

Received: 13 June 2022
Revised: 20 December 2022
Accepted: 29 December 2022
Published: 31 December 2022

Pemodelan Regresi Logistik Berbasis *Backward Elimination* Untuk Mengetahui Faktor yang Memengaruhi Tingkat Kemiskinan di Indonesia Tahun 2021

Alfi Indah Nurriszqi^{1, a)}, Erfiani^{1, b)}, Indahwati^{1, c)}, Anwar Fitrianto^{1, d)}, Reni Amelia^{1, e)}

¹*Prodi Statistika dan Sains Data, IPB University*

E-mail: ^{a)}alfiindahnurriszqi@apps.ipb.ac.id, ^{b)}erfiani@apps.ipb.ac.id, ^{c)}indah.stk@gmail.com,
^{d)}anwarstat@gmail.com, ^{e)}reniamelia@apps.ipb.ac.id

Abstract

Poverty is often associated with welfare problems and is one of the main problems in Indonesia. Economic conditions due to Covid-19 have an impact on the level of poverty in the community. This study aims to determine the factors that affect the poverty rate in Indonesia in 2021 using binary logistic regression. Binary logistic regression is used to model the relationship between response variable consisting of two categories with one or more predictor variables. The results of this study show that the proportion of low poverty rates is higher than high poverty rates. There are 18 provinces with low poverty rates and 16 provinces with high poverty rates. Factors that influence the category at the poverty level are Human Development Index (X_1) and Gini Ratio (X_2). The classification accuracy of the model is 83.33%, which means that the model is good to use.

Keywords: Poverty, Binary Logistic Regression, Classification Accuracy.

Abstrak

Kemiskinan seringkali berhubungan dengan masalah kesejahteraan dan menjadi salah satu masalah utama di Indonesia. Kondisi ekonomi akibat Covid-19 berdampak pada tingkat kemiskinan di masyarakat. Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui faktor-faktor yang memengaruhi tingkat kemiskinan di Indonesia tahun 2021 menggunakan regresi logistik biner. Regresi logistik biner digunakan untuk memodelkan hubungan antara variabel respon yang terdiri dari dua kategori dengan satu atau lebih variabel prediktor. Hasil penelitian ini menunjukkan proporsi tingkat kemiskinan rendah lebih tinggi dibandingkan tingkat kemiskinan tinggi. Terdapat 18 provinsi dengan tingkat kemiskinan rendah serta 16 provinsi dengan tingkat kemiskinan tinggi. Faktor-faktor yang berpengaruh terhadap kategori pada tingkat kemiskinan yaitu Indeks Pembangunan Manusia (X_1) dan Gini Ratio (X_2). Ketepatan klasifikasi dari model sebesar 83.33%, yang artinya model baik digunakan.

Kata-kata kunci: Kemiskinan, Regresi Logistik Biner, Ketepatan Klasifikasi.

PENDAHULUAN

Kemiskinan merupakan salah satu masalah utama yang terjadi di Indonesia. Kemiskinan juga termasuk ke dalam masalah kompleks dan bersifat multidimensional (Ferezagia, 2018). Angka kemiskinan di Indonesia terus mengalami penurunan dalam lima tahun terakhir (2015-2019) (BPS, 2021). Kondisi ekonomi akibat pandemi *Corona Virus Disease* (Covid-19) yang sudah melanda Indonesia berpengaruh terhadap tingkat pendapatan dan pengeluaran di masyarakat. Hal ini berdampak terhadap tingkat kemiskinan masyarakat (BPS, 2022).

Kemiskinan seringkali berhubungan dengan kesejahteraan dimana kesejahteraan dapat diukur dengan pendapatan individu, pendidikan serta hak-hak tertentu dalam masyarakat (World bank, 2000). Berbagai upaya telah dilakukan pemerintah untuk mengatasi permasalahan kemiskinan yang meningkat akibat Covid-19 diantaranya program bantuan pangan non-tunai, program keluarga harapan dan program indonesia pintar (BPS, 2021). Terdapat empat alasan kemiskinan harus diukur yaitu (1) agar orang miskin terus menjadi objek yang diperhatikan, (2) pengidentifikasian orang miskin dan keperluan intervensi mengenai pengentasan kemiskinan, (3) pemantauan serta evaluasi kebijakan intervensi orang miskin, dan (4) evaluasi efektivitas lembaga pemerintah dalam pengentasan kemiskinan (World Bank, 2005).

