

**PERBANDINGAN KINERJA METODE REGRESI *ROBUST* (MM, S, DAN
LTS) DALAM ANALISIS INDEKS PEMBANGUNAN MANUSIA PADA
DATA PROVINSI DI INDONESIA**

SKRIPSI

Untuk memenuhi sebagai persyaratan

Mencapai derajat Sarjana S-1

Program Studi Matematika



Diajukan oleh

Juliana Nur Azizah

22106010063

PROGRAM STUDI MATEMATIKA

FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI

UNIVERSITAS ISLAM NEGERI SUNAN KALIJAGA

YOGYAKARTA

2026



SURAT PERSETUJUAN SKRIPSI/TUGAS AKHIR

Hal : Persetujuan Skripsi / Tugas Akhir
Lamp : -

Kepada
Yth. Dekan Fakultas Sains dan Teknologi
UIN Sunan Kalijaga Yogyakarta
di Yogyakarta

Assalamu 'alaikum wr. wb.

Setelah membaca, meneliti, memberikan petunjuk dan mengoreksi serta mengadakan perbaikan seperlunya, maka kami selaku pembimbing berpendapat bahwa skripsi Saudara:

Nama : Juliana Nur Azizah
NIM : 22106010063
Judul Skripsi : Perbandingan Kinerja Metode Regresi Robust (MM, S, dan LTS) dalam Analisis Indeks Pembangunan Manusia pada Data Provinsi di Indonesia

sudah dapat diajukan kembali kepada Program Studi Matematika Fakultas Sains dan Teknologi UIN Sunan Kalijaga Yogyakarta sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Strata Satu dalam Program Studi Matematika.

Dengan ini kami berharap agar skripsi/tugas akhir Saudara tersebut di atas dapat segera dimunaqasyahkan. Atas perhatiannya kami ucapkan terima kasih.

Wassalamu 'alaikum wr. wb.

Yogyakarta, 23 Juli 2026

Pembimbing I

Dr. Epha Diana Supandi, S.Si., M.Sc.
NIP. 197509122008012015

Pembimbing II

Lilih Deva Martias, M.Sc.
NIP. 19870311 201903 2 010



KEMENTERIAN AGAMA
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI SUNAN KALIJAGA
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI

Jl. Marsda Adisucipto Telp. (0274) 540971 Fax. (0274) 519739 Yogyakarta 55281

PENGESAHAN TUGAS AKHIR

Nomor : B-1847/Un.02/DST/PP.00.9/08/2026

Tugas Akhir dengan judul : PERBANDINGAN KINERJA METODE REGRESI ROBUST (MM, S, DAN LTS)
DALAM ANALISIS INDEKS PEMBANGUNAN MANUSIA PADA DATA
PROVINSI DI INDONESIA

yang dipersiapkan dan disusun oleh:

Nama : JULIANA NUR AZIZAH
Nomor Induk Mahasiswa : 22106010063
Telah diujikan pada : Kamis, 06 Agustus 2026
Nilai ujian Tugas Akhir : A/B

dinyatakan telah diterima oleh Fakultas Sains dan Teknologi UIN Sunan Kalijaga Yogyakarta

TIM UJIAN TUGAS AKHIR



Valid ID: 6a7d6aa1e833

Ketua Sidang

Dr. Epha Diana Supandi, S.Si., M.Sc.
SIGNED



Valid ID: 6a7d25025136a

Penguji I

Lilih Deva Martias, M.Sc.
SIGNED



Valid ID: 6a7d3e32c91e6

Penguji II

Noor Saif Muhammad Mussafi, S.Si., M.Sc.,
Ph.D.
SIGNED



Valid ID: 6a7eb6732eb10

Yogyakarta, 06 Agustus 2026
UIN Sunan Kalijaga
Dekan Fakultas Sains dan Teknologi
Prof. Dr. Dra. Hj. Khurul Wardati, M.Si.
SIGNED

SURAT PERNYATAAN KEASLIAN

Yang bertanda tangan dibawah ini:

Nama : Juliana Nur Azizah
NIM : 22106010063
Program Studi : Matematika
Fakultas : Sains dan Teknologi

Dengan ini menyatakan bahwa isi skripsi ini tidak terdapat karya yang pernah diajukan untuk memperoleh gelar sarjana di suatu Perguruan Tinggi dan sesungguhnya skripsi ini merupakan hasil pekerjaan penulis sendiri sepanjang pengetahuan penulis, bukan duplikasi atau saduran dari karya orang lain kecuali bagian tertentu yang penulis ambil sebagai bahan acuan. Apabila terbukti pernyataan ini tidak benar, sepenuhnya menjadi tanggung jawab penulis.

Yogyakarta, 23 Juli 2026



Juliana Nur Azizah

STATE ISLAMIC UNIVERSITY
SUNAN KALIJAGA
YOGYAKARTA

HALAMAN PERSEMBAHAN

Skripsi ini saya persembahkan dengan penuh rasa syukur kepada Allah SWT serta kepada kedua orang tua yang senantiasa memberikan kasih sayang, doa, dukungan, dan pengorbanan tanpa henti. Terima kasih kepada keluarga, saudara, dan orang-orang terdekat yang selalu memberikan semangat, doa, serta dukungan selama proses penyelesaian skripsi ini. Karya ini juga saya persembahkan kepada diri saya sendiri sebagai bentuk penghargaan atas setiap usaha, kesabaran, dan perjuangan yang telah dilalui hingga akhirnya dapat menyelesaikan skripsi ini.



HALAMAN MOTTO

“Tidak perlu membandingkan perjalananmu dengan orang lain. Setiap orang memiliki waktu dan jalannya masing-masing. Tetaplah melangkah, sekecil apa pun langkah itu.”

Penulis



PRAKATA

Bismillahirrahmanirrahim

Alhamdulillah rabbil'alamin, puji dan syukur penulis panjatkan ke hadirat Allah SWT atas segala rahmat, nikmat, dan karunia-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi yang berjudul “Perbandingan Kinerja Metode Regresi Robust (MM, S, dan LTS) dalam Analisis Indeks Pembangunan Manusia pada Data Provinsi di Indonesia”. Skripsi ini disusun sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Matematika pada Program Studi Matematika, Fakultas Sains dan Teknologi, UIN Sunan Kalijaga Yogyakarta.

Dalam proses penyusunan skripsi ini, penulis menyadari bahwa penyelesaian skripsi tidak terlepas dari bantuan, arahan, doa, serta dukungan dari berbagai pihak. Oleh karena itu, dengan segala kerendahan hati, penulis menyampaikan terima kasih kepada:

1. Allah SWT yang senantiasa memberikan kesehatan, kekuatan, kemudahan, dan pertolongan kepada penulis sehingga dapat menyelesaikan skripsi ini.
2. Kedua orang tua dan keluarga tercinta yang selalu memberikan doa, kasih sayang, dukungan, serta motivasi kepada penulis selama menjalani perkuliahan hingga menyelesaikan skripsi ini.
3. Dr. Hj. Khurul Wardati, M.Si., selaku Dekan Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Sunan Kalijaga Yogyakarta.
4. Dr. Epha Diana Supandi, S.Si., M.Sc., selaku Ketua Program Studi Matematika, Dosen Pembimbing Akademik, dan Dosen Pembimbing Skripsi. Penulis mengucapkan terima kasih atas bimbingannya selama menempuh studi di program studi matematika serta memberikan arahan, bimbingan, dan masukan yang sangat berarti dalam proses penyusunan skripsi ini.
5. Lilih Deva Martias, M.Sc. selaku Dosen Pembimbing Skripsi II yang telah meluangkan waktu, memberikan arahan, bimbingan, serta masukan kepada Penulis selama proses penyusunan dan penyelesaian skripsi ini.
6. Seluruh dosen Program Studi Matematika yang telah memberikan ilmu, pengetahuan, dan pengalaman yang bermanfaat selama penulis menempuh pendidikan di UIN Sunan Kalijaga Yogyakarta.
7. Seluruh tenaga kependidikan dan staf Fakultas Sains dan Teknologi UIN Sunan Kalijaga Yogyakarta yang telah membantu penulis dalam berbagai keperluan administrasi selama masa perkuliahan.

