

Pemodelan Data Angka Kematian Bayi Menggunakan Regresi Robust

Ahmad Husain¹, Sri Rezki Wahdania Jamaluddin²

¹Program Studi Statistika, Universitas Patompo, Indonesia

²Internship Puskesmas Amparita Sidenreng Rappang, Indonesia

ABSTRAK

The ordinary least square method (MKT) is a classic method to estimate parameters in regression modelling. The MKT has classical assumption, where these assumptions must be fulfilled. One of the causes of violation of classical assumptions is the presence of outlier observations. Robust regression is an alternative for correcting parameters in data that indicate outliers. In this article, we apply robust regression using estimation-M in data modelling of infant mortality rates that occur in West Java. Based on the mean squared error (MSE) criterion in the estimation-M, it is obtained that the Huber approach has a lower MSE than Tukey Bisquare. The results of estimation using Huber show that only the low number of births has a significant effect on infant mortality in West Java, with an effect of 2.047.

Keyword: infant mortality rates; outlier; regression; robust,

Corresponding Author:

Ahmad Husain,
Universitas Patompo,
Jl Inspeksi Kanal No. 10, Makassar 90233, Indonesia
Email: husainahmad@unpatompo.ac.id



1. PENDAHULUAN

Angka kematian bayi (AKB) pada Rencana Pembangunan Jangka Panjang Nasional (RPJPN) 2005-2025 di tempatkan sebagai salah satu derajat kesehatan dan keberhasilan penyelenggaraan pembangunan nasional. AKB merupakan jumlah kematian bayi (0-11 bulan) per 1000 kelahiran hidup dalam kurun waktu satu tahun. AKB mencerminkan keadaan derajat kesejahteraan di bidang kesehatan, karena bayi yang baru lahir sangat sensitif terhadap keadaan lingkungan. Data yang di rilis oleh Badan Pusat Statistik pada tahun 2017, AKB di Indonesia sebesar 24 kematian per 1000 kelahiran, meskipun menurun sejak tahun 2012, tetapi angka tersebut belum memenuhi target kelima dari *Milenium Development Goals* (MDG's) yaitu 23 per 1000 kelahiran hidup (Kementrian Kesehatan Republik Indonesia, 2014).

Menurut Mogi pada tahun 2021, salah satu cara untuk menekan kejadian AKB adalah melakukan tindakan preventif terhadap faktor-faktor yang mempengaruhi AKB. Beberapa penelitian terdahulu seperti Mogi (2021), Norhalimah (2015), dan Andriani (2016) telah melakukan analisis data untuk memperoleh rekomendasi faktor-faktor yang perlu di berikan perhatian khusus untuk mencegah peningkatan angka kematian bayi. Analisis data sendiri diartikan sebagai langkah untuk mengolah sejumlah data menjadi informasi, sehingga karakteristik atau sifat-sifat data dapat dengan mudah dipahami dalam menjawab masalah-masalah dalam penelitian (Creswell, 2012).

Analisis regresi merupakan salah satu metode dalam analisis data yang bertujuan memodelkan secara matematis hubungan variabel bebas terhadap variabel terikat (Chatterjee, 2015). Metode ini, jika dikaitkan dengan permasalahan angka kematian bayi, memiliki kesesuaian karakteristik dalam penerapannya, yaitu terdapat variabel terikat berupa angka kematian bayi dan beberapa variabel bebas berupa faktor-faktor yang di duga mempengaruhi angka kematian bayi. Pada analisis regresi, parameter menjadi tujuan dalam proses analisis yang kemudian dapat digunakan untuk menyimpulkan faktor-faktor apa saja yang memiliki pengaruh signifikan terhadap peningkatan kematian bayi.

Metode kuadrat terkecil (MKT) merupakan metode klasik yang sering digunakan untuk mengestimasi parameter dalam persamaan regresi dengan cara meminimumkan persamaan kuadrat *error* dari model regresi (Chatterjee, 2015). Penggunaan MKT, mensyaratkan *error* dari model di asumsikan berdistribusi normal, tidak

terjadi autokorelasi, tidak terjadi heteroskedastisitas, dan tidak terjadi multikolinieritas (Alita, 2021). Pelanggaran terhadap asumsi tersebut mengakibatkan hasil yang keliru atau bahkan mengganggu validitas model regresi yang dihasilkan. Hasilnya, nilai parameter pada model regresi menjadi tidak reliabile dan tidak dapat dijadikan sebagai kesimpulan dalam studi kasus (Chatterjee, 2015).

