

**PENERAPAN *GENERALIZED LINEAR MODEL* DALAM  
MENANGANI OVERDISPERSI PADA DATA PENGANGGURAN DI  
INDONESIA**

**Meylita Sari\***

Departemen Matematika, Universitas Brawijaya, Indonesia  
meylitasari@ub.ac.id

**ABSTRACT.** *Unemployment remains one of Indonesia's major challenges. In 2023, the open unemployment rate was recorded at 5.32%, equivalent to around 7.86 million people. Limited job absorption among the productive-age population and restricted employment opportunities may increase unemployment in several regions, highlighting the need for deeper analysis to help curb its growth. Since the number of unemployed people is count data, this study applies the Generalized Linear Model (GLM) framework using Poisson regression. However, the Poisson assumption of equidispersion is violated because the variance exceeds the mean, indicating overdispersion. To address this issue, the study employs Poisson Generalized Inverse Gaussian Regression (PGIGR), an extended GLM that includes a dispersion parameter and is better suited to capture higher data variability. The results indicate that provincial unemployment levels in Indonesia are significantly influenced by the Provincial Minimum Wage, the growth rate of real GDP (constant prices), the literacy rate, and the labor force participation rate (TPAK). The model produces an AICc value of 3327.52, and its AICc is lower than that of the AICc Value PIGR model 3658.64 suggesting that PGIGR provides the best fit for the data.*

**Keywords:** *Generalized Linear Model, Unemployment, Overdispersion data, Count data.*

**ABSTRAK.** Pengangguran masih menjadi persoalan utama di Indonesia. Pada 2023, tingkat pengangguran terbuka tercatat 5,32% atau sekitar 7,86 juta jiwa. Rendahnya penyerapan tenaga kerja usia produktif dan terbatasnya kesempatan kerja meningkatkan risiko lonjakan pengangguran di berbagai daerah, sehingga diperlukan analisis faktor sosial-ekonomi yang lebih mendalam. Karena jumlah pengangguran merupakan data hitungan, penelitian ini menggunakan kerangka *Generalized Linear Model* (GLM) dengan Regresi Poisson. Namun, asumsi *equidispersion* tidak terpenuhi karena varians lebih besar daripada *mean* (overdispersi). Untuk mengatasinya, digunakan Regresi Poisson *Generalized Inverse Gaussian* (PGIGR) yang menambahkan parameter dispersi sehingga lebih fleksibel menangkap variasi data. Hasil menunjukkan pengangguran antarprovinsi dipengaruhi oleh Upah Minimum Provinsi, laju pertumbuhan PDRB ADHK, angka melek huruf, dan TPAK. Model PGIGR dengan AICc 3327.52, dan Nilai AICc tersebut lebih kecil dibanding AICc model PIGR yaitu 3658.64, sehingga PGIGR menjadi model terbaik.

**Kata Kunci:** *Generalized Linear Model, Pengangguran, Data Overdispersi, Data Cacah.*

## 1. PENDAHULUAN

Pengangguran masih menjadi persoalan utama di negara berkembang, termasuk Indonesia, karena berdampak luas pada aspek ekonomi, sosial, dan

---

\*Penulis Korespondensi

Info Artikel : dikirim 17 Desember 2025; direvisi 16 Januari 2026; diterima 17 Januari 2026.

politik (BPS, 2023). Badan Pusat Statistik melaporkan jumlah pengangguran terbuka pada Agustus 2023 mencapai 7,86 juta jiwa dengan Tingkat Pengangguran Terbuka (TPT) sebesar 5,32%. Angka ini menunjukkan masih terbatasnya kesempatan kerja serta belum optimalnya penyerapan tenaga kerja usia produktif, sehingga potensi peningkatan pengangguran antarwilayah tetap tinggi.

