

# Multiple Linear Regression Approach to Community Literacy Development Index in Central Java by 2023

## Pendekatan Analisis Regresi Linear Berganda dalam Indeks Pembangunan Literasi Masyarakat Jawa Tengah Tahun 2023

Nafisa Zalfa Maulida<sup>1</sup>, Meriza Immanuela Virgie<sup>1</sup>, Muhammad Firlan Maulana<sup>1</sup>, Rose Dwi Aulia<sup>1</sup>, Muhammad Abdan Rofi<sup>1</sup>, Itasia Dina Sulvianti<sup>1</sup>‡, Much Fazrin Sepranjani Fatah<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Department of Statistics, IPB University, Indonesia

‡corresponding author: itasiasu@gmail.com

### Abstract

According to the latest study by the Organisation for Economic Co-operation and Development (OECD), the ranking of Indonesian students' reading ability or literacy is ranked 71st out of 81 countries based on the Programme for International Student Assessment (PISA) score. The Community Literacy Development Index (CLDI) applicable in Indonesia is a benchmark that can be used to monitor the efforts of local governments (provincial and district/city levels) in increasing public literacy interest through library development. Central Java Province was chosen as the observed area because it is the second province with the highest Reading Preference Level (RPL) and is the sixth province with the highest CLDI score. The purpose of this study is to determine the variables that affect CLDI in Central Java. In this study, the best model was estimated using multiple linear regression analysis methods using data obtained from the Central Statistics Agency (CSA) of Central Java Province in 2023. There were fifteen explanatory modifiers in the initial model which were then selected using the stepwise method to select variables that had a significant effect. Determination of the best model using the AIC value indicator. The results of this study show that there are positive relationships between CLDI with school enrollment rate and CLDI with poverty line, while population has a negative relationship with CLDI. Based on the results of this study, the government should focus on developing education and economics to increase CLDI.

**Keywords:** literacy, Community Literacy Development Index, multiple linear regression analysis

### Abstrak

Menurut studi oleh Organisation for Economic Co-operation and Development (OECD) terkini, peringkat kemampuan membaca atau literasi siswa Indonesia berada di urutan ke-71 dari 81 negara berdasarkan perolehan skor Programme for International Student Assessment (PISA). Indeks Pembangunan Literasi Masyarakat (IPLM) yang berlaku di Indonesia merupakan tolak ukur yang dapat digunakan untuk

memantau usaha pemerintah daerah (tingkat provinsi dan kabupaten/kota) dalam meningkatkan minat literasi masyarakat melalui pengembangan perpustakaan. Provinsi Jawa Tengah dipilih sebagai daerah yang diamati karena merupakan provinsi kedua dengan Tingkat Kegemaran Membaca (TGM) tertinggi dan merupakan provinsi keenam dengan nilai IPLM tertinggi. Tujuan dari penelitian ini adalah mengetahui peubah-peubah yang memengaruhi IPLM di Jawa Tengah. Pada penelitian ini, dilakukan pendugaan model terbaik menggunakan metode analisis regresi linear berganda dengan menggunakan data yang diperoleh dari Badan Pusat Statistik (BPS) Provinsi Jawa Tengah tahun 2023. Terdapat lima belas peubah penjelas pada model awal yang kemudian diseleksi menggunakan metode *stepwise* untuk memilih peubah yang berpengaruh secara signifikan. Penentuan model terbaik menggunakan indikator nilai AIC. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa terdapat hubungan positif antara IPLM dengan angka partisipasi sekolah dan garis kemiskinan, sedangkan jumlah penduduk memiliki hubungan yang negatif terhadap IPLM. Berdasarkan hasil penelitian ini, pemerintah harus fokus mengembangkan bidang pendidikan dan ekonomi untuk meningkatkan IPLM.

**Kata kunci:** analisis regresi linear berganda, literasi, Indeks Pengembangan Literasi Masyarakat (IPLM)

## 1. Pendahuluan

Menurut studi oleh Organisation for Economic Co-operation and Development (OECD) terkini, peringkat kemampuan membaca atau literasi siswa Indonesia berada di urutan ke-71 dari 81 negara berdasarkan perolehan skor Programme for International Student Assessment (PISA). Indeks Pembangunan Literasi Masyarakat (IPLM) yang berlaku di Indonesia merupakan tolak ukur yang dapat digunakan untuk memantau usaha pemerintah daerah (tingkat provinsi dan kabupaten/kota) dalam meningkatkan minat literasi masyarakat melalui pengembangan perpustakaan (Warsito *et al.* 2023).

