



Plagiarism Checker X Originality Report

Similarity Found: 14%

Date: Saturday, July 20, 2019

Statistics: 686 words Plagiarized / 4780 Total words

Remarks: Low Plagiarism Detected - Your Document needs Optional Improvement.

MENGATASI PENCILAN PADA PEMODELAN REGRESI LINEAR BERGANDA DENGAN METODE REGRESI ROBUST PENAKSIR LMS Solve the Outlier in Multiplication Linear Regression Models with Robust's Regression Method **Least Median of Squares (LMS)** Estimator Farida Daniel Prodi Pendidikan Matematika, STKIP Soe Jln Badak No 5a, Soe, 85511, Indonesia e-mail: staffaridaniel@stkipsoe.ac.id Abstrak Metode Kuadrat Terkecil (OLS) merupakan **metode yang sering digunakan untuk** menaksir parameter model regresi.

Penaksir **OLS bukan merupakan prosedur regresi yang robust terhadap adanya pencilan, sehingga estimasinya menjadi tidak sesuai. Median Kuadrat Terkecil (LMS) merupakan salah satu penaksir yang robust terhadap adanya pencilan dan memiliki breakdown value yang tinggi.** LMS menaksir parameter model dengan meminimumkan median kuadrat galat.

_ Penelitian ini bertujuan untuk mendapatkan suatu persamaan **regresi yang lebih baik** daripada persamaan regresi yang sebelumnya menggunakan **OLS untuk data yang mengandung** pencilan. Terlebih dahulu dilakukan pendeteksian keberadaan pencilan dan kemudian mencari persamaan regresi dengan metode LMS. **Penelitian ini menggunakan data sekunder berupa** data stackloss dimana hasil estimasi parameter pada data ini, penaksir LMS menunjukkan hasil yang lebih baik jika dibandingkan dengan penaksir OLS karena persamaan regresi yang dihasilkan mempunyai nilai **Rataan Persentase Galat Mutlak (MAPE)** yang lebih kecil.

Kata Kunci : LMS, pencilan, regresi robust. Abstract **Ordinary Least Squares (OLS) is frequent used method for estimating parameters. OLS estimator is not a robust regression procedure for the presence of outliers, so the estimate becomes**

inappropriate. Least Median of Squares (LMS) is one of a robust estimator for the presence of outliers and has a high breakdown value.

LMS estimate parameters by minimizing the median of squared residuals. Least Median of Squares (LMS) – The purpose of this study is getting a regression equation that better than the regression equation before using OLS for the data that having outlier. For the first step, checking if there is outlier at data and then searching regression equation with LMS method.

In this study used data Stackloss and from estimation parameter of this data, LMS estimator showed better results compared to the OLS estimator because the regression equation from LMS method have smaller value of Mean Absolute Percentage Error (MAPE). Keywords: outlier, LMS, Robust Regression. Diterima : Direvisi: Disetujui:

Copyright © 2019 : Barekeng: Jurnal ilmu matematika dan terapan, Jurusan Matematika Fakultas MIPA Universitas Pattimura, Ambon

PENDAHULUAN Metode Statistika yang digunakan untuk mengetahui hubungan linear antara variabel terikat (dependen/respon/y) dengan satu atau lebih variabel bebas (independen/prediktor/x) disebut regresi linear.

Apabila banyaknya variabel bebas hanya ada satu maka disebut regresi linear sederhana, sedangkan regresi linear berganda adalah regresi yang meramalkan hubungan antara satu variabel tak bebas dengan dua atau lebih variabel bebas. Hubungan tersebut dapat dirumuskan dalam bentuk persamaan: $y = a + bx + e$ (1) dengan y adalah variabel tak bebas; x adalah variabel bebas; a adalah intersep atau titik potong antara sumbu tegak dan garis fungsi linear; b adalah koefisien-koefisien regresi atau koefisien kemiringan; e adalah faktor galat dan i adalah pengamatan ke- i .

Untuk mendapatkan nilai-nilai penduga/penaksir parameter dalam pemodelan regresi biasanya digunakan suatu metode yang disebut metode Ordinary Least Squares (OLS) atau Metode Kuadrat Terkecil (MKT). Metode ini ditemukan oleh Gauss dan Legendre sejak tahun 1800 dengan prinsip meminimumkan jumlah kuadrat residualnya. Pada metode OLS koefisien-koefisien regresi ditaksir dengan meminimumkan jumlah kuadrat galat $\sum e_i^2$.

Taksiran untuk β diperoleh dengan persamaan: $\hat{\beta} = (X'X)^{-1}X'y$ (2) Penggunaan OLS memerlukan beberapa asumsi klasik yang harus dipenuhi oleh komponen sisaan atau galat e dalam model yang dihasilkan. Beberapa asumsi itu antara lain bahwa galat harus memenuhi asumsi normalitas, kehomogenan ragam dan tidak terjadi autokorelasi. Apabila asumsi itu terpenuhi, maka penduga parameter yang diperoleh bersifat Best Linier Unbiased Estimator/BLUE atau penduga terbaik yang bersifat linear dan tak bias [3]. Seringkali dalam berbagai kasus ditemui hal-hal yang menyebabkan tidak terpenuhinya asumsi klasik tersebut.

Data yang diperoleh tidak jarang ditemukan satu atau beberapa yang jauh dari pola kumpulan data keseluruhan yang lazim didefinisikan sebagai pencilan (outlier). Pencilan dapat dilihat sebagai pengamatan dengan sisaan yang cukup besar [1]. Pencilan adalah pengamatan yang jauh dari kelompok data yang mungkin berpengaruh besar terhadap koefisien regresi [7].