Berbagai studi menegaskan bahwa pengangguran dipengaruhi faktor sosial-ekonomi, seperti tingkat pendidikan, pertumbuhan ekonomi, jumlah angkatan kerja, dan tingkat upah (Fitriani, 2019). Penelitian lain menyatakan jumlah penduduk dan keberadaan usaha mikro berpengaruh signifikan terhadap pengangguran (Haryanto & Wibowo, 2022). Namun, hasil empiris tidak selalu konsisten: upah minimum dan tingkat partisipasi angkatan kerja dilaporkan berdampak negatif (Fitriani, 2019), sementara temuan lain justru menunjukkan upah berpengaruh positif dan UMKM berpengaruh negatif terhadap pengangguran (Ikbal, Mustafa, & Bustami, 2018). Selain itu, pertumbuhan penduduk, rasio ketergantungan, tingkat pendidikan, PDRB, dan inflasi juga dinilai penting untuk menjelaskan variasi pengangguran antarwilayah.

Karena jumlah pengangguran merupakan data cacah (*count data*), regresi linier kurang sesuai akibat keterbatasan asumsi normalitas. Regresi Poisson sering digunakan, tetapi kerap menghadapi overdispersi (varians lebih besar dari rata-rata) sehingga estimasi menjadi kurang efisien (Cahyandari, 2014; Darnah, 2011; Sari, 2021). Oleh sebab itu, diperlukan alternatif GLM yang lebih fleksibel, seperti Binomial Negatif, *Generalized Poisson Regression* (GPR), *Poisson Inverse Gaussian* (PIG), dan *Poisson Generalized Inverse Gaussian Regression* (PGIGR). Model PGIGR unggul dalam menangkap overdispersi ekstrem dan pola ekor berat (*heavy tail*) melalui distribusi *Generalized Inverse Gaussian* (GIG) sebagai pencampur yang lebih umum dibanding *Poisson–Gamma* (NB) maupun *Poisson–Inverse Gaussian* (PIG). Hal ini membuat PGIGR lebih adaptif terhadap heterogenitas dan perbedaan kejadian yang tajam antarwilayah, sehingga hasilnya lebih stabil dan representatif.

Parameter model ditaksir menggunakan *Maximum Likelihood Estimation* (MLE) melalui fungsi log-likelihood. Karena solusi MLE tidak selalu berbentuk *closed form*, digunakan metode numerik seperti algoritma Berndt–Hall–Hall–Hausman (BHHH) yang lebih sederhana karena tidak memerlukan turunan kedua serta menjaga peningkatan *log-likelihood* pada tiap iterasi (Nugraha, 2017). Dengan pemodelan yang tepat, penelitian ini diharapkan memperkaya analisis data cacah pada kasus pengangguran di Indonesia serta memberi masukan kebijakan bagi pemerintah, khususnya Kementerian Ketenagakerjaan, untuk menekan angka pengangguran (Kemnaker, 2023).

## 2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan studi pustaka dengan data sekunder dari publikasi Badan Pusat Statistik (BPS). Data yang dianalisis adalah jumlah pengangguran tahun 2023 di Indonesia sebagai variabel respon ( $Y$ ), serta enam variabel independen dan satu variabel dispersi ( $q$ ) yang diduga memengaruhi pengangguran. Pemilihan variabel dilakukan untuk merepresentasikan faktor sosial-ekonomi yang berkaitan dengan pengangguran, yaitu IPM ( $X_1$ ) dan angka melek huruf ( $X_4$ ) sebagai indikator kualitas SDM/pendidikan, UMP ( $X_2$ ) sebagai gambaran kondisi pasar kerja, pertumbuhan PDRB ADHK ( $X_3$ ) sebagai indikator pertumbuhan ekonomi riil, jumlah usaha mikro dan makro ( $X_5$ ) sebagai proksi kesempatan kerja, serta TPAK ( $X_6$ ) sebagai indikator tekanan penawaran tenaga kerja. Variabel dispersi berupa jumlah angkatan kerja ( $q$ ) digunakan untuk mengakomodasi perbedaan skala dan variasi antarwilayah. Variabel-variabel penelitian yang digunakan dapat dilihat di Tabel 1.

