

# Pemodelan Tingkat Inflasi di Sumatra Menggunakan Model Gamma dan Binomial Negatif

Khoirul Fajri

Universitas Pertahanan Republik Indonesia, Indonesia

Alamat: Kampus Universitas Pertahanan Republik Indonesia Kawasan Indonesia Peace and Security Center (IPSC) Sentul Bogor Jawa Barat Telp: 021-87951555 ext. 7229/7224/7211

Korespondensi penulis: [khoifjr@gmail.com](mailto:khoifjr@gmail.com)

**Abstract.** *This study models the inflation rate in Sumatra using Generalized Linear Models (GLM) with Gamma and Negative Binomial distributions. The data includes inflation rates, Consumer Price Index (CPI), poverty rates, and employment sectors from the 2019 BPS report. The results show that the Gamma model performs better in predicting inflation compared to the Negative Binomial model, with a lower AIC value and smaller residual deviance. The CPI variable significantly influences inflation, while other variables are not significant.*

**Keywords:** *Inflation, Generalized Linear Models, Gamma distribution, Negative Binomial, Sumatra*

**Abstrak.** Penelitian ini memodelkan tingkat inflasi di Sumatra menggunakan Generalized Linear Models (GLM) dengan distribusi Gamma dan Binomial Negatif. Data meliputi tingkat inflasi, Indeks Harga Konsumen (IHK), kemiskinan, dan sektor pekerjaan dari laporan BPS tahun 2019. Hasil menunjukkan model Gamma lebih baik dalam memprediksi inflasi dibandingkan model Binomial Negatif, dengan nilai AIC lebih rendah dan deviasi residual kecil. Variabel IHK signifikan memengaruhi inflasi, sedangkan variabel lain tidak signifikan.

**Kata kunci:** Inflasi, Generalized Linear Models, distribusi Gamma, Binomial Negatif, Sumatra

## 1. LATAR BELAKANG

Inflasi merupakan salah satu indikator ekonomi penting yang mencerminkan stabilitas harga barang dan jasa dalam suatu wilayah (Sekarsari et al., 2024). Di kawasan seperti Sumatra, inflasi tidak hanya berdampak pada daya beli masyarakat, tetapi juga memiliki implikasi strategis terhadap aspek pertahanan nasional. Ketidakstabilan harga dapat memengaruhi ketersediaan sumber daya strategis seperti bahan bakar, pangan, dan logistik, yang pada akhirnya dapat memengaruhi kemampuan pertahanan wilayah. Oleh karena itu, memahami pola dan faktor-faktor yang memengaruhi inflasi sangat penting untuk menjaga kestabilan ekonomi sekaligus mendukung kesiapan pertahanan wilayah (Purba et al., 2022).

Dalam analisis data inflasi, model *Generalized Linear Models* (GLM) menjadi salah satu metode statistik yang banyak digunakan (Dunn & Smyth, 2018). GLM memungkinkan pemodelan hubungan antara variabel respons dan variabel prediktor yang tidak harus mengikuti distribusi normal, sehingga sangat fleksibel untuk data yang bersifat fluktuatif atau memiliki distribusi khusus (Little, n.d.). Pemanfaatan GLM pada

data inflasi memungkinkan identifikasi faktor-faktor penyebab inflasi dan pengaruhnya dengan lebih akurat.

Salah satu distribusi yang sering digunakan dalam kerangka GLM adalah distribusi Gamma, terutama untuk data kontinu yang bersifat positif. Model Gamma cocok untuk data dengan variabilitas yang tinggi, seperti inflasi, di mana nilai-nilai ekstrem dapat memiliki pengaruh signifikan. Penggunaan model Gamma dalam analisis inflasi memungkinkan pengambilan keputusan yang lebih informatif terkait distribusi risiko dan penyebabnya (Borrer, 2008; Dunn & Smyth, 2018; Little, n.d.).