Adanya Pencilan dapat disebabkan oleh beberapa hal diantaranya adalah kesalahan input data, kekeliruan pada sistem pengukuran ataupun karena terjadinya peristiwa yang luar biasa seperti krisis maupun bencana. Soemartini [7] mengemukakan bahwa keberadaan pencilan dapat dideteksi dengan metode sebagai berikut: Metode grafis (scatter plot).

Untuk melihat apakah terdapat pencilan pada data, dapat dilakukan dengan membuat plot antara data dengan observasi ke- i ($i = 1, 2, 3, \dots, n$). Box Plot. Metode ini merupakan yang paling umum yakni dengan mempergunakan nilai kuartil dan jangkauan. Kuartil 1, 2, dan 3 akan membagi sebuah urutan data menjadi empat bagian. Jangkauan (IQR, Interquartile Range) didefinisikan sebagai selisih kuartil 1 terhadap kuartil 3, atau $IQR = Q3 - Q1$.

Data-data pencilan dapat ditentukan yaitu nilai yang kurang dari $1.5 \cdot IQR$ terhadap kuartil 1 dan nilai yang lebih dari $1.5 \cdot IQR$ terhadap kuartil 3. Nilai t_i dan cook distance dapat digunakan untuk mengidentifikasi apakah suatu pengamatan berpengaruh atau tidak. t_i Merupakan suatu ukuran berpengaruh yang ditimbulkan oleh pengamatan ke- i terhadap nilai taksiran $\hat{\beta}$.

t_i (3) Dimana: t_i nilai taksiran uji, t_{-i} nilai taksiran uji tanpa pengamatan ke- i , t_i taksiran galat baku (standar error) tanpa pengamatan ke- i , t_i unsur ke- i dari diagonal matriks H Suatu pengamatan ke- i akan berpengaruh pada persamaan regresi apabila nilai: t_i untuk t_i dan t_i untuk t_i Dengan p menyatakan banyaknya parameter termasuk intersep dan n menyatakan banyaknya pengamatan. Cook's Distance Merupakan suatu ukuran pengaruh pengamatan ke- i terhadap semua koefisien regresi taksiran.

Pada Cook's Distance pengaruh pengamatan ke- i diukur oleh jarak D_i , Jarak tersebut diperoleh dari persamaan berikut: (4) Dengan: $\hat{\beta}$ vektor taksiran koefisien regresi termasuk pengamatan ke- i , $\hat{\beta}_{-i}$ vektor taksiran koefisien regresi tanpa pengamatan ke- i , e_i nilai residu pada pengamatan ke- i , t_i unsur ke- i dari diagonal matrik H , p banyaknya parameter termasuk intersep dalam model, dan n banyaknya pengamatan.

t_i diperoleh dari persamaan : (5) Suatu pengamatan ke- i akan berpengaruh pada persamaan regresi apabila t_i Berbagai kaidah telah diajukan untuk menolak pencilan (dengan kata lain untuk memutuskan menyisihkan amatan tersebut dari data, untuk kemudian menganalisis kembali tanpa amatan tersebut). Penolakan begitu saja pada suatu pencilan bukanlah prosedur yang bijaksana.

Adakalanya pencilan memberikan informasi yang tidak bisa diberikan oleh titik data lainnya seperti pencilan timbul karena adanya kombinasi keadaan yang tidak biasa dan mungkin saja sangat penting sehingga perlu diselidiki lebih jauh. Sebagai kaidah umum, pencilan baru akan ditolak jika setelah ditelusuri ternyata merupakan akibat dari kesalahan-kesalahan seperti kesalahan mencatat amatan bersangkutan atau kesalahan ketika menyiapkan peralatan. Bila ternyata bukan akibat dari kesalahan-kesalahan semacam itu, penyelidikan yang seksama harus dilakukan [2].

Identifikasi pencilan dalam data amatan dan melihat bagaimana peranannya terhadap taksiran model merupakan tahapan diagnosis yang perlu ditempuh terutama bila penaksiran modelnya dilakukan dengan OLS. Prosedur analisis yang diharapkan adalah menghasilkan keluaran yang cukup baik meskipun beberapa asumsinya tidak terpenuhi secara sempurna.

Metode lain yang dapat digunakan untuk mengatasi pencilan adalah Regresi Robust. Regresi robust diperkenalkan oleh Andrews pada tahun 1972 dan merupakan metode regresi yang digunakan ketika distribusi dari galat tidak normal dan atau adanya beberapa pencilan yang berpengaruh pada model [6].

Metode ini merupakan alat penting untuk menganalisa data yang dipengaruhi oleh pencilan sehingga dihasilkan model yang robust atau kekar atau resistance terhadap pencilan. Dalam regresi robust terdapat beberapa metode yang dapat digunakan untuk menangani data pencilan yaitu penaksir Maximum Likelihood (M), Least Trimmed Square (LTS), Scale (S), Method of Moment (MM) serta Least Median of Squares (LMS) atau metode Kuadrat Median Terkecil.

Metode LMS merupakan salah satu penaksir regresi robust dengan breakdown point yang tinggi. Breakdown point adalah ukuran kekekaran suatu estimator atau proporsi minimal dari banyaknya pencilan dibandingkan seluruh data pengamatan [4]. Algoritma LMS meminimalkan median (nilai tengah) dari kuadrat residu terurut.

Least Median of Squares (LMS) (6) Misalkan diberikan sebuah gugus data sampel berukuran N , dan ingin diduga vektor β berdimensi p yang berisi parameter dari gugus data tersebut. Akan diambil berulang kali secara acak M buah subset berukuran n dari sampel berukuran N . Kemudian dicari dugaan parameter β_j untuk setiap subset. Cari median dari kuadrat galat β_j dari setiap subset. Indeks i adalah indeks untuk sampel, $i = 1, 2, 3, \dots, n$ dan indeks j adalah untuk subset, $j = 1, 2, 3, \dots, M$.

