

**PERFORMA *MAXIMUM LIKELIHOOD ESTIMATOR*, *RIDGE REGRESSION ESTIMATOR*, DAN *GENERALIZED RIDGE ESTIMATOR* DALAM
MENGATASI MULTIKOLINEARITAS PADA REGRESI
*POISSON INVERSE GAUSSIAN***

(Skripsi)

OLEH

ANNISA HILMA SAFITRI



**JURUSAN MATEMATIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS LAMPUNG
BANDAR LAMPUNG
2026**

ABSTRACT

PERFORMANCE OF MAXIMUM LIKELIHOOD ESTIMATOR, RIDGE REGRESSION ESTIMATOR, AND GENERALIZED RIDGE ESTIMATOR IN HANDLING MULTICOLLINEARITY IN POISSON INVERSE GAUSSIAN REGRESSION

BY

ANNISA HILMA SAFITRI

Poisson Inverse Gaussian Regression model is a commonly used method for analyzing data that experiences overdispersion. Poisson Inverse Gaussian regression typically use Maximum Likelihood Estimator (MLE) parameter estimation, by fulfilling one of its assumptions which is multicollinearity. With the existence of multicollinearity can cause the results of regression method analysis is not accurate because the results of the analysis are unstable and biased. This research uses data on the number of crimes reported in East Java Province in 2024, but the data experiences multicollinearity. To overcome multicollinearity, several methods can be used, that is PIGRRE and PIGGRE. The PIGRRE method works by adding a penalty to the magnitude the regression coefficient so that it can reduce the estimation variance of the estimate without increasing the bias. The PIGGRE method applies a diagonal shrinkage matrix that assigns a different shrinkage value to each predictor independent variable. The results of this study show that the best method for overcoming multicollinearity is the method with the smallest mse value, namely the PIGGRE method with a ridge k_2 parameter of 0.1974.

Keywords: Poisson Inverse Gaussian, PIGMLE, PIGGRE, PIGGGRE, Mean Square Error

ABSTRAK

PERFORMA MAXIMUM LIKELIHOOD ESTIMATOR, RIDGE REGRESSION ESTIMATOR, DAN GENERALIZED RIDGE ESTIMATOR DALAM MENGATASI MULTIKOLINEARITAS PADA REGRESI POISSON INVERSE GAUSSIAN

Oleh

ANNISA HILMA SAFITRI

Model regresi *Poisson Inverse Gaussian* merupakan metode yang umum digunakan untuk menganalisis data yang mengalami overdispersi. Regresi *Poisson Inverse Gaussian* biasanya menggunakan metode estimasi *Maximum Likelihood Estimator* (MLE) untuk pendugaan parameter, dengan memenuhi salah satu asumsi pentingnya, yaitu tidak adanya multikolinearitas. Keberadaan multikolinearitas dapat menyebabkan hasil analisis metode regresi menjadi tidak akurat karena hasil estimasi menjadi tidak stabil dan bias. Penelitian ini menggunakan data jumlah tindak kejahatan yang dilaporkan di Provinsi Jawa Timur tahun 2024, namun data tersebut mengalami multikolinearitas. Untuk mengatasi multikolinearitas, beberapa metode dapat digunakan, yaitu metode PIGRRE dan PIGGRE. Metode PIGRRE bekerja dengan menambahkan penalti pada besarnya koefisien regresi sehingga dapat mengurangi varians estimasi tanpa meningkatkan bias secara signifikan. Sementara itu, metode PIGGRE menerapkan matriks *shrinkage* diagonal yang memberikan nilai *shrinkage* berbeda pada setiap variabel prediktor (variabel independen). Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa metode terbaik untuk mengatasi multikolinearitas adalah metode dengan nilai MSE terkecil, yaitu metode PIGGRE dengan parameter ridge k_2 sebesar 0,1974.

Kata Kunci: *Poisson Inverse Gaussian*, PIGMLE, PIGRRE, PIGGRE, *Mean Square Error*

**PERFORMA *MAXIMUM LIKELIHOOD ESTIMATOR*, *RIDGE REGRESSION ESTIMATOR*, DAN *GENERALIZED RIDGE ESTIMATOR* DALAM
MENGATASI MULTIKOLINEARITAS PADA REGRESI
*POISSON INVERSE GAUSSIAN***

Oleh

ANNISA HILMA SAFITRI

Skripsi

Sebagai Salah Satu Syarat untuk Memperoleh Gelar
SARJANA MATEMATIKA

Pada

Jurusan Matematika
Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam



**JURUSAN MATEMATIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS LAMPUNG
BANDAR LAMPUNG
2026**

Judul Skripsi

: **PERFORMA MAXIMUM LIKELIHOOD ESTIMATOR,
RIDGE REGRESSION ESTIMATOR, DAN
GENERALIZED RIDGE ESTIMATOR DALAM
MENGATASI MULTIKOLINEARITAS PADA
REGRESI POISSON INVERSE GAUSSIAN**

Nama Mahasiswa

: **Annisa Hilma Safitri**

NPM

: **2217031185**

Program Studi

: **Matematika**

Fakultas

: **Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam**

MENYETUJUI,

1. Komisi Pembimbing

Prof. Ir. Netti Herawati, M.Sc., Ph.D.

NIP. 196501251990032001

Misgiyati, S.Pd., M.Si.

NIP. 198509282023212032

2. Ketua Jurusan Matematika

Dr. Aang Nuryaman, S.Si., M.Si.

NIP. 197403162005011001

MENGESAHKAN

1. Tim penguji

Ketua

: Prof. Ir. Netti Herawati, M.Sc., Ph.D.

Sekretaris

: Misgiyati, S.Pd., M.Si.

Penguji

Bukan Pembimbing

: Drs. Nusyirwan, M.Si.

2. Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam



Dr. Eng. Heri Satria, S.Si., M.Si.

NIP.197110012005011002

Tanggal lulus Ujian Skripsi: 3 Maret 2026

PERNYATAAN SKRIPSI MAHASISWA

Yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : **Annisa Hilma Safitri**
Nomor Pokok Mahasiswa : **2217031185**
Jurusan : **Matematika**
Judul Skripsi : **PERFORMA *MAXIMUM LIKELIHOOD ESTIMATOR, RIDGE REGRESSION ESTIMATOR, DAN GENERALIZED RIDGE ESTIMATOR* DALAM MENGATASI MULTIKOLINEARITAS PADA REGRESI *POISSON INVERSE GAUSSIAN***

Dengan ini menyatakan bahwa penelitian ini adalah hasil pekerjaan saya sendiri. Apabila kemudian hari terbukti bahwa skripsi ini merupakan hasil salinan atau dibuat oleh orang lain, maka saya bersedia menerima sanksi sesuai dengan ketentuan akademik yang berlaku.

Bandar Lampung, 3 Maret 2026

Pemulis


Annisa Hilma Safitri
NPM.2217031185

RIWAYAT HIDUP

Penulis bernama lengkap Annisa Hilma Safitri, lahir pada tanggal 12 September 2003 di Gadut. Penulis merupakan anak kedua dari dua bersaudara, putri dari pasangan Bapak Alzebri Endi dan Ibu Alm. Novriyeti.

Penulis menempuh pendidikan formal di Sekolah Dasar (SD) Negeri 23 Koto Tangah pada tahun 2010–2016. Selanjutnya, penulis melanjutkan pendidikan menengah pertama di SMP Negeri 2 Tilatang Kamang pada tahun 2016–2019. Pendidikan menengah atas ditempuh di SMA Negeri 1 Tilatang Kamang pada tahun 2019–2022.