Selain distribusi gamma, distribusi Binomial Negatif sering digunakan untuk data dengan sifat hitungan yang mengalami overdispersi, yaitu ketika varians data lebih besar daripada nilai ekspektasinya (Simarmata & Ispriyanti, 2011). Dalam konteks inflasi, model Binomial Negatif dapat diaplikasikan untuk memodelkan jumlah kejadian tertentu yang berkontribusi terhadap fluktuasi harga. Pendekatan ini dapat memberikan wawasan tambahan terhadap dinamika inflasi, terutama dalam situasi di mana distribusi data menunjukkan pola yang kompleks (Handayani, 2022).

Penelitian sebelumnya telah mengkaji inflasi di wilayah Jawa, menggunakan variabel-variabel Indeks Harga Konsumen (IHK), upah minimum, dan Produk Domestik Regional Bruto (PDRB) sebagai determinannya (Kalsum & Faisal Fadli, 2024; Mujahid & Arif Tiro, 2022). Berbeda dengan penelitian tersebut, studi ini berfokus pada inflasi di Sumatra, dengan pendekatan yang memanfaatkan variabel kemiskinan dan tingkat pekerjaan, yang mencerminkan dinamika sosial-ekonomi khas wilayah ini. Data yang digunakan bersifat spesifik untuk Sumatra, memungkinkan analisis yang lebih kontekstual terhadap pengaruh faktor-faktor tersebut terhadap inflasi. Penelitian ini diharapkan tidak hanya memberikan pemahaman yang lebih mendalam mengenai pola inflasi di Sumatra, tetapi juga menjadi landasan bagi pengambilan kebijakan regional yang lebih tepat sasaran, serta memperkaya literatur akademik dengan perspektif baru terkait model ekonomi dan sosial di Indonesia.

## **2. KAJIAN TEORITIS**

### **2.1 Tinjauan Pustaka**

#### **2.1.1 Inflasi**

Inflasi merupakan kenaikan harga barang dan jasa secara umum dalam perekonomian dalam periode tertentu (Sekarsari et al., 2024). Fluktuasi inflasi

dipengaruhi oleh berbagai faktor ekonomi, di antaranya adalah *Indeks Harga Konsumen* (IHK), kemiskinan, dan ketenagakerjaan. IHK mencerminkan perubahan harga barang dan jasa yang dikonsumsi oleh rumah tangga, yang sering digunakan untuk mengukur tingkat inflasi (Karlina Berlian, 2017; Noor & Komala, 2019). Di sisi lain, faktor kemiskinan dan ketenagakerjaan, seperti persentase penduduk yang tidak bekerja atau bekerja di sektor informal, juga mempengaruhi daya beli masyarakat dan kestabilan harga. Oleh karena itu, pemahaman yang lebih mendalam mengenai hubungan antar faktor-faktor ini sangat penting dalam menganalisis inflasi, terutama di wilayah Sumatra.

### 2.1.2 Generalized Linear Models (GLM)

Generalized Linear Models (GLM) adalah salah satu pendekatan statistik yang digunakan untuk menghubungkan variabel dependen dengan variabel independen, dengan fleksibilitas dalam distribusi data yang digunakan (Dunn & Smyth, 2018). Dalam GLM, variabel dependen (seperti inflasi) tidak perlu mengikuti distribusi normal, dan metode ini memungkinkan pemodelan hubungan yang lebih kompleks dan non-linear. GLM memiliki tiga komponen utama: (1) distribusi eksponensial keluarga untuk variabel dependen, (2) fungsi link untuk menghubungkan prediktor dengan nilai rata-rata variabel dependen, dan (3) fungsi distribusi yang sesuai dengan karakteristik data. Dalam penelitian ini, GLM digunakan untuk menganalisis inflasi dengan memilih distribusi yang tepat (Little, n.d.), yakni distribusi Gamma dan Binomial Negatif, untuk menangani karakteristik data inflasi di Sumatra.