Definisikan: (7) Sehingga solusi LMS adalah β . Jumlah maksimum subset yang dapat dipilih adalah M untuk mendapatkan solusi optimal. Ini adalah komputasi yang infeasible karena akan memakan waktu lama jika ukuran N dan p besar. Dalam kasus tersebut M dapat dipilih sedemikian rupa sehingga kemungkinan (probabilitas) bahwa setidaknya satu dari M subset terdiri dari p pengamatan yang baik adalah mendekati 1.

Probabilitas bahwa setidaknya satu dari M subset terdiri dari n pengamatan yang baik tersebut diberikan oleh: (8) dimana α adalah bagian dari pencilan (outlier) yang mungkin ada dalam data. Karena efisiensi relatif LMS kecil pada Gaussian Noise maka sebuah langkah tunggal dari algoritma WLS digabungkan berdasarkan pada pendugaan

LMS.

Ukuran sebaran dari galat dapat ditaksir dengan cara menentukan terlebih dahulu nilai awal: (9) Faktor λ diusulkan karena λ merupakan penaksir konsisten untuk β jika β berdistribusi $N(\mu, \sigma^2)$ atau menyatakan estimasi yang konsisten dari β pada Gaussian Noise dan λ menyatakan koreksi sampel yang terbatas untuk meningkatkan penaksiran ketika ukuran sampel kecil.

Selanjutnya nilai awal λ digunakan untuk menentukan pembobot w_i untuk setiap pengamatan, yaitu (10) Berdasarkan pembobot awal w_i nilai akhir taksiran robust dihitung berdasarkan: (11) Bobot akhir dihitung dengan menggunakan persamaan: (12) Nilai w_i diperoleh dengan menggunakan metode kuadrat terkecil terboboti (WLS). Nilai akhir parameter dinyatakan dalam: (13) dimana: Untuk membandingkan tingkat akurasi penduga antar model regresi digunakan rataan persentase galat mutlak atau Mean Absolute Percentage Error (MAPE). MAPE didefinisikan oleh: (14) Dengan y adalah nilai aktual dan \hat{y} adalah nilai pendugaan.

Rentang norma MAPE adalah $[0, 100]$. Semakin kecil nilai MAPE, model dinilai semakin baik. Penelitian ini bertujuan untuk mendapatkan suatu persamaan regresi yang lebih baik daripada persamaan regresi yang sebelumnya menggunakan OLS untuk data yang mengandung pencilan. METODE PENELITIAN Metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah kajian pustaka.

Kajian mengenai penggunaan metode regresi robust penaksir LMS dalam mengatasi pencilan pada pemodelan regresi linear berganda ini bersifat penelitian murni atau penelitian dasar, yaitu pencarian terhadap sesuatu karena ada perhatian dan keingintahuan terhadap hasil suatu aktifitas atau masalah. Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder yaitu data Stackloss.

Tahapan penelitian ini adalah pendeteksian pencilan yang berpengaruh pada data amatan berdasarkan kajian teori yang ada kemudian dilanjutkan dengan mencari model regresi linear dengan metode penaksir LMS serta melihat ketepatan metode LMS dibandingkan dengan metode OLS pada data yang terkontaminasi pencilan menggunakan nilai MAPE dari model regresi yang dihasilkan oleh kedua metode tersebut.

Penelitian menggunakan bantuan program Minitab dan Microsoft Excel dalam memudahkan pengujian maupun perhitungan sehingga dapat diperoleh kesimpulan yang akurat. HASIL DAN PEMBAHASAN Data yang diambil adalah data sekunder yaitu data stackloss atau data pertumbuhan oksidasi amonia yang dilihat berdasarkan jumlah

amonia yang hilang akibat pengaruh beberapa variabel seperti pada Tabel 1.

Diketahui data tiga variabel yang diteliti terhadap responden untuk mengukur pertumbuhan oksidasi amonia ke nitrat acid pada tanaman selama 21 hari yaitu _ pergerakan udara ke tanaman (air flow to the plant),_ kadar temperatur air (cooling water inlet temperature), _ konsentrasi asam (acid concentration) dan_ amonia yang hilang/ml (the permillage of ammonia lost/stackloss). Tabel 1.

Data Stackloss Obs _ ?? ?? _ ?? ?? _ ?? ?? _?? _Obs _ ?? ?? _ ?? ?? _ ?? ?? _?? _1_80_27
_89_42_12_58_17_88_13_2_80_27_88_37_13_58_18_82_11_3_75_25_90_37
_14_58_19_93_12_4_62_24_87_28_15_50_18_89_8_5_62_22_87_18_16_50
_18_86_7_6_62_23_87_18_17_50_19_72_8_7_62_24_93_19_18_50_19_79
_8_8_62_24_93_20_19_50_20_80_9_9_58_23_87_15_20_56_20_82_15_10
_58_18_80_14_21_70_20_91_15_11_58_18_89_14_ _ _ _ _ _ Sumber Data : Peter
J. Rousseeuw, Annick M.

Leroy, 1987, **Robust Regression And Outlier Detection**, Canada, John Willey & Sons [5]
Terlebih dahulu data diuji apakah berdistribusi normal atau tidak dengan uji
Kolmogorov-Smirnov dengan hipotesis sebagai berikut: _ Data berdistribusi normal _
Data berdistribusi tidak normal dengan software Minitab 16 diperoleh _ sehingga
keputusan tolak _ Jadi **data tidak berdistribusi normal sehingga** diduga terdapat
pencilan.

