AMA SURAR

SNESTIK

Seminar Nasional Teknik Elektro, Sistem Informasi, dan Teknik Informatika



https://ejurnal.itats.ac.id/snestik dan https://snestik.itats.ac.id

Informasi Pelaksanaan:

SNESTIK V - Surabaya, 26 April 2025 Fakultas Teknik Elektro dan Teknologi Informasi,Institut Teknologi Adhi Tama Surabaya

Informasi Artikel:

DOI : 10.31284/p.snestik.2025.7645

Prosiding ISSN 2775-5126

Fakultas Teknik Elektro dan Teknologi Informasi-Institut Teknologi Adhi Tama Surabaya Gedung A-ITATS, Jl. Arief Rachman Hakim 100 Surabaya 60117 Telp. (031) 5945043

Email: snestik@itats.ac.id

Pemodelan Regresi Robust Metode Estimasi Generalized Maximum Likelihood pada Negara Low Human Development

Nuha Nurfauziyyah, Yuliana Susanti, dan Isnandar Slamet
Universitas Sebelas Maret
e-mail: nuhanu@student.uns.ac.id

ABSTRACT

Human Development Index (HDI) is established as a parameter for measuring a country's development. Special attention to countries classified under low human development is crucial to ensure that no nation is left behind in achieving the Sustainable Development Goals (SDGs) in 2030. This study aims to model the HDI in low human development countries in 2022 using robust regression with generalized maximum likelihood (GM) estimation. The robust regression model is applied to identify the factors influencing HDI, including life expectancy, expected years of schooling, mean years of schooling, and gross national income per capita. This model is used because the data contain outliers, which violate the normality assumption in conventional regression models. Therefore, robust regression is employed to address the presence of outliers. The result indicates that GM estimation method achieves adjusted R-square value of 98,467%.

Keywords: Robust regression; GM-estimation; outlier.

ABSTRAK

Indeks Pembangunan Manusia (IPM) dibentuk sebagai parameter pembangunan suatu negara. Perhatian terhadap negara-negara yang termasuk ke dalam *low human development* sangat penting untuk memastikan tidak ada satu pun negara yang tertinggal dalam pencapaian *Sustainable Development Goals* (SDGs) tahun 2030. Tujuan penelitian ini adalah untuk memodelkan IPM pada kelompok negara *low human development* tahun 2022 menggunakan regresi *robust* estimasi *generalized maximum likelihood* (GM). Perhitungan model regresi *robust* dilakukan untuk mengetahui faktor yang mempengaruhi IPM dengan faktor terdiri atas umur harapan hidup, harapan lama sekolah, rata-rata lama sekolah, dan pendapatan nasional bruto per kapita. Model tersebut digunakan karena data mengandung pencilan sehingga sisaan melanggar asumsi normalitas

pada model regresi. Berdasarkan hal tersebut, penelitian ini menerapkan regresi *robust* sebagai metode yang tahan terhadap adanya pencilan. Hasil penelitian didapatkan bahwa regresi *robust* estimasi GM memiliki nilai *adjusted R-square* sebesar 98,467%.

Kata kunci: Regresi robust; estimasi GM; pencilan.

PENDAHULUAN

Pembangunan merupakan suatu mekanisme tahapan yang berfungsi untuk menggagas perubahan atau kemajuan melalui beberapa dimensi guna mencapai tujuan tertentu. Tingkat signifikansi ekonomi pada suatu negara merupakan prioritas utama dalam pelaksanaan pembangunan suatu negara [1]. Pembangunan negara berkembang berfokus pada pertumbuhan ekonomi yang tercermin dari kualitas hidup manusia [2]. Menurut United Nations melalui United Nations Development Programme, pembangunan manusia memiliki dua sisi yang harus dipertimbangkan. Jika skala pembangunan dalam kedua sisi tidak seimbang dengan baik maka dapat terjadi *human frustration* yang tidak terhindarkan [3].

United Nations Development Programme (UNDP) merancang indeks pembangunan manusia (IPM) pada tahun 1990 sebagai parameter pembangunan suatu negara. IPM dirancang untuk mengevaluasi sejauh mana suatu negara berhasil meningkatkan kualitas pendidikan, layanan kesehatan, dan taraf hidup penduduknya. Indeks pembangunan manusia suatu negara bernilai nol sampai satu dan dikategorikan menjadi empat bagian. Negara-negara yang masuk ke dalam kategori IPM rendah dengan nilai 0-0,55 diklasifikasikan sebagai negara *low human development* [4].