### 2.1.3 Pengujian Korelasi

Salah satu langkah penting dalam analisis statistik adalah mengukur hubungan antar variabel (Janna, 2020). Pada penelitian ini, digunakan matriks korelasi untuk mengevaluasi hubungan antara inflasi dan variabel-variabel lainnya, seperti IHK, kemiskinan, serta ketenagakerjaan termasuk sektor formal dan informal. Korelasi ini dihitung menggunakan rumus *Pearson Correlation*:

$$r = \frac{n\Sigma(xy) - (\Sigma x)(\Sigma y)}{\sqrt{[n\Sigma x^2 - (\Sigma x)^2][n\Sigma y^2 - (\Sigma y)^2]}}$$

Dengan matriks korelasi, kita dapat melihat seberapa kuat hubungan antara variabel-variabel tersebut. Korelasi yang signifikan dapat menunjukkan potensi pengaruh variabel-variabel ini terhadap fluktuasi inflasi.

### 2.1.4 Pengujian Multikolinearitas (VIF)

Untuk memastikan bahwa variabel-variabel independen dalam model tidak saling berkorelasi secara tinggi, pengujian multikolinearitas dilakukan menggunakan *Variance Inflation Factor* (VIF). VIF mengukur seberapa besar varians koefisien regresi meningkat akibat korelasi antar variabel independen (Apriyani et al., 2023; Daoud, 2017). VIF dihitung dengan rumus:

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

Dalam hal ini,  $R_j^2$  adalah koefisien determinasi dari model regresi yang memprediksi variabel  $j$  menggunakan semua variabel independen lainnya. Nilai VIF yang tinggi (di atas 10) menunjukkan adanya multikolinearitas yang dapat mempengaruhi kestabilan model regresi.

### 2.1.5 Model Gamma (GLM dengan distribusi Gamma)

Dalam penelitian ini, distribusi Gamma digunakan dalam kerangka GLM dengan link *log* untuk memodelkan inflasi, yang merupakan variabel dependen. Model Gamma sesuai untuk data yang bersifat kontinu dan memiliki rentang nilai positif (Amin et al., 2020). Fungsi probabilitas distribusi Gamma adalah:

$$f(y; \theta; \alpha) = \frac{y^{\alpha-1} e^{-y/\theta}}{\Gamma(\alpha) \theta^\alpha}$$

Dimana  $y$  adalah inflasi,

1.  $\alpha$ : Mengatur bagaimana bentuk inflasi berdistribusi. Misalnya, apakah inflasi biasanya tinggi atau rendah dalam dataset.
2.  $\theta$ : Mengatur skala variasi inflasi, apakah data tersebar atau terkonsentrasi.
3.  $\Gamma(\alpha)$ : Digunakan untuk menjamin total probabilitas inflasi dalam dataset adalah 1

Sedangkan hubungan antara variabel independen dan dependen dimodelkan dengan fungsi *link log*:

$$\log(\mu) = X\beta$$

Dalam hal ini,  $\mu$  adalah ekspektasi dari inflasi,  $X$  adalah matriks variabel independen (seperti IHK, kemiskinan, dan ketenagakerjaan), dan  $\beta$  adalah vektor koefisien regresi. Evaluasi model dilakukan dengan menghitung *AIC* (Akaike Information Criterion) dan deviance untuk menilai kecocokan model terhadap data.

### 2.1.6 Model Negative Binomial (GLM dengan distribusi Binomial Negatif)

Selain model Gamma, model *Negative Binomial* juga digunakan untuk mengatasi overdispersi dalam data hitungan, yang sering kali terjadi dalam data sosial-ekonomi seperti ketenagakerjaan dan inflasi (Geedipally et al., 2012; Simarmata & Ispriyanti, 2011). Fungsi probabilitas distribusi Binomial Negatif adalah:

$$P(Y = y) = \binom{y+r-1}{y} \left(\frac{r}{\mu+r}\right)^r \left(\frac{\mu}{\mu+r}\right)^y$$

Dalam hal ini  $y$  adalah jumlah kejadian,  $r$  adalah parameter dispersi, dan  $\mu$  adalah rata-rata. Hubungan antara variabel independen dan dependen pada model ini juga menggunakan link log:

$$\log(\mu) = X\beta$$

Model ini sangat berguna ketika varians data lebih besar daripada rata-rata (overdispersi). Untuk mengevaluasi model ini, juga dihitung *AIC* untuk memilih model yang terbaik di antara alternatif yang ada.