Dalam penerapan analisis regresi, memungkinkan adanya kendala dari data yang diberikan, salah satunya adalah terdapat data yang bersifat *outlier* (pencilan). Data *outlier* merupakan pengamatan dengan nilai mutlak residual jauh lebih besar dibandingkan residual-residual lain sehingga mempengaruhi model regresi yang terbentuk berupa potensi pelanggaran asumsi saat menggunakan metode estimasi MKT (Fitrianto, 2022). Untuk mengatasi data pencilan tersebut, tidak serta merta langsung di keluarkan dari data, karena akan mengakibatkan hasil estimasi parameter yang kurang tepat menggambarkan data (Hidayatullah, 2015). Untuk mengatasi masalah *outlier* pada data, di perkenalkan regresi *Robust* sebagai alternatif penyelesaian (Huang, 2015 dan Montgomery, 1992). Regresi *Robust* merupakan salah satu pendekatan regresi yang bersifat kekar terhadap keberadaan *outlier* dan berpengaruh. Metode ini sangat penting digunakan pada data yang bersifat *outlier*, karena model yang dihasilkan akan bersifat kekar dan *resistance*. Dalam regresi *Robust* terdapat beberapa estimasi yang dapat digunakan seperti estimasi-M, estimasi *Least Median Square* (LMS), estimasi *Least Trimmed Square* (LTS), estimasi-S, dan estimasi *Method of Moment* (MM) (Chem 2002).

Berdasarkan uraian diatas, pada artikel ini, dilakukan pemodelan data menggunakan regresi *Robust* dengan estimasi-M (*Iteratively reweighted least squares*) dengan fungsi pembobot menggunakan *Hubber* dan *Tukey Bisquare*. Adapun studi kasus adalah angka kematian bayi di Propinsi Jawa Barat tahun 2020.

2. TINJAUAN PUSTAKA

A. Regresi Linier Berganda

Konsep regresi linier pertama kali di kemukakan oleh Sir Francis Galton pada tahun 1894, menurutnya regresi linier merupakan penerapan dari pengujian statistik terhadap sekumpulan data dan menghitung hubungan antar variabel yang di selidiki (Chen, 2002). Variabel yang di selidiki hubungannya adalah variabel bebas (X) dan variabel terikat (Y), dimana pada regresi linier berganda variabel bebas terdiri lebih dari satu variabel. Misalkan k variabel bebas, model matematis regresi linier berganda diberikan sebagai berikut (Huang, 2015):

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_{1i} + \beta_2 X_{2i} + \dots + \beta_k X_{ki} + \varepsilon_i,$$

atau

$$Y = X\beta + \varepsilon, \quad (1)$$

dimana $\beta = (\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_k)^T$ adalah vektor parameter yang akan di estimasi menggunakan MKT dan ε adalah vektor residual dari model.

Proses estimasi parameter pada MKT di lakukan dengan meminimukan bentuk kuadrat residual model yang kemudian di peroleh solusi untuk parameter β sebagai berikut (Huang, 2015):

$$\hat{\beta}_{MKT} = (X^T X)^{-1} (X^T Y), \quad (2)$$

Bentuk solusi $\hat{\beta}_{MKT}$ pada Persamaan (2) membutuhkan asumsi model sebagai kesatuan proses pada metode kuadrat terkecil. Asumsi-asumsi tersebut adalah (Greene, 1951):

- 1) Residual (ε_i) di asumsikan identik, independen, dan mengikuti distribusi normal dengan rata-rata adalah nol dan variansi atau di tuliskan $\varepsilon_i \sim IID N(0, \sigma^2)$.
- 2) Tidak terjadi multikolinieritas atau tidak terdapat hubungan yang kuat antar variabel bebas (X) dalam suatu model.
- 3) Memenuhi asumsi homoskedastisitas, yaitu setiap residual (ε) memiliki variansi yang sama (σ^2).
- 4) Tidak terjadi autokorelasi atau hubungan yang kuat antar objek pengamatan dimana $cov(\varepsilon_i, \varepsilon_j) = 0$ untuk $i \neq j$.

