

## Modeling of Regency/City Unemployment Rates in Java Island Using Multilevel Binary Logistic Regression

### Pemodelan Tingkat Pengangguran Kabupaten/Kota di Pulau Jawa Menggunakan Regresi Logistik Biner Multilevel

Dhea Dewanti<sup>1</sup>, Kristuisno Martsuyanto Kapiluka<sup>2</sup>, Febryna Sembiring<sup>3</sup>, Ajeng Bitu Alfira<sup>4</sup>, Anang Kurnia<sup>5</sup>

<sup>1,2,3,4,5</sup> Departemen Statistika IPB University, Bogor, Indonesia

<sup>2</sup> Dinas Perindustrian Perdagangan Koperasi dan UMKM, Kabupaten Maluku Barat Daya, Indonesia

Email: <sup>1</sup>dheadewanti29@gmail.com, <sup>2</sup>krismarth009@gmail.com, <sup>3</sup>Febrynasmbrg@gmail.com, <sup>4</sup>ajengbitaa@gmail.com, <sup>5</sup>anangk@apps.ipb.ac.id

#### Abstract

Multilevel binary logistic regression analysis is a development of logistic regression for hierarchical data structures. Hierarchical data is data from a population that has levels. This research examines the relationship model of Life Expectancy, Mean Years of Schooling, Expected Years of Schooling, Regency/City Minimum Wage as explanatory variables at level 1 (Regency) and Gross Regional Domestic Income (GRDP) as an explanatory variable at level 2 (Provincial) against Unemployment Rate (UR) as a response variable. The research results show that Life Expectancy and Minimum Wage at level 1 and GRDP at level 2 have a significant influence on district/city TPT on Java Island in 2022.

**Keywords:** Unemployment Rate, Binary Logistic Regression, Multilevel, Hierarchical Data

#### Abstrak

Analisis regresi logistik biner multilevel merupakan pengembangan dari regresi logistik untuk struktur data berhirarki. Data berhirarki adalah data dari populasi yang memiliki tingkatan (level). Penelitian ini mengkaji model hubungan Angka Harapan Hidup (AHH), Rata-Rata Lama Sekolah (RLS), Harapan Lama Sekolah (HLS), Upah Minimum Kabupaten/kota (UMK) sebagai peubah penjelas pada level 1 (Kabupaten) dan Pendapatan Domestik Regional Bruto (PDRB) sebagai peubah penjelas pada level 2 (Provinsi) terhadap Tingkat Pengangguran Terbuka (TPT) sebagai peubah respon. Hasil penelitian menunjukkan AHH dan UMK pada level 1 serta PDRB pada level 2 memberikan pengaruh signifikan terhadap TPT kabupaten/kota di Pulau Jawa tahun 2022.

**Kata kunci:** Tingkat Pengangguran, Regresi Logistik Biner, Multilevel, Data Hirarki



## 1. PENDAHULUAN

Analisis regresi adalah salah satu metode dalam ilmu statistika yang digunakan untuk memprediksi pola hubungan antara peubah respon ( $y$ ) dan peubah penjelas ( $x$ ) pada sekumpulan data [9]. Analisis regresi terbagi dalam berbagai macam metode berdasarkan bentuk peubah responnya, salah satunya regresi logistik. Menurut Hosmer *et al.* [14], regresi logistik merupakan metode analisis statistik yang digunakan untuk menggambarkan hubungan antara variabel respon yang memiliki dua atau lebih kategori dengan satu atau lebih peubah penjelas yang berskala kategori atau interval. Jika pada peubah responnya terdiri dari dua kategori yang memiliki nilai yaitu “sukses” dan “gagal” maka disebut dengan regresi logistik biner [2]. Untuk kategori “sukses” dinyatakan dengan angka 1 sebagai representasi adanya karakteristik yang diukur, sedangkan angka 0 merupakan ketiadaan dari karakteristik tersebut.

Penerapan regresi logistik kurang tepat digunakan pada data yang berbentuk hirarki. Hal ini dikarenakan data berhirarki berasal dari populasi yang memiliki tingkatan (*hierarchy*). Analisis satu level pada tingkat regional tidak dapat digunakan untuk analisis pada tingkat individu. Individu-individu tersebut bersarang dalam suatu regional dan cenderung memiliki nilai-nilai yang khas [26]. Mengacu pada Hox [13] yang mengatakan bahwa data dengan struktur hirarki berefek terhadap unit – unit yang diteliti, maka dikembangkan suatu metode untuk menangani kasus data berhirarki, yaitu regresi logistik biner multilevel. Metode ini merupakan *Generalized Linear Model* (GLM) yang pada beberapa tulisan disebut sebagai *Multilevel Modelling* [12].

Penelitian dengan metode regresi logistik biner multilevel telah dilakukan oleh beberapa peneliti sebelumnya. Oleh Aprilia *et al.* [5], metode ini digunakan untuk memprediksi ketepatan waktu lulus mahasiswa program sekolah pascasarjana IPB. Hal yang mirip dilakukan oleh Saragih *et al.* [22], yaitu melakukan pendugaan terhadap angka partisipasi di Jawa Tengah dengan metode yang sama. Di bidang kesehatan, Seyoum *et al.* [23] menggunakan metode ini untuk memprediksi faktor yang mempengaruhi status pemanfaatan kelambu berinsektisida di Afrika Timur dan Zewude *et al.* [27] menggunakan metode yang sama untuk mengidentifikasi lima faktor risiko infeksi malaria pada individu/rumah tangga di Etiopia. Penelitian [22, 23, 27] menggunakan rumah tangga/individu sebagai level 1 dan wilayah sebagai level 2. Dari penelitian terdahulu diperoleh hasil bahwa metode regresi logistik biner multilevel dapat bekerja dengan baik dalam menduga parameter model multilevel. Pada beberapa penelitian, metode ini banyak digunakan pada permasalahan sosial lebih khususnya pada kasus pengangguran seperti yang dilakukan oleh Chikako [8] dan Mandasari *et al.* [15]. Tingkat pengangguran di suatu kabupaten/kota tidak hanya dipengaruhi oleh indikator pada tingkat kabupaten/kota melainkan juga indikator pada tingkat di atasnya, yaitu tingkat provinsi.

Menurut Muhdar [16], pengangguran didefinisikan sebagai seseorang yang merupakan golongan angkatan kerja dan ingin memperoleh pekerjaan tetapi belum dapat. Definisi ini oleh Badan Pusat Statistik [6] dipersempit lagi sebagai jumlah pengangguran per 100 penduduk dalam klasifikasi angkatan kerja yang disebut sebagai Tingkat Pengangguran Terbuka (TPT).

Penelitian yang dilakukan oleh Pramaysti [20] berkesimpulan bahwa tingkat pengangguran dipengaruhi oleh Indeks Pembangunan Manusia yang dibentuk oleh komponen harapan hidup, rata-rata lama sekolah, harapan lama sekolah, dan pendapatan per kapita. Pamungkas dan Suman [17] melalui penelitiannya memperoleh hasil bahwa tingkat pengangguran dipengaruhi juga oleh upah minimum. Pada kesempatan lain Afifah *et al.* [1], melalui kajian yang dilakukan, mendapati bahwa tingkat pengangguran terbuka secara signifikan dipengaruhi oleh Produk Domestik Regional Bruto (PDRB).

Merujuk pada data yang dikumpulkan oleh Badan Pusat Statistik, pengangguran di Indonesia pada Agustus 2022 menembus angka 8.42 juta orang [6] dan merupakan tertinggi ke-2 di ASEAN.

