PRISMA 4 (2021): 659-665
**PRISMA, Prosiding Seminar Nasional Matematika**
https://journal.unnes.ac.id/sju/index.php/prisma/
ISSN 2613-9189

# Model Regresi *Robust* untuk Indeks Pembangunan Manusia di Jawa Timur dengan Estimasi M

Made Tiara Saskia Puspitasari[a,*], Yuliana Susanti[b], Sri Sulistijowati Handajani[a,b]

[a,b] *Program Studi Statistika, Universitas Sebelas Maret, Jl. Ir. Sutami 36A, Surakarta 57126, Indonesia*

* *Alamat Surel: tiara.saskia98@gmail.com*

Abstrak

Indeks Pembangunan Manusia (IPM) merupakan salah satu indikator untuk mengukur tingkat keberhasilan pembangunan karena dalam perhitungan IPM melibatkan komponen ekonomi maupun non ekonomi. Salah satu provinsi pada Pulau Jawa memiliki luas wilayah terbesar yaitu Jawa Timur, selain itu dalam lima tahun terakhir IPM di Jawa Timur mengalami peningkatan. Tujuan dari penelitian ini yaitu untuk mengetahui faktor yang mempengaruhi signifikan terhadap IPM yang diharapkan dapat meningkatkan IPM di wilayah lainnya. Data IPM diambil pada BPS Jawa Timur tahun 2019 dengan variabel dependen IPM dan variabel independennya angka harapan hidup, rata-rata lama sekolah, harapan lama sekolah dan pendapatan per kapita (ribu rupiah). Pada data tersebut terdapat pencilan sehingga distribusi dari residu tidak normal oleh karena itu dilakukan analisis regresi *robust*, karena dapat mengatasi pencilan. Perhitungan dilakukan secara berulang dengan regresi *robust* estimasi M hingga diperoleh estimasi parameter yang konvergen dengan menggunakan pembobot *Tukey bisquare*. Dari hasil penelitian yang dilakukan didapatkan nilai $\bar{R}^2$ dengan regresi *robust* estimasi M sebesar 99,91% dan semua variabel independen berpengaruh signifikan terhadap IPM.

Kata kunci:

Regresi *robust*, estimasi M, *Tukey bisquare*, Indeks Pembangunan Manusia.

© 2021 Dipublikasikan oleh Jurusan Matematika, Universitas Negeri Semarang

## 1. Pendahuluan

Salah satu cara pemerintah guna mengembangkan tingkat kesejahteraan masyarakat yang akan meningkatkan kualitas wilayah itu sendiri yaitu dengan pembangunan. Pada negara berkembang seperti Indonesia mampu mencapai perkembangan ekonomi yang relatif tinggi pada beberapa waktu sebelum pandemi, namun gagal mengurangi ketimpangan sosial ekonomi dan kemiskinan.

Indeks Pembangunan Manusia (IPM) dapat dijadikan sebagai indikator pengukur untuk hasil pembangunan wilayah. Indeks harapan hidup, pendidikan dan standar hidup layak merupakan indeks gabungan untuk menghitung IPM karena faktor tersebut melibatkan komponen ekonomi maupun non ekonomi.

Pulau Jawa memiliki enam provinsi dan salah satunya merupakan provinsi terbesar dengan luas wilayah sebesar 47.800 km$^2$ yaitu Jawa Timur dan dalam lima tahun terakhir IPM di Jawa Timur mengalami peningkatan. Data yang diambil dari Badan Pusat Statistik (BPS) tentang IPM di Jawa Timur tahun 2019 mempunyai *outlier* (pencilan) pada variabel independen dan variabel dependen.