Kemajuan literasi menjadi parameter kemajuan suatu daerah. Provinsi Jawa Tengah termasuk salah satu provinsi yang memiliki rata-rata tingkat kegemaran membaca dalam peringkat tinggi. Menurut Kementerian Perencanaan Pembangunan Nasional/Badan Perencanaan Pembangunan Nasional (BAPPENAS), Jawa Tengah menduduki peringkat keenam dalam pencapaian skor IPLM di Indonesia pada tahun 2023. Skor IPLM dapat dinilai dari Tingkat Kegemaran Membaca (TGM) dan tercatat bahwa provinsi-provinsi seperti DI Yogyakarta, Jawa Tengah, Jawa Barat, DKI Jakarta, Jawa Timur, Kalimantan Utara, Kalimantan Timur, Sumatra Barat, Sulawesi Selatan, dan Jambi merupakan sepuluh daerah dengan TGM tertinggi.

Warsito *et al.* 2023 telah melakukan penelitian bahwa tingkat kemudahan akses informasi menjadi salah satu pengaruh yang signifikan pada skor IPLM di Provinsi Jawa Tengah dan menduduki peringkat keenam dari seluruh provinsi di Indonesia. Penelitian tersebut mengatakan bahwa secara signifikan semakin mudah mengakses informasi dari berbagai media maka literasi masyarakat akan semakin baik. Untuk memahami peubah-peubah lain yang memengaruhi pembangunan literasi masyarakat di tingkat provinsi, diperlukan analisis yang mendalam dan kompleks.

IPLM adalah indikator penting untuk mengukur tingkat literasi dan akses informasi di suatu wilayah yang diakui secara luas dalam pembangunan masyarakat. Namun, belum banyak penelitian yang secara khusus meneliti peubah-peubah yang memengaruhi skor IPLM secara detail (Setyowati 2016). Penelitian ini diharapkan dapat memperluas pengetahuan tersebut yang diharapkan dapat memberikan informasi yang lebih kompleks tentang peubah-peubah yang memengaruhi IPLM di Indonesia serta bagaimana pengaruhnya. Hasil penelitian diharapkan dapat memberikan masukan dan rekomendasi kebijakan kepada pemerintah terkait dalam upaya meningkatkan IPLM di Indonesia.

## 2. Metodologi

### 2.1 Bahan dan Data

Penelitian ini menggunakan data sekunder yang diperoleh dari hasil publikasi Badan Pusat Statistik (BPS) Jawa Tengah dan BAPPENAS. Data terdiri dari 15 peubah penjelas dan 1 peubah respons dari masing-masing kabupaten/kota di Jawa Tengah pada tahun 2023. Pemilihan peubah penjelas pada penelitian berdasarkan penelitian terdahulu yang telah dilakukan serta keinginan pribadi peneliti untuk melakukan pendugaan terhadap peubah respons.

Tabel 1: Daftar peubah yang digunakan

Kode	Peubah	Satuan	Referensi
Y	Skor IPLM	Persen	BAPPENAS
X1	Jumlah Penduduk	Ratusan Ribu Jiwa	Muhamad dan Rahmi 2023
X2	Jumlah Sekolah	Ratusan Buah	Komariah <i>et al.</i> 2019
X3	Jumlah Guru	Ribuan Orang	Anisa <i>et al.</i> 2021
X4	Jumlah Peserta Didik	Puluhan Ribu Orang	Anisa <i>et al.</i> 2021
X5	Angka Harapan Hidup	Tahun	Arif <i>et.al</i> 2023
X6	PDRB per Kapita	Milyar Rupiah	Lavenia <i>et.al</i> 2023
X7	Angka Partisipasi Sekolah	Persen	Anisa <i>et al.</i> 2021
X8	Harapan Lama Sekolah	Tahun	Arif <i>et al.</i> 2023

X9	Rata-Rata Lama Sekolah	Tahun	Arif <i>et.al</i> 2023
X10	Pengeluaran per Kapita	Ribuan Rupiah	Muhamad dan Rahmi 2023
<b>Kode</b>	<b>Peubah</b>	<b>Satuan</b>	<b>Referensi</b>
X11	IPM	Persen	Anantika dan Sasana 2020
X12	Garis Kemiskinan	Puluhan Ribu Rupiah	Lavenia <i>et.al</i> 2023
X13	Jumlah Penduduk Miskin	Puluhan Orang	Ashari dan Moh 2023
X14	Persentase Penduduk Miskin	Persen	Ashari dan Moh 2023
X15	Jumlah Perpustakaan	Buah	Komariah <i>et al.</i> 2019

## 2.2 Metode Penelitian

Prosedur analisis data yang dilakukan pada penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Eksplorasi data dengan peubah yang ada membentuk *scatter plot* untuk mengetahui nilai korelasi antar peubah yang ada.
2. Pendugaan mode awal regresi linear berganda untuk semua peubah penjelas terhadap peubah respons. Secara umum, hubungan atau persamaan antara suatu peubah respons dengan beberapa peubah penjelas dituliskan sebagai berikut:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_p X_p + \varepsilon$$

keterangan:

$Y$  : peubah respons

$X_1, X_2, \dots, X_p$  : peubah penjelas

$\beta_0, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_p$  : parameter regresi

$\varepsilon$  : galat

$p$  : banyaknya peubah penjelas

3. Pengujian kehadiran multikolinearitas antar peubah penjelas menggunakan *heatmap* serta nilai VIF.

Multikolinearitas dapat dideteksi menggunakan besaran faktor inflasi ragam atau *variance inflation factor* (VIF). Ketika besaran nilai VIF tidak lebih dari sepuluh, maka tidak terdapat kolinearitas pada peubah bebas (Chatterjee dan Hadi 2006).

