

Analisis Regresi Robust Estimasi *Least Trimmed Square* dan Estimasi *Maximum Likelihood* pada Pemodelan IPM di Pulau Sulawesi

Ingka Rizkyani Akolo^{1*}, Asriyati Nadjamuddin¹

¹Jurusan Pendidikan Guru Madrasah Ibtidaiyah, IAIN Sultan Amai Gorontalo, Limboto Barat, Indonesia

*Penulis Korespondensi. Email: inkarizkyani05@gmail.com

Abstrak

Pulau Sulawesi merupakan salah satu pulau di Indonesia yang mempunyai IPM terendah kedua setelah Papua pada tahun 2011-2018. IPM merupakan salah satu tolak ukur dalam pengambilan kebijakan ekonomi sehingga perlu dilakukan pemodelan untuk analisis lebih lanjut. Salah satu metode dalam pemodelan adalah metode regresi robust yang bisa digunakan meskipun terdapat *outlier* pada data. Tujuan penelitian ini adalah mengetahui faktor-faktor yang mempengaruhi IPM di Pulau Sulawesi menggunakan model regresi robust estimasi *Least Trimmed Square* (LTS) dan estimasi *Maximum Likelihood* (M) serta mengetahui metode terbaik dalam pemodelan IPM di Pulau Sulawesi. Regresi robust estimasi LTS memiliki nilai *breakdown point* yang cukup tinggi dibandingkan estimasi lainnya, sedangkan estimasi-M mempunyai efisiensi yang tinggi. Hasil penelitian menunjukkan bahwa faktor-faktor yang mempengaruhi IPM di Pulau Sulawesi adalah Umur Harapan Hidup (UHH), Harapan Lama Sekolah (HLS), Rata-Rata Lama Sekolah (RLS) dan Pengeluaran riil per kapita (PPP). Model terbaik dalam pemodelan IPM di Pulau Sulawesi adalah model regresi robust dengan estimasi LTS dimana standar errornya sebesar 0,1513 dan R-Square sebesar 99,78%. Nilai R-Square yang sangat tinggi menunjukkan bahwa kemampuan variabel UHH, HLS, RLS dan PPP dalam menjelaskan IPM adalah sangat baik.

Kata Kunci: IPM; Pulau Sulawesi; Regresi Robust; Estimasi LTS; Estimasi-M

Abstract

Sulawesi Island is one of the islands in Indonesia with the second lowest HDI after Papua in 2011-2018, so it is necessary to study more deeply the factors that affect the HDI on Sulawesi Island. One of the methods in modeling is the robust regression method that can be used even though there are outliers in the data. This study aimed to determine the factors that affect HDI in Sulawesi Island using a robust regression model of Least Trimmed Square (LTS) estimation and Maximum Likelihood (M) estimation and to find out the best method for modeling HDI in Sulawesi Island. The robust regression of the LTS estimate has a reasonably high breakdown point value compared to other estimates, while the M-estimate has a high efficiency. The results showed that the factors that affect HDI on the island of Sulawesi are Life Expectancy (UHH), Expected Years of Schooling (HLS), Average Years of Schooling (RLS), and Real Expenditures per capita (PPP). The best model in HDI modeling in Sulawesi Island is a robust regression model with LTS estimation where the standard error is 0.1513, and the R-Square is 99.78%. A very high R-Square value indicates that the ability of the UHH, HLS, RLS, and PPP variables to explain HDI is very good.

Keywords: HDI; Sulawesi Island; Robust Regression; LTS-Estimation; M-Estimasi

1. Pendahuluan

Salah satu indikator yang biasanya digunakan sebagai tolak ukur keberhasilan pertumbuhan ekonomi adalah Indeks Pembangunan Manusia (IPM) [1]. IPM dapat memberikan gambaran perubahan dalam kehidupan masyarakat sebagai konsekuensi dari berbagai pilihan yang dipilih dalam menjalani kehidupan yang lebih baik [2]. IPM merupakan salah satu indikator yang menjadi

pertimbangan dalam pengambilan kebijakan khususnya dalam evaluasi kemajuan di bidang ekonomi. Oleh karena itu, data-data IPM bisa membantu dalam pengambilan kebijakan kedepannya.