### 2.1.7 Akaike Information Criterion (AIC)

*AIC* digunakan untuk mengevaluasi kualitas model dengan mempertimbangkan jumlah parameter yang digunakan serta kecocokan model terhadap data (Wagenmakers et al., 2004). *AIC* dihitung dengan rumus:

$$AIC = 2k - 2 \ln(L)$$

Dalam hal ini  $k$  adalah jumlah parameter dalam model dan  $L$  adalah likelihood maksimum dari model. Model dengan nilai *AIC* yang lebih rendah dianggap lebih baik, karena menunjukkan keseimbangan antara kompleksitas model dan kemampuan model untuk menjelaskan data.

### 2.1.8 Goodness of Fit

Goodness of fit digunakan untuk mengukur sejauh mana model berhasil menjelaskan variabilitas dalam data. Dalam GLM, *Deviance* adalah ukuran yang digunakan, dan dihitung dengan rumus:

$$D = -2 \ln \left( \frac{L(\text{Model usul})}{L(\text{model saturasi})} \right)$$

*Deviance* yang lebih kecil menunjukkan bahwa model lebih baik dalam menangkap pola data, dengan menghindari overfitting (Andersen, 1973).

### 3. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif untuk memodelkan tingkat inflasi di Sumatra dengan menerapkan Generalized Linear Models (GLM). Data yang digunakan merupakan data sekunder yang diperoleh dari Badan Pusat Statistik (BPS) tahun 2019, mencakup tingkat inflasi, Indeks Harga Konsumen (IHK), persentase penduduk miskin, serta sektor pekerjaan formal dan informal. Tahapan penelitian meliputi pembersihan data untuk memastikan konsistensi format dan kelengkapan informasi, diikuti dengan analisis deskriptif untuk menggambarkan karakteristik data. Visualisasi distribusi dan hubungan antar variabel dilakukan untuk mengidentifikasi pola awal dan kemungkinan keberadaan outlier.

Analisis korelasi dilakukan untuk mengevaluasi hubungan antar variabel, sementara pengujian multikolinearitas digunakan untuk memastikan tidak ada korelasi tinggi antara variabel independen. Pemodelan GLM dilakukan dengan dua pendekatan distribusi, yaitu distribusi Gamma untuk data kontinu positif dan distribusi Binomial Negatif untuk menangani data yang mengalami overdispersi. Evaluasi model dilakukan berdasarkan nilai Akaike Information Criterion (AIC) dan deviasi residual untuk menentukan model terbaik yang paling sesuai dengan data. Hasil penelitian ini diharapkan dapat memberikan gambaran yang lebih mendalam mengenai faktor-faktor yang memengaruhi inflasi di wilayah Sumatra.

### 4. HASIL DAN PEMBAHASAN

#### 1. Statistik Deskriptif Inflasi

**Tabel 1.** Statistik Deskriptif Nilai Inflasi

Mean	Variance
0.189174	0.004345

Menurut tabel, rata-rata inflasi tercatat sebesar 0.189174 atau sekitar 18,92%, yang menunjukkan tingkat inflasi rata-rata di 23 kota yang dianalisis. Variansi inflasi sebesar 0.004345 menunjukkan bahwa fluktuasi inflasi antar kota relatif kecil, dengan variasi yang terbatas antara satu kota dengan kota lainnya. Hal ini memberikan gambaran bahwa inflasi di kota-kota tersebut cenderung stabil.