Selanjutnya dilakukan pendeteksian keberadaan pencilan dengan metode grafis dan box
plot. Dari scatter plot yang ada dapat dilihat bahwa pada data _ terdapat data yang agak
jauh dari sebaran yakni data ke 1 dan 2. Pada _ dan _ sebaran data tidak ada yang
menyimpang, sedangkan pada y data ke 1,2,3 dan 4 agak menjauh dari sebaran.
_ Gambar 1.

Scatter Plot dari x1 vs Observasi _ Gambar 2. Scatter Plot dari x2 vs Observasi _
_ Gambar 3. Scatter Plot dari x3 vs Observasi _ Gambar 4. Scatter Plot dari y vs
Observasi _ _ Gambar 5. Boxplot Data Stackloss _ Tabel 2. Quartil Data Stackloss _ ?? ??
_ ?? ?? _ ?? ?? _?? _Q1_56_18_82_11_ _Q2_58_20_87_15_ _Q3_62_24_89_19_
_IQR_6_6_7_8_ _1,5*IQR_9_9_10,5_12_ _ _ _ Gambar 5 menunjukkan nilai kuartil
untuk masing-masing variabel dan juga jangkauan untuk data Stackloss yang juga
disajikan dalam Tabel 2.

Tabel 2 menunjukkan bahwa pada data _ terdapat dua data yang agak jauh dari
sebaran, pada _ dan _ sebaran data tidak ada yang menyimpang, sedangkan pada y ada
dua yang agak menjauh dari sebaran. Data-data tersebut dianggap sebagai pencilan.

Selanjutnya dilakukan pendeteksian apakah pengamatan pencilan tersebut berpengaruh atau tidak: $F = 2,85$ Dengan Minitab 16 diperoleh hasil seperti pada Tabel 3.

Tabel 3. Nilai Cook's Distance dan DfFits Data Stackloss Observasi _COOK1_DFIT1

Observasi	_COOK1	DFIT1
1	0,153710	0,794720
2	0,059683	-0,481320
3	0,010765	-0,202690
4	0,130542	0,787880
5	0,038516	0,388340
6	0,004048	-0,124520
7	0,003379	0,113090
8	0,019565	-0,279160
9	0,065473	-0,502020
10	0,048802	-0,437670
11	0,001122	-0,065030
12	0,016502	-0,250990
13	0,002179	-0,090680
14	0,044556	-0,423400
15	0,004492	0,130830
16	0,011930	0,213120
17	0,692000	-2,100300
18	0,035866	0,376210

Untuk nilai DfFITS karena $F = 2,85$ maka pengamatan akan berpengaruh jika $F > 2,85$. Tabel 3 menunjukkan bahwa hanya ada 1 pengamatan yang memiliki nilai F melebihi nilai kritisnya (1) yaitu pengamatan ke 21.

Hal ini berarti bila pengamatan 21 dikeluarkan dari kumpulan datanya maka akan berpengaruh pada nilai taksiran, sedangkan untuk nilai Cook's tidak ada pengamatan yang melebihi nilai kritisnya ($F = 2,85$). Ini berarti taksiran koefisien regresi sudah stabil. Dalam metode LMS, estimasi yang dilakukan menghasilkan persamaan regresi yang berbeda pada setiap pengacakan.

Dalam hal ini peneliti menggunakan metode perulangan dengan mencari nilai MAPE yang lebih kecil dari metode OLS. Jika nilai MAPE lebih kecil dari OLS maka nilai persamaan regresi disimpan. Diketahui $N = 21$, maka ditentukan $M = 3$ dan $n = 7$. Secara acak diambil 3 buah subset berukuran 7 dari sampel berukuran 21 seperti pada Tabel 4. Tabel 4.

Pengelompokkan Subset Data Stackloss Observasi x_1, x_2, x_3, Y

Subset	1	2	3
1	1, 58, 19, 93, 12, 2, 56	20, 82, 15, 3, 58, 17, 88	13, 4, 58, 18, 82, 11, 5, 50
2	18, 89, 8, 6, 62, 24, 93	19, 7, 50, 19, 79, 8	1, 75, 25, 90, 37, 2, 62, 24, 87, 28, 3, 58, 18, 89, 14, 4, 50, 19, 72, 8, 5, 50, 20, 80, 9, 6, 80, 27, 88, 37, 7, 50, 18, 86, 7
3	1, 62, 22, 87, 18, 2, 62, 23, 87, 18, 3, 58, 18, 80, 14, 4, 62, 24, 93, 20, 5, 70, 20, 91, 15, 6, 58, 23, 87, 15, 7, 80, 27, 89, 42		

Kemudian dicari dugaan dari ketiga subset data diatas.

Dengan bantuan minitab diperoleh secara berturut-turut subset 1, 2 dan 3 adalah :
 Setelah itu dicari median dari kuadrat galat dari setiap subset seperti pada Tabel 5.