Pulau Sulawesi merupakan salah satu pulau di Indonesia yang mempunyai IPM terendah kedua setelah Papua pada tahun 2011-2018 [3]. Hal ini tentunya perlu mendapat perhatian khusus dari pemerintah, sehingga perlu dikaji lebih mendalam tentang faktor-faktor apa saja yang mempengaruhi IPM di Pulau Sulawesi. Berbagai penelitian dilakukan untuk mengetahui faktor yang berpengaruh terhadap IPM. Menurut Faizia, dkk., [4] IPM merupakan dimensi dasar yang mencakup 3 bidang yakni pendidikan, ekonomi dan kesehatan sedangkan menurut UNDP IPM dibentuk oleh tiga dimensi yakni umur panjang dan hidup sehat, pengetahuan, dan standar hidup layak. Umur panjang dan hidup sehat direpresentasikan oleh variabel Umur Harapan Hidup (UHH), pengetahuan diwakili oleh variabel harapan dan rata-rata lama sekolah, sedangkan standar hidup layak diwakili oleh variabel pendapatan nasional bruto per kapita [2]. Trisno, dkk [5] juga melakukan penelitian tentang IPM di Provinsi Sumatera Selatan dan diperoleh bahwa kemiskinan berpengaruh negatif terhadap IPM di Provinsi Sumatera Selatan.

Salah satu metode yang sering digunakan dalam pemodelan adalah metode regresi. Regresi merupakan metode yang menggambarkan hubungan antara variabel prediktor dengan variabel respon. Salah satu metode estimasi parameter regresi yang paling sederhana adalah metode *Ordinary Least Square* (OLS) [6]. Untuk menggunakan metode OLS, ada beberapa asumsi klasik yang harus dipenuhi, yakni residual harus berdistribusi normal, homogen, tidak terjadi multikolinearitas antara variabel prediktor serta tidak terdapat autokorelasi. Pada beberapa kasus di lapangan, agak sulit untuk menemukan data yang memenuhi semua asumsi klasik tersebut. Sebagian besar data biasanya terdapat *outlier* atau pencilan didalamnya. Data *outlier* inilah yang seringkali menyebabkan asumsi klasik tidak terpenuhi, sehingga penggunaan metode OLS dalam estimasi parameter regresi sulit dilakukan. Salah satu alternatif untuk mengatasi data *outlier* pada model regresi adalah regresi robust. Regresi robust merupakan metode regresi yang digunakan apabila terdapat *outlier* yang menyebabkan asumsi model tidak terpenuhi [7]. Prinsip regresi robust adalah menggunakan keseluruhan data, namun memberikan bobot yang kecil pada data *outlier*. Pemberian bobot ini membuat estimasinya cukup resisten terhadap outlier sehingga tidak memberikan dampak yang signifikan pada estimator yang dihasilkan [8]. Ada beberapa metode estimasi dalam regresi robust, yakni estimator *Scale* (S), estimator *Maximum Likelihood* (M), estimator *Method of Moment* (MM), Estimator *Least Median of Square* (LMS), dan Estimator *Least Trimmed of Square* (LTS) [6].

Penelitian tentang regresi robust sebelumnya sudah dilakukan oleh Atamia, dkk (2021) yang membandingkan analisis regresi robust estimasi S dan M dengan menggunakan bobot *Huber* dan diperoleh model terbaik pada pemodelan IPM Indonesia adalah analisis regresi robust dengan estimasi-M [9]. Selain itu, Nurbaroqah, dkk [10] juga membandingkan regresi robust estimasi-M dan estimasi-S dengan pembobot Tukey Bisquare pada kasus pemodelan IPM di Provinsi Jawa Tengah dan diperoleh bahwa model terbaik dalam pemodelan IPM di Provinsi Jawa Tengah adalah regresi robust dengan estimasi-M. Dewi dan Arief [11] menggunakan metode LTS dan estimasi-MM pada pemodelan tekanan darah sistolik dan diperoleh metode LTS lebih efektif dalam estimasi parameter regresi. Selain itu, Setyowati, dkk [12] membandingkan regresi robust metode LTS dan estimasi-S pada pemodelan produksi padi di Kabupaten Blitar, dari hasil penelitian diperoleh regresi robust dengan metode LTS lebih baik dibandingkan metode estimasi-S.

Berdasarkan uraian diatas, IPM merupakan salah satu indikator pembangunan manusia yang mempunyai peran penting dalam pengambilan kebijakan khususnya dalam bidang ekonomi sehingga penting untuk dikaji lebih jauh. Berdasarkan uraian diatas, maka dilakukan penelitian tentang pemodelan IPM menggunakan metode regresi robust. Regresi robust yang digunakan adalah regresi robust estimasi-LTS dan estimasi-M. Regresi robust estimasi LTS memiliki nilai *breakdown point* yang cukup tinggi dibandingkan estimasi lainnya [12], sedangkan estimasi-M mempunyai efisiensi yang tinggi [8] dan merupakan metode terbaik dalam pemodelan IPM Indonesia [9]. Tujuan

penelitian ini adalah untuk mengetahui faktor-faktor yang mempengaruhi IPM di Pulau Sulawesi dan mengetahui metode terbaik dalam pemodelan IPM di Pulau Sulawesi dengan pendekatan regresi robust estimasi LTS dan estimasi-M.