## 2. Korelasi Antar Variabel

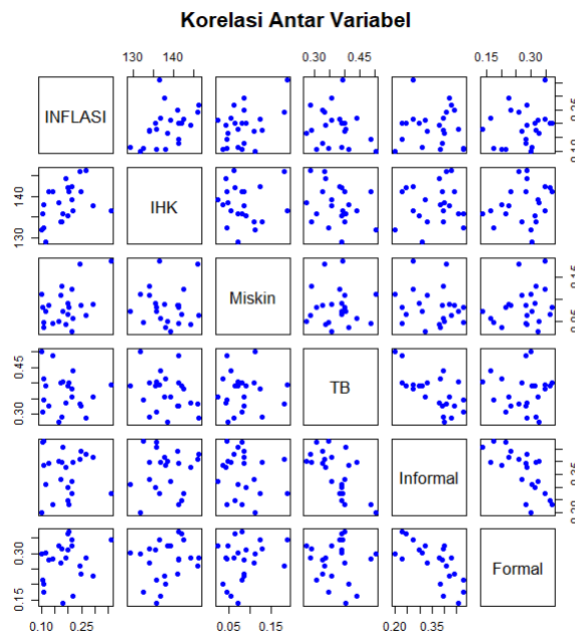
**Tabel 2.** Korelasi antar variabel

Variabel	INFLASI	IHK	Miskin	TB	Informal	Formal
INFLASI	1	0.4272	0.4521	-0.1827	-0.0241	0.2208
IHK	0.4272	1	-0.0033	-0.29	0.0314	0.2232
Miskin	0.4521	-0.0033	1	-0.0234	-0.1611	0.254
TB	-0.1827	-0.29	-0.0234	1	-0.6616	-0.0462
Informal	-0.0241	0.0314	-0.1611	-0.6616	1	-0.718
Formal	0.2208	0.2232	0.254	-0.0462	-0.718	1

Selanjutnya, dilakukan analisis korelasi antar variabel ekonomi dan sosial menggunakan. Matriks korelasi menunjukkan hubungan antar variabel, dengan beberapa temuan menarik:

1. INFLASI dan IHK memiliki korelasi positif 0.4272, yang menunjukkan bahwa ada hubungan positif sedang antara inflasi dan IHK (Indeks Harga Konsumen). Semakin tinggi IHK, semakin tinggi pula inflasi, meskipun hubungan ini tidak terlalu kuat.
2. INFLASI dan Miskin memiliki korelasi positif 0.4521, menunjukkan bahwa daerah dengan inflasi lebih tinggi cenderung memiliki persentase penduduk miskin yang lebih tinggi, meskipun hubungan ini juga cukup moderat.
3. INFLASI dan TB (Tidak Bekerja) memiliki korelasi negatif -0.1827, yang menunjukkan bahwa ada sedikit kecenderungan bahwa pengangguran tidak terlalu berhubungan langsung dengan inflasi.
4. Informal dan Formal memiliki korelasi negatif yang cukup kuat -0.7180, yang mengindikasikan bahwa ketika lebih banyak orang bekerja di sektor informal, sektor formal cenderung mengalami penurunan proporsi pekerja.

**Hubungan antar korelasi ditunjukkan juga dalam bentuk plot**



**Gambar 1.** Plot korelasi antar variabel

Plot tersebut menunjukkan hubungan antar variabel seperti INFLASI, IHK, Miskin, TB, Informal, dan Formal dalam bentuk scatterplot matrix. Hubungan yang signifikan dapat diamati, seperti pola positif lemah antara INFLASI dan IHK, serta korelasi negatif yang kuat antara Informal dan TB, yang terlihat dari pola titik-titik yang miring tajam ke bawah. Secara umum, mayoritas hubungan antar variabel menunjukkan korelasi lemah hingga sedang, dengan penyebaran titik yang cukup acak pada beberapa pasangan variabel, mencerminkan hubungan linear yang tidak terlalu kuat

### 3. Variance Inflation Factor (VIF)

Mengevaluasi adanya multikolinearitas antar prediktor, dilakukan perhitungan Variance Inflation Factor (VIF). Nilai VIF untuk model regresi pertama (INFLASI ~ IHK + Miskin + TB + Informal + Formal) adalah 2.35, yang lebih rendah dari batas umum (10), menunjukkan bahwa tidak ada masalah multikolinearitas yang serius antara prediktor dalam model ini.