Laporan yang termuat pada *Human Development* yang dirilis oleh UNDP pada tahun 2024, terdapat 33 dari 193 negara anggota United Nations yang termasuk ke dalam negara *low human development* dengan sebagian besar negara *low human development* berada di Kawasan sub-Sahara Afrika dan beberapa di wilayah Asia Selatan [5]. Rendahnya nilai IPM akan berpotensi menimbulkan produktivitas kerja yang rendah dari penduduk. Rendahnya produktivitas berimplikasi pada rendahnya perolehan pendapatan dan menyebabkan jumlah penduduk miskin yang semakin tinggi tingkatnya. Hal tersebut berakar dari kurangnya akses terhadap pendidikan yang mumpuni dan sistem kesehatan yang layak sehingga berperan pada tinggi rendahnya kualitas sumber daya manusia [6]. Perhatian terhadap negara-negara yang termasuk ke dalam *low human development* sangat penting untuk memastikan tidak ada satu pun negara yang tertinggal dalam pencapaian *Sustainable Development Goals* (SDGs). Dalam mencapai tujuan tersebut, terdapat beberapa di antaranya indikator capaian yang harus dilakukan, yaitu SDGs nomor 3, SDGs nomor 4, dan SDGs nomor 8 [4].

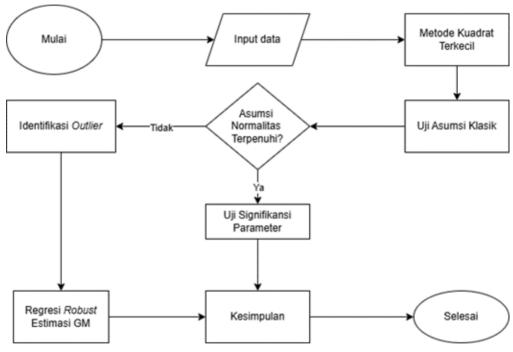
Berdasarkan uraian masalah di atas, faktor-faktor yang mempengaruhi IPM pada negara low human development dapat dilakukan analisis menggunakan analisis regresi. Salah satu metode yang dapat digunakan dalam estimasi parameter menggunakan analisis regresi adalah Ordinary Least Square (OLS) atau sering disebut dengan Metode Kuadrat Terkecil (MKT). Terdapat beberapa uji asumsi klasik pada model regresi, yaitu asumsi normalitas, asumsi non autokorelasi, asumsi homoskedastisitas, dan identifikasi multikolinearitas. Asumsi normalitas yang dilanggar dapat mengindikasikan adanya outlier. Outlier adalah data dengan nilai yang jauh dari nilai data yang terjadi. Outlier harus dioptimalkan karena akan mempengaruhi model regresi jika tidak digunakan. Regresi robust merupakan salah satu jenis regresi yang disiapkan untuk menangani data dengan outlier [7].

Regresi *robust* memiliki beberapa jenis estimasi dalam analisis, seperti estimasi *Maximum Likelihood* (M) dan estimasi *Generalized Maximum Likelihood* (GM). Estimasi GM yang merupakan perluasan dari estimasi M digunakan karena estimasi GM lebih *robust* jika terdapat kesalahan dalam spesifikasi model dan saat ada *outlier* [8]. Oleh karena itu, penelitian ini akan dilakukan dengan menggunakan regresi estimasi GM untuk mengetahui faktor yang

mempengaruhi IPM pada negara *low human development*. Selanjutnya, pengukuran terhadap kinerja model regresi *robust* estimasi GM dilakukan dengan mempertimbangkan nilai R_{adi}^2 .

METODE

Penelitian ini memodelkan regresi *robust* dengan data yang digunakan adalah data sekunder mengenai data indeks pembangunan manusia pada kelompok negara IPM rendah di dunia tahun 2022 yang diakses dari laman resmi UNDP. Data terdiri atas 5 variabel dengan 33 negara dengan indeks pembangunan manusia (y) sebagai variabel dependen dan variabel independen terdiri atas empat variabel, yaitu umur harapan hidup (x_1) , harapan lama sekolah (x_2) , rata-rata lama sekolah (x_3) , dan pendapatan nasional bruto per kapita (x_4) . Prosedur penelitian yang dilakukan berdasarkan Gambar 1 akan dilaksanakan menggunakan *software* Rstudio.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