2. Metode Penelitian

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data IPM pulau sulawesi per kabupaten/kota tahun 2021. Data diperoleh dari publikasi BPS yang diakses dari website BPS [2]. Variabel bebas yang digunakan adalah Umur Harapan Hidup (X1), Hari Lama Sekolah (X2), Rata-rata Lama Sekolah (X3) dan Pengeluaran riil per kapita (X4), sedangkan variabel respon yakni IPM (Y). Adapun tahapan analisis data dalam penelitian ini adalah:

1. Melakukan analisis deskriptif data penelitian.
2. Uji asumsi model regresi linear berganda.
3. Mendeteksi outlier menggunakan box-plot.
4. Analisis Regresi Robust dengan estimasi *Least Trimmed Square* (LTS) [12] dengan algoritma berikut:
 - a. Menghitung estimasi parameter menggunakan metode OLS.
 - b. Menentukan n residual $e_i^2 = (Y_i - X_i\beta_0)^2$ yang bersesuaian dengan β_0 .
 - c. Menghitung jumlah $h_0 = \left\lfloor \frac{n}{2} \right\rfloor + \left\lfloor \frac{k+1}{2} \right\rfloor$ pengamatan yang memiliki e_i^2 terkecil.
 - d. Menghitung $\sum_i^h e_i^2$
 - e. Melakukan estimasi parameter β_{new} dari β_0 observasi.
 - f. Mengulangi langkah (b) sampai (e) sampai diperoleh fungsi yang konvergen.
5. Analisis Regresi Robust dengan estimasi *Maximum Likelihood* (M) pembobot Huber, Tukey Bisquare dan Hampel [8] dengan algoritma berikut:
 - a. Menghitung estimasi parameter menggunakan metode OLS.
 - b. Menentukan n residual $e_i^2 = (Y_i - X_i\beta_0)^2$
 - c. Menghitung nilai $S = \frac{\text{median}[e_i - \text{median}(e_i)]}{0,6745}$
 - d. Menghitung nilai $u_i = \frac{e_i}{s_i}$
 - e. Menghitung nilai fungsi pembobot $w_i = w(u_i)$ dengan fungsi objektif dan pembobot Huber, Tukey Bisquare, dan Hampel [13][14]. Fungsi pembobot estimasi-M disajikan pada Tabel 1.

Tabel 1. Fungsi pembobot estimasi-M

Pembobot	Fungsi Pembobot
Huber	$w(u_i) = \begin{cases} 1, & u_i \leq c \\ \frac{c}{ u_i }, & u_i > c \end{cases}$
	$c = 1,345$

Pembobot	Fungsi Pembobot
Tukey Bisquare	$w(u_i) = \begin{cases} \left[1 - \left(\frac{u_i}{c} \right)^2 \right]^2, & u_i \leq c \\ 0, & u_i > c \end{cases}$
	$c = 4,685$
Hampel	$w(u_i) = \begin{cases} \frac{a}{ u_i }, & \text{jika } a \leq u_i < b \\ a \frac{\frac{c}{ u_i } - 1}{c - b}, & \text{jika } b \leq u_i < c \\ 0, & \text{lainnya} \end{cases}$
	$a = 2, b = 4, c = 8$

- f. Menghitung parameter $\hat{\beta}_m$ menggunakan metode *WLS* dengan pembobot w_i .
 - g. Mengulangi langkah b – f sampai diperoleh nilai $\hat{\beta}_m$ yang konvergen.
6. Pemilihan Model Terbaik berdasarkan nilai standar error dan R-Square.

3. Hasil dan Pembahasan

3.1 Deskripsi Data Penelitian

Analisis deskriptif merupakan tahapan awal dalam mengeksplorasi data penelitian. Analisis deskriptif dilakukan untuk mengetahui informasi umum tentang data penelitian. Adapun deskripsi data IPM dan faktor-faktornya di pulau sulawesi tahun 2021 disajikan pada Tabel 2.

Tabel 2. Deskripsi data IPM di Pulau Sulawesi Tahun 2021

Variabel	Mean	Standar deviasi	Min	Max
IPM	69,93	4,32	64,23	84,15
UHH	69,22	2,38	61,77	73,83
HLS	13,11	0,95	11,53	16,89
RLS	8,49	1,50	0,37	12,51
PPP	9935,83	2274,55	762	17097