### 4. Model Regresi Gamma

Selanjutnya, dilakukan fitting model Gamma untuk memprediksi inflasi berdasarkan variabel-variabel prediktor. Hasil koefisien model Gamma menunjukkan bahwa:

**Tabel 3.** Koefisien Regresi Gamma

Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t )
----------	------------	---------	----------



(Intercept)	-64.0991	31.2503	-2.0511	0.0560
IHK	0.0388	0.0143	2.7121	0.0148
Miskin	1.4971	1.7165	0.8722	0.3953
TB	56.6176	31.0405	1.8240	0.0858
Informal	57.1964	31.1130	1.8383	0.0836
Formal	56.8724	30.9766	1.8360	0.0839

Sehingga dari tabel 3, didapatkan model persamaan sebagai berikut:

$$INFLASI = \exp(-64.0091 + 0.038 IHK + 14971 MISKIN + 56.6176 TB + 57.1964 INFORMAL + 56.8724 FORMAL)$$

1. IHK memiliki koefisien positif 0.0388 dengan p-value 0.0148, yang berarti IHK berpengaruh signifikan terhadap inflasi. Kenaikan IHK cenderung meningkatkan inflasi.
2. Miskin memiliki koefisien positif 1.4971, tetapi p-value 0.3953 menunjukkan bahwa pengaruhnya terhadap inflasi tidak signifikan.
3. TB (Tidak Bekerja), Informal, dan Formal juga memiliki p-value lebih besar dari 0.05, menunjukkan bahwa meskipun koefisiennya positif, pengaruh ketiga variabel ini terhadap inflasi tidak signifikan pada tingkat 5%.
4. Model ini memiliki AIC = -64.906, yang menunjukkan bahwa model Gamma ini cukup baik dalam memprediksi inflasi berdasarkan data yang tersedia.

## 5. Evaluasi Goodness of Fit untuk Model Gamma

Evaluasi model Gamma menunjukkan nilai deviance yang rendah, yaitu 1.3551, dengan residual deviance yang juga rendah (1.3551 dengan 17 derajat kebebasan), yang mengindikasikan bahwa model ini cukup cocok dengan data. Nilai AIC dari model ini adalah -64.906, nilai AIC yang negatif juga mendukung bahwa model ini memiliki fit yang baik.

## 6. Model Negative Binomial

**Tabel 4.** Koefisien Regresi Binomial

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z )
(Intercept)	-65.6225	214.5177	-0.3059	0.7597
IHK	0.0362	0.1210	0.2991	0.7649
Miskin	1.2583	13.2683	0.0948	0.9244
TB	58.5166	210.8258	0.2776	0.7814
Informal	59.0751	211.6216	0.2792	0.7801
Formal	58.7898	209.7034	0.2803	0.7792

Sehingga dari tabel 4, didapatkan persamaan model sebagai berikut

$$INFLASI = \exp (-65.6225 + 0.0362 IHK + 1.2583 MISKIN + 58.5116 TB + 59.0751 INFORMAL + 58.7898 FORMAL)$$

Model Negative Binomial kemudian dicoba untuk memodelkan inflasi. Meskipun model ini digunakan untuk mengatasi data yang lebih bersifat count (terutama ketika ada overdispersion), hasil koefisiennya menunjukkan bahwa tidak ada variabel yang signifikan. Semua prediktor memiliki p-value jauh lebih besar dari 0.05, yang menunjukkan bahwa model ini tidak mampu memberikan prediksi yang berarti. AIC untuk model ini adalah 33.272, yang lebih tinggi dibandingkan dengan model Gamma, sehingga menunjukkan bahwa model Gamma lebih baik dalam menjelaskan variasi inflasi.

## 5. KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan hasil analisis, model Gamma merupakan model yang paling baik untuk memprediksi inflasi di data ini, dengan AIC yang lebih rendah dan deviance yang lebih kecil. Variabel IHK terbukti signifikan mempengaruhi inflasi, sementara variabel lain seperti Miskin, TB, Informal, dan Formal tidak memberikan pengaruh signifikan dalam model Gamma. Di sisi lain, model Negative Binomial memberikan hasil yang kurang memuaskan, dengan nilai AIC yang lebih tinggi dan deviance yang lebih besar, yang menunjukkan model ini kurang cocok untuk data ini.

