

Pemodelan Faktor-faktor Yang Mempengaruhi Kemiskinan Di Jawa Tengah Menggunakan Perbandingan Regresi *Robust Least Trimmed Square (LTS)*-Estimation Dan *Scale (S)*-Estimation

Oleh: Ari Dirgantara
Univeristas Muhammadiyah Semarang

Article history	Abstract
Submission : Revised : Accepted :	Regression analysis is a statistical data analysis technique used to determine the relationship of an independent variable with one or more independent variables. The purpose of regression analysis is to estimate the population mean or average value of the dependent variable based on the known value of the independent variable. In general, parameter estimation in regression analysis uses the Ordinary Least Square (OLS). If there are outliers, the regression parameter estimation will be less precise. This can be overcome by using robust regression analysis. In this study, the robust method used is robust regression of this study, the robust method used is robust regression of LTS and S estimation. The purpose of the study is to compare the two methods and choose the best parameter estimate seen from the R^2 value. The case study in this research is poverty data for 2019 in Central Java which is sourced from website of the Central Statistics Agency with the dependent variable on the number of poor people, independent variable inflation, population, human development index, open unemployment rate, and school participation rates aged 16-18 years. Based on the conclusion that the factors that influence poverty in Central Java are inflation, population, and the human development index based on the selection of the best estimate. The best robust regression method is Scale (S) estimation with R^2 value of 96,88 percent.
Keyword: Poverty, Outliers , OLS, LTS estimation, S estimation	

PENDAHULUAN

Analisis regresi merupakan teknik analisis data dalam statistika yang digunakan untuk menentukan hubungan sebuah variabel tak bebas dengan satu atau lebih variabel bebas. Dalam analisis regresi dibedakan menjadi dua jenis variabel yaitu variabel yang ditaksir nilainya disebut variabel respon (Y) sedangkan variabel penaksir disebut variabel prediktor (X). Salah satu tujuan dalam analisis regresi adalah untuk mengestimasi rata-rata populasi atau nilai rata-rata variabel dependen berdasarkan nilai variabel independen yang diketahui. Terdapat tiga bentuk pendekatan untuk mengestimasi kurva regresi yaitu dengan pendekatan regresi parametrik, regresi non parametrik dan regresi semiparametrik. menjadi dua, yaitu *univariat*

time series dan multivariat *time series*. Pada umumnya pendekatan yang seringkali digunakan adalah pendekatan regresi parametrik. Pendekatan regresi parametrik mengasumsikan bentuk suatu pemodelan sudah ditentukan. Bentuk hubungan antara variabel penaksir disebut juga sebagai variabel prediktor diketahui atau diperkirakan dari bentuk kurvanya. Misalkan diasumsikan berbentuk pola linier, kuadratik, eksponensial, dan polinomial dengan derajat tertentu. Namun jika tidak ada informasi apapun tentang bentuk dari kurva regresi, maka pendekatan yang digunakan adalah pendekatan non parametrik, sedangkan apabila bentuk kurva regresi terdiri dari komponen parametrik dan nonparametrik maka digunakan pendekatan regresi semiparametrik (Subnar dan Budiantara, 1998)

Hasil dari analisis regresi berupa koefisien regresi untuk masing-masing variabel independent. Koefisien ini diperoleh dengan cara memprediksi nilai variabel dependent dengan suatu persamaan. Koefisien regresi dihitung dengan dua tujuan. Pertama, meminimumkan penyimpangan antara nilai aktual dan nilai estimasi variabel dependent. Kedua, mengoptimalkan korelasi antara nilai aktual dan nilai estimasi variabel dependent berdasarkan data yang ada.

Outlier merupakan suatu data yang didalamnya terdapat data yang berada jauh dari pola kumpulan data secara keseluruhannya. Selain itu dengan adanya *outlier* mengakibatkan estimasi parameter-parameter koefisien garis regresi yang diperoleh tidak tepat. Hal ini berarti estimasi parameter-parameter dalam suatu model regresi linear dapat dipengaruhi oleh salah satu titik data ekstrim yang merupakan *outlier*. Pada metode OLS dilakukan pendiagnosis terhadap kasus *outlier*. Sebaran data yang diperoleh dari kasus *outlier* sendiri itu tidak lagi simetrik tetapi cenderung menjulur kearah *outlier* sehingga akan melanggar asumsi normalitas. Salah satu cara untuk mengatasi *outlier* yaitu dengan melakukan transformasi pada data agar asumsi terpenuhi. Dalam kasus tertentu terkadang transformasi yang dilakukan terhadap data dianggap kurang tepat karena tidak dapat memperkecil nilai leverage *outlier* yang akhirnya pendugaan menjadi bias.

Pada kasus *outlier* ini akan menyebabkan pelanggaran-pelanggaran pada uji asumsi klasik. Salah satu asumsi klasik yang harus dipenuhi dalam estimasi OLS agar hasilnya dapat dipercaya atau diandalkan adalah homokedastisitas. Homokedastisitas berarti bahwa varian dari error bersifat konstan (Mokosolang, Prang & Mananohas, 2015). Kasus penyimpangan pada homokedastisitas disebut heterokedastisitas.. pelanggaran-pelanggaran pada asumsi akan mengakibatkan penduga suatu metode Kuadrat Terkecil yang diperoleh tetap memenuhi persyaratan tak bias, tetapi varian yang diperoleh menjadi tidak efisien, artinya varian cenderung membesar sehingga tidak ada lagi merupakan varian yang kecil. Hal tersebut tentunya mengharuskan model harus diperbaiki agar pengaruh dari heterokedastisitas hilang.

Penelitian yang melakukan penelitian tentang data yang mengandung *outlier* telah dilakukan oleh Isnaini (2000). Penelitian Isnaini menggunakan Metode Kuadrat Terkecil (Least Square) untuk menduga parameter model, hasil menunjukan bahwa Metode kuadrat terkecil tidak cukup baik dalam mengatasi pencilan (*outlier*). Metode Kuadrat Terkecil mempunyai kelemahan yaitu sangat rentan terhadap keberadaan data pencilan (*Outlier*). Oleh alasan tersebut peneliti ingin menerapkan regresi *robust* dengan menggunakan metode estimasi-*Least Trimmed Square (LTS)* dan estimasi-*Scale(S)* dalam menduga parameter model Keunggulan metode *robust* adalah model yang diperoleh akan bersifat kekar atau tidak terpengaruh pada titik *outlier*. Rousseeuw dan Leroy (1987) menyatakan bahwa terdapat dua cara untuk mengatasi *outlier* yaitu:

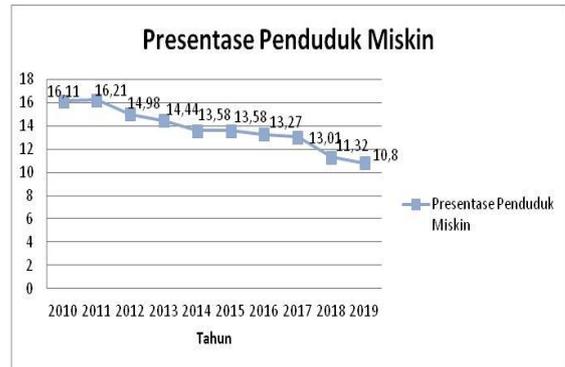
1. Mengeluarkan *outlier* yang telah diidentifikasi, kemudian tetap menggunakan metode kuadrat terkecil.
2. Tetap menggunakan seluruh data, tetapi dengan memberikan bobot yang rendah untuk observasi yang terindikasi sebagai *outlier*, metode ini dikenal dengan metode regresi *robust*.

