

Pemodelan regresi Robust dengan estimasi Generalized-M untuk penanganan outlier pada kasus kusta di Indonesia

Linda Purnama Sari Loleh^{1*}, Djihad Wungguli², Muhammad Rezky Friesta Payu³, La Ode Nashar³

¹ Mahasiswa Statistika, FMIPA, Universitas Negeri Gorontalo

² Dosen Matematika, FMIPA, Universitas Negeri Gorontalo

³ Dosen Statistika, FMIPA, Universitas Negeri Gorontalo

lindapurnmasriloleh24@gmail.com

Diterima: 08-08-2025; Direvisi: 31-08-2025; Dipublikasi: 01-09-2025

Abstract

Leprosy, or Hansen's disease, is a chronic infectious disease caused by the bacterium *Mycobacterium Leprae*, which attacks the skin, peripheral nerves, and other body organs except the central nervous system. New leprosy cases with visible disabilities are classified as Grade 2 disabled leprosy. The number of Grade 2 disabled leprosy cases is an indicator used to show success in early detection of new leprosy cases. However, the leprosy data in Indonesia for 2023 contains outliers that can affect the results of linear regression analysis. To address this issue, this study utilizes the robust regression method of generalized-M estimation, which is an extension of M-estimation. The objectives of this study are to obtain a robust regression model using generalized-M estimation and to identify significantly influential variables. The research findings indicate that these factors have a significant simultaneous impact on the number of leprosy cases with grade 2 disability, and partially, the factor of access to basic sanitation facilities has an influence on the number of leprosy cases with grade 2 disability with an R^2 value of 73%, which can be explained by the predictor variables in this study. Meanwhile, 27% is explained by other predictor variables not included in this study. From these results, it is hoped that the efforts of the government and relevant agencies can improve access to basic sanitation facilities for the prevention and control of leprosy cases in Indonesia.

Keywords: leprosy; outliers; robust regression; generalized M-estimation

Abstrak

Kusta atau *morbus hansen* merupakan penyakit menular kronis yang disebabkan oleh bakteri *Mycobacterium Leprae* yang menyerang kulit, saraf tepi, dan organ tubuh lain kecuali saraf pusat. Kasus baru kusta dengan kecacatan yang terlihat diklasifikasikan sebagai kusta cacat Tingkat 2. Angka kasus kusta cacat tingkat 2 adalah indikator yang digunakan untuk menunjukkan keberhasilan dalam mendeteksi kasus baru kusta secara dini. Namun data kusta di Indonesia pada tahun 2023 mengandung outlier yang dapat mempengaruhi hasil analisis regresi linear, untuk mengatasi permasalahan tersebut penelitian ini menggunakan metode regresi robust estimasi generalized-M yang merupakan pengembangan dari estimasi M. Tujuan dari penelitian ini untuk mendapatkan pemodelan regresi robust estimasi generalized-M dan mengidentifikasi variabel yang berpengaruh secara signifikan. Hasil penelitian menunjukkan bahwa faktor-faktor berpengaruh signifikan secara simultan terhadap angka kusta cacat tingkat 2 dan secara parsial faktor akses ke fasilitas penyehatan dasar memiliki pengaruh terhadap angka kusta cacat tingkat 2 dengan nilai R^2 sebesar 73% yang dapat dijelaskan oleh variabel prediktor pada penelitian ini sedangkan 27% dijelaskan oleh variabel prediktor lain yang tidak ada dalam penelitian ini. Dari hasil ini diharapkan upaya pemerintah dan

instansi terkait dapat meningkatkan akses ke fasilitas sanitasi dasar untuk pencegahan dan pengendalian kasus kusta di Indonesia.

Kata kunci: *kusta ; outlier ; regresi robust; estimasi Generalized-M*

1. PENDAHULUAN

Kusta atau *morbis hansen* merupakan penyakit menular kronis yang disebabkan oleh bakteri *Mycobacterium Leprae* yang menyerang kulit, saraf tepi, dan organ tubuh lain kecuali saraf pusat (World Health Organization, 2025). Selain itu, penyakit kusta dapat menimbulkan kecacatan fisik dan stigma sosial yang dapat menyebabkan masalah ekonomi, sosial, budaya dan penurunan produktifitas (Maulana et al., 2024; World Health Organization, 2025). Kusta adalah penyakit tropis terabaikan atau yang disebut dengan *Neglected Tropical Disease* (NTD) yang masih terjadi di lebih dari 120 negara dengan sekitar 200.000 kasus baru dilaporkan setiap tahun (World Health Organization, 2025). Menurut WHO (2025) Indonesia dengan beberapa negara seperti Brazil dan India masih menjadi beban tinggi yaitu dengan melaporkan lebih dari 10.000 kasus baru setiap tahun meskipun telah mencapai target eliminasi oleh *World Health Assembly* (prevalensi < 1 per 10.000 penduduk) pada tahun 2000.