## DAFTAR REFERENSI

- Amin, M., Qasim, M., Amanullah, M., & Afzal, S. (2020). Performance of some ridge estimators for the gamma regression model. *Statistical Papers*, 61(3), 997–1026. <https://doi.org/10.1007/s00362-017-0971-z>
- Andersen, E. B. (1973). A goodness of fit test for the rasch model. *Psychometrika*, 38(1), 123–140. <https://doi.org/10.1007/BF02291180>
- Apriyani, D., Nurdiawansyah, Khairudin, & Amna, L. S. (2023). Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Pendapatan Asli Daerah di Daerah Sumatera. *Jurnal EMT KITA*, 7(4), 985–997. <https://doi.org/10.35870/emt.v7i4.1562>

- Borror, C. M. (2008). Generalized Linear Models and Extensions, Second Edition. *Journal of Quality Technology*, 40(2), 241–242. <https://doi.org/10.1080/00224065.2008.11917728>
- Daoud, J. I. (2017). Multicollinearity and Regression Analysis. *Journal of Physics: Conference Series*, 949, 012009. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/949/1/012009>
- Dunn, P. K., & Smyth, G. K. (2018). *Generalized Linear Models With Examples in R*. Springer New York. <https://doi.org/10.1007/978-1-4419-0118-7>
- Geedipally, S. R., Lord, D., & Dhavala, S. S. (2012). The negative binomial-Lindley generalized linear model: Characteristics and application using crash data. *Accident Analysis & Prevention*, 45, 258–265. <https://doi.org/10.1016/j.aap.2011.07.012>
- Handayani, D. (2022). Karakterisasi Sebaran Binomial Negatif-Binomial Negatif. *Jurnal Penelitian Dan Pengkajian Ilmiah Eksakta*, 1(2), 94–97. <https://doi.org/10.47233/jppie.v1i2.558>
- Janna, N. M. (2020). *Variabel dan Skala Pengukuran Statistik*. <https://doi.org/10.31219/osf.io/8326r>
- Kalsum, I. A., & Faisal Fadli. (2024). PENGARUH IPM, UMP DAN INFLASI TERHADAP PENYERAPAN TENAGA KERJA (Era Bonus Demografi Pulau Jawa Tahun 2012-2021). *Journal of Development Economic and Social Studies*, 3(1), 44–58. <https://doi.org/10.21776/jdess.2024.03.1.4>
- Karlina Berlian. (2017). 335-765-1-PB\_2. *JurnalEkonomiadanManajemen*.
- Little, T. D. (n.d.). *The Oxford Handbook of Quantitative Methods, Vol. 2: Statistical Analysis*.
- Mujahid, W., & Arif Tiro, M. (2022). PEMODELAN LAJU INFLASI DENGAN MENGGUNAKAN REGRESI NON-LINEAR BERBASIS ALGORITMA GENETIKA (Kasus: Kota-Kota di Pulau Jawa). *VARIANSI: Journal of Statistics and Its Application on Teaching and Research*, 4(1), 20–29. <https://doi.org/10.35580/variansiunm7>
- Noor, H. S., & Komala, C. (2019). Analisis Indeks Harga Konsumen (IHK) Menurut Kelompok Pengeluaran Nasional Tahun 2018. *Jurnal Perspektif*, 3(2), 110. <https://doi.org/10.15575/jp.v3i2.48>
- Purba, W., Nainggolan, P., & Panjaitan, P. D. (2022). Analisis Pengaruh Inflasi dan Pertumbuhan Ekonomi Terhadap Pengangguran di Provinsi Sumatera Utara. *Jurnal Ekuilnomi*, 4(1), 62–74. <https://doi.org/10.36985/ekuilnomi.v4i1.336>

Sekarsari, D., Az Zahra, F. A., Ayuningtyas, F. R., & Fadilla, A. (2024). Analisis Dinamika Inflasi dan Implikasinya terhadap Stabilitas Ekonomi di Indonesia. *Journal of Macroeconomics and Social Development*, 1(3), 1–9. <https://doi.org/10.47134/jmsd.v1i3.194>

Simarmata, R. T., & Ispriyanti, D. (2011). PENANGANAN OVERDISPERSI PADA MODEL REGRESI POISSON MENGGUNAKAN MODEL REGRESI BINOMIAL NEGATIF. *MEDIA STATISTIKA*, 4(2). <https://doi.org/10.14710/medstat.4.2.95-104>

Wagenmakers, E.-J., Farrell, S., & Wagenmakers, -J. (2004). *AIC model selection using Akaike weights*.