Tabel 5. Median Tiap Subset

Subset	1	2	3
1	1, 58, 19, 93, 12, 12,99690	20, 82, 15, 12,99100	13, 11,65570
2	1, 75, 25, 90, 37, -0,99690	1, 75, 25, 90, 37, 0,99381	1, 75, 25, 90, 37, 0,99381
3	1, 62, 22, 87, 18, 2, 62, 23, 87, 18, 3, 58, 18, 80, 14, 4, 62, 24, 93, 20, 5, 70, 20, 91, 15, 6, 58, 23, 87, 15, 7, 80, 27, 89, 42, 2,00900		

__ 4 58 18 82 11 12,63400 -1,63400 2,66996 ___ 5 50 18 89 8 7,71980
 _0,28020 0,07851 ___ 6 62 24 93 19 19,13280 -0,13280 0,01764 ___ 7 50 19
 _79 8 8,84290 -0,84290 0,71048 __ SUBSET 2 1 75 25 90 37 34,57720 2,42280
 _5,86996 3,267779 __ 2 62 24 87 28 25,84220 2,15780 4,65610 ___ 3 58 18
 _89 14 13,29640 0,70360 0,49505 ___ 4 50 19 72 8 6,66910 1,33090 1,77130
 ___ 5 50 20 80 9 10,80770 -1,80770 3,26778 ___ 6 80 27 88 37 40,07730
 -3,07730 9,46978 ___ 7 50 18 86 7 8,74990 -1,74990 3,06215 __ SUBSET 3 1
 _62 22 87 18 17,93436 0,06564 0,00431 3,552509 __ 2 62 23 87 18 20,12672
 -2,12672 4,52294 ___ 3 58 18 80 14 12,11519 1,88481 3,55251 ___ 4 62 24
 _93 20 17,07574 2,92426 8,55130 ___ 5 70 20 91 15 16,38800 -1,38800
 _1,92654 ___ 6 58 23 87 15 16,95976 -1,95976 3,84066 ___ 7 80 27 89 42
 _41,39970 0,60030 0,36036 __ Subset pertama merupakan subset dengan median
 kuadrat galat terkecil.

Nilai w adalah: 1,912711. Kemudian bobot awal (w) tiap observasi disajikan pada Tabel 6.
 Berdasarkan pembobot w dihitung nilai akhir taksiran Robust seperti pada Tabel 7.
 Berdasarkan nilai akhir taksiran Robust diperoleh bobot final seperti pada Tabel 8. Tabel

Bobot Awal Tiap Observasi Obs_x1_x2_x3_y ___ s0_e/s0 __ wi __ 1 80 27 89 42
 _32,04770 9,95230 1,91271 5,20324 5,20324 0 __ 2 80 27 88 37 32,08390
 _4,91610 1,91271 2,57023 2,57023 0 __ 3 75 25 90 37 27,57630 9,42370
 _1,91271 4,92688 4,92688 0 __ 4 62 24 87 28 19,35000 8,65000 1,91271
 _4,52238 4,52238 0 __ 5 62 22 87 18 17,82780 0,17220 1,91271 0,09003
 _0,09003 1 __ 6 62 23 87 18 18,58890 -0,58890 1,91271 -0,30789 0,30789 1 __
 _7 62 24 93 19 19,13280 -0,13280 1,91271 -0,06943 0,06943 1 __ 8 62 24 93
 _20 19,13280 0,86720 1,91271 0,45339 0,45339 1 __ 9 58 23 87 15 16,25850
 -1,25850 1,91271 -0,65797 0,65797 1 __ 10 58 18 80 14 12,70640 1,29360
 _1,91271 0,67632 0,67632 1 __ 11 58 18 89 14 12,38060 1,61940 1,91271
 _0,84665 0,84665 1 __ 12 58 17 88 13 11,65570 1,34430 1,91271 0,70282
 _0,70282 1 __ 13 58 18 82 11 12,63400 -1,63400 1,91271 -0,85428 0,85429 1 __
 _14 58 19 93 12 12,99690 -0,99690 1,91271 -0,52120 0,52120 1 __ 15 50 18
 _89 8 7,71980 0,28020 1,91271 0,14649 0,14649 1 __ 16 50 18 86 7 7,82840
 -0,82840 1,91271 -0,43310 0,43310 1 __ 17 50 19 72 8 9,09630 -1,09630
 _1,91271 -0,57317 0,57317 1 __ 18 50 19 79 8 8,84290 -0,84290 1,91271
 -0,44068 0,44068 1 __ 19 50 20 80 9 9,56780 -0,56780 1,91271 -0,29686
 _0,29686 1 __ 20 56 20 82 15 12,99100 2,00900 1,91271 1,05034 1,05034 1 __
 _21 70 20 91 15 20,82160 -5,82160 1,91271 -3,04364 3,04364 0 __ Tabel 7.

Nilai Akhir Taksiran Robust Obs_x1_x2_x3_y ___ s0_wi ___ 1 80 27 89 42

_32,04770_9,95230_1,91271_0_99,04828_0_1,275811_2_80_27_88_37_32,08390
 _4,91610_1,91271_0_24,16804_0_1,275811_3_75_25_90_37_27,57630_9,42370
 _1,91271_0_88,80612_0_1,275811_4_62_24_87_28_19,35000_8,65000_1,91271_0
 _74,82250_0_1,275811_5_62_22_87_18_17,82780_0,17220_1,91271_1_0,02965
 _0,02965_1,275811_6_62_23_87_18_18,58890_-0,58890_1,91271_1_0,34680
 _0,34680_1,275811_7_62_24_93_19_19,13280_-0,13280_1,91271_1_0,01764
 _0,01764_1,275811_8_62_24_93_20_19,13280_0,86720_1,91271_1_0,75204
 _0,75204_1,275811_9_58_23_87_15_16,25850_-1,25850_1,91271_1_1,58382
 _1,58382_1,275811_10_58_18_80_14_12,70640_1,29360_1,91271_1_1,67340
 _1,67340_1,275811_11_58_18_89_14_12,38060_1,61940_1,91271_1_2,62246
 _2,62246_1,275811_12_58_17_88_13_11,65570_1,34430_1,91271_1_1,80714
 _1,80714_1,275811_13_58_18_82_11_12,63400_-1,63400_1,91271_1_2,66996
 _2,66996_1,275811_14_58_19_93_12_12,99690_-0,99690_1,91271_1_0,99381
 _0,99381_1,275811_15_50_18_89_8_7,71980_0,28020_1,91271_1_0,07851
 _0,07851_1,275811_16_50_18_86_7_7,82840_-0,82840_1,91271_1_0,68625
 _0,68625_1,275811_17_50_19_72_8_9,09630_-1,09630_1,91271_1_1,20187
 _1,20187_1,275811_18_50_19_79_8_8,84290_-0,84290_1,91271_1_0,71048
 _0,71048_1,275811_19_50_20_80_9_9,56780_-0,56780_1,91271_1_0,32240
 _0,32240_1,275811_20_56_20_82_15_12,99100_2,00900_1,91271_1_4,03608
 _4,03608_1,275811_21_70_20_91_15_20,82160_-5,82160_1,91271_0_33,89103_0
 1,275811 _Jumlah_ _ _ _ _ _16_ _19,53231_ _ _Tabel 8.

