 4.16. Ragam Parameter Duga

Parameter duga	Ragam	
	LTS	LMS
$\hat{\beta}_0$	5670728	4649289.173
$\hat{\beta}_1$	0.006147	0.005122107
$\hat{\beta}_2$	0.362347	0.394708492
$\hat{\beta}_3$	0.003324	0.002735714

Berdasarkan Tabel 4.16 nilai ragam dari parameter duga yang dihasilkan kedua metode, menunjukkan bahwa nilai ragam $\hat{\beta}_2$ yang dihasilkan LTS lebih kecil daripada LMS, namun pada parameter duga $\hat{\beta}_0, \hat{\beta}_1$, dan $\hat{\beta}_3$ yang dihasilkan LMS memiliki ragam yang lebih kecil daripada LTS. Karena ragam parameter duga dari metode LMS lebih kecil daripada LTS maka dapat disimpulkan bahwa parameter duga yang dihasilkan LMS relatif lebih efisien daripada LTS. Jadi model yang sesuai dalam penelitian ini adalah :

$$\hat{Y} = - 830.11045 + 5.558589 \text{ luastanam} + 4.921268 \text{ pompaair} - 0.0391887 \text{ pupuk}$$

Persamaan regresi tersebut dapat diinterpretasikan sebagai berikut:

1. Setiap penambahan 1 ha luas area tanam, maka produksi akan meningkat sebesar 5.558589 ton jika faktor lain yang mempengaruhinya tetap
2. Jika terjadi penambahan 1 unit pompa air maka produksi akan meningkat sebesar 4.921268 ton dengan faktor lain yang mempengaruhinya dianggap tetap.

3. Jika terjadi penambahan 1 ton pupuk maka akan menurunkan produksi padi sebesar 0.0391887 ton dengan faktor lain yang mempengaruhinya dianggap tetap.
4. Ketika semua faktor yang mempengaruhi, yaitu luas tanam, jumlah benih, jumlah pompa air serta jumlah pupuk menunjukkan angka nol maka produksi akan menurun sebesar 830.11045 ton.

UNIVERSITAS BRAWIJAYA



UNIVERSITAS BRAWIJAYA



BAB V

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1. Kesimpulan

Dari hasil penelitian, dapat disimpulkan beberapa hal, yaitu :

1. Pada pengujian secara parsial dan simultan kedua metode menunjukkan hasil yang sama, yaitu secara parsial hanya peubah pupuk tidak berpengaruh nyata, dan secara simultan peubah luas tanam, jumlah pompa air, dan jumlah pupuk berpengaruh nyata pada jumlah produksi padi pada setiap kabupaten/kota di Jawa Timur tahun 2012. Pada perbandingan keakuratan model menggunakan koefisien determinasi dan RMSE didapatkan kesimpulan bahwa data produksi padi tahun 2012 lebih sesuai menggunakan Penduga LMS dalam menduga parameter regresi.
2. Parameter duga yang dihasilkan LMS relatif lebih efisien daripada LTS karena ragam parameter duga dari metode LMS lebih kecil daripada LTS.
3. Faktor yang berpengaruh terhadap produksi padi adalah luas tanam dan jumlah pompa air yang digunakan petani.

5.2. Saran

Pada penerapan analisis regresi, sebaiknya dilakukan pendeteksian pencilan, karena metode penduga parameter regresi menggunakan Penduga MKT sensitif terhadap kehadiran pencilan, sehingga harus menggunakan penduga parameter robust yang kekar terhadap kehadiran pencilan. Untuk penelitian selanjutnya sebaiknya digunakan metode *Least Trimmed Median* (LTM) yang merupakan alternatif dari Metode LTS dan LMS.