Dengan  $R_j^2$  adalah koefisien determinasi antara  $X_j$  dengan peubah bebas lainnya dalam model regresi dan  $j = 1, 2, 3, \dots, p$  nilai VIF suatu koefisien regresi didapati dari persamaan berikut:

$$VIF_j = \frac{1}{1-R_j^2}$$

4. Pendeteksian amatan yang berupa pencilan, titik *leverage*, dan amatan berpengaruh.

i. Pencilan

Dalam regresi linear berganda, apabila terdapat perbedaan yang besar antara nilai  $\hat{y}_i$  dengan nilai  $y_i$ , dapat dicurigai bahwa observasi ke- $i$  kemungkinan merupakan sebuah pencilan (Yan dan Su 2009). Pencilan merupakan titik data yang secara statistik jauh dari model yang terpilih. Jika kita yakin bahwa model yang terpilih tersebut merupakan model yang benar, pencilan dikatakan sebagai titik data yang jauh dari garis regresi. Plot antara galat dengan  $y_i$  dan plot peluang normal dapat membantu dalam mengidentifikasi pencilan (Montgomery *et al.* 2012).

ii. Titik *Leverage*

Titik *leverage* merupakan amatan yang terpencil dari amatan yang lain dalam sumbu  $x$ , tetapi terletak dalam garis regresi yang melewati amatan lain (Montgomery *et al.* 2012).

iii. Amatan Berpengaruh

Menurut Yan dan Su (2009), amatan berpengaruh merupakan titik data yang memiliki pengaruh yang besar terhadap satu atau lebih parameter regresi di mana memasukkan atau mengeluarkan titik data tersebut dari model regresi. Hal tersebut dapat menimbulkan perubahan yang tidak biasa pada satu atau lebih parameter regresi. Amatan berpengaruh merupakan titik dengan koordinat  $x$  dan  $y$  yang cukup tidak biasa, tetapi memiliki dampak yang berpengaruh pada model regresi.

*Cook's Distance* merupakan ukuran pengaruh suatu pengamatan ke- $i$  terhadap semua dugaan koefisien regresi (Daniel 2019). Pengamatan ke- $i$  dapat dikatakan berpengaruh pada persamaan regresi apabila nilai jarak Cook  $Di > F(p, n - p; 1 - \alpha) = 0,05$ . Dengan  $e_i$  merupakan nilai galat pada pengamatan ke- $i$ ,  $h_{ii}$  merupakan unsur ke- $i$  dari diagonal matriks  $H$ ,  $p$  banyaknya parameter regresi, dan  $n$  banyaknya pengamatan, nilai jarak Cook  $Di$  dan  $s^2$  dapat diperoleh dari persamaan berikut.

$$D_i = \left( \frac{e_i^2}{ps^2} \right) \left( \frac{h_{ii}}{(1-h_{ii})^2} \right) \text{ dan } s^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (e_i)^2}{n-p}$$

5. Uji asumsi galat berupa uji asumsi Gauss-Markov serta uji normalitas (uji asumsi klasik) terhadap model awal regresi linear berganda.

i. Nilai Harapan Galat Sama dengan Nol

Salah satu asumsi yang harus terpenuhi dan juga merupakan kondisi Gauss-Marcov adalah nilai harapan galat sama dengan nol. Kondisi Gauss-Marcov haruslah terpenuhi karena diperlukan untuk pendugaan metode kuadrat terkecil. Uji statistik yang diterapkan adalah uji-T dengan hipotesis sebagai berikut:

$H_0$ : Nilai harapan galat sama dengan nol [ $E(\varepsilon) = 0$ ]

$H_1$ : Nilai harapan galat tidak sama dengan nol [ $E(\varepsilon) \neq 0$ ]

ii. Ragam Galat Homogen

Ragam dari galat yang homogen merupakan salah satu asumsi yang harus terpenuhi. Jika asumsi ini tidak terpenuhi, maka akan terjadi heteroskedastisitas yang merupakan keadaan dimana ragam dari galat tidak sama untuk semua pengamatan pada model regresi (Mardiatmoko 2020). Uji statistik yang diterapkan adalah uji *Studentized Breusch-Pagan* dan uji *NonConstant Variance* dengan hipotesis sebagai berikut:

$H_0$ : Ragam galat homogen [ $Var(\varepsilon) = \sigma^2$ ]

$H_1$ : Ragam galat tidak homogen [ $Var(\varepsilon) \neq \sigma^2$ ]

iii. Galat Saling Bebas

Asumsi residual atau galat saling bebas merupakan salah satu asumsi yang harus terpenuhi. Residual atau galat yang saling bebas menandakan bahwa tidak adanya autokorelasi. Uji statistik yang diterapkan adalah uji *Durbin-Watson*, uji *Breusch-Godfrey*, dan uji *Run* dengan hipotesis sebagai berikut:

$H_0$ : Galat saling bebas [ $E(\varepsilon_i, \varepsilon_j) = 0$ ];  $i \neq j$

$H_1$ : Galat tidak saling bebas [ $E(\varepsilon_i, \varepsilon_j) \neq 0$ ];  $i \neq j$

iv. Asumsi Normalitas Galat

Distribusi dari galat akan diketahui menyebar normal atau tidak melalui uji normalitas. Hal ini penting diketahui karena suatu galat yang tidak menyebar normal akan mengakibatkan hasil analisis yang tidak sesuai dari yang sebenarnya (Sari et al. 2017). Uji statistik yang diterapkan adalah uji normalitas *Shapiro-Wilk* dengan hipotesis sebagai berikut:

$H_0$ : Galat berdistribusi normal

$H_1$ : Galat tidak berdistribusi normal

Penolakan hipotesis awal terjadi jika *p-value* lebih kecil dari taraf nyata yang ada (*p-value* < taraf nyata).

6. Pemilihan Model Terbaik

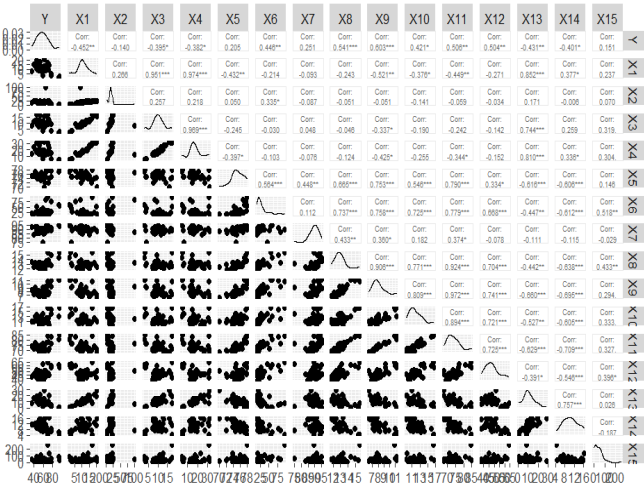
Dalam melakukan seleksi peubah, terdapat tiga metode dasar, yaitu *backward elimination*, *forward selection*, dan *stepwise selection*. Pada penelitian ini,

diterapkan prosedur *stepwise selection*. Prosedur *stepwise selection* merupakan bentuk gabungan dari metode *backward* dan *forward* (Yanke *et al.* 2022). *Stepwise selection* menunjukkan peubah bebas yang signifikan secara statistik, sekaligus menyesuaikan dengan peubah bebas yang lain dalam model regresi. Kelemahan dari metode ini adalah memiliki kemampuan terbatas dalam memilih peubah bebas penting pada data dengan ukuran kecil (Steyerberg *et al.* 1999). Selain itu, *stepwise selection* juga dapat menyebabkan bias dalam menduga koefisien regresi.

### 3. Hasil dan Pebahasan

#### 3.1 Eksplorasi Data

Dalam eksplorasi data, berbagai teknik visualisasi, seperti *scatter plot* dan histogram sering digunakan untuk membantu memahami sebaran data. *Scatter plot* digunakan untuk memperlihatkan hubungan antara dua peubah. Sementara itu, histogram akan memberikan gambaran tentang distribusi atau pola frekuensi dari satu peubah.



Gambar 1: Plot Korelasi Antar Peubah

Dalam plot korelasi di atas, dapat terlihat bahwa mayoritas peubah penjelas memiliki korelasi yang cukup tinggi terhadap peubah respons kecuali pada peubah penjelas X2, X5, dan X15 ( $|korelasi| < 0,3$ ). Beberapa peubah penjelas juga memiliki korelasi yang negatif dengan peubah respons, seperti X1, X2, X3, X4, X13, dan X14. Selain peubah tersebut, peubah penjelas lainnya berkorelasi positif dengan skor IPLM.

#### 3.2 Pendeteksian Multikolinearitas

Pendeteksian multikolinearitas dapat dideteksi dengan dua cara, yakni dengan melihat plot *heatmap* korelasinya serta dengan menghitung nilai *Variance Inflation Factor* (VIF) dari setiap peubah yang ada.