Data pencilan merupakan data yang berada di titik yang jauh dari sebaran data lainnya (Makkulau *et al*., 2010). Data pencilan yang dibuang begitu saja akan mempengaruhi model regresi serta membuat residu lebih besar. Oleh sebab itu, dibutuhkan metode yang dapat menangani data yang mengandung pencilan yaitu regresi *robust* dimana estimasinya tetap menggunakan pencilan yang sudah diolah. Estimasi M ialah suatu bagian metode dari regresi *robust* yang sering dipakai dan paling sederhana. Estimasi M dilakukan secara *Iteratively Reweighted Least Square* (IRLS) terboboti dengan pembobot *Tukey bisquare*. Tujuan dari

*To cite this article:*
Puspitasari, M. T. S., Susanti, Y., & Handajani, S. S. (2021). Model Regresi *Robust* untuk Indeks Pembangunan Manusia di Jawa Timur dengan Estimasi M. *PRISMA, Prosiding Seminar Nasional Matematika 4*, 659-665

penelitian ini yaitu untuk mengetahui faktor apa saja yang mempengaruhi IPM dan diharapkan hasil dari penelitian ini dapat meningkatkan IPM.

Penelitian IPM di Jawa Timur sebelumnya telah dilakukan dengan menggunakan *random effect model* (REM) (Lugastoro & Ananda, 2012). Penelitian selanjutnya menggunakan model regresi panel (Melliana & Zain, 2013). Selain itu, pemodelan IPM di Jawa Timur dilakukan dengan metode *random effect model* (REM) (Nurcholis, 2014).

Regresi *robust* estimasi M telah dilakukan penelitian sebelumnya bahwa berdasarkan nilai MSE dan koefisien determinasi, maka pembobot *Tukey bisquare* lebih baik dibandingkan pembobot Huber (Pradewi & Sudarno, 2012). Penelitian selanjutnya menggunakan pembobot Fair pada produksi jagung di Jawa Tengah (Wulandari, 2018). Apabila berdasarkan standar deviasi dan koefisien determinasi, maka pembobot *Tukey bisquare* lebih baik dibandingkan pembobot Huber (Pratiwi *et al.*, 2018).

## 2. Metode

### *2.1 Analisis Regresi*

Analisis regresi ialah suatu metode yang berguna untuk membangun model yang berkaitan antara variabel independen dengan variabel dependen. Analisis regresi berganda ialah regresi dengan variabel independen lebih dari satu (Draper & Smith, 1998).

Model persamaannya sebagai berikut:

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 x_{1i} + \beta_2 x_{2i} + \cdots + \beta_p x_{np} + \varepsilon_i, \varepsilon \sim N(0, \sigma^2)$$

dengan $Y_i$ ialah variabel dependen pada pengamatan ke-*i*, $x_{1i}, x_{2i}, \dots, x_{np}$ ialah variabel independen, $\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_p$ ialah parameter regresi, dan $\varepsilon_i$ ialah residu untuk pengamatan ke-*i*.

Estimasi parameter regresi didapat dengan Metode Kuadrat Terkecil (MKT) dengan cara meminimumkan Jumlah Kuadrat Residu (JKR).

$$JKR = S(\beta_j) = min \sum_{i=1}^{n} e_i{}^2 = min \sum_{i=1}^{n} (Yi - \beta_0 + \beta_1 X_i 1 + \beta_2 X_i 2 + \cdots + \beta_p X_i p)^2$$

### *2.2 Uji Asumsi Klasik*

#### *2.2.1 Asumsi Normalitas*

Pada analisis regresi linier $e_i$ diasumsikan berdistribusi acak dengan $e_i \sim N(0, \sigma^2)$. Uji *Kolmogorov-Smirnov* ialah salah satu cara untuk mengetahui asumsi kenormalan. Residu berdistribusi normal dinyatakan dengan $H_0$ dan $H_1$ merupakan sebaliknya.

#### *2.2.2 Asumsi Homoskedastisitas*

Asumsi ini dapat ditulis dalam bentuk yaitu $Var(e_i) = \sigma^2$ dengan $i = 1,2, \dots, n$, yang berarti asumsi ini bisa dicari dengan memperhatikan pola tebaran residu $(e_i)$ terhadap nilai estimasi *Y*. Namun terkadang pola tebaran residu memberikan hasil yang kurang tepat, sehingga bisa diuji dengan korelasi Spearman.

$H_0$ merupakan variansi residu homogen dan $H_1$ merupakan variansi residu tidak homogen. Kesimpulan didapat dengan $H_0$ ditolak apabila $p - value > \alpha = 0.05$.