Berdasarkan Tabel 2 diketahui bahwa rata-rata IPM di Pulau Sulawesi adalah sekitar 69,93. dengan IPM minimum sebesar 64,23 terdapat di Kabupaten Polewali Mandar Provinsi Sulawesi Barat, dan IPM maksimum sebesar 84,15 terdapat di Kota Kendari Provinsi Sulawesi Tenggara. Rata-rata IPM masuk dikategori rendah jika dibandingkan dengan IPM Indonesia sebesar 72,29 pada tahun 2021. Untuk rata-rata Umur Harapan Hidup (UHH) di Pulau Sulawesi adalah sekitar 69,22 tahun, dengan UHH minimumnya sekitar 61,77 atau 62 tahun sedangkan UHH maksimum sekitar 73,83 atau 74 tahun. Harapan Lama Sekolah (HLS) di Pulau Sulawesi memiliki rata-rata sebesar 13,11 atau 13 tahun, dengan HLS minimumnya sekitar 11,53 atau 11 tahun dan HLS maksimum sekitar 16,89 atau 17 tahun. Untuk Rata-Rata Lama Sekolah (RLS) adalah sekitar 8,49 atau 8 tahun, dengan RLS minimum 0,37 tahun dan RLS maksimum sebesar 12,51 atau 12 tahun. Untuk pengeluaran riil per kapita (PPP) di Pulau Sulawesi memiliki rata-rata sebesar Rp. 9.935.830 dengan PPP minimum sebesar Rp. 762.000 dan PPP maksimum sebesar Rp. 17.097.000.

3.2 Estimasi Parameter Regresi Linear Berganda

Estimasi parameter regresi linear berganda dilakukan untuk mengetahui pengaruh variabel bebas terhadap variabel respon. Estimasi parameter dilakukan dengan metode *Ordinary Least Square* (OLS). Hasil estimasi parameter regresi linear berganda menggunakan software R adalah sebagai berikut.

Tabel 2. Hasil estimasi parameter model regresi linear berganda

Variabel	Estimasi	SE	t	p-value
Intercept	-2,646	3,963	-0,668	0,506
X1	0,573	0,061	9,426	0,000
X2	1,555	0,172	8,993	0,000
X3	0,421	0,098	4,287	0,000
X4	0,0009	0,00007	13,276	0,000

3.3 Uji Asumsi Klasik Regresi Linear Berganda

Uji asumsi klasik sebagai persyaratan awal dari model regresi linear berganda adalah uji normalitas, uji homogenitas, uji multikolinieritas dan uji autokorelasi. Semua asumsi ini diuji menggunakan bantuan software R 3.6.1. Apabila ada asumsi yang tidak terpenuhi, maka model regresi linear berganda tidak bisa digunakan.

3.3.1 Uji Asumsi Normalitas

Salah satu uji asumsi dalam model regresi linear berganda adalah asumsi normalitas. Uji asumsi normalitas dilakukan untuk menguji apakah residual berdistribusi normal atau tidak. Pengujian asumsi normalitas residual pada penelitian ini menggunakan uji Shapiro-Wilks dengan bantuan software R 3.6.1. Hipotesis uji yang digunakan untuk uji asumsi normalitas yakni:

H_0 : residual berdistribusi normal

H_1 : residual tidak berdistribusi normal

dengan kriteria pengujian: tolak H_0 jika p-value < α (5%).

Hasil yang diperoleh adalah $W = 0,7589$ dengan p-value = $3,288 \times 10^{-10}$. Oleh karena p-value < α (5%), maka tolak H_0 sehingga residual tidak berdistribusi normal.

3.3.2 Uji Asumsi Homogenitas

Uji asumsi homogenitas dilakukan untuk menguji apakah residual dalam model regresi mempunyai kesamaan varians atau tidak [15]. Pengujian asumsi homogenitas menggunakan Uji Glejser dengan bantuan software R 3.6.1. Hipotesis uji yang digunakan untuk uji asumsi homogenitas yakni:

H_0 : residual mempunyai varians yang sama

H_1 : residual mempunyai varians yang tidak sama

dengan kriteria pengujian: tolak H_0 jika p-value < α (5%). Hasil pengujian homogenitas dengan bantuan software R disajikan pada Tabel 3.

Tabel 3. Hasil pengujian Homogenitas dengan uji Glejser

Variabel	Estimasi	SE	t	p-value
Intercept	-2,646	3,963	-0,668	0,506
UHH	5,732	0,061	9,426	0,000
HLS	1,555	0,172	8,993	0,000
RLS	0,421	0,098	4,287	0,000
PPP	0,00008	0,00007	13,276	0,000

Berdasarkan Tabel 3 diketahui bahwa semua variabel memiliki $p\text{-value} < \alpha$ (5%), maka tolak H_0 . Hal ini menunjukkan bahwa semua variabel signifikan atau dengan kata lain terjadi heteroskedastisitas pada data residual, sehingga asumsi homogenitas tidak terpenuhi.

3.3.3 Uji Asumsi Multikolinearitas

Uji asumsi multikolinearitas dilakukan untuk menguji apakah variabel bebas dalam model regresi saling berkorelasi atau tidak [15]. Pengujian asumsi multikolinearitas pada penelitian ini menggunakan uji VIF. Apabila nilai VIF < 10 maka tidak terjadi multikolinearitas pada data atau variabel bebas dalam model saling berkorelasi [16]. Hasil pengujian multikolinearitas dengan bantuan software R 3.6.1 disajikan pada Tabel 4.