Tabel 2: Nilai VIF Peubah Penjelas

Peubah	Nilai VIF	Peubah	Nilai VIF	Peubah	Nilai VIF
--------	-----------	--------	-----------	--------	-----------

X1	117,123	X6	8,920	X11	1938,126
X2	2,886	X7	2,782	X12	5,709
X3	46,012	X8	84,712	X13	38,320
X4	77,375	X9	341,781	X14	15,456
X5	64,745	X10	218,077	X15	2,871

Multikolinearitas terlihat dari nilai VIF yang lebih besar dari 10. Tabel 2 menunjukkan bahwa X1, X3, X4, X5, X6, X8, X9, X10, X11, X13, dan X14 merupakan peubah-peubah yang memiliki multikolinearitas. Hal tersebut menandakan peubah tersebut dapat menjelaskan peubah-peubah lain. Dipilih peubah penjelas X1, X2, X6, X7, X11, X12, dan X15 yang diharapkan dapat menjelaskan peubah yang tidak dipakai.

### **3.3 Pembentukan Model Awal**

Model awal regresi adalah pendekatan statistik untuk memahami hubungan antara peubah penjelas (X) dan peubah respons (Y). Hal tersebut melibatkan pembuatan persamaan matematis yang menggambarkan hubungan linear antara peubah tersebut. Model awal regresi yang diperoleh pada penelitian ini adalah:



Tabel 3: Model Awal Regresi

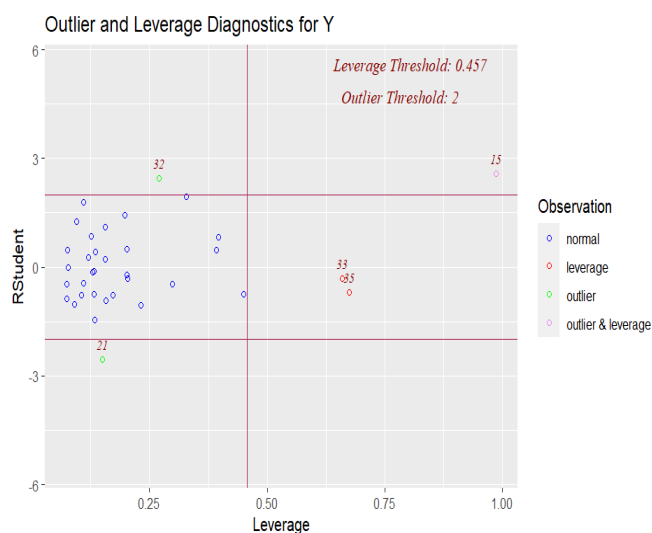
Peubah Penjelas	Koefisien Regresi	Peubah Penjelas	Koefisien Regresi
X1	-1,075	X11	-1,777
X2	-0,159	X12	1,031
X6	0,318	X15	-0,001
X7	1,415		

Nilai *Adjusted R-Squared* dalam model mengindikasikan bahwa kontribusi peubah-peubah penjelas terhadap skor IPLM adalah sebesar 35,21%.

### 3.4 Pendeteksian Pencilan, Titik *Leverage*, dan Amatan Berpengaruh

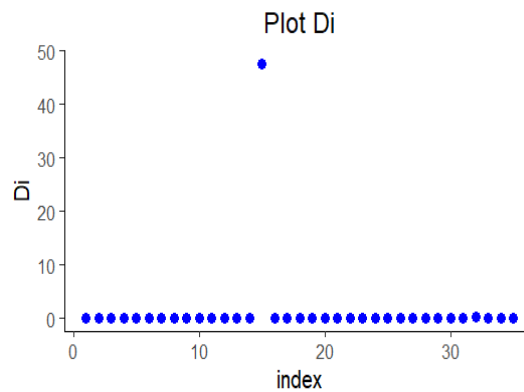
#### 3.4.1 Pencilan dan Titik *Leverage*

Pada pendeteksian ini, akan terlibat jumlah data teramati sebanyak 35 ( $n = 35$ ) dan parameter sebanyak 8 ( $p = 8$ ).

Gambar 3: Plot pendeteksian pencilan dan titik *leverage*

Sebuah amatan dapat dikatakan sebagai pencilan jika nilai mutlak galat terbakunya lebih besar dari 2, ( $|r_i| > 2$ ), sedangkan suatu amatan dapat dikatakan sebagai titik *leverage* apabila nilai dari fungsi jarak antara amatan dengan nilai tengahnya lebih dari rata-rata jarak antar amatannya ( $h_{ii} > 2/pn$  atau  $h_{ii} > 0,457$ ). Dari plot tersebut, amatan ke-21 dan ke-32 dapat dikatakan sebagai pencilan. Untuk amatan ke-33 dan amatan ke-35 dapat dikatakan sebagai titik *leverage*, sedangkan untuk amatan ke-15 termasuk ke dalam titik pencilan dan titik *leverage* karena memenuhi kedua kondisi tersebut.