#### *2.2.3 Asumsi Nonmultikolinearitas*

Kolinearitas disebabkan adanya korelasi yang cukup tinggi diantara variabel independen. Salah satu cara untuk mengetahui seberapa besar kolinearitas dengan menggunakan VIF (*Variance Inflation Factor*) (Montgomery *et al.*, 2012).

Asumsi nonmultikolinearitas dapat diartikan bahwa terdapat pengaruh yang serius pada estimasi MKT apabila VIF bernilai lebih dari 10. Sehingga apabila VIF bernilai kurang dari 10 dapat disimpulkan bahwa asumsi nonmultikolinearitas terpenuhi.

#### *2.2.4 Asumsi Nonautokorelasi*

Adanya keindependenan antar residu dapat diketahui secara ilustratif dan analisis hipotesis. Secara ilustratif, autokorelasi dapat dideteksi dengan melihat pola tebaran residu terhadap suatu deret waktu. Apabila pola tebaran residu bersifat acak atau tidak membentuk suatu pola khusus maka dapat disimpulkan bahwa asumsi nonautokorelasi terpenuhi (Draper & Smith, 1998).

Pengujian secara analisis hipotesis dengan menggunakan uji Durbin-Watson. Tidak terdapat autokorelasi antar residu dinyatakan dengan $H_0$ dan $H_1$ sebaliknya.

Namun uji Durbin-Watson memiliki kelemahan yaitu apabila nilai Durbin-Watson terletak diantara dL dan dU atau terletak diantara (4-dU) dan (4-dL), maka hasil yang didapat tidak bisa diberikan kesimpulan apakah terjadi gejala autokorelasi atau tidak. Untuk mengatasi hal tersebut bisa juga menguji autokorelasi dengan uji *Runs Test*. Uji ini untuk menguji apakah antar residual terdapat korelasi yang tinggi. Apabila nilai $p_{value} > \alpha = 0{,}05$ maka dapat disimpulkan bahwa asumsi nonautokorelasi terpenuhi.

### *2.3 Pencilan*

Pencilan terhadap variabel $Y$ dapat diketahui dengan metode *Studientized Deleted Residual* (TRES) (Draper & Smith, 1998).

$H_0$ : pengamatan ke-$i$ bukan pencilan

$H_1$ : pengamatan ke-$i$ merupakan pencilan

Daerah kritis : $|TRES_i| > t_{\frac{\alpha}{2}, n-k-1},\ H_0\ ditolak$

Statistik uji :

$$TRES_i = \frac{d_i}{Sd_i} = e_i \left[\frac{n-k-1}{JKS(1-h_{ii}) - e_i^2}\right]^{\frac{1}{2}}$$

dengan

$i$ : 1, 2, …, $n$

$e_i$ : $Y_i - \hat{Y}_i$

$d_i$ : $Y_i - \hat{Y}_{(i)}$

$Sd_i$ : simpangan baku beda ($d_i$)

$h_{ii}$ : $x_i'(X'X)^{-1}x_i$

$k$ : p + 1

$n$ : banyaknya pengamatan

Pencilan terhadap variabel $X$ dapat dicari dengan metode *leverage point* atau nilai pengaruh ($h_{ii}$). Besar pengaruh $Y_i$ terhadap $\hat{Y}_i$ dapat dilihat dari *leverage point* atau nilai pengaruh ($h_{ii}$) dari pengamatan $(X_i, Y_i)$ dan didefinisikan sebagai

$$h_{ii} = x_i'(X'X)^{-1}x_i$$

dengan

$i$ : 1, 2, …, n

$x_i$ : $[1 x_{i2} x_{i3} \ldots x_{ip}]$

$h_{ii}$ : $0 \le h_{ii} \le 1$

Apabila $h_{ii} > 2\bar{h}$ dengan $2\bar{h} = \frac{2\sum_{i=1}^{n} h_{ii}}{n} = \frac{2k}{n}$, $\sum_{i=1}^{n} h_{ii} = k$, $k = p + 1$, maka pengamatan ke-$i$ merupakan pencilan.