8. Teman-teman seperjuangan Program Studi Matematika yang telah memberikan kebersamaan, dukungan, bantuan, dan semangat selama menjalani perkuliahan hingga proses penyelesaian skripsi.
9. Semua pihak yang telah memberikan bantuan, dukungan, dan doa, baik secara langsung maupun tidak langsung, yang tidak dapat penulis sebutkan satu per satu.

Penulis menyadari bahwa skripsi ini masih memiliki kekurangan dan masih jauh dari kata sempurna. Oleh karena itu, penulis terbuka terhadap kritik dan saran yang membangun demi perbaikan di masa yang akan datang. Penulis berharap skripsi ini dapat memberikan manfaat dan menambah wawasan bagi pembaca, khususnya dalam penerapan metode regresi robust.

Yogyakarta, 2 Agustus 2026

Penulis

STATE ISLAMIC UNIVERSITY
SUNAN KALIJAGA
YOGYAKARTA

DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL.....	i
HALAMAN PERSETUJUAN.....	ii
HALAMAN PENGESAHAN.....	iii
HALAMAN PERNYATAAN	iv
HALAMAN PERSEMBAHAN	v
HALAMAN MOTTO	vi
PRAKATA.....	vii
DAFTAR ISI.....	ix
DAFTAR TABEL	xiii
DAFTAR GAMBAR	xiv
DAFTAR SIMBOL.....	xv
INTISARI.....	xvii
ABSTRAK	xviii
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	6
1.3 Batasan Masalah.....	6
1.4 Tujuan	6
1.5 Manfaat	7
1.6 Tinjauan Pustaka	7
1.7 Sistematika Penulisan	11
BAB II TINJAUAN PUSTAKA.....	14
2.1 Statistik.....	14
2.1.1 Statistika Deskriptif.....	14
2.1.2 Statistika Inferensial.....	15
2.2 Variabel Acak.....	16
2.2.1 Variabel Acak Diskrit	16

2.2.2 Variabel Acak Kontinu	17
2.3 Distribusi Variabel Acak.....	17
2.3.1 Distribusi Variabel Acak Diskrit.....	17
2.3.2 Distribusi Variabel Acak Kontinu.....	18
2.4 Ekspektasi dan Variansi Variabel Acak.....	19
2.4.1 Ekspektasi (Nilai Harapan)	19
2.4.2 Variansi	19
2.5 Analisis Regresi Linear	20
2.5.1 Regresi Linear Sederhana	20
2.5.2 Regresi Linear Berganda.....	21
2.6 Estimasi Parameter.....	22
2.6.1 Metode Kuadrat Terkecil (Ordinary Least Squares).....	22
2.6.2 Estimasi <i>Maximum Likelihood Estimation</i> (MLE)	24
2.6.3 Estimasi Bayesian	25
2.7 Asumsi Klasik Analisis Regresi Linear	26
2.7.1 Uji Normalitas.....	26
2.7.2 Uji Heteroskedastisitas.....	27
2.7.3 Multikolinearitas	28
2.7.4 Autokorelasi	29
2.8 Data Pencilan	30
2.8.1 Metode <i>leverage</i>	30
2.8.2 Metode DFFITS (difference in fit statndarized)	31
2.9 Statistika <i>Robust</i>	32
2.9.1 Konsep Dasar Statistika <i>Robust</i>	33
2.10 Estimasi <i>Robust</i>	36
2.10.1 Estimasi S (<i>Scale</i>)	37
2.10.2 Estimasi MM (<i>Method of Moment</i>).....	39
2.10.3 Estimasi LTS (<i>Least Trimmed Square</i>).....	41
2.11 Regresi <i>Robust</i>	43
2.12 Uji Kecocokan Model	44

2.12.1 Koefisien Determinasi Terkoreksi (<i>Adjusted R²</i>).....	44
2.12.2 <i>Mean Absolute Error</i> (MAE).....	45
2.13 Uji Signifikansi	46
2.13.1 Uji Signifikansi Parameter (Uji t)	46
2.13.2 Uji Signifikansi Model (Uji F).....	47
2.14 Indeks Pembangunan Manusia (IPM).....	48
2.14.1 PDRB Per Kapita	50
2.14.2 Upah Minimum Provinsi (UMP)	50
2.14.3 Pengeluaran Per Kapita Disesuaikan	50
2.14.4 Tingkat Pengangguran Terbuka (TPT)	51
2.14.5 Rasio Penduduk Miskin	51
BAB III METODE PENELITIAN.....	53
3.1 Jenis Penelitian.....	53
3.2 Jenis dan Sumber Data	53
3.3 Variabel Penelitian.....	53
3.4 Alat Pengolahan Data.....	54
3.5 Metode Analisis Data.....	55
3.6 Flowchart Penelitian.....	57
BAB IV PEMBAHASAN.....	58
4.1 S-Estimator.....	58
4.2 MM-Estimator.....	67
4.3 LTS-Estimator.....	72
BAB V STUDI KASUS.....	76
5.1 Analisis Deskriptif	76
5.2 Metode Kuadrat Terkecil (OLS).....	83
5.3 Asumsi Klasik	85
5.3.1 Uji Normalitas.....	86
5.3.2 Uji heteroskedastisitas.....	87
5.3.3 Uji autokorelasi	88
5.3.4 Uji Multikolinearitas	89

5.4 Deteksi Outlier	90
5.5 Regresi <i>Robust</i> Metode MM	91
5.6 Regresi <i>Robust</i> Metode S	93
5.7 Regresi <i>Robust</i> Metode LTS	95
5.8 Pemilihan Model Terbaik.....	97
5.9 Interpretasi Model	98
5.10 Model Regresi Dengan Variabel Signifikan	100
BAB VI PENUTUP	102
6.1 Kesimpulan	102
6.2 Saran.....	104
DAFTAR PUSTAKA	105
LAMPIRAN A.....	108
LAMPIRAN B	110
LAMPIRAN C	116
BIODATA PENULIS	124

STATE ISLAMIC UNIVERSITY
SUNAN KALIJAGA
 YOGYAKARTA

DAFTAR TABEL

Tabel 1. 1 Persamaan dan Perbedaan dengan Penelitian Sebelumnya.....	9
Tabel 3. 1 Variabel Penelitian dan Satuan Pengukuran	54
Tabel 5. 1 Statistik Deskriptif Variabel Penelitian.....	76
Tabel 5. 2 Ringkasan Estimasi Koefisien Regresi	84
Tabel 5. 3 Hasil Uji Normalitas Kolmogorov-Smirnov.....	87
Tabel 5. 4 Heteroskedastisitas.....	87
Tabel 5. 5 Autokorelasi	88
Tabel 5. 6 Hasil Uji VIF.....	89
Tabel 5. 7 Analisis Pengaruh Observasi Terhadap Model Regresi.....	90
Tabel 5. 8 Ringkasan Model Regresi Estimasi MM	91
Tabel 5. 9 Nilai MSE dan <i>Adjusted R²</i> untuk Metode MM.....	92
Tabel 5. 10 Ringkasan Model Regresi Robust S	93
Tabel 5. 11 Nilai MSE dan <i>Adjusted R²</i> untuk Metode S.....	94
Tabel 5. 12 Ringkasan Model Regresi Robust LTS.....	95
Tabel 5. 13 Nilai MSE dan <i>Adjusted R²</i> untuk Metode LTS.....	96
Tabel 5. 14 Perbandingan Nilai MAE dan <i>Adjusted R²</i> Antar Metode.....	97

