

Analisis Regresi Logistik Biner Multilevel pada Status Kemiskinan di Pulau Jawa menggunakan Algoritma MCMC Metropolis-Hasting

Regita Putri Permata⁽¹⁾, Rifdatun Ni'mah⁽²⁾

¹Institut Teknologi Telkom Surabaya

Ketintang 156, Surabaya

e-mail: regitapermata@ittelkom-sby.ac.id⁽¹⁾, rifdatun@ittelkom-sby.ac.id⁽²⁾

ABSTRAK

Pulau Jawa adalah pulau paling padat penduduk di Indonesia. Namun, ada beberapa provinsi di Pulau Jawa yang mengalami masalah kemiskinan. Provinsi Jawa Tengah memiliki tingkat kemiskinan sebesar 11,32% pada tahun 2018, lebih tinggi dari persentase kemiskinan pulau Jawa, yang merupakan akumulasi dari kemiskinan di semua kabupaten dan kota di provinsi tersebut. Model regresi logistik multilevel mempunyai struktur data hirarki yang terdiri dari satu variabel prediktor yang diukur pada level paling bawah (level 1) dan satu variabel penjelas yang diukur pada setiap level atau level selanjutnya. Struktur hirarki data kemiskinan mengindikasikan bahwa data tersebut berasal dari beberapa level, dimana level yang lebih rendah yaitu Kabupaten/Kota tersarang pada level yang lebih tinggi yaitu Provinsi. Data persentase kemiskinan daerah diubah ke dalam bentuk biner menjadi variabel status kemiskinan sehingga metode pendugaan parameter dilakukan dengan pendekatan model regresi logistik biner hirarki dengan algoritma *Metropolis-Hasting*. Pemodelan ini membantu pemerintah dalam mengambil kebijakan terhadap kelompok kabupaten/kota kategori miskin berdasarkan nilai Indeks Pembangunan Manusia (IPM). Analisa pemodelan menunjukkan bahwa variabel IPM memberikan dampak yang sama saja bagi kecenderungan status kemiskinan kabupaten/kota dengan asumsi parameter lain konstan. Variabel interaksi antara IPM dan dana program Bantuan Pangan Non Tunai memberikan dampak kecenderungan kabupaten/kota di Pulau Jawa berstatus tidak miskin sebesar 1,07 kali daripada miskin.

Kata kunci: Kemiskinan, Regresi Logistik, Hirarki, Metropolis-Hasting.

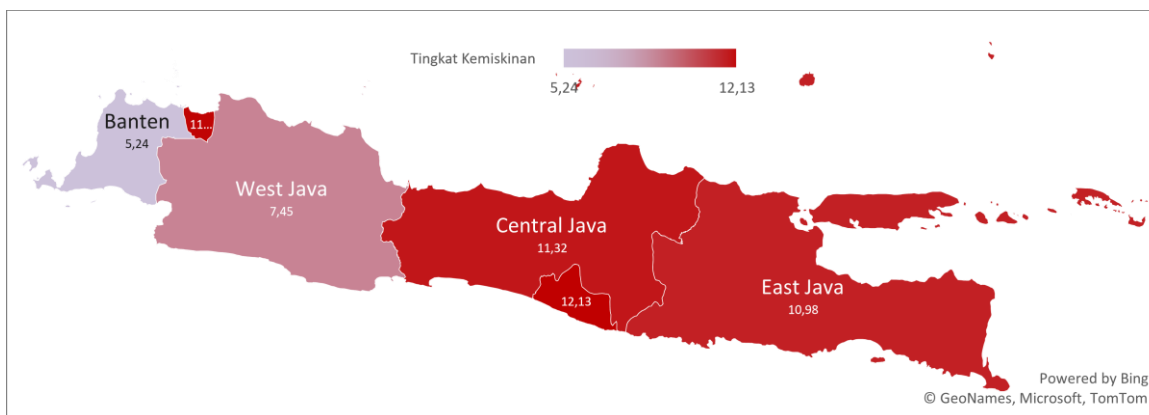
ABSTRACT

In Indonesia, Java Island has the highest density of inhabitants. However, socioeconomic issues are present in a number of Javan provinces. In 2018, the poverty rate in the Central Java province was 11.32%, which is greater than the overall Java island poverty rate due to the accumulation of poverty throughout all the province's cities and regencies. Multilevel logistic regression model has hierarchical data structure consisting one predictor variable measured at the lowest level (level 1) and one explanatory variable measured at each level or the next level. The hierarchical structure of poverty data indicates that the data comes from several levels, where the lower level is the Districts nested at the higher level, namely Province. Regional poverty percentage data is converted into binary form for poverty status variables so that the parameter estimation method is carried out using a hierarchical binary logistic regression model with the Metropolis-Hasting algorithm approach. This modeling helps the government in making policies towards the regional poverty status based on the Human Development Index (HDI). Analysis result shows that the HDI variable has the same impact on the trend of poverty status in districts/cities with the assumption that other parameters are constant. The interaction variable between HDI and Non-Cash Food Assistance program funds has an impact on the tendency of districts in Java Island to have a non-poor status of 1.07 times than poor.

Keywords: Poverty, Logistics Regression, Hierarchy, Metropolis-Hasting.