Bobot Final Obs_x1_x2_x3_y_ _ _ _ _wi final_ _1_80_27_89_42_9,95230
 _1,275811_7,80077_7,80077_0_2_80_27_88_37_4,91610_1,275811_3,85332
 _3,85332_0_3_75_25_90_37_9,42370_1,275811_7,38644_7,38644_0_4_62_24
 _87_28_8,65000_1,275811_6,78000_6,78000_0_5_62_22_87_18_0,17220
 _1,275811_0,13497_0,13497_1_6_62_23_87_18_-0,58890_1,275811_-0,46159
 _0,46159_1_7_62_24_93_19_-0,13280_1,275811_-0,10409_0,10409_1_8_62_24
 _93_20_0,86720_1,275811_0,67972_0,67972_1_9_58_23_87_15_-1,25850
 1,275811-0,98643_0,98643_1_10_58_18_80_14_1,29360_1,275811_1,01394
 _1,01394_1_11_58_18_89_14_1,61940_1,275811_1,26931_1,26931_1_12_58_17
 _88_13_1,34430_1,275811_1,05368_1,05368_1_13_58_18_82_11_-1,63400
 _1,275811_1,28075_1,28075_1_14_58_19_93_12_-0,99690_1,275811_-0,78139
 _0,78139_1_15_50_18_89_8_0,28020_1,275811_0,21963_0,21963_1_16_50_18
 _86_7_-0,82840_1,275811_-0,64931_0,64931_1_17_50_19_72_8_-1,09630
 1,275811-0,85930_0,85930_1_18_50_19_79_8_-0,84290_1,275811_-0,66068
 _0,66068_1_19_50_20_80_9_-0,56780_1,275811_-0,44505_0,44505_1_20_56
 _20_82_15_2,00900_1,275811_1,57469_1,57469_1_21_70_20_91_15_-5,82160
 1,275811-4,56306_-4,56306_0_ _Kemudian di cari_ final Dengan minitab diperoleh:
 _ Untuk melihat ketepatan metode Regresi Robust penaksir LMS **dibandingkan dengan**

metode OLS pada data yang mengandung pencilan yaitu stackloss maka dilihat nilai MAPE dari model yang dihasilkan oleh metode OLS dan LMS pada data tersebut. Metode OLS : Dengan Minitab 16 diperoleh model regresinya adalah: _ maka perhitungan MAPEnya pada Tabel 9. Tabel 9.

MAPE OLS Obs_x1_x2_x3_Y _____1_80_27_89_42_38,7645_3,23550_0,07704
 _0,07704_2_80_27_88_37_38,9166_-1,91660_-0,05180_0,05180_3_75_25_90
 _37_32,4438_4,55620_0,12314_0,12314_4_62_24_87_28_22,302_5,69800_0,20350
 _0,20350_5_62_22_87_18_19,7114_-1,71140_-0,09508_0,09508_6_62_23_87
 _18_21,0067_-3,00670_-0,16704_0,16704_7_62_24_93_19_21,3894_-2,38940
 _-0,12576_0,12576_8_62_24_93_20_21,3894_-1,38940_-0,06947_0,06947_9_58
 _23_87_15_18,1443_-3,14430_-0,20962_0,20962_10_58_18_80_14_12,7325
 _1,26750_0,09054_0,09054_11_58_18_89_14_11,3636_2,63640_0,18831_0,18831_
 _12_58_17_88_13_10,2204_2,77960_0,21382_0,21382_13_58_18_82_11_12,4283
 -1,42830-0,12985_0,12985_14_58_19_93_12_12,0505_-0,05050_-0,00421
 _0,00421_15_50_18_89_8_5,6388_2,36120_0,29515_0,29515_16_50_18_86_7
 _6,0951_0,90490_0,12927_0,12927_17_50_19_72_8_9,5198_-1,51980_-0,18998
 _0,18998_18_50_19_79_8_8,4551_-0,45510_-0,05689_0,05689_19_50_20_80_9
 9,5983-0,59830_-0,06648_0,06648_20_56_20_82_15_13,5877_1,41230_0,09415
 _0,09415_21_70_20_91_15_22,2372_-7,23720_-0,48248_0,48248_Jumlah
 3,06356 Metode LMS : Dari hasil sebelumnya diketahui bahwa model regresi yang
 dihasilkan oleh metode LMS adalah: _ maka perhitungan MAPEnya pada Tabel 10. Tabel
 10.

