PRISMA 1 (2018)
PRISMA, PROSIDING SEMINAR NASIONAL MATEMATIKA
https://journal.unnes.ac.id/sju/index.php/prisma/

Perbandingan Metode Regresi *Robust* Estimasi *Least Trimmed Square*, Estimasi *Scale,* dan Estimasi *Method Of Moment*

Muhammad Bohari Rahman, Edy Widodo

Fakultas MIPA, Universitas Islam Indonesia, Yogyakarta.
13611113@students.uii.ac.id

Abstrak

Analisis regresi adalah metode analisis yang digunakan untuk mencari bentuk hubungan antar variabel melalui sebuah persamaan. Salah satu tujuan analisis regresi adalah mengestimasi koefisien regresi dalam model regresi. Metode yang umum digunakan dalam mengestimasi koefisien regresi adalah Metode Kuadrat Terkecil (MKT). Penggunaan metode ini harus memenuhi asumsi-asumsi yang ada. Asumsi yang sering tidak terpenuhi adalah asumsi normalitas. Terdapatnya pencilan (*outlier*) menjadi salah satu penyebab tidak terpenuhinya asumsi ini sehingga diperlukan metode lain untuk menangani *outlier*, metode tersebut adalah metode regresi *robust*. Metode estimasi parameter regresi *robust* antara lain *Least Trimmed Square* (LTS), *Scale* (S), dan *Method Of Moment* (MM). Ketiga metode estimasi tersebut merupakan penduga dengan *high breakdown point*. Penelitian ini bertujuan untuk membandingkan manakah dari ketiga metode estimasi tersebut yang lebih baik dalam melakukan estimasi koefisien regresi ditinjau dari nilai *residual standard error* dan *adjusted r-square*. Semakin kecil nilai *residual standard error* dan semakin besar *adjusted r-square* maka semakin baik metode estimasi tersebut. Data yang digunakan pada penelitian ini merupakan simulasi data dari Badan Pusat Statistik (BPS) Indonesia tentang produksi jagung di Indonesia tahun 2015, dimana variabel-variabel independennya meliputi luas lahan (X1) dan produktivitas jagung (X2). Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa regresi *robust* estimasi S memiliki nilai *residual standard error* yang lebih kecil dan *adjusted r-square* yang lebih besar dibandingkan metode estimasi LTS maupun estimasi MM sehingga metode estimasi S lebih baik dalam mengestimasi parameter regresi dibandingkan metode estimasi LTS maupun estimasi MM.

Kata Kunci: Estimasi LTS, Estimasi S, Estimasi M, *Outlier*, Regresi *Robust*.