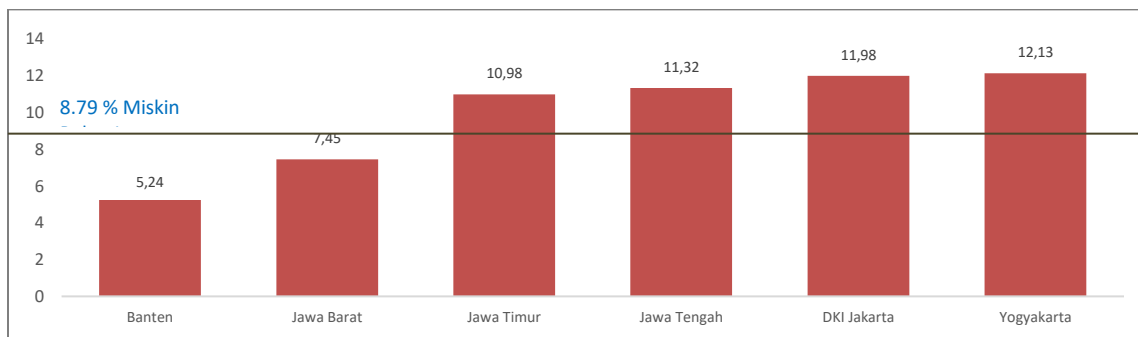
PENDAHULUAN

Menurut *World Bank*, kemiskinan adalah tingkat kesejahteraan yang rendah. Hampir setiap negara di dunia menghadapi fenomena kemiskinan yang dapat memengaruhi berbagai aspek masyarakat. Definisi kemiskinan menurut Badan Pusat Statistik (BPS) Indonesia adalah ketidakmampuan untuk memenuhi kebutuhan dasar yang diukur dari sisi pengeluaran [1]. Kemiskinan merupakan masalah yang sangat berbahaya bagi setiap daerah karena sering terjadi dan sulit untuk diatasi tanpa bantuan.



Gambar 1. Pemetaan tingkat kemiskinan di Pulau Jawa

Jumlah penduduk Pulau Jawa yang sebesar 13,19 juta orang adalah paling padat di Indonesia. Pulau Jawa yang terdiri dari enam provinsi Daerah Khusus Ibukota (DKI) Jakarta, Jawa Barat, Banten, Jawa Tengah, Daerah Istimewa Yogyakarta (DIY) dan Jawa Timur memiliki tingkat kemiskinan sebesar 8,79% [1]. Gambar 1 menunjukkan bahwa semakin merah, tingkat kemiskinan terus meningkat. Tingkat kemiskinan Jawa Tengah sebesar 11,32% pada tahun 2018 lebih tinggi dari persentase kemiskinan pulau Jawa. Provinsi DIY memiliki tingkat kemiskinan paling tinggi sebesar 12,13% disusul DKI Jakarta sebesar 11,98% dan Jawa Tengah sebesar 11,32%. Tingkat kemiskinan ini merupakan akumulasi dari semua kabupaten/kota di provinsi. Gambar 2 menunjukkan bahwa persentase kemiskinan di Jawa Timur, Jawa Tengah, DKI Jakarta, dan DIY masih lebih tinggi dari rata-rata Pulau Jawa. Banten dan Jawa Barat masih di bawah rata-rata.



Gambar 2. Persentase tingkat kemiskinan di Pulau Jawa

Indeks Pembangunan Manusia (IPM) adalah salah satu komponen yang dapat mempengaruhi tingkat kemiskinan. Jika IPM rendah, produktifitas kerja masyarakat juga akan rendah, yang berarti lebih banyak orang miskin. Penelitian yang dilakukan oleh Fadila menemukan bahwa IPM memiliki dampak negatif dan signifikan terhadap tingkat kemiskinan di Provinsi Sumatera Barat. Artinya, peningkatan IPM biasanya berkorelasi dengan penurunan tingkat kemiskinan [2]. Jumlah orang yang menerima Program Bantuan Pangan Non Tunai (BPNT) di setiap kabupaten/kota juga merupakan faktor yang dapat mempengaruhi tingkat kemiskinan. Pengaruh Program BPNT terhadap kemiskinan sangat negatif dan signifikan [3]. Keluarga Penerima Manfaat (KPM) yaitu keluarga dengan kondisi ekonomi 25% terendah di daerah pelaksanaan merupakan penerima BPNT. BPNT untuk setiap provinsi adalah 6.2 T dimana Jawa Tengah sebesar 6.9 T, Jawa Barat sebesar 4.7 T, DKI Jakarta sebesar 4.5 T, DIY sebesar 4 T dan Banten sebesar 6 T.

Indeks kedalaman kemiskinan digunakan untuk mengukur ketimpangan kemiskinan. Indeks ini cenderung tidak berubah dari tahun ke tahun. Oleh karena itu, penting untuk mengetahui faktor yang mempengaruhi tingkat kemiskinan saat ini di Pulau Jawa. Penelitian terhadap indeks kedalaman kemiskinan di Indonesia menunjukkan bahwa variabel IPM, persentase penduduk miskin, dan persentase rumah tangga yang memiliki akses air minum layak semuanya mempengaruhi klasifikasi daerah tertinggal di Indonesia [4]. Pada tahun 2020, Ni Putu dan Maulidia melakukan penelitian dengan analisis regresi logistik biner untuk menentukan apakah tingkat kedalaman kemiskinan provinsi-provinsi di Indonesia tepat untuk diklasifikasikan [5]. Respon dalam penelitian ini hanya terdiri dari dua kategori, yaitu tingkat kedalaman kemiskinan rendah dan tinggi serta adanya konsep hirarki, maka regresi logistik biner multilevel digunakan untuk menyelesaikan masalah tersebut. Regresi logistik yang tepat digunakan jika variabel respon kategorik dan variabel prediktornya diskrit, kontinu, atau kombinasi keduanya [6].