**Tabel 1.** Variabel Penelitian

Variabel	Keterangan	Satuan
$Y$	Jumlah Pengangguran	Ribu (Jiwa)
$X_1$	Indeks Pembangunan Manusia	%
$X_2$	Upah Minimum Provinsi	Ratusan Ribu (Rp)
$X_3$	Laju Pertumbuhan Produk Domestik Regional Bruto Atas Dasar Konstan	%
$X_4$	Angka Melek Huruf	%
$X_5$	Jumlah Usaha Mikro dan Makro	Ribu(Unit)
$X_6$	Persentase angkatan kerja terhadap penduduk usia kerja (TPAK)	%
$q$	Jumlah Angkatan Kerja	Ribu (Jiwa)

Langkah-langkah penelitian dalam menentukan faktor-faktor yang berpengaruh signifikan terhadap jumlah pengangguran di Indonesia tahun 2023 adalah sebagai berikut:

1. Mendeskripsikan karakteristik jumlah pengangguran dan faktor-faktor yang diduga berpengaruh di Indonesia pada tahun 2023 menggunakan analisis statistika deskriptif untuk masing-masing variabel;
2. Mendeteksi multikolinearitas antar variabel prediktor dengan nilai VIF;
3. Melakukan pengujian overdispersi menggunakan analisis regresi Poison;
4. Melakukan pemodelan PGIGR pada data dengan langkah-langkah berikut;
  - a) Melakukan estimasi parameter dengan MLE melalui iterasi BHHH.
  - b) Melakukan pengujian hipotesis simultan dan parsial.
5. Melakukan pemodelan dengan PIGR pada data penelitian dan menghitung AICc.
6. Menghitung *goodness of fit* model dengan AICc dibandingkan dengan Model Poison Inverse Gaussian.
7. Menginterpretasikan model PGIGR yang diperoleh.

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

#### 3.1. Karakteristik Data Jumlah Pengangguran di Indonesia Tahun 2023

Pada Agustus 2023, jumlah pengangguran di Indonesia mencapai 7,86 juta jiwa dengan Tingkat Pengangguran Terbuka (TPT) sebesar 5,32%. 0,64%, sehingga belum berhasil memenuhi target sasaran strategis. Kondisi ini berlawanan dengan berbagai upaya yang telah dilakukan untuk menekan tingkat pengangguran. Ringkasan karakteristik data jumlah pengangguran beserta faktor-faktor yang diduga memengaruhinya dapat dilihat pada Tabel 2.

**Tabel 2.** Deskripsi Statistik Kasus Jumlah Pengangguran di Indonesia

Variabel	Keterangan	Rata-rata	Variansi	Minimum	Maksimum
$Y$	Jumlah Pengangguran	189,98	100.793,51	16,08	1.560,32
$X_1$	Indeks Pembangunan Manusia	72,91	11,74	66,16	82,46
$X_2$	Upah Minimum Provinsi	29,16	35,61	19,58	49,07
$X_3$	Laju Pertumbuhan Produk Domestik Regional Bruto Atas Dasar Konstan	5,4	9,12	1,8	20,49

$X_4$	Angka Melek Huruf	96,91	10,43	84,22	99,79
$X_5$	Jumlah Usaha Mikro dan Makro	132,37	51576,65	5,84	977,47
$X_6$	Persentase angkatan kerja terhadap penduduk usia kerja (TPAK)	69,33	12,95	63,60	77,20

Pada tahun 2023, rata-rata jumlah pengangguran pada setiap provinsi sebanyak hampir 190 ribu kasus pengangguran. Tabel 2 menunjukkan bahwa jumlah pengangguran di Indonesia tergolong beragam pada masing-masing provinsi. Hal ini terlihat pada jumlah pengangguran pada masing-masing provinsi antara 16 hingga 1.560 ribu jiwa. Provinsi dengan jumlah pengangguran minimum terletak pada Provinsi Kalimantan Utara, yang memiliki jumlah pengangguran sebesar 16 ribu. Sedangkan, Provinsi Jawa Barat, Jawa Timur, dan Jawa Tengah memiliki jumlah pengangguran tertinggi di Indonesia.

### 3.2. Pendeteksian Multikolinieritas Antar Variabel Prediktor

Salah satu syarat yang harus dipenuhi dalam analisis regresi adalah tidak terjadi kasus multikolinieritas antarvariabel prediktor. Oleh karena itu, dilakukan uji multikolinearitas pada data yang diamati. Masalah multikolinearitas dapat dideteksi dengan melihat nilai *Tolerance* atau nilai *Variance Inflation Factor* (VIF) data yang diamati.