### 3.4.2 Amatan Berpengaruh



Gambar 4: Plot Jarak Cook

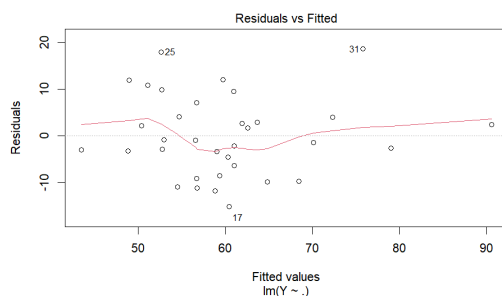
Pada tahap sebelumnya, amatan ke-15 (Kabupaten Kudus) merupakan pencilan dan titik *leverage*. Selain itu, Jarak Cook menunjukkan bahwa amatan ke-15 ini merupakan amatan berpengaruh. Oleh karena itu, amatan ini tidak dihapuskan dari data karena termasuk dalam kasus titik *leverage* yang merupakan amatan berpengaruh.

Kemudian, ditinjau satu per satu nilai *Adjusted R-Squared* dari model yang menghapus kemungkinan satu per satu titik *leverage* dan pencilannya. Didapatkan bahwa model yang hanya menghapus amatan ke-21 memiliki nilai *Adjusted R-Squared* tertinggi dengan nilai 42,23%. Hal tersebut menyebabkan terbentuknya model baru sebagai berikut:

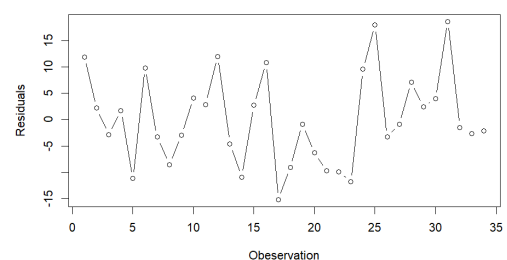
$$\hat{Y} = -2,299 - 1,320X_1 - 0,101X_2 + 0,211X_6 + 1,554X_7 - 1,513X_{11} + 0,913X_{12} + 0,28X_{15}$$

### 3.5 Pengujian Asumsi Klasik

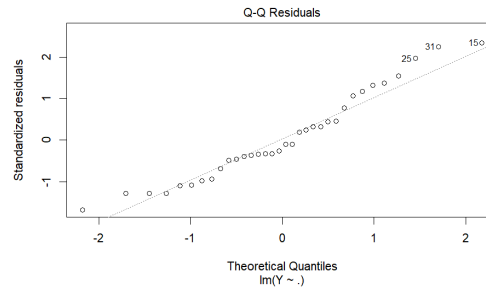
Analisis regresi linear berganda memiliki beberapa asumsi yang harus terpenuhi agar analisisnya akurat.



(a)



(b)



(c)

Gambar 5: (a) Plot galat vs rata-rata, (b) Plot galat vs urutan, dan (c) Plot kuantil-kuantil

Gambar 5 merupakan plot yang dapat digunakan sebagai uji non-formal dari setiap asumsi yang harus dipenuhi dalam regresi linear berganda. Pada Gambar 5a, titik-titik yang menyebar disekitar 0 serta lebar pita amatan yang hampir sama untuk semua amatan menandakan asumsi nilai harapan galat = 0 dan ragam galat homogen terpenuhi. Kemudian, pada Gambar 5b tidak menunjukkan adanya suatu pola tertentu sehingga asumsi galat saling bebas terpenuhi. Untuk asumsi normalitas galat juga terpenuhi karena pada Gambar 5c dapat dilihat bahwa titik-titik amatan cenderung membentuk garis lurus. Uji formal pada setiap asumsi yang ada dengan hasil sebagai berikut:

Tabel 4: Hasil Uji Formal dari Pengujian Asumsi

Nama Asumsi	Uji yang Digunakan	<i>p-value</i>	Keterangan
Nilai Harapan Galat = 0	Uji T	1	Tak tolak H0
Ragam Galat Homogen	Uji <i>Breusch-Pagan</i>	0,56	Tak tolak H0
Galat Saling Bebas	Uji <i>Durbin-Watson</i>	0,1575	Tak tolak H0
Normalitas Galat	Uji <i>Shapiro-Wilk</i>	0,4061	Tak tolak H0

Berdasarkan uji non-formal dan uji formalnya, semua asumsi telah terpenuhi pada taraf nyata 5%. Hal tersebut berarti analisis dapat dilanjutkan tanpa harus melakukan transformasi data.