Pada tahun 2022, penulis terdaftar sebagai mahasiswi Program Studi S1 Matematika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Lampung, yang berlokasi di Rajabasa, Kota Bandar Lampung. Pada tahun 2025, penulis melaksanakan Kuliah Kerja Nyata (KKN) di Kelurahan Gedong Meneng Baru sebagai bentuk pengabdian kepada masyarakat. Selain itu, penulis juga melaksanakan Kerja Praktik di Badan Pusat Statistik Kota Bukittinggi sebagai sarana pengembangan wawasan dan pengalaman di bidang statistika serta analisis data.

KATA INSPIRASI

“Allah tidak membebani seseorang melainkan sesuai dengan kesanggupannya.”
(QS. Al-Baqarah: 286)

“Ya Tuhanku, tambahkanlah kepadaku ilmu.”
(QS. Taha: 114)

“Keberhasilan bukanlah milik orang yang pintar. Keberhasilan adalah milik mereka yang senantiasa berusaha.”
(B. J. Habibie)

“Skripsi bukan tentang siapa yang paling pintar, tapi siapa yang paling bertahan.”

“Hidup santai masa depan cerah”

PERSEMBAHAN

Segala puji dan syukur penulis panjatkan ke hadirat Allah Subhānahu wa Ta'ālā atas limpahan rahmat dan karunia-Nya sehingga skripsi ini dapat diselesaikan dengan baik. Penulis menyampaikan ucapan terima kasih yang tulus kepada:

Papa dan Mama Tercinta

Terima kasih kepada Papa atas doa dan perjuangannya, serta kepada Almarhumah Mama atas cinta dan pengorbanannya. Kalian adalah kekuatan terbesar penulis dalam menyelesaikan skripsi ini.

Abang, Kakak, dan Adik Tersayang

Terima kasih atas doa, dukungan, dan kebersamaan yang selalu menguatkan penulis. Kehadiran kalian menjadi penyemangat dalam setiap perjuangan ini.

Dosen Pembimbing dan Dosen Pembahas

Terima kasih atas bimbingan, arahan, dan kesabaran yang diberikan selama penyusunan skripsi ini. Ilmu dan motivasi yang diberikan menjadi bekal berharga bagi penulis.

Almamater Tercinta, Universitas Lampung

SANWACANA

Puji syukur penulis panjatkan ke hadirat Allah Swt. atas limpahan rahmat dan hidayah-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi yang berjudul “Performa *Maximum Likelihood Estimator*, *Ridge Regression Estimator*, dan *Generalized Ridge Estimator* dalam Mengatasi Multikolinearitas pada Regresi *Poisson Inverse Gaussian*”.

Dalam penyusunan skripsi ini tentunya tidak terlepas dari dukungan, bimbingan, serta masukan dari berbagai pihak yang sangat membantu. Untuk itu penulis mengucapkan rasa terima kasih kepada:

1. Ibu Prof. Ir. Netti Herawati, M.Sc., Ph.D., selaku dosen pembimbing I yang telah memberikan bimbingan, arahan, dan masukan dalam proses menyelesaikan skripsi.
2. Ibu Misiyati, S.Pd., M.Si., selaku dosen pembimbing II yang telah memberikan bimbingan, saran, dan masukan dalam proses penyusunan skripsi.
3. Bapak Drs. Nusirwan, M.Si., selaku dosen penguji yang telah memberikan kritik dan saran, sehingga skripsi ini dapat terselesaikan.
4. Dina Eka Nurvazly, S.Pd., M.Si., selaku dosen pembimbing akademik yang senantiasa memotivasi dan membimbing selama menjalani perkuliahan.
5. Bapak Dr. Aang Nuryaman, S.Si., M.Si., selaku Ketua Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung.
6. Seluruh dosen Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung.

7. Bapak Dr. Eng. Heri Satria, S.Si., M.Si., selaku Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung.
8. Papa dan Almarhumah Mama tercinta, atas segala doa, cinta, dukungan, dan pengorbanan yang tak ternilai hingga penulis dapat menyelesaikan pendidikan ini.
9. Abang kandung Ikbal Riski Putra, kakak Yola Septiani, dan adik Refan atas doa, dukungan, dan kebersamaan yang menjadi penyemangat penulis hingga skripsi ini dapat terselesaikan.
10. Kepada Rozi Saputra, terima kasih telah menjadi tempat berbagi cerita, keluh kesah, serta selalu setia memberi semangat dan dukungan hingga skripsi ini dapat terselesaikan.
11. Sahabat penulis Lusi, Yolanda, Desta, Enjel, Zahra, Veny, Gracia dan, Depin, terima kasih atas doa, dukungan, kebersamaan, serta tawa yang selalu menguatkan penulis.
12. Teman – teman Jurusan Matematika FMIPA UNILA angkatan 2022.
13. Semua pihak yang telah membantu dalam penyelesaian skripsi ini yang tidak bisa penulis sebutkan satu persatu.

Penulis menyadari bahwa dalam penyusunan dan penulisan laporan ini masih jauh dari kesempurnaan, serta memiliki kesalahan didalamnya, akan tetapi penulis berharap dengan adanya skripsi ini dapat memberikan manfaat informasi bagi yang membacanya.

Bandar Lampung, 3 Maret 2026
Penulis,

Annisa Hilma Safitri

DAFTAR ISI

	Halaman
DAFTAR TABEL	xv
I. PENDAHULUAN.....	1
1.1 Latar Belakang dan Masalah	1
1.2 Tujuan Penelitian.....	3
1.3 Manfaat Penelitian.....	4
II. TINJAUAN PUSTAKA	5
2.1 Distribusi <i>Poisson</i>	5
2.2 Distribusi <i>Inverse Gaussian</i>	6
2.3 Multikolinearitas	7
2.4 Overdispersi	7
2.5 Distribusi <i>Poisson Inverse Gaussian</i>	8
2.6 Regresi <i>Poisson Inverse Gaussian</i>	9
2.7 <i>Poisson Inverse Gaussian Maximum Likelihood Estimator</i>	9
2.8 <i>Ridge Regression Estimator</i>	11
2.8.1. <i>Poisson Inverse Gaussian Ridge Regression Estimator</i>	11
2.8.2. <i>Parameter Ridge-k pada Ridge Regression Estimator</i>	12
2.9 <i>Generalized Ridge Estimator</i>	13
2.9.1. <i>Poisson Inverse Gaussian Generalized Ridge Estimator</i>	13
2.9.2. <i>Parameter Ridge-k pada Generalized Ridge Estimator</i>	15
2.10 Pengujian Parameter.....	16
2.10.1. Uji Parameter Secara Parsial	16
2.10.2. Pengujian Parameter Secara Simultan.....	17
2.11 Jumlah Kriminalitas yang dilaporkan	17
III. METODOLOGI PENELITIAN	20
3.1 Waktu dan Tempat Penelitian.....	20
3.2 Data Penelitian	20
3.3 Metode Penelitian.....	20

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN	23
4.1 Deskriptif Data	23
4.2 Uji Distribusi Poisson	25
4.3 Overdispersi	26
4.4 Multikolinearitas	27
4.5 Perbandingan estimasi parameter dengan <i>Maximum Likelihood Estimator</i> , <i>Ridge Regression Estimator</i> , dan <i>Generalizes Ridge Estimator</i>	28
4.6 Uji Parameter Secara Simultan	32
4.7 Uji Parameter Secara Parsial	35
V. KESIMPULAN.....	37
DAFTAR PUSTAKA.....	39
LAMPIRAN.....	40

DAFTAR TABEL

Tabel	Halaman
1. Deskriptif Data	23
2. Uji <i>Kolmogorov Smirnov</i>	25
3. Hasil Overdispersi	26
4. Hasil Uji Multikolinearitas	27
5. Hasil Matriks Korelasi	28
6. Perbandingan Estimasi Parameter PIGMLE, PIGRRE, dan PIGGRE	29
7. Uji Parameter Secara Simultan	33
8. Uji Parameter Secara Parsial	34

I. PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang dan Masalah

Model Regresi *Poisson Inverse Gaussian* merupakan metode yang umum digunakan untuk menganalisis data yang mengalami overdispersi. Pada Regresi *Poisson Inverse Gaussian* biasanya menggunakan estimasi parameter *Maximum Likelihood Estimator* (MLE), tetapi keandalan estimasi parameter menggunakan MLE dalam model ini sering terganggu karena adanya multikolinearitas dalam variabel penjelas (Almulhim, *et al.*, 2025). Multikolinearitas pertama kali dikenalkan oleh Ragner Frisch. Adanya multikolinearitas dapat menyebabkan hasil dari analisis metode regresi menjadi kurang tepat karena hasil dari analisis tersebut tidak stabil dan bias (Gujarati & Porter., 2009). Namun hal ini dapat diatasi dengan menggunakan berbagai pendekatan estimasi alternatif, salah satunya ada estimasi *ridge* (*ridge estimator*).