Hipotesis :

$H_0$  : Model regresi memiliki masalah multikolinieritas

$H_1$  : Model regresi tidak memiliki masalah multikolinieritas.

Taraf signifikansi yang digunakan adalah  $\alpha = 0,05$ .

**Tabel 3.** Nilai Tolerance dan VIF Setiap Variabel Prediktor

Variabel	VIF	Tolerance
$X_1$	1,2621	0,7922
$X_2$	1,9348	0,5168
$X_3$	1,0723	0,9325
$X_4$	2,0432	0,4894
$X_5$	1,6368	0,6109
$X_6$	2,0775	0,4813

Berdasarkan hasil perhitungan VIF pada Tabel 3, diketahui bahwa tidak ada variabel prediktor yang mengalami gejala multikolinearitas. Hal ini terlihat dari nilai VIF seluruh variabel prediktor yang kurang dari 10 (Marcoulides &

Raykov, 2019). Dengan demikian, analisis dapat dilanjutkan ke tahap pemeriksaan overdispersi model regresi Poisson.

### 3.3. Pemeriksaan Overdispersi pada Model Regresi

Pemeriksaan overdispersi pada model Regresi Poisson dilakukan agar analisis jumlah pengangguran dapat dilanjutkan dengan model PGIGR. Pemeriksaan overdispersi pada model Regresi Poisson dilakukan untuk memastikan apakah data jumlah pengangguran memenuhi asumsi *equidispersion*, yaitu varians sama dengan rata-rata. Overdispersi dievaluasi menggunakan nilai dispersi Poisson  $D$ , yang diperoleh dari hasil bagi antara nilai Pearson Chi-square (atau deviance) dengan derajat bebas. Secara matematis, nilai dispersi Poisson dirumuskan sebagai:

$$D = \frac{\chi^2}{df} \text{ atau } D = \frac{\text{Deviance}}{df}$$

dengan  $\chi^2$  menyatakan Pearson Chi-square dan  $df$  adalah derajat bebas. Kriteria pengujiannya adalah jika  $D > 1$  maka terjadi overdispersi, jika  $D < 1$  maka terjadi underdispersi, dan jika  $D = 1$  maka tidak terjadi *over/underdispersion* (*equidispersion*) (Famoye, Wulu, & Singh, 2004). Berdasarkan hasil pengujian, diperoleh nilai dispersi Poisson sebesar  $D = 82,36$  yang berarti jauh lebih besar dari 1. Hal ini menunjukkan bahwa data jumlah pengangguran mengalami overdispersi, sehingga model Regresi Poisson kurang sesuai digunakan karena asumsi Poisson tidak terpenuhi. Oleh karena itu, diperlukan model alternatif yang mampu mengakomodasi overdispersi, seperti Regresi Binomial Negatif, Regresi PIG atau Regresi PGIG.

### 3.4. Pemodelan PGIGR pada Jumlah Pengangguran di Indonesia tahun 2023

Data pada penelitian ini, yaitu jumlah pengangguran tidak mengikuti distribusi Poisson dan mengalami overdispersi. Model PGIGR diajukan untuk memodelkan data cacahan yang mengalami overdispersi.

Hipotesis untuk pengujian serentak pada model PGIGR adalah:

$$H_0: \beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_6 = 0$$

$$H_1: \text{paling sedikit ada satu } \beta_j \neq 0, j \in \{1, 2, \dots, 6\}$$

Statistik uji yang digunakan adalah *Likelihood Ratio Test* ( $G^2$ ). Berdasarkan hasil perhitungan diperoleh  $G^2 = 2608,847$ . Pada taraf signifikansi  $\alpha = 5\%$ , nilai kritis adalah  $\chi^2_{0.95;6} = 12,592$ . Karena  $G^2 > \chi^2_{0.95;6}$ , maka  $H_0$  ditolak. Dengan demikian, dapat disimpulkan bahwa paling sedikit terdapat satu variabel prediktor yang berpengaruh signifikan terhadap jumlah pengangguran pada model PGIGR, sehingga model dengan prediktor lebih baik dibandingkan model tanpa prediktor. Langkah berikutnya adalah melakukan pengujian secara parsial. Hasil Pengujian parsial ditampilkan pada Tabel 4.