### 3.6 Pembentukan Model Terbaik

Semua asumsi yang dibutuhkan telah terpenuhi. Hal tersebut berarti analisis dapat dilanjutkan dengan pencarian model terbaik untuk dapat menjelaskan pengaruh peubah penjelas terhadap skor IPLM. Untuk penyeleksian peubah penjelas, digunakan metode *stepwise selection*. Pada metode ini terjadi penyeleksian peubah penjelas yang akan dimasukkan pada model. Peubah yang kemudian akan menjadi model paling baik dan berpengaruh terhadap peubah respons dengan metode ini adalah X1, X7, dan X12 dengan nilai AIC sebesar 157.37. Oleh karena itu, model terbaik yang didapatkan adalah sebagai berikut:

$$\hat{Y} = -60,5270 - 0,9991X_1 + 1,0679X_7 + 0,7485X_{12}$$

### 3.7 Pembahasan

Jumlah penduduk (X1) berpengaruh negatif sebesar 0,9991 jika X1 berubah satu satuan dan peubah penjelas lain tetap. Jumlah penduduk yang berkorelasi negatif dengan skor IPLM disebabkan oleh berbanding terbaliknya jumlah penduduk dengan skor UPLM. Menurut BPS, penduduk Jawa Tengah pada tahun 2023 mencapai 37,54 juta jiwa sehingga dapat dikatakan penduduk Jawa Tengah memiliki jumlah penduduk yang cukup tinggi dibandingkan provinsi lainnya di Indonesia. Hal tersebut dapat dikatakan bahwa korelasi negatif antara skor IPLM dengan jumlah penduduk kurang relevan. Menurut BAPPENAS, Papua Barat termasuk salah satu provinsi dengan skor IPLM terendah, 49,95, sedangkan jumlah penduduknya hanya 1,09 juta.

Angka Partisipasi Sekolah (X7) berpengaruh positif sebesar 1,0679 jika X7 berubah satu satuan dan peubah penjelas lain tetap. Hubungan positif antara angka partisipasi sekolah terjadi karena meningkatnya partisipasi masyarakat untuk bersekolah akan meningkatkan kemungkinan literasi yang ada. Hal tersebut dibuktikan dengan lebih tingginya angka partisipasi sekolah di Jawa Tengah dibandingkan dengan Papua Barat.

Garis Kemiskinan (X12) juga berpengaruh positif sebesar 0,7485 jika X12 naik satu satuan serta peubah penjelas lain dianggap tetap. Untuk garis kemiskinan, umumnya semakin tinggi garis kemiskinan di suatu daerah akan meningkatkan juga kesejahteraan masyarakat yang nantinya dapat berdampak terhadap tingkat literasi yang ada. Akan tetapi, besarnya garis kemiskinan Papua Barat yang lebih tinggi dibanding dengan Jawa Tengah (BPS 2023).

### 4. Simpulan dan Saran

Berdasarkan penelitian ini, skor Indeks Pembangunan Literasi Masyarakat (IPLM) dipengaruhi oleh tiga peubah secara signifikan, yaitu jumlah penduduk, angka partisipasi sekolah, serta garis kemiskinan. Hasil analisis ini diharapkan dapat dijadikan acuan bagi beberapa kalangan, seperti pemerintah provinsi dalam upaya meningkatkan skor Indeks Pembangunan Literasi Masyarakat (IPLM) di setiap daerahnya. Adapun upaya-upaya yang dapat pemerintah lakukan adalah membuat program untuk menunjang pendidikan dasar dan menengah, pengembangan perpustakaan dan taman baca, serta peningkatan program literasi masyarakat.

#### Daftar Pustaka

- [BAPPENAS] Kementrian Perencanaan Pembangunan Nasional/ Badan Perencanaan Pembangunan Nasional. Indeks Pembangunan Literasi Masyarakat (IPLM). [diunduh 2024 April 21]. <https://katalog.BAPPENAS/dataset/indeks-pembangunan-literasi-masyarakat-2021>.
- [BPS Provinsi Jawa Tengah] Badan Pusat Statistik Provinsi Jawa Tengah. 2023. Angka Partisipasi Sekolah (APS) (Persen) 2021-2023. [diunduh 2024 April 21]. <https://jateng.bps.go.id/indicator/28/71/1/angka-partisipasi-sekolah-aps-.html>.