Penelitian ini menggunakan pemodelan multilevel dengan model regresi logistik yang mempunyai struktur data hirarki yaitu sebuah variabel prediktor yang diukur pada level paling bawah (level 1) dan satu variabel penjelas yang diukur pada setiap level atau level selanjutnya. Pada regresi biasa intersep dan kemiringan untuk setiap kelompok nilainya sama (*fixed*), sedangkan pada model multilevel intersep maupun kemiringan untuk setiap kelompok nilainya bisa berbeda (*random*), sehingga dapat dilihat variasi antar kelompok. Penelitian multilevel pernah digunakan untuk analisis pengaruh karakteristik individu, rumah tangga, dan wilayah terhadap status kemiskinan balita di kepulauan Maluku dan pulau Papua tahun 2019 [7]. Kekurangan dari penelitian tersebut tidak memberikan efek variasi dan distribusi dari setiap parameter yang estimasi. Pemodelan multi-level dan metode Markov Chain Monte Carlo (MCMC) adalah dua metode dengan peningkatan dalam kemampuan komputer baik dalam penyimpanan dan kecepatan operasi [8]. Multilevel MCMC dengan algoritma Metropolis Hastings dapat mengurangi waktu dan biaya komputasi estimator yang besar dari proses Markov dengan toleransi 0,01 [9]. Pemodelan dengan multi-level MCMC lebih bersifat umum dan fleksibel sehingga sangat mudah diaplikasikan dengan regresi logistik biner [10]. Penelitian serupa menggunakan metode bayes pernah diterapkan untuk menganalisis faktor-faktor yang mempengaruhi bayi berat lahir rendah dengan model regresi logistik biner di RSUD Semarang [11]. Tujuan penelitian ini adalah untuk mengetahui pengaruh faktor indeks pembangunan manusia dan program bantuan non tunai terhadap status kemiskinan tinggi atau rendah di Pulau Jawa menggunakan Metode Regresi Logistik Hirarki dengan algoritma MCMC *Metropolis-Hasting*.

METODE

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data indeks pembangunan manusia dan persentase kemiskinan tahun 2018 Kabupaten/kota Pulau Jawa. Data diakses melalui BPS pada tanggal 17 Mei 2020. Status kemiskinan ditransformasi menjadi data berskala biner dengan ketentuan jika persentase kemiskinan Kabupaten/kota berada di bawah persentase kemiskinan Pulau Jawa maka tersebut dikategorikan 0, sedangkan berada di atas persentase kemiskinan Pulau Jawa dikategorikan 1. Prediktor yang digunakan pada level pertama (Kabupaten) adalah IPM dan level kedua (Provinsi) adalah BNPT. Variabel yang digunakan untuk penelitian ini sebagai berikut:

Tabel 1. Variabel Status Kemiskinan

Variabel	Keterangan	Skala
Level 1 (Kabupaten)		
Y	Status Kemiskinan	1= miskin (diatas 8.79) 0= tidak miskin (di bawah 8.79)
X ₁	Indeks Pembangunan manusia	Rasio
Level 2 (Provinsi)		
Z	Dana BPNT	Rasio

Struktur data penelitian mengindikasikan bahwa data yang dianalisis berasal dari beberapa level, dimana level yang lebih rendah tersarang pada level yang lebih tinggi. Struktur data tersebut dapat diselesaikan dengan model multilevel logistik biner. Analisa regresi logistik biner digunakan untuk mencari hubungan antara variabel respon (Y) yang bersifat biner atau dichotomous dengan variabel bebas (X) yang bersifat polychotomous [12].

Jika sekumpulan variabel X_1, X_2, \dots, X_n adalah sampel acak yang berdistribusi bersyarat X dengan *probability density function* $f(x|\beta)$, $\beta \in \Omega$ maka fungsi *likelihood* dimana $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ dapat ditulis:

$$L(\beta; x) = f(x_1, \beta) \cdot f(x_2, \beta) \dots f(x_n, \beta) = \prod_{i=1}^n f(x_i, \beta) \tag{1}$$

dengan fungsi probabilitas binomial untuk setiap pasangan x adalah

$$f(x_i, \beta) = P(x_i)^{y_i} [1 - P(x_i)]^{1-y_i}; y_i = 0,1; P(x_i) = \frac{e^{\sum_{j=1}^p \beta_j x_{ij}}}{1 + e^{\sum_{j=1}^p \beta_j x_{ij}}} \tag{2}$$

Untuk satu kejadian peubah respon Y yang mengikuti sebaran Bernoulli, fungsi penghubung regresi logistik biner yang digunakan adalah logit $P(X)$. Dari Persamaan 2, transformasi logit $P(X)$ diperoleh:

$$g(X) = \text{logit}P(X) = \ln \left(\frac{P(X)}{1-P(X)} \right) = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_k X_k \tag{3}$$

Jika respon biner maka penaksiran parameternya memerlukan fungsi penghubung [13]. Secara umum rumusan matematis regresi logistik hirarki multilevel dengan satu prediktor pada level satu dan level kedua sebagai berikut.