### *2.4 Estimasi M*

Metode yang biasa digunakan untuk regresi *robust* adalah estimasi M, yang ditemukan oleh Huber (1973) (Fox, 2002)**.** Prinsip metode estimasi M adalah meminimalkan fungsi residu.

Fungsi tujuan estimasi M adalah $\min \sum_{i=1}^{n} \rho(u_i) = \min \sum_{i=1}^{n} \rho\left(\frac{e_i}{\hat{\sigma}MAD}\right) = \min \sum_{i=1}^{n} \rho\left(\frac{y_i - \sum_{j=0}^{k} x_{ij}'\beta_j}{\hat{\sigma}MAD}\right)$. Estimasi jarak yang sering dibentuk dari kombinasi linear dari residu $\hat{\sigma}MAD = \frac{median|e_i - median(e_i)|}{0.6745}$ membuat $\hat{\sigma}MAD$ menjadi estimasi tak bias dari $\sigma$ jika $n$ besar dan residu berdistribusi normal (Fox, 2002). Fungsi $\rho$ yang digunakan adalah fungsi pembobot *Tukey bisquare*.

$$\rho(u_i) = \begin{cases} \frac{{u_i}^2}{2} - \frac{{u_i}^4}{2c^2} + \frac{{u_i}^6}{6c^4} & , |u_i| \le c \\ \frac{c^2}{6} & , |u_i| > c. \end{cases}$$

Didefinisikan suatu fungsi bobot

$$w_i = \frac{\psi\left(\frac{y_i - \sum_{j=0}^{k} x_{ij}\beta}{\hat{\sigma}MAD}\right)}{\left[\frac{y_i - \sum_{j=0}^{k} x_{ij}\beta}{\hat{\sigma}MAD}\right]} \quad (1)$$

dengan $\psi = \acute{\rho}'$ merupakan turunan dari $\rho$, $x_{ij}$ merupakan pengamatan ke-*i* pada variabel independen ke-*j*. Karena $u_i = \frac{e_i}{\hat{\sigma}}$ maka persamaan (1) dapat ditulis dengan

$$w_i(u_i) = \frac{\psi(u_i)}{u_i}$$

$$= \begin{cases} \left[1 - \left(\frac{u_i}{c}\right)^2\right]^2, & |u_i| \le c \\ 0, & |u_i| > c \end{cases}$$

*2.5 Metode Penelitian*

Data diambil dari BPS Jawa Timur dengan variabel yang digunakan adalah IPM dan variabel independennya ialah angka harapan hidup, rata-rata lama sekolah, pendapatan per kapita (ribu rupiah) dan harapan lama sekolah di Provinsi Jawa Timur tahun 2019.

Algoritma penghitungan estimasi M:

1. Mengestimasi koefisien regresi dengan MKT.
2. Menguji asumsi klasik regresi linear.
3. Mengecek tingkat determinasi koefisien ($\bar{R}^2$).
4. Mengecek pencilan dengan *TRES* dan $h_{ii}$.
5. Menghitung residu $e_i = y_i - \hat{y}_i$.
6. Menghitung standar deviasi

$$\hat{\sigma} = \frac{median\ |e_i - median\ (e_i)|}{0{,}6745}$$

7. Menghitung nilai $u_i = \frac{e_i}{\hat{\sigma}}$.
8. Menghitung pembobot $w_i$

$$w_i(u_i) = \begin{cases} \left[1 - \left(\frac{u_i}{4{,}685}\right)^2\right]^2, & |u_i| \le 4{,}685 \\ 0, & |u_i| > 4{,}685 \end{cases}$$

9. Menghitung estimator $\hat{\beta}_M$ dengan metode *iteratively reweighted least squares* dengan pembobot $w_i$.
10. Mengulangi langkah 5-9 sehingga didapat nilai $\hat{\beta}_M$ yang konvergen.