- [BPS Provinsi Jawa Tengah] Badan Pusat Statistik Provinsi Jawa Tengah. 2023. Jumlah Penduduk Menurut Kabupaten/Kota di Jawa Tengah (Jiwa), 2021-2023. [diunduh 2024 April 21]. <https://jateng.bps.go.id/indicator/12/766/1/jumlah-penduduk-menurut-kabupaten-kota-di-jawa-tengah.html>.
- [BPS Provinsi Jawa Tengah] Badan Pusat Statistik. 2023. Kemiskinan 2021-2023. [diunduh 2024 April 21]. <https://jateng.bps.go.id/indicator/23/34/1/kemiskinan.html>.
- Anantika DA, Sasana H. 2020. Analisis pengaruh pengeluaran pemerintah sektor pendidikan, kesehatan, korupsi, dan pertumbuhan ekonomi terhadap indeks pembangunan manusia di negara APEC. *Diponegoro Journal of Economics*. 9(3): 167-178.
- Anisa AR, Ipungkartti AA, Saffanah KN. 2021. Pengaruh kurangnya literasi serta kemampuan dalam berpikir kritis yang masih rendah dalam pendidikan di Indonesia. *Conference Series Journal*. 1(1): 006.
- Arif, Alfarez DA, Ramadhan MR, Mardhotillah B. 2023. Pengaruh angka harapan hidup saat lahir (AHH), harapan lama sekolah (HLS) dan rata-rata lama sekolah (RLS) terhadap indeks pembangunan manusia di Provinsi Jambi. *Jurnal Statistika Universitas Jambi*. 2(2): 89.
- Ashari RT dan Athoillah M. 2023. Analisis pengaruh tingkat pengangguran terbuka, tingkat partisipasi angkatan kerja, upah minimum, indeks pembangunan manusia, pertumbuhan ekonomi, dan jumlah penduduk terhadap kemiskinan di kawasan tapal kuda. *Journal of Development Economic and Social Studies*. 2(2): 313-326.
- Chatterjee S dan Hadi AS. 2006. *Regression Analysis by Example*. Edisi ke-4. Hoboken (NJ): Wiley.
- Daniel F. 2019. Mengatasi pencilan pada pemodelan regresi linear berganda dengan metode regresi robust penaksir LMS. *BAREKENG: Jurnal Ilmu Matematika dan Terapan*. 13(3): 145-156.
- Janie DNA. 2012. *Statistik Deskriptif & Regresi Linier Berganda dengan SPSS*. Semarang: Semarang University Press.
- Komaridah D, Yogiartoro M, Hukom A. 2019. Pengaruh belanja modal dan pertumbuhan ekonomi terhadap indeks pembangunan manusia. *Jurnal Riset Manajemen dan Bisnis*. 4(1): 523-532.
- Lavenia L, Mandai S, Lutfi MY. 2023. Pengaruh produk domestik regional bruto (PDRB), upah minimum, pengangguran, jumlah penduduk, dan angka melek huruf terhadap kemiskinan di Provinsi Jawa Barat tahun 2015-2021. *Jurnal Ekonomi Trisakti*. 3(1): 319-328.
- Mardiatmoko G. 2020. Pentingnya uji asumsi klasik pada analisis regresi linier berganda (studi kasus penyusunan persamaan allometrik kenari muda (*Canarium indicum* L.)). *BAREKENG: Jurnal Ilmu Matematika dan Terapan*. 14(3): 333-342.

- Muhamad AR, Rahmi D. 2023. Pengaruh teknologi, kemiskinan, pengeluaran pemerintah, dan pertumbuhan ekonomi terhadap indeks pembangunan manusia jabar. *Jurnal Riset Ilmu Ekonomi dan Bisnis (JRIB)*. 3(1): 45-52.
- Montgomery DC, Peck EA, Vining GG. 2012. *Introduction to Linear Regression Analysis*. Edisi ke-5. Hoboken (NJ): Wiley.
- Sari AQ, Sukestiyarno YL, Agoestanto A. 2017. Batasan prasyarat uji normalitas dan uji homogenitas pada model regresi linear. *Unnes Journal of Mathematics*. 6(2): 168-177.
- Steyerberg EW, Eijkemans MJC, Habbema JDF. 1999. *Stepwise selection in small data sets: a simulation study of bias in logistic regression analysis*. *Journal of Clinical Epidemiology*. 52(10): 935-942.
- Warsito B, Muharram H, Hakim AR, Fatmawati E, Heriyanto, Prasetyawan YY. 2023. Dinamika literasi masyarakat Salatiga: perbandingan indeks pembangunan literasi dan indeks literasi 2022. *Media Pustakawan*. 30(1): 93-105.
- Warsito B, Hakim AR, Fatmawati E. 2023. Pengukuran indeks pembangunan literasi masyarakat (IPLM) Kota Salatiga sebagai dasar penyusunan program pengembangan dan pembinaan perpustakaan. *Jurnal Pustaka Ilmiah*. 9(2): 75-84.
- Yanke A, Zendrato NE, Soleh AM. 2022. Penanganan masalah multikolinieritas pada pemodelan pertumbuhan ekonomi Indonesia berdasarkan teori pertumbuhan ekonomi *Endogenous*. *Indonesian Journal of Statistics and Its Applications*. 6(2): 228-244.
- Yan X dan Su XG. 2009. *Linear Regression Analysis: Theory and Computing*. Singapore: World Scientific.