B. Outlier

Outlier merupakan keadaan titik-titik data yang tidak setipe dengan titik data yang lain, dimana keadaan ini terjadi karena titik data jauh dari pusat data (Huan, 2015). Keberadaan data *outlier* dapat mengganggu proses analisis data dan harus di hindari. Adapun ketika model regresi terdapat data yang outlier maka mengakibatkan residual dari model akan besar dimana $E(e) \neq 0$, variansi data akan menjadi lebih besar

dan taksiran interval memiliki rentang yang lebar (Greene,1951).

Salah satu metode yang dapat digunakan untuk menyelidiki adanya data *outlier* adalah menggunakan metode *Difference in Fit Standardized* (DFFITS). Metode DFFITS merupakan suatu ukuran berpengaruh yang ditimbulkan oleh pengamatan ke-I terhadap nilai taksiran \hat{y}_i . Proses penyelidikan melalui nilai \hat{y}_i dan gabungan nilai *leverage* (h_{ii}) dengan *standardized residual*. Rumus DFFITS didefinisikan sebagai berikut:

$$DFFITS_i = \frac{\hat{y}_i - \hat{y}_{i-1}}{s_{i-1}^2 \sqrt{h_{ii}}}, \quad (3)$$

dimana \hat{y}_i merupakan taksiran untuk y_i , \hat{y}_{i-1} merupakan taksiran y_i tanpa pengamatan ke- i , S_{i-1}^2 merupakan *mean square error* tanpa pengamatan ke- i , dan h_{ii} merupakan elemen diagonal ke- i tanpa pengamatan ke- i .

Suatu observasi di sebut *outlier* jika nilai *DFFITS* > 1 untuk data yang berukuran kecil sampai sedang dan *DFFITS* > $2\sqrt{\frac{k+1}{n}}$, dimana n adalah jumlah observasi (Neter, 1998).

C. Regresi Robust

Regresi *robust* merupakan metode untuk menganalisis data yang memiliki gejala *outlier* sehingga memberikan estimasi yang cenderung tidak berpengaruh terhadap keberadaan observasi yang *outlier*. Secara umum, pada metode estimasi parameter pada regresi *robust*, akan ditambahkan komponen pembobot yang disimbolkan sebagai \mathbf{W} (Chen, 2002).

$$\hat{\beta}_{(m)robust} = (\mathbf{X}^t \mathbf{W} \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^t \mathbf{W} \mathbf{Y}, \quad (4)$$

dimana $\hat{\beta}_{(m)robust}$ merupakan koefisien regresi *robust* pada iterasi ke- m yang berukuran $(k + 1) \times 1$.

Menurut Chen, 2002, regresi *robust* memiliki lima metode estimasi yaitu estimator-M, estimator-LMS, estimator-LTS, estimator-S dan estimator-MM. Pada penelitian ini, kami membatasi dengan hanya menggunakan estimator-M (estimasi M). Estimasi M pada dasarnya menggunakan metode *iteratively reweighted least square* (IRLS), dimana akan ada matriks pembobot ($\mathbf{W}_{(m)}$) yang digunakan dalam tahap iterasi seperti pada Persamaan 4. Berikut adalah algoritma menggunakan estimasi M dengan menggunakan metode IRLS (Fox, 2011):

- 1) Menaksir parameter regresi ($\hat{\beta}$) menggunakan metode MKT sehingga di dapatkan nilai residual (e_i).
- 2) Menentukan nilai $\hat{\sigma} = \frac{\text{median}|e_i - \text{median}(e_i)|}{0.6745}$.
- 3) Menghitung nilai $u_i = \frac{e_i}{\hat{\sigma}}$.
- 4) Menghitung pembobot Hubber

$$w_i = \begin{cases} 1 & , |u_i| \leq c \\ \frac{c}{|u_i|} & , |u_i| > c; \text{dimana } c = 1.345 \end{cases} \quad (5)$$