Kasus baru kusta dengan kecacatan yang terlihat diklasifikasikan sebagai kusta cacat tingkat 2. Angka kasus kusta cacat tingkat 2 merupakan indikator yang digunakan untuk menunjukkan keberhasilan mendeteksi kasus baru kusta secara dini (Kementerian Kesehatan RI, 2024). Pada data Kementerian Kesehatan RI (2024) bahwa angka kusta cacat tingkat 2 mengalami peningkatan sejak tahun 2022 yang sebesar 2,9 per 1.000.000 penduduk meningkat menjadi 3 per 1.000.000 penduduk tahun 2023 yang seharusnya target program yang direncanakan adalah kurang dari 1 per 1.000.000 penduduk. Target dari program tersebut hanya dapat dicapai oleh 7 provinsi di Indonesia dan terdapat beberapa provinsi dengan angka kasus tertinggi yaitu Papua dan Gorontalo (Kementerian Kesehatan RI, 2024). Hal ini dapat menunjukkan adanya pola yang tak biasa dilihat dari nilai ekstrem yang dapat bertindak sebagai outlier yaitu titik data yang berbeda secara signifikan dari keseluruhan dan berpotensi memengaruhi analisis koefisien regresi (Adityaningrum et al., 2024; Muamalah et al., 2024). Outlier dapat diakibatkan oleh kesalahan dalam entri data, peristiwa yang tidak terduga dan ketidakakuratan dalam sistem pengukuran yang dapat membuat outlier menjadi observasi berpengaruh yang jika dibuang dapat mengakibatkan data berdistribusi tidak normal dan terjadi perubahan besar dalam koefisien model regresi (Adityaningrum et al., 2024; Rahman et al., 2025). Keterbatasan model regresi linear dalam menganalisis data kusta yang mengandung *outlier* menyebabkan ketidakakuratan hasil, sehingga diperlukan pendekatan regresi robust untuk mengatasi pengaruh yang ditimbulkan oleh outlier agar menghasilkan model yang valid dan dapat diinterpretasi dengan benar (Rohmah et al., 2020).

Beberapa estimasi robust antara lain estimasi S, M, MM, LTS, LMS dan Generalized-M (GM). Estimasi Generalized-M merupakan pengembangan dari estimasi M dan memiliki kesamaan dengan estimasi MM (Utomo et al., 2022). Prinsip dasar estimasi Generalized-M yaitu dengan membatasi pengaruh outlier pada dengan menggunakan fungsi pembobotan yang hanya resisten terhadap outlier pada variabel x_i (Nabil et al., 2024). Penggunaan estimasi Generalized-M didasarkan oleh estimasi GM memiliki *high breakdown point* sebesar 50 persen (Kurniawan et al., 2023). Penelitian yang telah dilakukan oleh Said et al. (2024) dalam perbandingan robust estimasi GM dan estimasi MM, didapatkan model terbaik adalah GM dan penelitian yang telah dilakukan oleh Aristiarto et al. (2023) melakukan analisis regresi robust GM pada indeks keparahan kemiskinan, dimana estimasi robust gm dapat menghasilkan nilai R^2 Adjusted 95,87%. Namun belum ada penelitian yang secara khusus menggunakan regresi robust estimasi Generalized-M pada kasus kusta di Indonesia. Dengan menggunakan regresi robust estimasi Generalized-M dapat mengatasi kelemahan analisis regresi linear pada data kusta yang mengandung outlier sehingga dapat menghasilkan model yang lebih akurat dan dapat berhasil mengidentifikasi variabel yang berpengaruh signifikan yang tidak terdeteksi oleh analisis regresi linear untuk itu penelitian ini bertujuan untuk memperoleh model regresi robust estimasi Generalized-M pada data kasus kusta di Indonesia yang diduga terindikasi outlier untuk meningkatkan penargetan program pemerintah dengan mengidentifikasi variabel yang berpengaruh secara signifikan.

2. METODE PELAKSANAAN

2.1 Data

Data pada penelitian ini adalah data sekunder yang diperoleh dari publikasi Profil Kesehatan Indonesia tahun 2023 (Kementerian Kesehatan RI, 2024) dan pada website <https://www.bps.go.id/>. Dengan menggunakan teknik penarikan sampel yaitu sampel total sehingga penelitian ini mengumpulkan 34 Provinsi di Indonesia tahun 2023. Variabel respon dalam penelitian ini adalah angka kusta cacat tingkat 2 (Y), sedangkan variabel prediktor adalah persentase sanitasi layak (X_1), akses ke fasilitas penyehatan dasar (X_2), persentase penduduk miskin (X_3), pengeluaran perkapita (X_4), dan rata-rata lama sekolah (X_5).