## 3. Hasil dan Pembahasan

*3.1 Analisis Regresi dengan MKT*

Dari data IPM di Jawa Timur tahun 2019 menggunakan MKT didapat hasil, yaitu:

$\hat{Y} = 6.91 + 0.4518\, X_1 + 0.000738\, X_2 + 1.3964\, X_3 + 0.9821\, X_4$

dimana
$\hat{Y}_i$ : IPM
$X_{i1}$ : angka harapan hidup
$X_{i2}$ : pendapatan per kapita (ribu rupiah)
$X_{i3}$ : rata-rata lama sekolah
$X_{i4}$ : harapan lama sekolah
dengan R-square (adj) = 99.79% dan s = 0.236906.

### *3.2 Uji Asumsi Klasik*

Pada pemodelan regresi perlu dilakukan uji asumsi klasik untuk mengecek adakah asumsi yang dilanggar.

#### *3.2.1 Asumsi Normalitas*

Dari uji uji *Kolmogorov-Smirnov* didapat $p - value\ =< \ 0.010$ berarti $p - value\ <\ \alpha\ =\ 0.05$ maka $H_0$ ditolak yang berarti distribusi dari residu tidak normal sehingga asumsi normalitas tidak terpenuhi.

#### *3.2.2 Asumsi Homoskedastisitas*

Dari uji korelasi Spearman didapat hasil sebagai berikut.

**Tabel 1.** *Output* homoskedastisitas

| **Variabel** | $r_s$ | $p - value$ | $\alpha$ | **Kesimpulan** |
|---|---|---|---|---|
| $X_1$ | -0.116 | 0.488 | > 0.05 | Homoskedastisitas |
| $X_2$ | 0.293 | 0.074 | > 0.05 | Homoskedastisitas |
| $X_3$ | 0.029 | 0.863 | > 0.05 | Homoskedastisitas |
| $X_4$ | 0.019 | 0.911 | > 0.05 | Homoskedastisitas |

#### *3.2.3 Asumsi Nonmultikolinearitas*

**Tabel 2.** *Output* nonmultikolinearitas

| ***Term*** | ***Coef*** | **SE *Coef*** | ***T-Value*** | ***P-Value*** | **VIF** |
|---|---|---|---|---|---|
| *Constant* | 6.91 | 2.26 | 3.06 | 0.004 | |
| AHH | 0.4518 | 0.0310 | 14.57 | 0.000 | 2.56 |
| Pendapatan Per Kapita (Rb rp) | 0.000738 | 0.000040 | 18.33 | 0.000 | 5.14 |
| RLS | 1.3964 | 0.0724 | 19.28 | 0.000 | 9.03 |
| HLS | 0.9821 | 0.0699 | 14.05 | 0.000 | 2.69 |

Dari *output* dapat dilihat bahwa nilai VIF kurang dari 10 maka asumsi nonmultikolinearitas terpenuhi.

#### *3.2.4 Asumsi Nonautokorelasi*

Pengujian dilakukan dengan uji Durbin-Watson dan didapat nilai d = 1.14096. Untuk nilai dL dan dU didapat dari tabel Durbin-Watson dimana k = 4 dan n = 38 yaitu dL = 1.2614 dan dU = 1.7223. Dikarenakan d = 1.14096 < dL = 1.2614 sehingga dapat disimpulkan bahwa terdapat autokorelasi antar residu.

Namun untuk lebih meyakinkan maka dilakukan uji *Runs Test* dan didapat p-value = 0.075 > α = 0.05 sehingga dapat disimpulkan bahwa tidak terdapat gejala autokorelasi.

### *3.3 Pencilan*

Berdasarkan pengujian pencilan terhadap Y dengan TRES didapat kesimpulan bahwa pencilan terdapat padsa pengamatan ke 26 dan 37. Untuk pengujian pencilan terhadap X dengan Leverage Point ($h_{ii}$) didapat kesimpulan bahwa pengamatan ke 28, 32, dan 37 merupakan pencilan.