Untuk mengatasi kelemahan regresi *Poisson Inverse Gaussian* terhadap multikolinearitas digunakan pendekatan *Ridge Regression*, dengan menambahkan penalti terhadap besarnya koefisien regresi sehingga hal tersebut dapat mengurangi varians estimasi tanpa meningkatkan bias secara signifikan (Hoerl & Kennard, 1970). Pada model *Poisson Inverse Gaussian* metode ini dikenal dengan istilah *Poisson Inverse Gaussian Ridge Regression Estimator* (PIGRRE). Selain itu beberapa pengembangan baru telah dilakukan untuk memperbaiki performa estimasi, salah satunya yaitu *Poisson Inverse Gaussian Generalized Ridge Estimator* (PIGGRE).

Generalized Ridge Estimator merupakan pengembangan dari metode *Ridge Regression Estimator* yang diperkenalkan oleh Hoerl dan Kennard (1970). *Generalized Ridge Estimator* menggunakan matriks penyusutan diagonal yang membuat setiap variabel independen mempunyai nilai penyusutan berbeda. *Generalized Ridge Estimator* dapat memberikan hasil estimasi yang lebih stabil dibandingkan dengan *Maximum Likelihood Estimator* dan *Ridge Regression Estimator* dalam menangani multikolinearitas. Dengan demikian, metode ini mampu mengurangi varians estimator tanpa meningkatkan bias secara signifikan apabila parameter penyusutan dipilih secara optimal.

Penelitian yang dilakukan oleh Ashraf, *et al.* (2024) dengan menggunakan berbagai estimasi seperti *Maximum Likelihood Estimator* (MLE), *Ridge Estimator* dan sebagainya, dilakukan untuk mengatasi multikolinearitas. Dalam penelitian tersebut dilakukan simulasi Monte Carlo untuk menyelidiki kinerja dari estimasi tersebut pada model Regresi *Poisson Inverse Gaussian*, hasil menunjukkan *Ridge estimator* lebih unggul dalam menangani multikolinearitas. Dan juga Almulhim *et al.* (2025) juga melakukan penelitian menggunakan simulasi Monte Carlo untuk menyelidiki kerja PIGMLE, PIGRRE, dan PIGGRE. Penelitian ini juga membahas data jumlah persamaan dan kutipan dataset *Australian Institute of Sport* (AIS) dengan ketiga metode tersebut. Hasil dari penelitian ini MSE digunakan dalam kriteria evaluasi yang menghasilkan PIGGRE lebih unggul dari kedua metode lainnya.

Kriminalitas menjadi salah satu isu yang cukup serius di Indonesia. Angka kriminalitas dari tahun ke tahun mengalami peningkatan. Pada tahun 2022 angka kriminalitas di Indonesia yaitu 372.965 kasus dan meningkat secara signifikan menjadi 584.991 kasus di tahun 2023 (Badan Pusat Statistika, 2024). Peningkatan angka kriminalitas ini menunjukkan adanya berbagai faktor ekonomi, sosial, dan lingkungan yang mungkin saling berpengaruh. Kondisi ekonomi yang kurang stabil, kesenjangan sosial, rendahnya tingkat pendidikan, serta lemahnya penegakan hukum dapat menjadi pemicu pada tindakan kriminal (Soekanto., 2009). Pada penelitian Chairani, *et al.* (2018) jumlah kriminalitas dapat

dipengaruhi oleh angka pengangguran dan jumlah penduduk secara tidak langsung, dan angka jumlah penduduk yang paling berpengaruh. Semakin tinggi jumlah penduduk maka akan berpotensi menambah jumlah kriminalitas di Indonesia. Berdasarkan data Badan Pusat Statistik (2024), Jawa Timur menjadi provinsi dengan jumlah kriminalitas tertinggi nomor dua setelah DKI Jakarta dan disusul oleh Sumatera Utara di urutan ketiga.

Peningkatan angka jumlah kriminalitas tidak hanya berdampak pada keamanan, tapi juga dapat menurunkan ekonomi serta memperbesar kasus sosial (Lumenta & Kekenusa, 2019). Oleh karena itu, diperlukan penelitian lebih lanjut dengan pendekatan statistik yang komprehensif untuk mengidentifikasi faktor-faktor dominan penyebab kriminalitas di Provinsi Jawa Timur. Berdasarkan penelitian sebelumnya dan uraian di atas, peneliti tertarik untuk meneliti jumlah kejahatan yang dilaporkan di Provinsi Jawa Timur pada Model *Poisson Inverse Gaussian* dengan menggunakan 3 metode pendekatan yaitu *Maximum Likelihood Estimator*, *Ridge Regression Estimator*, dan *Generalized Ridge Estimator*. Penulis berharap dengan dilakukan penelitian ini dapat menemukan metode untuk menangani multikolinearitas dengan bantuan program *Rstudio*.

1.2 Tujuan Penelitian

Tujuan dari penelitian ini sebagai berikut:

1. Membandingkan performa *Maksimum Likelihood Estimator*, *Ridge Regression Estimator*, dan *Generalized Ridge Estimator* dalam mengatasi multikolinearitas pada regresi *Poisson Inverse Gaussian*.
2. Mengidentifikasi faktor faktor yang memengaruhi jumlah kejahatan di Provinsi Jawa Timur.

1.3 Manfaat Penelitian

Adapun manfaat dari penelitian ini yaitu untuk menambah pengetahuan penulis dan pembaca mengenai metode *Maksimum Likelihood Estimator*, *Ridge Regression Estimator*, dan *Generalized Ridge Estimator* dalam mengatasi multikolinearitas pada regresi *Poisson Inverse Gaussian*.

II. TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Distribusi Poisson

Distribusi Poisson merupakan distribusi probabilitas diskrit yang menggambarkan jumlah suatu kejadian dalam interval waktu dan ruang tertentu. Kejadian tersebut diasumsikan terjadi secara acak, saling bebas, dan tingkat rata-ratanya konstan (Walpole, *et al.*, 2012).

Fungsi kepekatan peluang untuk distribusi *poisson* bergantung pada rata-rata (μ), rumus untuk fungsi kepekatan peluang yaitu:

$$P(Y; y) = \frac{\mu^y e^{-\mu}}{y!}; y = 0, 1, 2, \dots, \quad (2.1).$$

Keterangan:

$P(Y; y)$: fungsi kepekatan peluang dari distribusi Poisson,

Y : variabel acak diskrit yang menunjukkan banyaknya kejadian,

y : nilai aktual jumlah kejadian,

μ : parameter distribusi Poisson yang menyatakan rata-rata (*mean*) dan juga variansi dari jumlah kejadian dalam suatu interval waktu atau ruang,

e : bilangan *Euler* dengan nilai mendekati 2.718...