UNIVERSITAS BRAWIJAYA



DAFTAR PUSTAKA

- Ardiyanti, H. 2011. *Perbandingan Keefektifan Metode Regresi Robust Estimasi-M dan Estimasi-MM karena Pengaruh Outlier dalam Analisis Regresi Linier (Contoh Kasus Data Produksi Padi di Jawa Tengah Tahun 2007)*. Tesis Universitas Negeri Semarang. Semarang.
- Bai, X., C.Yu, and W.Yao. *A review of Robust Regression*. Departement of Statistics Kansas State University. Kansas.
- Badan Pusat Statistik. 2012. *Perkembangan Beberapa Indikator Utama Sosial-Ekonomi Indonesia*. http://www.bps.go.id/booklet/Booklet_Februari2013.pdf Diakses pada tanggal 25 November 2013.
- Badan Pusat Statistik. 2013. *Indikator Pertanian Tahun 2013 Provinsi Jawa Timur*. <http://jatim.bps.go.id>. Diakses pada tanggal 3 Januari 2014.
- Bowerman, B. L. and R. T O'Connel. 1990. *Linier Statistical Models: An Applied Approach*. Second Ed. PWS-Kent Publishing Company. Boston.
- Candrawati, E. D. 2013. *Perbandingan Method of Moment (MM) dan Least Trimmed Squares (LTS) dalam Regresi Robust Linier Berganda*. Skripsi Fakultas MIPA Universitas Brawijaya. Malang.
- Chen, C. 2002. *Robust Regression and Outlier Detection with ROBUSTREG Procedure*. <http://www2.sas.com/proceedings/sugi27/p265-27.pdf>. Diakses pada tanggal 30 November 2013.
- Dalvies, P. L dan U. Gather. 2007. *The Breakdown Point – Examples and Counterexamples*. University of Duisburg-Essen. Germany.
- Drapper, N. R. dan H. Smith. 1998. *Applied Regression Analysis*. John Wiley and Sons, Inc. New York.

- Gujarati, D. N. 2004. *Basics Econometrics*. Fourth Edition. McGraw-Hill Company, Inc. New York.
- Gujarati, D. N dan D.C. Poter. 2012. *Dasar-dasar Ekonometrika*. Salemba Empat. Jakarta.
- Haditama, H. 2011. *Analisis Regresi Robust pada Data Mengandung Pencilan dengan Metode Least Median Square*. Skripsi Fakultas MIPA Universitas Jember. Jember.
- Hasan, F. 2010. *Peran Luas Panen dan Produktivitas terhadap Pertumbuhan Produksi Tanaman Pangan di Jawa Timur*. <http://pertanian.trunojoyo.ac.id/wp-content/uploads/2012/03/3/Artikel-Fuad-Ke-embryo.pdf>. Diakses pada tanggal 1 Desember 2013.
- Kutner, M. H., C. J. Nachtsheim dan J. Neter. 2004. *Applied Linear Regression Models*. Fourth Edition . The McGraw-Hill Company, Inc. New York.
- Kutner, M. H., C. J. Nachtsheim, J. Neter dan W. Li. 2005. *Applied Linear Regression Models*. Fifth Edition. The McGraw-Hill Company, Inc. New York.
- Marazzi, A. 1993. *Algorithms, Routines, and S Functions for Robust Statistics*. Chapman and Hall. New York.
- Montgomery, D. C. and E. A. Peck. 1992. *Introduction to Linier Regression Analysis*. John Wiley and Sons. New York.
- Mubyarto. 1989. *Pengantar Ekonomi Pertanian*. LP3ES. Jakarta.
- Nachrowi, D. N dan Usman. 2006. *Pendekatan Populer dan Praktis Ekonometrika Untuk Analisis Ekonomi dan Keuangan*. Lembaga Penerbit Fakultas Ekonomi Universitas Indonesia. Jakarta.
- Nurchayadi, H. 2010. *Analisis Regresi Pada Data Outlier dengan menggunakan Least Trimmed Square (LTS) dan MM-Estimasi*.

Skripsi Fakultas Sains dan Teknologi. Universitas Islam Negeri Syarif Hidayatullah. Jakarta.

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

Rousseeuw, P. J. Dan M. Hubert. 1997. *Recent Development in Progress*. <https://wis.kuleuven.be/stat/robust/papers/1997/progress.pdf>. Diakses pada tanggal 30 November 2013.

Soekartawi. 1993. *Prinsip Dasar Ekonomi Pertanian Teori dan Aplikasi*. PT Raja Grafindo Persada. Jakarta.

Sugiarto. 2008. *Analisis Faktor-faktor yang Mempengaruhi Tingkat Produksi Padi Sawah di Kabupaten Dhamasraya*. Thesis Universitas Andalas. Padang.

Sukirno, S. 2000. *Makroekonomi Modern*. PT Raja Grafindo Persada. Jakarta.

Triyanto, J. 2006. *Analisis Produksi Padi di Jawa Tengah*. Tesis Universitas Diponegoro. Semarang.

Wackerly, D. D., W. Mendenhall, and R. Scheaffer. 2008. *Mathematical Statistics with Applications*. Seventh Edition Thomson Learning, Inc. Belmont USA.