DAFTAR GAMBAR

Gambar 3. 1 Flowchart Penelitian.....	57
Gambar 5. 1 Indeks Pembangunan Manusia (IPM) per Provinsi di Indonesia Tahun 2024.....	78
Gambar 5. 2 Produk Domestik Regional Bruto (PDRB) per Provinsi di Indonesia Tahun 2024	79
Gambar 5. 3 Pengeluaran Per Kapita Disesuaikan per Provinsi di Indonesia Tahun 2024	80
Gambar 5. 4 Upah Minimum Provinsi (UMP) per Provinsi di Indonesia pada tahun 2024.....	81
Gambar 5. 5 Tingkat Pengangguran Terbuka (TPT) per Provinsi di Indonesia Tahun 2024.....	82
Gambar 5. 6 Rasio Penduduk Miskin per Provinsi di Indonesia Tahun 2024	83
Gambar 5. 7 Normal Q-Q Plot Residual Model OLS	86

STATE ISLAMIC UNIVERSITY
SUNAN KALIJAGA
YOGYAKARTA

DAFTAR SIMBOL

Y	: Variabel dependen / variabel respon (Indeks Pembangunan Manusia)
X_i	: Variabel independen / prediktor ke- i
β_0	: Intersep / konstanta regresi
β_j	: Koefisien regresi untuk variabel prediktor ke- j
ε	: Galat / residual model regresi
$\hat{Y}$	: Nilai prediksi dari variabel dependen
$\hat{\beta}$	: Estimasi parameter regresi
n	: Jumlah observasi / ukuran sampel
p	: Jumlah parameter dalam model regresi
k	: Jumlah variabel prediktor
σ	: Simpangan baku populasi
$\hat{\sigma}$	: Estimasi simpangan baku residual
R^2	: Koefisien determinasi
$Adjusted\ R^2$	: Koefisien determinasi terkoreksi
MAE	: <i>Mean Absolute Error</i> (rata-rata kesalahan absolut)
MSE	: <i>Mean Square Error</i> (rata-rata kuadrat kesalahan)
VIF	: <i>Variance Inflation Factor</i> (faktor inflasi varians)
h_{ii}	: Nilai <i>leverage</i> untuk observasi ke- i
$DFFITS_i$	: Pengaruh observasi ke- i terhadap nilai prediksi model
$\rho(u)$	: Fungsi kerugian (<i>loss function</i>) dalam estimasi robust
$\psi(u)$	: Fungsi pengaruh (<i>influence function</i>)
w_i	: Bobot robust untuk observasi ke- i
$\hat{\beta}_S$	: Estimasi parameter dengan metode S-estimator

$\hat{\beta}_{MM}$	: Estimasi parameter dengan metode MM-estimator
$\hat{\beta}_{LTS}$	: Estimasi parameter dengan metode <i>Least Trimmed Squares</i>
$\hat{\sigma}_S$	: Estimasi skala robust dari metode S-estimator
u_i	: Residual standar untuk observasi ke- i
c	: Konstanta tuning pada fungsi Tukey Bisquare
H	: Himpunan observasi yang digunakan dalam estimasi LTS
h	: Jumlah observasi dengan residual terkecil yang digunakan dalam LTS
$r_{(i)}^2$	: Kuadrat residual terurut ke- i dari yang terkecil
ϵ^*	: <i>Breakdown point</i> suatu estimator
BP	: Statistik uji Breusch–Pagan untuk heteroskedastisitas
LM	: Statistik uji Breusch–Godfrey untuk autokorelasi
KS	: Statistik uji Kolmogorov–Smirnov untuk normalitas
t	: Statistik uji parsial (uji t)
F	: Statistik uji simultan (uji F)
α	: Taraf signifikansi (tingkat kesalahan)
X	: Matriks desain (berisi variabel prediktor)
W	: Matriks diagonal pembobot robust
$IRLS$	: <i>Iteratively Reweighted Least Squares</i> (algoritma iteratif)

INTISARI

PERBANDINGAN KINERJA METODE REGRESI *ROBUST* (MM, S, DAN LTS) DALAM ANALISIS INDEKS PEMBANGUNAN MANUSIA PADA DATA PROVINSI DI INDONESIA

Oleh

Juliana Nur Azizah

22106010063

Data pencilan (outlier) dalam regresi dapat mendistorsi estimasi parameter dan menurunkan keakuratan model, sehingga kesimpulan mengenai faktor-faktor yang berpengaruh dapat menjadi tidak valid. Pencilan akibat kesalahan pengukuran/entri data sebaiknya dikoreksi, sedangkan pencilan yang mencerminkan kondisi riil suatu wilayah tetap dipertahankan agar informasi penting tidak hilang. Regresi robust digunakan untuk menangani outlier tanpa membuang observasi tersebut. Untuk itu, penelitian ini membandingkan kinerja MM-estimator, S-estimator, dan *Least Trimmed Squares* (LTS) dalam memodelkan Indeks Pembangunan Manusia (IPM) pada 38 provinsi di Indonesia tahun 2024, dengan variabel bebas Produk Domestik Regional Bruto (PDRB), Pengeluaran Per Kapita Disesuaikan, Upah Minimum Provinsi (UMP), Tingkat Pengangguran Terbuka (TPT), dan Rasio Penduduk Miskin. Deteksi outlier menggunakan *Leverage* dan DFFITS mengidentifikasi lima provinsi sebagai pencilan yang mencerminkan disparitas sosial-ekonomi riil sehingga tetap dipertahankan. Berdasarkan *Adjusted R²* tertinggi dan MAE terendah, model S-estimator memiliki kinerja terbaik dibandingkan MM-estimator dan LTS, dengan *Adjusted R²* sebesar 0,9655 dan MAE sebesar 1,3889. Faktor yang signifikan memengaruhi IPM Indonesia tahun 2024 adalah Pengeluaran Per Kapita Disesuaikan dan Rasio Penduduk Miskin.

Kata kunci: Regresi *Robust*, MM-Estimator, S-Estimator, LTS, Indeks Pembangunan Manusia, Outlier, *Adjusted R²*, MAE

ABSTRAK

COMPARISON OF THE PERFORMANCE OF ROBUST REGRESSION METHODS (MM, S, AND LTS) IN THE ANALYSIS OF THE HUMAN DEVELOPMENT INDEX USING PROVINCIAL DATA IN INDONESIA

By

Juliana Nur Azizah

22106010063

Outliers in regression analysis can distort parameter estimation and reduce model accuracy, potentially leading to invalid conclusions about influential factors. Outliers caused by measurement or data entry errors should be corrected, while outliers reflecting genuine regional conditions should be retained to preserve important information. Robust regression is used to address outliers without discarding such observations. This study compares the performance of MM-estimator, S-estimator, and Least Trimmed Squares (LTS) in modeling the Human Development Index (HDI) across 38 provinces in Indonesia in 2024, using Gross Regional Domestic Product (GRDP), Adjusted Per Capita Expenditure, Provincial Minimum Wage (UMP), Open Unemployment Rate (TPT), and Poverty Ratio as independent variables. Outlier detection using Leverage and DFFITS identified five provinces as outliers, reflecting genuine socio-economic disparities and thus retained in the analysis. Based on the highest Adjusted R^2 and lowest Mean Absolute Error (MAE), the S-estimator model showed the best performance compared to the MM-estimator and LTS, with an Adjusted R^2 of 0.9655 and an MAE of 1.3889. The factors significantly affecting HDI in Indonesia in 2024 are Adjusted Per Capita Expenditure and Poverty Ratio.