Berdasarkan penelitian terdahulu tentang regresi *robust* pernah dilakukan oleh peneliti, antara lain: Arif Semar, Fitria Virgantari, Hagni Wijiyanti pada tahun 2020 tentang perbandingan estimasi-S (*scale*) dan estimasi-MM (*method of moment*) pada model regresi *robust* dengan data pencilan yang menghasilkan bahwa metode S-estimation merupakan metode terbaik dibandingkan metode OLS dan estimasi-MM karena memiliki nilai R^2 tertinggi yaitu sebesar 94,29%. Selain itu penelitian yang dilakukan oleh Agoestanto, & Sunarmi (2016) membandingkan estimasi-LTS dan estimasi-MM, diperoleh estimasi-LTS lebih baik dari estimasi-MM. Musafirah, Roupong, & Sirajang (2015) membandingkan estimasi-LTS dan estimasi-S, diperoleh estimasi-S yang lebih efektif dalam mengestimasi parameter regresi dengan *outlier*. Wulan & Nurhayati (2014) membahas pendeteksian *outlier* pada *capital asset pricing model (CAPM)* dengan estimasi-LTS tidak hanya mendeteksi adanya *outlier*, tetapi juga menghasilkan model *robust* terhadap *outlier*. Selain itu penelitian yang telah dilakukan oleh Khoirun Nisa pada tahun 2006 yaitu tentang analisis Regresi *Robust* Menggunakan Metode *Least Trimmed Square* untuk data yang mengandung pencilan

menyatakan bahwa metode *Least Trimmed Square* cukup baik dalam mengatasi data yang mengandung *outlier*.

Metode regresi *robust* estimasi-*Least Trimmed Square (LTS)* dan estimasi-*Scale (S)* dapat diaplikasikan dalam berbagai bidang kehidupan. Semakin berkembangnya metode tersebut, sehingga menarik perhatian para peneliti untuk melakukan sebuah riset. Sebagai contoh adalah banyak permasalahan dalam pembangunan nasional, mulai dari bidang pendidikan, ekonomi, sosial, budaya, kesehatan, dan lain sebagainya. permasalahan yang seringkali dihadapi oleh semua negara di dunia yaitu masalah kemiskinan, dalam hal ini yaitu mengenai tentang masalah kemiskinan.

Di Indonesia adanya pembangunan ekonomi sering dikaitkan dengan masalah kemiskinan. Masalah kemiskinan merupakan masalah kompleks yang dihadapi hampir diberbagai negara di dunia. Kemiskinan merupakan suatu kondisi ketidakmampuan untuk memenuhi standar hidup minimum. Jika dilihat berdasarkan prestasi dalam menurunkan kemiskinan, Provinsi Jawa Tengah merupakan salah satu provinsi yang memiliki peranan besar terhadap pertumbuhan ekonomi nasional seperti halnya dalam pembangunan infrastruktur yang semakin meningkat di Provinsi Jawa Tengah. Akan tetapi dalam prestasi upaya menurunkan presentase kemiskinannya. Berdasarkan data dari Badan Pusat Statistik dilihat dari perkembangan kondisi kemiskinan di Provinsi Jawa Tengah sebenarnya sudah menunjukkan pola penurunan. Hal ini terbukti pada periode tahun 2010 presentase penduduk miskin mencapai angka sebesar 16,11 % menjadi turun 10,8 % pada periode tahun 2019. Kondisi kemiskinan di perkotaan wilayah Jawa Tengah dipengaruhi oleh komoditas non-makanan, meskipun komoditas juga berpengaruh terhadap masyarakat yang miskin dalam pedesaan. Biaya perumahan dan bahan bensin yang berpengaruh besar terhadap kemiskinan di perkotaan dan pedesaan. Oleh karena itu, diperlukan penelitian lebih lanjut mengenai faktor-faktor yang mempengaruhi kemiskinan di Jawa Tengah. Berikut ini merupakan grafik presentase penduduk miskin di provinsi Jawa Tengah tahun 2010-2019 sebagai berikut:



Gambar 1. Grafik Penduduk Miskin Di Jawa Tengah Tahun 2010-2019

Menurut Badan Pusat Statistik (BPS) bahwa Masalah kemiskinan merupakan salah satu persoalan mendasar yang menjadi pusat perhatian pemerintah di negara manapun. Salah satu aspek penting untuk mendukung strategi penanggulangan kemiskinan adalah tersedianya data kemiskinan yang akurat dan tepat sasaran. Pengukuran kemiskinan yang dapat dipercaya dapat menjadi instrumen tangguh bagi pengambil kebijakan dalam memfokuskan perhatian pada kondisi hidup orang miskin. Data kemiskinan yang baik dapat digunakan untuk mengevaluasi kebijakan pemerintah terhadap kemiskinan, membandingkan kemiskinan antar waktu dan daerah, serta menentukan target penduduk miskin dengan tujuan untuk memperbaiki kondisi mereka. Berdasarkan latar belakang diatas, maka penelitian ini akan membahas tentang “**Pemodelan Faktor-faktor Yang Mempengaruhi Kemiskinan di Provinsi Jawa Tengah Menggunakan Perbandingan Regresi Robust Least Trimmed Square (LTS)-Estimation Dan Scale (S)-Estimation**”.

LANDASAN TEORI

Analisis Regresi

Pengertian regresi secara umum merupakan metode dalam statistik yang memberikan penjelasan tentang pola hubungan antara dua variabel atau lebih. Dalam analisis regresi dikenal 2 jenis variabel yaitu: 1. Variabel respon atau variabel dependent yaitu variabel yang keberadaannya dipengaruhi oleh variabel lainnya yang biasanya dinotasikan dengan variabel Y. 2. Variabel prediktor atau variabel independent yaitu variabel yang tidak dipengaruhi oleh variabel lainnya yang biasanya dinotasikan dengan variabel X.

Analisis regresi pertama kali ditemukan oleh Sir Francis Galton (1822- 1911).