MAPE LMS Obs_x1_x2_x3_y_final _____1_80_27_89_42_33,17580_8,82420
 _0,21010_0,21010_2_80_27_88_37_33,19310_3,80690_0,10289_0,10289_3_75
 _25_90_37_28,59380_8,40620_0,22720_0,22720_4_62_24_87_28_19,15930
 _8,84070_0,31574_0,31574_5_62_22_87_18_18,02510_-0,02510_-0,00139
 _0,00139_6_62_23_87_18_18,59220_-0,59220_-0,03290_0,03290_7_62_24_93
 _19_19,05550_-0,05550_-0,00292_0,00292_8_62_24_93_20_19,05550_0,94450
 _0,04723_0,04723_9_58_23_87_15_15,84780_-0,84780_-0,05652_0,05652_10
 _58_18_80_14_13,13340_0,86660_0,06190_0,06190_11_58_18_89_14_12,97770
 _1,02230_0,07302_0,07302_12_58_17_88_13_12,42790_0,57210_0,04401_0,04401
 _13_58_18_82_11_13,09880_-2,09880_-0,19080_0,19080_14_58_19_93_12
 13,47560-1,47560_-0,12297_0,12297_15_50_18_89_8_7,48890_0,51110
 _0,06389_0,06389_16_50_18_86_7_7,54080_-0,54080_-0,07726_0,07726_17_50
 _19_72_8_8,35010_-0,35010_-0,04376_0,04376_18_50_19_79_8_8,22900
 -0,22900-0,02862_0,02863_19_50_20_80_9_8,77880_0,22120_0,02458_0,02458
 _20_56_20_82_15_12,86080_2,13920_0,14261_0,14261_21_70_20_91_15
 22,31050-7,31050_-0,48737_0,48737_Jumlah_2,35767_Berdasarkan

perhitungan nilai MAPE pada model regresi yang dihasilkan oleh kedua metode pada data stackloss maka dapat dilihat bahwa metode LMS menghasilkan nilai yang lebih kecil sehingga penggunaan metode ini lebih tepat karena tidak rentan akan pengaruh pencilan.

Pada metode OLS estimasi sangat mudah dilakukan akan tetapi pendugaan model regresi terpengaruh oleh data pencilan sehingga persamaan regresi menghasilkan nilai MAPE yang lebih besar. Metode LMS merupakan salah satu penaksir regresi robust yang kekar terhadap pencilan sehingga dapat menghasilkan model regresi yang lebih baik.

Hal ini sejalan dengan penelitian Sugiarti dan Megawarni [8] yang menyimpulkan bahwa metode LMS sangat efisien dibanding metode M dalam menaksir koefisien garis regresi jika data mengandung pencilan. Metode LMS akan menghasilkan estimasi yang lebih baik dibandingkan metode OLS ketika data mengandung pencilan namun perlu diperhatikan bahwa metode LMS kurang stabil karena setiap perulangan pada metode LMS menghasilkan estimasi regresi berbeda.

Perulangan bertujuan untuk mencari model regresi dengan nilai MAPE yang terkecil sehingga memerlukan waktu lebih lama. Hal ini sesuai dengan penelitian KESIMPULAN Berdasarkan perhitungan nilai MAPE pada model regresi yang dihasilkan oleh metode OLS dan LMS pada data Stackloss maka dapat disimpulkan metode LMS menghasilkan nilai yang lebih kecil sehingga penggunaan metode ini lebih tepat karena tidak rentan akan pengaruh pencilan.

Pada metode OLS estimasi sangat mudah dilakukan akan tetapi pendugaan terpengaruh oleh data pencilan sehingga persamaan regresi menghasilkan nilai MAPE yang lebih besar. Pada metode LMS estimasi akan lebih baik, tapi perlu diketahui bahwa metode ini kurang stabil karena menggunakan metode perulangan. DAFTAR PUSTAKA [1] _Aunuddin, Analisa Data. Bogor: Institut Pertanian Bogor, 1989. _ [2] _Draper, N. R. dan Smith, H., Analisis Regresi Terapan Edisi Kedua.

Jakarta: PT Gramedia Pustaka Utama, 1992. _ [3] _Myers, R. H., Classical and Modern Regression With Applications (2nd Ed). Boston: PWS- Kent, 1990. _ [4] _Nurdin, N., Raupong dan Islamiyati,A. "Penggunaan Regresi Robust pada Data yang Mengandung Pencilan" dengan Metode Momen," Jurnal Matematika, Statistika dan Komputasi, Vol.10, No. 2, Hal. 114-123, 2008.

_ [5] _Rousseeuw, P. J. and Leroy, A. M., Robust Regression and Outlier Detection. New York: Wiley Interscience. 1987. _ [6] _Ryan, T. P., Modern Regression Methods. Canada: John Wiley & Sons, Inc, 1997. _ [7] _Soemartini, Pencilan (Outlier). Bandung: Universitas

Padjadjaran, 2007. _[8] _Sugiarti, H. dan Megawarni, A. "Tingkat Efisiensi Penaksir M terhadap Penaksir LMS dalam Menaksir Koefisien Regresi, " Jurnal Matematika, Sains dan Tekonologi, Vol. 11, No. 2, Hal. 90-98, 2010.