2.2 Pengujian Asumsi dan Validasi Model

Pada analisis ini menggunakan uji asumsi dan validasi model yaitu sebagai berikut:

a. Identifikasi Multikolinearitas

Kondisi multikolinearitas terjadi ketika lebih dari satu variabel prediktor dalam suatu dataset berkorelasi satu sama lain, yang menyebabkan peningkatan varians dalam model regresi (Larasati et al., 2020; Muamalah et al., 2024). *Variance Inflation Factor* (VIF) sering digunakan untuk mengevaluasi kondisi ini. VIF

dapat dihitung dengan menggunakan rumus yang tertulis pada persamaan **Error! Reference source not found.** (Kutner, 2005)

$$(VIF)_k = (1 - R_k^2)^{-1}, \quad R_k^2: \text{determination coefficient} \quad (1)$$

Nilai VIF kurang dari 10 menunjukkan tidak adanya multikolinearitas yang signifikan (Akolo & Nadjamuddin, 2022; Kutner, 2005).

b. Identifikasi Outlier dan Amatan Berpengaruh

Outlier mengacu pada observasi yang berbeda secara signifikan dari nilai-nilai lain dalam kelompok. Keberadaan observasi semacam ini dapat memengaruhi model regresi yang dibentuk dari data tersebut, sehingga berpotensi melanggar asumsi yang terkait dengan metode OLS (Fitrianto & Xin, 2022; Wulandari et al., 2022). Salah satu metode untuk mengidentifikasi observasi ini adalah melalui boxplot, di mana setiap titik data yang berada di luar rentang plot dapat diidentifikasi sebagai outlier (Akolo & Nadjamuddin, 2022).

Difference in FITS (DFFITS) dapat digunakan untuk mengevaluasi pengaruh observasi ke- i terhadap nilai yang telah disesuaikan Y_i (Kutner, 2005). DFFITS didefinisikan pada persamaan (2) :

$$(DFFITS)_i = \frac{Y_i - Y_{i(i)}}{\sqrt{MSE_{(i)} h_{ii}}} \quad (2)$$

dengan Y_i merepresentasikan nilai taksiran untuk kasus ke- i menggunakan semua observasi; dan $Y_{i(i)}$ merepresentasikan nilai prediksi ketika kasus ke- i dikeluarkan dari pemodelan. Penyebut pada persamaan (2) merepresentasikan estimasi standar deviasi dari Y_i , yang dihitung menggunakan *Mean Square Error* (MSE) dari model regresi yang mengecualikan observasi ke- i untuk mengestimasi varians galat σ^2 (Kutner, 2005). DFFITS juga dapat dihitung menggunakan hasil yang diperoleh dari pemodelan seluruh dataset, sebagaimana dituliskan pada persamaan (3)

$$(DFFITS)_i = t_i \left(\frac{h_{ii}}{1 - h_{ii}} \right)^{1/2}; \quad t_i = e_i \left[\frac{n - p - 1}{SSE(1 - h_{ii}) - e_i^2} \right]^{1/2} \quad (3)$$

dengan t_i adalah residual terstandarisasi yang dihapus, dan ketika semua kasus dipertimbangkan, juga perlu untuk mengevaluasi pengaruhnya dengan mengidentifikasi apakah sebuah outlier dianggap sebagai observasi berpengaruh sebelum memutuskan untuk menghapusnya. Suatu observasi dapat dianggap berpengaruh jika nilai mutlak DFFITS lebih batas 1 pada dataset kecil hingga menengah, dan $2\sqrt{p/n}$ pada data besar (Kutner, 2005).

c. Uji Signifikansi Parameter

Uji signifikansi parameter adalah prosedur yang dilakukan untuk menguji pengaruh variabel prediktor terhadap variabel respon baik secara simultan maupun parsial (Montgomery et al., 2021; Said et al., 2024). Secara simultan digunakan uji F untuk menguji pengaruh variabel prediktor terhadap variabel respon secara bersama-sama dengan hipotesis statistik $H_0 = \beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_k = 0$ (Montgomery & Runger, 2010; Nugraha, 2022), persamaan uji F dapat dituliskan sebagai berikut (Gujarati, 2015)

$$F = \frac{R^2 / k - 1}{(1 - R^2) / n - k} \quad (4)$$

dengan kriteria pengujian nilai Uji F lebih besar dari $f_{\alpha; k-1, n-k}$.

Uji parsial digunakan uji t untuk mengetahui seberapa jauh pengaruh antar variabel prediktor dengan variabel respon dengan hipotesis $H_0 = \beta_i = 0$ ($i = 1, 2, \dots, k$) (Montgomery & Runger, 2010; Nugraha, 2022). Uji t dihitung menggunakan rumus sebagai berikut :

$$t = \frac{\beta_i}{se(\beta_i)} \quad (5)$$

dengan kriteria pengujian tolak H_0 jika $|t| > t_{\alpha/2; n-k}$.

