# REGRESI *ROBUST* PADA DATA INFLASI DI INDONESIA PERIODE AGUSTUS 2014 – JULI 2016

## *ROBUST REGRESSION FROM INFLATION DATA IN INDONESIA PERIOD AUGUST 2014 – JULY 2016*

Oleh : Kholifaturokhma[1)], Endang Listyani[2)]
Program Studi Matematika, Jurusan Pendidikan Matematika, FMIPA UNY
kholifaturokhma@gmail.com[1)], listyani@uny.ac.id[2)]

**Abstrak**

Analisis regresi linier adalah analisis hubungan satu variabel dependen dengan satu atau lebih variabel independen. Pada umumnya, estimasi parameter dalam analisis regresi menggunakan Metode Kuadrat Terkecil (MKT). Apabila terdapat *outlier*, maka estimasi parameter regresi menjadi kurang tepat. Hal tersebut dapat diatasi dengan menggunakan analisis regresi *robust*. Metode yang digunakan adalah metode estimasi-S dan estimasi-LTS yang merupakan metode dalam regresi *robust* dengan nilai *breakdown point* sebesar 50% yang dapat menangani masalah *outlier*. Tujuan dari penelitian ini, untuk menganalisis model regresi *robust* dan menentukan model terbaik dari kedua metode estimasi untuk data inflasi di Indonesia periode Agustus 2014 – Juli 2016. Diperoleh model terbaik regresi *robust* yang terbentuk dari metode estimasi-LTS dengan nilai $\bar{R}^2$ sebesar 99,7%.

Kata kunci: Analisis regresi, *Outlier*, Regresi *Robust*, Estimasi-S, Estimasi-LTS

***Abstract***

*Linear regression analysis is an analysis of the relationship of one dependent variable with one or more independent variables. Generally, parameter estimates in regression analysis use the Ordinary Least Squares (OLS). If there is an outlier, then the estimation of the regression parameter becomes less precise. This can be solved by using robust regression analysis. The method used is the S-estimation and the LTS-estimation which is a method in robust regression with a breakdown point of 50% that can handle the outlier problem. The purpose of this study is to analyze robust regression model and determine the best model of both estimation methods for inflation data in Indonesia period August 2014 – July 2016. The best model of robust regression is obtained from LTS-estimation method with* $\bar{R}^2$ *is 99,7%.*

*Keywords : Regression Analysis, Outlier, Robust Regression, S-Estimation, LTS-Estimation*

## PENDAHULUAN

Analisis regresi merupakan metode analisis yang menjelaskan tentang hubungan antara dua atau lebih variabel. Bentuk umum model regresi linier sebagai berikut:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \cdots + \beta_k X_k + \varepsilon_i$$

Keterangan:

$Y$ = variabel dependen

$X_1, \dots, X_k$ = variabel independen

$\beta_0, \dots, \beta_k$ = parameter koefisien regresi

$\varepsilon_i$ = *error*

Pada umumnya metode yang digunakan untuk mengestimasi koefisien regresi adalah metode kuadrat terkecil (MKT). Metode ini membutuhkan asumsi klasik yang harus dipenuhi untuk menghasilkan model yang baik, yaitu normalitas, tidak terdapat heteroskedastisitas, tidak terdapat autokorelasi dan tidak terdapat multikolinearitas. Apabila asumsi-asumsi tersebut terpenuhi, maka akan dihasilkan penduga parameter yang bersifat *best linear unbiased estimators* (BLUE).

Ada kalanya asumsi klasik tidak terpenuhi sehingga model yang dihasilkan menjadi kurang tepat. Hal ini dapat tejadi karena adanya *outlier*. Pendeteksian *outlier* dapat dilakukan dengan menggunakan grafik *boxplot* atau mendeteksi dengan menggunakan nilai *standardized residual* dan *cook's distance*.

Tindakan membuang begitu saja suatu *outlier* bukanlan tindakan yang tepat, karena bisa saja *outlier* memberikan informasi yang tidak dapat diberikan oleh data lain. Oleh karena itu, diperlukan suatu estimasi yang lebih efisien dalam menangani *outlier* yaitu dengan regresi *robust*. Regresi *robust* merupakan metode regresi yang digunakan ketika distribusi dari *error* tidak normal dan atau adanya beberapa *outlier* yang berpengaruh pada model (Olive, 2005:3).