Zulmi, R. 2011. *Pengaruh Luas lahan, Tenaga Kerja, Penggunaan Benih dan Pupuk terhadap Produksi Padi di Jawa Tengah tahun 1994-2008*. http://eprints.undip.ac.id/_/29905/1/Skripsi006.pdf. Diakses pada tanggal 30 November 2013.

UNIVERSITAS BRAWIJAYA



Lampiran 1. Data Produksi Padi Kabupaten/Kota di Jawa Timur Tahun 2012.

No	Kabupaten/Kota	X₁	X₂	X₃	Y
1	Pacitan	37704	499	24827	172688
2	Ponorogo	67155	5296	88050	406678
3	Trenggalek	29193	3367	25292	167222
4	Tulungagung	49226	3914	63123	299755
5	Blitar	52001	1451	100919	303332
6	Kediri	53127	5659	146778	306175
7	Malang	62277	434	156516	416607
8	Lumajang	78005	759	91336	408635
9	Jember	162842	12261	166584	968505
10	Banyuwangi	122654	1750	118995	732262
11	Bondowoso	60487	510	64515	317439
12	Situbondo	46213	1488	58674	266005
13	Probolinggo	57315	1655	84383	302572
14	Pasuruan	92539	1081	81485	571510
15	Sidoarjo	32779	556	44807	203573
16	Mojokerto	50768	1240	81284	306881
17	Jombang	73042	5094	78509	462628
18	Nganjuk	87830	14052	112629	507670
19	Madiun	77144	7040	71990	499679
20	Magetan	46024	5688	79726	288756
21	Ngawi	120831	9204	135598	708694
22	Bojonegoro	141159	6577	142251	808112
23	Tuban	87806	7154	110056	576738
24	Lamongan	149799	19708	145128	856890
25	Gresik	60974	3178	52125	386435
26	Bangkalan	48406	784	33669	259861
27	Sampang	44165	892	30480	245536
28	Pamekasan	25667	682	36695	178801

Lampiran 1. Lanjutan

No	Kabupaten/Kota	X ₁	X ₂	X ₃	Y
29	Sumenep	31529	1352	45788	160365
30	Kota Kediri	1638	364	4115	9770
31	Kota Blitar	1857	124	2954	10899
32	Kota Malang	2050	9	2847	12563
33	Kota Probolinggo	2357	856	4338	13178
34	Kota Pasuruan	2819	17	1467	19830
35	Kota Mojokerto	1295	12	1433	6674
36	Kota Madiun	2581	0	2638	17135
37	Kota Surabaya	2450	144	1123	13776
38	Kota Batu	1074	70	10445	4878

Keterangan :

X₁ : Luas area tanam (ha)

X₂ : Jumlah pompa air (unit)

X₃ : Jumlah pupuk (ton)

Y : Jumlah produksi padi (ton)

Lampiran 2. Pendugaan Parameter Regresi dengan MKT

Linear Regression Results

The REG Procedure
 Model: Linear_Regression_Model
 Dependent Variable: produksi

Number of Observations Read 38
 Number of Observations Used 38

Analysis of Variance					
Source	DF	Sum of Squares	Mean Square	F Value	Pr > F
Model	3	2.464392E12	8.21464E11	1283.47	<.0001
Error	34	21761135916	640033409		
Corrected Total	37	2.486153E12			
Root MSE		25299	R-Square	0.9912	
Dependent Mean		321019	Adj R-Sq	0.9905	
Coeff Var		7.88081			

Parameter Estimates						
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t	Variance Inflation
Intercept	1	-2130.26427	6942.95064	-0.31	0.7608	0
luastanam	1	5.65241	0.22195	25.47	<.0001	5.43718
pompaair	1	0.38906	1.38824	0.28	0.7810	2.19328
pupuk	1	0.21919	0.17242	1.27	0.2123	4.41663

Lampiran 3. Hasil Pengujian Asumsi MKT

- **Normalitas**

Test	Tests for Normality			
	Statistic		Pr >	p Value
Shapiro-Wilk	W	0.975553	Pr < W	0.5614
Kolmogorov-Smirnov	D	0.113769	Pr > D	>0.1500
Cramer-von Mises	W-Sq	0.087169	Pr > W-Sq	0.1658
Anderson-Darling	A-Sq	0.453794	Pr > A-Sq	0.2500