## JURNAL MATEMATIKA, STATISTIKA DAN KOMPUTASI

Dhea Dewanti, Kristuisno Martsuyanto Kapiluka, Febryna Sembiring,  
Ajeng Bitu Alfira, Anang Kurnia

Persentase penyumbang angka pengangguran terbanyak berasal dari sebagian besar provinsi di pulau Jawa, diantaranya Jawa Barat, Banten, dan DKI Jakarta [7]. Kondisi pengangguran yang terjadi ini menurut Fatmasari [10] dapat mengakibatkan masalah-masalah serius seperti terganggunya stabilitas perekonomian dan sosial-politik, sehingga perlu untuk diatasi.

Berdasarkan penjelasan yang telah disampaikan sebelumnya, penelitian ini bertujuan untuk:

1. Membandingkan model estimasi parameter menggunakan metode regresi logistik biner satu level dengan metode regresi logistik biner multilevel dalam pemodelan tingkat pengangguran kabupaten/kota di Pulau Jawa.
2. Mengetahui faktor apa saja yang berpengaruh terhadap tingkat pengangguran di kabupaten/kota di Pulau Jawa berdasarkan model terbaik.
3. Mengetahui ada tidaknya pengaruh variasi wilayah terhadap tingkat pengangguran di kabupaten/kota di Pulau Jawa.

## 2. TINJAUAN PUSTAKA

### 2.1 Data Berhirarki

Data dengan struktur berhirarki merupakan data dengan tingkatan atau level di dalamnya. Pada data berhirarki, unit-unit dalam suatu kelompok cenderung memiliki karakteristik yang serupa sehingga pengamatan di tingkat yang lebih rendah tidak saling bebas [13]. Data berstruktur hirarki memiliki peubah respon yang diukur pada level kesatu dan peubah penjelas yang diukur pada level selanjutnya dengan cakupan yang lebih luas dari level sebelumnya. Individu dan kelompok sosial adalah salah satu konsep sistem hirarki yang berada dalam kelompok, dimana individu dan kelompok berada dalam tingkatan yang terpisah dalam sistem ini.

### 2.2 Analisis Regresi Logistik Biner

Regresi logistik biner adalah model regresi dengan peubah dependen kualitatif yang memiliki dua kategori (hasil biner). Model regresi logistik biner terdiri dari komponen acak, komponen sistematis, dan fungsi hubung. Tujuan digunakan regresi logistik yaitu untuk mencari model terbaik dari peubah-peubah yang digunakan serta untuk mencari peubah penjelas yang berpengaruh terhadap peubah respon [14]. Model regresi logistik dengan  $p$  peubah penjelas adalah sebagai berikut:

$$\begin{aligned} \text{logit}(\pi) &= \log \left[ \frac{\pi}{1-\pi} \right] \\ &= \beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_p x_p \\ &= \beta_0 + \boldsymbol{\beta} \boldsymbol{x} \end{aligned} \tag{2.1}$$

dengan  $\boldsymbol{\beta}$  merupakan vektor parameter koefisien regresi  $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_p$  dan  $\boldsymbol{x}$  merupakan vektor peubah penjelas  $X_1, X_2, \dots, X_p$ .

### 2.3 Analisis Regresi Logistik Biner Multilevel

Analisis regresi multilevel merupakan analisis statistika yang dimanfaatkan untuk data dengan struktur hirarki. Analisis regresi multilevel yang paling sederhana terdiri dari dua level. Level 1 menjelaskan keragaman individu-individu sedangkan level 2 menjelaskan keragaman pada masing-masing kelompok.

Model regresi multilevel memungkinkan adanya perbedaan nilai intersep dan kemiringan pada setiap kelompok. Oleh karena itu, model ini memiliki dua efek acak, yaitu *random intercept* dan *random slope* [26]. Peubah penjelas pada model dengan *random intercept* memiliki pengaruh yang sama terhadap peubah respon pada setiap kelompok. Sementara itu model dengan *random slope*

## JURNAL MATEMATIKA, STATISTIKA DAN KOMPUTASI

Dhea Dewanti, Kristuisno Martsuyanto Kapiluka, Febryna Sembiring,  
Ajeng Bitu Alfira, Anang Kurnia

memungkinkan adanya perbedaan pengaruh peubah penjelas terhadap peubah respon pada setiap kelompok. Persamaan regresi logistik biner multilevel untuk dua level dengan satu peubah penjelas adalah [18]

$$\text{logit}[\pi_{ij}] = \beta_{0j} + \beta_{1j}X_{1ij} \quad (2.2)$$

$$\beta_{0j} = \gamma_{00} + \gamma_{01}Z_j + u_{0j} \quad (2.3)$$

$$\beta_{1j} = \gamma_{10} + \gamma_{11}Z_j + u_{1j} \quad (2.4)$$

dengan

$i$  : individu pada masing-masing kelompok

$j$  : kelompok

$\beta_{0j}$  : intersep

$\beta_{1j}$  : koefisien regresi untuk peubah penjelas

$\gamma$  : rata-rata koefisien regresi yang muncul ketika setiap kelompok memiliki nilai koefisien regresi yang berbeda

$Z$  : peubah penjelas pada level kelompok

### 3. METODE

Penelitian ini menggunakan data sekunder yang diambil dari situs resmi BPS masing-masing provinsi di Pulau Jawa untuk tahun 2022. Enam provinsi yang akan dianalisis meliputi Banten, DI Yogyakarta, DKI Jakarta, Jawa Barat, Jawa Tengah, dan Jawa Timur dengan jumlah keseluruhan kabupaten/kota di Pulau Jawa adalah sebanyak 119 kabupaten/kota.

Pengambilan data dilakukan pada tingkat kabupaten/kota sebagai level 1 dan provinsi sebagai level 2. Tingkat Pengangguran Terbuka (TPT) sebagai peubah respon pada level 1 diubah menjadi data berskala biner dengan ketentuan: jika persentase TPT di kabupaten/kota lebih rendah dari persentase TPT di Pulau Jawa, maka data tersebut dikategorikan sebagai 0 (Rendah), sedangkan jika lebih tinggi dari persentase TPT di Pulau Jawa, data tersebut dikategorikan sebagai 1 (Tinggi). Peubah penjelas yang digunakan pada level 1 (Kabupaten/Kota) adalah Angka Harapan Hidup (AHH), Rata-Rata Lama Sekolah (RLS), Harapan Lama Sekolah (HLS), Upah Minimum Kabupaten/Kota (UMK) dan level 2 (Provinsi) adalah Produk Domestik Regional Bruto (PDRB) per Kapita. Peubah yang digunakan untuk penelitian dapat dilihat pada Tabel 3.1.

**Tabel 3.1.** Peubah Penelitian

Variabel	Indikator	Keterangan	Skala
<b>Level 1 (Kabupaten/Kota)</b>			
Y	TPT	1: Tinggi (di atas 9.78) 0: Rendah (di bawah 9.78)	Nominal
X <sub>1</sub>	AHH		Rasio
X <sub>2</sub>	RLS		Rasio
X <sub>3</sub>	HLS		Rasio
X <sub>4</sub>	UMK		Rasio
<b>Level 2 (Provinsi)</b>			
Z <sub>1</sub>	PDRB per Kapita		Rasio

Struktur data dalam penelitian ini adalah data hirarki, yaitu data kabupaten/kota yang terkelompok di dalam provinsi. Tabel 3.2 merupakan struktur data yang digunakan dengan  $j$  adalah provinsi dan  $i$  adalah kabupaten/kota.