Keywords: Robust Regression, MM-Estimator, S-Estimator, Least Trimmed Squares (LTS), Human Development Index (HDI), Outliers, Adjusted R^2 , MAE.

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Analisis regresi linier merupakan salah satu metode statistik yang bersifat fundamental dan pertama kali diperkenalkan oleh Sir Francis Galton (1822–1911). Menurut Montgomery dkk. (2021), regresi linier adalah pendekatan pemodelan yang digunakan untuk menggambarkan serta menganalisis hubungan antara satu variabel respons dengan satu atau lebih variabel penjelas. Dalam penerapannya, estimasi parameter pada model regresi linier umumnya dilakukan menggunakan Metode Kuadrat Terkecil (MKT). Metode ini merupakan teknik estimasi yang bertujuan memperoleh nilai parameter yang meminimalkan jumlah kuadrat selisih antara nilai pengamatan aktual dan nilai yang diprediksi oleh model. Model regresi yang baik berdasarkan metode ini harus memenuhi sejumlah asumsi klasik, antara lain tidak adanya multikolinearitas, homoskedastisitas, serta tidak terjadi autokorelasi. Namun demikian, keberadaan pencilan (*outlier*) dalam data dapat memengaruhi hasil estimasi sehingga Metode Kuadrat Terkecil menjadi kurang efisien.

Pencilan data (*outlier*) merupakan observasi atau sekumpulan observasi yang nilainya secara signifikan berbeda dari sebagian besar data lainnya dalam suatu dataset. Dalam analisis statistika, keberadaan pencilan dapat memberikan pengaruh yang besar dan tidak proporsional terhadap hasil pemodelan. Dalam konteks penelitian ekonomi regional, pencilan dapat muncul secara alamiah sebagai cerminan karakteristik ekstrem suatu wilayah. Selain itu, pencilan juga dapat disebabkan oleh kesalahan pengukuran, kesalahan entri data, atau fenomena khusus yang memerlukan perhatian tersendiri. Perlakuan terhadap pencilan bergantung pada penyebabnya. Pencilan yang timbul akibat kesalahan pengukuran atau kesalahan entri data sebaiknya dikoreksi atau dihilangkan, sedangkan pencilan yang mencerminkan kondisi riil suatu wilayah tidak sepatutnya dihapus karena dapat memuat informasi penting mengenai karakteristik

wilayah tersebut. Keberadaan pencilan yang tidak ditangani dengan tepat dapat memengaruhi hasil estimasi, menurunkan keandalan model, menghasilkan kesimpulan yang menyesatkan, serta berpotensi menghasilkan rekomendasi kebijakan yang tidak tepat sasaran.

Salah satu pendekatan statistik untuk mengatasi masalah data berkontaminasi pencilan adalah dengan menerapkan Analisis Regresi *Robust*. Metode *robust* pertama kali diperkenalkan oleh Peter J. Huber (1964). Menurut (Olaluwoye dkk., 2025), metode *robust* adalah serangkaian teknik estimasi yang dirancang untuk tetap menghasilkan penduga yang baik dan stabil meskipun sebagian kecil data menyimpang dari asumsi model yang ideal atau terdapat pencilan yang berpengaruh kuat. Metode ini dapat mengatasi *outlier* dengan mencocokkan model regresi terhadap sebagian besar data tanpa menghapus data *outlier* (Rousseeuw & Leroy, 1987). Konsep kunci dalam regresi *robust* adalah *breakdown point*, yaitu proporsi minimal data pencilan yang dapat menyebabkan estimator menjadi tak terbatas (rusak sepenuhnya). Semakin tinggi *breakdown point* suatu metode, semakin tahan ia terhadap kontaminasi data.

Ada beberapa metode yang digunakan untuk menaksir parameter regresi *robust*, diantaranya: *M-Estimator*, *MM-Estimator*, *S-Estimator*, *Least Median of Squares* (LMS)-Estimator, dan *Least Trimmed Squares* (LTS)-Estimator. Masing-masing memiliki filosofi operasional yang unik dalam menangani anomali data. S-estimator memberikan ketahanan yang tinggi terhadap kontaminasi data, namun mengorbankan efisiensi statistiknya (Rousseeuw & Leroy, 1987). Sebaliknya, M-estimator unggul dalam kesederhanaan komputasi dan fleksibilitasnya pada data yang tidak berdistribusi normal, tetapi memiliki titik *breakdown* yang rendah sehingga rentan terhadap pencilan yang berpengaruh besar (Huber & Ronchetti, 2009). MM-estimator kemudian dirancang untuk mengatasi kelemahan kedua pendahulunya dengan menggabungkan ketahanan tinggi dari S-estimator dan efisiensi yang baik dari M-estimator, meskipun dengan komputasi yang lebih rumit (Yohai, 1987). Di sisi lain, pendekatan seperti *Least Trimmed Squares* (LTS) terkenal akan stabilitas dan ketahanan maksimalnya

terhadap berbagai pencilan, namun memiliki efisiensi yang sangat rendah pada data yang bersih (Rousseeuw, 1984).

Penerapan metode regresi *robust* menjadi semakin relevan ketika dihadapkan pada data yang memiliki karakteristik pencilan yang tinggi, salah satunya adalah data Indeks Pembangunan Manusia (IPM) antar provinsi di Indonesia. IPM merupakan indeks komposit yang disusun oleh United Nations Development Programme (UNDP) untuk mengukur capaian pembangunan manusia dari tiga dimensi utama, yaitu kesehatan, pendidikan, dan standar hidup layak (UNDP, 2024). Di Indonesia, IPM menjadi salah satu tolok ukur keberhasilan pembangunan yang digunakan oleh pemerintah dalam mengevaluasi dan merumuskan kebijakan di berbagai sektor. Berdasarkan data Badan Pusat Statistik (BPS) tahun 2024, IPM nasional Indonesia berada pada angka 75,02. Meskipun angka ini menunjukkan tren peningkatan dari tahun ke tahun, kondisi tersebut belum merata di seluruh wilayah. Kesenjangan IPM antarprovinsi masih sangat mencolok, dengan DKI Jakarta mencatat nilai tertinggi sebesar 84,15 sementara Papua Pegunungan hanya mencapai 54,43. Rentang perbedaan yang mencapai lebih dari 29 poin ini mengindikasikan adanya disparitas pembangunan manusia yang signifikan antarwilayah di Indonesia.

Tinggi rendahnya IPM suatu provinsi tidak terlepas dari pengaruh berbagai faktor ekonomi dan sosial. Dalam penelitian ini, faktor-faktor tersebut direpresentasikan oleh lima variabel, yaitu Produk Domestik Regional Bruto (PDRB) per Kapita, Upah Minimum Provinsi (UMP), Tingkat Pengangguran Terbuka (TPT), Pengeluaran Per Kapita Disesuaikan, dan Persentase Penduduk Miskin. Pemilihan kelima variabel tersebut didasarkan pada landasan teoritis dan dukungan empiris dari berbagai penelitian sebelumnya. PDRB per kapita dipilih karena mencerminkan kemampuan ekonomi daerah dalam membiayai sektor pendidikan dan kesehatan yang berdampak langsung pada IPM (Williyan & Hasmarini, 2024). UMP digunakan sebagai proksi daya beli pekerja, di mana peningkatan upah minimum terbukti berkontribusi positif terhadap kualitas hidup masyarakat (Nailufar dkk., 2024).