Regresi logistik biner digunakan untuk memodelkan hubungan antara peubah respon (Y) yang terdiri dari dua kategori dengan satu atau lebih peubah prediktor (X) (Hosmer & Lemeshow, 2000). Dalam menduga faktor yang memengaruhi tingkat kemiskinan di Indonesia tahun 2021 digunakan regresi logistik berbasis *backward elimination*. *Backward Elimination* merupakan metode seleksi fitur yang dapat meningkatkan akurasi pada algoritma klasifikasi (Rizal dan Luthfi, 2020).

Tujuan dari penelitian ini yaitu (1) mengetahui gambaran umum tingkat kemiskinan di Indonesia tahun 2021; (2) mengidentifikasi faktor yang mempengaruhi tingkat kemiskinan di Indonesia tahun 2021; (3) mengetahui besarnya ketepatan klasifikasi yang diperoleh dari model.

METODOLOGI

Bahan dan Data

Data dalam penelitian ini merupakan data sekunder yang diperoleh dari website resmi Badan Pusat Statistik tahun 2021 berjumlah 34 data provinsi di Indonesia. Peubah dalam penelitian ini yaitu peubah respon (Y) merupakan persentase penduduk miskin dan peubah prediktor (X) yaitu indeks pembangunan manusia (X_1), gini ratio (X_2), laju pertumbuhan PDRB (X_3), dan laju pertumbuhan penduduk (X_4). TABEL 1 merupakan literatur yang menjelaskan hubungan beberapa variabel dengan tingkat kemiskinan.

TABEL 1. Variabel Penelitian dan Referensi

No.	Peubah Penelitian	Referensi	Kesimpulan
1.	Kategori Persentase Penduduk Miskin (Y)		
2.	IPM (%) (X ₁)	Pratama (2014) Ningrum (2017) Baihaqi & Puspitasari (2019) Ahmad <i>et al</i> (2019)	Semakin tinggi IPM akan mengurangi tingkat kemiskinan
3.	Gini Ratio (X ₂)	Atmojo (2017) Akbar (2019) Maulana & Julia (2022)	Semakin tinggi tingkat ketimpangan pendapatan (Gini Ratio) maka kemiskinan akan meningkat
4.	Laju Pertumbuhan PDRB (%) (X ₃)	Permana & Arianti (2012) Suripto & Subavil (2020)	Peningkatan laju pertumbuhan PDRB akan mengurangi kemiskinan
		Bintang (2018)	Peningkatan laju pertumbuhan PDRB akan menambah kemiskinan
5.	Laju Pertumbuhan Penduduk (%) (X ₄)	Mustika (2011) Berliani (2021) Septiani & Muchtolifah (2022) Huluantu & Canon (2022)	Semakin meningkatnya pertumbuhan penduduk, maka kemiskinan juga akan meningkat

Metode Penelitian

Regresi Logistik Biner

Regresi logistik merupakan suatu metode analisis yang digunakan untuk memodelkan peubah respon (Y) yang bersifat kategori dengan satu atau lebih peubah prediktor (X), baik itu yang bersifat kategori maupun kontinu. (Hosmer & Lemeshow, 2000). Regresi logistik biner digunakan untuk memodelkan hubungan antara peubah respon yang terdiri dari dua kategori dengan satu atau lebih peubah prediktor. Model logistik dengan peubah prediktor yaitu x_1, x_2, \dots, x_p memiliki persamaan sebagai berikut:

$$\pi(x) = \frac{\exp(\beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_p x_p)}{1 + \exp(\beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_p x_p)} \tag{1}$$

Guna mempermudah estimasi parameter regresi, maka model regresi logistik dapat diuraikan dengan menggunakan transformasi logit dari $\pi(x)$, sehingga diperoleh persamaan:

$$g(x) = \ln\left(\frac{\pi(x)}{1 - \pi(x)}\right) = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_p x_p \tag{2}$$

Keterangan:

β_0 = Konstanta atau intersep

β_j = Koefisien parameter variabel x_j , di mana $j = 1, 2, \dots, p$

p = Banyaknya peubah prediktor

x = peubah prediktor

Estimasi dan Pengujian Parameter

Estimasi parameter pada model regresi logistik biner menggunakan metode *maximum likelihood* dan diselesaikan dengan iterasi *Newton Raphson*. Pengujian estimasi parameter digunakan untuk mengetahui ada tidaknya hubungan antara peubah respon dan peubah prediktor. Pengujian estimasi secara simultan menggunakan uji *likelihood ratio*. Hipotesis yang digunakan sebagai berikut:

$$H_0: \beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_i = 0 \text{ (Tidak berpengaruh secara signifikan)}$$

$$H_0: \text{Minimal ada satu } \beta_i \neq 0 \text{ (Minimal ada satu } \beta_i \text{ berpengaruh secara signifikan)}$$

dimana $i = 1, 2, \dots, p$

Jika ditetapkan taraf signifikan sebesar α , maka tolak H_0 jika $G > \chi^2_{(\alpha, df)}$, di mana $df = p$ atau $Pvalue < \alpha$. Statistik uji rasio *likelihood* G didefinisikan sebagai berikut:

$$G = -2 \ln \left[\frac{L_0}{L_1} \right] \tag{3}$$

Keterangan:

L_0 = *likelihood* tanpa variabel independen

L_1 = *likelihood* dengan variabel independen

Pengujian estimasi secara parsial dilakukan dengan uji *wald*. Hipotesis yang digunakan sebagai berikut:

$$H_0: \beta_i = 0 \text{ (peubah prediktor ke } i \text{ tidak berpengaruh secara signifikan terhadap peubah respon)}$$

$$H_0: \beta_i \neq 0 \text{ (peubah prediktor ke } i \text{ berpengaruh secara signifikan terhadap peubah respon)}$$

dimana $i = 1, 2, \dots, p$

Jika ditetapkan taraf signifikan sebesar α , maka tolak H_0 jika $W^2 > \chi^2_{(\alpha, df)}$, di mana $df = p$ atau $Pvalue < \alpha$. Statistik uji *wald* didefinisikan sebagai berikut:

$$W^2 = \frac{\hat{\beta}_i^2}{[SE(\hat{\beta}_i)]^2} \tag{4}$$

Keterangan:

$\hat{\beta}_i$ = penduga dari parameter β

Ketepatan Klasifikasi

Pengukuran performa model regresi logistik dapat dilihat dari *confusion matrix*. Terdapat beberapa indikator yang dihasilkan dari *confusion matrix* untuk mengukur performa klasifikasi yaitu dengan *accuracy*, *sensitivity* dan *specificity* (Purwa 2019).

TABEL 2. *Confusion Matrix*

Prediksi	Aktual	
	Tinggi	Rendah
Tinggi	a	b
Rendah	c	d

Dimana:

$$accuracy = \frac{a+d}{a+d+b+c} \tag{5}$$

$$sensitivity = \frac{a}{a+c} \tag{6}$$

$$specificity = \frac{d}{d+b} \tag{7}$$

Langkah Analisis

Langkah analisis dilakukan sebagai berikut:

1. Melakukan eksplorasi data awal
2. Membagi data menjadi data latih (85%) dan data uji (15%)
3. Memodelkan seluruh peubah prediktor dengan peubah respon menggunakan regresi logistik biner:
 - Melakukan estimasi parameter
 - Melakukan pengujian parameter secara simultan dengan uji G.
 - Melakukan pengujian parameter secara parsial dengan uji Wald
4. Mereduksi peubah-peubah prediktor yang tidak nyata terhadap peubah responnya menggunakan *backward elimination*.
5. Penentuan model terbaik
6. Menghitung ketepatan klasifikasi dari model yang diperoleh
7. Melakukan interpretasi model berdasarkan *odds ratio*.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Klasifikasi Tingkat Kemiskinan

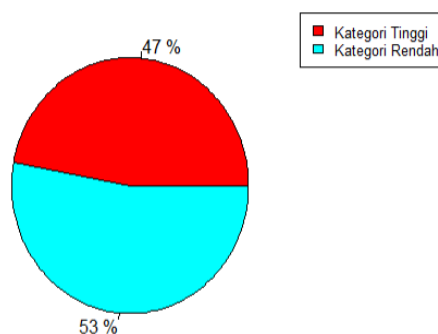
Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan oleh Hendayati dan Nurhidayati (2020), klasifikasi tingkat kemiskinan berdasarkan data persentase penduduk miskin untuk masing-masing provinsi dilakukan dengan kriteria sebagai berikut:

- a. Jika persentase penduduk miskin (P0) provinsi $<$ persentase penduduk miskin Indonesia (P0) maka masuk ke kategori rendah dan diberi kode 0.
- b. Jika persentase penduduk miskin (P0) provinsi \geq persentase penduduk miskin Indonesia (P0) maka masuk ke kategori tinggi dan diberi kode 1.