$$Y_{ij} = P_{ij}; Y_{ij} \sim \text{Binom}(n_{ij}, P_{ij})$$

$$\text{Logit}(P_{ij}) = \ln \left[\frac{P(X)}{1-P(X)} \right] = \beta_{0j} + \beta_{1j}X_{1j} \quad (4)$$

$$\beta_{0j} = \gamma_{00} + \gamma_{01}W_j + u_{0j} \quad (5)$$

$$\beta_{1j} = \gamma_{10} + \gamma_{11}W_j + u_{1j} \quad (6)$$

dimana indeks j adalah menunjukkan kelompok pada level 1, $j=1,2,\dots,6$. Dengan mensubstitusikan persamaan (5) dan (6) terhadap (4), maka menghasilkan persamaan model regresi logistik hirarki 2 level pada persamaan (7) :

$$\text{logit}(P_{ij}) = \gamma_{00} + \gamma_{01}W_j + \gamma_{10}X_{1j} + \gamma_{11}X_{1j}W_j + u_{1j}X_{1j} \quad (7)$$

Metode penduga parameter model regresi biner hirarki adalah *Metropolis-Hasting*. Algoritma ini memerlukan *proposal distribution* (q) untuk membangkitkan sampel random yang mengikuti distribusi proposal yang akan menjadi kandidat parameter untuk diterima atau ditolak sebagai sampel dari distribusi posterior berupa fungsi likelihood. Distribusi posterior sangat penting digunakan dalam MCMC. Misal $f(\beta|x)$ ialah distribusi posterior yang akan dibangkitkan dengan ukuran T , misalkan $\beta(t)$ ialah vektor dari nilai-nilai yang dibangkitkan di iterasi ke- t dari algoritma. Model distribusi posterior parameter β dinyatakan dalam persamaan (8) [14]:

$$f(\beta|y) = \frac{f(y|\beta)f(\beta)}{f(y)} \quad (8)$$

Langkah kerja *Metropolis-Hasting* dapat dibaca lebih lanjut pada [15].

Langkah yang dilakukan untuk mengestimasi parameter dalam membangun model gabungan regresi biner hirarki supaya dapat memprediksi status kemiskinan dan mengetahui besar faktor yang mempengaruhi status kemiskinan di Pulau Jawa adalah sebagai berikut:

a) Mendapatkan *link function* dari distribusi bernoulli $P(Y = y_i) = P_i^{y_i}(1 - P_i)^{1-y_i}$ dimana

$$\log \left(\frac{p(x)}{1-p(x)} \right) = \beta_0 + \beta_1x \text{ maka didapatkan}$$

$$p(x) = \frac{e^{\beta_0 + \beta_1x}}{1 + e^{\beta_0 + \beta_1x}} = \frac{1}{1 + e^{-(\beta_0 + \beta_1x)}} \quad (9)$$

b) Mendapatkan fungsi likelihood

$$L(\beta_0, \beta_1|y) = \prod_{i=1}^n \left(\frac{e^{\beta_0 + \beta_1x}}{1 + e^{\beta_0 + \beta_1x}} \right)^{y_i} \left(\frac{1}{1 + e^{\beta_0 + \beta_1x}} \right)^{1-y_i} \quad (10)$$

c) Mendapatkan inisialisasi awal parameter beta dari MLE.

- d) Melakukan estimasi parameter regresi logistik biner level 1 pada status kemiskinan dan IPM dengan menjalankan algoritma *Metropolis-Hasting*
- Memilih distribusi proposal $g(\cdot | X_i)$ sebagai target distribusi.
 - Ambil nilai awal sebagai inisialisasi yaitu X_0 .
 - Membangkitkan X_0 dari distribusi g dan parameter proposal sesuai distribusi likelihood u .
 - Membangkitkan U berdistribusi uniform(0,1) jika $U \leq \frac{f(u)g(X_i|u)}{f(X_i),g(u|X_i)}$ iterasi jalan pada i .
 - Kandidat parameter dari u diterima bila $R(X_i, Y) = \min\left(1, \frac{f(u)g(X_i|u)}{f(X_i),g(u|X_i)}\right)$
 - Melakukan iterasi $N=100.000$ untuk langkah diatas dengan dengan *burn in* $B=10000$ agar tidak bias hingga mendapatkan distribusi parameter yang konvergen.
- e) Melakukan estimasi parameter regresi linier parameter level 2 yang didapatkan parameter level 1 sebagai respon dan anggaran dana BPNT prediktor baru seperti langkah d) pada fungsi likelihood linier

$$L(\beta_0, \beta_1 | \sigma^2) = \prod_{i=1}^n \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp(y_i - (\beta_0 + \beta_1 x_i))^2 \tag{11}$$

- f) Mengintepretasi hasil dugaan parameter dan menarik kesimpulan.

HASIL DAN DISKUSI

Kriteria dalam mengkategorikan presentase penduduk miskin Kabupaten/Kota di Pulau Jawa berdasarkan rata-rata tingkat kemiskinan di Pulau Jawa sebesar 8.79%. Apabila persentase kemiskinan berada di bawah Pulau Jawa, maka Kabupaten/kota dalam provinsi tersebut dikategorikan 0 artinya tidak miskin, sedangkan jika presentase penduduk miskin berada di atas rata-rata tingkat kemiskinan Pulau Jawa, maka Kabupaten/kota dalam provinsi tersebut dikategorikan 1 artinya miskin. Kategori ini dilakukan agar pemerintah dapat mengambil kebijakan melihat kabupaten/kota yang dikategorikan miskin dengan meningkatkan nilai indeks pembangunan manusia dari segi pendidikan atau pendapatan perkapita. Dari Tabel 2 menunjukkan bahwa jumlah kabupaten/kota dengan indeks miskin tinggi di Pulau Jawa lebih banyak daripada daerah dengan indeks miskin rendah. Status kemiskinan terbanyak berada di Provinsi Jawa Timur sebesar 21,8%. Kemiskinan tinggi di Provinsi Jawa Timur berada pada daerah pedesaan, sedangkan di perkotaan cukup rendah. Tingkat kemiskinan ditentukan dengan pendapatan perkapita tiap rumah tangga, apabila di Jawa Timur kemiskinan tinggi, artinya orang kerja di Jawa Timur, upahnya masih rendah karena bekerja di sektor pertanian dengan Lahan garap pertanian rata-rata 0,5 hektar. Menurut BPS sepuluh Kabupaten/kota termiskin di Jawa Timur adalah Kab. Sampang, Sumenep, Bangkalan, Probolinggo, Tuban, Ngawi, Pamekasan, Pacitan, Bondowoso, dan Lamongan.