2.3 Regresi Robust Estimasi Generalized-M

Estimasi Generalized-M merupakan pengembangan dari estimasi M (Utomo et al., 2022). Secara umum, estimasi Generalized-M dapat didefinisikan sebagai berikut (Wilcox, 2012)

$$\arg \min_{\beta} \sum_{i=1}^n w_i \rho \left(\frac{e_i}{v(x_i)} \right) = \sum_{i=1}^n w_i \rho \left(\frac{y_i - \sum_{j=0}^k x_{ij} \beta_j}{v(x_i) \hat{\sigma}} \right) = \sum_{i=1}^n w_i \psi \left(\frac{y_i - \sum_{j=0}^k x_{ij} \beta_j}{v(x_i) \hat{\sigma}} \right) x_i = 0 \quad (6)$$

dengan $v(x_i)$ adalah pembobot variabel dependen. Penduga $\hat{\beta}$ yang didapatkan bukan skala *invariant*. Oleh karena itu digunakan nilai $\hat{\beta} = \frac{e_i}{\hat{\sigma}}$ digunakan untuk mengganti e_i , dengan $\hat{\sigma}$ merupakan faktor yang harus diestimasi. Dilanjutkan dengan menurunkan terhadap β yang disamakan dengan nol. Digunakan pembobot *Schweppe* dengan persamaan berikut:

$$w_i = \frac{\sqrt{1-h_{ij}}}{u_i} \psi \left(\frac{u_i}{\sqrt{1-h_{ij}}} \right) \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (7)$$

dengan $u_i = \frac{e_i}{\hat{\sigma}}$, nilai $\hat{\sigma} = 1,48M_l$, M_l adalah median dari $(n-k)$ terbesar dari e_i dan

$\psi(x) = \max\{-K, \min(K, x)\}$ merupakan fungsi pengaruh huber dengan $K = 2\sqrt{\frac{(k+1)}{n}}$.

Langkah-langkah yang dilakukan untuk menghasilkann estimasi regresi robust Generalized-M adalah sebagai berikut (Nabil et al., 2024; Wilcox, 2012) :

- a. Mengestimasi parameter model regresi linier dengan OLS dengan persamaan

$$\beta = (X'X)^{-1}(X'X)Y \tag{8}$$

- b. Menghitung residual $e_i = y_i - \sum_{j=0}^k x_{ij}\beta_j$

- c. Mengestimasi nilai $\hat{\sigma} = 1,48M_l$

- d. Menghitung nilai $u_i = \frac{e_i}{\hat{\sigma}}$

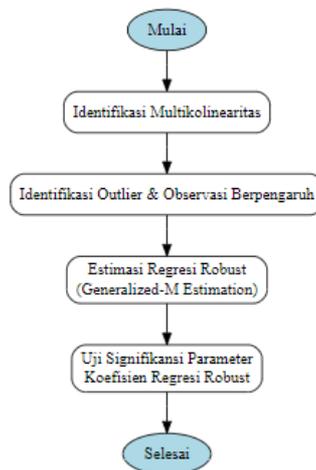
- e. Mencari pembobot *Schweppe* menggunakan persamaan (7)

- f. Mengestimasi parameter β_{GM} menggunakan nilai pembobot *Schweppe*

- g. Mengulangi langkah b sampai f untuk memperoleh β_{GM} yang konvergen dengan membentuk regresi robust dengan persamaan

$$\beta_{GM} = (X'WX)^{-1}X'WY \tag{9}$$

2.4 Langkah-langkah Penelitian



Gambar 1. *Flowchart* langkah penelitian

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Identifikasi Multikolinearitas

Identifikasi multikolinearitas digunakan untuk mendeteksi adanya korelasi antar variabel prediktor yang dapat dilihat dari nilai VIF. Tabel 1 menampilkan hasil nilai VIF

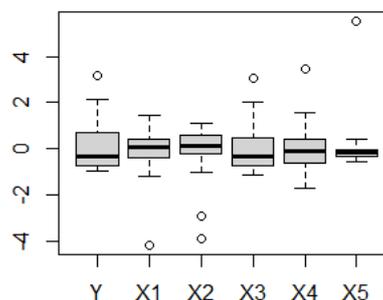
Tabel 1. Hasil uji multikolienaritas

	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5
X_1	1	2.0700	1.6631	1.7666	1.9379
X_2	2.0700	1	2.1883	1.3602	1.6832
X_3	1.6631	2.1884	1	1.6415	1.2648
X_4	1.7666	1.3602	1.6415	1	1.0645
X_5	1.9379	1.6832	1.2648	1.0645	1

dari hasil pengujian multikolinearitas menggunakan persamaan (1), didapatkan bahwa tidak terdapat multikolinearitas dengan nilai $VIF < 10$.