## JURNAL MATEMATIKA, STATISTIKA DAN KOMPUTASI

Dhea Dewanti, Kristuisno Martsuyanto Kapiluka, Febryna Sembiring,  
Ajeng Bitu Alfira, Anang Kurnia

**Tabel 3.2.** Struktur Data Penelitian

j	i	Y	$X_1$	...	$X_4$	$Z_1$
1	1	$Y_{11}$	$X_{111}$	...	$X_{411}$	$Z_{11}$
	2	$Y_{21}$	$X_{121}$	...	$X_{421}$	
	⋮	⋮	⋮	...	⋮	
	8	$Y_{81}$	$X_{181}$	...	$X_{481}$	
2	1	$Y_{12}$	$X_{112}$	...	$X_{412}$	$Z_{12}$
	2	$Y_{22}$	$X_{122}$	...	$X_{422}$	
	⋮	⋮	⋮	...	⋮	
	6	$Y_{62}$	$X_{162}$	...	$X_{462}$	
⋮	⋮	⋮	⋮	...	⋮	⋮
6	1	$Y_{16}$	$X_{116}$	...	$X_{416}$	$Z_{16}$
	2	$Y_{26}$	$X_{126}$	...	$X_{426}$	
	⋮	⋮	⋮	...	⋮	
	38	$Y_{38;6}$	$X_{1;38;6}$	...	$X_{4;38;6}$	

Berikut adalah tahapan analisis untuk mengetahui faktor-faktor yang mempengaruhi tingkat pengangguran di Pulau Jawa menggunakan model multilevel dengan respon biner.

1. Melakukan eksplorasi data untuk mengetahui karakteristik tingkat pengangguran dan semua peubah penjelas pada level 1 dan 2.
2. Melakukan transformasi logaritma natural untuk peubah UMK dan PDRB.
3. Melakukan uji multikolinieritas untuk mengetahui ada tidaknya korelasi antar peubah penjelas.
4. Melakukan pemodelan menggunakan analisis regresi logistik biner tanpa melibatkan efek provinsi.
5. Melakukan pengujian signifikansi efek acak menggunakan uji *likelihood ratio* untuk mengetahui apakah model dengan efek acak lebih baik daripada model tanpa efek acak. Hipotesis yang diuji adalah sebagai berikut:

$$H_0 : \sigma_{u_0}^2 = 0 \text{ (efek acak tidak signifikan)}$$

$$H_1 : \sigma_{u_0}^2 \neq 0 \text{ (efek acak signifikan)}$$

$$LR = -2 \ln \left( \frac{L^{(0)}}{L^{(r)}} \right) \quad (3.1)$$

dengan  $L^{(0)}$  adalah *likelihood* model logistik tanpa efek acak dan  $L^{(r)}$  adalah *likelihood* model logistik dengan efek acak.  $H_0$  ditolak jika  $LR > \chi_{\alpha, v}^2$ , dimana  $v$  adalah selisih jumlah parameter dari kedua model. Jika  $H_0$  ditolak maka dapat disimpulkan bahwa model dengan efek acak lebih baik daripada model tanpa efek acak.

6. Membuat beberapa model regresi logistik biner multilevel dengan melibatkan efek provinsi.
  - a. Membuat model regresi logistik biner multilevel dengan menjadikan intersep sebagai peubah acak. Pemodelan dilakukan sebanyak 3 tahap, yaitu pemodelan tanpa peubah penjelas, pemodelan dengan menambahkan semua peubah penjelas level 1, kemudian pemodelan dengan menambahkan peubah penjelas level 2. Model terbaik dari langkah ini dipilih berdasarkan uji *likelihood ratio*.

## JURNAL MATEMATIKA, STATISTIKA DAN KOMPUTASI

Dhea Dewanti, Kristuisno Martsuyanto Kapiluka, Febryna Sembiring,  
Ajeng Bitra Alfira, Anang Kurnia

- b. Model terbaik yang didapatkan dari langkah (a) kemudian ditambahkan kemiringan acak dari masing-masing peubah penjelas level 1 dan diuji apakah ada kemiringan acak yang mempengaruhi hasil analisis menggunakan uji *likelihood ratio*.
7. Memilih model terbaik antara model regresi logistik yang diperoleh pada langkah (4) dan langkah (6) menggunakan ukuran *Deviance*.
8. Melakukan pengujian hipotesis dengan uji Wald untuk mengetahui pengaruh peubah penjelas terhadap tingkat pengangguran pada model terbaik. Hipotesis yang diuji adalah sebagai berikut:

$$H_0 : \beta_i = 0$$

$$H_1 : \beta_i \neq 0 \quad (i = 1, 2, \dots, p)$$

$$Wald = \frac{\hat{\beta}_i}{se(\hat{\beta}_i)} \quad (3.2)$$

dengan

- $p$  : banyaknya peubah penjelas  
 $\hat{\beta}_i$  : dugaan kemiringan parameter ke- $i$   
 $se(\hat{\beta}_i)$  : dugaan galat baku  $\hat{\beta}_i$

$H_0$  ditolak jika nilai  $|Wald| > Z_{\alpha/2}$  [10]

9. Melakukan interpretasi dari hasil analisis yang telah didapatkan menggunakan rasio odds.  
 10. Menghitung ketepatan klasifikasi pada model terbaik.  
 11. Menghitung *interclass correlation* (ICC) untuk mengetahui besarnya pengaruh variasi provinsi dengan rumus:

$$ICC = \frac{\hat{\sigma}_{u_0}^2}{\hat{\sigma}_{u_0}^2 + \hat{\sigma}_{e_0}^2} \quad (3.3)$$

dengan  $\hat{\sigma}_{u_0}^2$  adalah variansi antar provinsi pada level dua dan  $\hat{\sigma}_{e_0}^2$  adalah variansi antar kabupaten/kota pada level satu [17].

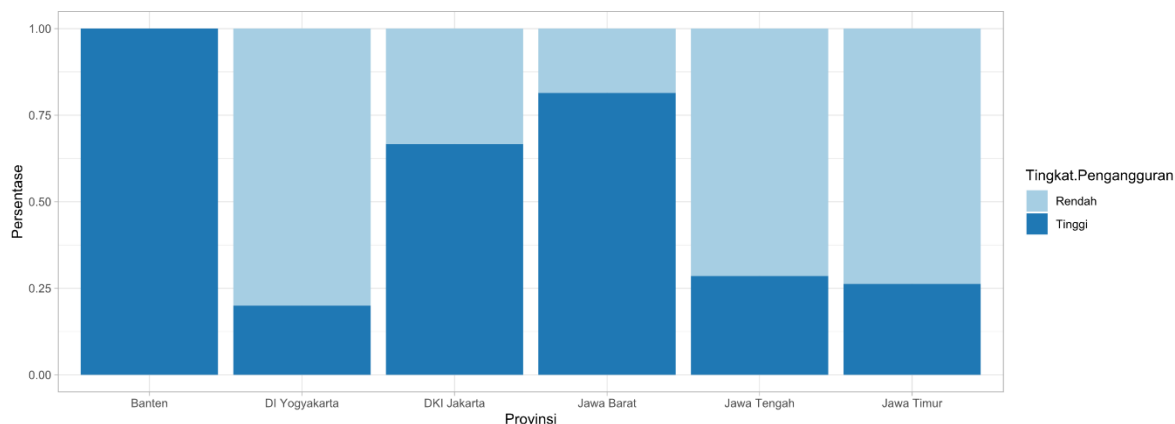
## 4. HASIL DAN PEMBAHASAN

### 4.1 Eksplorasi Data

Tingkat pengangguran yang menjadi peubah respon dalam penelitian ini dikategorikan menjadi dua kategori, yaitu rendah dan tinggi. Rasio kedua jenis tingkat pengangguran di masing-masing provinsi ditunjukkan pada Gambar 4.1. Tiga provinsi dengan tingkat pengangguran tertinggi masing-masing adalah Banten, Jawa Barat, dan DKI Jakarta, sedangkan provinsi dengan tingkat pengangguran rendah tertinggi adalah DI Yogyakarta.