Menurut Chen (2002:1) regresi *robust* terdiri dari 5 metode estimasi, yaitu estimasi-*M* (*Maximum Likelihood type*), estimasi-LMS (*Least Median Squares*), estimasi-LTS (*Least Trimmed Squares*), estimasi-MM (*Method of Moment*), dan estimasi-S (*Scale*).

Analisis regresi *robust* pernah dilakukan oleh beberapa peneliti, antara lain: Pratitis (2016) membandingkan estimasi-M, estimasi-S, dan estimasi-MM, diperoleh estimasi-S sebagai model yang paling efektif. Setiarini (2016) membandingkan fungsi pembobot *Welsch* dan *Tukey bisquare* dalam regresi *robust* estimasi-S, menghasilkan fungsi pembobot *Welsch* sebagai pembobot yang efektif dari estimasi-S. Musafirah, Raupong, & Sirajang (2015) membandingkan estimasi-LTS dan estimasi-S, diperoleh estimasi-S yang lebih efektif dalam mengestimasi parameter regresi dengan *outlier*. Dewi, Agoestanto, & Sunarmi (2016) membandingkan estimasi-LTS dan estimasi-MM, diperoleh estimasi-LTS lebih baik dari estimasi-MM. Wulan & Nurhayati (2014) membahas pendeteksian *outlier* pada *capital asset prising model* (CAPM) dengan estimasi-LTS, menyimpulkan bahwa estimasi-LTS tidak hanya untuk mendeteksi *outlier*, tetapi juga menghasilkan model yang *robust* terhadap *outlier*.

Dilihat dari nilai *breakdown point*, estimasi-S dan estimasi-LTS merupakan estimasi *robust* yang mempunyai nilai *breakdown point* tinggi yaitu mencapai 50%. Estimasi-S pertama kali dikembangkan oleh Rousseeuw dan Yohai (1987). Disebut estimasi-S karena metode ini mengestimasi parameter berdasarkan skala. Skala yang digunakan adalah standar deviasi sisaan. Estimasi-S memiliki beberapa fungsi pembobot, di antaranya adalah pembobot *Welsch* dan pembobot *Tukey bisquare*. Fungsi pembobot ini digunakan untuk menghasilkan nilai skala, yang diperoleh dengan melakukan iterasi hingga estimator konvergen. Semakin kecil nilai skala yang diperoleh dari suatu pembobot maka semakin *robust* suatu model terhadap *outlier*. Estimasi-LTS diperkenalkan oleh Rousseeuw (1984). Estimasi-LTS merupakan metode estimasi yang menggunakan konsep pemangkasan sebaran data berdasarkan jumlah *outlier* yang teramati untuk meminimumkan jumlah kuadrat terkecil hingga menghasilkan fungsi objektif yang konvergen ke 0. Kedua metode estimasi tersebut memiliki *high breakdown point* yang sama yaitu 50%, yang dapat digunakan untuk menghasilkan model regresi yang *robust* dalam menangani setengah dari *outlier* pada data inflasi di Indonesia. Selanjutnya akan ditentukan model terbaik, yaitu dengan membandingkan nilai $\bar{R}^2$ yang dihasilkan dari kedua metode tersebut.

Satu indikator penting dalam masalah ekonomi adalah tingkat inflasi. Inflasi dapat diukur dengan menggunakan indeks harga. Ukuran mengenai indeks harga yang paling banyak digunakan adalah Indeks Harga Konsumen (IHK). Menurut Montiel (1989) dalam Suseno & Astiyah (2009:39), inflasi di negara berkembang dapat bersumber dari beberapa faktor, salah satunya adalah defisit anggaran belanja pemerintah yang dapat meningkatkan jumlah uang beredar. Semakin banyak jumlah uang yang beredar dalam suatu perekonomian yang tanpa diimbangi dengan banyaknya permintaan uang masuk dalam suatu negara dapat meningkatkan tingkat inflasi.

Dalam perekonomian terdapat pasar yang diartikan sebagai pertemuan antara permintaan dan penawaran. Untuk menyeimbangkan antara permintaan dan penawaran dalam model klasik perekonomian dibutuhkan suku bunga. Suku bunga yang rendah akan mengakibatkan jumlah uang beredar tinggi dan mengakibatkan inflasi.

Berdasarkan latar belakang di atas, skripsi ini akan membahas mengenai analisis model regresi *robust* beserta perbandingan metode estimasi-S dan estimasi-LTS dalam pembentukan model terbaik yang ditinjau dari nilai $\bar{R}^2$. Data yang digunakan adalah data inflasi di

Indonesia periode Agustus 2014 sampai dengan Juli 2016. Penyelesaian metode dilakukan dengan bantuan *software excel*, *software* R, dan *software* SPSS.