**Tabel 3.** Hasil identifikasi pencilan

| Pengamatan | $\|TRES\|$ | $t_{0,025;32}$ | $h_{ii}$ | $2\bar{h}$ |
|---|---|---|---|---|
| 26 | 2.44367 | $> 2.036933$ | | |
| 28 | | | 0.320178 | $> 0.263158$ |
| 32 | | | 0.274913 | $> 0.263158$ |
| 37 | 2.890785 | $> 2.036933$ | 0.369205 | $> 0.263158$ |

Dari tabel 3 dapat dilihat bahwa data memiliki pencilan, sehingga dilakukan analisis regresi *robust* yang dapat memberikan hasil yang tepat untuk data yang memiliki pencilan.

### *3.4 Model Regresi Robust Estimasi M*

Proses perhitungan dilakukan secara berulang diawali dari menentukan estimasi koefisien regresi dengan MKT yaitu $\hat{\beta}^0$ = (6.91; 0.4518; 0.000738; 1.3964; 0.9821), kemudian dilanjutkan berdasarkan algoritma estimasi M. Proses iterasi atau pengulangan dilakukan menggunakan MKT yang diberi pembobot *Tukey bisquare* kemudian menghitung residu dan pembobot $w(u_i)$ yang baru dan dilakukan estimasi parameter regresi hingga mencapai konvergen, dimana koefisien parameter regresi menghasilkan angka yang sama selama berturut-turut (Salibian-Barrera & Yohai, 2006).

Model regresi *robust* dengan estimasi M terhadap IPM di Jawa Timur didapat setelah melakukan iterasi ke-31 yaitu, $\hat{Y} = 3.48 + 0.4802\, X_1 + 0.000917\, X_2 + 1.2174\, X_3 + 1.0429\, X_4$ dengan R-square (adj) = 99.91% dan s = 0.115040.

Interpretasi model yaitu sebesar 99.91% IPM dapat dijelaskan oleh variabel angka harapan hidup, pendapatan per kapita, rata-rata lama sekolah dan harapan lama sekolah sedangkan sebesar 0.09% dijelaskan oleh variabel lain.

### *3.5 Uji Simultan dan Uji Parsial*

Uji simultan berfungsi untuk memberikan informasi apakah semua variabel independen berpengaruh secara bersama terhadap variabel dependen. Dengan $H_0$ : $\beta_0 = \beta_1 = \beta_2 = \beta_3 = 0$ (Semua variabel tidak berpengaruh signifikan terhadap variabel dependen) dan $H_1$ : Minimal terdapat $\beta_i \neq 0$ (Paling tidak terdapat satu variabel independen yang berpengaruh signifikan terhadap variabel dependen). Didapat p-value = 0.000 < α = 0.05 sehingga dapat disimpulkan bahwa $H_0$ ditolak yang berarti minimal terdapat satu variabel independen yang berpengaruh signifikan terhadap variabel dependen.

Selanjutnya dilakukan uji parsial untuk mengetahui pengaruh dari masing-masing variabel independen.

**Tabel 4.** *Output* uji parsial terhadap estimasi M

| Variabel | | $p-value$ | Kesimpulan |
|---|---|---|---|
| $X_1$ | Angka harapan hidup | 0.000 < 0.05 | Signifikan |
| $X_2$ | Pendapatan per kapita | 0.000 < 0.05 | Signifikan |
| $X_3$ | Rata-rata lama sekolah | 0.000 < 0.05 | Signifikan |
| $X_4$ | Harapan lama sekolah | 0.000 < 0.05 | Signifikan |

Dapat dilihat pada tabel apabila semua variabel independen berpengaruh signifikan terhadap IPM di Jawa Timur 2019.

Berdasarkan analisis yang telah dilakukan apabila variabel lain memiliki nilai tetap maka IPM akan meningkat sebesar 3.48. Apabila setiap peningkatan satu satuan angka harapan hidup dan variabel lain dianggap tetap maka akan meningkatkan IPM sebesar 0.4802. Apabila setiap peningkatan satu satuan pendapatan per kapita dan variabel lain dianggap tetap maka akan meningkatkan IPM sebesar 0.000917. Apabila setiap peningkatan satu satuan rata-rata lama sekolah dan variabel lain dianggap tetap maka akan meningkatkan IPM sebesar 1.2174. Apabila setiap peningkatan satu satuan harapan lama sekolah dan variabel lain dianggap tetap maka akan meningkatkan IPM sebesar 1.0429.