Tabel 4. Hasil pengujian multikolinearitas

Variabel	VIF
UHH	1,248
HLS	1,603
RLS	1,285
PPP	1,414

Berdasarkan Tabel 3 diketahui bahwa semua variabel bebas mempunyai nilai VIF dibawah dari 10. Hal ini menunjukkan bahwa tidak terjadi multikolinearitas antar variabel bebas sehingga asumsi multikolinearitas terpenuhi.

3.3.4 Uji Asumsi Autokorelasi

Uji asumsi autokorelasi dilakukan untuk menguji apakah terdapat korelasi antara error noise periode t dengan periode sebelum ($t-1$) [17]. Pengujian asumsi autokorelasi dilakukan dengan uji Durbin-Watson. Hipotesis uji autokorelasi [18] yakni:

H_0 : tidak terjadi autokorelasi

H_1 : terjadi autokorelasi

dengan kriteria pengujian yang digunakan yakni:

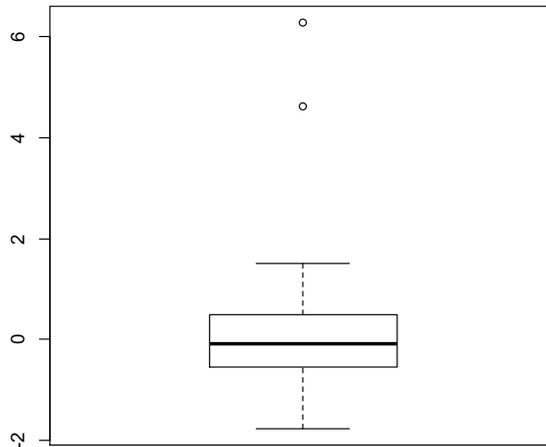
- Jika $d < dL$ atau $d > 4 - dL$, berarti terdapat autokorelasi.
- Jika $dU \leq d \leq 4 - dU$, berarti tidak terdapat autokorelasi.
- Jika $dL < d < dU$ atau $4 - dU < d < 4 - dL$, berarti tidak dapat ditarik kesimpulan
- jika $p\text{-value} < \alpha$, maka tolak H_0 .

Berdasarkan output R diperoleh nilai Durbin-Watson adalah sebesar 1,651 dengan $p\text{-value}$ sebesar 0,086. Oleh karena $p\text{-value} > \alpha$ (5%), maka gagal tolak H_0 . Ini berarti bahwa tidak terjadi autokorelasi.

Berdasarkan keseluruhan pengujian asumsi diatas, diketahui ada beberapa asumsi klasik yang tidak terpenuhi, yakni asumsi normalitas dan asumsi homogenitas. Asumsi klasik yang tidak terpenuhi ini menyebabkan estimasi parameter menggunakan metode *Ordinary Least Square* (OLS) tidak bisa digunakan. Oleh karena itu, analisis dilanjutkan menggunakan metode regresi robust dengan estimasi LTS dan estimasi-M.

3.4 Deteksi Outlier

Asumsi klasik pada regresi linear berganda yang tidak terpenuhi menunjukkan bahwa kemungkinan terdapat *outlier* pada data residual. *Outlier* pada residual dapat digambarkan secara deskriptif menggunakan *boxplot*. Apabila ada titik yang berada diluar dari *boxplot*, maka titik tersebut merupakan data *outlier* [19]. *Boxplot* deteksi *outlier* disajikan pada Gambar 1.



Gambar 1. *Boxplot data residual*

Berdasarkan Gambar 1 diketahui terdapat 2 data residual yang terindikasi sebagai data *outlier* yakni residual ke-24 dan residual ke-75. Residual ke-24 merupakan data outlier karena ada provinsi yang memiliki PPP terendah yakni Rp. 762.000,- yang terindikasi sebagai data *outlier* sedangkan residual ke-75 disebabkan oleh provinsi yang memiliki RLS terendah yakni 0,37 tahun dan terindikasi sebagai data *outlier*. Hal inilah yang menyebabkan asumsi klasik regresi tidak terpenuhi. Oleh karena asumsi klasik pada penelitian ini tidak terpenuhi, maka estimasi parameter regresi dilakukan dengan pendekatan regresi robust dengan estimasi LTS dan estimasi-M.

3.5 Regresi Robust Estimasi Least Trimmed Square (LTS)

Regresi robust dengan estimasi LTS merupakan metode estimasi yang meminimumkan jumlah kuadrat residual sehingga breakdown point yang diperoleh cukup tinggi [8]. Dalam prosedur LTS terdapat tahapan melakukan iterasi untuk memperoleh fungsi yang konvergen sehingga estimasi parameter yang diperoleh optimal [12]. Berdasarkan *output R 3.6.1* diperoleh informasi bahwa untuk regresi robust dengan estimasi LTS konvergen pada iterasi ke-10. Hasil akhir dari estimasi parameter yang konvergen disajikan pada Tabel 5.