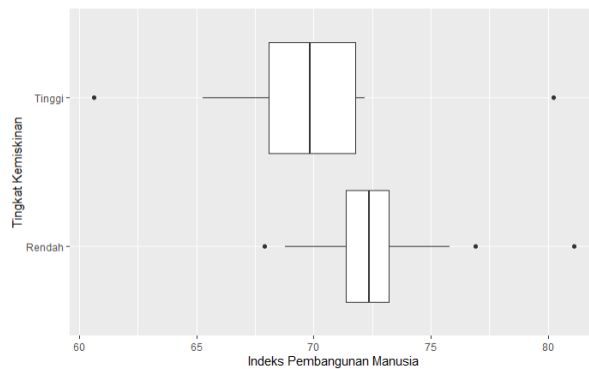
Berdasarkan klasifikasi tersebut diketahui terdapat 16 provinsi dengan tingkat kemiskinan tinggi dan 18 provinsi dengan tingkat kemiskinan rendah.

Eksplorasi Terhadap Data Awal

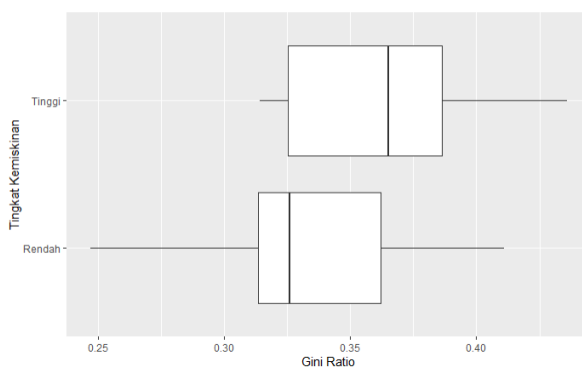
Dari 34 data masing-masing provinsi diperoleh hasil analisis deskriptif proporsi tingkat kemiskinan dengan kategori tinggi sebesar 47% dan kategori rendah sebesar 53% (GAMBAR 1). Median IPM kategori tingkat kemiskinan tinggi lebih kecil dibandingkan median tingkat kemiskinan rendah (GAMBAR 2). Median gini ratio kategori tingkat kemiskinan tinggi lebih besar dibandingkan median tingkat kemiskinan rendah (GAMBAR 3). Median laju pertumbuhan PDRB kategori tingkat kemiskinan tinggi lebih kecil dibandingkan median tingkat kemiskinan rendah (GAMBAR 4). Median laju pertumbuhan penduduk kategori tingkat kemiskinan tinggi lebih besar dibandingkan median tingkat kemiskinan rendah (GAMBAR 5).



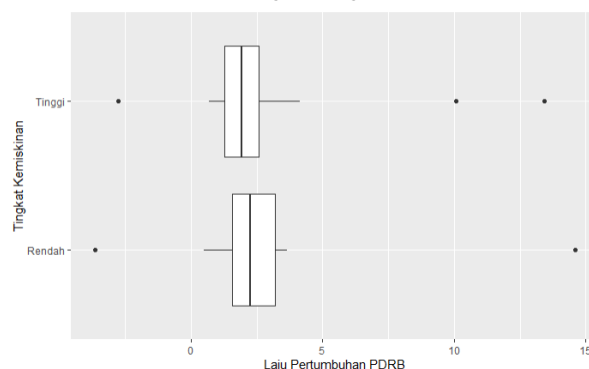
GAMBAR 1. Proporsi Tingkat Kemiskinan di Indonesia Tahun 2021