Tukey Bisquare

$$w_i = \begin{cases} \left[1 - \left(\frac{u_i}{c}\right)^2\right]^2 & , |u_i| \leq c \\ 0 & , |u_i| > c; \text{dimana } c = 4.685 \end{cases} \quad (6)$$

- 5) Mengestimasi $\hat{\beta}_{(m)robust}$ menggunakan metode IRLS seperti pada Persamaan (4).
- 6) Mengulangi langkah ke-2 sampai ke-5 sampai di peroleh $\hat{\beta}_{(m)robust}$ yang konvergen ($\hat{\beta}_{(m)robust} \approx 0$).

D. Angka Kematian Bayi

Angka kematian bayi (AKB) atau *infant mortality rate* merupakan salah satu indikator penting dalam menentukan tingkat kesehatan masyarakat, karena dapat menggambarkan kesehatan penduduk secara umum, dimana AKB sangat sensitif terhadap perubahan tingkat kesehatan dan kesejahteraan (Dinas Kesehatan Jawa Barat, 2020). AKB di definisikan sebagai kematian yang terjadi saat setelah bayi lahir sampai bayi belum berusia tepat satu tahun per 1000 kelahiran hidup pada satu tahun tertentu.

Secara garis besar penyebab dari kematian bayi ada dua macam yaitu endogen dan eksogen. Kematian bayi endogen atau disebut juga dengan kematian neonatal adalah kematian bayi yang terjadi pada bulan pertama setelah dilahirkan, dan umumnya disebabkan oleh faktor-faktor yang dibawa anak sejak lahir yang diperoleh dari orangtuanya pada saat konsepsi atau didapat selama kehamilan. Sedangkan kematian bayi eksogen atau kematian post neo-natal adalah kematian bayi yang terjadi setelah usia satu bulan sampai menjelang usia satu tahun yang disebabkan oleh faktor-faktor yang bertalian dengan pengaruh lingkungan luar. Adapun perhitungan AKB di hitung menggunakan rumus sebagai berikut.

$$AKB = \frac{D_{0-<1 \text{ tahun}}}{\Sigma \text{lahir hidup}} \times 1000 \quad (7)$$

dimana AKB merupakan angka kematian bayi, $D_{0-<1 \text{ tahun}}$ merupakan jumlah kematian bayi (berumur kurang dari 1 tahun pada satu tertentu di daerah tertentu), dan $\Sigma \text{lahir hidup}$ merupakan jumlah kelahiran hidup pada satu tahun tertentu.

3. METODE PENELITIAN

A. Deskripsi Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini terdiri atas 6 variabel bebas dan satu variabel terikat dengan jumlah data sebanyak 27 kabupaten/kota yang bersumber dari laporan profil Kesehatan provinsi Jawa Barat tahun 2020 dan laporan Jawa Barat dalam angka 2020. Data ini di kumpulkan melalui website diskes.jabarprov.go.id dan bps.go.id. Variabel-variabel yang digunakan dalam penelitian ini di berikan sebagai berikut:

- 1) Variabel terikat (Y)
Variabel terikat yang digunakan pada penelitian ini adalah angka kematian bayi (AKB).
- 2) Variabel bebas (X)
Terdapat enam variabel bebas yang di selidiki dalam penelitian ini. Variabel-variabel bebas tersebut di duga mempengaruhi pengingkatan AKB. Keenam variabel bebas tersebut adalah:

Table 1. Variabel bebas

Variabel bebas	Deskripsi
Kepadatan penduduk (X_1)	Rata-rata jumlah penduduk per 1 km ²
Persentase rumah tangga hidup bersih dan sehat (X_2)	Persentase jumlah rumah tangga yang berperilaku hidup dan bersih (%)
Jumlah bayi lahir rendah (X_3)	Jumlah bayi lahir kurang dari 2.5 kg
Persentase bayi yang diberikan air susu ibu eksklusif (X_4)	Persentase jumlah bayi yang diberikan asupan air susu ibu (%)
Persentase kunjungan neonatal satu kali (X_5)	Persentase kunjungan neonatal hanya dilakukan 1 kali pada 6-48 jam setelah lahir (%)
Persentase bayi yang mendapatkan pelayanan kesehatan (X_6)	Persentase bayi yang mendapatkan pelayanan Kesehatan minimal 4 kali dalam setahun (%)