Tabel 5. Estimasi parameter regresi robust LTS

Variabel	Estimasi	SE	t	p-value
Intercept	3,636	0,667	5,455	0,000
UHH	0,475	0,010	50,000	0,000
HLS	1,024	0,003	32,206	0,000
RLS	1,197	0,026	46,923	0,000
PPP	0,00098	0,00001	71,453	0,000

Berdasarkan Tabel 5 diketahui bahwa semua variabel mempunyai p-value $< \alpha$ (5%). Hal ini menunjukkan bahwa semua variabel signifikan atau variabel UHH, HLS, RLS dan PPP berpengaruh signifikan terhadap IPM di Pulau Sulawesi.

3.6 Regresi Robust Estimasi Maximum Likelihood (M)

Estimasi parameter regresi robust bertujuan untuk mengetahui pengaruh masing-masing variabel bebas terhadap variabel respon. Estimasi parameter regresi robust dilakukan dengan pendekatan *maximum likelihood* (M). Pada penelitian ini untuk estimasi-M menggunakan tiga pembobot yakni pembobot Huber, Tukey Bisquare dan Hampel. Ketiga model yang diperoleh akan dibandingkan dengan hasil regresi robust dengan estimasi LTS.

3.6.1 Pembobot Huber

Seperti halnya regresi robust dengan estimasi LTS yang menggunakan tahapan iterasi pada prosesnya. Pada estimasi-M dengan pembobot Huber juga menggunakan tahapan tersebut. Estimasi parameter Regresi robust *maximum likelihood* dengan pembobot Huber konvergen pada iterasi ke-10. Hasil estimasi parameter yang sudah konvergen disajikan pada Tabel 6.

Tabel 6. Estimasi parameter regresi robust estimasi-M pembobot Huber

Variabel	Estimasi	SE	t	p-value
Intercept	5,234	0,874	5,990	0,000
UHH	0,475	0,013	35,428	0,000
HLS	0,925	0,038	24,270	0,000
RLS	1,097	0,022	50,648	0,000
PPP	0,001	0,00001	68,644	0,000

Berdasarkan Tabel 6 diketahui bahwa semua variabel mempunyai $p\text{-value} < \alpha$ (5%). Hal ini menunjukkan bahwa semua variabel signifikan atau variabel UHH, HLS, RLS dan PPP berpengaruh signifikan terhadap IPM di Pulau Sulawesi.

3.6.2 Pembobot Tukey Bisquare

Estimasi parameter Regresi robust *maximum likelihood* dengan pembobot Tukey Bisquare juga konvergen pada iterasi ke-10. Hasil estimasi parameter yang sudah konvergen disajikan pada Tabel 7.

Tabel 7. Estimasi parameter regresi robust estimasi-M pembobot Tukey Bisquare

Variabel	Estimasi	SE	t	p-value
Intercept	5,984	0,078	7,688	0,000
UHH	0,462	0,012	38,666	0,000
HLS	0,879	0,034	25,886	0,000
RLS	1,172	0,019	60,771	0,000
PPP	0,001	0,00001	77,929	0,000

Berdasarkan Tabel 7 diketahui bahwa semua variabel mempunyai $p\text{-value} < \alpha$ (5%). Hal ini menunjukkan bahwa variabel UHH, HLS, RLS dan PPP berpengaruh signifikan terhadap IPM di Pulau Sulawesi.

3.6.3 Pembobot Hampel

Estimasi parameter Regresi robust *maximum likelihood* dengan pembobot Hampel juga konvergen pada iterasi ke-10. Hasil estimasi parameter yang sudah konvergen disajikan pada Tabel 8.

Tabel 8. Estimasi parameter regresi robust estimasi-M pembobot Hampel

Variabel	Estimasi	SE	t	p-value
Intercept	6,176	0,779	7,925	0,000
UHH	0,463	0,012	38,736	0,000
HLS	0,867	0,034	25,495	0,000
RLS	1,164	0,019	60,294	0,000
PPP	0,001	0,00001	77,236	0,000

Berdasarkan Tabel 8 diketahui bahwa semua variabel mempunyai $p\text{-value} < \alpha$ (5%). Hal ini menunjukkan bahwa variabel UHH, HLS, RLS dan PPP berpengaruh signifikan terhadap IPM di Pulau Sulawesi.

3.7 Pemilihan Model Terbaik

Pemilihan model terbaik pada penelitian ini dilakukan menggunakan perbandingan akurasi model regresi robust LTS dengan model regresi robust estimasi-M dengan pembobot Huber, Tukey Bisquare maupun pembobot Hampel. Nilai akurasi yang dibandingkan adalah standar error dan R-square dari masing-masing model. Model terbaik yang dipilih adalah model yang memiliki standar error terkecil atau R-Square terbesar. Hasil perbandingan akurasi model disajikan pada Tabel 9.