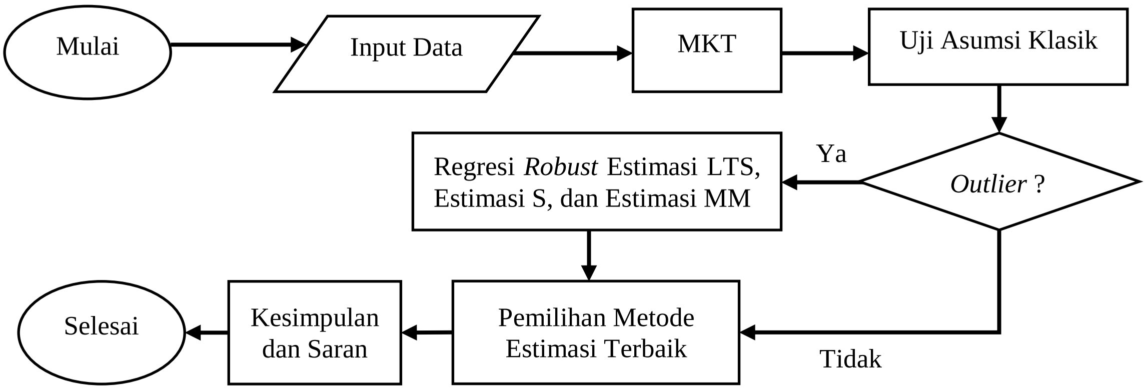
PENDAHULUAN

Salah satu tujuan analisis regresi adalah mengestimasi koefisien regresi dalam model regresi. Metode yang umum digunakan dalam mengestimasi koefisien regresi adalah Metode Kuadrat Terkecil (MKT). Penggunaan MKT harus memenuhi beberapa asumsi klasik. Pada kenyataannya, tidak jarang ditemukan hal-hal yang menyebabkan tidak terpenuhinya asumsi tersebut sehingga penggunaan MKT akan memberikan kesimpulan yang bersifat kurang baik. Asumsi yang sering tidak terpenuhi adalah asumsi normalitas. Terdapatnya pencilan (*outlier*) menjadi salah satu penyebab tidak terpenuhinya asumsi ini sehingga diperlukan metode lain untuk menangani *outlier*, metode tersebut adalah metode regresi *robust*. Metode ini dapat mengatasi *outlier* dengan mencocokkan model regresi terhadap sebagian besar data tanpa menghapus data *outlier* (Rousseeuw dan Leroy, 1987). Terdapat beberapa metode estimasi pada regresi *robust* diantaranya *Least Trimmed Square* (LTS), *Scale* (S), dan *Method Of Moment* (MM). Ketiga metode estimasi tersebut memiliki nilai *breakdown point* yang tinggi dibandingkan dengan metode estimasi lainnya. Nilai *breakdown point* ketiga metode estimasi tersebut adalah 50%. Oleh karena itu, berdasarkan kesamaan nilai *breakdown point* dari ketiga estimasi tersebut, maka pada penelitian ini akan dilakukan perbandingan untuk mencari metode estimasi mana yang lebih baik digunakan dalam mengestimasi data yang mengandung *outlier*. Dalam menentukan metode terbaik, penulis menggunakan nilai *Residual Standard Error (RSE)* dan *Adjusted R-square* ($\bar{R}^2$). Semakin kecil nilai *RSE* dan semakin besar nilai $\bar{R}^2$ maka semakin baik metode estimasi tersebut.

Perbandingan metode estimasi pada regresi *robust* pernah dilakukan oleh beberapa peneliti. Dewayanti (2016) membandingkan estimasi LTS, estimasi M, dan estimasi MM, diperoleh metode estimasi yang paling baik pada data yang mengandung *outlier* yaitu estimasi LTS. Selain itu, Pratitis (2016) membandingkan estimasi M, estimasi S, dan estimasi MM, diperoleh metode urutan estimasi paling efektif untuk memprediksi produksi kedelai di Indonesia adalah metode estimasi *S*, estimasi *MM*, dan estimasi *M*.

METODE

Dalam penelitian ini mengambil simulasi pada suatu kasus dengan menggunakan data dari Badan Pusat Statistik (BPS) Indonesia tentang produksi jagung di Indonesia tahun 2015, dimana variabel-variabel independennya meliputi luas lahan (X_1) dan produktivitas jagung (X_2). Proses analisis pada penelitian ini diuraikan dengan diagram alur sebagai berikut:



Gambar 1. Alur Penelitian

HASIL DAN PEMBAHASAN

Regresi *robust* merupakan suatu metode yang digunakan ketika distribusi dari sisaan tidak normal dan/atau adanya beberapa *outlier* yang mempengaruhi model (Ryan, 1997). Metode ini merupakan alat penting untuk menganalisis data yang dipengaruhi oleh *outlier* sehingga dapat menghasilkan model yang *robust* atau *resistance* terhadap *outlier*. Menurut Chen (2002) pada regresi *robust*, banyak metode estimasi yang dapat digunakan, yakni (1) estimasi M (*Maximum Likelihood type*), (2) estimasi LMS (*Least Median Squares*), (3) estimasi LTS (*Least Trimmed Squares*), (4) estimasi MM (*Method of Moment*) dan (5) estimasi S (*Scale*). Dari kelima metode tersebut, pada pembahasan berikut hanya akan dijabarkan metode regresi *robust* dengan estimasi LTS, estimasi S, dan estimasi MM.