B. Langkah-langkah Analisis

Adapun langkah-langkah dalam penelitian ini di berikan sebagai berikut:

1. Mengestimasi koefisien regresi $\hat{\beta}$ menggunakan metode kuadrat terkecil (MKT), seperti pada Persamaan 2.
2. Menyelidiki asumsi model yang di peroleh pada langkah pertama.
3. Mendeteksi pencilan menggunakan metode DFFITS (Persamaan 3).
4. Mengestimasi koefisien regresi $\hat{\beta}_{(m)robust}$ menggunakan estimasi-M (*Huber dan Bisquare*) (Perhatikan sub bab regresi *robust*).
5. Membandingkan nilai *mean squared error* (MSE) regresi *robust* menggunakan estimasi-M (*Huber dan Bisquare*).

4. HASIL DAN DISKUSI

A. Analisis Deskriptif

Analisis deskriptif menggambarkan karakteristik umum data yang di analisis. Secara umum, angka kematian bayi yang terjadi di Jawa Barat di kategorikan tinggi, karena berada diatas rata-rata nasional yakni sebesar 11.7 kematian bayi dalam 1000 kelahiran. Berikut adalah deskriptif dari ke tujuh variabel yang dimati.

Table 2. Ukuran statistika deskriptif

Variabel	Ukuran Statistik		
	Minimum	Rata-rata	Maximum
Angka Kematian Bayi	12	104.6	223
Kepadatan penduduk	398	4100	15798
Persentase rumah tangga hidup bersih dan sehat	39.16	62.27	130.78
Jumlah bayi lahir rendah	0	32.04	86
Persentase bayi yang diberikan air susu ibu eksklusif	47.03	73.13	172.32
Persentase kunjungan neonatal satu kali	87.99	106.11	138.25
Persentase bayi yang mendapatkan pelayanan kesehatan	47	87.57	123.1

Berdasarkan Tabel 2, rata-rata angka kematian bayi di Jawa Barat pada tahun 2020 sebesar 104.6 kejadian, dengan kematian terendah sebesar 12 kematian bayi dan yang terbesar sebanyak 223 kematian yang terjadi di kabupaten Sukabumi. Rata-rata kepadatan penduduk di Jawa Barat sebesar 4100 penduduk dalam 1 km², dengan kepadatan penduduk paling rendah sebesar 398 penduduk dan yang terpadat sebesar 15798 penduduk. Untuk persentase rumah tangga hidup bersih dan sehat memiliki rata-rata sebesar 62.27% dengan persentase terendah sebesar 39.16%. Untuk jumlah bayi lahir rendah memiliki rata-rata sebesar 32.04 kejadian. Rata-rata persentase bayi yang diberikan air susu ibu eksklusif sebesar 73.13%, dengan persentase terendah sebesar 47.03% berada di kota Bekasi. Rata-rata persentase kunjungan neonatal satu kali sebesar 106.11% dengan kunjungan terendah berada di kota Bandung yakni sebesar 87.99%. Sedangkan rata-rata persentase bayi mendapatkan pelayanan Kesehatan sebesar 87.57%, dengan persentase terendah di kota Bandung yakni sebesar 47%.

B. Analisis Regresi Menggunakan MKT

Hasil pengujian pada MKT secara serentak menunjukkan p-value sebesar 0.0001564 yang kurang dari tingkat signifikansi 5%, sehingga disimpulkan bahwa terdapat pengaruh serentak variabel bebas terhadap variabel angka kematian bayi yang terjadi di provinsi Jawa Barat. Nilai- R-Squared pada Tabel 3, mengkonfirmasi pengaruh gabungan variabel bebas sebesar 70.88%.