Analisis regresi merupakan salah satu metode yang digunakan untuk menyelidiki pola hubungan antara variabel respon (X) dengan variabel prediktor (Y). Secara umum model regresi dapat ditulis sebagai berikut :

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \varepsilon_i \quad (1)$$

X_i : nilai variabel independent pada pengamatan ke - i

β_0, β_1 : parameter koefisien regresi

ε_i : Residual (error) pada pengamatan ke i

Model Regresi Linier Berganda

Analisis regresi adalah suatu metode yang berguna untuk menentukan hubungan suatu variabel yang disebut variabel dependen dengan satu atau lebih variabel yang disebut variabel independen (Gujarati, 1978). Salah satu tujuan atau hasil dari analisis regresi adalah untuk menentukan model regresi yang baik, sehingga model dapat akurat ketika digunakan untuk menerangkan kondisi data dan memprediksi hal-hal yang berhubungan dengan variabel-variabel yang terlibat dalam model regresi tersebut. Menurut Montgomery & Peck (1992: 53), model regresi linier berganda dari variabel dependent Y dengan variabel independent $X_1, X_2, X_3, \dots, X_k$ yang dapat dituliskan sebagai berikut :

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \beta_2 X_{i2} + \dots + \beta_k X_{ik} + \varepsilon_i \quad (2)$$

Keterangan :

Y_i : nilai variabel dependent pada observasi ke-i

$\beta_0, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_k$: parameter koefisien regresi

X_{ij} : nilai variabel independent yang ke -j pada observasi ke-i

ε_i : random error

Pengujian Ourliers

Outlier terjadi karena kombinasi unik yang terjadi dan nilai-nilai yang dihasilkan dari observasi tersebut sangat berbeda dari observasi-observasi lainnya. Deteksi *outliers* dapat dilakukan dengan menggunakan *difference in fitted value* (DFFITS). (Myers,

1990). Adapun persamaan untuk DFFITS yaitu sebagai berikut:

$$DFFITS_i = \frac{\hat{y}_i - \hat{y}_i^{(i-1)}}{\sqrt{S^2 - 1 h_{ii}}} \text{ untuk } i = 1, 2, 3, \dots, n \quad (3)$$

Keterangan :

\hat{Y}_i : Nilai taksiran y_i dengan proses pemodelan serta menggunakan pengamatan ke- i

Y_{i-1} : Nilai taksiran y_i dengan proses pemodelan tanpa menggunakan pengamatan ke- i

S^2_{-1} : Mean square error dari model tanpa menggunakan pengamatan ke-i

h_{ii} : Elemen diagonal ke-i dari matriks $H = X(X^T X)^{-1} X^T$

pengamatan dikatakan *outliers* jika $|DFFITS| > 2 \sqrt{\frac{p+1}{n}}$ dengan (p) banyaknya parameter dalam model dan (n) adalah banyaknya pengamatan. (Myers, 1990).

Metode Ordinary Least Square (OLS)

Metode *Ordinary Least Square* (OLS) pada prinsipnya adalah meminimumkan jumlah kuadrat error (residual). Model umum persamaan regresi adalah sebagai berikut :

$$Y = X\beta + \epsilon$$

Dimana :

$$Y = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_3 \end{bmatrix}, X = \begin{bmatrix} 1x_{11} & x_{21} & \dots & x_{p1} \\ 1x_{12} & x_{22} & \dots & x_{p2} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1x_{1n} & x_{2n} & \dots & x_{pn} \end{bmatrix}, \beta = \begin{bmatrix} \beta_0 \\ \beta_1 \\ \vdots \\ \beta_p \end{bmatrix}, \epsilon = \begin{bmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \vdots \\ \varepsilon_n \end{bmatrix}$$

(4)

Selanjutnya akan ditunjukkan penaksir untuk β dengan meminimumkan persamaan berikut :

$$\sum_{i=1}^n \varepsilon_i^2 \quad (5)$$

Regresi Robust

Regresi *robust* adalah metode OLS yang tepat digunakan, ketika distribusi dari error (jauh) tidak normal dan/atau terdapat *outlier* yang mempengaruhi model regresi. Regresi *robust* akan menolak *outlier* yang tidak informatif dan membatasi pengaruh influential observation. *Outlier* yang tidak informatif adalah nilai ekstrim yang tidak menyarankan

perlunya modifikasi model. Artinya, selama titik tersebut tidak cocok dengan pola data secara umum, maka perlu dilakukan pendekatan regresi *robust* yang akan menetapkan bobot nol pada titik tersebut (Ryan, 1997). Sejarah perkembangan dari sebagian besar kelas estimator regresi *robust* yang berbeda telah ditelusuri oleh Rousseeuw and Leroy (1987). Perkembangan terakhir mengusulkan gagasan meminimalkan jumlah dari nilai mutlak residual sebagai ukuran efisiensi dan *breakdown point* sebagai pusat pemahaman dari regresi *robust*.

A. Langkah-langkah penyelesaian metode *Least Trimmed Square* (LTS)-estimation

1. Menghitung estimasi parameter $\hat{\beta}$ menggunakan OLS sehingga didapatkan \hat{y}_i
2. Menghitung nilai residualnya dengan $e_i = y_i - \hat{y}_i$, kemudian menghitung jumlah $h_0 = \frac{n+p+1}{2}$ observasi dengan nilai e_i^2 terkecil
3. Menghitung $\sum_i^h e_i^2$ dan mencari nilai estimasi parameter $\hat{\beta}_{new}$ dari $\hat{\beta}_{sebelum}$ observasi.
4. menentukan n dari jumlah kuadrat residual $e_i = y_i - \hat{y}_i$ yang berkesesuaian dengan ($\hat{\beta}_{new}$) kemudian menghitung sejumlah $\hat{\beta}_{new}$ observasi dengan e_i^2 terkecil.
5. Dihitung $\sum_i^{h_{new}} e_i^2$
6. Melakukan langkah langkah 4 sampai dengan langkah 6 hingga konvergen

B. Langkah – langkah penyelesaian *Scale* (S)-estimation

1. Menghitung estimasi parameter $\hat{\beta}$ dengan menggunakan (OLS) sehingga didapatkan \hat{y}_i
2. Menghitung nilai residual $e_i = y_i - \hat{y}_i$
3. Menghitung nilai skala *robust* $\hat{\sigma}_s$, yaitu:

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

Dengan $K = 0,199$ dan w_i adalah fungsi pembobot

4. Menghitung nilai $u_i = \frac{e_i}{\hat{\sigma}_i}$
5. Menghitung nilai pembobot w_i dengan nilai $c = 1.547$

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

6. Mengestimasi nilai $\hat{\beta}_s$ menggunakan metode IRLS

7. Mengulangi langkah 6 dan 7 sehingga diperoleh nilai estimasi parameter $\hat{\beta}_s$ yang konvergen

Breakdown Point

Konsep dari *breakdown point* diusulkan pertama oleh Hodges (1967) dalam konteks mengestimasi mean populasi. *Breakdown point* merupakan ukuran umum proporsi dari *outlier* yang dapat ditangani sebelum observasi tersebut mempengaruhi model prediksi (Chen, 2002). Semakin besar nilai presentase dari *breakdown point* pada suatu estimator, maka estimator tersebut semakin *robust*. Kemungkinan terkecil *breakdown point* adalah $1/n$. Hampel et al (1986) mengindikasikan bahwa data secara umum memuat 1-10% gross errors. Pada perkembangannya, estimasi regresi memiliki *breakdown* 0,5 (Ryan, 1997). Diasumsikan bahwa sebuah sampel Z (berdistribusi normal dengan ukuran sampel n), $T=T(Z)$ dapat didefinisikan seperti berikut:

$$\varepsilon^2(T, Z) = \min \left\{ \frac{m}{n}; \text{bias}(m; T, Z) \text{ is infite} \right\} \quad (6)$$

$$\text{bias}(m; T, Z) = \frac{\sup_Z \|T(Z') - T(Z)\|}{Z}$$

dimana $\varepsilon^2(T, Z)$ merupakan nilai *breakdown point* dari estimator T , supremum (sup) diambil dari semua kemungkinan pada sampel Z' yang diperoleh dengan mengganti observasi m dari z dengan nilai sembarang dan $\|T\|$ adalah normal (Rousseeuw, 1987).