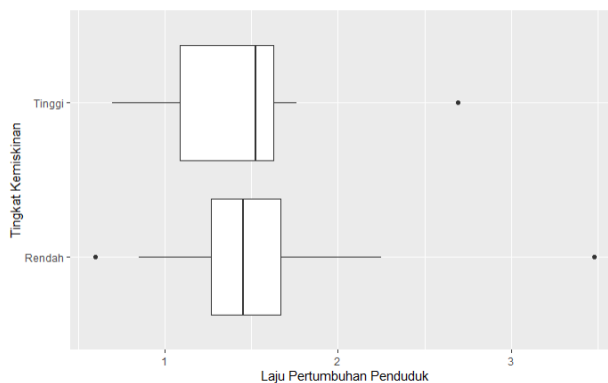
GAMBAR 2. IPM Menurut Kategori Tingkat Kemiskinan di Indonesia Tahun 2021



GAMBAR 3. Gini Ratio Menurut Kategori Tingkat Kemiskinan di Indonesia Tahun 2021



GAMBAR 4. Laju Pertumbuhan PDRB Menurut Kategori Tingkat Kemiskinan di Indonesia Tahun 2021



GAMBAR 5. Laju Pertumbuhan Penduduk Menurut Kategori Tingkat Kemiskinan di Indonesia Tahun 2021

Membagi Data

Membagi data dilakukan dengan memilih 85% data latih dan 15% dari data uji. Terdapat 28 provinsi yang menjadi data latih (*training*) dan 6 provinsi data uji (*testing*). Dari 28 provinsi yang menjadi data latih, 14 provinsi masuk ke dalam kategori tingkat kemiskinan tinggi dan 14 provinsi dengan kategori tingkat kemiskinan rendah.

Multikolinearitas

Untuk melihat korelasi atau hubungan antar peubah prediktor dilakukan uji multikolinearitas. Hal ini dilakukan untuk melihat ada atau tidaknya kolinearitas antar peubah prediktor. Berikut ini merupakan hasil dari uji multikolinearitas.

TABEL 3. Korelasi Antar Peubah Prediktor

	X_2	X_3	X_4
X_1	0.172	0.056	-0.215
X_2		0.007	-0.058
X_3			-0.242

Sumber: Output R Studio

Dari hasil TABEL 3 tidak terdapat variabel dengan ukuran korelasi lebih dari 0.8, sehingga mengindikasikan tidak terdapat multikolinearitas antar variabel. Selanjutnya melakukan pemodelan regresi logistik biner.

Estimasi Parameter Model Regresi Logistik

Parameter model regresi logistik biner diduga dengan metode *maximum likelihood estimation* dengan hasil pada TABEL 4:

TABEL 4. Hasil Estimasi Parameter Model Regresi Logistik

Estimasi Parameter	Nilai Estimasi	Standard Error
<i>Intercept</i>	19.53765	11.81170
IPM (X_1)	-0.46047	0.21240
Gini Ratio (X_2)	41.00621	18.77713
Laju Pertumbuhan PDRB (X_3)	-0.04081	0.177749
Laju Pertumbuhan Penduduk (X_4)	-0.34952	1.06255
AIC = 34.781		

Sumber: Output R Studio

Uji Parameter Secara Simultan

Uji parameter secara simultan dilakukan untuk mengetahui apakah peubah prediktor berpengaruh secara simultan terhadap peubah respon. Dengan uji *Likelihood Ratio Test (G)* diperoleh hasil $G = 14.035063$ dengan $\chi^2_{0.05;4} = 9.487729$. H_0 ditolak karena $G > \chi^2_{0.05;4}$ artinya minimal terdapat satu peubah prediktor yang memberikan pengaruh terhadap peubah respon.

Uji Parameter Secara Parsial

Pengujian secara parsial digunakan untuk mengetahui apakah masing-masing peubah prediktor berpengaruh terhadap peubah respon.

TABEL 5. Hasil Uji Parameter Secara Parsial

Variabel	Nilai Estimasi	Standard Error	Nilai Wald	P-value
Intercept	19.53765	11.81170	1.654	0.0981
IPM (X ₁)	-0.46047	0.21240	-2.168	0.0302
Gini Ratio (X ₂)	41.00621	18.77713	2.184	0.0290
Laju Pertumbuhan PDRB (X ₃)	-0.04081	0.177749	-0.230	0.8181
Laju Pertumbuhan Penduduk (X ₄)	-0.34952	1.06255	-0.329	0.7422

Sumber: Output R Studio

Berdasarkan TABEL 5 dapat diketahui bahwa peubah IPM dan Gini Ratio memiliki nilai *p-value* kurang dari $\alpha = 0.05$, artinya peubah tersebut berpengaruh signifikan terhadap peubah respon. Pada peubah laju pertumbuhan PDRB dan laju pertumbuhan penduduk memiliki nilai *p-value* lebih dari $\alpha=0.05$, artinya peubah tersebut tidak berpengaruh signifikan terhadap peubah respon.