3.2 Identifikasi Outlier dan Observasi Berpengaruh

Gambar 1 mengilustrasikan boxplot dari enam variabel, termasuk satu variabel respons dan lima variabel prediktor.



Gambar 2. Boxplot dari enam variabel

Observasi di luar boxplot terlihat pada semua variabel, seperti yang ditunjukkan pada Gambar 1. Outlier dapat menjadi observasi yang berpengaruh dan tidak boleh dihapus secara otomatis, karena dapat mengubah hasil estimasi model regresi secara signifikan (Prayogo & Sukim, 2021; Rahman et al., 2025). Dengan demikian, langkah selanjutnya adalah dengan mengidentifikasi apakah observasi tersebut berpengaruh dengan pengaruh didefinisikan sebagai perubahan signifikan dalam fungsi regresi yang telah disesuaikan ketika nilai tersebut dikecualikan (Kutner, 2005). Dengan menggunakan persamaan (3) didapatkan hasil pengujian memperoleh observasi ke-29 dan ke-34 adalah observasi berpengaruh karena nilai DFFITS masing-masing 1,4074 dan 71,7649 lebih besar daripada nilai $2\sqrt{6/34} = 0,8402$.

3.3 Mengestimasi Regresi Robust estimasi Generalized-M

Langkah awal yaitu dengan mengestimasi model regresi OLS yang diperoleh dari data kasus kusta cacat tingkat 2 di Indonesia tahun 2023, estimasi diperoleh menggunakan persamaan (8) sebagai berikut :

$$\hat{Y} = 1,123 \times 10^{-16} + 0,06117X_1 - 0,1592X_2 + 0,3082X_3 - 0,2440X_4 + 0,2369X_5$$

kemudian dilanjutkan dengan menghitung nilai e_i , $\hat{\sigma}$, u_i dan mencari nilai dari pembobot *Schwepe* menggunakan persamaan (7). Proses iterasi dilakukan menggunakan metode *itearatively reweighted least squares* dengan pembobot *Schwepe* sampai memperoleh β_{GM} yang konvergen. Tabel 2 menunjukkan hasil iterasi menggunakan regresi robust esrimasi Generalized-M.

Tabel 2. Hasil iterasi regresi robust estimasi Generalized-M

Iterasi	β_0	β_1	β_2	β_3	β_4	β_5
1	-0,0427	-0,0852	-0,3097	0,2050	-0,2414	0,2225
2	-0,0594	0,0786	-0,3622	0,1599	-0,2406	0,2120
3	-0,0636	0,0770	-0,3724	0,1490	-0,2412	0,2123
4	-0,0636	0,0778	-0,3709	0,1483	-0,2419	0,2160
5	-0,0631	0,0782	-0,3700	0,1487	-0,2421	0,2181
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
12	-0,0630	0,0783	-0,3697	0,1488	-0,2422	0,2183
13	-0,0630	0,0783	-0,3697	0,1488	-0,2422	0,2183
14	-0,0630	0,0783	-0,3697	0,1488	-0,2422	0,2183
15	-0,0630	0,0783	-0,3697	0,1488	-0,2422	0,2183
16	-0,0630	0,0783	-0,3697	0,1488	-0,2422	0,2183

dapat dilihat proses iterasi estimasi GM dilakukan sebanyak 16 kali hingga dihasilkan koefisien β_{GM} yang konvergen, hasil model regresi robust estimasi GM menggunakan persamaan (9) yaitu sebagai berikut

$$\beta_{GM} = -0,0630 + 0,0783X_1 - 0,3697X_2 + 0,1488X_3 - 0,2422X_4 + 0,21823X_5$$

Hasil dari model dapat diartikan bahwa nilai koefisien variabel X_1 sebesar 0,0783 menunjukkan bahwa setiap kenaikan satu satuan persentase sanitasi layak, maka akan meningkatkan angka kusta cacat tingkat 2 sebesar 0,0783 dengan variabel lain selain persentase sanitasi layak bernilai tetap atau konstan. Nilai koefisien variabel X_2 sebesar -0,3697 menunjukkan bahwa setiap kenaikan satu satuan akses ke fasilitas penyehatan dasar, maka akan menurunkan angka kusta cacat tingkat 2 sebesar 0,3697 dengan variabel lain selain akses ke fasilitas penyehatan dasar bernilai tetap atau konstan. Nilai koefisien variabel X_3 sebesar 0,1488 menunjukkan bahwa setiap kenaikan satu satuan persentase penduduk miskin, maka akan meningkatkan angka kusta cacat tingkat 2 sebesar 0,1488 dengan varianel lain selain persentase penduduk miskin bernilai tetap atau konstan. Nilai koefisien variabel X_4 sebesar -0,2422 menunjukkan bahwa setiap