Tabel 9. Perbandingan akurasi model

Model	Standar Error	R-Square
LTS	0,1513	99,78
M pembobot Huber	0,2117	99,27
M pembobot Tukey Bisquare	0,2433	99,74
M Pembobot Hampel	0,2552	99,69

Berdasarkan Tabel 9 diketahui bahwa model terbaik untuk estimasi-M pada 3 pembobot jika dilihat dari nilai standar error adalah model regresi robust estimasi M dengan pembobot Huber, akan tetapi jika dilihat dari nilai R-Square maka model terbaik pada estimasi-M adalah model regresi robust estimasi-M dengan pembobot Hampel. Dari Tabel 8 juga diperoleh informasi bahwa model terbaik yang memiliki standar error terkecil dan nilai R-Square terbesar adalah model regresi robust estimasi LTS. Dengan demikian model terbaik pada kasus pemodelan IPM di Pulau Sulawesi adalah model regresi robust dengan estimasi LTS. Model regresi robust dengan estimasi LTS sebagai berikut:

$$IPM = 3,636 + 0,475(UHH) + 1,024(HLS) + 1,197(RLS) + 0,00098(PPP) \quad (1)$$

Berdasarkan persamaan (1), interpretasi model regresi robust dengan estimasi LTS adalah sebagai berikut:

- Untuk setiap kenaikan 1 tahun Umur Harapan Hidup (UHH) masyarakat di Pulau Sulawesi, maka IPM Pulau Sulawesi akan naik sebesar 0,475 dengan asumsi variabel lainnya konstan.
- Untuk setiap kenaikan 1 tahun Harapan Lama Sekolah (HLS) di Pulau Sulawesi maka IPM Pulau Sulawesi akan naik sebesar 1,024 dengan asumsi variabel lainnya konstan.
- Untuk setiap kenaikan 1 tahun Rata-Rata Lama Sekolah (RLS) di Pulau Sulawesi maka IPM Pulau Sulawesi akan naik sebesar 1,197 dengan asumsi variabel lainnya konstan.
- Untuk setiap kenaikan Rp. 1.000 Pengeluaran riil per-kapita (PPP) masyarakat di Pulau Sulawesi, maka IPM Pulau Sulawesi akan naik sebesar 0,00098 dengan asumsi variabel lainnya konstan.

4. Kesimpulan

Berdasarkan hasil analisis menggunakan regresi robust estimasi *Least Trimmed Square* (LTS) dan estimasi *Maximum Likelihood* (M) dapat disimpulkan bahwa faktor-faktor yang mempengaruhi IPM di Pulau Sulawesi adalah Umur Harapan Hidup (UHH), Harapan Lama Sekolah (HLS), Rata-Rata Lama Sekolah (RLS) dan Pengeluaran riil per kapita (PPP). Faktor-faktor ini dapat digunakan untuk memprediksikan IPM kedepannya, sehingga dapat dijadikan tolak ukur dalam pengambilan kebijakan dalam bidang ekonomi. Adapun model terbaik dalam pemodelan IPM di Pulau Sulawesi adalah model regresi robust dengan estimasi LTS dimana standar errornya sebesar 0,1513 dan *R-Square* sebesar 99,78%. Nilai *R-Square* yang sangat tinggi menunjukkan bahwa kemampuan variabel UHH, HLS, RLS dan PPP dalam menjelaskan IPM adalah sangat baik.