Backward Elimination

Backward Elimination merupakan langkah mundur dengan meregresikan semua peubah prediktor dengan peubah respon, Eliminasi dilakukan terhadap peubah prediktor yang memiliki nilai signifikansi yang lebih dari taraf nyata 0.05. Pada TABEL 6 merupakan hasil seleksi model metode *backward elimination*:

TABEL 6. Hasil *Backward Elimination*

Model	1			
Variabel Masuk	X ₁	X ₂	X ₃	X ₄
Variabel Keluar				
P-value	0.0302	0.0290	0.8181	0.7422
AIC	34.781			
Model	2			
Variabel Masuk	X ₁	X ₂		X ₄
Variabel Keluar			X ₃	
P-value	0.0280	0.0246		0.7450
AIC	32.837			
Model	3			
Variabel Masuk	X ₁	X ₂		
Variabel Keluar			X ₃	X ₄
P-value	0.0309	0.0220		
AIC	30.948			

Sumber: Output R Studio

Persamaan pertama dibentuk dengan memasukkan semua peubah prediktor, dilanjutkan dengan pengujian parameter model, dan berdasarkan nilai *p-value* terbesar dilakukan eliminasi. Persamaan pertama dengan memasukkan semua variabel prediktor menghasilkan nilai *p-value* terbesar pada variabel X₃ sebesar 0.8181, maka X₃ dikeluarkan dari model. Nilai AIC yang diperoleh pada persamaan pertama yaitu 34.781. Persamaan kedua ditentukan tanpa X₃ dan diperoleh nilai *p-value* sebesar 0.745 pada X₄ oleh karena itu X₄ dikeluarkan dari model. Pada persamaan kedua ini diperoleh nilai AIC sebesar 32.837. Hasil eliminasi *backward* terakhir ketika variabel di dalam model memiliki nilai *p-value* lebih kecil dari 0.05. Dari hasil tersebut diperoleh variabel X₁ dan X₂ yang masih berada di dalam model dengan nilai AIC sebesar 30.948. Dari ketiga model diperoleh nilai AIC terkecil pada model terakhir sehingga pemodelan regresi logistik biner menggunakan variabel X₁ dan X₂.

Model Terbaik

Model terbaik adalah model dengan nilai AIC terkecil. Pada Tabel 7 ini didapatkan hasil analisis regresi logistik dengan metode *backward elimination*:

TABEL 7. Hasil Model Terbaik

Variabel	Nilai Estimasi	Standard Error
<i>Intercept</i>	18.7766	11.7949
IPM (X_1)	-0.4659	0.2158
Gini Ratio (X_2)	42.5416	18.5707

Sumber: Output R Studio

Sehingga persamaan regresi logistik biner yang terbentuk adalah:

$$g(x) = 18.7766 - 0.4659x_1 + 42.5416x_2$$

Ketepatan Klasifikasi

Untuk menentukan besarnya ketepatan klasifikasi dilakukan dengan menggunakan data uji. Hasil *confusion matrix* dapat dilihat pada Tabel 8.

TABEL 8. Ketepatan Klasifikasi

Prediksi	Aktual	
	Tinggi	Rendah
Tinggi	2	1
Rendah	0	3

Sumber: Output R Studio

Berdasarkan TABEL 8 diperoleh akurasi model sebesar 83.33% serta sensitivitas dan spesifisitas berturut-turut adalah 100% dan 75%. Hasil akurasi model sebesar 83.33% artinya model regresi logistik biner yang diperoleh mampu memprediksi data dengan benar sebesar 83.33%.