Koefesien Korelasi

Menurut Walpole (1995), korelasi merupakan metode yang digunakan untuk mengukur besarnya hubungan linier antara dua variabel atau lebih. Nilai korelasi populasi (ρ) berkisar antara interval $-1 \leq \rho \leq 1$. Jika korelasi berniali positif, maka hubungan antara dua variabel bersifat berlawanan arah. Koefesien korelasi biasanya mengacu pada koefesien korelasi momen-produk Pearson, sesuai nama orang yang mengembangkannya yaitu Pearson. Koefesien korelasi Pearson diperoleh dengan membagi kovarians kedua variabel dengan perkalian simpangan bakunya dengan persamaan sebagai berikut :

$$P_{x,y} = \frac{\text{cov}(X,Y)}{\sqrt{\text{var}(x)\text{var}(y)}} \quad (7)$$

Koefesien Determinasi (R^2)

Koefesien determinasi atau biasa disebut R-square merupakan salah satu ukuran yang sederhana dan sering digunakan untuk menguji kualitas suatu persamaan garis regresi (Gujarati, 2004). Nilai koefesien determinasi memberikan gambaran tentang kesesuaian variabel independen dalam memprediksi variabel dependen. Semakin besar nilai R-square, maka semakin besar variasi variabel dependen (Y) yang dijelaskan oleh variasi variabel-variabel independen (X). Sebaliknya, semakin kecil nilai R-Square, maka semakin kecil variasi variabel dependen.

Ghazali (2003) berpendapat bahwa koefesien determinasi merupakan metode untuk mengukur seberapa jauh kemampuan model dalam menerangkan variasi dari variabel independent. Nilai koefesien determinasi yaitu antara nol (0) dan satu (1). Nilai R^2 yang kecil mendekati nol, berarti kemampuan variabel independent dalam menjelaskan variasi variabel dependent sangat terbatas. Begitu pula sebaliknya, jika nilai R^2 mendekati satu berarti variabel independent memberikan hampir semua informasi yang dibutuhkan untuk memprediksi variabel dependent. Koefesien determinasi

Adapun rumus untuk menghitung (R^2) adalah sebagai berikut:

$$R^2 = 1 - \frac{SSE}{SST} = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{y})^2} \quad (8)$$

Dimana :

Y_i : Observasi respon ke-i

\bar{y} : Rata-rata

\hat{y} : Penduga respon ke-i

METODE PENELITIAN

Sumber Data

Data yang digunakan pada penelitian ini yaitu data sekunder yang bersumber dari Website : [Jateng.bps.go.id](http://jateng.bps.go.id) berupa data kemiskinan. Data kemiskinan yang dimaksud adalah data mengenai Kemiskinan di Provinsi Jawa Tengah pada Tahun 2019, yang terdiri dari 35 Kabupaten/ Kota serta faktor-faktor yang diduga mempengaruhi Kemiskinan di Jawa Tengah.

Variabel Penelitian dan Struktur Data

Berdasarkan tujuan penelitian, maka variabel yang akan digunakan pada penelitian ini adalah sebagai berikut:

Tabel 1. Variabel Data

Variabel	Keterangan	Skala
Y	Jumlah Penduduk miskin	Rasio
X1	Inflasi	Rasio
X2	Jumlah Penduduk	Rasio
X3	IPM	Rasio
X4	TPT	Rasio
X5	APS 16-18 Th	Rasio

Tabel 2 Struktur Data

Kab/Kota	Y	X1	X2	X3	X4	X5
1	$Y_{(1,1)}$	$X_{(1,1)}$	$X_{(2,1)}$	$X_{(3,1)}$	$X_{(4,1)}$	$X_{(5,1)}$
2	$Y_{(1,2)}$	$X_{(1,2)}$	$X_{(2,2)}$	$X_{(3,2)}$	$X_{(4,2)}$	$X_{(5,2)}$
3	$Y_{(1,3)}$	$X_{(1,3)}$	$X_{(2,3)}$	$X_{(3,3)}$	$X_{(4,3)}$	$X_{(5,3)}$
4	$Y_{(1,4)}$	$X_{(1,4)}$	$X_{(2,4)}$	$X_{(3,4)}$	$X_{(4,4)}$	$X_{(5,4)}$
...
35	$Y_{(1,35)}$	$X_{(1,35)}$	$X_{(2,35)}$	$X_{(3,35)}$	$X_{(4,35)}$	$X_{(5,35)}$

Langkah Penelitian

1. Memasukan data kasus kemiskinan di Provinsi Jawa Tengah tahun 2019.
2. Identifikasi pola hubungan.
3. Melakukan estimasi parameter dengan *Ordinary Least Square* (OLS) pada faktor-faktor yang mempengaruhi kemiskinan di Provinsi Jawa Tengah
4. Melakukan uji asumsi klasik yaitu uji normalitas residual, uji multikolinearitas, uji autokorelasi, dan uji heterokedastisitas dalam model regresi
5. Mendeteksi *outlier* menggunakan metode *DFFITS*
6. Melakukan analisis estimasi parameter regresi *robust Least Trimmed Square* (LTS)-estimation dan *Scale* (S)-estimation pada faktor-faktor yang mempengaruhi kemiskinan di Provinsi Jawa Tengah.
7. Membandingkan hasil estimasi dan memilih metode estimasi terbaik melalui nilai *koefesien determinasi* (R^2)
8. Menentukan faktor-faktor yang mempengaruhi kemiskinan di Jawa Tengah menggunakan model terbaik
9. Kesimpulan

ANALISIS DAN PEMBAHASAN

Statistik Deskriptif

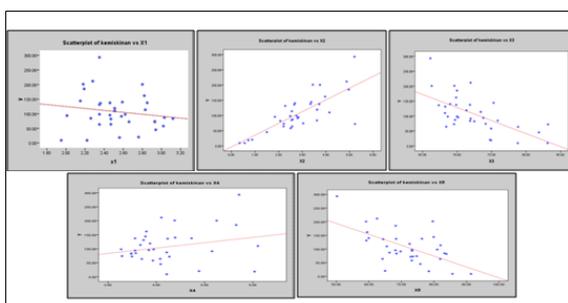
Statistik Deskriptif dapat digunakan untuk mengetahui ukuran pemusatan data (mean). Minimum dan maksimum, standar deviasi serta variansi dari suatu data. Hasil statistika deskriptif pada kasus faktor-faktor yang mempengaruhi penyebab kemiskinan di Jawa Tengah pada tabel 3 berikut ini:

Tabel 3 Statistik Deskriptif

Deskriptif	Y	X1	X2	X3	X4	X5
Mean	107.0	2.541	2.857	72.45	4.44	71.76
Minimum	9.1	1.950	0.350	66.12	2.54	50.17
Maksimum	293.2	3.120	5.230	83.19	8.21	91.39
Range	284.1	1.170	4.88	17.07	5.67	41.22
Std Deviasi	61.6258	0.3045628	1.232156	4.475289	1.540201	9.103102
Variansi	3797.739	0.09275849	1.518209	20.02821	2.372221	82.86647