Referensi

- [1] R. Raharti, H. Sarnowo, and L. N. Aprillia, "Analisis Pertumbuhan Ekonomi Dan Indeks Pembangunan Manusia Di Daerah Istimewa Yogyakarta," *J. Perspekt. Ekon. Darussalam*, vol. 6, no. 1, pp. 36–53, 2020, doi: 10.24815/jped.v6i1.16364.
- [2] Badan Pusat Statistik, *Indeks Pembangunan Manusia 2021*. Jakarta, 2022.
- [3] Z. Khikmah, S. N. Sarfiah, and P. K. Prasetyanto, "Pengaruh Kemiskinan, Pertumbuhan Ekonomi dan Belanja Modal terhadap IPM di Pulau Sulawesi Tahun 2011-2018," *Din. Dir. J. Econ.*, vol. 2, no. 4, pp. 1127–1142, 2020.
- [4] T. Faizia, A. Prahutama, and H. Yasin, "Pemodelan Indeks Pembangunan Manusia Di Jawa Tengah Dengan Regresi Komponen Utama Robust," *J. Gaussian*, vol. 8, no. 2, pp. 253–271, 2019, doi: 10.14710/j.gauss.v8i2.26670.
- [5] Tahan Upoyo Trisno, Munajat, and Yetty Oktarina, "Pengaruh Pertumbuhan Ekonomi Terhadap Indeks Pembangunan Manusia (IPM) Di Provinsi Sumatera Selatan Tahun 2016-2020," *J. Bakti Agribisnis*, vol. 8, no. 01, pp. 7–16, 2022, doi: 10.53488/jba.v8i01.133.
- [6] Z. Aflakhah, J. Jajang, and A. T. Br. Sb., "Kajian Metode Ordinary Least Square Dan Robust Estimasi M Pada Model Regresi Linier Sederhana Yang Memuat Outlier," *J. Ilm. Mat. dan Pendidik. Mat.*, vol. 11, no. 1, p. 21, 2020, doi: 10.20884/1.jmp.2020.12.1.1934.
- [7] Yaziz, Dadan Kusnandar, and S. W. Rizki, "Analisis Regresi Robust Estimasi M dengan Menggunakan Pembobotan Bisquare Tukey dan Welse dalam Mengatasi Data Outlier," *Bul. Ilm. Mat.Stat dan Ter.*, vol. 08, no. 4, pp. 799–804, 2019.
- [8] D. I. Perihatini, "Perbandingan Metode Estimasi LTS, M, S Pada Regresi robust," Universitas Islam Indonesia, 2018.
- [9] N. A. Atamia, Y. Susanti, and S. S. Handajani, "Perbandingan Analisis Regresi Robust Estimasi-S dan Estimasi-M dengan Pembobot Huber dalam Mengatasi Outlier," *Pros. Semin. Nas. Mat.*, vol. 4, pp. 673–679, 2021, [Online]. Available: <https://journal.unnes.ac.id/sju/index.php/prisma/>
- [10] A. Nurbaroqah, B. Pratikno, and Supriyanto, "Pendekatan Regresi Robust dengan Fungsi Pembobot Bisquare Tuket Pada Estimasi- M dan Estimasi-S," vol. 14, no. 1, pp. 19–30, 2022.
- [11] E. T. K. Dewi, A. Agoestanto, and Sunarmi, "Metode Least Trimmed Square (Lts) Dan Mm-Estimation Untuk Mengestimasi Parameter Regresi Ketika Terdapat Outlier," *J. Math.*, vol. 5, no. 1, pp. 47–54, 2016.
- [12] E. Setyowati, R. Akbarita, and R. R. Robby, "Perbandingan Regresi Robust Metode Least Trimmed Square (Lts) Dan Metode Estimasi-S Pada Produksi Padi Di Kabupaten Blitar," *J. Mat. UNAND*, vol. 10, no. 3, p. 329, 2021, doi: 10.25077/jmu.10.3.329-341.2021.
- [13] R. J. Azizah and L. Wachidah, "Regresi Robust Estimasi-M dengan Pembobot Huber dan Tukey Bisquare pada Data Tingkat Pengangguran di Indonesia Menurut Provinsi Tahun 2020," *Bandung Conf. Ser. Stat.*, vol. 2, no. 2, pp. 18–26, 2022, doi: 10.29313/bcss.v2i2.2648.
- [14] N. Apriliyana, "Estimasi Iindikator Kemiskinan Tingkat Kecamatan Menggunakan Regresi Kekar M-Kuantil," *J. Litbang Sukowati*, vol. 3, no. 2, pp. 1–17, 2020.
- [15] B. Nurcahyo and R. Riskayanto, "Analisis Dampak Penciptaan Brand Image Dan Aktifitas Word of Mouth (Wom) Pada Penguatan Keputusan Pembelian Produk Fashion," *J. Nusant. Apl. Manaj. Bisnis*, vol. 3, no. 1, p. 14, 2018, doi: 10.29407/nusamba.v3i1.12026.
- [16] I. R. Akolo, "Perbandingan Matriks Pembobot Rook dan Queen Contiguity dalam Analisis Spatial Autoregressive Model (SAR) dan Spatial Error Model (SEM)," *Jambura J. Probab.*

Stat., vol. 3, no. 1, 2022.

- [17] R. P. Ayuwardani, “Pengaruh Informasi Keuangan dan Non Keuangan Terhadap Underpricing Harga Saham Pada Perusahaan yang Melakukan Initial Public Offering (Studi Empiris Perusahaan Go Public yang terdaftar di Bursa Efek Indonesia Tahun 2011-2015),” vol. VII, no. 1, 2018.
- [18] I. Nurdin, Sugiman, and Sunarmi, “Penerapan Kombinasi Metode Ridge Regression (RR) dan Metode Generalized Least Square (GLS) untuk Mengatasi Masalah Multikolinearitas dan Autokorelasi,” *J. Mipa*, vol. 41, no. 1, pp. 58–68, 2018.
- [19] F. Alfiah, A. Almadayani, D. Al Farizi, and E. Widodo, “Analisis Clustering K-Medoids Berdasarkan Indikator Kemiskinan di Jawa Timur Tahun 2020,” *J. Ilm. Sains*, vol. 22, no. 1, p. 1, 2021, doi: 10.35799/jis.v22i1.35911.