Table 3. Ringkasan hasil analisis regresi menggunakan MKT

Koefisien	Parameter	T-Statistics	P-value	R-Squared
β_0 (Intersep)	156.9	1.609	0.1232	
β_1	-0.003	-1.187	0.2492	
β_2	-0.85	-1.711	0.1025	
β_3	1.67	4.045	0.0006	0.7088
β_4	-0.72	-0.205	0.8397	
β_5	-0.08	-0.109	0.9141	
β_6	-0.32	-0.744	0.4655	

Tabel 3 menunjukkan hasil pengujian secara parsial untuk setiap variabel bebas yang di selidiki. Berdasarkan nilai *T-Statistics* dan *p-value* diketahui bahwa hanya variabel X_3 atau jumlah bayi lahir rendah yang berpengaruh secara signifikan terhadap angka kematian bayi, hal tersebut karena nilai $|T-Statistics| > T-Table$ (df: 27-6=21) = 1.72 dan *p-value* = 0.0006 < 0.05. Berdasarkan Tabel 3, diketahui persamaan regresi yang di peroleh adalah:

$$\hat{y} = 156.9 - 0.003X_1 - 0.85X_2 + 1.67X_3 - 0.72X_4 - 0.08X_5 - 0.32X_6 \quad (8)$$

Persamaan 8 merupakan model regresi dengan menggunakan MKT, dimana diketahui bahwa variabel X_3 atau jumlah bayi lahir rendah memiliki pengaruh terbesar terhadap angka kematian bayi (Y) yakni sebesar 1.67. Hasil pemodelan tersebut dapat di terapkan lebih lanjut jika memenuhi asumsi dari model regresi. Asumsi tersebut adalah residual berdistribusi normal, tidak terjadi heteroskedastisitas, tidak terjadi autokorelasi dan tidak terjadi multikolinieritas.

Pengujian asumsi normalitas dapat menggunakan uji *Kolmogrov-Smirnov*. Hasil pengujian normalitas, diperoleh *p-value* untuk uji *Kolmogrov-Smirnov* sebesar 8.9×10^{-7} , dimana nilai tersebut kurang dari 0.05 sedemikian sehingga asumsi normalitas model pada Persamaan 8 tidak terpenuhi. Untuk asumsi

heteroskedastisitas, dengan menggunakan uji *Breusch pagan*, diperoleh *p-value* sebesar 0.051 yang berarti *p-value* tersebut lebih dari 0.05 yang berarti tidak terjadi gejala heteroskedastisitas pada model regresi. Pengujian autokorelasi menggunakan uji *Durbin-Watson*, *p-value* dari uji *Durbin-Watson* sebesar $0.008 < 0.05$ yang berarti terjadi gejala autokorelasi pada model regresi.

Untuk uji multikolinieritas, dapat di selidiki dengan menyelidiki nilai *variance inflation factor* (VIF). Variabel bebas dikatakan terjadi multikolinieritas jika nilai VIF lebih besar dari 10. Hasil pengujian, menunjukkan bahwa nilai VIF keseluruhan variabel bebas kurang dari 10, yang berarti tidak terjadi pelanggaran asumsi multikolinieritas.

Hasil pengujian asumsi model, menunjukkan bahwa asumsi normalitas dan autokorelasi tidak terpenuhi pada Persamaan 8. Pelanggaran asumsi tersebut, diduga karena terdapat data *outlier*. Untuk menyelidiki keberadaan data *outlier* digunakan nilai DFFITS pada Persamaan 3. Suatu observasi diidentifikasi sebagai *outlier* jika nilai $DFFITS > 2\sqrt{\frac{k+1}{n}}$, dimana pada penelitian ini $k = 6$ dan $n = 27$ sehingga diketahui $2\sqrt{\frac{7}{27}} = 1.08$. Berdasarkan Gambar 1, diketahui bahwa terdapat observasi dengan nilai DFFITS lebih dari 1.08. Observasi tersebut adalah Kota Tasikmalaya dan Kota Banjar, dengan nilai DFFITS masing-masing sebesar 2.7 dan 3.7.

C. Regresi Robust

Sebagai alternatif untuk mengatasi keberadaan observasi *outlier*, pada penelitian ini digunakan regresi *robust* estimasi-M (*Iteratively reweighted least squares*) dengan fungsi pembobot menggunakan *Hubber* dan *Tukey Bisquare*. Perbandingan hasil estimasi-M diberikan pada Tabel 4 berikut.