a. Estimasi LTS (*Least Trimmed Squares*)

Metode LTS merupakan suatu metode pendugaan parameter pada regresi *robust* untuk meminimumkan jumlah kuadrat h residual (fungsi objektif). Persamaan metode ini sebagai berikut (Chen, 2002):

$$\hat{\beta}_{LTS} = arg\,min \sum_{i}^{h} e_i^2$$

dengan $h = \left[\frac{n}{2}\right] + \left[\frac{k+2}{2}\right], e_i = (\hat{Y}_i - X_i\hat{\beta}_0)$,

dimana:

e_i^2 : kuadrat residual, e_i^2 diurutkan dari terkecil ke terbesar ($e_1^2 < e_2^2, \dots, < e_n^2$)

n : banyaknya observasi

k : parameter

Jumlah h menunjukkan sejumlah *subset* data dengan kuadrat fungsi objektif terkecil. Prosedur estimasi dengan menggunakan estimasi LTS adalah sebagai berikut:

1. mengestimasi koefisien regresi menggunakan MKT,
2. menentukan n residual $e_i^2 = (\hat{Y}_i - X_i\hat{\beta}_0)^2$ yang bersesuaian dengan ($\hat{\beta}_0$), kemudian menghitung jumlah $h_0 = (n + k + 2)/2$ pengamatan dengan nilai e_i^2 terkecil,
3. menghitung $\sum_i^h e_i^2$,
4. mengestimasi parameter $\hat{\beta}_{baru}$ dari $\hat{\beta}_0$ observasi,
5. ditentukan n kuadrat residual $e_i^2 = (\hat{Y}_i - X_i\hat{\beta}_0)^2$ yang bersesuaian dengan ($\hat{\beta}_{baru}$) kemudian menghitung sejumlah $\hat{\beta}_{baru}$ observasi dengan e_i^2 terkecil,
6. menghitung $\sum_i^{h_{baru}} e_i^2$,
7. melakukan *C-steps* yaitu tahap 4 sampai 6 untuk mendapatkan fungsi objektif yang kecil dan konvergen.

b. Estimasi S (*Scale*)

Estimasi S akan meminimumkan jumlah kuadrat *error* pada persamaan umum regresi linier. Estimasi S didefinisikan sebagai berikut:

$$\hat{\beta}_s = \underset{\beta}{arg\,min}\, \hat{\sigma}_s[e_1(\beta), e_2(\beta), \dots, e_n(\beta)]$$

dengan menentukan nilai estimator skala *robust* ($\hat{\sigma}_s$) yang minimum dan memenuhi:

$$min \sum_{i=1}^{n} \rho\left(\frac{Y_i \sum_{j=0}^{k} X_{i,j}\beta_j}{\hat{\sigma}}\right)$$

dengan:

$$\hat{\sigma} = \sqrt{\frac{n\sum_{i=0}^{n}(e_i^2) - (\sum_{i=0}^{n} e_i)^2}{n(n-1)}}$$

Estimator $\hat{\beta}$ pada metode regresi *robust* estimasi S diperoleh dengan cara melakukan iterasi hingga diperoleh hasil yang konvergen. Proses ini dikenal sebagai MKT terboboti secara iterasi yang selanjutnya disebut sebagai *Iteratively Reweighted Least Square* (*IRLS*) (Fox & Weisberg, 2010).