Identifikasi Pola Hubungan

Studi kasus pada penelitian ini merupakan faktor-faktor yang mempengaruhi kemiskinan di Jawa Tengah pada tahun 2019, dimana peneliti akan meneliti terkait faktor-faktor yang menyebabkan kemiskinan di Jawa Tengah terhadap jumlah penduduk miskin di Jawa Tengah (Y). Berikutnya pada 4.7 dapat dilihat terkait pola hubungan antara jumlah penduduk miskin dengan faktor-faktor penyebab yaitu presentase inflasi (X1), presentase jumlah penduduk (X2), presentase indeks pembangunan manusia (X3), presentase tingkat pengangguran terbuka (X4), dan presentase angka partisipasi sekolah umur 16-18 tahun (X5) yang dapat ditunjukkan sebagai berikut:



Gambar 2 Scatterplot variabel respon dengan variabel prediktor

Pada gambar 2 di atas, menunjukkan bahwa pola hubungan antara variabel jumlah penduduk miskin (Y) dengan faktor-faktor yang menyebabkan kemiskinan (X) memiliki bentuk pola yang tidak jelas dan sebaran data terlihat menyebar. Berikutnya pada tabel 4.2 akan ditunjukkan nilai koefisien korelasi antara variabel jumlah penduduk miskin (Y) dengan variabel presentase inflasi (X1), variabel presentase jumlah penduduk (X2), variabel presentase indeks pembangunan manusia (X3), variabel presentase tingkat pengangguran terbuka (X4), variabel presentase angka partisipasi sekolah umur 16-18 tahun (X5). Koefisien korelasi dilakukan untuk mengukur tingkat keeratan hubungan linier antara dua variabel.

Pemeriksaan hubungan antar variabel secara statistik dilakukan dengan menggunakan *Korelasi Pearson*. Pengujian hipotesis yang dilakukan yaitu sebagai berikut:

Tabel 4 Koefisien korelasi antar variabel

Parameter	Estimate	t-value	p-value	Keputusan
X1	-0.16434	-0.9571	0.3455	Terima Ho
X2	0.77376	70.168	5.01e-08	Tolak Ho
X3	-0.63419	-47.119	4.3e-05	Tolak Ho
X4	0.23839	14.101	0.1679	Terima Ho
X5	-0.58821	-41.783	0.0002	Tolak Ho

Ket. Taraf Signifikan $\alpha = 5\%$

Berdasarkan hasil tersebut diperoleh bahwa terdapat tiga variabel yang berkorelasi terhadap jumlah penduduk miskin (Y) yaitu variabel presentase jumlah penduduk (X2), variabel presentase IPM (X3), dan variabel presentase angka partisipasi sekolah umur 16-18 tahun (X5). Hal tersebut menunjukkan bahwa jika terjadi penurunan pada variabel presentase IPM dan APS 16-18 tahun maka akan semakin mengakibatkan tingginya jumlah penduduk miskin (Y) dan apabila terjadi kenaikan pada variabel jumlah penduduk maka akan mengakibatkan jumlah penduduk miskin mengalami kenaikan, begitu pula sebaliknya, jika variabel presentase IPM dan APS 16-18 tahun mengalami kenaikan maka jumlah penduduk miskin akan mengalami penurunan, apabila variabel presentase jumlah penduduk mengalami penurunan maka jumlah penduduk miskin mengalami penurunan. Sementara untuk

variabel presentase inflasi (X1), presentase tingkat pengangguran terbuka (X4) tidak memiliki korelasi terhadap kemiskinan yang artinya jika terjadi peningkatan pada variabel tersebut maka akan mengakibatkan penurunan pada jumlah penduduk miskin (Y).

Estimasi Parameter Regresi OLS

Pada studi kasus ini digunakan estimasi dengan menggunakan metode *Ordinary Least Square* (OLS). Nilai dugaan pada metode OLS ini diperoleh dengan cara meminimumkan jumlah kuadrat residualnya. Selain itu metode OLS didasarkan pada distribusi mean sehingga tidak dapat mempresentasikan keseluruhan data. Berikut pada tabel 5. dapat dilihat hasil estimasi dengan menggunakan metode *Ordinary Least Square* (OLS) sebagai berikut:

Tabel 5. Estimasi Parameter Regresi OLS

Parameter	Estimate	Std.Error	t-value	p-value	Keputusan
β_0	532.487	108.1074	4.926	3.12e-05	Tolak H_0
β_1	-48.3345	17.7195	-2.728	0,011	Tolak H_0
β_2	30.6225	4.7971	6.384	5.59e-07	Tolak H_0
β_3	-4.7316	1.5297	-3.093	0.004	Tolak H_0
β_4	1.0097	3.5807	0.282	0.780	Terima H_0
β_5	-0.7237	0.8671	0.835	0.411	Terima H_0

Ket.: Signifikansi $\alpha = 5\%$, $R^2 = 0,7653$

Dari hasil estimasi dengan menggunakan metode *Ordinary Least Square* (OLS) diperoleh model yaitu sebagai berikut:

$$\hat{Y} = 532.487 - 48.3345X_1 + 30.6225X_2 - 4.732X_3 + \varepsilon$$

Model persamaan di atas belum sepenuhnya dapat menjelaskan variabel dependen hal tersebut disebabkan oleh adanya residual atau *error*. Berdasarkan Tabel 4.3 diatas, dapat diketahui bahwa dengan menggunakan taraf signifikan ($\alpha = 5\%$), maka terdapat tiga variabel yang berpengaruh secara signifikan terhadap kemiskinan di Provinsi Jawa Tengah yaitu variabel inflasi (X1), variabel jumlah penduduk (X2), dan variabel IPM (X3). Nilai koefisien determinasi (R^2) sebesar 0,7653. Hal ini menunjukkan bahwa 76,53 persen kemiskinan di Jawa Tengah mampu dijelaskan oleh model, sedangkan sisanya sebesar 24.47 persen dijelaskan oleh peubah lain di luar model.

Uji Asumsi Klasik

A. Uji Autokorelasi

Pada pengujian ini bertujuan untuk mengetahui apakah dalam suatu model linear yang didapatkan pada persamaan regresi terdapat korelasi antara residual pengamatan satu dengan pengamatan sebelumnya. Jika pengamatan satu dengan pengamatan sebelumnya, untuk mengetahui ada atau tidaknya autokorelasi dilakukan uji *Durbin Watson* dengan hipotesis sebagai berikut :

H_0 : tidak ada autokorelasi dalam model
 H_1 : Terdapat autokorelasi dalam model

Pada persamaan regresi berganda berbasis OLS didapatkan hasil uji *Durbin Watson* menggunakan bantuan software R 3.6.1 sebagai berikut:

Tabel 6. Uji Autokorelasi

dL	Dw	Du	Keputusan
1.1601	2.313	1.8029	Gagal Tolak H_0

Tabel 6. memperlihatkan hasil nilai *Durbin Watson* sebesar 2.313 selanjutnya dibandingkan dengan tabel *Durbin Watson* dengan nilai $k = 6$, dan $n = 35$ didapatkan nilai $d_L = 1.1601$ dan $d_U = 1.8029$ sehingga keadaan tersebut memenuhi syarat gagal tolak H_0 karena $1.803 < 2.313 < 4 - 1.803 = 2.197$ sehingga dapat disimpulkan bahwa tidak ada autokorelasi dalam model linear.