Rataan dan variansi adalah bernilai sama dan dapat ditulis sebagai berikut:

$$E(Y) = Var(Y) = \mu \quad (2.2).$$

Uji kesesuaian distribusi bisa dilakukan dengan uji *Kolmogorov-Smirnov*. Dengan hipotesis sebagai berikut:

a. Hipotesis:

$H_0: S_n = F(y)$ (Data berdistribusi Poisson).

$H_1: S_n \neq F(y)$ (Data tidak berdistribusi Poisson).

b. Taraf signifikansi : $\alpha = 5\% = 0.05$.

c. Statistik Uji

$$D = \sup |F(y) - S_n(y)| \quad (2.3).$$

Keterangan:

$F(y)$: fungsi peluang kumulatif data sampel.

$S_n(y)$: fungsi distribusi kumulatif Poisson.

D : jarak maksimum fungsi distribusi empiris dengan fungsi distribusi Poisson.

d. Daerah kritis:

Tolak H_0 jika $D_{hitung} > D_{(\alpha,n)}$ atau nilai signifikansi $< \alpha$.

Tidak tolak H_0 jika $D_{hitung} < D_{(\alpha,n)}$ atau nilai signifikansi $> \alpha$.

e. Kesimpulan.

2.2 Distribusi *Inverse Gaussian*

Distribusi *Inverse Gaussian* merupakan distribusi kontinu yang mempunyai kemencengan lebih besar dan keruncingan yang tajam (Utami, 2023). *Inverse Gaussian* mempunyai 2 parameter dan fungsi kepadatan peluangnya yaitu:

$$f(y) = (2\pi\phi y^3)^{-1/2} \exp\left(-\frac{(y-\mu)^2}{2\phi\mu^2 y}\right), y > 0 \quad (2.4)$$

dengan rata-rata dan varians sebagai berikut :

$$E(Y) = \mu, \text{Var}(Y) = \phi\mu^2 \quad (2.5)$$

dan ϕ adalah parameter dispersi.

2.3 Multikolinearitas

Multikolinearitas merupakan masalah yang cukup sering muncul pada analisis regresi, hal ini dapat menyebabkan estimasi koefisien tidak stabil, sulit diinterpretasikan. Menurut Kennedy (2008) multikolinearitas terjadi adanya hubungan yang kuat pada variabel independen dalam model regresi. Untuk melihat adanya multikolinearitas pada variabel independen salah satu cara yang dapat digunakan adalah dengan melihat nilai *Variance Inflation Factor* (VIF). Dengan rumus sebagai berikut:

$$VIF = \frac{1}{(1 - R_i^2)} \quad (2.6).$$

Keterangan:

R_i^2 : koefisien determinasi yang diperoleh melalui regresi antar variabel bebas.

Apabila nilai $VIF > 10$ menunjukkan adanya multikolinearitas tinggi, sedangkan $VIF < 10$ menunjukkan tidak ada masalah multikolinearitas yang serius.

2.4 Overdispersi

Overdispersi merupakan suatu keadaan apabila suatu data memiliki nilai varians lebih besar dari pada rata-rata, $Var(Y) > E(Y)$. Menurut Darnah (2011) overdispersi dapat menyebabkan kesalahan yang cukup fatal dalam pemodelan dan dapat menyebabkan kesalahan dalam pengambilan kesimpulan signifikan atau tidak signifikan model. Uji statistik untuk overdispersi dilakukan dengan bantuan *software Rstudio* menggunakan *package* AER (Utami, 2023), melalui tahapan sebagai berikut.

a. Hipotesis:

$H_0: \phi = 1$ (tidak terjadi overdispersi pada data).

$H_1: \phi > 1$ (terjadi overdispersi pada data).

b. Taraf signifikansi : $\alpha = 5\% = 0.05$.

c. Statistik Uji.

$$\phi = \frac{D^2}{db} \quad (2.7)$$

dengan:

$$D^2 : 2 \sum_{i=1}^n \left(y_i \ln \left(\frac{y_i}{\mu_i} \right) \right)$$

$$db : n - p$$

μ_i : penduga bagi respon rata-rata ke- i

n : banyaknya pengamatan

p : banyaknya parameter termasuk konstanta

d. Daerah kritis:

Tolak H_0 jika $\phi > 1$ atau $p\text{-value} < \alpha$.

Tidak tolak H_0 jika $\phi < 1$ atau $p\text{-value} > \alpha$.

e. Kesimpulan.

2.5 Distribusi *Poisson Inverse Gaussian*

Distribusi *Poisson Inverse Gaussian* merupakan gabungan antara distribusi Poisson dan *Inverse Gaussian*. Distribusi ini ditentukan dengan dua parameter yaitu rata-rata (μ) dan parameter dispersi (ϕ) (Almulhim, *et al.*, 2025). Probabilitas dari distribusi *Poisson Inverse Gaussian* dapat dihitung dengan rumus sebagai berikut:

$$P(Y = y|\mu) = \frac{\mu^y e^{\frac{1}{\phi}}}{y!} \left(\frac{2}{\pi\phi} \right)^{\frac{1}{2}} (2\mu\phi + 1)^{\left(-\frac{y-\frac{1}{2}}{2} \right)} K_{y-\frac{1}{2}} \left(\frac{1}{\phi} \sqrt{2\mu\phi + 1} \right) \quad (2.8).$$

Rata-rata untuk distribusi *Poisson Inverse Gaussian* yaitu:

$$E(Y) = E\{E(Y|\mu\nu)\} = E(\mu\nu) = \mu \quad (2.9).$$

Varians dari distribusi *Poisson Inverse Gaussian* yaitu:

$$Var(Y) = Var\{E(Y|\mu\nu)\} + E\{Var(Y|\mu\nu)\} = \mu + \phi\mu^2 \quad (2.10).$$

2.6 Regresi *Poisson Inverse Gaussian*

Menurut Adiatama, *et al.* (2021) model dari regresi *Poisson Inverse Gaussian* yaitu sebagai berikut:

$$\mu_i = e^{x_i^T \beta} \quad (2.11)$$

dengan:

$$x_i = (1, x_1, \dots, x_{i(p-1)})^T$$

$$\beta = (\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_{p-1})^T$$

$i = 1, 2, \dots, n$ menunjukkan nomor observasi.

Dengan fungsi kepadatan peluang sebagai berikut:

$$P(Y = y | x_i; \beta; \phi) = \frac{e^{x_i^T \beta y} e^{\frac{1}{\phi}}}{y!} \left(\frac{2}{\pi \phi} \right)^{\frac{1}{2}} \left(2e^{x_i^T \beta} \phi + 1 \right)^{\left(\frac{y - \frac{1}{2}}{2} \right)} K_{Si}(zi) \quad (2.12).$$

2.7 *Poisson Inverse Gaussian Maximum Likelihood Estimator*

Estimasi parameter dalam model *Poisson Inverse Gaussian* umumnya dilakukan menggunakan metode *Maximum Likelihood Estimator* (MLE) tapi sensitif terhadap multikolinearitas (Farghali et al., 2025). Proses memperoleh estimator MLE pada *Poisson Inverse Gaussian* dimulai dengan membentuk *fungsi log-likelihood* dengan rumus:

$$\begin{aligned} \ell(\mu_i, \phi) = \sum_{i=1}^n & \left[y_i \log(\mu_i) + \phi - \log(y_i!) + \frac{1}{2} \log\left(\frac{1}{\phi}\right) - \frac{2y_i - 1}{4} \log\left(1 + 2\frac{\mu_i}{\phi}\right) \right. \\ & \left. + \log R_{y-0.5\phi} \left(\phi \sqrt{1 + 2\frac{\mu_i}{\phi}} \right) \right] \end{aligned} \quad (2.13).$$