**Tabel 4.** Hasil Estimasi Paramater dan Pengujian Parsial Model PGIGR

Parameter	Estimasi	SE	Z	P-value
$\beta_0$	-3,7920	0,7080	-5,356	0,0000*
$\beta_1$	-0,0215	0,0051	-4,216	0,0000*
$\beta_2$	-0,0121	0,0048	-2,521	0,0117*
$\beta_3$	-0,0074	0,0028	-2,643	0,0082*
$\beta_4$	0,0003	0,0072	0,042	0,9667
$\beta_5$	0,0015	0,0027	0,556	0,5785
$\beta_6$	-0,0249	0,0011	-22,636	0,0000*
$\phi$	0,7385	0,0985	7,497	0,0000*
$c$	0,7890	0,2520	3,131	0,0017*

\* signifikan pada  $\alpha = 5\%$

Berdasarkan hasil pada Tabel 4, terdapat dua variabel prediktor yang tidak berpengaruh signifikan terhadap jumlah pengangguran ( $Y$ ), yaitu Angka Melekat Huruf (AMH) ( $X_4$ ) dan jumlah usaha mikro dan makro ( $X_5$ ) dikarenakan  $p\text{-value} > 0,05$ . Sementara itu, variabel prediktor lainnya berpengaruh signifikan terhadap  $Y$  ( $p\text{-value} < 0,05$ ). Selain itu, parameter  $\phi$  dan  $c$  juga signifikan pada  $\alpha = 5\%$ , yang mengindikasikan bahwa keduanya tidak bernilai nol dan berperan dalam model PGIGR. Parameter  $\phi$  menunjukkan bahwa model PGIGR mampu mengakomodasi overdispersi pada data jumlah pengangguran di Indonesia.

### 3.5. Interpretasi Model PGIGR

Berdasarkan uraian pada subbab 3.4, dapat dihitung kriteria kebaikan model dari model PGIGR menggunakan nilai AICc dibandingkan dengan model PIGR karena terdapat variabel dispersi ( $q$ ). Berdasarkan hasil estimasi model PGIGR dan PIGR menggunakan algoritma BHHH, nilai AICc dapat dilihat pada Tabel 5.

**Tabel 5.** Pemilihan Model dengan AICc

Model	AICc
<b>PGIGR</b>	3327,52
<b>PIGR</b>	3658.64

Model terbaik ditentukan dari nilai AICc terendah. Nilai AICc pada Tabel 5 ini menunjukkan bahwa AICc model PGIGR lebih kecil dari Model PIGR yang artinya Model tersebut cukup baik dalam menggambarkan hubungan antara jumlah pengangguran dengan variabel-variabel penjelas yang digunakan, setelah mempertimbangkan faktor eksposur dibandingkan Model PIGR. Model PGIGR dengan variable eksposur  $q_i$  untuk jumlah pengangguran dapat ditulis sebagai:

$$\mu_i = q_i \exp(-3,7920 - 0,0215X_1 - 0,0121X_2 - 0,0074X_3 + 0,0003X_4 + 0,0015X_5 - 0,0249X_6)$$

Model tersebut menunjukkan bahwa :

1. IPM ( $X_1$ ) berpengaruh negatif terhadap jumlah pengangguran. Peningkatan IPM sebesar 10% diperkirakan menurunkan rata-rata jumlah pengangguran sebesar  $\exp(-0,0215) \times 10 = 9,787$  kalinya, dengan asumsi variabel lain konstan. Hasil ini signifikan pada taraf 5%.
2. UMP ( $X_2$ ) menunjukkan pengaruh negatif terhadap pengangguran. Jika UMP meningkat 10%, maka rata-rata jumlah pengangguran diperkirakan turun sebesar  $\exp(-0,0121) \times 10 = 9,880$  kalinya, dengan asumsi variabel lain konstan. Pengaruh ini signifikan pada  $\alpha = 5\%$ .
3. Pertumbuhan PDRB ADHK ( $X_3$ ) juga berpengaruh negatif terhadap pengangguran. Kenaikan pertumbuhan PDRB ADHK sebesar 10% diperkirakan menurunkan rata-rata jumlah pengangguran sebesar  $\exp(-0,0074) \times 10 = 9,926$  kalinya, dengan asumsi variabel lain konstan. Variabel ini signifikan pada taraf 5%.
4. Angka melek huruf ( $X_4$ ) memiliki koefisien positif, sehingga peningkatan 10% diperkirakan meningkatkan rata-rata jumlah pengangguran sebesar  $\exp(0,0003) \times 10 = 10,003$  kalinya, dengan asumsi variabel lain konstan. Namun, pengaruh ini tidak signifikan pada  $\alpha = 5\%$ .
5. Jumlah usaha mikro dan makro ( $X_5$ ) berpengaruh positif terhadap pengangguran, meskipun sangat kecil. Peningkatan 10% pada variabel ini