## JURNAL MATEMATIKA, STATISTIKA DAN KOMPUTASI

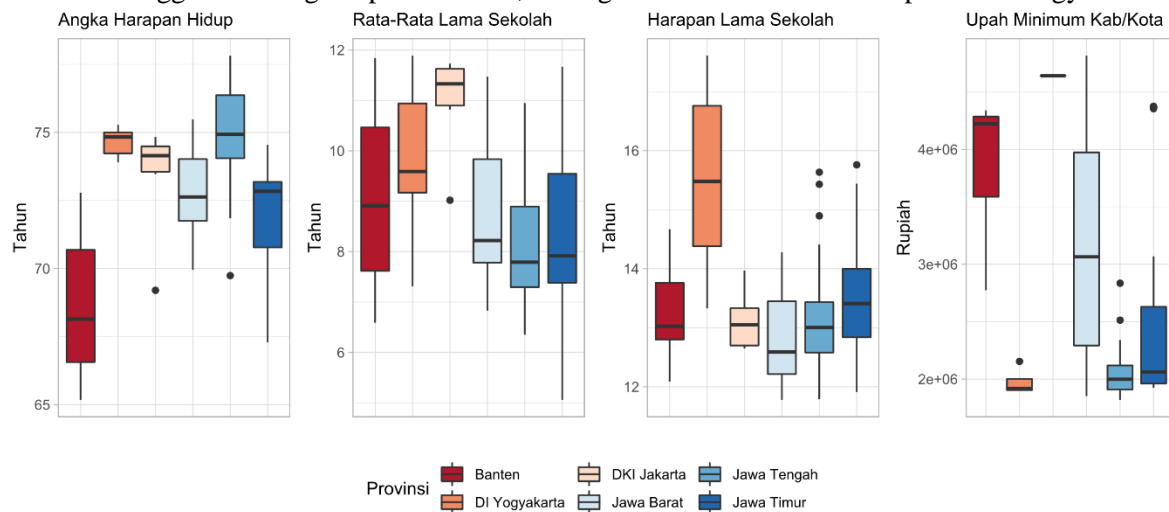
Dhea Dewanti, Kristuisno Martsuyanto Kapiluka, Febryna Sembiring,  
Ajeng Bitu Alfira, Anang Kurnia



**Gambar 4.1.** Proporsi Tingkat Pengangguran Tiap Provinsi

Sebaran dari peubah penjelas pada setiap provinsi dapat dilihat pada Gambar 4.2. Rata-rata Angka Harapan Hidup (AHH) tertinggi terdapat di Jawa Tengah yang mencapai 75 tahun, sedangkan rata-rata AHH terendah terdapat di Banten yaitu sekitar 68 tahun. Namun nilai AHH di Banten sangat bervariasi tergantung tiap kabupaten/kota. Outlier pada AHH jika dilihat berdasarkan provinsi hanya terdapat di DKI Jakarta dan Jawa Tengah, khususnya Kepulauan Seribu dan Brebes.

Rata-rata Lama Sekolah (RLS) tertinggi terdapat di DKI Jakarta, yaitu sekitar 11 tahun dengan selisih terendah dan satu pengecualian yaitu Kepulauan Seribu. Rata-rata RLS tersebut kemudian disusul DI Yogyakarta dan Banten dengan nilai RLS yang lebih beragam. Jawa Tengah, Jawa Barat, dan Jawa Timur memiliki rata-rata yang lebih rendah lagi, namun ketiganya tampaknya memiliki tren serupa dengan rata-rata RLS sekitar 8 tahun. Selain itu, rata-rata Harapan Lama Sekolah (HLS) tertinggi terdapat di DI Yogyakarta dengan nilai yang sangat berbeda-beda di setiap kabupaten/kota. Angka Harapan Hidup di 5 provinsi lainnya berkisar antara 12 hingga 14 tahun. Angka UMK DKI Jakarta tertinggi dibandingkan provinsi lain, sedangkan UMK terendah terdapat di DI Yogyakarta.



**Gambar 4.2.** Sebaran Peubah Penjelas di Tiap Provinsi

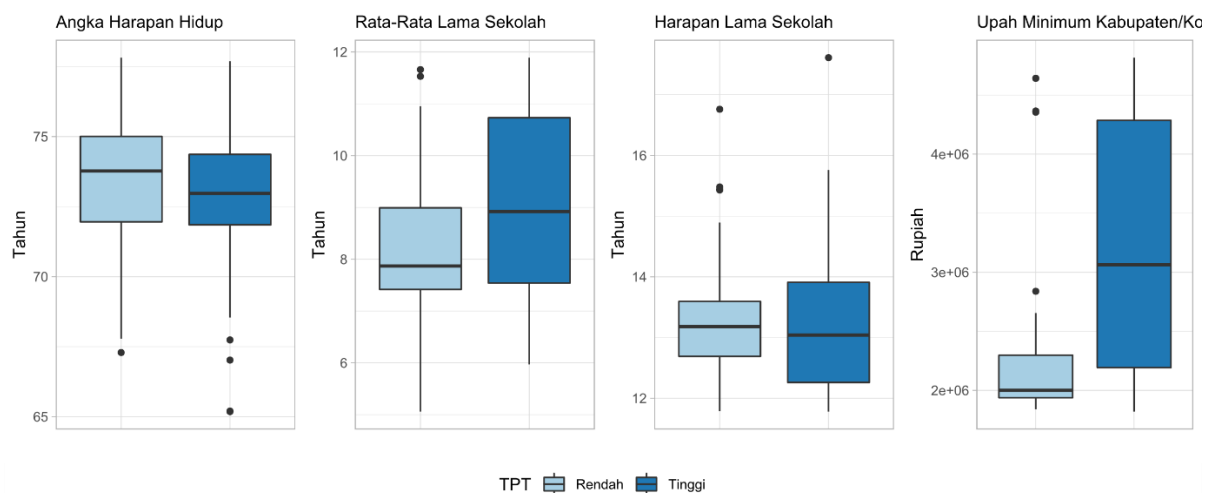
Kemudian, secara eksploratif pada Gambar 4.3, dapat dilihat plot kotak tingkat pengangguran untuk setiap peubah penjelas. AHH di Pulau Jawa, baik di wilayah dengan tingkat pengangguran

## JURNAL MATEMATIKA, STATISTIKA DAN KOMPUTASI

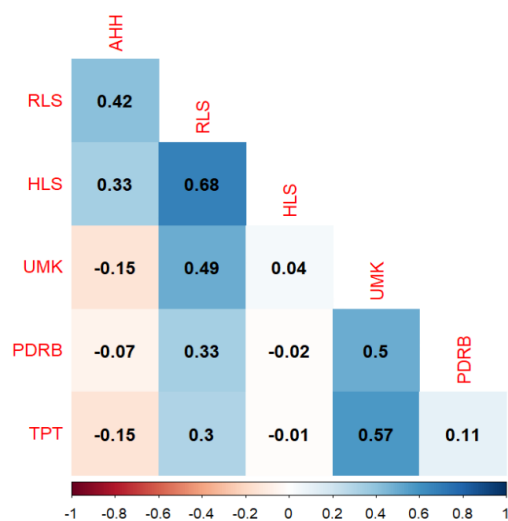
Dhea Dewanti, Kristuisno Martsuyanto Kapiluka, Febryna Sembiring,  
Ajeng Bitu Alfira, Anang Kurnia

tinggi maupun rendah, memiliki angka harapan hidup yang cenderung sama, yaitu sekitar 75 tahun. Sementara itu daerah dengan tingkat pengangguran tinggi memiliki rata-rata nilai RLS yang lebih tinggi dibandingkan daerah dengan tingkat pengangguran rendah.