Fungsi *log-likelihood* terhadap parameter regresi β menjadi:

$$\ell(\beta) = \sum_{i=1}^n \left[y_i x_i^T \beta + \phi - \log(y_i!) + \frac{1}{2} \log\left(\frac{1}{\phi}\right) - \frac{2y_i-1}{4} \log\left(1 + 2 \frac{\exp(x_i^T \beta)}{\phi}\right) + \log R_{y-0.5\phi} \left(\phi \sqrt{1 + 2 \frac{\exp(x_i^T \beta)}{\phi}} \right) \right] \quad (2.14).$$

Penduga *Maximum Likelihood Estimator* (MLE) diperoleh dengan mendiferensialkan fungsi *log-likelihood* terhadap setiap parameter dan menetapkan hasil turunan tersebut sama dengan nol. Turunan pertama terhadap parameter regresi β_j dinyatakan sebagai berikut:

$$\frac{\partial \ell}{\partial \beta_j} = \sum_{i=1}^n \left[x_i \left(y_i - \frac{R_{y-0.5\phi}(\alpha)}{\sqrt{1 + \frac{2}{\phi} \exp(x_i^T \beta)}} \exp(x_i^T \beta) \right) \right] = 0 \quad (2.15).$$

Sementara itu, turunan pertama terhadap parameter dispersi (ϕ) dinyatakan sebagai:

$$\frac{\partial \ell}{\partial \phi} = \sum_{i=1}^n \left[-\phi^2 - y_i \phi - \frac{\phi^2 R_{y-0.5\phi}(\alpha) \left(1 + \frac{\exp(x_i^T \beta)}{\phi} \right)}{\sqrt{1 + \frac{2}{\phi} \exp(x_i^T \beta)}} \right] = 0 \quad (2.16).$$

Untuk memperkirakan parameter β dan ϕ melalui MLE, digunakan algoritma Newton-Rapshon karena persamaan tersebut berbentuk persamaan non linear. Setelah proses iteratif selesai, penduga parameter *Maximum Likelihood Estimator* (MLE) untuk model *Poisson Inverse Gaussian* dapat dinyatakan sebagai:

$$\hat{\beta}_{MLE} = (\mathbf{X}^T \widehat{\mathbf{W}} \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \widehat{\mathbf{W}} \hat{\mathbf{u}}. \quad (2.17).$$

Dimana $\widehat{\mathbf{W}} = \text{diag}(\mu_i + \alpha \mu_i^3)$ dan $\hat{u}_i$ variabel respon yang disesuaikan, dihitung sebagai $\hat{u}_i = \log(\mu) + \frac{y_i + \mu_i}{\mu_i + \mu_i^3 / \phi}$.

Untuk mengevaluasi keakuratan estimasi, *Mean Square Error Matriks* (MSEM) dan *Mean Square Error* (MSE) untuk $\hat{\beta}_{MLE}$ ditentukan melalui dekomposisi spektral matriks $\mathbf{X}^T \widehat{\mathbf{W}} \mathbf{X} = \mathbf{Q} \mathbf{G} \mathbf{Q}^T$. Dimana $\mathbf{G}_K = \text{diag}(g_1 + k, g_2 + k, \dots, g_p + k)$ adalah matriks diagonal dari nilai eigen $\mathbf{X}^T \widehat{\mathbf{W}} \mathbf{X}$ dan $\mathbf{Q}$ adalah matriks orthogonal dengan kolom yang disesuaikan dengan vektor eigen $\mathbf{X}^T \widehat{\mathbf{W}} \mathbf{X}$.

$$MSE(\hat{\beta}_{MLE}) = \hat{\phi} \sum_{j=1}^p \frac{1}{g_j} \quad (2.18).$$

dengan $\hat{\phi}$ adalah nilai perkiraan ϕ dan dihitung sebagai $\hat{\phi} = \frac{\sum_{j=1}^n \frac{(y_i + \hat{\mu}_i)^2}{V(\hat{\mu}_i)}}{n-p}$.

2.8 Ridge Regression Estimator

2.8.1. Poisson Inverse Gaussian Ridge Regression Estimator

Poisson Inverse Gaussian Ridge Regression Estimator dikembangkan sehingga dapat mengatasi multikolinearitas dalam *Poisson Inverse Gaussian Regression* (Batool, *et al.*, 2023). Estimator ini menambahkan parameter penalti k sehingga menghasilkan hasil yang lebih stabil dibandingkan metode MLE.

Bentuk umum dari estimator PIGRRE dinyatakan sebagai berikut:

$$\hat{\beta}_k = (\mathbf{X}^T \widehat{\mathbf{W}} \mathbf{X} + k\mathbf{I})^{-1} \mathbf{X}^T \widehat{\mathbf{W}} \mathbf{X} \hat{\beta}_{MLE} \quad (2.19).$$

Dengan $k > 0$ mewakili parameter PIGRRE, dan $\mathbf{I}$ adalah matriks identitas berukuran $p \times p$. Bias dan matriks kovarians yang terkait dengan PIGRRE adalah sebagai berikut:

$$\text{Bias}(\hat{\beta}_k) = E(\hat{\beta}_k) - \beta = -k \mathbf{G}_k^{-1} \beta \quad (2.20).$$

$$\text{cov}(\hat{\beta}_k) = E[(\hat{\beta}_k - E(\hat{\beta}_k))(\hat{\beta}_k - E(\hat{\beta}_k))^T] = \hat{\phi}(\mathbf{Q} \mathbf{G}_k^{-1} \mathbf{G} \mathbf{G}_k^{-1} \mathbf{Q}^T) \quad (2.21)$$

dengan $\mathbf{G}_K = \text{diag}(g_1 + k, g_2 + k, \dots, g_p + k)$ adalah matriks diagonal yang terdiri dari nilai eigen matriks kovarians, yang disesuaikan dengan parameter *ridge*. MSEM estimator PIGRRE menggabungkan kovarians dan bias kuadrat:

$$\begin{aligned} \text{MSEM}(\hat{\beta}_k) &= \text{cov}(\hat{\beta}_k) \text{Bias}(\hat{\beta}_k) \text{Bias}(\hat{\beta}_k)^T \\ \text{MSEM}(\hat{\beta}_k) &= \hat{\phi}(\mathbf{Q}\mathbf{G}_k^{-1}\mathbf{G}\mathbf{G}_k^{-1}\mathbf{Q}^T + \mathbf{b}_k\mathbf{b}_k^T) \end{aligned} \quad (2.22)$$

dengan $\mathbf{b}_k = \text{Bias}(\hat{\beta}_k) = -k\mathbf{G}_k^{-1}\boldsymbol{\alpha}$.

MSE dihitung dari trace MSEM:

$$\text{MSE}(\hat{\beta}_k) = \text{tr}(\text{MSEM}(\hat{\beta}_k)) \quad (2.23)$$

$$\text{MSE}(\hat{\beta}_k) = \hat{\phi} \sum_{j=1}^p \frac{g_j}{(g_j + k)^2} + \sum_{j=1}^p \frac{k^2 \alpha_j^2}{(g_j + k)^2} \quad (2.24)$$

dengan α_j mewakili komponen ke- j dari vektor $\boldsymbol{\alpha} = \mathbf{Q}^T \hat{\beta}_{MLE}$, yang mewakili nilai koefisien yang disesuaikan dengan *Maximum Likelihood Estimator*.