kenaikan satu satuan pengeluaran perkapita, maka akan menurunkan angka kusta cacat tingkat 2 sebesar 0,2422 dengan variabel lain selain pengeluaran perkapita bernilai tetap atau konstan. Nilai koefisien variabel X_5 sebesar 0,21823 menunjukkan bahwa setiap kenaikan satu satuan rata-rata lama sekolah, maka akan meningkatkan angka kusta cacat tingkat 2 sebesar 0,21823 dengan variabel lain selain rata-rata lama sekolah bernilai tetap atau konstan. Nilai intersep sebesar -0,0630 menunjukkan bahwa apabila variabel X_1 (persentase sanitasi layak), X_2 (akses ke fasilitas penyehatan dasar), X_3 (persentase penduduk miskin), X_4 (pengeluaran perkapita), dan X_5 (rata-rata lama sekolah) bernilai nol maka angka kusta cacat tingkat 2 sebesar -0,0630.

Dengan nilai koefisien determinasi (R^2) dihitung menggunakan persamaan (10) (Kutner, 2005)

$$R^2 = \frac{SSR}{SSTO} = 1 - \frac{SSE}{SSTO} \quad (10)$$

Nilai R^2 berada antara nilai 0 dan 1, nilai ini digunakan untuk mengukur seberapa besar variabel prediktor menjelaskan variabel respon dalam suatu model regresi (Rahman et al., 2025). Pada hasil pemodelan OLS yang terindikasi outlier dan terdapat amatan berpengaruh akan dibandingkan hasil standar error dan R^2 dengan pemodelan robust estimasi GM untuk melihat perubahan pengaruh outlier.

Tabel 3. Hasil kebaikan model

		OLS	Robust GM
Standard Error	X_1	0,2666	0,1781
	X_2	2,3422	0,1597
	X_3	2,1588	0,1589
	X_4	2,0866	0,1443
	X_5	2,1200	0,1388
R^2		0,5118	0,731

Dari tabel 3 tersebut model dengan metode robust estimasi GM menghasilkan standar error lebih kecil dibandingkan dengan OLS selain itu hasil perhitungan di dapatkan nilai R^2 pada model robust estimasi GM lebih besar dari OLS dengan nilai sebesar 0,73% yang artinya variabel persentase sanitasi layak (X_1), akses ke fasilitas penyehatan dasar (X_2), persentase penduduk miskin (X_3), pengeluaran perkapita (X_4), dan rata-rata lama sekolah (X_5) memiliki pengaruh sebesar 0,73% terhadap angka kusta cacat tingkat 2 (Y). Sedangkan 27% dipengaruhi oleh variabel prediktor lain yang tidak ada dalam penelitian.

3.4 Uji Signifikansi parameter

Uji F atau uji simultan dihitung menggunakan persamaan (4), hasil yang didapatkan sebesar 15,22 lebih besar dari nilai $f_{0,05;5,28}$ yaitu 2,558 yang artinya dapat disimpulkan bahwa terdapat pengaruh signifikan dari variabel prediktor secara bersamaan terhadap variabel angka kusta cacat tingkat 2 (Y). Sedangkan nilai dari Uji t atau uji parsial menggunakan **persamaan** yang dibandingkan dengan nilai $t_{0,025;28}$ disajikan pada Tabel 4.

Tabel 4. Hasil uji t

	OLS	Robust GM	$t_{\alpha/2;n-k}$
X_1	0,229	0,440	
X_2	0,680	2,314*	
X_3	1,428	0,937	2,0484
X_4	1,170	1,678	
X_5	1,117	1,572	

Dari hasil tabel 4 uji t pada model OLS tidak terdapat variabel yang signifikan berpengaruh secara parsial hal ini dikarenakan oleh timbulnya outlier yang belum ditangani oleh karena itu digunakan metode robust yang tahan terhadap outlier hal ini sejalan dengan penelitian Sari et al. (2018) . Dari hasil uji t pada model regresi robust estimasi GM didapatkan kesimpulan bahwa tidak terdapat pengaruh signifikan dari persentase sanitasi layak (X_1), persentase penduduk miskin (X_3), pengeluaran perkapita (X_4), dan rata-rata lama sekolah (X_5) terhadap angka kusta cacat tingkat 2 (Y). Sedangkan terdapat pengaruh yang signifikan dari akses ke fasilitas penyehatan dasar (X_2) terhadap angka kusta cacat tingkat 2 (Y). Menurut BPS Akses ke fasilitas penyehatan dasar adalah rumah tangga yang memiliki akses ketersediaan fasilitas cuci tangan dengan sabun dan air. Penelitian yang dilakukan oleh Emerson et al. (2020) bahwa factor-faktor yang berhubungan dengan penyakit kusta salah satunya yang signifikan adalah tidak adanya akses terhadap sabun, oleh karena itu pentingnya fasilitas penyehatan dasar untuk pencegahan penyebaran penyakit kusta.