Regresi Linear

Analisis regresi adalah suatu teknik dalam statistika yang bertujuan untuk mengidentifikasi hubungan antara satu variabel dengan variabel lainnya. Analisis regresi linear merupakan metode yang memberikan model hubungan antara variabel dependen y dan variabel x_1 , x_2 , x_3 , x_4 , dengan x_4 adalah banyak variabel independen. Estimasi parameter regresi dapat dihitung menggunakan metode kuadrat terkecil (MKT) dengan prinsip meminimumkan jumlah kuadrat sisaan regresi. Koefisien determinasi (x^2) merupakan salah satu indikator kinerja model dalam menghitung jauh variansi antara variabel dependen dan variabel independen dalam model regresi linear [13]. Rumus untuk koefisien determinasi dituliskan dalam Persamaan (1) sebagai berikut.

$$R^2 = \frac{JKR}{JKT} = 1 - \frac{JKS}{JKT},\tag{1}$$

dengan JKS adalah jumlah kuadrat sisaan dan JKT adalah jumlah kuadrat total. R^2 bernilai antara nol dan satu dengan semakin dekat dengan satu merupakan nilai yang lebih bagus. Namun, R^2 memiliki kekurangan tidak bisa berkurang jika variabel baru ditambahkan.

Untuk mengatasi masalah tersebut, *adjusted R-square* digunakan dengan memperhitungkan jumlah variabel dalam model yang tertulis dalam Persamaan (2) sebagai berikut [13].

$$R_{adj}^2 = 1 - \left(\frac{(1-R^2)(n-1)}{n-k-1}\right),$$
 (2)

dengan *n* adalah banyak data pengamatan dan *k* adalah banyak variabel independen.

Uji Asumsi Klasik Model Regresi Linear

Pengujian asumsi klasik berperan dalam memastikan bahwa model regresi telah memenuhi ketentuan sebagai model yang optimal. Uji tersebut terdiri atas uji asumsi normalitas, uji homoskedastisitas, uji non autokorelasi, dan identifikasi multikolinearitas. Jika terdapat asumsi normalitas tidak terpenuhi maka terdapat dugaan bahwa ada pencilan pada data sehingga regresi *robust* harus digunakan untuk mendapatkan model yang kuat akan adanya pencilan.

Identifikasi Pencilan

Pencilan atau *outlier* adalah nilai observasi yang sangat berbeda dari nilai lainnya dalam data. Hal ini bisa menjadi masalah serius karena data tersebut akan mempengaruhi estimasi parameter dan jumlah kuadrat sisaan. Salah satu cara yang dapat dilakukan dalam identifikasi pencilan adalah melalui *difference in fitted values* (DFFITS) pada Persamaan (3) [9].

$$DFFITS_i = t_i \sqrt{\frac{h_{ii}}{1 - h_{ii}}},$$
(3)

dengan t_i adalah *studentized deleted* sisaan ke-i dan h_{ii} merujuk pada *leverage* data ke-i. Data dikatakan pencilan jika nilai $\left|DFFITS_i\right| > 2\sqrt{\frac{k+1}{n}}$ dengan k adalah banyak variabel independen dan n adalah banyak data pengamatan [10].

Regresi Robust

Regresi *robust* mampu memberikan estimasi yang lebih stabil dengan mengurangi pengaruh data pengamatan ekstrem ketika metode kuadrat terkecil digunakan [10]. Studi awal mengenai regresi *robust* berasal dari *Princeton Robustness Study* yang dilakukan oleh Andrews *et al.* pada tahun 1972 [11]. Tujuan utama dari regresi *robust* adalah untuk menyediakan kestabilan hasil terhadap adanya pencilan. Untuk mencapai kestabilan tersebut, regresi *robust* membatasi pengaruh *outlier*.

Estimasi Generalized Maximum Likelihood (GM)

Estimasi GM merupakan pengembangan dari estimasi $maximum\ likelihood\ (M)$. Ide dasar yang melatar belakangi estimasi GM adalah untuk membatasi pengaruh dari pencilan pada variabel x_i dengan pembobot w_i yang hanya bergantung pada x_i . Menurut Wilcox $et\ al.\ [12]$, estimasi GM secara umum didefinisikan sebagai,

$$\hat{\beta}_{GM} = \min \sum_{i=1}^{n} W_{iGM} \rho \left(\frac{e_i}{v(x_i)} \right), \tag{4}$$

dengan $v(x_i)$ merupakan fungsi pembobot untuk variabel x_i . *Estimator* $\hat{\beta}$ yang diperoleh bukan merupakan skala *invariant* maka digunakan nilai $\frac{e_i}{\hat{\sigma}}$ sebagai pengganti e_i dengan $\hat{\sigma}$ adalah faktor skala yang juga perlu diestimasi. Dengan demikian Persamaan (4) menjadi,

$$\hat{\beta}_{GM} = min \sum_{i=1}^{n} W_{iGM} \rho \left(\frac{y_i - \beta_0 - \sum_{j=1}^{k} x_{ij} \beta_j}{v(x_i) \hat{\sigma}_{GM}} \right).$$
 (5)