Rata-rata HLS juga cenderung serupa pada kedua jenis tingkat pengangguran. Namun daerah dengan tingkat pengangguran tinggi mempunyai nilai HLS yang lebih beragam. Selanjutnya, rataan dan rentang nilai UMK menunjukkan perbedaan yang signifikan pada wilayah dengan tingkat pengangguran yang tinggi dibandingkan dengan wilayah dengan tingkat pengangguran yang rendah. Wilayah dengan tingkat pengangguran yang rendah memiliki UMK yang jauh lebih rendah namun dengan beberapa pencalon atas yang berada di Provinsi DKI Jakarta dan Jawa Timur.



Gambar 4.3. Sebaran Peubah Penjelas Berdasarkan Tingkat Pengangguran



Gambar 4.4. Heatmap Korelasi antar Peubah

Jika dilihat pada Gambar 4.4, korelasi antar peubah penjelas cenderung rendah. Korelasi tertinggi terdapat pada peubah RLS dan HLS. Korelasi antara peubah penjelas dengan peubah tingkat



## JURNAL MATEMATIKA, STATISTIKA DAN KOMPUTASI

Dhea Dewanti, Kristuisno Martsuyanto Kapiluka, Febryna Sembiring,  
Ajeng Bitra Alfira, Anang Kurnia

pengangguran terbuka (TPR) sebelum klasifikasi juga mempunyai kecenderungan yang berbeda-beda. UMK merupakan peubah yang mempunyai korelasi paling tinggi terhadap TPT.

### 4.2 Pengecekan Asumsi Non-Multikolinieritas

Model regresi yang baik adalah model regresi dengan peubah penjelas yang tidak saling berkorelasi atau tidak terjadi multikolinieritas. Pengujian asumsi ini dilakukan dengan menggunakan nilai *Variance Inflation Factor* (VIF). Tidak terdapat multikolinieritas antar peubah penjelas jika nilai VIF yang diperoleh bernilai kurang dari 10.

**Tabel 4.1.** Nilai VIF Peubah Penjelas

Peubah Penjelas	VIF
Angka Harapan Hidup	1.56
Rata-Rata Lama Sekolah	3.63
Harapan Lama Sekolah	2.40
Upah Minimum Kab/Kota	1.52

Pada Tabel 4.1, diperoleh nilai VIF semua peubah penjelas kurang dari 10 sehingga dapat disimpulkan bahwa asumsi non-multikolinieritas telah terpenuhi.

### 4.3 Pemodelan Regresi Logistik Biner

Pemodelan regresi logistik biner dilakukan pada data level 1 untuk mengetahui pengaruh hubungan antara tingkat pengangguran dengan peubah AHH, RLS, HLS, dan UMK pada tiap kabupaten/kota di Pulau Jawa. Berdasarkan hasil uji serentak, diperoleh nilai *Chi-Square* hitung sebesar 37.05 dengan *p-value* sebesar 0.00 sehingga pada taraf signifikansi 5%, minimal ada salah satu dari AHH, RLS, HLS, dan UMK yang berpengaruh terhadap tingkat pengangguran.

Pada hasil pengujian Wald Tabel 4.2, diperoleh kesimpulan bahwa pada taraf signifikansi 5%, hanya peubah UMK yang signifikan mempengaruhi tingkat pengangguran. Estimasi UMK bernilai positif yang memiliki arti jika UMK meningkat maka tingkat pengangguran di kabupaten/kota tersebut juga akan meningkat. Model regresi logistik biner pada level 1 ini memiliki nilai *Deviance* sebesar 127.23 dengan derajat bebas residual sebesar 114.

**Tabel 4.2.** Uji Wald Regresi Logistik Biner

Peubah Penjelas	Estimasi ( $\beta_i$ )	Z	<i>p-value</i>
Intersep	-37.27	-1.87	0.06
AHH	-0.11	-1.02	0.31
RLS	0.34	1.24	0.21
HLS	-0.38	-1.16	0.25
UMK	3.22	3.12	0.00

### 4.4 Pemodelan Regresi Logistik Biner Multilevel

Sebelum dilakukan pemodelan multilevel dengan memasukkan efek provinsi, akan dilakukan pengujian untuk mengetahui apakah terdapat efek acak pada model. Jika efek acak terdeteksi, ini menunjukkan adanya variasi antara grup atau kelompok di berbagai provinsi di Pulau Jawa. Untuk menguji keberadaan efek acak, kami akan menggunakan uji *likelihood ratio*. Berikut hipotesis yang diuji.

$$H_0 : \sigma_{u0}^2 = 0 \text{ (efek acak tidak signifikan)}$$

## JURNAL MATEMATIKA, STATISTIKA DAN KOMPUTASI

Dhea Dewanti, Kristuisno Martsuyanto Kapiluka, Febryna Sembiring,  
Ajeng Bitu Alfira, Anang Kurnia

$H_1 : \sigma_{u_0}^2 \neq 0$  (efek acak signifikan)

**Tabel 4.3.** Uji Signifikansi Efek Acak

<i>Likelihood Ratio</i>	df	<i>p-value</i>
22.27	1	0.000

Pada taraf signifikansi 5%, diperoleh kesimpulan bahwa  $H_0$  ditolak sehingga efek acak signifikan. Ini menyiratkan bahwa ada variasi dalam tingkat pengangguran di antara provinsi-provinsi sehingga model regresi logistik biner multilevel yang mencakup efek acak lebih unggul dalam menjelaskan data daripada model regresi logistik biner satu level.

Pemodelan multilevel yang digunakan pada penelitian adalah 2 level, di mana tingkat kabupaten/kota sebagai level 1 dan provinsi sebagai level 2. Tahapan pertama pada pemodelan regresi logistik biner multilevel ini adalah membuat 3 model dengan intersep sebagai peubah acak sesuai hasil pengujian efek acak. Model pertama merupakan model yang tidak menggunakan peubah penjelas. Model kedua adalah model dengan menambahkan semua peubah penjelas level 1, yaitu AHH, RLS, HLS dan UMK. Model ketiga merupakan model dengan menambahkan peubah penjelas level 1 dan level 2, yaitu AHH, RLS, HLS, UMK dan PDRB. Model terbaik dari langkah ini dipilih berdasarkan uji *likelihood ratio*.