2.8.2. Parameter Ridge- k pada Ridge Regression Estimator

Parameter *ridge* k dapat berperan dalam mengurangi multikolinearitas dan mencegah *overfitting*. Mengacu pada penelitian Almulhim, *et al.* (2025), pemilihan parameter *ridge* tidak dilakukan pada satu nilai saja, melainkan menggunakan beberapa nilai kandidat k_1 hingga k_5 . Penggunaan beberapa nilai k bertujuan untuk membandingkan kinerja penduga *ridge* dan memperoleh nilai k yang optimal, yaitu yang mampu menekan varians penduga tanpa menimbulkan

bias yang terlalu besar. Oleh karena itu, parameter *ridge* k ditetapkan dalam beberapa nilai kandidat, dengan rumus sebagai berikut:

$$k_1 = \min \left(\frac{\hat{\phi}}{2\hat{\alpha}_j^2 + \frac{\hat{\phi}}{g_j}} \right) \quad (2.25)$$

$$k_2 = \min \left(\frac{\hat{\phi}}{\hat{\alpha}_j^2} \right) \quad (2.26)$$

$$k_3 = \left(\frac{\hat{\phi}}{\sum_j^p \hat{\alpha}_j^2} \right) \quad (2.27)$$

$$k_4 = \prod_j^p \left(\frac{\hat{\phi}}{2\hat{\alpha}_j^2 + \frac{\hat{\phi}}{g_j}} \right)^{\frac{1}{p}} \quad (2.28)$$

$$k_5 = p \sum_{j=1}^p \frac{\hat{\phi}}{2\hat{\alpha}_j^2 + \frac{\hat{\phi}}{g_j}} \quad (2.29).$$

Alternatif nilai *ridge* k tersebut dapat digunakan untuk memperoleh estimasi parameter yang lebih stabil pada model *Poisson Inverse Gaussian* jika ada multikolinearitas.

2.9 Generalized Ridge Estimator

2.9.1. Poisson Inverse Gaussian Generalized Ridge Estimator

Generalized Ridge Estimator pertama kali dikembangkan oleh Loesgen (1990) sebagai perluasan estimasi *Ridge Regression Estimator* dengan memberikan dari

estimasi PIGGRE dinyatakan sebagai berikut:

$$\hat{\beta}_k = (\mathbf{X}^T \widehat{\mathbf{W}} \mathbf{X} + \mathbf{K})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{y} = (\mathbf{X}^T \widehat{\mathbf{W}} \mathbf{X} + \mathbf{K})^{-1} \mathbf{X}^T \widehat{\mathbf{W}} \mathbf{X} \hat{\beta}_{MLE} \quad (2.30).$$

Bias dan matriks kovarians *Poisson Inverse Gaussian Generalized Ridge Estimator* (PIGGRE) adalah sebagai berikut:

$$\begin{aligned} \text{Bias}(\hat{\beta}_k) &= E(\hat{\beta}_k) - \beta \\ &= (\mathbf{X}^T \widehat{\mathbf{W}} \mathbf{X} + \mathbf{K})^{-1} \mathbf{X}^T \widehat{\mathbf{W}} \mathbf{X} \hat{\beta} - \hat{\beta} \\ &= (\mathbf{I} - \mathbf{K}(\mathbf{X}^T \widehat{\mathbf{W}} \mathbf{X} + \mathbf{K})^{-1}) \beta - \beta \\ &= -\mathbf{K} \mathbf{G}_k^{-1} \beta \end{aligned} \quad (2.31).$$

$$\begin{aligned} \text{cov}(\hat{\beta}_k) &= E[(\hat{\beta}_k - E(\hat{\beta}_k))(\hat{\beta}_k - E(\hat{\beta}_k))^T] \\ &= \hat{\phi}(\mathbf{Q} \mathbf{G}_k^{-1} \mathbf{G} \mathbf{G}_k^{-1} \mathbf{Q}^T) \end{aligned} \quad (2.32).$$

MSEM estimator PIGGRE didefinisikan oleh:

$$\begin{aligned} \text{MSEM}(\hat{\beta}_k) &= \text{cov}(\hat{\beta}_k) \text{Bias}(\hat{\beta}_k) \text{Bias}(\hat{\beta}_k)^T \\ &= \hat{\phi}(\mathbf{Q} \mathbf{G}_k^{-1} \mathbf{G} \mathbf{G}_k^{-1} \mathbf{Q}^T) + \mathbf{b}_K \mathbf{b}_K^T \end{aligned} \quad (2.33)$$

dengan $\mathbf{G}_K = \text{diag}(g_1 + k, g_2 + k, \dots, g_p + k_p)$ dan $\mathbf{b}_K = \text{Bias}(\hat{\beta}_k) = -\mathbf{K} \mathbf{G}_k^{-1} \beta$

Dan untuk rumus MSE dari PIGGRE yaitu:

$$\text{MSE}(\hat{\beta}_k) = \text{tr}(\text{MSEM}(\hat{\beta}_k)) = \hat{\phi} \sum_{j=1}^p \frac{g_j}{(g_j + k_j)^2} + \sum_{j=1}^p \frac{k_j^2 \alpha_j^2}{(g_j + k_j)^2} \quad (2.34)$$

2.9.2. Parameter *Ridge-k* pada *Generalized Ridge Estimator*

Pada model *Poisson Inverse Gaussian Generalized Ridge Estimator* (PIGGRE), pemilihan parameter *ridge* k merupakan hal yang penting untuk menentukan besar penyusutan (*shrinkage*) pada masing-masing koefisien regresi. Menurut Almulhim, *et al.* (2025) disesuaikan dengan modifikasi bentuk umum *ridge*, parameter *Generalized Ridge Estimator* dapat didefinisikan dalam beberapa alternatif bentuk sebagai berikut:

$$k_1 = \text{diag} \left(\frac{\hat{\phi}}{\hat{\alpha}_j^2} \right) \quad (2.35).$$

$$k_2 = \text{diag} \left(\frac{1}{\hat{\alpha}_j^2} \right) \quad (2.36).$$

$$k_3 = \text{diag} \left(\frac{1}{\hat{\phi} \hat{\alpha}_j^2} \right) \quad (2.37).$$

$$k_4 = \text{diag} \left(\frac{p}{\hat{\phi} \hat{\alpha}_j^2} \right) \quad (2.38).$$

$$k_5 = \text{diag} \left(p \sqrt{\frac{1}{\hat{\alpha}_j^2}} \right) \quad (2.39).$$

Kelima bentuk matriks k_i di atas merupakan alternatif nilai penalti yang digunakan dalam proses estimasi parameter *Poisson Inverse Gaussian Generalized Ridge Estimator* (PIGGRE). Pemilihan bentuk k_i ini bertujuan untuk memperoleh hasil parameter yang stabil dan nilai *Mean Square Error* (MSE) yang kecil pada saat adanya masalah multikolinearitas.

2.10 Pengujian Parameter

Pengujian parameter pada *Poisson Inverse Gaussian* menggunakan dua pendekatan, yaitu pengujian parameter secara simultan dan uji parameter secara parsial. Uji ini dilakukan untuk mengetahui tingkat signifikansi yang diperoleh dari setiap parameter.

2.10.1. Pengujian Parameter Secara Simultan

Uji parameter serentak digunakan untuk menilai seluruh variabel independen dalam model memberikan pengaruh secara bersama-sama terhadap variabel respons. Uji ini penting untuk dilakukan untuk mengetahui bahwa model yang dibangun memang layak digunakan. Uji yang digunakan pada uji parameter secara serentak yaitu uji *rasio likelihood*, dengan tahap sebagai berikut:

a. Hipotesis

$H_0: \beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_j = 0$ (tidak terdapat variabel independen yang berpengaruh secara signifikan terhadap model).

$H_1: \beta_j \neq 0$ (terdapat minimal satu variabel independen yang berpengaruh secara signifikan terhadap model).

b. Taraf signifikansi : $\alpha = 5\% = 0.05$.

c. Statistik Uji

$$G = -2 \ln(L_0 - L_1) \quad (2.40)$$

keterangan :

L_0 : model tanpa melibatkan seluruh variabel independen.