Penyelesaian Persamaan (5) dengan cara menurunkannya terhadap β dan disamakan dengan nol, sehingga diperoleh,

$$\sum_{i=1}^{n} W_{iGM} \psi \left(\frac{y_{i} - \beta_{0} - \sum_{j=1}^{k} x_{ij} \beta_{j}}{v(x_{i}) \hat{\sigma}_{GM}} \right) x_{ij} = 0.$$
 (6)

Pembobot yang digunakan, yaitu pembobot Schweppe dengan $W_{iGM}=\sqrt{1-h_{ii}}$ dan $v(x_i)=W_{iGM}$ diperoleh,

$$W_{i,IGM} = W_{iGM} \frac{\psi(\frac{u_i}{v(X_i)})}{(u_i)} = \frac{W_{iGM}}{u_i} \psi(\frac{u_i}{v(X_i)}) = \frac{\sqrt{1 - h_{ii}}}{u_i} \psi(\frac{u_i}{\sqrt{1 - h_{ii}}})$$
(7)

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

 $\psi(x_i) = max \{-K_{GM}, min(K_{GM}, x)\}$ adalah fungsi pengaruh Huber dengan $K_{GM} = 2\sqrt{\frac{(k+1)}{n}}$. Dengan demikian Persamaan (6) akan menjadi

$$\sum_{i}^{n} x_{ij} w_{iGM} \left(y_i - \beta_0 - \sum_{j=1}^{k} x_{ij} \beta_j \right) = 0, j = 1, 2, ..., k.$$
 (8)

Sisaan awal yang digunakan pada estimasi GM adalah sisaan yang diperoleh dari MKT. Persamaan (8) dapat diselesaikan dengan *Iteratively Reweighted Least Squares* (IRLS) hingga diperoleh nilai $\hat{\beta}$ yang konvergen.

Berikut algoritma estimasi GM [12].

- a. Mengestimasi parameter model regresi dengan MKT.
- b. Menghitung nilai sisaan $e_i = y_i y_i$ pada model regresi dengan MKT.
- c. Menghitung nilai median dari (n-k) terbesar dari $|e_j| = M_j$
- d. Menghitung nilai estimasi $\hat{\sigma}_{GM} = 1,48M_l$.
- e. Menghitung nilai $u_i = \frac{e_i}{\hat{\sigma}_{GM}}$
- f. Menghitung pembobot $W_{i.IGM}$ dengan fungsi:

$$W_{i,IGM} = \frac{\sqrt{1-h_{ii}}}{u_i} \psi \left(\frac{u_i}{\sqrt{1-h_{ii}}}\right).$$

g. Menghitung estimasi parameter $\hat{\beta}_{GM}$ dengan metode kuadrat terkecil terboboti dengan $W_{i,IGM}$

h. Mengulang langkah (b) sampai (f) hingga diperoleh nilai $\hat{\beta}_{\textit{GM}}$ yang konvergen.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Model Regresi Linear Indeks Pembangunan Manusia Tahun 2022 dengan MKT

Pada penelitian ini, langkah pertama yang dilakukan adalah estimasi model regresi linear dengan metode kuadrat terkecil (MKT). Berikut adalah persamaan model regresi dengan MKT.

$$\hat{y} = -0.02884 + 0.00466x_1 + 0.01371x_2 + 0.01171x_3 + 0.00002033x_4$$
 (9)

•

Berdasarkan hasil penelitian menggunakan *software* Rstudio yang termuat pada Persamaan (9), didapatkan nilai *adjusted R-Square* adalah 0,9699 yang berarti 96,99% indeks pembangunan manusia (y) pada negara kelompok *low human development* tahun 2022 dipengaruhi oleh umur harapan hidup (x_1) , harapan lama sekolah (x_2) , rata-rata lama sekolah (x_3) dan pengeluaran per kapita (x_4) sedangkan 3,11% dipengaruhi oleh variabel yang tidak dimasukkan ke dalam model regresi.