B. Uji Multikolinearitas

Uji multikolinearitas bertujuan untuk mengetahui ada atau tidaknya hubungan antara variabel independen, analisis regresi berganda dikatakan baik ketika terdapat hubungan antara variabel independen terhadap variabel dependen dan tidak ada hubungan antara variabel independen masalah multikolinearitas. Pengujian multikolinearitas dapat dilihat dari nilai *Variance Inflation Factors* (VIF). *Variance Inflation Factors* (VIF) digunakan untuk mendeteksi adanya multikolinearitas yang melibatkan dua atau lebih variabel independen. Berdasarkan persamaan regresi berganda berbasis OLS didapatkan perhitungan nilai *Variance*

Inflation Factors (VIF) menggunakan software R 3.6.1 sebagai berikut:

Tabel 7. Uji VIF

Variabel Prediktor	X1	X2	X3	X4	X5
Nilai VIF	1.111	1.333	1.788	1.160	2.377

Model regresi dikatakan tidak terjadi multikolinearitas jika $VIF < 10$ dan sebaliknya regresi dikatakan terjadi multikolinearitas jika nilai $VIF \geq 10$. Berdasarkan tabel 7 didapatkan nilai $VIF < 10$ sehingga dapat dikatakan tidak terdapat masalah multikolinearitas dalam model.

C. Uji Normalitas Residual

Model regresi yang baik adalah model yang memiliki nilai residual berdistribusi normal. Uji normalitas dapat menggunakan uji *Kolmogrov Smirnov Test* dengan hipotesis sebagai berikut:

H_0 : residual data berdistribusi normal
 H_1 : residual data tidak berdistribusi normal

Pada persamaan regresi berganda berbasis OLS dengan menggunakan perhitungan mencari nilai D didapatkan nilai $D = 0.104$ sebagai berikut:

Tabel 8. Uji Normalitas

Kolmogorov-Smirnov	P-value	Keputusan
0.104	0.438	> 0.05 Terima H_0

Keputusan diambil berdasarkan daerah kritis yaitu terima H_0 apabila $p\text{-value} > 0.05$. berdasarkan tabel 4.6 didapatkan nilai $p\text{-value} = 0.438 > \alpha = 0.05$ sehingga diambil keputusan terima H_0 artinya residual data berdistribusi normal.

D. Uji Heterokedastisitas

Pada pengujian heterokedastisitas dilihat dari nilai *absolute* residual yang digunakan sebagai variabel dependen terhadap variabel independen untuk melihat apakah terdapat ketidaksamaan variansi residual antara satu pengamatan ke pengamatan yang lain. Salah satu uji untuk deteksi heterokedastisitas dapat dilakukan dengan pengujian *Glesjer*. Tingkat

kepercayaan yang digunakan yaitu sebesar 5% dengan hipotesis sebagai berikut:

H_0 : tidak terdapat heterokedastisitas dalam model

H_1 : terdapat heterokedastisitas dalam model

Tabel 9. Uji Heterokedastisitas

<i>Heterokedasticity</i>	P-value	Keputusan
	0.124	> 0.05 Terima H_0

Berdasarkan hasil pengujian yang terdapat pada tabel 9 diperoleh $p\text{-value}$ sebesar 0.124 yang menunjukkan nilai yang lebih besar dari $\alpha = 0.05$ sehingga ditarik kesimpulan Terima H_0 yang artinya tidak terdapat heterokedastisitas dalam model.

Berdasarkan dari hasil asumsi klasik yaitu autokorelasi, multikolinearitas, normalitas, dan heterokedastisitas sudah terpenuhi dalam persyaratan pada analisis regresi linear berganda yang berbasis Ordinary Least Square (OLS) agar model tersebut menjadi valid sebagai alat penduga.

Pengujian Outlier

Pada pengujian *outliers* digunakan metode *DFFITs* untuk melihat data yang terkontaminasi *outliers*.. Pengamatan dinyatakan *outliers* jika $|DFFITs| > 2\sqrt{(p+1)/n} = 2\sqrt{(5+1)/35} = 0,83$.

Tabel 10. Pengujian Data Pencilan (*Outliers*)

Kabupaten/Kota	DFFITs
Kabupaten Kebumen	0.89459
Kabupaten Tegal	-1.61174
Kabupaten Brebes	1.55160
Kota Surakarta	1.10594
Kota Semarang	-1.84789

Berdasarkan tabel 10 tersebut dapat dilihat bahwa terdapat lima kabupaten/kota yang dinyatakan sebagai data yang mengandung outlier yaitu terdapat pada kabupaten kebumen, kabupaten tegal, kabupaten brebes, kota surakarta, dan kota semarang. Apabila analisis regresi dilakukan dengan menggunakan metode

OLS, akan mengakibatkan varians dari penduga parameter besar, sehingga tidak efisien. Oleh karena itu, digunakan regresi *robust Least Trimmed Square* (LTS)-estimation dan *Scale* (S)-estimation untuk memperoleh hasil estimasi parameter dari faktor-faktor yang mempengaruhi kemiskinan di Jawa Tengah.

Estimasi Parameter Regresi Robust LTS

Metode regresi *robust Least Trimmed Square* (LTS) dapat digunakan untuk mengatasi suatu pengamatan yang mengandung data pencilan (outliers).. Berikut ini Tabel 4.10 dapat dilihat hasil estimasi dengan menggunakan metode regresi *Robust Least Trimmed Square* (LTS).

Tabel 11 Estimasi Parameter menggunakan Regresi Robust LTS

Parameter	Estimate	Std.Error	t-value	p-value	Keputusan
β_0	513.5000	103.6825	4.953	3.16e-05	Tolak H_0
β_1	-44.6497	17.2294	-2.591	0.01501	Tolak H_0
β_2	28.0859	4.6248	6.073	1.50e-06	Tolak H_0
β_3	-4.7066	1.4578	-3.229	0.00317	Tolak H_0
β_4	-2.8324	3.4790	-0.814	0.42243	Terima H_0
β_5	-0.3777	0.8542	0.442	0.66176	Terima H_0

Ket.: Signifikans pada $\alpha = 5\%$, $R^2 = 0,7131$

Dari hasil estimasi dengan menggunakan metode *Least Trimmed Square* (LTS) diperoleh model yaitu sebagai berikut :

$$\hat{Y} = 513.5000 - 44.6497 X_1 + 28.0859 X_2 - 4.7066 X_3 + \varepsilon$$

Berdasarkan tabel 11 diatas, dapat diketahui bahwa dengan menggunakan taraf signifikan ($\alpha = 5\%$), maka terdapat tiga variabel yang berpengaruh signifikan terhadap kemiskinan di Provinsi Jawa Tengah yaitu variabel inflasi (X_1), jumlah penduduk (X_2), dan IPM (X_3). Nilai koefisien determinasi (R^2) sebesar 0,7131. Hal ini menunjukkan bahwa 71,31 persen kemiskinan di Provinsi Jawa Tengah mampu dijelaskan oleh model, sedangkan sisanya sebesar 28,69 persen dijelaskan oleh peubah lain diluar model.