diperkirakan meningkatkan rata-rata jumlah pengangguran sebesar  $\exp(0,0015) \times 10 = 10,015$  kalinya, dengan asumsi variabel lain konstan. Akan tetapi, variabel ini tidak signifikan pada taraf 5%.

6. TPAK ( $X_6$ ) berpengaruh negatif terhadap jumlah pengangguran. Peningkatan TPAK sebesar 10% diperkirakan menurunkan rata-rata jumlah pengangguran sebesar  $\exp(-0,0249) \times 10 = 9,754$  kalinya, dengan asumsi variabel lain konstan. Pengaruh ini signifikan pada  $\alpha = 5\%$ .

Secara teori, hasil model menunjukkan bahwa sebagian besar variabel sudah sesuai dengan teori ekonomi ketenagakerjaan, khususnya variabel yang signifikan. Variabel IPM ( $X_1$ ), UMP ( $X_2$ ), pertumbuhan PDRB ADHK ( $X_3$ ), dan TPAK ( $X_6$ ) memiliki koefisien negatif dan signifikan, sehingga dapat disimpulkan bahwa peningkatan kualitas pembangunan manusia, kondisi pasar kerja (upah), pertumbuhan ekonomi, serta partisipasi angkatan kerja cenderung menurunkan jumlah pengangguran. Temuan ini sejalan dengan teori bahwa peningkatan kualitas SDM dan pertumbuhan ekonomi dapat memperbesar penyerapan tenaga kerja, sementara upah yang meningkat (dalam konteks tertentu) dapat mendorong stabilitas kerja dan memperkuat permintaan agregat sehingga pengangguran menurun.

Namun, terdapat dua variabel yang tidak sesuai teori umum, yakni angka melek huruf ( $X_4$ ) dan jumlah usaha mikro dan makro ( $X_5$ ) yang menunjukkan pengaruh positif terhadap pengangguran. Secara teori, pendidikan dan bertambahnya usaha seharusnya menurunkan pengangguran karena meningkatkan keterampilan dan kesempatan kerja. Akan tetapi, karena kedua variabel tersebut tidak signifikan pada  $\alpha = 5\%$ , maka pengaruhnya tidak cukup kuat secara statistik untuk dijadikan kesimpulan utama. Arah positif tersebut tetap dapat dipahami sebagai indikasi adanya faktor struktural seperti *mismatch* keterampilan, dominasi sektor informal, atau keterlambatan dampak pembangunan terhadap penyerapan tenaga kerja.

#### 4. KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan hasil estimasi model PGIGR menggunakan metode MLE dengan iterasi BHHH, diperoleh bahwa faktor yang berpengaruh signifikan terhadap jumlah pengangguran di provinsi-provinsi di Indonesia pada taraf 5% adalah Indeks Pembangunan Manusia (IPM), Upah Minimum Provinsi (UMP), pertumbuhan PDRB ADHK, dan Tingkat Partisipasi Angkatan Kerja (TPAK). Hasil ini menunjukkan bahwa pengendalian pengangguran tidak hanya berkaitan dengan ketersediaan lapangan kerja, tetapi juga dipengaruhi oleh kualitas pembangunan manusia, kondisi ekonomi, kebijakan upah, serta dinamika partisipasi angkatan kerja. Oleh karena itu, pemerintah daerah perlu mempertimbangkan kebijakan yang sejalan dengan faktor-faktor tersebut, seperti peningkatan kualitas SDM, penguatan pertumbuhan ekonomi produktif, dan penetapan kebijakan upah yang sesuai dengan kondisi ekonomi wilayah.