## 4. Simpulan

Berdasarkan hasil penelitian dapat disimpulkan bahwa model regresi *robust* estimasi M pembobot *Tukey bisquare* pada IPM di Jawa Timur 2019 yaitu $\hat{Y} = 3.48 + 0.4802\, X_1 + 0.000917\, X_2 + 1.2174\, X_3 + 1.0429\, X_4$ dengan R-square (adj) = 99.91% dan s = 0.115040.

Interpretasi model yaitu sebesar 99.91% variabel IPM dapat dijelaskan oleh variabel angka harapan hidup, pendapatan per kapita, rata-rata lama sekolah dan harapan lama sekolah sedangkan sebesar 0.09% dijelaskan oleh variabel lain yang tidak ikut serta diujikan.

Variabel independen yang berpengaruh signifikan dalam estimasi M terhadap IPM di Jawa Timur tahun 2019 adalah angka harapan hidup, pendapatan per kapita, rata-rata lama sekolah dan harapan lama sekolah.

## Daftar Pustaka

Badan Pusat Statistik (BPS) Provinsi Jawa Timur. *(Online)*. (https://jatim.bps.go.id/, diakses 14 Maret 2020).

Draper, N. R., & Smith, H. (1998). Applied regression analysis (Vol. 326). John Wiley & Sons.

Fox, J. (2002). Robust regression: Appendix to an R and S-PLUS companion to applied regression.

Huber, P. J. (1973). Robust regression: asymptotics, conjectures and Monte Carlo. *The annals of statistics*, *1*(5), 799-821.

Lugastoro, D. P., & Ananda, C. F. (2012). Analisis pengaruh PAD dan dana perimbangan terhadap indeks pembangunan manusia kabupaten/kota di Jawa Timur. *Jurnal Ilmiah Mahasiswa FEB*, *1*(2).

Makkulau, M., Linuwih, S., Purhadi, P., & Mashuri, M. (2010). Pendeteksian Outlier dan Penentuan Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Produksi Gula dan Tetes Tebu dengan Metode Likelihood Displacement Statistic-Lagrange. *Jurnal Teknik Industri*, *12*(2), 95-100.

Melliana, A., & Zain, I. (2013). Analisis Statistika Faktor yang Mempengaruhi Indeks Pembangunan Manusia di Kabupaten/Kota Provinsi Jawa Timur dengan Menggunakan Regresi Panel. *Jurnal Sains dan Seni ITS*, *2*(2), D237-D242.

Montgomery, D. C., Peck, E. A., & Vining, G. G. (2012). Introduction to linear regression analysis (Vol. 821). John Wiley & Sons.

Nurcholis, M. (2014). Analisis Pengaruh Pertumbuhan Ekonomi, Upah Minimum dan Indeks Pembangunan Manusia Terhadap Tingkat Pengangguran di Provinsi Jawa Timur Tahun 2008-2014. *Jurnal Ekonomi Pembangunan*, *12*(1), 48-57.

Pradewi, E. D., & Sudarno, S. (2012). Kajian Estimasi-M IRLS Menggunakan Fungsi Pembobot Huber dan Bisquare Tukey Pada Data Ketahanan Pangan di Jawa Tengah. *Media Statistika*, *5*(1), 1-10.

Pratiwi, H., Susanti, Y., & Handajani, S. S. (2018). A Robust Regression by Using Huber Estimator and Tukey Bisquare Estimator for Predicting Availability of Corn in Karanganyar Regency, Indonesia. *Indonesian Journal of Applied Statistics*, *1*(1), 37-44.

Salibian-Barrera, M., & Yohai, V. J. (2006). A fast algorithm for S-regression estimates. *Journal of computational and Graphical Statistics*, *15*(2), 414-427.

Wulandari, O. (2018). Model Regresi Robust Estimasi M Dengan Pembobot Fair Pada Produksi Jagung Di Jawa Tengah.