Prosedur estimasi dengan menggunakan estimasi S adalah sebagai berikut:

1. mengestimasi koefisien regresi menggunakan MKT,
2. menghitung nilai residual $e_i = Y_i - \hat{Y}_i$,
3. menghitung nilai estimasi skala *robust* $\hat{\sigma}_s$,

$$\hat{\sigma}_s = \begin{cases} \dfrac{median\,|e_i - median\,(e_i)|}{0{,}6745}, iterasi = 1 \\ \sqrt{\dfrac{1}{0{,}199n}\sum_{i=1}^{n} w_i e_i^2}, iterasi > 1 \end{cases}$$

4. menghitung nilai $u_i = \frac{e_i}{\hat{\sigma}_s}$,
5. menghitung nilai fungsi pembobot w_i,

$$w_i = \begin{cases} \begin{cases} \dfrac{u_i\left(1-\dfrac{u_i^2}{c^2}\right)^2}{u_i}, |u_i| < c \quad , iterasi = 1 \\ 0, |u_i| \geq c \end{cases} \\ \dfrac{\rho(u_i)}{u_i^2}, iterasi > 1 \end{cases}$$

6. mengestimasi nilai $\hat{\beta}_s$ menggunakan metode *IRLS*,
7. melakukan langkah 2 sampai 6 sehingga diperoleh nilai $\hat{\beta}_s$ yang konvergen.

c. Estimasi MM (*Method of Moment*)

Metode estimasi MM yaitu singkatan dari *method of moment* merupakan salah satu metode regresi *robust* yang diperkenalkan oleh Yohai (1987) yang menggabungkan suatu *high breakdown point* (50%) dengan efisiensi tinggi (95%). Estimasi *MM* didefinisikan sebagai berikut:

$$\hat{\beta}_{mm} = \arg\min_{\beta} \sum_{i=1}^{n} \rho\left(\frac{e_i}{\hat{\sigma}_s}\right) = \arg\min_{\beta} \sum_{i=1}^{n} \rho\left(\frac{Y_i - \sum_{j=0}^{k} X_i \beta_j}{\hat{\sigma}_s}\right)$$

Alur dari estimasi *MM* dapat diuraikan sebagai berikut:

1. mengestimasi koefisien regresi dengan MKT,
2. mengestimasi koefisien regresi *robust* dengan *high breakdown point*, sehingga diperoleh residual e_i,
3. nilai e_i pada langkah kedua digunakan untuk menghitung nilai $\hat{\sigma}_s$, dan dihitung pula bobot awal w_i,
4. nilai e_i dan $\hat{\sigma}_s$ dari langkah ketiga digunakan dalam iterasi awal dengan metode *WLS* (*Weighted Least Square*) untuk menghitung koefisien regresi,

$$\sum_{i=1}^{n} w_i \left(\frac{e_i}{\hat{\sigma}_s}\right) x_i = 0$$

   dengan w_i menggunakan pembobot Huber atau Tukey Bisquare,
5. menghitung bobot baru w_i menggunakan residual dari iterasi awal *WLS* (langkah 4),
6. mengulang langkah 3, 4, 5 (reiterasi dengan skala residual tetap konstan) sampai $\sum_{i=1}^{n}\left|e_i^{(m)}\right|$ konvergen, yaitu selisih nilai $\hat{\beta}^{(m+1)}$ dengan $\hat{\beta}_j^{(m)}$ mendekati 0, dengan m adalah banyaknya iterasi.

d. Studi Kasus

Dalam penelitian ini, mengambil simulasi pada suatu kasus dengan menggunakan data dari BPS (Badan Pusat Statistik) yaitu data produksi jagung di Indonesia tahun 2015. Data tersebut terdiri atas 3 variabel yakni produksi jagung sebagai variabel dependen (Y), luas panen sebagai variabel independen pertama (X_1), produktivitas sebagai variabel independen kedua (X_2). Hasil estimasi parameter menggunakan MKT sebagai berikut:

Tabel 1. Hasil Estimasi Parameter Metode MKT

Parameter	Nilai Estimasi	*Standard Error*
Intersep	-270700,00	76690,00
X_1 (Luas panen)	5,02	0,12
X_2 (Produktivitas)	672,00	1740,00

Dari tabel 1 didapat model awal menggunakan MKT sebagai berikut:

$$\hat{Y} = -270700,00 + 5,02X_1 + 6702,00\,X_2$$

dengan:

$\hat{Y}$: produksi jagung (ton)
X_1: luas panen (hektar)
X_2: produktivitas (kuintal/hektar

nilai *RSE* dan $\bar{R}^2$ untuk MKT sebagai berikut:

Tabel 2. Nilai *RSE* dan $\bar{R}^2$ untuk MKT

RSE	147500,00
$\bar{R}^2$	0,98

Berdasarkan tabel 2 diperoleh nilai *RSE* sebesar 147500,00 artinya kesalahan dalam memprediksi Y sebesar 147500,00 dan nilai $\bar{R}^2$ sebesar 0,98 artinya 98% variasi Y dapat dijelaskan oleh X_1 dan X_2, sedangkan sisanya dijelaskan oleh variabel lain.

e. Uji Asumsi Klasik

Uji asumsi klasik dilakukan untuk melihat apakah model regresi yang diperoleh memenuhi asumsi klasik sehingga dapat dikatakan bahwa model yang dihasilkan bersifat *BLUE* (*Best Linear Unbiased Estimator*).

1. Uji Normalitas

Untuk menguji apakah dalam model regresi variabel pengganggu atau residual memiliki distribusi normal atau tidak maka digunakan uji *Kolmogorov Smirnov Test*. Hipotesis nol (H_0) adalah residual data berdistribusi normal. Keputusan untuk menolak H_0 jika *p-value* kurang dari tingkat signifikansi (α) 5%. Berdasarkan hasil pengujian didapat nilai *p-value* = 0,013 lebih kecil dari $\alpha = 0,05$ sehingga menolak H_0. Oleh karena itu dapat disimpulkan bahwa residual tidak berdistribusi normal.

2. Uji Heteroskedastisitas

Untuk mendeteksi adanya heteroskedastisitas dalam penelitian maka salah satunya adalah menggunakan cara dalam prosedur statistik yakni dengan uji Glejser. H_0 uji ini adalah tidak terjadi masalah heteroskedastisitas. Kriteria keputusan uji ini adalah jika *p-value* untuk masing-masing variabel independen pada persamaan regresi terhadap *absolute* residualnya lebih besar dari α maka gagal tolak H_0. Berdasarkan hasil pengujian, didapatkan nilai *p-value* variabel $X_1 = 0,38$ dan $X_2 = 0,33$ yang keduanya lebih besar dari α sehingga gagal tolak H_0. Hal ini mengindikasikan bahwa model tidak mengandung heteroskedastisitas.

3. Uji Autokorelasi

Pengujian ini menggunakan uji Durbin Watson. H_0 uji ini adalah tidak terjadi autokorelasi, dengan keputusan H_0 gagal ditolak jika d_U < d < 4-d_U. Berdasarkan hasil pengujian didapatkan nilai Durbin Watson sebesar 1,97. Oleh karena $d_U = 1{,}58$ < d =1,97 < 4-d_U =2,42 maka gagal menolak H_0 sehingga dapat disimpulkan bahwa tidak terjadi autokorelasi.

4. Uji Multikolinearitas

Uji ini dilakukan penggunakan nilai *VIF (Variance Inflation Factor)*. H_0 uji ini adalah tidak ada multikolinearitas. Jika nilai *VIF* < 10 maka H_0 gagal tolak yang artinya tidak ada multikolinearitas. Berdasarkan hasil pengujian, didapatkan nilai *VIF* kedua variabel independen sebesar 1,09. Oleh karena nilai *VIF* = 1,09 < 10 maka H_0 gagal tolak sehingga disimpulkan bahwa tidak ada multikolinearitas.

f. Pendeteksian *Outlier*

Outlier akan dideteksi berdasarkan ukuran *outlier*, yakni *DFBETAS, DFFITS, Cook's Distance, Leverage Value,* dan *R-Student* untuk setiap observasi. Pada kasus ini, karena n = 33 dan p = 3, dimana p merupakan banyaknya parameter regresi termasuk intersep. Jadi, observasi dikatakan sebagai *outlier* jika nilai $|DFBETAS_{j,i}| > \frac{2}{\sqrt{n}} = 0{,}35$, $|DFFITS_i| > 2\sqrt{\frac{p}{n}} = 0{,}60$, *Cook's Distance* $(D_i) > \frac{4}{n} = 0{,}12$, *Leverage Value* $(h_{ii}) > \frac{2k}{n} = 0{,}18$, dan |*R-Student* $(t_i)| > t_{0,025,29} = 2{,}05$.