Tabel 2. Status Miskin tiap Provinsi

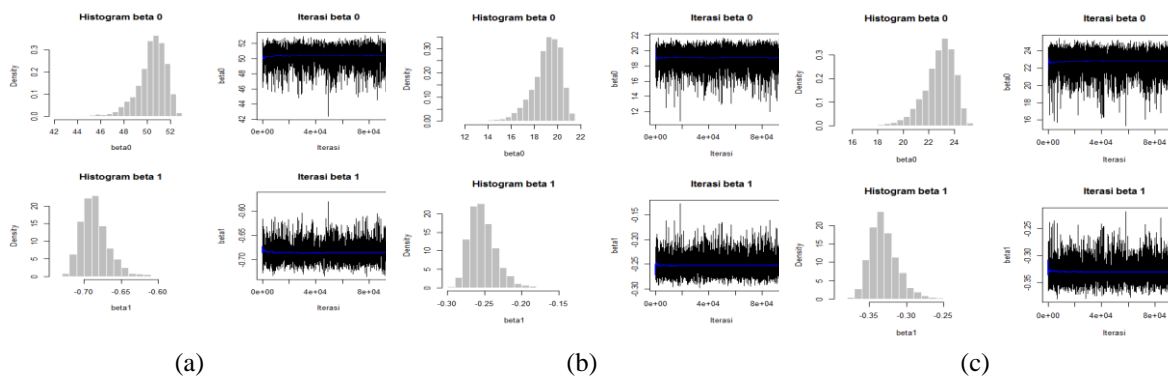
Provinsi		Banten	DIY	DKI Jakarta	Jabar	Jateng	Jatim	Total
Status	Tidak Miskin	7	2	4	16	11	12	52
Miskin	Miskin	1	3	2	11	24	26	67
Total		8	5	6	27	35	38	119

IPM menggambarkan indeks pengembangan manusia yang dilihat dari sisi perluasan, pemerataan, dan keadilan baik dalam bidang kesehatan, pendidikan, maupun kesejahteraan masyarakat. Rendahnya IPM akan mengakibatkan pada rendahnya produktivitas kerja dari penduduk. Produktivitas yang rendah mengakibatkan rendahnya perolehan pendapatan, sehingga menyebabkan tingginya jumlah penduduk miskin. IPM tertinggi berada di Provinsi DKI Jakarta mencapai 79,86. Artinya penduduk DKI Jakarta memiliki produktivitas kerja yang baik dan tingkat pendapatan yang relatif tinggi. Selain itu IPM terendah di Pulau Jawa adalah Jawa Timur dan Jawa Barat sebesar 70,97.

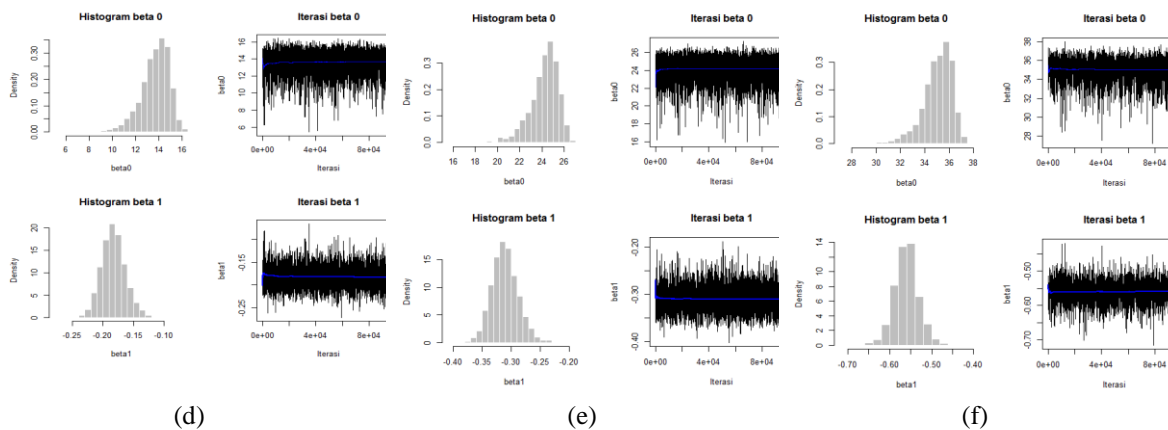
Tabel 3. Karakteristik IPM

Provinsi	Banten	DIY	DKI Jakarta	Jabar	Jateng	Jatim
Rata-rata	71,08	75,80	79,86	70,97	71,79	70,97
Minimum	63,37	69,24	70,91	64,62	65,67	61,00
Maksimum	81,17	83,42	84,44	81,06	82,72	81,74

Level 1 berupa kabupaten/kota di setiap provinsi di pulau Jawa. Masing-masing iterasi estimasi parameter menggunakan *link function* biner dan secara keseluruhan bentuk histogram menunjukkan *bell shape* dan cenderung berpola normal, baik beta 0 maupun beta 1. Konvergensi iterasi N=100.000 dari masing-masing provinsi di Jawa disajikan dalam Gambar 3.