Pengeluaran per kapita disesuaikan dipilih karena merupakan komponen langsung pembentuk IPM sekaligus cerminan daya beli riil masyarakat (Manurung & Hutabarat, 2021). TPT dimasukkan karena pengangguran yang tinggi membatasi akses masyarakat terhadap pendidikan dan kesehatan sehingga menekan nilai IPM (Chalid & Yusuf, 2014). Sementara itu, rasio penduduk miskin dipilih karena kemiskinan secara langsung membatasi kemampuan masyarakat dalam mengakses layanan dasar yang menjadi komponen utama IPM (Williyan & Hasmarini, 2024). Meskipun terdapat faktor ekonomi dan sosial lain yang secara teoritis berpotensi memengaruhi IPM, seperti belanja pemerintah di sektor pendidikan dan kesehatan, investasi, pertumbuhan ekonomi, dan ketimpangan pendapatan, kelima variabel dalam penelitian ini dipilih berdasarkan relevansi teoretis dan empiris yang telah dibuktikan dalam berbagai penelitian sebelumnya, ketersediaan data yang lengkap untuk seluruh 38 provinsi di Indonesia, serta konsistensi pengukuran yang dilakukan oleh BPS.

Keragaman kondisi ekonomi dan sosial antarprovinsi yang sangat besar menjadikan data IPM berpotensi mengandung pengamatan ekstrem atau pencilan (outlier). Provinsi-provinsi di kawasan timur Indonesia, misalnya, memiliki karakteristik yang berbeda dibandingkan dengan provinsi-provinsi di Pulau Jawa, baik dari sisi infrastruktur, akses layanan, maupun tingkat perekonomian. Keberadaan pencilan tersebut dapat memengaruhi hasil estimasi model regresi klasik sehingga kesimpulan yang dihasilkan berpotensi menjadi kurang akurat. Pencilan pada data IPM tidak selalu disebabkan oleh kesalahan pengukuran, tetapi dapat mencerminkan kesenjangan pembangunan yang nyata antarwilayah. Oleh karena itu, pencilan yang mencerminkan kondisi riil suatu wilayah perlu dipertahankan dalam analisis agar informasi mengenai disparitas pembangunan antarwilayah tidak hilang. Kondisi tersebut menunjukkan perlunya metode estimasi yang lebih tangguh terhadap keberadaan pencilan dan mampu menghasilkan estimasi yang lebih andal pada data dengan karakteristik antarwilayah yang beragam.

Metode regresi *robust* hadir sebagai solusi atas permasalahan tersebut. Berbagai penelitian terdahulu telah membuktikan efektivitas metode ini dalam menangani permasalahan pencilan pada data sosial-ekonomi. Akolo dan Nadjamuddin (2022) dalam pemodelan IPM di Pulau Sulawesi menemukan bahwa estimasi LTS menghasilkan model terbaik dibandingkan estimasi Maximum Likelihood berdasarkan nilai standar error terkecil dan R-Square terbesar. Sementara itu, Indriani dkk. (2023) yang membandingkan estimasi-M, estimasi-S, dan estimasi-MM pada faktor-faktor yang memengaruhi TPT di Kalimantan Barat menunjukkan bahwa estimasi-S memberikan performa terbaik, sedangkan Singgih dan Fauzan (2022) pada data kriminalitas di Indonesia justru menemukan bahwa estimasi-MM merupakan metode yang paling unggul di antara ketiganya. Temuan-temuan tersebut menegaskan bahwa metode regresi *robust* estimasi S, LTS, dan MM memiliki keunggulan masing-masing. Hasil yang diperoleh tidak selalu sama dan sangat dipengaruhi oleh karakteristik data yang digunakan, sehingga membuka ruang bagi penelitian lanjutan pada konteks data yang berbeda.

Namun demikian, penelitian yang secara khusus membandingkan kinerja metode regresi *robust* estimasi MM, S, dan LTS dalam konteks analisis Indeks Pembangunan Manusia (IPM) antar provinsi di Indonesia masih relatif terbatas. Oleh karena itu, penelitian ini dilakukan untuk mengisi kesenjangan tersebut dengan membandingkan kinerja ketiga metode regresi *robust* dalam memodelkan faktor-faktor yang memengaruhi IPM menggunakan data 38 provinsi di Indonesia. Evaluasi kinerja model regresi dilakukan berdasarkan ketahanan estimator terhadap pencilan, efisiensi estimator, tingkat kecocokan model yang diukur menggunakan koefisien determinasi terkoreksi (*Adjusted R²*), akurasi prediksi yang diukur melalui *Mean Absolute Error* (MAE), serta stabilitas interpretasi koefisien regresi. Penelitian ini diharapkan dapat memberikan rekomendasi metode regresi *robust* yang paling sesuai untuk menangani karakteristik data sosio-ekonomi Indonesia yang bersifat heterogen dan rentan terhadap keberadaan pencilan.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan uraian latar belakang yang telah disampaikan, permasalahan dalam penelitian ini dirumuskan sebagai berikut:

1. Bagaimana kinerja masing-masing metode regresi *robust* (MM, S, dan LTS) dalam memodelkan faktor-faktor yang mempengaruhi Indeks Pembangunan Manusia (IPM) di Indonesia, ditinjau dari segi ketahanan (*breakdown point*), efisiensi, akurasi prediksi yang diukur melalui nilai *Mean Absolute Error* (MAE), dan stabilitas koefisien regresi?
2. Metode manakah di antara ketiga metode tersebut yang memberikan estimasi terbaik untuk pemodelan IPM antar provinsi di Indonesia berdasarkan kriteria nilai koefisien determinasi terkoreksi (*Adjusted R²*) terbesar dan nilai *Mean Absolute Error* (MAE) terkecil?

1.3 Batasan Masalah

Untuk menjaga agar penelitian ini tetap terfokus dan sistematis, ruang lingkup penelitian dibatasi sebagai berikut:

1. Analisis difokuskan pada perbandingan kinerja metode regresi *robust* dengan estimasi MM, estimasi S, dan estimasi *Least Trimmed Squares* (LTS) dalam menangani keberadaan pencilan (*outlier*).
2. Data yang digunakan merupakan data Indeks Pembangunan Manusia (IPM) menurut provinsi di Indonesia tahun 2024, dengan IPM sebagai variabel terikat serta faktor-faktor ekonomi dan sosial sebagai variabel bebas.
3. Proses pengolahan dan analisis data dilakukan menggunakan perangkat lunak R Studio dengan paket statistik yang mendukung metode estimasi regresi *robust*.

1.4 Tujuan

Penelitian ini dilaksanakan guna mencapai tujuan sebagai berikut:

1. Menganalisis dan membandingkan kinerja metode regresi *robust* MM, S, dan LTS dalam memodelkan faktor-faktor yang mempengaruhi Indeks Pembangunan Manusia (IPM) di Indonesia.
2. Mengidentifikasi metode *robust* yang paling optimal berdasarkan kriteria akurasi prediksi, ketahanan terhadap pencilan, dan efisiensi estimasi parameter.
3. Memberikan rekomendasi metodologis tentang penggunaan metode regresi yang tepat untuk analisis data pembangunan manusia Indonesia dengan karakteristik disparitas tinggi antar provinsi.