## PEMBAHASAN

Regresi linier adalah suatu metode dalam analisis statistika yang menjelaskan tentang hubungan antara variabel independen (variabel bebas) dan variabel dependen (variabel terikat). Regresi linier terdiri dari dua jenis, yaitu regresi linier sederhana dan regresi linier berganda.

Menurut Draper & Smith (1992:8) bentuk umum persamaan regresi linier sederhana dapat ditulis sebagai berikut:

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 x_i + \varepsilon_i \tag{1}$$

Sedangkan bentuk umum regresi linier berganda dengan $k$ variabel independen adalah sebagai berikut:

$$y_i = \beta_0 + \sum_{j=1}^{k} \beta_j x_{ij} + \varepsilon_i \tag{2}$$

dengan $y_i$ merupakan nilai variabel dependen pada observasi ke-$i$, $x_{ij}$ merupakan nilai variabel independen ke-$j$ pada observasi ke-$i$, $\beta_0$ dan $\beta_k$ adalah parameter koefisien regresi, dan $e_i$ merupakan suatu *error*.

Suatu model regresi dengan nilai parameter $\beta_0$ dan $\beta_1$ yang tidak diketahui perlu dilakukan estimasi parameter menggunakan metode kuadrat terkecil (MKT). Metode kuadrat terkecil digunakan untuk meminimumkan jumlah kuadrat galat, dengan fungsinya sebagai berikut:

$$S = \sum_{i=1}^{n} \varepsilon_i^2 \tag{3}$$

Dalam penelitian ini digunakan fungsi yang meminimumkan kuadrat terkecil sebagai berikut:

$$S = \sum_{i=1}^{n} \left( y_i - \beta_0 - \sum_{j=1}^{k} \beta_j x_{ij} \right)^2 \tag{4}$$

Namun, adanya *outlier* pada data dapat menyebabkan model yang dihasilkan dengan MKT menjadi kurang baik. *Outlier* merupakan pengamatan yang jauh dari pusat data observasi dari data yang lainnya dan mungkin berpengaruh besar terhadap koefisien regresi (Pardoe, 2012:189). Penolakan begitu saja suatu *outlier* bukanlah prosedur yang bijaksana karena adakalanya *outlier* memberikan informasi yang tidak bisa diberikan oleh titik data lainnya. Sehingga dapat dilakukan penyisihan *outlier* dari data amatan, kemudian menganalisis kembali tanpa data *outlier* tersebut. Oleh karena itu, perlu adanya pendeteksian *outlier*. Pendeteksian dapat dilakukan dengan cara di bawah ini:

a. *Boxplot*, yaitu pendeteksian *outlier* menggunakan nilai kuartil dan jangkauan (Soemartini, 2007:9).
b. Menurut Rawlings, Pantula, & Dickey, (1998:362) *Cook's distance* dirancang untuk mengukur perubahan $\hat{\beta}$ saat

pengamatan tertentu dihilangkan. Komputasi *Cook's distance* dapat dirumuskan sebagai (Weisberg, 2005:200):

$$D_i = \left(\frac{1}{p}\right)\left(\frac{\hat{e}_i^2}{\hat{\sigma}^2(1-h_{ii})}\right)\left(\frac{h_{ii}}{1-h_{ii}}\right) \quad (5)$$

Regresi *robust* merupakan metode regresi yang digunakan ketika distribusi dari *error* tidak normal dan atau adanya beberapa *outlier* yang berpengaruh pada model (Olive, 2005:3). Estimasi-*S* didefinisikan sebagai:

$$\hat{\beta}_S = min_\beta \hat{\sigma}_S^*(e_1, e_2, \dots, e_n) \quad (6)$$

dengan $n$ banyaknya data pengamatan dan $\hat{\sigma}_S^*$ merupakan nilai skala estimasi *robust* sebagai solusi dari (Rousseeuw & Yohai, 1984:260):

$$\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\rho\left(\frac{y_i - \sum_{j=0}^{k} x_{ij}\beta_j}{\hat{\sigma}^*}\right) = K$$

$$\hat{\sigma}^* = \sqrt{\frac{1}{nK}\sum_{i=1}^{n} w_i {e_i}^2} \quad (7)$$

dengan $w_i = \rho\frac{\left(\frac{e_i}{\hat{\sigma}^*}\right)}{\left(\frac{e_i}{\hat{\sigma}^*}\right)^2}$ sebagai pembobot dan $K = 0{,}1995$ merupakan suatu konstanta (Alma, 2011:415). Salah satu fungsi pembobot untuk menyelesaikan persamaan (6) adalah fungsi *Welsch* yang didefinisikan sebagai:

$$\rho(u_i) = \frac{c_i^2}{2}\left[1 - exp\left(-\left(\frac{u_i}{c_i^2}\right)^2\right)\right] \quad (8)$$

fungsi pengaruh $\psi$ yang merupakan turunan dari $\rho$ adalah:

$$\psi(u_i) = u_i\left[exp\left(-\left(\frac{u_i}{c_i}\right)^2\right)\right] \quad (9)$$

sehingga fungsi pembobot *Welsch* menjadi:

$$w_i(u_i) = \frac{\psi(u_i)}{u_i} = exp\left(-\left(\frac{u_i}{c_i}\right)^2\right) \quad (10)$$

Fungsi pembobot lainnya adalah *Tukey bisquare* yang didefinisikan sebagai (Rousseeuw & Yohai, 1984:260):

$$\rho^*(v_i) = \begin{cases} \frac{v_i^2}{2} - \frac{v_i^4}{2b^2} + \frac{v_i^6}{6b^4} & ,|v_i| \le b \\ \frac{b^2}{6} & ,|v_i| > b \end{cases} \quad (11)$$

fungsi pengaruh $\psi$ yang merupakan turunan dari $\rho$ adalah:

$$\psi(v_i) = \begin{cases} v_i\left(1 - \left(\frac{v_i}{b}\right)^2\right)^2 & ,|v_i| \le b \\ 0 & ,|v_i| > b \end{cases} \quad (12)$$

sehingga fungsi pembobot *Tukey bisquare* menjadi:

$$w_i^*(v_i) = \begin{cases} \left(1 - \left(\frac{v_i}{b}\right)^2\right)^2 & ,|v_i| \le b \\ 0 & ,|v_i| > b \end{cases} \quad (13)$$

Nilai $c =$ 2,9846 dan $b =$ 1,547 adalah suatu konstanta yang ditetapkan untuk memberikan efisiensi estimasi sebesar 95% (Fox & Weisberg, 2010:3). Efisiensi menunjukkan seberapa baiknya suatu estimasi *robust* sebanding dengan metode kuadrat terkecil tanpa *outlier*. Langkah penyelesaian metode estimasi-S dilakukan menggunakan *iteratively reweighted least square* (IRLS) sebagai berikut:

1) Dipilih estimator awal $\hat{\beta}^{(0)}$ yang diperoleh melalui estimasi kuadrat terkecil.
2) Pada setiap iterasi ke-$t$, dihitung residual $e_i^{(t-1)} = y_i - x_i\hat{\beta}^{(t-1)}$, skala $\hat{\sigma}^{(t-1)}$, skala kuadrat residual $u_i^{(t-1)} = \frac{e_i^{(t-1)}}{\hat{\sigma}^{(t-1)}}$, dan bobot $w_i^{(t-1)} = \frac{\psi_i^{(t-1)}}{u_i^{(t-1)}}$ dari iterasi sebelumnya, dengan $t = 1,2,\dots,n$ dan $i = 1,2,\dots,n$.
3) Dihitung estimator kuadrat terkecil terboboti menggunakan bobot pada langkah ke-2, dengan $\hat{\beta}^{(t)} = \left(X'W^{(t-1)}X\right)'X'W^{(t-1)}Y$.

Langkah ke-2 dan ke-3 berulang hingga konvergen. Dengan kata lain, jika $\left|\hat{\beta}_j^{(t)} - \hat{\beta}_j^{(t-1)}\right|$ cukup kecil atau sama dengan 0 untuk $j = 0,1,2,\dots,k$.