Uji Asumsi Klasik Model Regresi Linear Indeks Pembangunan Manusia Tahun 2022 dengan MKT

Model regresi yang valid ditentukan melalui uji asumsi klasik yang memastikan bahwa kriteria asumsi telah terpenuhi. Uji asumsi normalitas dilakukan dengan uji Shapiro-Wilk dengan nilai p-value 0,015 kurang dari $\alpha=0,05$ yang berarti bahwa sisaan model regresi tidak berdistribusi normal. Uji asumsi homoskedastisitas dilakukan dengan uji Breusch-Pagan dengan p-value 0,8499 lebih besar dari $\alpha=0,05$ yang berarti bahwa variansi sisaan bersifat homogen. Asumsi non autokorelasi dilakukan dengan uji Durbin-Watson menghasilkan p-value sebesar 0,1809 lebih besar dari $\alpha=0,05$ yang berarti bahwa tidak terdapat autokorelasi antar sisaan. Identifikasi multikolinearitas dilakukan dengan mempertimbangkan variance inflation factors (VIF) dan didapati bahwa seluruh variabel independen memiliki nilai VIF kurang dari 10 dengan nilai 1,0826 untuk x_1 ; 1,1214 untuk x_2 ; 1,1942 untuk x_3 ; dan 1,1018 untuk x_4 sehingga dapat disimpulkan bahwa hubungan antar variabel independen tidak mengindikasikan multikolinearitas. Berdasarkan keempat uji asumsi klasik yang telah dilakukan, apabila terdapat asumsi normalitas yang tidak terpenuhi maka perlu dilakukan identifikasi pencilan untuk menentukan regresi robust yang valid.

Identifikasi Pencilan Model Regresi Linear

Pencilan atau yang lebih dikenal sebagai *outlier* merupakan nilai ekstrem dari suatu pengamatan yang bisa memengaruhi model regresi sehingga menghasilkan hasil yang tidak valid. Pencilan dapat dideteksi dengan menghitung nilai *difference in fitted values* (DFFITS). Data dikatakan pencilan jika nilai |*DFFITS*| > 0,7784989. Berdasarkan hasil identifikasi, terdapat pencilan pada data ke-26 dengan nilai -1,34765803 yang menyebabkan asumsi normalitas dilanggar. Oleh karena itu, penelitian ini menggunakan model regresi yang tahan terhadap pencilan, yaitu regresi *robust*. Penelitian ini melakukan estimasi parameter dengan regresi *robust* estimasi GM.

Model Regresi Robust Estimasi Generalized-M (GM)

Penggunaan regresi robust estimasi GM dilaksanakan melalui pembatasan pengaruh dari pencilan pada variabel x_i dengan pembobot w_i yang dilakukan berulang hingga menghasilkan nilai $\hat{\beta}_{CM}$ yang konvergen.

Tabel 2. Hasil Iterasi Regresi Robust Estimasi GM

Iterasi ke-	0	1	2	3	4
1	0.02164027	0.004401015	0.01.450055	0.01070710	0.0000200021
1	-0,02164027	0,004491815	0,01458955	0,01069618	0,0000200831
2	-0,02407907	0,004536508	0,01446887	0,01088740	0,0000200939
3	-0,02250954	0,004507477	0,01455178	0,01075289	0,0000200928
4	-0,02164027	0,004491815	0,01458955	0,01069618	0,0000200831
•••	•••	•••	•••	•••	•••
38	-0,02037330	0,004463439	0,01472262	0,01050174	0,00002008419
39	-0,02037330	0,004463439	0,01472262	0,01050174	0,00002008419
40	-0,02037330	0,004463439	0,01472262	0,01050174	0,00002008419

Berdasarkan Tabel 2 didapatkan bahwa parameter konvergen pada iterasi ke-40. Berikut adalah persamaan model regresi *robust* estimasi GM yang didapatkan untuk IPM pada negara kelompok *low human development* tahun 2022 sebagai berikut.

$$\hat{y} = -0.020373 + 0.004463439x_1 + 0.0147226x_2 + 0.0105017x_3 + 0.000$$
 (10)

Berdasarkan hasil penelitian menggunakan *software* Rstudio yang termuat pada Persamaan (10), didapatkan nilai *adjusted R-Square* sebesar 0,98467 atau 98,467%.