1.5 Manfaat

Berdasarkan hasil yang diperoleh, penelitian ini diharapkan dapat memberikan manfaat sebagai berikut:

1. Aspek Keilmuan: Memberikan tambahan pengetahuan serta pemahaman mengenai penerapan regresi *robust*, khususnya metode estimasi MM, S, dan *Least Trimmed Squares* (LTS), dalam analisis data yang dipengaruhi oleh keberadaan pencilan.
2. Aspek Analitis: Menyajikan informasi terkait model regresi yang paling optimal serta mengidentifikasi faktor-faktor yang berpengaruh signifikan terhadap Indeks Pembangunan Manusia (IPM) tahun 2024 berdasarkan pendekatan regresi *robust*.
3. Aspek Akademik: Menjadi referensi dan bahan pertimbangan bagi peneliti selanjutnya yang berminat mengkaji topik sejenis atau mengaplikasikan metode *robust* pada bidang kajian lainnya

1.6 Tinjauan Pustaka

Adapun beberapa penelitian terdahulu yang relevan dan dijadikan sebagai rujukan dalam penyusunan tinjauan pustaka pada penelitian ini adalah sebagai berikut:

Penelitian Akolo dan Nadjamuddin (2022) membahas terkait perbandingan model regresi *robust* menggunakan dua metode estimasi, yaitu estimasi *Least Trimmed*

Square (LTS) dan estimasi *Maximum Likelihood Type* (M), dengan studi kasus pada data Indeks Pembangunan Manusia (IPM) di Pulau Sulawesi. Hasil penelitian menunjukkan bahwa regresi *robust* estimasi LTS memberikan hasil terbaik dalam memodelkan data IPM yang terdapat *outlier* berdasarkan nilai standar error terkecil dan *R-Square* terbesar.

Penelitian Singgih dan Fauzan (2022) membahas perbandingan regresi *robust* menggunakan tiga metode estimasi, yaitu estimasi *Maximum Likelihood Type* (M), estimasi *Scale* (S), dan estimasi *Method of Moment* (MM), dengan studi kasus pada data kriminalitas di Indonesia. Hasil penelitian menunjukkan bahwa regresi *robust* estimasi MM memberikan hasil terbaik di antara ketiga metode yang dibandingkan berdasarkan nilai R^2 , RSE, dan MSE terkecil.

Penelitian Rahman dan Widodo (2018) mengkaji perbandingan kinerja regresi *robust* menggunakan tiga metode estimasi, yaitu *Least Trimmed Square* (LTS), estimasi S, dan estimasi *Method of Moment* (MM), pada data produksi jagung di Indonesia tahun 2015 yang mengandung *outlier*. Perbandingan dilakukan berdasarkan nilai *Residual Standard Error* (RSE) dan *Adjusted R-square*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa regresi *robust* dengan estimasi S memberikan hasil terbaik karena menghasilkan nilai RSE paling kecil dan *Adjusted R-square* paling besar dibandingkan metode LTS dan MM dalam mengestimasi parameter regresi pada data yang mengandung pencilan.

Penelitian (Indriani dkk., 2023) membahas penerapan regresi *robust* untuk menganalisis faktor-faktor yang memengaruhi Tingkat Pengangguran Terbuka (TPT) di Kalimantan Barat tahun 2022 dengan membandingkan tiga metode estimasi, yaitu estimasi M, estimasi S, dan estimasi MM. Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode estimasi S memberikan kinerja terbaik dalam menangani data yang mengandung *outlier*, ditunjukkan oleh nilai *Adjusted R-Square* tertinggi sebesar 86,13%, dibandingkan estimasi M dan estimasi MM.

Penelitian (Muamalah dkk., 2024) membahas perbandingan kinerja regresi *robust* menggunakan tiga metode estimasi, yaitu estimasi MM (*Method of Moment*), estimasi M (*Maximum Likelihood Type*), dan estimasi LTS (*Least Trimmed Square*), dengan studi kasus data produksi padi di Kecamatan Sekaran. Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode estimasi LTS menghasilkan model terbaik dalam menangani data yang mengandung *outlier*, ditunjukkan oleh nilai Mean Square Error (MSE) paling kecil dibandingkan estimasi MM dan estimasi M.

Tabel 1. 1 Persamaan dan Perbedaan dengan Penelitian Sebelumnya

No.	Peneliti (tahun), Judul	Metode penelitian	Persamaan	Perbedaan
1.	Ingka Rizkyani Akolo dan Asriyati Nadjamuddin (2022), Analisis Regresi <i>Robust</i> Estimasi <i>Least Trimmed Square</i> dan Estimasi <i>Maximum Likelihood</i> pada Pemodelan IPM di Pulau Sulawesi	Regresi <i>robust</i> estimasi <i>Least Trimmed Square</i> (LTS) dan estimasi <i>Maximum Likelihood</i> Type (M)	Sama-sama membandingkan metode estimasi LTS pada regresi <i>robust</i> dengan studi kasus yang sama yaitu IPM.	Membandingkan metode estimasi S, MM, dan LTS pada regresi <i>robust</i> dengan studi kasus IPM antarprovinsi di Indonesia
2.	Muhammad Nur Arifin Singgih dan Ahmad Fauzan (2022), <i>Comparison of M Estimation, S Estimation, with MM Estimation to Get the</i>	Regresi <i>robust</i> estimasi <i>Maximum Likelihood</i> Type (M), estimasi	Perbandingan sama-sama membandingkan metode estimasi S dan MM	Membandingkan metode estimasi S, MM, dan LTS pada regresi <i>robust</i>

	<i>Best Estimation of Robust Regression in Criminal Cases in Indonesia</i>	Scale (S), dan estimasi <i>Method of Moment</i> (MM)		
3.	Muhammad Bohari Rahman dan Edy Widodo (2018), Perbandingan Metode Regresi Estimasi <i>Robust Least Trimmed Square</i> , Estimasi <i>Scale</i> , dan Estimasi <i>Method of Moment</i>	<i>Robust</i> estimasi <i>Least Trimmed Square</i> (LTS), estimasi <i>Scale</i> (S), dan estimasi <i>Method of Moment</i> (MM)	Perbandingan sama-sama membandingkan metode estimasi S, MM, dan LTS	Membandingkan metode estimasi S, MM, dan LTS pada regresi <i>robust</i> dengan menggunakan studi kasus yang berbeda
4.	Maria Meilinda Indriani, Juwan Prioabil Dwi Wicaksono, dan Dadan Kusnandar (2024), Perbandingan Estimasi-M, Estimasi-S, dan Estimasi-MM pada Analisis Regresi <i>Robust</i> untuk Menganalisis	<i>Robust</i> estimasi <i>Maximum Likelihood Type</i> (M), estimasi <i>Scale</i> (S), dan estimasi <i>Method of</i>	Perbandingan sama-sama membandingkan metode estimasi S dan MM pada analisis regresi <i>robust</i> untuk menganalisis faktor-faktor yang	Membandingkan ketiga metode estimasi <i>robust</i> (MM, S, dan LTS)

	Faktor-Faktor yang Memengaruhi Tingkat Pengangguran Terbuka di Kalimantan Barat	<i>Moment</i> (MM)	memengaruhi Tingkat Pengangguran Terbuka	
5.	Amanda Fatma Muamalah, Pukky Tetralian Bintining Ngastiti, dan Ahmad Isro'il (2024), Perbandingan Hasil Model Regresi <i>Robust</i> Estimasi MM (<i>Method of Moment</i>), Estimasi M (<i>Maximum Likelihood Type</i>), dan Estimasi LTS (<i>Least Trimmed Square</i>) pada Produksi Padi di Kecamatan Sekaran	Regresi <i>robust</i> estimasi MM (<i>Method of Moment</i>), Estimasi M (<i>Maximum Likelihood Type</i>), dan Estimasi LTS (<i>Least Trimmed Square</i>)	Perbandingan sama-sama membandingkan metode estimasi MM dan LTS	Membandingkan metode estimasi S, MM, dan LTS pada regresi <i>robust</i>

1.7 Sistematika Penulisan

Skripsi ini disusun secara sistematis dengan struktur sebagai berikut:

BAB I PENDAHULUAN

Bab ini memuat uraian mengenai latar belakang permasalahan, perumusan masalah, pembatasan masalah, tujuan penelitian, manfaat penelitian, tinjauan pustaka, serta sistematika penulisan.