Estimasi-LTS (*least trimmed squares*) didefinisikan sebagai:

$$\hat{\beta}_{LTS} = min \sum_{i=1}^{h} e_i^2 \tag{14}$$

dengan $e_i^2$ meupakan kuadrat residu dengan diurutkan dari yang terkecil sampai yang terbesar, yaitu $e_1^2 < \cdots < e_h^2 < \cdots < e_n^2$, dan nilai $h$ diperoleh dari (Fox & Weisberg, 2010:5):

$$h = \left\lfloor \frac{n+p+2}{2} \right\rfloor \tag{15}$$

di mana $n$ banyaknya pengamatan, $p$ banyaknya parameter regresi, dan $h$ fungsi objektif estimasi-LTS. Metode ini tidak membuang bagian dari data, melainkan menentukan model fit dari mayoritas data. Langkah penyelesaian metode estimasi-LTS dilakukan menggunakan *c-step* sebagai berikut:

1) Mengestimasi koefisien regresi $\hat{\beta}_i$ dengan metode kuadrat terkecil dengan $i = 1,2,\dots,n$.
2) Menghitung $n$ kuadrat residual $e_i^2 = \left(Y - \hat{Y}\right)^2$ yang bersesuaian dengan $\hat{\beta}_i$.
3) Menghitung sejumlah $h_i = \left\lfloor \frac{n+p+2}{2} \right\rfloor$ dengan $i = 1,2,\dots,n$.
4) Menghitung $\hat{\beta}_{LTS}$.
5) Melakukan estimasi parameter $\hat{\beta}_{baru(i)}$ dari $h_{baru(i)}$ pengamatan.
6) Menghitung $n$ kuadrat residual $e_i^2 = \left(\hat{Y} - Y\right)^2$ dari $h_{baru(i)}$ pengamatan.
7) Menghitung $\hat{\beta}_{LTS(baru)}$.
8) Melakukan *C-step* yaitu dari tahap 6 sampai 7 untuk mendapatkan fungsi objektif $(h)$ yang terkecil dan konvergen ke 0.

Pada penelitian ini, diambil data dari Badan Pusat Statistik dengan Inflasi sebagai variabel dependen $(Y)$, serta Indeks Harga Konsumen $(X_1)$, Jumlah Uang Beredar $(X_2)$ dan Suku Bunga $(X_3)$ sebagai variabel independennya.

Langkah pengolahan data diawali dengan uji asumsi, pemodelan dengan MKT, uji *outlier*, penentuan model estimasi-S dan estimasi-LTS, serta membandingkan kedua estimasi untuk menghasilkan model terbaik regresi *robust*. Untuk membandingkan kedua estimasi ditinjau dari nilai *adj-*$R^2$ yang dilambangkan dengan $\bar{R}^2$ dan didefinisikan sebagai:

$$\bar{R}^2 = 1 - \left[\frac{n-1}{n-p}\right](1 - R^2) \qquad (16)$$

Semakin besar nilai $\bar{R}^2$, maka semakin baik model regresi yang dihasilkan.

Pengujian asumsi regresi yang dilakukan adalah sebagai berikut:

1. Uji Normalitas

Berdasarkan hasil *output* SPSS menggunakan uji *Kolmogorov-Smirnov* pada data, diperoleh nilai signifikansi (*Asymp. Sig.* (*2-tailed*)) sebesar 0,2 lebih dari nilai $\alpha$ = 0,05, sehingga dapat disimpulkan bahwa residu berdistribusi normal.

2. Uji Homoskedastisitas

Berdasarkan *output* SPSS diperoleh hasil dari uji *rank-spearman* sebagai berikut:

**Tabel 1. Hasil Uji Homoskedastisitas**

| Variabel Independen | *Sig (2-Tailed) Unstandardized Residual* |
|---|---|
| IHK | 0,326 > 0,05 |
| Jumlah Uang Beredar | 0,491 > 0,05 |
| Suku Bunga | 0,418 > 0,05 |

Pada Tabel 1, diperoleh nilai *sig.* dari seluruh variabel independen lebih dari $\alpha$ = 0,05, sehingga seluruh variabel tidak terjadi heteroskedastisitas.

3. Uji Non Autokorelasi

Berdasarkan hasil *output* SPSS menggunakan *Run-test*, diperoleh nilai $p-value$ sebesar 1 lebih dari $\alpha =$ 0,05. Sehingga diartikan bahwa seluruh variabel independen tidak terjadi autokorelasi.

4. Uji Non Multikolinearitas

Berdasarkan *output* SPSS, diperoleh hasil dari uji non multikolinearitas sebagai berikut:

**Tabel 2. Hasil Uji Non Multikolinearitas**

| Variabel Independen | VIF |
|---|---|
| IHK | 4,048 < 10 |
| Jumlah Uang Beredar | 6,504 < 10 |
| Suku Bunga | 2,807 < 10 |

Pada Tabel 2, diperoleh nilai VIF dari seluruh variabel independen kurang dari 10, sehingga seluruh variabel tidak terjadi multikolinearitas.