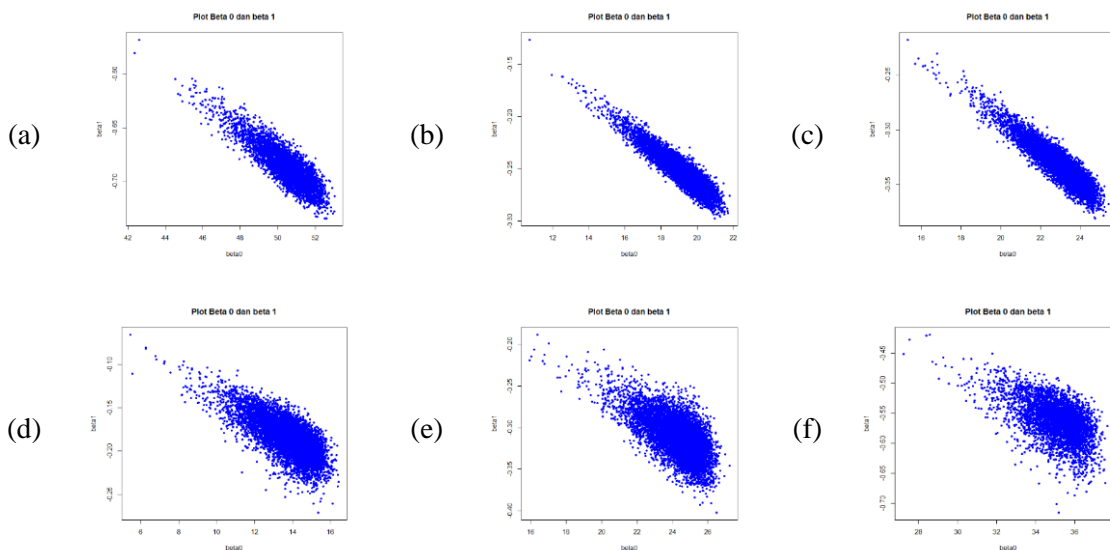


Gambar 3. Konvergensi regresi level 1 untuk: (a) Jawa Timur; (b) Jawa Tengah; (c) Jawa Barat;



Gambar 4. Konvergensi regresi level 1 untuk: (d) DKI Jakarta; (e) DIY; dan (f) Banten

Simulasi MCMC dilakukan dengan algoritma *Metropolis-Hasting* hingga mencapai konvergensi mencapai 100.000 iterasi dan kondisi 10.000 *burn-in*. Konvergensi algoritma diindikasikan melalui histogram dan *trace plot*. Gambar plot antara β_0 dan β_1 tiap provinsi di Pulau Jawa ditunjukkan pada Gambar 4. Hubungan β_0 dan β_1 mengumpul pada satu sisi dan membentuk pola tertentu. Hal ini menunjukkan adanya *bootstrap* dalam proses *Metropolis-Hasting sampling*.



Gambar 5. Plot β_0 dan β_1 untuk a) Jatim, b) Jateng, c) Jabar, d) DKI Jakarta, e) DIY f) Banten

Pemodelan regresi logistik pada level 1 dimana terdiri dari kabupaten/kota di masing-masing provinsi sehingga didapatkan estimasi parameter regresi sehingga didapatkan estimasi parameter regresi pada Tabel 4. Hasil estimasi parameter ditunjukkan pada Tabel 4 bahwa indeks pembangunan manusia berbanding terbalik dengan status kemiskinan. Untuk lebih mudah dalam melakukan interpretasi maka dihitung nilai odds ratio parameter IPM dari masing-masing Provinsi. Semakin tinggi indeks pembanguana manusia di Provinsi Jawa Timur, maka kecenderungan kabupaten/kota berstatus indeks miskin rendah sebesar 2 kali lebih besar daripada berstatus miskin. Begitu pula dengan provinsi yang lainnya memiliki kecenderungan untuk kabupaten/kota berstatus tidak miskin lebih besar daripada berstatus miskin. Artinya indeks pembangunan manusia sangat berpengaruh terhadap status kemiskinan di Pulau Jawa. Pemerintah diharapkan dapat memberikan bantuan dana untuk meningkatkan IPM dari segi pendidikan, atau segi pengeluaran rumah tangga berupa dana BPNT dari pemerintah provinsi yang dianalisis pada regresi hirarki level 2.

Tabel 4. Estimasi Parameter Level 1

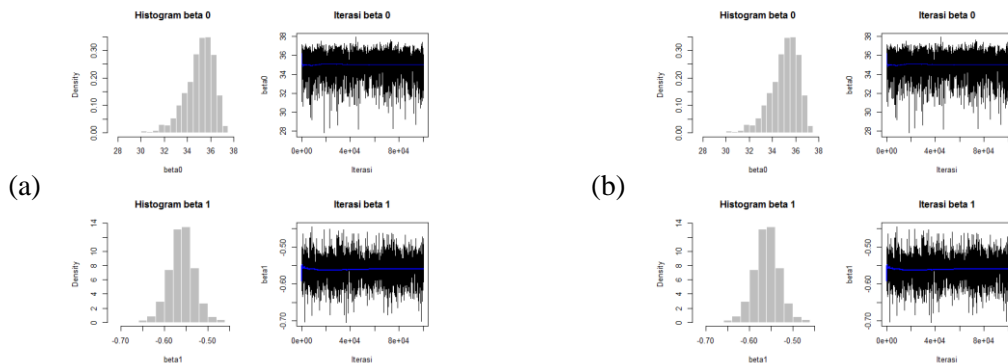
Parameter	Jawa Timur	Jawa Tengah	Jawa Barat	DKI Jakarta	DIY	Banten
β_0	50,385	19,065	22,800	13,675	24,193	35,051
β_1	-0,686	-0,253	-0,331	-0,183	-0,311	-0,561
$exp(\beta_1)$	0,504	0,777	0,718	0,833	0,733	0,571
$1/exp(\beta_1)$	1,985	1,287	1,392	1,201	1,364	1,985