BAB II TINJAUAN PUSTAKA

Bab ini menguraikan landasan teoritis dan kajian empiris yang relevan dengan topik penelitian, meliputi konsep dasar regresi linier dan Metode Kuadrat Terkecil (MKT), teori regresi *robust* beserta karakteristik estimasi MM, S, dan *Least Trimmed Squares* (LTS), ukuran kinerja model (goodness-of-fit), serta ringkasan penelitian terdahulu yang berkaitan dengan penerapan dan perbandingan metode regresi *robust*.

BAB III METODE PENELITIAN

Bab ini menjelaskan desain penelitian yang digunakan, mencakup jenis dan sumber data, penentuan variabel dependen dan independen, teknik pengumpulan data, serta tahapan analisis data. Prosedur analisis meliputi penerapan Metode Kuadrat Terkecil, identifikasi pencilan, dan penerapan metode regresi *robust* estimasi MM, S, dan LTS dalam memodelkan faktor-faktor yang memengaruhi Indeks Pembangunan Manusia.

BAB IV STUDI KASUS

Bab ini memaparkan penerapan metode regresi *robust* dengan estimasi MM, S, dan LTS pada data Tingkat Pengangguran Terbuka menurut provinsi di Indonesia. Proses analisis dilakukan menggunakan perangkat lunak statistik, seperti R, untuk memperoleh model estimasi dari masing-masing metode beserta ukuran kesesuaian model yang dihasilkan.

BAB V HASIL DAN PEMBAHASAN

Bab ini menyajikan hasil analisis komparatif dari ketiga metode regresi *robust* yang diterapkan pada studi kasus. Pembahasan difokuskan pada evaluasi kinerja metode berdasarkan aspek ketahanan (*breakdown point*), efisiensi estimator, akurasi prediksi, serta kestabilan interpretasi koefisien regresi, dengan mengaitkan hasil temuan terhadap landasan teori dan penelitian terdahulu guna menjawab rumusan masalah.

BAB VI PENUTUP

Bab ini berisi simpulan utama yang diperoleh dari hasil penelitian serta saran yang dapat dijadikan pertimbangan bagi penelitian selanjutnya maupun implikasi dalam perumusan kebijakan.

DAFTAR PUSTAKA

Bagian ini memuat seluruh sumber referensi yang digunakan dalam penyusunan skripsi, baik berupa buku, artikel jurnal ilmiah, maupun publikasi resmi lainnya.

LAMPIRAN

Berisi data penelitian, output analisis statistik dari software, dan dokumen pendukung lainnya.



BAB VI

PENUTUP

6.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil analisis yang telah dilakukan terhadap data Indeks Pembangunan Manusia (IPM) di 38 provinsi Indonesia pada tahun 2024 menggunakan metode regresi *robust* MM, S, dan LTS, dapat ditarik kesimpulan sebagai berikut:

1. Hasil deteksi outlier menggunakan Leverage Value dan DFFITS menunjukkan terdapat 5 provinsi yang terindikasi sebagai pencilan, yaitu Kepulauan Riau, Jawa Tengah, Papua Barat Daya, Papua Selatan, dan Papua Tengah. Keberadaan pencilan tersebut menjadi dasar penggunaan metode regresi *robust* sebagai alternatif yang lebih andal dibandingkan regresi OLS biasa.
2. Hasil pemodelan menggunakan ketiga metode regresi *robust* menunjukkan bahwa variabel Pengeluaran Per Kapita Disesuaikan (X_2) secara konsisten berpengaruh signifikan terhadap IPM pada seluruh metode yang digunakan. Selain itu, metode S dan LTS juga mengidentifikasi Rasio Kemiskinan (X_5) sebagai variabel yang berpengaruh signifikan, sedangkan metode LTS turut mengidentifikasi TPT (X_4) sebagai variabel yang signifikan.
3. Berdasarkan perbandingan kinerja ketiga metode menggunakan kriteria *Adjusted R²* dan MAE, metode S terpilih sebagai model terbaik dengan nilai *Adjusted R²* tertinggi sebesar 0,9655 dan MAE terendah sebesar 1,3889, yang berarti model S mampu menjelaskan 96,55% variasi IPM serta menghasilkan prediksi paling akurat. Model regresi *robust* S yang terbentuk adalah:

$$\hat{Y} = 64,916 + 0,008X_1 + 0,907X_2 - 0,179X_3 + 0,094X_4 - 0,288X_5$$

4. Berdasarkan kesesuaian hasil estimasi dengan realita, variabel Pengeluaran Per Kapita (X_2) menunjukkan pengaruh positif yang konsisten di seluruh model dan sesuai dengan realita bahwa peningkatan daya beli masyarakat mendorong peningkatan kualitas kesehatan, pendidikan, dan kesejahteraan. Rasio Kemiskinan (X_5) menunjukkan pengaruh negatif yang sesuai dengan realita, yaitu semakin tinggi persentase penduduk miskin maka IPM cenderung menurun, yang terbukti pada metode S dan LTS. Sementara itu, TPT (X_4) pada metode LTS masih menunjukkan pengaruh positif yang bertentangan dengan realita (seharusnya negatif), sedangkan metode S berhasil mengeliminasi hubungan semu tersebut dengan menjadikan TPT tidak signifikan. Adapun UMP (X_3) yang pada model OLS menunjukkan pengaruh negatif tidak sejalan dengan teori, setelah menggunakan metode *robust* menjadi tidak signifikan pada seluruh metode, yang menegaskan bahwa hasil OLS sebelumnya dipengaruhi oleh *outlier*. Dengan demikian, metode S tidak hanya unggul secara statistik tetapi juga menghasilkan hubungan antar variabel yang paling konsisten dengan realita dibandingkan metode MM dan LTS.
5. Model regresi robust S yang disederhanakan dengan hanya melibatkan variabel signifikan (Pengeluaran Per Kapita Disesuaikan dan Rasio Kemiskinan) menghasilkan persamaan:

$$\hat{Y} = 64,416 + 0,978X_2 - 0,291X_5$$

dengan Adjusted R^2 sebesar 0,9743 dan MAE sebesar 1,4565. Hal ini menunjukkan bahwa penyederhanaan model tetap mampu mempertahankan kemampuan penjelasan yang tinggi terhadap variasi IPM, sekaligus menghasilkan model yang lebih ringkas dan mudah diinterpretasikan tanpa kehilangan akurasi prediksi secara berarti.

6.2 Saran

Berdasarkan kesimpulan yang telah dipaparkan, terdapat beberapa saran yang dapat diberikan untuk penelitian selanjutnya maupun bagi pengambil kebijakan, sebagai berikut:

1. Penelitian selanjutnya disarankan menggunakan variabel prediktor lain seperti tingkat partisipasi sekolah, angka harapan hidup, atau akses infrastruktur dasar, serta membandingkan dengan metode *robust* lainnya, atau menggunakan data panel untuk menangkap dinamika antarwaktu dan antarprovinsi.
2. Pemerintah daerah perlu memprioritaskan program peningkatan daya beli masyarakat dan pengentasan kemiskinan, terutama di provinsi dengan IPM rendah seperti kawasan Papua. Meskipun PDRB, UMP, dan TPT tidak signifikan, pemerintah tetap perlu menjaga stabilitas ekonomi dan perluasan lapangan kerja. Pendekatan kebijakan berbasis kewilayahan juga diperlukan mengingat kesenjangan IPM antara wilayah barat dan timur Indonesia.