Interpretasi

Nilai *odds ratio* diperoleh dari hasil Exp (β) pada peubah prediktor yang signifikan. Hasil perhitungan *odds ratio* ditunjukkan pada TABEL 9 sebagai berikut:

TABEL 9. Hasil Odds Ratio

Peubah Prediktor	Estimasi Koefisien	Odds Ratio
IPM (X_1)	-0.4659	0.6276
Gini Ratio (X_2)	42.5416	298.387

Sumber: Output R Studio

Berdasarkan TABEL 9 di atas, *Odds* IPM sebesar 0.6276 artinya setiap kenaikan 1% IPM di suatu provinsi dapat menyebabkan provinsi tersebut memiliki kecenderungan untuk memperoleh persentase kemiskinan yang tinggi sebesar 0.6276 kali dibandingkan persentase kemiskinan rendah jika peubah bebas lainnya konstan. *Odds* gini ratio sebesar 298.387 artinya setiap kenaikan satu poin gini ratio di suatu provinsi dapat menyebabkan provinsi tersebut memiliki kecenderungan untuk memperoleh persentase kemiskinan tinggi sebesar 298.387 kali dibandingkan persentase kemiskinan rendah jika peubah bebas lainnya konstan.

KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan hasil dan pembahasan yang telah dilakukan, diperoleh kesimpulan proporsi tingkat kemiskinan rendah lebih tinggi dibandingkan tingkat kemiskinan tinggi. Terdapat 18 provinsi dengan tingkat kemiskinan rendah serta 16 provinsi dengan tingkat kemiskinan tinggi. Terdapat dua peubah prediktor yang berpengaruh terhadap tingkat kemiskinan di Indonesia tahun 2021, yaitu peubah IPM dan Gini Ratio. Ketepatan klasifikasi model yang diperoleh sebesar 83.33%. Penelitian selanjutnya dapat dilakukan dengan menambahkan peubah yang diduga memengaruhi tingkat kemiskinan di Indonesia.

REFERENSI

- Ahmad, Syarif, M., Saranani, F., Rumbia, W.A. (2019). *The Impact of Human Development Index on Poverty in Southeast Sulawesi*. SSRG International Journal of Economics and Management Studies. 6(12), 30-36. <https://doi.org/10.14445/23939125/IJEMS-V6I12P104>
- Akbar, A. A. (2019). Pengaruh Dana ZIS, PDRB, IPM, dan Gini Ratio Terhadap Tingkat Kemiskinan (Studi Kasus: 10 Kabupaten/Kota di Provinsi Bengkulu pada Tahun 2012- 2016). *Jurnal Ilmiah Mahasiswa FEB Universitas Brawijaya*, 7(2).
- Atmodjo, D. (2017). Analisis Pengaruh Gini Ratio, Indeks Pembangunan Manusia (IPM), dan Jumlah Penduduk Terhadap Tingkat Kemiskinan Di Provinsi Jawa Barat Tahun 2012- 2016. Universitas Muhammadiyah Yogyakarta. <http://repository.umy.ac.id/handle/123456789/17236>
- Baihaqi, A. B., & Puspitasari, M. (2020). Analisis Dampak Pengangguran, Indeks Pembangunan Manusia, Zakat dan PDRB Terhadap Kemiskinan di Provinsi Aceh. *Journal Publicuho*, 3(2).
- Berliani, K. (2021). Pengaruh Tingkat Pengangguran, Tingkat Pendidikan dan Laju Pertumbuhan Penduduk Terhadap Tingkat Kemiskinan Penduduk Provinsi Jawa Barat Tahun 2015-2020. *Syntax Literate : Jurnal Ilmiah Indonesia*, 6(2). <http://dx.doi.org/10.36418/syntax-literate.v6i2.2244>
- Bintang, A. B., & Woyanti, N. (2018). Pengaruh PDRB, Pendidikan, Kesehatan, dan Pengangguran Terhadap Tingkat Kemiskinan di Jawa Tengah (2011-2015). *MEDIA EKONOMI DAN MANAJEMEN*, 33(1). <http://dx.doi.org/10.24856/mem.v33i1.563>
- BPS. (2021). *Penghitungan dan Analisis Kemiskinan Makro Indonesia Tahun 2021*. Jakarta: Badan Pusat Statistik.
- BPS. (2022). *Perkembangan Tingkat Kemiskinan Provinsi Jawa Barat September 2021*. Bandung: Badan Pusat Statistik.
- Ferezagia, D. V. (2018). Analisis Tingkat Kemiskinan di Indonesia. *Jurnal Sosial Humaniora Terapan*, 1 (1). <https://doi.org/10.7454/jsht.v1i1.6>
- Hendayati, NPN. & Nurhidayati, M. (2020). Regresi Logistik Biner dalam Penentuan Ketepatan Klasifikasi Tingkat Kedalaman Kemiskinan Provinsi-Provinsi di Indonesia. *SAINSTEK : JURNAL SAINS DAN TEKNOLOGI*, 12(2). <http://dx.doi.org/10.31958/js.v12i2.2483>
- Hosmer DW, Lemeshow S. (2000). *Applied Logistic Regression*. 2nd ed. New York: J Wiley.
- Hulantu, K., & Canon, S. (2022). The Effect Of Population Growth And Economic Growth On Poverty Levels In The Province Of Gorontalo In 2011-2020. *European Journal of Research Development and Sustainability (EJRDS)*, 3(2). <https://scholarzest.com/index.php/ejrd/article/view/1794>
- Maulana, M. A., & Julia, A. (2022). Pengaruh Indeks Pendidikan, Gini Rasio, Jumlah Penduduk, dan Pendapatan Perkapita terhadap Tingkat Kemiskinan di Enam Provinsi Indonesia Tahun 2015-2019. *Bandung Conference Series: Economics Studies*, 2(1): 17-24. <https://doi.org/10.29313/bces.v2i1.300>
- Mustika, C. (2011). Pengaruh PDB dan Jumlah Penduduk Terhadap Kemiskinan di Indonesia Periode 1990-2008. *Jurnal Paradigma Ekonomika*, 1(4). <https://doi.org/10.22437/paradigma.v0iOktober.57>
- Ningrum, S. S. (2017). Analisis Pengaruh Tingkat Pengangguran Terbuka, Indeks Pembangunan Manusia, dan Upah Minimum Terhadap Jumlah Penduduk Miskin di Indonesia Tahun 2011-2015. *Jurnal Ekonomi Pembangunan*, 15(2). <https://doi.org/10.22219/jep.v15i2.5364>