Estimasi Parameter Regresi Robust S

Metode regresi *robust scale* (S) dapat digunakan ketika distribusi dari error tidak

normal atau adanya beberapa pencilan yang berpengaruh pada model. Metode ini merupakan alat penting untuk menganalisa data yang dipengaruhi oleh pencilan sehingga dihasilkan model yang robust atau resistance terhadap pencilan.. Berikut ini Tabel 12 dapat dilihat menggunakan estimasi dengan menggunakan metode regresi robust *Scale* (S).

Tabel 12. Estimasi Parameter menggunakan Regresi Robust S

Parameter	Estimate	Std.Error	t-value	p-value	Keputusan
β_0	613.4679	112.7558	5.441	7.46e-06	Tolak H_0
β_1	-58.4184	13.5326	-4.317	0.000168	Tolak H_0
β_2	23.9503	4.3245	5.538	5.69e-06	Tolak H_0
β_3	-4.9184	1.4557	-3.379	0.002093	Tolak H_0
β_4	-1.2353	3.8196	-0.323	0.748702	Terima H_0
β_5	-1.0365	0.6986	-1.484	0.148677	Terima H_0

Ket: Signifikans pada $\alpha = 5\%$, $R^2 = 0,9688$

Dari hasil estimasi dengan menggunakan metode *Scale* (S) diperoleh model yaitu sebagai berikut :

$$\hat{Y} = 613.4679 - 58.4184 X_1 + 23.9503 X_2 - 4.9184 X_3 + \varepsilon$$

Berdasarkan Tabel 12. diatas, dapat diketahui bahwa dengan menggunakan taraf signifikan ($\alpha = 5\%$), maka terdapat tiga variabel yang berpengaruh signifikan terhadap kemiskinan di Jawa Tengah yaitu variabel inflasi (X_1), variabel jumlah penduduk (X_2), dan variabel indeks pembangunan manusia (X_3). Nilai dari koefisien determinasi (R^2) sebesar 0,9688. Hal ini menunjukkan bahwa 97,88 persen kemiskinan di Jawa Tengah mampu dijelaskan oleh model, sedangkan sisanya sebesar 3,12 persen dijelaskan oleh peubah lain di luar model.

Uji Hipotesis

A. Uji Simultan (Uji F)

Uji simultan bertujuan untuk menguji semua variabel bebas model tersebut mempunyai pengaruh secara bersamaan terhadap variabel terikat.

Tabel 13. Hasil Uji F

No	Model	F hitung
1	Estimasi OLS	23,2
2	Estimasi LTS	17,4
3	Estimasi S	225,7

Berdasarkan Tabel | $F_{hitung} | > F_{tabel} (\alpha = 5\%, k-1=5, n-k=29) = 2,545$ sehingga dapat disimpulkan bahwa setiap variabel bebas berpengaruh signifikan terhadap model

B. Uji Parsial (Uji T)

Pengujian parsial berfungsi untuk mengetahui adanya pengaruh variabel bebas terhadap variabel tak bebas. Hasil perhitungan nilai t_{hitung} setiap variabel model disajikan pada Tabel

Tabel 14. Hasil Uji T

Parameter	Estimasi OLS	Estimasi LTS	Estimasi S
Intercept	4.926	4.953	5.441
X1	-2.728	-2.591	-4.317
X2	6.384	6.073	5.538
X3	-3.093	-3.229	-3.379
X4	0.282	-0.814	-0.323
X5	0.835	0.442	-1.484

Keputusan yang diambil pada uji parsial ini adalah jika $|t_{hitung}| > t_{tabel} (\alpha = 0,05; 29) = 2,045$ Tabel 14 menunjukkan model estimasi OLS, estimasi LTS, dan estimasi S dipengaruhi oleh variabel inflasi X_1 , jumlah penduduk X_2 , dan indeks pembangunan manusia X_3

Pemilihan Metode Estimasi Terbaik

Setelah mendapatkan model regresi dari masing-masing parameter, dilanjutkan dengan membandingkan nilai koefisien determinasi untuk mendapatkan model terbaik dengan melihat nilai koefisien determinasi (R^2). Berikut ini merupakan hasil perbandingan koefisien determinasi (R^2) dari metode tersebut yang disajikan dalam tabel 4.11 dibawah ini.

Tabel 14. Perbandingan Koefisien Determinasi Estimasi OLS, LTS dan S

Model	Koefisien Determinasi (R^2)
Estimasi OLS	0,7653
Estimasi LTS	0,7131
Estimasi S	0,9688

Metode terbaik adalah metode yang memiliki nilai R^2 paling besar. Dari tabel 14 dapat dilihat nilai R^2 metode estimasi S bernilai 0,97% lebih besar dibandingkan nilai R^2 metode estimasi OLS yang bernilai 0,76% dan estimasi LTS bernilai 0,71% yang artinya estimasi S merupakan metode yang paling baik digunakan untuk mengestimasi parameter regresi untuk kasus kemiskinan di Provinsi Jawa Tengah pada tahun 2019.

Faktor-faktor yang Berpengaruh Terhadap Kemiskinan di Provinsi Jawa Tengah Menggunakan Model Terbaik

Berdasarkan hasil penelitian yang diperoleh dari model terbaik yang ada yaitu model *Robust Scale* (S) menunjukkan bahwa variabel inflasi (X_1), variabel jumlah penduduk (X_2), dan variabel indeks pembangunan manusia (X_3) memiliki pengaruh yang sangat besar terhadap kemiskinan di Provinsi Jawa Tengah. Sedangkan untuk variabel tingkat pengangguran terbuka dan variabel angka partisipasi sekolah umur 16-18 tahun tidak terlalu berpengaruh secara signifikan terhadap kemiskinan di Provinsi Jawa Tengah.

Interpretasi Model Terbaik

Berdasarkan proses validasi model yaitu uji parsial maka terbentuk model persamaan regresi *robust* estimasi S sebagai berikut :

$$\hat{Y} = 613.4679 - 58.4184 X_1 + 23.9503 X_2 - 4.9184 X_3 + \varepsilon$$

Model diatas mempunyai nilai R^2 sebesar 0.9688 artinya 96,88 persen variasi variabel independen dan sisanya dipengaruhi oleh faktor lain. Persamaan regresi di atas dapat diuraikan sebagai berikut :

1. Nilai konstanta estimasi persamaan ini adalah 613.4679, menunjukkan bahwa apabila semua variabel independen diasumsikan konstan maka jumlah penduduk miskin naik sebesar 613.4679.

2. Koefesien regresi variabel X_1 bertanda negatif sebesar - 58.4184 yang menyatakan variabel inflasi memiliki pengaruh negatif terhadap jumlah penduduk miskin. Jika inflasi naik 1 persen maka jumlah penduduk miskin menurun sebesar 58.4184.
3. Koefesien regresi variabel X_2 bertanda positif sebesar 23.9503 yang menyatakan variabel jumlah penduduk memiliki pengaruh positif terhadap jumlah penduduk miskin. Jika jumlah penduduk naik 1 persen maka jumlah penduduk miskin meningkat sebesar 23.9503.
4. Koefesien regresi X_3 bertanda negatif sebesar - 4.9184 yang menyatakan variabel indeks pembangunan manusia memiliki pengaruh negatif terhadap jumlah penduduk miskin. Jika indeks pembangunan manusia naik 1 persen maka jumlah penduduk miskin menurun sebesar 4.9184.