KESIMPULAN

Model regresi *robust* estimasi GM untuk IPM pada negara kelompok *low human development* tahun 2022 didapatkan koefisien regresi konvergen pada iterasi ke-40 yang tertulis pada Persamaan (10). Model menunjukkan setiap kenaikkan satu tahun umur harapan hidup akan menaikkan IPM sebesar 0,004463439 poin indeks, setiap kenaikkan satu tahun harapan lama sekolah akan menaikkan IPM sebesar 0,0147226 poin indeks, setiap kenaikkan satu tahun rata-rata lama sekolah akan menaikkan IPM sebesar 0,0105017 poin indeks, setiap kenaikkan pendapatan nasional bruto per kapita sebesar 1000 USD maka akan menaikkan IPM sebesar 0,020084 poin indeks.

Penelitian ini menghasilkan model regresi robust estimasi GM dengan nilai adjusted R-Square adalah 0,98467 yang berarti 98,467% indeks pembangunan manusia (y) pada negara kelompok low human development tahun 2022 dipengaruhi oleh umur harapan hidup (x_1) , harapan lama sekolah (x_2) , rata-rata lama sekolah (x_3) , dan pengeluaran per kapita (x_4) sedangkan 1,533% dipengaruhi oleh variabel lain yang tidak masuk ke dalam model.

DAFTAR PUSTAKA

[1] Y. Farida, D. A. Sulistiani, and N. Ulinnuha, "Peramalan Indeks Pembangunan Manusia (IPM) Kabupaten Bojonegoro Menggunakan Metode Double Exponential Smoothing Brown," *Teorema: Teori dan Riset Matematika*, vol. 6, no. 2, pp. 173–183, Sep. 2021, doi: 10.25157/teorema.v6i2.5521.

- [2] D. S. Mirza, "Pengaruh Kemiskinan, Pertumbuhan Ekonomi, dan Belanja Modal terhadap Indeks Pembangunan Manusia di Jawa Tengah Tahun 2006-2009," *Economics Development Analysis Journal*, vol. 1, no. 1, 2012, [Online]. Available: http://journal.unnes.ac.id/sju/index.php/edaj.
- [3] UNDP, Human Development Report 1990. Oxford University Press, 1990.
- [4] UNDP, "Human Development Report 2023/2024:Technical Notes," 2023. Accessed: Feb. 17, 2025. [Online]. Available: https://hdr.undp.org/sites/default/files/2023-24 HDR/hdr2023-24 technical notes.pdf.
- [5] UNDP, "Human Development Report 2023/2024," 2024.
- [6] Amirudin, "Analisis Pengaruh Indeks Pembangunan Manusia (IPM) dan Tingkat Pengangguran terhadap Kemiskinan di Indonesia tahun 2014-2017," Universitas Islam Negeri Syarih Hidayatullah, 2019.
- [7] A. Damayanti and M. Susanti, "Analisis Regresi Robust Estimasi-M Pembobot Huber dan Tukey Bisquare pada Tingkat Kemiskinan di Indonesia," *Jurnal Kajian dan Terapan Matematika*, vol. 10, no. 2, pp. 130–141, 2024, [Online]. Available: http://journal.student.uny.ac.id/ojs/index.php/jktm:
- [8] D. P. Wiens and E. K. H. Wu, "A comparative study of robust designs for M-estimated regression models," *Comput Stat Data Anal*, vol. 54, no. 6, pp. 1683–1695, Jun. 2010, doi: 10.1016/j.csda.2010.01.033.
- [9] Y. Susanti, N. Qona'ah, K. Ferawati, and C. Qumillaila, "Prediction modeling of annual parasite incidence (API) of malaria in Indonesia using robust regression of M-estimation and S-estimation," in *AIP Conference Proceedings*, American Institute of Physics Inc., Nov. 2020. doi: 10.1063/5.0030361.
- [10] Do. C. Montgomery, E. A. Peck, and G. G. Vining, "Introduction to Linear Regression Analysis," *John Wiley & Sons, Inc.*, 2012.
- [11] D. F. Andrews, P. J. Bickel, F. R. Hampel, P. J. Huber, W. H. Rogers, and J. W. Tukey, *Robust Estimates of Location: Survey and Advances*. Princeton, 1972.
- [12] R. R. Wilcox, *Introduction to Robust Estimation and Hypothesis Testing*. San Diego: Academic Press. 2005.
- [13] D. N. Gujarati and D. C. Porter, *Basic Econometrics Fifth Edition*. New York: The McGrawhill Companies, Inc., 2009.