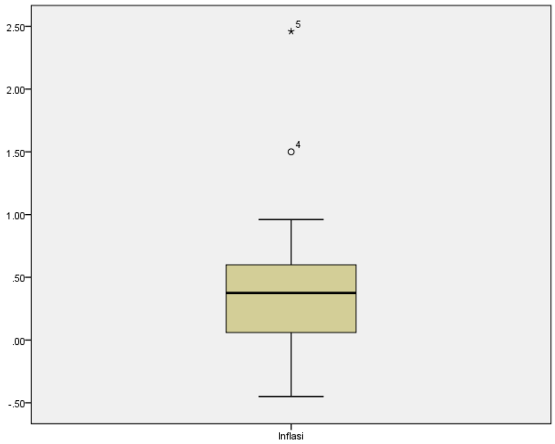
Kemudian penentuan estimasi parameter regresi menggunakan metode kuadrat terkecil dilakukan dengan bantuan *software* R dan diperoleh model regresi sebagai berikut:

$$\hat{Y}_{MKT} = -1{,}58 - 0{,}05047\, X_1 + 0{,}0000036\, X_2 + 0{,}6045\, X_3$$

Selanjutnya dilakukan pendeteksian *outlier* sebagai berikut:

1. *Boxplot*

Berdasarkan perhitungan menggunakan *software* R, *boxplot* dapat dilihat pada gambar di bawah ini:




**Gambar 1. *Boxplot* Data Inflasi**

Berdasarkan Gambar 1 di atas dapat dilihat bahwa data ke 4 dan 5 merupakan *outlier*.

2. *Cook's distance*

Menurut Yaffee (2002:44) data dikatakan *outlier* jika nilai *cook's distance* $> {}^{4}/_{n}$, dengan $n$ adalah banyaknya data. Pada penelitian ini diketahui $n = 24$, sehingga suatu data dikatakan *outlier* jika nilai *cook's distance* $> \left(\frac{4}{24}\right) = 0{,}16667$. Berdasarkan hasil *software* R, diperoleh nilai *cook's distance* pada data ke-5 sebesar 0,4065291 lebih dari 0,16667. Sehingga dapat diartikan bahwa data ke-5 merupakan data *outlier*.

Adanya *outlier* dalam data pengamatan dapat memberikan hasil estimasi parameter dengan metode kuadrat terkecil tidak tepat. Sehingga *outlier* dalam data pengamatan yaitu data ke-5 dihilangkan, kemudian menganalisis data tanpa *outlier* dengan metode kuadrat terkecil. Hal ini dilakukan untuk mendapatkan estimasi awal yang digunakan sebagai pembanding dengan estimasi lainnya. Berdasarkan *output software* R didapat model regresi berikut:

$$\hat{Y} = -4{,}901 - 0{,}01966\, X_1 + 0{,}00000302\, X_2 + 0{,}6259\, X_3$$

Berdasarkan hasil koefisien variabel, diperoleh nilai $\bar{R}^2$ sebesar – 0,086. Tanda negatif dalam hal ini berarti bahwa model yang dihasilkan tidak bagus karena nilai $R^2 = 0{,}062$ terlalu kecil sehingga perlu dilakukan perbaikan model. Perbaikan model yaitu dengan menentukan model menggunakan regresi *robust* berikut:

1. Metode Estimasi-S

a. Pembobot *Welsch*

Berdasarkan *output software* R, diperoleh nilai skala *robust* sebesar 0,4841694 yang didapat dari iterasi ke-55 hingga konvergen dengan model yang terbentuk sebagai berikut:

$$\hat{Y}_{Welsch} = 7{,}347 - 0{,}084\, X_1 + 0{,}000003906\, X_2 - 0{,}124\, X_3$$

Berdasarkan hasil koefisien variabel, didapatkan nilai $\bar{R}^2$ sebesar 0,338 yang artinya 33,8% variasi pada variabel inflasi (Y) dapat dijelaskan oleh variabel independen, sedangkan sisanya dapat dijelaskan oleh variabel lain.

b. Pembobot *Tukey bisquare*

Berdasarkan *output software* R, diperoleh nilai skala *robust* sebesar 0,4674399 yang didapat dari iterasi ke-25 hingga konvergen dengan model yang terbentuk sebagai berikut:

$$\hat{Y}_{Tukey} = 7{,}635 - 0{,}082\, X_1 + 0{,}00000365\, X_2 - 0{,}174\, X_3$$

Berdasarkan hasil koefisien variabel, didapatkan nilai $\bar{R}^2$ sebesar 0,304 yang artinya 30,4% variasi pada variabel inflasi (Y) dapat dijelaskan oleh variabel independen, sedangkan sisanya dapat dijelaskan oleh variabel lain.