4. SIMPULAN

Didapatkan model regresi robust estimasi Generelaised-M pada data angka kusta cacat Tingkat 2 di Indonesia yaitu sebagai berikut :

$$\beta_{GM} = -0,0630 + 0,0783X_1 - 0,3697X_2 + 0,1488X_3 - 0,2422X_4 + 0,21823X_5$$

dengan uji signifikansi secara parsial variabel akses ke fasilitas penyehatan dasar memiliki pengaruh yang signifikan terhadap angka kusta cacat Tingkat 2, dengan hal ini pemerintah dapat meningkatkan akses fasilitas kesehatan dasar untuk menekan resiko terjadinya kusta. Nilai R^2 didapatkan sebesar 73% yang artinya variabel X_1 (persentase sanitasi layak), X_2 (akses ke fasilitas penyehatan dasar), X_3 (persentase penduduk miskin), X_4 (pengeluaran perkapita), dan X_5 (rata-rata lama sekolah)

berpengaruh sebesar 73% terhadap angka kusta cacat Tingkat 2 sedangkan 27% dipengaruhi oleh variabel predictor lain yang tidak ada di penelitian. Dari hasil ini diharapkan upaya pemerintah dan instansi terkait dapat meningkatkan akses ke fasilitas sanitasi dasar untuk pencegahan dan pengendalian kasus kusta di Indonesia.

5. REFERENSI

- Adityaningrum, A., Resmawan, R., Brahim, A. M., Isa, D. R., Nashar, L. O., & Asriadi, A. (2024). Robust Least Median Of Square Modelling Using Seemingly Unrelated Regression With Generalized Least Square On Panel Data For Tuberculosis Cases. *BAREKENG: Jurnal Ilmu Matematika Dan Terapan*, 18(4), 2293–2306. <https://doi.org/10.30598/barekengvol18iss4pp2293-2306>
- Akolo, I. R., & Nadjamuddin, A. (2022). Analisis Regresi Robust Estimasi Least Trimmed Square dan Estimasi Maximum Likelihood pada Pemodelan IPM di Pulau Sulawesi. *Euler: Jurnal Ilmiah Matematika, Sains Dan Teknologi*, 10(2), 211–221. <https://doi.org/10.34312/euler.v10i2.16708>
- Aristiarto, R., Susanti, Y., & Susanto, I. (2023). Analisis Regresi Robust Estimasi Gm Pada Indeks Keparahan Kemiskinan Provinsi-Provinsi Di Indonesia. *Semnas Ristek (Seminar Nasional Riset Dan Inovasi Teknologi)*, 7(1). <https://doi.org/10.30998/semnasristek.v7i1.6273>
- Emerson, L. E., Anantharam, P., Yehuala, F. M., Bilcha, K. D., Tesfaye, A. B., & Fairley, J. K. (2020). Poor WASH (Water, Sanitation, and Hygiene) Conditions Are Associated with Leprosy in North Gondar, Ethiopia. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 17(17), 6061. <https://doi.org/10.3390/ijerph17176061>
- Fitrianto, A., & Xin, S. H. (2022). Comparisons Between Robust Regression Approaches In The Presence Of Outliers And High Leverage Points. *BAREKENG: Jurnal Ilmu Matematika Dan Terapan*, 16(1), 243–252. <https://doi.org/10.30598/barekengvol16iss1pp241-250>
- Gujarati, D. N. (2015). *Econometrics by Example*. Macmillan Education Palgrave. <https://books.google.co.id/books?id=ONpdyQEACAAJ>
- Kementerian Kesehatan RI. (2024). *Profil Kesehatan Indonesia Tahun 2023*. https://kemkes.go.id/app_asset/file_content_download/172231123666a86244b83fd8.51637104.pdf
- Kurniawan, A., Susanti, Y., & Pratiwi, H. (2023). Pemodelan Produksi Padi di Indonesia Menggunakan Regresi Robust Estimasi Generalized M. *Prosiding Seminar Pendidikan Matematika Dan Matematika*, 7. <https://doi.org/10.21831/pspmm.v7i1.267>
- Kutner, M. H. (2005). *Applied Linear Statistical Models*. McGraw-Hill Irwin. <https://books.google.co.id/books?id=0xqCAAAACAAJ>
- Larasati, S. D. A., Nisa, K., & Setiawan, E. (2020). Analisis Regresi Komponen Utama Robust dengan Metode Minimum Covariance Determinant – Least Trimmed Square (MCD-LTS). *Jurnal Siger Matematika*, 1(1). <https://doi.org/10.23960/jsm.v1i1.2472>
- Maulana, A., Fahdhienie, F., & Ariscasari, P. (2024). Analisis Faktor Yang Berhubungan Dengan Perilaku Masyarakat Dalam Upaya Mencegah Penularan Penyakit Kusta Di Wilayah Kerja Puskesmas Ingin Jaya Kecamatan Aceh Besar Tahun 2023. *J-KESMAS: Jurnal Kesehatan Masyarakat*, 10(1), 65. <https://doi.org/10.35329/jkesmas.v10i1.5068>
- Montgomery, D. C., Peck, E. A., & Vining, G. G. (2021). *Introduction to Linear Regression Analysis* (6th ed.). Wiley. <https://books.google.co.id/books?id=Y2wYEAAAQBAJ>
- Montgomery, D. C., & Runger, G. C. (2010). *Applied Statistics and Probability for Engineers*. John