Penelitian selanjutnya disarankan menambahkan variabel lain seperti kemiskinan, inflasi, investasi, struktur sektor industri, dan migrasi tenaga kerja agar model lebih komprehensif. Selain itu, penggunaan data panel (lintas waktu) dapat dilakukan untuk melihat dinamika pengangguran secara lebih stabil. Dari sisi metode, penelitian berikutnya dapat membandingkan algoritma optimasi lain serta model alternatif lainnya (NB dan GPR) menggunakan AICc dan ukuran *goodness-of-fit*. Terakhir, pengembangan model berbasis spasial dapat dipertimbangkan untuk menangkap perbedaan karakteristik dan keterkaitan antarwilayah.

#### UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada seluruh pihak yang telah membantu dalam proses pembuatan jurnal ini, khususnya kepada Badan Pusat Statistika yang telah menyediakan kumpulan data dan karya ini didukung oleh Departemen Matematika, FMIPA Universitas Brawijaya.

#### DAFTAR PUSTAKA

Agresti, A., *Categorical Data Analysis*, Edisi Kedua, John Wiley & Sons, Hoboken, 2002.

- Badan Pusat Statistik, *Keadaan Angkatan Kerja di Indonesia Agustus 2023*, Badan Pusat Statistik, Jakarta, 2023.
- Bozdogan, H., *Akaike's Information Criterion and Recent Developments in Information Complexity*, *Journal of Mathematical Psychology*, **44**(1) (2000), 62–91.
- Chen, Z., Dassios, A., dan Tzougas, G., *Multivariate Mixed Poisson Generalized Inverse Gaussian INAR(1) Regression*, *Computational Statistics*, **38**(1) (2022), 1–23.
- Famoye, F., dan Wang, W., *Generalized Poisson Regression Model*, *Communications in Statistics-Theory and Methods*, **26**(3) (1997), 591–611.
- Famoye, F., Wulu, J. T., dan Singh, K. P., *On the Generalized Poisson Regression Model with an Application to Accident Data*, *Journal of Data Science*, **2** (2004), 287–295.
- Haryanto, A. E. P., dan Wibowo, W., *Pemodelan Jumlah Pengangguran dengan Regresi Binomial Negatif di Indonesia*, *Jurnal Statistika dan Aplikasinya*, **6**(1) (2022), 23–35.
- Henningsen, A., dan Toomet, O., *maxLik: A package for maximum likelihood estimation in R*, *Computational Statistics*, **26**(3) (2011), 443–458.
- Hilbe, J. M., *Modeling Count Data*, Cambridge University Press, Cambridge, 2014.
- Holla, M. S., *On a Poisson-Inverse Gaussian distribution*, *Metrika*, **11**(1) (1967), 115–121.
- Jorgensen, B., *Statistical Properties of The Generalized Inverse Gaussian Distribution*, Springer-Verlag, New York, 1982.
- Karlis, D., dan Xekalaki, E., *Mixed Poisson distributions*, *International Statistical Review*, **73**(1) (2005), 35–58.
- Marcoulides, K. M., dan Raykov, T., *Evaluation of Variance Inflation Factors in Regression Models Using Latent Variable Modeling Methods*, *Educational and Psychological Measurement*, **79**(5) (2019), 874–882, doi: 10.1177/0013164418817803.

- Nugraha, J., *Metode Maksimum Likelihood dalam Model Pemilihan Diskrit*, Cetakan Pertama, Universitas Islam Indonesia, Yogyakarta, 2017.
- Sari, M., Sutikno, dan Purhadi, *Parameter Estimation and Hypothesis Testing of Geographically and Temporally Weighted Bivariate Poisson Inverse Gaussian Regression Model*, IOP Conference Series: Earth and Environmental Science, **880**(1) (2021), 012045.
- Tzougas, G., dan Makariou, D., *The Multivariate Poisson-Generalized Inverse Gaussian Claim Count Regression Model with Varying Dispersion and Shape Parameters*, Risk Management and Insurance Review, **25**(1) (2022), 1–17.