**Tabel 4.4.** Uji *Likelihood Ratio* Model 1 dan Model 2

Model	<i>Deviance</i>	LR	df	<i>p-value</i>
Model 1	142.00			
Model 2	121.24	22.27	1	0.000

**Tabel 4.5.** Uji *Likelihood Ratio* Model 2 dan Model 3

Model	<i>Deviance</i>	LR	df	<i>p-value</i>
Model 2	121.24			
Model 3	115.30	5.94	1	0.015

Dari informasi yang terdapat dalam Tabel 4.4 dan Tabel 4.5, diperoleh hasil bahwa penambahan peubah penjelas level 1 dan level 2 berhasil menurunkan *Deviance* model 1 yang merupakan *null model*. Penambahan PDRB sebagai peubah penjelas level 2 juga menghasilkan nilai LR sebesar 5.94 dengan *p-value* sebesar 0.015. Hal ini dapat diartikan bahwa model terbaik regresi logistik biner multilevel dengan intersep sebagai peubah acak adalah model dengan menyertakan semua peubah penjelas level 2 dan level 1. Model 3 yang merupakan model terbaik kemudian ditambahkan kemiringan acak dari masing-masing peubah penjelas level 1 dan diuji apakah ada kemiringan acak yang mempengaruhi hasil analisis menggunakan uji *likelihood ratio*.

**Tabel 4.6.** Uji *Likelihood Ratio* Pemilihan Kemiringan Acak Terbaik

Kemiringan Acak	<i>Deviance</i>	LR	df	<i>p-value</i>
AHH	110.19	5.11	2	0.08
RLS	114.92	0.39	2	0.82
HLS	114.3	1.01	2	0.60
UMK	113.45	1.85	2	0.40

Berdasarkan Tabel 4.6, terlihat bahwa tidak ada kemiringan acak dari peubah penjelas level 1 yang signifikan pada taraf signifikansi 5%. Artinya, semua peubah level 1 memiliki efek pengaruh yang

## JURNAL MATEMATIKA, STATISTIKA DAN KOMPUTASI

Dhea Dewanti, Kristuisno Martsuyanto Kapiluka, Febryna Sembiring,  
Ajeng Bitu Alfira, Anang Kurnia

sama untuk setiap provinsi. Jadi, dapat disimpulkan bahwa model regresi logistik biner multilevel terbaik adalah Model 3 yang merupakan model dengan intersep sebagai peubah acak dan menyertakan semua peubah penjelas level 2 dan level 1.

### 4.5 Pemilihan Model Terbaik

Berdasarkan model regresi logistik biner 1 level dan model regresi logistik biner multilevel terbaik yang diperoleh, dapat diketahui nilai *Deviance* dari masing-masing model. Seleksi model terbaik dilakukan dengan membandingkan nilai *Deviance* pada kedua model tersebut.

**Tabel 4.7.** Uji *Likelihood Ratio* Model 1 Level dan Model 2 Level

Model	<i>Deviance</i>	LR	df	<i>p-value</i>
1 Level	127.23			
2 Level	115.30	11.93	2	0.003

Kesimpulan yang dapat diperoleh dari Tabel 4.7 adalah model 2 level memiliki *Deviance* yang lebih kecil dibandingkan model 1 level. Uji *likelihood ratio* juga memberikan hasil bahwa pada taraf signifikansi 5%, penambahan efek acak pada intersep dan peubah penjelas PDRB signifikan terhadap model. Jadi, dapat disimpulkan bahwa model terbaik untuk menggambarkan tingkat pengangguran kabupaten/kota di Pulau Jawa adalah regresi logistik biner multilevel. Berikut adalah struktur model yang terbentuk.

$$\text{logit}(\pi_{ij}) = \beta_{0j} - 0.2558 \text{AHH}_{ij} + 0.6559 \text{RLS}_{ij} - 0.5888 \text{HLS}_{ij} + 4.6681 \text{UMK}_{ij} - 2.4657 \text{PDRB}_j$$

dengan

$$\beta_{0j} = -3.9085 + u_{0j}$$

Sehingga model campuran yang diperoleh adalah:

$$\text{logit}(\pi_{ij}) = -3.9085 - 0.2558 \text{AHH}_{ij} + 0.6559 \text{RLS}_{ij} - 0.5888 \text{HLS}_{ij} + 4.6681 \text{UMK}_{ij} - 2.4657 \text{PDRB}_j + u_{0j}$$

### 4.6 Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Tingkat Pengangguran

Pengaruh tiap peubah penjelas terhadap tingkat pengangguran dapat dilakukan menggunakan uji Wald.

**Tabel 4.8.** Uji Wald Model Terbaik

Peubah Penjelas	Estimasi ( $\beta_i$ )	Z	<i>p-value</i>
Intersep	-3.91	-0.16	0.87
AHH	-0.26	-2.00	0.04
RLS	0.66	1.76	0.08
HLS	-0.59	-1.20	0.23
UMK	4.67	3.43	0.00
PDRB	-2.47	-2.62	0.01

## JURNAL MATEMATIKA, STATISTIKA DAN KOMPUTASI

Dhea Dewanti, Kristuisno Martsuyanto Kapiluka, Febryna Sembiring,  
Ajeng Bitra Alfira, Anang Kurnia

Tabel 4.8 memberikan hasil bahwa pada taraf signifikansi 5%, peubah penjelas yang signifikan mempengaruhi tingkat pengangguran di Pulau Jawa adalah Angka Harapan Hidup, Upah Minimum Kab/Kota dan PDRB provinsi per kapita. Peubah Rata-rata Lama Sekolah di Pulau Jawa tidak berpengaruh signifikan terhadap tingkat pengangguran bahkan memiliki hubungan yang bernilai positif berkebalikan dengan penelitian yang dilakukan oleh Siskawati *et al.* [24] di Provinsi Riau. Adapun peubah penjelas Harapan Lama Sekolah juga tidak berpengaruh signifikan terhadap tingkat pengangguran di Pulau Jawa. Siskawati *et al.* [24] menyebutkan bahwa HLS tidak memberikan pengaruh secara langsung kepada tingkat pengangguran. Didukung juga dengan penelitian yang dilakukan oleh Prahasta *et al.* [19] yang menyatakan bahwa HLS memiliki pengaruh positif terhadap IPM, tetapi tidak terhadap tingkat pengangguran. Hal ini menunjukkan bahwa HLS berkontribusi pada kualitas hidup masyarakat, namun tidak secara langsung berpengaruh pada tingkat pengangguran. Interpretasi peubah yang signifikan akan dilakukan menggunakan odds ratio yang telah dihitung pada Tabel 4.9.

**Tabel 4.9.** Odds Ratio Model Terbaik

Peubah Penjelas	Odds Ratio
AHH	0.77
UMK	106.50
PDRB	0.08

Dari Tabel 4.9, diketahui jika Angka Harapan Hidup kabupaten/kota meningkat 1 tahun, maka kecenderungan kabupaten/kota tersebut berstatus tingkat pengangguran tinggi menjadi 0.77 kali dengan asumsi peubah lain bernilai konstan. Artinya, jika Angka Harapan Hidup suatu kabupaten/kota meningkat, maka tingkat pengangguran di kabupaten/kota bersangkutan akan menurun. Hal ini karena peningkatan Angka Harapan Hidup dapat meningkatkan kesempatan kerja dan meningkatkan kualitas hidup masyarakat. Meningkatnya Angka Harapan Hidup dapat meningkatkan kesadaran masyarakat tentang pentingnya pendidikan dan kesehatan, sehingga masyarakat lebih cenderung untuk bekerja dan meningkatkan kualitas hidup mereka [4].