DAFTAR PUSTAKA

- Casella, G., & Berger, R. (2024). *Statistical Inference* (2nd ed). Chapman and Hall/CRC. <https://doi.org/10.1201/9781003456285>
- Casella, George., & Berger, R. L. . (2002). *Statistical inference* (2nd ed.). Thomson Learning.
- Chalid, N., & Yusuf, Y. (2014). Pengaruh Tingkat Kemiskinan, Tingkat Pengangguran, Upah Minimum Kabupaten/Kota dan Laju Pertumbuhan Ekonomi terhadap Indeks Pembangunan Manusia di Provinsi Riau. *Jurnal Ekonomi*, 22(2), 1–12.
- Creswell, J. W. ., & Creswell, J. David. (2018). *Research design : qualitative, quantitative, and mixed methods approaches* (5th ed.). SAGE Publications, Inc.
- Devore, J. L. . (2016). *Probability and statistics for engineering and the sciences* (9th ed.). Cengage Learning.
- Draper, N. R., & Smith, H. (1998). *Applied Regression Analysis* (3rd ed.). John Wiley & Sons, Inc. <https://doi.org/10.1002/9781118625590>
- Gelman, A., Carlin, J. B., Stern, H. S., Dunson, D. B., Vehtari, A., & Rubin, D. B. (2013). *Bayesian Data Analysis* (3rd ed.). Chapman and Hall/CRC. <https://doi.org/10.1201/b16018>
- Greene, W. H. . (2012). *Econometric analysis*. Pearson.
- Gujarati, D. N. ., & Porter, D. C. . (2009). *Basic econometrics* (5th ed.). McGraw-Hill Irwin.
- Hampel, F. R., Ronchetti, E. M., Rousseeuw, P. J., & Stahel, W. A. (2007). *Robust Statistics: The Approach Based on Influence Functions*. John Wiley & Sons.
- Huber, P. J., & Ronchetti, E. M. (2009). *Robust Statistics* (2nd ed.). Wiley. <https://doi.org/10.1002/9780470434697>
- Indriani, M. M., Wicaksono, J. P. D., & Kusnandar, D. (2023). Perbandingan Estimasi-M, Estimasi-S, dan Estimasi-MM pada Analisis Regresi Robust untuk Menganalisis Faktor-Faktor yang Memengaruhi Tingkat Pengangguran Terbuka di Kalimantan Barat. *E-Jurnal Formasi*, 3(2), 90–99.
- Jana, P., Rosadi, D., & Supandi, E. D. (2023). COMPARISON OF ROBUST ESTIMATION ON MULTIPLE REGRESSION MODEL. *BAREKENG: Jurnal Ilmu Matematika dan Terapan*, 17(2), 0979–0988. <https://doi.org/10.30598/barekengvol17iss2pp0979-0988>

- Kutner, M. H. ., Nachtsheim, Chris., Neter, John., & Li, William. (2005). *Applied linear statistical models* (5th ed.). McGraw-Hill Irwin.
- Manurung, E. N., & Hutabarat, F. (2021). Pengaruh Angka Harapan Lama Sekolah, Rata-Rata Lama Sekolah, Pengeluaran per Kapita Terhadap Indeks Pembangunan Manusia. *Jurnal Ilmiah Akuntansi Manajemen*, 4(2), 121–129. <https://doi.org/10.35326/jiam.v4i2.1718>
- Maronna, R. A. ., Martin, R. Douglas., & Yohai, V. J. . (2019). *Robust statistics : theory and methods (with R)* (2nd ed.). Wiley.
- Montgomery, D. C. ., Peck, E. A. ., & Vining, G. Geoffrey. (2012a). *INTRODUCTION TO LINEAR REGRESSION ANALYSIS*.
- Montgomery, D. C. ., Peck, E. A. ., & Vining, G. Geoffrey. (2012b). *Introduction to Linear Regression Analysis* (5th ed.). John Wiley & Son.
- Montgomery, D. C. ., Peck, E. A. ., & Vining, G. Geoffrey. (2021). *Introduction to linear regression analysis* (sixth edition). John Wiley & Sons, Inc.
- Montgomery, D. C. ., & Runger, G. C. . (2014). *Applied statistics and probability for engineers* (6th ed.). John Wiley and Sons, Inc.
- Muamalah, A. F., Ngastiti, P. T. B., & Is'roil, 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. Dalam *Jurnal Ilmiah Matematika* (Vol. 12).
- Nailufar, F., Juliansyah, H., Murtala, & Risna. (2024). PENGARUH UPAH MINIMUM PROVINSI (UMP), PENANAMAN MODAL ASING (PMA), DAN PRODUK DOMESTIK REGIONAL BRUTO (PDRB), TERHADAP INDEKS PEMBANGUNAN MANUSIA (IPM) DI IINDONESIA (STUDI KASUS 11 PROVINSI IPM LOWER MEDIUM). *Jurnal Ekonomi Regional Unimal*, 7(1), 11–21. http://ojs.unimal.ac.id/index.php/ekonomi_regional
- Olaluwoye, O. T., Lukman, A. F., Alrasheedi, M. A., Nzomo, W. N., & Farghali, R. A. (2025). Robust estimation methods for addressing multicollinearity and outliers in beta regression models. *Scientific Reports*, 15(1). <https://doi.org/10.1038/s41598-025-85553-7>
- Rahman, M. B., & Widodo, E. (2018). *Perbandingan Metode Regresi Robust Estimasi Least Trimmed Square, Estimasi Scale, dan Estimasi Method Of Moment*. <https://journal.unnes.ac.id/sju/index.php/prisma/>

- Rousseeuw, P. J. (1984). Least Median of Squares Regression. *Journal of the American Statistical Association*, 79(388), 871–880. <https://doi.org/10.1080/01621459.1984.10477105>
- Rousseeuw, P. J. ., & Leroy, A. M. . (2005). *Robust regression and outlier detection*. Wiley-Interscience.
- Rousseeuw, P. J., & Leroy, A. M. (1987). *Robust Regression and Outlier Detection*. Wiley. <https://doi.org/10.1002/0471725382>
- Sekaran, Uma., & Bougie, Roger. (2016). *Research methods for business : a skill-building approach*. John Wiley & Sons.
- Triola, M. F. (2018). *Elementary Statistics* (13th ed.). Pearson Education.
- UNDP. (2024). *Human Development Report 2023-24 | Human Development Reports*. <https://hdr.undp.org/content/human-development-report-2023-24>
- Walpole, R. E. ., Myers, R. H. ., Myers, S. L. ., & Ye, Keying. (2017). *Probability & statistics for engineers & scientists : MyStatLab update* (9th ed.). Pearson Education.
- Williyan, E. A., & Hasmarini, M. I. (2024). Analisis Pengaruh PDRB Per Kapita, Jumlah Penduduk Miskin dan Investasi Terhadap Indeks Pembangunan Manusia (IPM) di Provinsi Kalimantan Timur Tahun 2017-2021. *Jurnal EMT KITA*, 8(1), 226–234. <https://doi.org/10.35870/emt.v8i1.2106>
- Willmott, C., & Matsuura, K. (2005). Advantages of the mean absolute error (MAE) over the root mean square error (RMSE) in assessing average model performance. *Climate Research*, 30, 79–82. <https://doi.org/10.3354/cr030079>
- Yohai, V. J. (1987). *High Breakdown-Point and High Efficiency Robust Estimates for Regression* (Vol. 15, Nomor 2).