Table 4. Ringkasan hasil analisis regresi *robust*

Koefisien	Hubber		Bisquare	
	Parameter	T-Statistics	Parameter	T-Statistics
β_0 (Intersep)	93.377	1.200	23.195	0.352
β_1	-0.001	-0.595	0.001	0.582
β_2	-0.441	-1.118	-0.001	-0.002
β_3	2.047	6.208*	2.475	8.866*
β_4	-0.012	-0.043	0.042	0.179
β_5	-0.119	-0.184	-0.208	-0.382
β_6	-0.151	-0.441	0.096	0.33
MSE	1128.46		1476.29	
R squared	0.698		0.6611	

* $|T\text{-Statistics}| > T\text{-Table (df: } 27-6=21) = 1.72$: signifikan

Mean Squared Error (MSE) dan R squared digunakan sebagai alat untuk mengevaluasi dan memilih metode estimasi-M terbaik. Hasil estimasi, menunjukkan bahwa metode *Hubber* lebih baik di bandingkan metode *Bisquare*, dimana pada metode *Hubber* nilai MSE adalah yang paling rendah (1128.46) dan nilai R Squared adalah yang paling besar (0.698).

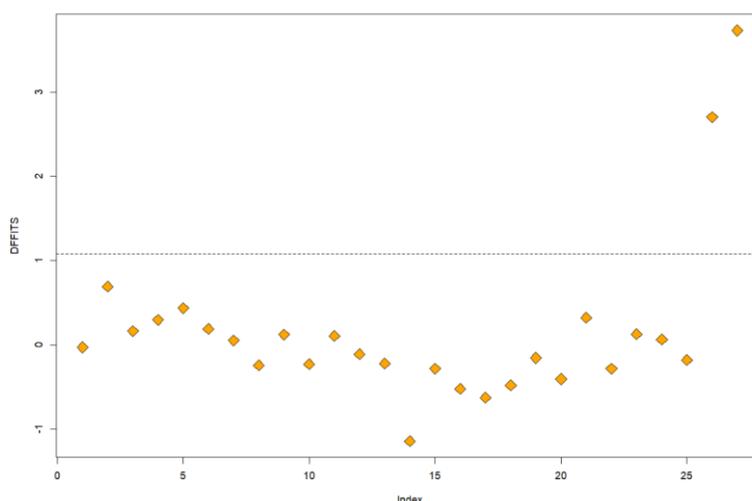
Pengujian secara parsial menunjukkan bahwa, hanya parameter β_3 (jumlah bayi lahir rendah) yang berpengaruh secara signifikan terhadap angka kematian bayi. Untuk pengaruh gabungan dari enam variabel bebas yang dipertimbangkan, pada metode *Hubber*, diketahui nilai R Squared sebesar 0.698 atau 69.8%, yang berarti pengaruh gabungan ke-enam variabel bebas terhadap angka kematian bayi sebesar 69.8%, dan $100\% - 69.8\% = 30.2\%$ selebihnya dipengaruhi oleh variabel lain yang tidak dilibatkan dalam penelitian ini.

Persamaan regresi terbaik diberikan sebagai berikut.

$$\hat{y} = 93.37 - 0.001X_1 - 0.441X_2 + 2.047X_3 - 0.012X_4 - 0.119X_5 - 0.151X_6 \quad (9)$$

Persamaan 9 menunjukkan bahwa variabel jumlah kematian bayi menjadi variabel dengan pengaruh terbesar terhadap angka kematian bayi yakni sebesar 2.047. Jika dibandingkan dengan hasil etimasi MKT pada Persamaan 8, hasil regresi *robust* (Persmaan 8) mengkoreksi nilai parameter, dimana parameter X3 yang sebelumnya 1.67 menjadi 2.047. Kesimpulan dari nilai 2.047 adalah setiap peningkatan jumlah bayi lahir rendah (bayi lahir kurang dari 2.5 kg) maka berpotensi meningkatkan angka kematin bayi sebesar 2.047

kematian dalam 1000 kelahiran di provinsi Jawa Barat.