SIMPULAN dan SARAN

Simpulan

1. Berdasarkan hasil dan pembahasan, maka dapat diperoleh kesimpulan dari penelitian yang telah dilakukan yaitu sebagai berikut ini:
Statistik deskriptif yang diperoleh dari jumlah penduduk miskin diperoleh bahwa kabupaten atau kota yang memiliki tingkat jumlah penduduk miskin paling tinggi di provinsi jawa tengah yaitu terdapat di Kabupaten Brebes sebesar 293.20 ribu jiwa. Sedangkan untuk nilai mean atau rata-rata dari masing-masing variabel yaitu sebesar 107.0 (Y) 2.541 (X_1), 2.857 (X_2), 72.45 (X_3), 4.44 (X_4), 71.76 (X_5), varians untuk masing-masing variabel yaitu 3797.739 (Y), 0.09275849 (X_1), 1.518209 (X_2), 20.02821 (X_3), 2.372221 (X_4), 82.86647 (X_5).
2. a. Model yang terbentuk dari regresi *Robust Least Trimmed Square* (LTS) dapat dinyatakan sebagai berikut:
$$\hat{Y} = 513.5000 - 44.6497 X_1 + 28.0859 X_2 - 4.7066 X_3 + \varepsilon$$
 b. Model yang terbentuk dari regresi *Robust Scale* (S) dapat dinyatakan sebagai berikut:
$$\hat{Y} = 613.4679 - 58.4184 X_1 + 23.9503 X_2 - 4.9184 X_3 + \varepsilon$$
3. Metode regresi robust estimasi S merupakan metode menghasilkan model terbaik yang digunakan untuk mengestimasi parameter regresi untuk kasus kemiskinan di Provinsi Jawa Tengah pada tahun 2019, karena

estimasi S memiliki R^2 sebesar 96,88 persen yang lebih besar dibandingkan R^2 metode estimasi OLS sebesar 76,53 persen dan metode LTS sebesar 71,31 persen.

4. Variabel yang berpengaruh terhadap kemiskinan di provinsi jawa tengah yaitu :
 - Inflasi (X_1),
 - Jumlah Penduduk (X_2),
 - Indeks Pembangunan Manusia (X_3).

Saran

Dalam penelitian skripsi ini Metode Regresi Robust yang digunakan adalah Metode Estimasi LTS dan Metode Estimasi S , untuk penelitian selanjutnya dapat dicoba menggunakan estimasi robust yang lainnya seperti Metode Estimasi M (*Maximum Likelihood*), MM (*Method of Moment*), atau LMS (*Least Median Square*). Selain itu penelitian selanjutnya dapat dilakukan dengan membandingkan metode-metode yang bisa mengatasi outlier selain regresi robust seperti menghilangkan data outlier ataupun mentransformasikan data.

Daftar Pustaka

- Budiantara, I. N. (2014). *Pemodelan Regresi Nonparametrik Dan Semiparametrik Spline (Konsep, Metode Dan Aplikasinya)*. Prosiding Seminar Nasional Matematika. Jurusan Matematika Universitas Udayana, Bali. ISSN: 2406-9868 Hal 1-16.
- Gujarati, D. N. (2004). *Basic Econometrics*, 4th Edition. New York: McGrahill. Co.
- Hardle, W. (1990). *Applied Nonparametric Regression*. Cambridge University Press. New York.
- Shodiqin, A., Aini, A. N., & Rubowo, M.R (2018). Perbandingan Dua Metode Regresi Robust yakni Metode Least Trimmed Squares (LTS) dengan metode Estimator-MM (Estimasi-MM) (Studi Kasus Data Ujian Tulis Masuk Terhadap Hasil IPK Mahasiswa UPGRIS). *Jurnal Ilmiah Teknosains*, 4(1), 35. <https://doi.org/10.26877/jitek.v4i1.2403>.
- Utami, E. S., & Karim, A. (2017). PERBANDINGAN REGRESI ROBUST DENGAN OLS PADA PRODUKSI UBI JALAR PROVINSI JAWA TENGAH TAHUN 2015. In *PROSIDING SEMINAR NASIONAL & INTERNASIONAL*.
- Kholifaturokhma, E. L. (2018). *REGRESI ROBUST PADA DATA INFLASI DI*

INDONESIA PERIODE AGUSTUS 2014–JULI 2016. *Jurnal Matematika-SI*, 7(1), 9-19.

- Sinambela, S. D., Ariswoyo, S., & Sitepu, H. R. (2014). Menentukan Koefesien Determinasi Antara Estimasi M dengan Type Welsch dengan Least Trimmed Square dalam Data yang Mempunyai Pencilan. *Saintia Matematika*, 02(03), 255-235.
- Hidayatulloh, F. P., Yuniarti, D., & Wahyuningsih, S. (2015). Regresi Robust Dengan Metode Estimasi-S Robust Regression Method To Estimate – S. *Ekspansional*, 6(2), 163-170.
- Febrianto, L. S., Hendikawati, P., & Dwidayati, N. K. (2018). Perbandingan Metode Robust Least Median of Square (LMS) dan Penduga S Untuk Menangani Outlier Pada Regresi Linier Berganda. *UNNES Journal of Mathematics*, 7(1), 83-95.
- Susanti, Y., Pratiwi, H., & Sulistijowati, S. (2013). Optimasi Model Regresi Robust Untuk Memprediksi Produksi Kedelai di Indonesia. In *Prosiding Seminar Nasional Matematika dan Pendidikan Matematika*. Surakarta: Universitas Sebelas Maret (Vol. 9).
- Susanti, Y., & Pratiwi, H. (2014). M estimation, S estimation, and MM estimation in robust regression. *International Journal of Pure and Applied Mathematics*, 91(3), 349-360.
- Arina, F. (2017). Regresi Robust Untuk Mengatasi Data Pencilan. *Journal Industrial Servicess*, 3(1b).
- Matematika, J., Matematika, F., Ilmu, D. A. N., & Alam, P. (2016). *Dengan Menggunakan Regresi Robust*
- Rahayu, D. (2019). *Pemodelan Menggunakan Regresi Robust Least Trimmed Square (LTS)*, Skripsi, Program Studi Statistika, Universitas Muhammadiyah Semarang. Pembimbing: I. Indah Manfaati Nur, S.Si.,M.Si., II. Tiani Wahyu Utami, S.Si.,M.Si.
- Sirajang, N. (2010). Perbandingan Metode Robust Least Trimmed Square Dengan Metode Scale Dalam Mengestimasi Parameter Regresi Linear Berganda Untuk Data Yang Mengandung Pencilan. 1-10.
- Setiarini, Z. (2016). *Analisis Regresi Robust Estimasi-S Menggunakan Pembobot Welsch Dan Tukey Bisquare*. 6(1), 48–55.