L_1 : model dengan melibatkan seluruh variabel independen.

d. Daerah kritis :

Jika $G > \chi^2_{(\alpha, k)}$ atau nilai $p\text{-value} < \alpha$ maka tolak H_0 .

Jika $G < \chi^2_{(\alpha, k)}$ atau nilai $p\text{-value} > \alpha$ maka tidak tolak H_0 .

e. Kesimpulan.

2.10.2. Uji Parameter Secara Parsial

Menurut Darnah (2011), setelah uji serentak dilakukan, tahap selanjutnya adalah uji parameter secara parsial. Uji parsial merupakan uji yang dilakukan untuk melihat pengaruh setiap variabel independen terhadap variabel dependen secara parsial dengan menggunakan uji Wald. Dengan tahapan sebagai berikut:

a. Hipotesis

$H_0: \beta_j = 0, j = 0, 1, 2, \dots, k$ (variabel bebas tidak berpengaruh secara signifikan terhadap variabel dependen).

$H_1: \beta_j \neq 0$ (variabel bebas berpengaruh secara signifikan terhadap variabel dependen).

b. Taraf signifikansi : $\alpha = 5\% = 0.05$.

c. Statistik uji

$$Z = \frac{\hat{\beta}_j}{SE(\beta_j)} \quad (2.41).$$

keterangan :

$SE(\beta_j)$: dugaan standar error dari β_j .

d. Daerah kritis

Jika $Z > \chi^2_{(0.05;1)}$ atau nilai $p\text{-value} < \alpha$ maka tolak H_0 .

Jika $Z < \chi^2_{(0.05;1)}$ atau nilai $p\text{-value} > \alpha$ maka tidak tolak H_0 .

e. Kesimpulan.

2.11 Jumlah Kejahatan yang dilaporkan

Kriminalitas menjadi suatu permasalahan yang sering terjadi dan sulit dihindari baik negara maju maupun negara berkembang (Kasma & Sari, 2024).

Negara Indonesia kasus kejahatan menjadi salah satu isu yang cukup serius, angka kejahatan dari tahun ke tahun mengalami peningkatan, pada tahun 2022 angka kejahatan di Indonesia yaitu 372.965 kasus dan meningkat drastis menjadi

584.991 kasus di tahun 2023 (Badan Pusat Statistika, 2024). Peningkatan angka kejahatan ini menunjukkan adanya berbagai faktor ekonomi, sosial, dan lingkungan yang mungkin saling berpengaruh.

Berikut beberapa faktor yang sekiranya memengaruhi jumlah kejahatan pada suatu wilayah :

- a. Persentase penduduk miskin
Tingkat kemiskinan berpotensi terjadinya kasus kejahatan, kondisi ekonomi yang terbatas membuat seseorang melakukan tindak kejahatan seperti pencurian atau perampokan untuk memenuhi kebutuhan hidupnya.
- b. Jumlah penduduk
Jumlah penduduk yang banyak dapat meningkat peluang terjadinya kasus kejahatan yang disebabkan kepadatan penduduk, karena semakin padat suatu wilayah akan meningkatkan potensi konflik atau kejahatan meningkat.
- c. Rata lama sekolah
Rata lama sekolah mencerminkan pendidikan masyarakat di suatu wilayah, pendidikan yang lebih tinggi umumnya memiliki kesadaran tentang hukum dan moral sehingga menurunkan keinginan seseorang untuk melakukan tindak kejahatan.
- d. Tingkat pengangguran terbuka
Pengangguran dapat menimbulkan tekanan ekonomi dan sosial yang dapat mengakibatkan seseorang melakukan tindak kejahatan. Semakin tinggi pengangguran di suatu daerah memungkinkan meningkatnya kejahatan di suatu daerah.
- e. Indeks Gini
Indeks Gini merupakan tingkat ketimpangan pendapatan di suatu wilayah. Ketimpangan yang tinggi dapat menimbulkan rasa kecemburuan sosial yang dapat memicu terjadinya kejahatan.
- f. Indeks Pembangunan Manusia.
Indeks Pembangunan Manusia menggambarkan tingkat kesejahteraan masyarakat melalui aspek pendidikan, kesehatan dan pendapatan. Daerah

dengan IPM yang tinggi cenderung memiliki kondisi ekonomi yang cukup baik dan tingkat kejahatan lebih rendah.

III. METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Waktu dan Tempat Penelitian

Penelitian ini dilaksanakan pada Semester Ganjil Tahun Ajaran 2025/2026 di Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung.

3.2 Data Penelitian

Data yang digunakan diperoleh melalui publikasi resmi Badan Pusat Statistik Jawa Timur (<https://jatim.bps.go.id/id>). Data mencakup 38 kabupaten/kota di Provinsi Jawa Timur pada tahun 2024 yang terdiri dari jumlah kejahatan yang dilaporkan (Y), persentase penduduk miskin (X_1), jumlah penduduk (X_2), rata-rata lama sekolah (X_3), tingkat pengangguran terbuka (X_4), Indeks Gini (X_5), dan Indeks Pembangunan Manusia (X_6). Variabel ini dipilih karena memiliki potensi pengaruh atau hubungan terhadap tingkat kejahatan di suatu daerah.

3.3 Metode Penelitian

Pada penelitian ini metode yang digunakan adalah *Poisson Inverse Gaussian Maximum Likelihood Estimator*, *Poisson Inverse Gaussian Ridge Regression*

Estimator, dan *Poisson Inverse Gaussian Generalized Ridge Estimator*. Dalam menyelesaikan penelitian ini, penulis menggunakan *software Rstudio*. Dengan langkah-langkah sebagai berikut:

1. Statistik Deskriptif

Melakukan deskriptif karakteristik data tiap variabel seperti nilai minimum, maksimum, rata-rata, median, dan standar deviasi.

2. Melakukan uji Distribusi *Poisson* dengan menggunakan uji *Kolmogorov-Smirnov*.

3. Melakukan cek *overdispersi* untuk mengetahui apakah varians data lebih besar dari rata-rata atau *mean*.

4. Melakukan uji multikolinearitas dengan melihat nilai *Variance Inflation Factor* (VIF).

5. Pemodelan *Poisson Inverse Gaussian Maximum Likelihood Estimator* (PIGMLE) dengan langkah:

- a. Menentukan matriks $\mathbf{X}^T \widehat{\mathbf{W}} \mathbf{X}$, dengan $\widehat{\mathbf{W}} = \text{diag}(\mu_i + \alpha \mu_i^3)$.
- b. Menghitung nilai estimasi PIGMLE dengan persamaan (2.17).
- c. Menghitung nilai MSE dengan menggunakan persamaan (2.18).

6. Pemodelan *Poisson Inverse Gaussian Ridge Regression Estimator* dengan langkah:

- a. Menghitung estimasi awal dari parameter yaitu dengan MLE.
- b. Menentukan matriks $\mathbf{X}^T \widehat{\mathbf{W}} \mathbf{X}$, dengan $\widehat{\mathbf{W}} = \text{diag}(\mu_i + \alpha \mu_i^3)$.
- c. Menerapkan nilai k untuk menghitung *estimator*.
- d. Menambahkan matriks identitas ($\mathbf{I}$) untuk menghitung estimasi.
- e. Menghitung nilai estimasi *Ridge Regression Estimator* untuk setiap k dengan persamaan (2.19).
- f. Menghitung nilai MSE dari beberapa model dengan persamaan (2.24).