Gambar 1. Nilai DFFITS setiap observasi.

5. KESIMPULAN

Pada artikel ini, kami melakukan koreksi terhadap parameter pada hasil estimasi pada MKT menggunakan regresi *robust* (estimasi-M). Berdasarkan hasil analisis, pada metode MKT terdapat observasi yang di kategorikan *outlier*, sehingga mengakibatkan terjadi pelanggaran asumsi normalitas dan autokorelasi. Koreksi parameter menggunakan regresi *robust* menjadi salah satu alternatif dalam mengatasi kasus *outlier*. Perbandingan pendekatan *Hubber* dan *Bisquare* pada estimasi-M, menghasilkan bahwa pendekatan *Hubber* lebih baik dibandingkan metode *Bisquare*.

Variabel yang berpengaruh adalah jumlah bayi lahir rendah, dengan parameter koreksi sebesar 2.047. Hasil tersebut menunjukkan bahwa kenaikan jumlah bayi lahir rendah mengakibatkan potensi angka kematian bayi akan meningkat sebesar 2.047.

DAFTAR PUSTAKA

- Andriani, A. R., Sriatmi, A., & Jati, S. P. (2016). Faktor Penyebab Kematian Bayi di Wilayah Kerja Puskesmas Ngomboi Kabupaten Purworejo (Studi Kasus Tahun 2015). *Jurnal Kesehatan Masyarakat*, 4(1),23-33.
- Chen, C. (2002). Robust Regression and Outlier Detection With the ROBUSTREG Procedure. *Conference Sugi*, 265-270.
- Creswell, John.W.(2012). *Qualitative Inquiry and Research Design Choosing Among Five Approaches*. Boston.
- D, Alita., A. D. Putrada., & D. Darwis. (2021). Analysis of Classic Assumption Test and Multiple Linier Regression Coefficeint Test for Employee Structural Office Recommendation. *IJCSS*, 16(1).
- Dinas Kesehatan Jawa Barat. (2020). Profil Kesehatan Jawa Barat Tahun 2020. Bandung.
- Fitrianto, A., & Xin, S. H., (2022). Comaprison Between Robist Regression Approaches In The Presence Of Outliers And High Leverage Points. *Barekeng: Jurnal Ilmu Matematika dan Terapan*, 15(3).
- Fox, J. 2011. *An R Companion to Applied Regression Second Edition*. USAL SAGE Publications, INC.
- Grene.W.H., (1951). *Econometric Analysisi Fifth Edition*. Pearson Education, New York.
- Hidayatullah, F. P., Yuniarti, D. S., & Wahyuningsih.S. (2015). Regresi Robust Dengan Metode Estiamsi-S. *Jurnal EKSPONENSIAL*,6(2),163-170.
- Huang, D., Cabral., & R, de. La. Torre. (2015). Robust Regression. *IEEE transactions on pattenr analysis and mechine intelligence*, 38(2), 363-375.
- Kementerian Kesehatan Republik Indonesia. (2014). Profil Kesehatan Indonesia tahun 2013. Jakarta.
- Kumari, K., & Yadav, S. (2018). Linear Regression Analysis Study. *Journal of the Practice of Carivascular Science*, 33-36. <https://DOI10.4103/jpcs.jpcs.8.18>.
- Mogi, I. R. O., Anggareni, L. D., & Supriadi, S. (2021). Faktor-Faktor yang Berhubungan dengan Kematian Bayi di RSUD Ende. *Jurnal Promosi Kesehatan Indonesia*, 16, 7-13.
- Montgomery, D. C., Peck, E. A., & Vining, G. G. (1992). *Introduction to linear regression analysis second edition*. John Wiley and Sons.
- Neter, J., Wasserman, W., & Kutner, M.H. (1998). *Applied Linier Regression Model/ USA*: Richard D. Irwin. Inc.
- Norhamilah. (2015). Faktor-faktor yang berhubungan dengan kematian neonatal di Kabupaten Tapin. *Jurnal Publikasi Kesehatan Masyarakat Indonesia*, 2, 64-71.
- S. Chatterjee., A.S. Hadi. (2015). *Regression analysis by example*. John Wiley and Sons.