- **Homoskedastisitas**

Test of First and Second Moment Specification		
DF	Chi-Square	Pr > ChiSq
9	16.49	0.0574

- **Nonmultikolinieritas**

Variable	Variance Inflation
Intercept	0
luastanam	5.43718
pompaair	2.19328
pupuk	4.41663

- **Nonautokorelasi**

The REG Procedure
Model: Linear_Regression_Model
Dependent Variable: produksi

Durbin-Watson D	2.784
Number of Observations	38
1st Order Autocorrelation	-0.436

Lampiran 4. Proses Iteratif Cochrane-Orcutt Regression Analysis: Y versus X1; X2; X3

The regression equation is

$$Y = -2130 + 5,65 X1 + 0,39 X2 + 0,219 X3$$

Predictor	Coef	SE Coef	T	P
Constant	-2130	6943	-0,31	0,761
X1	5,6524	0,2220	25,47	0,000
X2	0,389	1,388	0,28	0,781
X3	0,2192	0,1724	1,27	0,212

S = 25298,8 R-Sq = 99,1% R-Sq(adj) = 99,0%

Durbin-Watson statistic = 2,78376

Regression Analysis: RESI1 versus C6

The regression equation is

$$RESI1 = 1204 - 0,436 C6$$

37 cases used, 1 cases contain missing values

Predictor	Coef	SE Coef	T	P
Constant	1204	3475	0,35	0,731
C6	-0,4364	0,1433	-3,05	0,004

S = 21135,4 R-Sq = 21,0% R-Sq(adj) = 18,7%

Durbin-Watson statistic = 2,06094

Lampiran 4. (lanjutan)

Regression Analysis: Y* versus X1*; X2*; X3*

The regression equation is

$$Y^* = -2705 + 5,62 X1^* + 1,89 X2^* + 0,172 X3^*$$

Predictor	Coef	SE Coef	T	P
Constant	-2705	6142	-0,44	0,662
X1*	5,6158	0,1561	35,97	0,000
X2*	1,891	1,012	1,87	0,070
X3*	0,1723	0,1158	1,49	0,146

S = 21676,4 R-Sq = 99,6% R-Sq(adj) = 99,6%

Durbin-Watson statistic = 2,27168

Regression Analysis: RESI3 versus C13

The regression equation is

$$RESI3 = 1007 - 0,179 C13$$

37 cases used, 1 cases contain missing values

Predictor	Coef	SE Coef	T	P
Constant	1007	3293	0,31	0,762
C13	-0,1791	0,1585	-1,13	0,266

S = 20033,4 R-Sq = 3,5% R-Sq(adj) = 0,8%

Durbin-Watson statistic = 2,08727

Lampiran 5. Data Hasil Transformasi

No	X ₁	X ₂	X ₃	Y
1	33931,59	449,0734	22342,53	155409,91
2	83593,94	5513,564	98874,35	481970
3	58472,58	5676,056	63681,5	344534
4	61954,15	5382,012	74149,68	372664
5	73463,54	3157,504	128440,5	434025
6	75799,44	6291,636	190778,2	438427
7	85440,37	2901,324	220510,6	550099
8	105157,8	948,224	159576,8	590275
9	196852,2	12591,92	206406	1146669
10	193653,1	7095,796	191625,1	1154530
11	113964,1	1273	116396,7	636705
12	72585,33	1710,36	86802,84	404408
13	77463,87	2303,768	109965,2	418551
14	117528,3	1802,58	118275,6	703432
15	73126	1027,316	80333,77	452752
16	65059,64	1482,416	100819,8	395638
17	95176,85	5634,64	113948,6	596428
18	119676,3	16272,98	146858,8	709376
19	115437,9	13166,67	121095,8	721024
20	79658,78	8757,44	111112,9	506616
21	140897,5	11683,97	170358,2	834592
22	193841,3	10589,94	201371,4	1117103
23	149351,3	10021,57	172076,8	929074
24	188082,4	22827,14	193112,2	1108347
25	126286,4	11770,69	115401,2	760039
26	74990,66	2169,608	56395,65	428347
27	65270,02	1233,824	45160,08	358835
28	44922,94	1070,912	49984,45	285854

Lampiran 5. Lanjutan

No	X ₁	X ₂	X ₃	Y
29	42719,81	1649,352	61786,82	238322
30	15384,64	953,472	24077,98	79689
31	2571,168	282,704	4747,922	15159
32	2859,652	63,064	4134,444	17315
33	3250,8	859,924	5579,074	18655
34	3846,652	390,216	3358,668	25576
35	2524,084	19,412	2073,193	15320
36	3145,62	5,232	3262,534	20045
37	3575,316	144	2273,422	21247
38	2142,2	132,784	10934,32	10885