Tabel 3. Observasi terindikasi sebagai *outlier*

i	$DFBETAS_{0,i}$	$DFBETAS_{1,i}$	$DFBETAS_{2,i}$	$DFFITS_i$	D_i	h_{ii}	t_i
12	-0,27	0,92	0,30	1,22	0,40	0,14	2,97
14	-0,06	-0,74	0,14	-0,76	0,20	0,76	-0,43
18	-1,81	-1,26	1,68	-2,21	0,70	0,11	-6,39
32	0,38	-0,01	-0,32	0,39	0,05	0,11	1,09

Berdasarkan tabel 3, didapat data yang terindikasi sebagai *outlier* yakni data ke-12, 14, 18, dan 32.

g. Regresi *Robust* Estimasi LTS

Berdasarkan hasil estimasi menggunakan metode ini, diperoleh model regresi sebagai berikut:

$$\hat{Y} = -34860{,}00 + 3{,}70\,X_1 + 1069{,}00\,X_2$$

dengan nilai *RSE* dan $\bar{R}^2$ persamaan regresi diatas sebagai berikut:

Tabel 4. Nilai *RSE* dan $\bar{R}^2$ estimasi LTS

RSE	14260,00
$\bar{R}^2$	0,97

Dari tabel 4, diperoleh nilai *RSE* sebesar 14260,00 artinya kesalahan dalam memprediksi Y sebesar 14260,00 dan nilai $\bar{R}^2$ sebesar 0,97 artinya 97% variasi Y dapat dijelaskan oleh X_1 dan X_2, sedangkan sisanya dijelaskan oleh variabel lain.

h. Regresi *Robust* Estimasi S

Berdasarkan hasil estimasi menggunakan metode ini, diperoleh model regresi sebagai berikut:

$$\hat{Y} = -31904{,}82 + 3{,}69\, X_1 + 971{,}84\, X_2$$

dengan nilai *RSE* dan $\bar{R}^2$ persamaan regresi diatas sebagai berikut:

Tabel 5. Nilai *RSE* dan $\bar{R}^2$ estimasi *S*

RSE	9130,00
$\bar{\boldsymbol{R}}^{\boldsymbol{2}}$	0,98

Dari tabel 5, diperoleh nilai *RSE* sebesar 9130,00 artinya kesalahan dalam memprediksi Y sebesar 9130,00 dan nilai $\bar{R}^2$ sebesar 0,98 artinya 98% variasi Y dapat dijelaskan oleh X_1 dan X_2, sedangkan sisanya dijelaskan oleh variabel lain.

i. Regresi *Robust* Estimasi MM

Berdasarkan hasil estimasi menggunakan metode ini, diperoleh model regresi sebagai berikut:

$$\hat{Y} = -50570 + 4{,}51X_1 + 1280,00X_2$$

dengan nilai *RSE* dan $\bar{R}^2$ persamaan regresi diatas sebagai berikut:

Tabel 6. Nilai *RSE* dan $\bar{R}^2$ estimasi *MM*

RSE	27140,00
$\bar{\boldsymbol{R}}^{\boldsymbol{2}}$	0,97

Dari tabel 6, diperoleh nilai *RSE* sebesar 27140,00 artinya kesalahan dalam memprediksi Y sebesar 27140,00 dan nilai $\bar{R}^2$ sebesar 0,97 artinya 97% variasi Y dapat dijelaskan oleh X_1 dan X_2, sedangkan sisanya dijelaskan oleh variabel lain.