Interval konfidensi 95% yang didapatkan dari estimasi parameter β_0, β_1 pada level 1 dirangkum pada Tabel 5. Tabel 5 menunjukkan bahwa konfidensi interval dari estimasi parameter setiap provinsi tidak memuat nilai nol, namun nilainya negative. Artinya dengan menambahkan IPM, maka dapat menurunkan rata-rata persentase indeks kemiskinan.

Tabel 5. Interval Konfidensi 95% Parameter Level 1

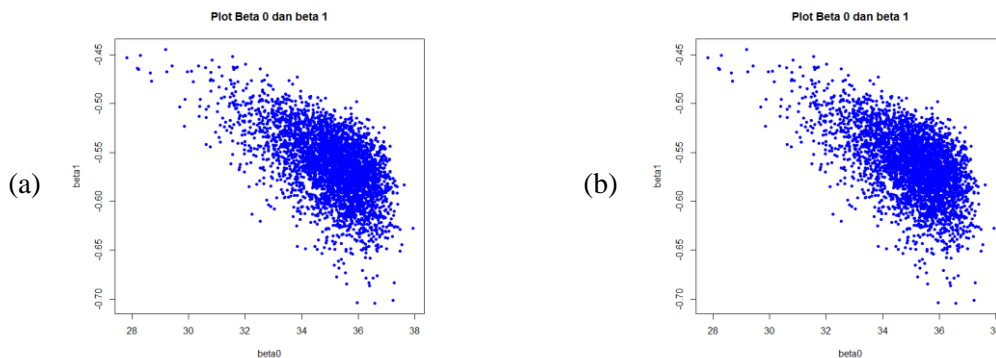
Provinsi	Jawa Timur	Jawa Tengah	Jawa Barat	DKI Jakarta	DIY	Banten
CI						
Batas Bawah	50,377	19,058	22,792	13,667	24,185	35,043
β_0						
Batas Atas	50,393	19,073	22,807	13,682	24,201	35,059
CI						
Batas Bawah	-0,6859	-0,2528	-0,3309	-0,1829	-0,3107	-0,5608
β_1						
Batas Atas	-0,6857	-0,2525	-0,3306	-0,1826	-0,3104	-0,5605

Untuk pemodelan regresi logistik biner level 2 berupa tingkat provinsi, terdapat enam parameter untuk mendapatkan persamaan regresi hirarkinya. Pada level 2 berbeda dengan level 1, level 2 parameter linier sehingga menggunakan regresi hirarki linier dengan estimasi parameter numerik *Metropolis-Hasting*. Pada level 2 ini digunakan distribusi proposal mengikuti distribusi normal baik di parameter beta 0 maupun beta 1, sehingga didapatkan konvergensi sampai N=100.000.



Gambar 6. Konvergensi regresi level 2 untuk (a) β_0 dan (b) β_1

Untuk mengetahui pola antara parameter w_0 dan w_1 ditunjukkan pada Gambar 6. Pada persamaan β_0 , plot parameter w_0 dan w_1 membentuk pola tertentu, begitu pula dengan persamaan β_1 . Sehingga dapat diduga adanya *bootstrap* dalam proses *Metropolis-Hasting*.



Gambar 6. Plot hubungan w_0 dan w_1 a) parameter β_0 b) parameter β_1

Regresi hirarki level 2 dengan menambahkan variabel prediktor baru yaitu dana BPNT dari pemerintah provinsi sebagai upaya mengurangi penduduk miskin di Pulau Jawa sehingga tingkat kemiskinan kabupaten/kota di provinsi tertentu dapat berada di bawah rata-rata tingkat kemiskinan Pulau Jawa. Estimasi parameter level 2 ditunjukkan Tabel 6.

Tabel 6. Estimasi Parameter Level 2

Variabel	CI 95% untuk w_0			CI 95% untuk w_1		
	Batas Bawah	Rata-rata	Batas Atas	Batas Bawah	Rata-rata	Batas Atas
β_0	2,543	2,596	2,649	4,626	4,635	4,645
β_1	0,003	0,004	0,005	-0,073	-0,073	-0,073

Proses perhitungan odds rasio hirarki model berdasarkan persamaan (3) didapatkan berikut:

$$\log\left(\frac{p(x)}{1-p(x)}\right) = 2,596 \text{ sehingga } \left(\frac{p(x)}{1-p(x)}\right) = \exp(2,596) = 13,4 \tag{12}$$