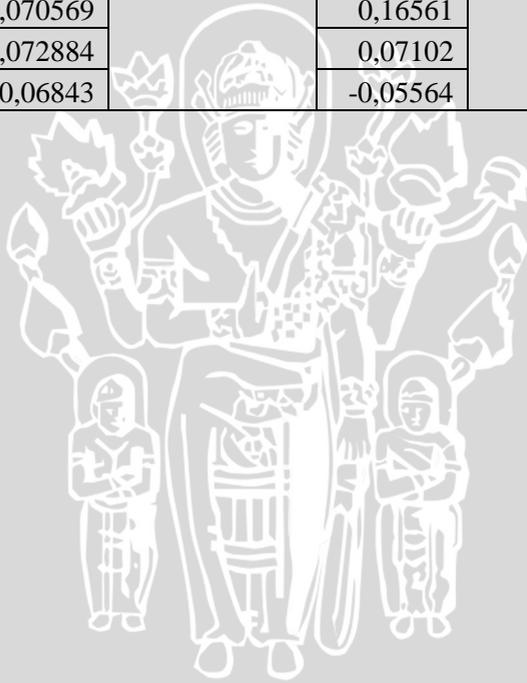


Lampiran 6. Hasil Pengujian Pencilan

No.	Leverage Value	Titik Kritis Leverage Value	TRES	Titik Kritis TRES
1	0,063065	0.210526	-1,85772	2.03
2	0,035543		0,31215	
3	0,058146		-0,10082	
4	0,029995		0,32796	
5	0,101838		-0,45978	
6	0,351994		-1,30805	
7	0,388618		1,67267	
8	0,09005		-2,20701	
9	0,199888		0,38842	
10	0,234557		0,64217	
11	0,060236		-1,5239	
12	0,03161		-0,25824	
13	0,048839		-1,59124	
14	0,14562		1,40024	
15	0,036741		0,41313	
16	0,054002		0,15022	
17	0,033736		-1,32989	
18	0,25181		-0,76322	
19	0,060988		2,01149	
20	0,076022		0,44909	
21	0,091607		-0,22345	
22	0,169461		-0,92558	
23	0,052027		2,41419	
24	0,434946		-1,45255	
25	0,04711		1,27724	
26	0,069529		-0,78659	
27	0,063488		-0,36289	
28	0,038622		1,11427	

Lampiran 6. Lanjutan

No.	Leverage Value	Titik Kritis Leverage Value	TRES	Titik Kritis TRES
29	0,034371	0.210526	-1,05907	2.03
30	0,072063		0,06461	
31	0,071433		0,07425	
32	0,070834		0,10014	
33	0,074801		0,02841	
34	0,071701		0,23049	
35	0,072829		0,04715	
36	0,070569		0,16561	
37	0,072884		0,07102	
38	0,06843		-0,05564	