Interpretasi odds ratio untuk peubah UMK dan PDRB akan dilakukan penyesuaian karena sebelumnya telah ditransformasi menggunakan logaritma natural. Jika logaritma natural Upah Minimum kabupaten/kota meningkat sebesar 1 poin maka kecenderungan kabupaten/kota tersebut berstatus tingkat pengangguran tinggi menjadi 106.5 kali dengan asumsi peubah lain bernilai konstan. Artinya, jika Upah Minimum kabupaten/kota meningkat, maka tingkat pengangguran di kabupaten/kota bersangkutan akan meningkat pula. Peningkatan upah minimum dapat menyebabkan kekakuan upah, yang mengakibatkan penawaran tenaga kerja tidak seimbang dengan permintaan. Hal ini dapat meningkatkan tingkat pengangguran karena beberapa meningkatnya penawaran tenaga kerja tidak terserap secara menyeluruh [11].

Dari segi kontekstual, diperoleh hasil bahwa PDRB provinsi per kapita signifikan mempengaruhi tingkat pengangguran dengan odds ratio sebesar 0.08. Dengan asumsi peubah lain bernilai tetap, jika logaritma natural PDRB provinsi meningkat sebesar 1 poin maka kecenderungan kabupaten/kota di provinsi tersebut berstatus tingkat pengangguran tinggi menjadi 0.08 kali. Artinya, jika PDRB provinsi meningkat maka tingkat pengangguran di kabupaten/kota bersangkutan akan menurun. Pengaruh PDRB terhadap tingkat pengangguran relatif kecil karena menurut Romadhoni *et al.* [21], PDRB tidak secara langsung berpengaruh pada pengangguran, melainkan melalui pertumbuhan ekonomi terlebih dahulu. Pertumbuhan ekonomi yang tinggi dapat meningkatkan lapangan kerja, tetapi juga dapat meningkatkan biaya hidup, sehingga pengangguran tidak secara langsung berkurang.

## JURNAL MATEMATIKA, STATISTIKA DAN KOMPUTASI

Dhea Dewanti, Kristuisno Martsuyanto Kapiluka, Febryna Sembiring,  
Ajeng Bitra Alfira, Anang Kurnia

Nilai  $-3.91$  yang dihasilkan pada model akhir regresi logistik biner multilevel Tabel 4.8 adalah rata-rata dari intersep yang dihasilkan oleh 6 provinsi di Pulau Jawa, sehingga akan terbentuk 6 model regresi dengan nilai intersep dari setiap provinsi yang berbeda-beda.

**Tabel 4.10.** Intersep Tiap Provinsi

Provinsi	Intersep
Banten	-3.90281
DKI Jakarta	-3.90416
Jawa Barat	-3.88761
Jawa Tengah	-3.90925
DI Yogyakarta	-3.90819
Jawa Timur	-3.93888



**Gambar 4.5.** Peta Pulau Jawa berdasarkan Nilai Intersep

Dari Tabel 4.10, dapat dilihat bahwa provinsi dengan tingkat pengangguran tertinggi adalah Jawa Barat dan terendah adalah Jawa Timur. Urutan tingkat pengangguran terendah hingga tertinggi juga dapat dilihat dari Gambar 4.5. Semakin tua warna pada peta maka semakin tinggi tingkat pengangguran di provinsi tersebut.

### 4.7 Ketepatan Klasifikasi Model Terbaik

Persentase ketepatan klasifikasi secara keseluruhan adalah 75.63%. Ketepatan klasifikasi untuk kabupaten/kota dengan tingkat pengangguran rendah mencapai 85.94%, sementara ketepatan klasifikasi untuk kabupaten/kota dengan tingkat pengangguran tinggi hanya 63.64%.

**Tabel 4.11.** Ketepatan Klasifikasi Model Akhir

Aktual	Prediksi		Persentase Ketepatan
	TPT Rendah	TPT Tinggi	

## JURNAL MATEMATIKA, STATISTIKA DAN KOMPUTASI

Dhea Dewanti, Kristuisno Martsuyanto Kapiluka, Febryna Sembiring,  
Ajeng Bitu Alfira, Anang Kurnia

TPT Rendah	55	9	85.94%
TPT Tinggi	20	35	63.64%
Persentase Total			75.63%

### 4.8 Pengaruh Variasi Provinsi terhadap Tingkat Pengangguran

Besarnya variasi provinsi terhadap tingkat pengangguran di Pulau Jawa dapat dihitung menggunakan nilai ICC. Berdasarkan hasil analisis, diperoleh nilai ICC sebesar 0.372 yang berarti bahwa 37.2% keragaman tingkat pengangguran di Pulau Jawa disebabkan karena perbedaan ciri antar provinsi. Perbedaan ciri antar provinsi ini didukung oleh penelitian dari Amalia *et al.* [3] yang melakukan analisis regresi spasial untuk mengetahui faktor apa saja yang mempengaruhi tingkat pengangguran di Pulau Jawa. Penelitian tersebut memberikan hasil bahwa tingkat pengangguran di setiap kabupaten/kota di Pulau Jawa dipengaruhi oleh faktor yang berbeda-beda.

## 5. KESIMPULAN

Penelitian ini menyimpulkan bahwa dalam memodelkan tingkat pengangguran di kabupaten/kota di Pulau Jawa pada tahun 2022, model regresi logistik biner multilevel dengan intersep sebagai peubah acak terbukti sebagai model terbaik. Adapun faktor yang berpengaruh signifikan terhadap tingkat pengangguran berdasarkan model terbaik tersebut adalah Angka Harapan Hidup, Upah Minimum Kabupaten/Kota dan PDRB Provinsi per Kapita. Perbedaan karakteristik wilayah yang mana dalam penelitian ini adalah provinsi memberikan kontribusi terhadap keragaman tingkat pengangguran di Pulau Jawa sebesar 37.2 %.

## KONFLIK KEPENTINGAN

Penulis menyatakan tidak ada konflik kepentingan.

## REFERENSI

- [1] Afifah, N., Romhadhoni, P. & Faizah. D. Z., 2018. Pengaruh Produk Domestik Regional Bruto (PDRB) Daerah terhadap Pertumbuhan Ekonomi dan Tingkat Pengangguran Terbuka di Provinsi DKI Jakarta. *Jurnal Matematika Interaktif*, Vol. 4, No. 2, 115–121. <https://doi.org/10.24198/jmi.v14.n2.19262.113-120>
- [2] Agresti, A., 2007. *An Introduction to Categorical Data Analysis*, Second Edition. John Wiley & Sons Inc., New Jersey.
- [3] Amalia, E. & Sari, L. Z., 2019. Analisis Spasial Untuk Mengidentifikasi Tingkat Pengangguran Terbuka Berdasarkan Kabupaten/Kota di Pulau Jawa Tahun 2017. *Indonesian Journal of Statistics and Its Applications*, Vol. 3, No. 3, 202–215. <https://doi.org/10.29244/ijsa.v3i3.240>.
- [4] Anggadini, F., 2015. Analisis Pengaruh Angka Harapan Hidup, Angka Melek Huruf, Tingkat Pengangguran Terbuka dan Pendapatan Domestik Regional Bruto Perkapita terhadap Kemiskinan Pada Kabupaten/ Kota Di Provinsi Sulawesi Tengah Tahun 2010-2013. *Katalogis*, Vol. 3, No. 7.
- [5] Aprilia, Z., Afendi, F. M. & Akbar, R., 2021. Penerapan Regresi Logistik Biner Multilevel terhadap Ketepatan Waktu Lulus Mahasiswa Program Magister Sekolah Pascasarjana IPB. *Xplore: Journal of Statistic*, Vol. 10, No. 2, 102–111. <https://doi.org/10.29244/xplore.v10i2.199>