2. Metode Estimasi-LTS

Berdasarkan hasil perhitungan dengan menggunakan *software excel*, diperoleh nilai estimasi parameter dengan metode regresi *robust* estimasi-LTS sebagai berikut:

**Tabel 3. Iterasi Metode Estimasi-LTS**

| Iterasi | N | h | $\hat{\beta}_0$ | $\hat{\beta}_1$ | $\hat{\beta}_2$ | $\hat{\beta}_3$ | $\hat{\beta}_{LTS}$ |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 0 | 24 | | -1,58 | -0,05 | 0,0000036 | 0,604 | |
| 1 | 24 | 14 | -5,136 | -0,063 | 0,00000649 | 0,907 | 0,594973358 |
| 2 | 14 | 9 | -7,411 | -0,053 | 0,00000679 | 1,027 | 0,125388328 |
| 3 | 9 | 7 | -5,928 | -0,069 | 0,000007047 | 1,047 | 0,040661983 |
| 4 | 7 | 6 | -6,120 | -0,067 | 0,000006882 | 1,074 | 0,029850029 |
| 5 | 6 | 5 | -6,929 | -0,056 | 0,000006425 | 1,066 | 0,001904166 |
| 6 | 5 | 5 | -6,929 | -0,056 | 0,000006425 | 1,066 | 0,000959367 |

Berdasarkan Tabel 3 di atas, diperoleh model regresi *robust* metode estimasi-LTS sebagai berikut:

$$\hat{Y}_{LTS} = -\,6{,}929 - 0{,}056\, X_1 + 0{,}00000642\, X_2 + 1{,}066\, X_3$$

dengan nilai $\bar{R}^2$ sebesar 0,997 yang artinya 99,7% variasi pada variabel inflasi (Y) dapat dijelaskan oleh variabel independen, sedangkan sisanya dapat dijelaskan oleh variabel lain.

Kemudian dilakukan perbandingan antara metode estimasi-S dan metode estimasi-LTS untuk menentukan model terbaik regresi *robust*, yaitu dengan melihat perbandingan nilai $\bar{R}^2$, di mana model terbaik yang dihasilkan adalah model dengan nilai $\bar{R}^2$ terbesar. Hasil $\bar{R}^2$ dapat disajikan dalam tabel di bawah ini:

**Tabel 4. Perbandingan Nilai Adj-R²**

| Metode | $\bar{R}^2$ |
|---|---|
| Estimasi-S pembobot *Welsch* | 0,338 |
| Estimasi-S pembobot *Tukey* | 0,304 |
| Estimasi-LTS | 0,997 |

Dari Tabel 4 di atas diperoleh nilai $\bar{R}^2_{Tukey\ bisquare} < \bar{R}^2_{Welsch} < \bar{R}^2_{LTS}$ yaitu $0{,}304 < 0{,}338 < 0{,}997$ sehingga dapat disimpulkan bahwa analisis regresi *robust* dengan estimasi-LTS merupakan metode terbaik dalam menangani masalah *outlier* pada data inflasi di Indonesia periode Agustus 2014 – Juli 2016.

## KESIMPULAN DAN SARAN

### 1. Kesimpulan

Dari pembahasan yang telah dipaparkan penulis, dapat disimpulkan bahwa:

a. Model regresi *robust* estimasi-S dan estimasi-LTS dalam mengatasi *outlier* pada data inflasi di Indonesia periode Agustus 2014 – Juli 2016 adalah sebagai berikut:

1) Model regresi *robust* estimasi-S menggunakan pembobot *Welsch*

$$\hat{Y} = 7{,}347 - 0{,}084\, X_1 + 0{,}000003906\, X_2 - 0{,}124\, X_3$$

2) Model regresi *robust* estimasi-S menggunakan pembobot *Tukey bisquare*

$$\hat{Y} = 7{,}635 - 0{,}082\, X_1 + 0{,}00000365\, X_2 - 0{,}174\, X_3$$

3) Model regresi *robust* estimasi-LTS

$$\hat{Y} = -6{,}929 - 0{,}056\, X_1 + 0{,}00000642\, X_2 + 1{,}066\, X_3$$

b. Berdasarkan model regresi *robust* estimasi-S dan estimasi-LTS, diperoleh nilai $\bar{R}^2_{Tukey\ bisquare} < \bar{R}^2_{Welsch} < \bar{R}^2_{LTS}$ yaitu $0{,}304 < 0{,}338 < 0{,}997$, maka dapat disimpulkan bahwa regresi *robust* estimasi-LTS dengan model regresi

$$\hat{Y} = -6{,}929 - 0{,}056\, X_1 + 0{,}00000642\, X_2 + 1{,}066\, X_3$$

merupakan metode yang lebih *robust* dari metode estimasi-S dalam menangani masalah *outlier* pada data inflasi di Indonesia periode Agustus 2014 – Juli 2016. Model regresi tersebut dapat diartikan sebagai berikut:

1) Setiap peningkatan satu persen IHK ($X_1$), maka akan menurunkan inflasi ($\hat{Y}$) sebesar 0,056%, apabila jumlah uang beredar ($X_2$) dan suku bunga ($X_3$) tetap.
2) Setiap peningkatan satu milyar jumlah uang beredar ($X_2$), maka akan meningkatkan inflasi ($\hat{Y}$) sebesar 0,00000642%, apabila IHK ($X_1$) dan suku bunga ($X_3$) tetap.
3) Setiap peningkatan satu persen suku bunga ($X_3$), maka akan meningkatkan inflasi ($\hat{Y}$) sebesar 1,066%, apabila IHK ($X_1$) dan jumlah uang beredar ($X_2$) tetap.
4) Jika IHK ($X_1$), jumlah uang beredar ($X_2$), dan suku bunga ($X_3$) sama dengan 0, maka inflasi ($\hat{Y}$) sebesar - 6,929%.

### 2. Saran

Untuk penelitian selanjutnya dapat menggunakan metode estimasi *robust* lainnya dalam mengatasi masalah *outlier*, yaitu metode estimasi-M, estimasi-MM, dan estimasi-LMS.

## DAFTAR PUSTAKA

Alma, O. G. (2011). Comparison of Robust Regression Methods in Linear Regression. *Int. J. Contemp. Math. Sciences*, 409-421.

Chen, C. (2002). Robust Regression and Outlier Detection with The Robustreg Procedure. *SUGI Paper 265-27, SAS Institute Inc., Cary, NC*.

Dewi, E. T., Agoestanto, A., & Sunarmi. (2016). Metode Least Trimmed Square (LTS) dan MM-Estimation untuk Mengestimasi Parameter Regresi Ketika terdapat Outlier. *UJM, 5*.

Draper, N. R., & Smith, H. (1992). *Applied Regression Analysis 2nd Ed.* Jakarta: Penerbit Gramedia.

Fox, J., & Weisberg, S. (2010). Robust Regression in R:An Appendix to An R Companion to Applied Regression, 2nd Ed.

Musafirah, Raupong, & Sirajang, N. (2015). Perbandingan Metode Robust Least Trimmed Square dengan Metode Scale dalam Mengestimasi Parameter Regresi Linear Berganda untuk Data yang Mengandung Pencilan.

Olive, D. J. (2005). *Applied Robust Statistics.* Carbondale: Southern Illinois University.

Pardoe, I. (2012). *Applied Regression Modelling.* New York: John Wiley & Sons.

Pratitis, W. D. (2016). *Perbandingan Metode Estimasi-M, Estimasi-S, dan Estimasi-MM pada Model Regresi Robust untuk Memprediksi Produksi Kedelai di Indonesia.* Yogyakarta: FMIPA UNY.

Rawlings, J. O., Pantula, S. G., & Dickey, D. A. (1998). *Applied Regression Analysis:A Research Tool - Second Edition.* New York: Springer-Verlag.

Rousseeuw, P. J., & Yohai, V. (1984). Robust Regression by Means of S-Estimator. *Lecture Notes in Statistics, 26*, 256-272.

Setiarini, Z. (2016). *Analisis Regresi Robust Estimasi-S menggunakan Pembobot Welsch dan Tukey Bisquare.* Yogyakarta: FMIPA UNY.

Soemartini. (2007). *Pencilan (Outlier).* Bandung: FMIPA UNPAD.

Suseno, & Astiyah, S. (2009). *Inflasi.* Jakarta: Pusat Pendidikan dan Studi Kebanksentralan (PPSK) BI.

Weisberg, S. (2005). *Applied Linear Regression Third Edition.* Canada: John Wiley & Sons.

Yaffee, R. A. (2002). *Robust Regression Modeling with STATA Lecture Notes.* Avenue: Social Science and Mapping Group Academic Computing Services.