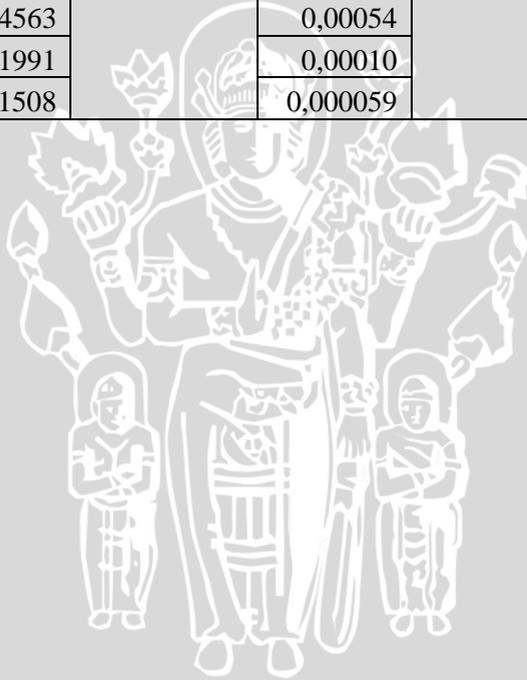


Lampiran 7. Hasil Pengujian Pengamatan Berpengaruh

No.	DFITS	Titik Kritis DFITS	Cook's Distance	Titik Kritis Cook's Distance
1	-0,48197		0,05417	
2	0,05992		0,00092	
3	-0,02505		0,00016	
4	0,05767		0,00085	
5	-0,15482		0,00614	
6	-0,96406		0,22759	
7	1,33357		0,42227	
8	-0,69429		0,10819	
9	0,19414		0,00966	
10	0,35548		0,03215	
11	-0,38581		0,03582	
12	-0,04666		0,00056	
13	-0,36057		0,03110	
14	0,57808		0,08125	
15	0,08069	0.6488	0,00167	2.87
16	0,03589		0,00033	
17	0,24849		0,01510	
18	-0,44277		0,04962	
19	0,51263		0,06030	
20	0,12882		0,00425	
21	-0,07096		0,00130	
22	-0,41809		0,04388	
23	0,56557		0,07002	
24	-1,27439		0,39318	
25	0,28399		0,01980	
26	-0,21502		0,01169	
27	-0,09449		0,00229	
28	0,22334		0,01238	

Lampiran 7. Lanjutan

No.	DFITS	Titik Kritis DFITS	Cook's Distan ce	Titik Kritis Cook's Distance
29	-0,19981	0.6488	0,00995	2.87
30	0,01801		0,00008	
31	0,02059		0,00011	
32	0,02765		0,00020	
33	0,00808		0,00002	
34	0,06406		0,00106	
35	0,01321		0,00005	
36	0,04563		0,00054	
37	0,01991		0,00010	
38	-0,01508		0,000059	



Lampiran 8. Hasil Pendugaan Parameter dengan LTS

The SAS System

Least Trimmed Squares (LTS) Method

Minimizing Sum of 21 Smallest Squared Residuals.

Highest Possible Breakdown Value = 44.37 %

Weighted Least-Squares Estimation

RLS Parameter Estimates Based on LTS

Variable	Estimate	ApproxStd Err	t Value	Pr > t	Lower WCI	Upper WCI
VAR1	5.53428598	0.07840346	70.59	<.0001	5.38061803	5.68795393
VAR2	5.685905	0.60195306	9.45	<.0001	4.50609868	6.86571131
VAR3	-0.0499349	0.05765816	-0.87	0.3958	-0.1629428	0.06307304
Intercep	-883.49395	2381.329	-0.37	0.7142	-5550.813	3783.82513

Weighted Sum of Squares = 1323989547.5

Degrees of Freedom = 22

Cov Matrix of Parameter Estimates

	VAR1	VAR2	VAR3	Intercep
VAR1	0.0061471022	-0.023894882	-0.00365544	-23.70420011
VAR2	-0.023894882	0.3623474831	0.0011364396	95.454143611
VAR3	-0.00365544	0.0011364396	0.003324463	-27.12737407
Intercep	-23.70420011	95.454143611	-27.12737407	5670727.8278

Weighted R-squared = 0.9995418593

F(3,22) Statistic = 15999.393011

Probability = 7.218049E-37

Lampiran 9. Hasil Pendugaan Parameter dengan LMS

The SAS System

Least Median of Squares (LMS) Method
Minimizing 21th Ordered Squared Residual.

Highest Possible Breakdown Value = 47.37 %
Weighted Least-Squares Estimation

RLS Parameter Estimates Based on LMS

Variable	Estimate	ApproxStd Err	t Value	Pr > t	Lower WCI	Upper WCI
VAR1	5.55858918	0.0715689	77.67	<.0001	5.41831672	5.69886164
VAR2	4.92126861	0.6282583	7.83	<.0001	3.68990496	6.15263226
VAR3	-0.0391887	0.05230405	-0.75	0.4620	-0.1417027	0.06332537
Intercep	-1192.0386	2156.22104	-0.55	0.5862	-5418.1542	3034.07694

Weighted Sum of Squares = 1032584968.8

Degrees of Freedom = 21

Cov Matrix of Parameter Estimates

	VAR1	VAR2	VAR3	Intercep
VAR1	0.0051221072	-0.022658791	-0.002942581	-20.63263267
VAR2	-0.022658791	0.3947084962	-0.00045798	117.79926214
VAR3	-0.002942581	-0.00045798	0.0027357133	-22.72369415
Intercep	-20.63263267	117.79926214	-22.72369	4649289.1598

Weighted R-squared = 0.9996273443

F(3,21) Statistic = 18777.095624

Probability = 3.773483E-36