- Wiley \& Sons. https://books.google.co.id/books?id=_f4KrEcNAfEC
- Muamalah, A. F., Ngastiti, P. T. B., & Isro'il, A. (2024). Perbandingan Hasil Model Regresi Robust Estimasi M (Method Of Moment), Estimasi M (Maximum Likelihood Type), Dan Estimasi Lts (Least Trimmed Square) Pada Produksi Padi Di Kecamatan Sekaran. *MATHunesa: Jurnal Ilmiah Matematika*, 12(3), 540–548. <https://ejournal.unesa.ac.id/index.php/mathunesa/article/view/60362>
- Nabil, F., Susanti, Y., & Zukhronah, E. (2024). Robust Regression Analysis Of Gm Estimation On The Poverty Gap Index Of Indonesian Provinces. *Proceeding of International Conference of Religion, Health, Education, Science and Technology*, 1(1), 369–374. <https://doi.org/10.35316/icorhestech.v1i1.5660>
- Nugraha, B. (2022). *Pengembangan Uji Statistik: Implementasi Metode Regresi Linier Berganda dengan Pertimbangan Uji Asumsi Klasik*. Pradina Pustaka. <https://books.google.co.id/books?id=PzZZEAAAQBAJ>
- Prayogo, D., & Sukim, S. (2021). Determinan Daya Beli Masyarakat Indonesia Selama Pandemi Covid-19 Tahun 2020. *Seminar Nasional Official Statistics, 2021*(1), 631–640. <https://doi.org/10.34123/semnasoffstat.v2021i1.987>
- Rahman, M. I., Nasib, S. K., & Adityaningrum, A. (2025). Robust Minimum Covariance Determinant Scale For Addressing Outliers In Food Security Index Data. *Jurnal Riset Dan Aplikasi Matematika (JRAM)*, 9(1), 77–89. <https://journal.unesa.ac.id/index.php/jram/article/view/39061>
- Rohmah, D., Susanti, Y., & Zukhronah, E. (2020). Perbandingan Model Regresi Robust Estimasi M Dan Estimasi Least Trimmed Squares (LTS) Pada Jumlah Kasus Tuberkulosis Di Indonesia. *Kontinu: Jurnal Penelitian Didaktik Matematika*, 4(2), 136. <https://doi.org/10.30659/kontinu.4.2.136-146>
- Said, A., Susanti, Y., & Sugiyanto. (2024). Perbandingan Ketepatan Model Regresi Robust Estimasi Method of Moment (MM) dan Estimasi Generalized-M (GM) dalam Memodelkan Harga Penutupan Saham Sektor Teknologi Tahun 2023. *SainsMath: Jurnal MIPA Sains Terapan*, 3(1), 40–51. <https://journal.unindra.ac.id/index.php/sainsmath/article/view/3069>
- Sari, E. A. R., Hanum Iftitah Firdaus, M Ridwan Winarto, Wahyu Indiyani, Y., & Nooraemi, R. (2018). Perbandingan Regresi OLS dan Robust MM-Estimation Dalam Kasus DBD di Indonesia 2018. *Jurnal Education and Development*, 8(2), 68–74. <https://journal.ipts.ac.id/index.php/ED/article/view/1648>
- Utomo, A. T., Erfiani, & Fitrianto, A. (2022). Analisis Ridge Robust Penduga Generalized M (GM) Pada Pemodelan Kalibrasi Untuk Kadar Gula Darah. *VARIANSI: Journal of Statistics and Its Application on Teaching and Research*, 4(2), 59–69. <https://jurnalvariansi.unm.ac.id/index.php/variansi/issue/view/2>
- Wilcox, R. R. (2012). *Introduction to Robust Estimation and Hypothesis Testing*. Elsevier Science. <https://books.google.co.id/books?id=zZ0snCw9aYMC>
- World Health Organization. (2025). *Leprosy*. World Health Organization. <https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/leprosy>
- Wulandari, D. A., Kusnandar, D., & Imro'ah, N. (2022). Estimasi-S Model Regresi Robust Menggunakan Pembobot Welsch Pada Data Indeks Pembangunan Manusia Di Indonesia. *Bimaster: Buletin Ilmiah Matematika, Statistika Dan Terapannya*, 11(4), 577–586. <https://jurnal.untan.ac.id/index.php/jbmstr/article/view/57009/0>