7. Pemodelan *Poisson Inverse Gaussian Generalized Ridge Estimator*.

- a. Menghitung estimasi awal dari parameter yaitu dengan MLE.
- b. Menentukan matriks $\mathbf{X}^T \widehat{\mathbf{W}} \mathbf{X}$, dengan $\widehat{\mathbf{W}} = \text{diag}(\mu_i + \alpha \mu_i^3)$.
- c. Menerapkan nilai k untuk menghitung *estimator*.
- d. Menghitung nilai estimasi *Generalized Ridge Estimator* untuk setiap k dengan persamaan (2.30).

e. Menghitung nilai MSE dari beberapa model dengan persamaan (2.34).

8. Pemilihan Model Terbaik.

Model terbaik dipilih berdasarkan nilai MSE terkecil di antara PIGMLE, PIGRRE, dan PIGGRE.

9. Uji Parameter Model Terbaik

Setelah model terbaik didapatkan maka akan dilakukan pengujian parameter untuk mengetahui signifikansi parameter pada model *Poisson Inverse Gaussian* terpilih. Uji parameter tersebut terdiri atas:

- a. Uji parameter secara simultan (uji *Rasio Likelihood*)
- b. Uji parameter secara parsial (uji Wald)

V. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil analisis yang telah dilakukan dapat disimpulkan bahwa:

1. Metode estimator terbaik dalam menangani multikolinearitas pada *Poisson Invers Gaussian* pada data jumlah kejahatan yang dilaporkan adalah *Generalized Ridge Estimator*. Diperoleh nilai *Mean Square Error* (MSE) minimum pada parameter ridge k_2 sebesar 0,1974.
2. Berdasarkan hasil estimasi *Generalized Ridge Estimator* variabel yang mempengaruhi jumlah kejahatan yang dilaporkan adalah variabel jumlah penduduk (X_2). Koefisien regresi yang bernilai positif mengindikasikan bahwa peningkatan jumlah penduduk cenderung diikuti oleh peningkatan jumlah kejahatan yang dilaporkan. Dengan demikian, semakin besar jumlah penduduk di suatu wilayah, maka potensi terjadinya atau dilaporkannya tindak kejahatan juga semakin tinggi.

DAFTAR PUSTAKA

- Adiatma, A., Tohari, A., Faisal, A., & Alam, S. 2021. Altitude Factors Affect Dengue Fever Cases in South Sulawesi: A Study Using Poisson Inverse Gaussian Regression Model. *Diversity: Disease Preventive of Research Integrity*. **1**(2): 58–63.
- Almulhim, F. A., Hammad, A. T., Bakr, M. E., Balogun, O. S., Habineza, A., & Abd El-Raouf, M. M. A. 2025. Development of the generalized ridge estimator for the Poisson-Inverse Gaussian regression model with multicollinearity. *Scient Reports*. **15**(1): 13542
- Amelia, D., & Ridwan, P. 2024. Analisis tingkat pendidikan, pengangguran, kemiskinan dan ketimpangan pendapatan terhadap tingkat kriminalitas di Provinsi Bengkulu. *Jurnal Pendidikan Indonesia*. **5**(12): 1693–1706.
- Anozi, D. T., & Novianda, B. 2023. Socio-economic and property crime rate in Indonesia. *Economics Development Analysis Journal*. **12**(3): 305–318.
- Ashraf, B., Nadeem, F., Khan, M. A., & Ilyas, M. 2024. Performance of alternative estimators in the Poisson-Inverse Gaussian regression model: Simulation and application. *Applied Mathematics and Nonlinear Sciences*. **9**(1): 1–16.
- Badan Pusat Statistika. 2024. *Statistik Kriminal 2024*. Badan Pusat Statistika, Jakarta.
- Batool, A., Amin, M., & Elhassanein, A. 2023. On the performance of some new ridge parameter estimators in the Poisson-inverse Gaussian ridge regression. *Alexandria Engineering Journal*. **70**(1): 231-245.

- Cameron, A. C., & Trivedi, P. K. 2013. *Regression Analysis of Count Data*. Cambridge University Press, Cambridge.
- Chairani, A., Astuti, I. K. D., Panjaitan, N., Sinurat, S. R. Y., & Yuhan, R. J. 2020. Analisis Jalur pada Kejadian Kriminalitas di Indonesia Tahun 2018. *Jurnal Sains Matematika dan Statistika*, **6**(2): 101–110.
- Darnah. 2011. *Mengatasi Overdispersi pada Model Regresi Poisson dengan Generalized Poisson* (Skripsi). Program Studi Statistika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Mulawarman, Samarinda.
- Farghali, R. A., Lukman, A. F., Algamal, Z., Genc, M., & Attia, H. 2025. An Alternative Estimator for Poisson–Inverse-Gaussian Regression: The Modified Kibria–Lukman Estimator. *Algorithms*. **18**(3): 169
- Gujarati, D. N., & Porter, D. C. 2009. *Basic Econometrics*. 5th Edition. McGraw-Hill. New York.
- Herindrawati, A. Y., Latra, I. N., & Purhadi, P. 2017. Pemodelan regresi *Poisson Inverse Gaussian* studi kasus: Jumlah kasus baru hiv di Provinsi Jawa Tengah tahun 2015. *Jurnal Sains Dan Seni ITS*. **6**(1): 137-143.
- Hoerl, A. E., & Kennard, R. W. 1970. Ridge regression: Biased estimator for nonorthogonal problems. *Technometrics*. **12**(1): 55–67.
- Irfani, M. H., & Dafid. 2017. Estimasi Pengunjung Menggunakan Simulasi Monte Carlo pada Warung Internet XYZ. *Jurnal Ilmiah Informatika Global*. **8**(2): 1–6.
- Kasma, J. A., & Sari, Y. P. 2024. Faktor-faktor yang mempengaruhi kriminalitas di Indonesia. *Media Riset Ekonomi dan Pendidikan (MedREP)*. **9**(1): 79–90.
- Kennedy, P. 2008. *A Guide to Econometrics*. 6th Edition. Wiley-Blackwell. Oxford, United Kingdom.
- Law, A. M., & Kelton, W. D. 2007. *Simulation Modeling and Analysis*. McGraw-Hill, New York.

- Loesgen, K. 1990. A generalization and Bayesian interpretation of ridge-type estimators with good prior means. *Statistical Papers*. **31**(1): 147–160.
- Lumenta, C. Y., Kekenusa, J. S., & Hatidja, D. 2011. Analisis jalur faktor-faktor penyebab kriminalitas di Kota Manado. *Jurnal Ilmiah Sains*. **12**(2): 90-96.
- Soekanto, S. 2009. *Sosiologi: Suatu Pengantar*. Edisi Revisi. PT Raja Grafindo Persada, Jakarta.
- Soraya, N., Nurfikr, M. A., Rafi, A., & Kurniawan, M. 2024. Pengaruh ketimpangan ekonomi, tingkat kemiskinan, tingkat pendidikan dan tingkat pengangguran terbuka terhadap kriminalitas di Indonesia tahun 2013–2023. *Jurnal Ekonomi, Akuntansi, dan Perpajakan*. **1**(3): 43–58.
- Utami, K. N., & Syaifudin, A. 2023. Pemodelan jumlah kasus penyakit kusta di Provinsi Sulawesi Tenggara menggunakan metode regresi *Poisson Inverse Gaussian*. *Jurnal Litbang Edusaintech*. **3**(1): 45–53.
- Walpole, R. E., Myers, R. H., Myers, S. L., & Ye, K. 2012. *Probability and statistics for engineers and scientists*. 9th Edition. Pearson Education. Boston, MA.
- Winda, N., & Sentosa, S. U. 2021. Pengaruh faktor sosial ekonomi terhadap tindakan kriminalitas di provinsi-provinsi di Indonesia. *Jurnal Kajian Ekonomi dan Pembangunan*. **3**(2): 351–360.