Hasil estimasi level 2 menunjukkan bahwa kondisi dimana dana BPNT tidak berpengaruh pada status kemiskinan di Pulau Jawa. Meningkatnya dana BPNT pada tiap provinsi dapat meningkatkan status miskin sebesar 13,4 kali. Hal ini tidak sesuai dengan harapan pemerintah yang seharusnya dapat menurunkan kecenderungan kabupaten/kota miskin. Untuk parameter β_1 artinya dana BPNT dapat menurunkan kecenderungan status kemiskinan yang berkolaborasi dengan meningkatkan IPM. Kedua variabel ini berinteraksi sehingga mampu memberikan dampak yang signifikan pada kabupaten/kota supaya tidak miskin. Interval konfidensi 95% pada Tabel 7 yang didapatkan dari estimasi parameter w_0 dan w_1 pada level 2 menunjukkan bahwa setiap estimasi parameter w_0 dan w_1 signifikan pada iterasi 100.000. Signifikansi terlihat dari nilai kuantil pada *credible interval* antara 5% dan 95% yang tidak memuat nilai nol. Artinya BNPT yang diberikan setiap provinsi berpengaruh signifikan terhadap indeks kemiskinan melalui peningkatan IPM. Estimasi parameter telah didapatkan maka dilakukan pemodelan regresi logistik biner hirarki 2 level sehingga didapatkan persamaan model sebagai berikut

$$\text{Logit}(P_{ij}) = 2,596 + 4,635W_j + 0,004X_{1j} - 0,073X_{1j}W_j + u_{0j} + u_{1j}X_{1j} \tag{13}$$

KESIMPULAN

Variabel IPM memberikan dampak yang sama saja bagi kecenderungan kabupaten/kota berstatus miskin atau tidak miskin, dengan asumsi parameter lain konstan. Sedangkan pada variabel interaksi antara IPM dan dana BPNT memberikan dampak kecenderungan kabupaten/kota di Pulau Jawa berstatus tidak miskin sebesar 1,07 kali daripada miskin. Dengan menggunakan interval konfidensi 95% bahwa dengan meningkatkan IPM, BNPT yang diberikan kepada setiap provinsi berpengaruh terhadap indeks kemiskinan.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] BPS, "Badan Pusat Statistik," 2017. [Online]. Available: <https://www.bps.go.id/subject/23/kemiskinan-dan-ketimpangan.html>. [Accessed 20 01 2022].
- [2] R. Fadila and Marwan, "Pengaruh Indeks Pembangunan Manusia (IPM) dan Pertumbuhan Ekonomi terhadap Tingkat Kemiskinan di Provinsi Sumatera Barat periode tahun 2013-2018," *Jurnal Ecogen*, vol. III, pp. 120-133, 2020.
- [3] L. R. Nadhifah and N. H. Mustofa, "Pengaruh PKH dan BPNT terhadap Kemiskinan dengan Pertumbuhan Ekonomi Sebagai Variabel Moderasi," *Journal of Islamic Economics and Banking*, vol. 3 No. 1, pp. 12-24, 2021.
- [4] R. E. Fitri, E. Setiawan and D. Aziz, "Analisis Regresi Logistik Biner Terhadap Data Indeks Kedalaman Kemiskinan Di Indonesia Tahun 2020," *Jurnal Siger Matematika*, vol. 3, pp. 69-74, 2022.
- [5] N. P. N. Hendayanti and M. Nurhayati, "Regresi Logistik Biner dalam Penentuan Ketepatan Klasifikasi Tingkat Kedalaman Kemiskinan Provinsi-Provinsi di Indonesia," *Jurnal Sains dan Teknologi*, pp. 63-70, 2020.
- [6] A. Agresti, *Categorical Data Analysis*, Second Edition, New York: John Wiley and Sons, 2002.
- [7] O. V. Amida and J. R. H. Sitorus, "Penerapan Regresi Logistik Biner Multilevel dalam Analisis Pengaruh Karakteristik Individu, Rumah Tangga, dan Wilayah terhadap Status Kemiskinan Balita di Kepulauan Maluku dan Pulau Papua (Analisis Hasil Survei Sosial Ekonomi 2019)," in *Seminar Nasional Official Statistics 2020: Pengembangan Official Statistics dalam mendukung Implementasi SDG's*, 2020.
- [8] W. J. Browne, *Applying MCMC Methods to Multi-level Models*, United Kingdom: University of Bath, 1998.
- [9] T. J. Dodwell, C. Ketelsen, R. Scheichl and A. L. Teckentrup, "Multilevel Markov Chain Monte Carlo," *Society for Industrial and Applied Mathematics and American Statistical Association*, vol. Vol. 3, pp. 1075-1108, 2019.
- [10] F. Syafitri, R. Goejantoro and Wasono, "Regresi Logistik dengan Metode Bayes untuk Pemodelan Indeks Pembangunan Manusia Kabupaten/Kota di Pulau Kalimantan," *Jurnal EKSPONENSIAL*, pp. 103-110, 2021.
- [11] L. Nadhifah, H. Yasin and Sugito, "Analisis Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Bayi Berat Lahir Rendah dengan Model Regresi Logistik Biner menggunakan Metode Bayes," *Jurnal Gaussian*, pp. 125-134, 2012.

- [12] D. Hosmer and S. Lemeshow, *Applied Logistic Regression*, New York: John Wiley&Sons, 2000.
- [13] H. Jox, *Multilevel Analysis Techniques and Applications*, New Jersey: Lawrence Erlbaum Associates, 2002.
- [14] G. Box and G. Tiao, *Bayesian Inference in Statistical Analysis*, New York: John Wiley and Sons, 1973.
- [15] D. Kurniawati, "Faktor-Faktor yang mempengaruhi Anemi Remaja Putri dengan menggunakan bayesian Regresi Logistik dan Algoritma Metropolis- Hasting," *Jurnal Ilmiah Matematika*, vol. Volume 7 No.1, pp. 1-6, 2019.