--

INTERNET SOURCES:

<1% - <https://putrinanda60.blogspot.com/2015/02/pengantar-ekonometrika.html>

<1% - <http://eprints.undip.ac.id/32694/>

<1% -

<https://jasaskripsi77.blogspot.com/2015/11/analisis-regresi-data-panel-dengan.html>

<1% -

<https://www.coursehero.com/file/p32ubse2/Penelitian-ini-menggunakan-data-sekunder-berupa-annual-report-emiten-manufaktur/>

<1% - <http://journal.upgris.ac.id/index.php/JITEK/article/download/2403/1845>

<1% -

http://pustaka.unpad.ac.id/wp-content/uploads/2012/03/tesis_yuddy_estimasi_paramete_r_model_dlm_regresi_linier_berganda.pdf

<1% - <https://www.cs.umd.edu/~mount/Papers/lts-manuscript07.pdf>

<1% - <https://rdrr.io/cran/nlr/man/nl.lmsGA.html>

<1% - <https://www.science.gov/topicpages/u/universitas+sumatera+utara.html>

<1% - <http://matematika.fmipa.unpatti.ac.id/penelitian/jurnal-barekeng/>

<1% - <https://mansenandyyy.blogspot.com/2011/03/analisis-regresi-berganda.html>

<1% -

http://file.upi.edu/Direktori/SPS/PRODI.PENDIDIKAN_IPA/195107261978032-FRANSISCA_SUDARGO/KULIAH_PENPENDS2/Pertemuan_3.pdf

<1% -

<https://repository.ipb.ac.id/bitstream/handle/123456789/58328/2012nfa.pdf;sequence=1>

<1% -

<http://repository.unhas.ac.id/bitstream/handle/123456789/14584/jurnal.pdf?sequence=1>

<1% - <https://willyoctora.wordpress.com/tag/models/>

1% - http://eprints.undip.ac.id/32694/3/BAB_I.pdf

<1% - <https://willyoctora.wordpress.com/tag/teknik-analisis-statistika/>

3% -

<http://repository.usu.ac.id/bitstream/handle/123456789/28891/Chapter%20I.pdf;sequence=4>

1% - <http://journal.unhas.ac.id/index.php/jmsk/article/download/3418/1955>

1% - [https://fmipa.unmul.ac.id/files/docs/\[20\]%20jurnal%20febryanto%20EDIT.pdf](https://fmipa.unmul.ac.id/files/docs/[20]%20jurnal%20febryanto%20EDIT.pdf)
1% -
<https://avengerpolkadot.blogspot.com/2012/03/data-mining-mengidentifikasi-outlier.html>
<1% -
https://www.academia.edu/34198070/Bab_5_Eksplorasi_Hidrogeologi_dan_Pemetaan_Hidrogeologi
<1% - <http://karyailmiah.unisba.ac.id/index.php/statistika/article/download/2183/pdf>
<1% - <https://bel-aja.blogspot.com/2013/01/makalah-lengkap-inventarisasi-hutan.html>
<1% -
<https://id.123dok.com/document/7qvmgo1q-perbandingan-keefektifan-metode-regresi-robust-estimasi-m-dan-estimasi-mm-karena-pengaruh-outlier-dalam-analisis-regresi-linear.html>
<1% - <https://id.scribd.com/doc/299843606/Pencilan-Dlm-Regresi>
<1% -
<https://jpsmipaunsri.files.wordpress.com/2010/04/jpsmipaunsri-v12-no1-01-a-dian.pdf>
<1% - <https://core.ac.uk/download/pdf/11060344.pdf>
<1% -
<https://id.scribd.com/doc/312987720/Makalah-Regresi-Robust-Tiar-Indarto-G152144051>
<1% -
<https://docplayer.info/139870403-Penggunaan-regresi-robust-dengan-estimasi-s-dan-estimasi-mm-dalam-pengembangan-sistem-pendukung-keputusan-guna-memprediksi-tingkat-produksi-padi.html>
1% -
<https://id.123dok.com/document/9yn2xekey-perbandingan-metode-regresi-kuadrat-terkecil-dengan-metode-kekar.html>
<1% -
https://www.academia.edu/9398125/PERBANDINGAN_ALGORITMA_KRUSKAL_DENGAN_ALGORITMA_GENETIKA_DALAM_PENYELESAIAN_MASALAH_MINIMUM_SPANNING_TREE_MST_SKRIPSI_Oleh
<1% -
https://www.academia.edu/33359339/ANALISIS_REGRESI_LOGISTIK_EKSAK_PADA_PENANGANAN_SAMPEL_KECIL
<1% - http://repository.upi.edu/26208/6/S_MAT_1200043_Chapter3.pdf
<1% - http://repository.upi.edu/30807/5/SPS_T_IPA_1507753_Chapter3.pdf
<1% - <https://ekosupiyan.blogspot.com/2011/02/jenis-jenis-penelitian.html>
<1% - <http://digilib.uinsby.ac.id/11284/8/bab%203.pdf>
<1% - http://a-research.upi.edu/operator/upload/s_pmtk_055586_chapter3.pdf
<1% - https://www.academia.edu/37091522/Laporan_ke_Balitkabi

<1% -

http://support.sas.com/documentation/cdl/en/imlug/67502/HTML/default/imlug_langref_sect230.htm

<1% - <https://www.loot.co.za/index/html/index4589.html>

<1% -

https://www.academia.edu/27411623/A_non_parametric_robust_method_for_the_detection_of_outliers_in_linear_models

<1% - <http://eprints.unm.ac.id/6106/1/Asmarani%20artikell.pdf>

<1% -

https://repository.ipb.ac.id/bitstream/handle/123456789/52280/A11rar_BAB%20V%20Hasil%20dan%20Pembahasan.pdf?sequence=9&isAllowed=y

<1% -

<https://repository.ipb.ac.id/bitstream/handle/123456789/51982/BAB%20III%20Metodologi%20Penelitian.pdf?sequence=5&isAllowed=y>

<1% - <https://nurarifinerizal.wordpress.com/2016/04/>

<1% -

https://researchrepository.murdoch.edu.au/id/eprint/4796/1/regression_applicable_for_small_to_moderate_sample_sizes.pdf

<1% - https://en.wikipedia.org/wiki/John_Wiley_%26_Sons_Canada,_Ltd