## JURNAL MATEMATIKA, STATISTIKA DAN KOMPUTASI

**Dhea Dewanti, Kristuisno Martsuyanto Kapiluka, Febryna Sembiring,  
Ajeng Bitra Alfira, Anang Kurnia**

- [6] BPS, 2022. *Keadaan Ketenagakerjaan Indonesia Agustus 2022*. BPS, Jakarta.
- [7] BPS, 2022. *Tingkat Pengangguran Terbuka Menurut Provinsi (Persen)*. [diakses 2023 Des 10]. <https://www.bps.go.id/id/statistics-table/2/NTQzIzI=/tingkat-pengangguran-terbuka--februari-2024.html>.
- [8] Chikako, T. U. 2018. Multilevel Modelling of Determinants of Youth Unemployment in Urban Ethiopia: Bayesian Estimation Approach. *International Journal on Data Science and Technology*, Vol. 4, No. 67. <https://doi.org/10.11648/j.ijdst.20180402.15>.
- [9] Dodge, Y., 2008. *Regression Analysis. In: The Concise Encyclopedia of Statistics*. Springer, New York.
- [10] Fatmasari, Y., 2018. Pengaruh PDRB, Pendidikan, dan Pengangguran terhadap Kemiskinan di Jawa Timur Tahun 2006-2015. *Jurnal Ilmiah Mahasiswa FEB*, Vol. 6, No. 1.
- [11] Ghinastri, S. L. & Syafitri, W., 2024. Pengaruh Upah Minimum Kabupaten/Kota (MK) terhadap Tingkat Pengangguran Terbuka (TPT) dan Kemiskinan. *Journal of Development Economic and Social Studies*, Vol. 3, No. 1, 72–83. <http://dx.doi.org/10.21776/jdess.2024.03.1.6>
- [12] Goldstein, H., 1995. *Multilevel Statistical Models*, Second Edition. Arnold, London.
- [13] Hox, J. J., 2002. *Multilevel Analysis: Techniques and Applications*. Lawrence Erlbaum Associates Publishers, New Jersey.
- [14] Hosmer, D., Lemeshow. S. & Sturdivan, R., 2013. *Applied Logistic Regression*, Third Edition. John Wiley & Sons Inc., New York.
- [15] Mandasari, R., Indahwati, I. & Kurnia, A. 2018. Multilevel Panel Data Modelling for Unemployment Rate in Indonesian. *International Journal of Sciences: Basic and Applied Research (IJSBAR)*, Vol. 40, No. 2, 99–108.
- [16] Muhdar, H. M., 2015. Potret Ketenagakerjaan, Pengangguran, dan Kemiskinan di Indonesia: Masalah dan Solusi. *Jurnal Al-Buhuts*, Vol. 11, No. 1, 42–66.
- [17] Pamungkas, P. A. & Suman, A., 2016. Pengaruh Upah Minimum terhadap Pengangguran dan Kemiskinan di Indonesia tahun 2011-2016. *Jurnal Ilmiah Mahasiswa FEB*, Vol. 5, No. 2.
- [18] Permata, R. P. & Ni'mah, R., 2023. Analisis Regresi Logistik Biner Multilevel pada Status Kemiskinan di Pulau Jawa menggunakan Algoritma MCMC Metropolis-Hasting. *J Statistika: Jurnal Ilmiah Teori Dan Aplikasi Statistika*, Vol. 16, No. 1, 316–327. <https://doi.org/10.36456/jstat.vol16.no1.a6578>
- [19] Prahasta, K. F., Isnaniah, U. N., Nurlaily, D., Nurhayati, F. & Silfiani, M., 2023. Analisis Pengaruh Umur Harapan Hidup, Harapan Lama Sekolah, Rata-rata Lama Sekolah dan Tingkat Pengangguran Terbuka terhadap Indeks Pembangunan Manusia berdasarkan Kabupaten/Kota di Pulau Kalimantan Tahun 2022. *Equiva*, Vol 1, No. 2
- [20] Pramaysti, L. K., 2022. Perbandingan Analisis Regresi Logistik Biner dengan Analisis Deskriminan Pada Data tingkat Pengangguran Terbuka Provinsi Jawa Barat dan Jawa Tengan tahun 2020. Skripsi. Universitas Lampung, Lampung.
- [21] Romhadhoni, P., Faizah, D. Z. & Afifah, N., 2018. Pengaruh Produk Domestik Regional Bruto (PDRB) Daerah terhadap Pertumbuhan Ekonomi dan Tingkat Pengangguran Terbuka di Provinsi DKI Jakarta. *Jurnal Matematika Integratif*, Vol. 14, No. 2. 115–121. <https://doi.org/10.24198/jmi.v14.n2.19262.113-120>
- [22] Saragih, M. T., Inayah, A. W., Nooraeni, R., Aprilio, M., Sinsyi, M. M. & Aprilia, Y. R., 2020. Penerapan Regresi Logistik Biner Multilevel pada Partisipasi Angkatan Kerja di Provinsi Jawa Tengah Tahun 2018. *Eigen Mathematics Journal*, Vol. 3, No. 1, 35–44. <https://doi.org/10.29303/emj.v3i1.60>

**JURNAL MATEMATIKA, STATISTIKA DAN KOMPUTASI**

**Dhea Dewanti, Kristuisno Martsuyanto Kapiluka, Febryna Sembiring,  
Ajeng Bitu Alfira, Anang Kurnia**

- [23] Seyoum, T. F., Andualem, Z. & Yalew, H.F., 2023. Insecticide-treated bed net use and associated factors among households having under-five children in East Africa: a multilevel binary logistic regression analysis. *Malar J*, Vol. 22, No. 10. <https://doi.org/10.1186/s12936-022-04416-y>
- [24] Siskawati, N., Surya, R. Z. & Sudeska, E., 2021. Pengaruh Harapan Lama Sekolah, Rata – Rata Lama Sekolah Terhadap Tingkat Pengangguran Terbuka di Kabupaten / Kota Provinsi Riau. *Selodang Mayang: Jurnal Ilmiah Badan Perencanaan Pembangunan Daerah Kabupaten Indragiri Hilir*, Vol. 7, No. 3, 173–177. <https://doi.org/10.47521/selodangmayang.v7i3.231>
- [25] Snijders, T. A. B. & Bosker, R. J., 1999. *Multilevel analysis: An introduction to basic and advanced multilevel modeling*. Sage Publications, Thousand Oaks.
- [26] Zeru, N. G., Tolessa, D. B., Fufa, J. A. & Fufa, B. G., 2023. Multilevel logistic regression analysis of factors associated with delivery care service utilization among childbearing women in Ethiopia. *Front. Reprod. Health*, Vol. 5, No. 1045964. <https://doi.org/10.3389/frph.2023.1045964>
- [27] Zewude, B. T., Debusho, L. K. & Diriba T. A., 2022. Multilevel logistic regression modelling to quantify variation in malaria prevalence in Ethiopia. *PLoS ONE*, Vol. 17, No. 9: e0273147. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0273147>