j. Pemilihan Metode Estimasi Terbaik

Jika disajikan dalam tabel, metode pencarian koefisien β dapat dibandingkan dalam tabel dibawah ini:

Tabel 7. Nilai Perbandingan *RSE* dan $\bar{R}^2$

Metode Estimasi	*RSE*	$\bar{\boldsymbol{R}}^{\boldsymbol{2}}$
MKT	147500,00	0,98
Estimasi *LTS*	14260,00	0,97
Estimasi *S*	9130,00	0,98
Estimasi *MM*	27140,00	0,97

Dalam menentukan metode estimasi terbaik, digunakan dua nilai pembanding untuk masing-masing metode yaitu *RSE* dan $\bar{R}^2$. Metode terbaik adalah metode yang memiliki nilai *RSE* paling kecil dan $\bar{R}^2$ paling besar. Dari tabel 7 dapat dilihat nilai $\bar{R}^2$ metode MKT dan estimasi *S* memiliki nilai $\bar{R}^2$ sama dan paling besar artinya persamaan yang dihasilkan kedua metode ini mempunyai kemampuan menjelaskan variasi Y paling baik. Namun, jika ditinjau dari nilai *RSE*-nya maka estimasi *S* menjadi metode estimasi yang memiliki nilai *RSE* paling kecil dan MKT menjadi metode yang memiliki nilai *RSE* paling besar jika dibandingkan dengan metode estimasi lainnya. Oleh karena itu, maka estimasi *S* merupakan metode yang paling baik digunakan dalam mengestimasi parameter regresi untuk kasus produksi jagung di Indonesia tahun 2015.

SIMPULAN

Berdasarkan hasil analisis yang telah dilakukan, diperoleh metode estimasi S sebagai metode estimasi yang paling baik dalam melakukan estimasi parameter pada kasus produksi jagung di Indonesia tahun 2015 yang mengandung *outlier*. Model regresi yang dihasilkan metode ini sebagai berikut:

$$\hat{\mathrm{Y}} = -31904{,}82 + 3{,}69\,\mathrm{X}_1 + 971{,}84\,\mathrm{X}_2$$

Perbandingan dilakukan menggunakan nilai *RSE* dan $\bar{R}^2$. Metode estimasi yang baik memiliki nilai *RSE* yang kecil dan nilai $\bar{R}^2$ yang besar.

DAFTAR PUSTAKA

Chen, C. 2002. *Robust Regression and Outlier Detection with ROBUSTREG Procedure*. SAS Institute Inc. (Online). (https://pdfs.semanticscholar.org/ccb3/3dfc93f60dd-b9f488533b8d85081c550a7d8.pd, diakses 13 Maret 2017)

Dewayanti, Amalia A. 2016. *Perbandingan Metode Estimasi LTS, Estimasi M, dan Estimasi MM pada Regresi Robust.* (Skripsi). Universitas Islam Indonesia. Yogyakarta.

Fox, J. & Weisberg, S. 2010. *Robust Regression in R . Apendix to An R and S-Plus Companion to Applied Regression, Second Edition*. (Online). (https://soc-serv.socsci.mcmaster.ca/jfox/Books/Companion/appendix/Appendix-Robust-Regression.pdf, diakses 5 Agustus 2017)

Pratitis, Wening Dyah. 2016. *Perbandingan Metode Estimasi-M, Estimasi-S, dan Estimasi-MM pada Regresi Robust untuk Memprediksi Produksi Kedelai di Indonesia.* (Skripsi). Universitas Negeri Yogyakarta. Yogyakarta.

Rousseeuw, P.J., & Leroy, A.M. 1987. *Robust Regression and Outlier Detection.* New York: John Wiley and Sons.

Ryan, T.P. 1997. *Modern Regression Analysis for Scientists and Engineers*. Ghaitersburg: NIST.

Yohai, Victor J. 1987. High Breakdown Point and High Efficiency Robust Estimates For Regression. *The Annals of Statistics*, 642-656.