- Permana, A. Y., & Arianti, F. (2012). Analisis Pengaruh PDRB, Pengangguran, Pendidikan, dan Kesehatan Terhadap Kemiskinan di Jawa Tengah Tahun 2004-2009. *DIPONEGORO JOURNAL OF ECONOMICS*, 1(1): 1-8. <http://ejournal-s1.undip.ac.id/index.php/jme>
- Pratama, Y. C. (2014). Analisis Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Kemiskinan di Indonesia. *Jurnal Bisnis dan Manajemen*, 4(2). <http://dx.doi.org/10.15408/ess.v4i1.1966>
- Purwa, T. (2019). Perbandingan Metode Regresi Logistik dan Random Forest untuk Klasifikasi Data Imbalanced (Studi Kasus: Klasifikasi Rumah Tangga Miskin di Kabupaten Karangasem, Bali Tahun 2017). *Jurnal Matematika, Statistika dan Komputasi*. 16(1). <https://doi.org/10.20956/jmsk.v16i1.6494>
- Rizal, A. S., & Lutfi, M. (2020). Prediksi Hasil Pemilu Legislatif Menggunakan Algoritma K-Nearest Neighbor Berbasis Backward Elimination. *JURNAL RESISTOR*, 3(1). <https://doi.org/10.31598/jurnalresistor.v3i1.517>
- Septiani, G. C., & Muchtolifah. (2022). Analisis Pengaruh Pertumbuhan Ekonomi, Pertumbuhan Penduduk, dan Tingkat Inflasi Terhadap Kemiskinan di Provinsi Jawa Barat. *ULIL ALBAB : Jurnal Ilmiah Multidisiplin*, 1(5).
- Suripto, & Subayil, L. (2020). Pengaruh Tingkat Pendidikan, Pengangguran Pertumbuhan Ekonomi Dan Indeks Pembangunan Manusia Terhadap Kemiskinan Di D.I.Yogyakarta Priode 2010-2017. *GROWTH Jurnal Ilmiah Ekonomi Pembangunan*, 1(2).
- World Bank. (2000). World Development Report 2000-2001. Washington DC.
- World Bank. (2005). Introduction to Poverty Analysis. World Bank Institute Washington, DC.