



## Model Regresi Quasi Poisson pada Jumlah Korban Kecelakaan Lalu Lintas di Kabupaten Lamongan

Galuh Nadiya Nurfaiza<sup>1</sup>, Awawin Mustana Rohmah<sup>1</sup>, Siti Alfiatur Rohmaniah<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Universitas Islam Darul' Ulum Lamongan

[galuh.2022@mhs.unisda.ac.id](mailto:galuh.2022@mhs.unisda.ac.id)

### Abstract

Traffic accidents are one of the major transportation safety problems that may cause casualties and material losses. Analysis of the number of accident victims is important to describe accident severity and identify influencing factors. This study aims to model the number of traffic accident victims in Lamongan Regency based on time characteristics and road conditions using Quasi Poisson regression. The data used were secondary data obtained from the Lamongan Police consisting of 1,202 traffic accident observations during 2025. The analysis stages included descriptive analysis, Poisson regression modeling, dispersion testing, and Quasi-Poisson regression modeling. The dispersion test result showed a dispersion parameter value of 0.4161, indicating underdispersion where the variance was smaller than the mean. This condition caused the standard Poisson regression model to be less appropriate because the equidispersion assumption was not fulfilled. The Quasi Poisson model produced more reliable statistical inference by adjusting the variance through a dispersion parameter. The significant variables affecting the number of traffic accident victims were month, day category, road status, and road condition. Therefore, the Quasi Poisson regression model was more suitable for modeling underdispersed traffic accident count data.

**Keywords:** Poisson regression; underdispersion; characteristics of time and road conditions.

### Abstrak

Kecelakaan lalu lintas merupakan salah satu permasalahan penting dalam keselamatan transportasi yang dapat menimbulkan korban jiwa dan kerugian material. Analisis jumlah korban kecelakaan diperlukan untuk menggambarkan tingkat keparahan kecelakaan serta mengidentifikasi faktor-faktor yang memengaruhinya. Penelitian ini bertujuan memodelkan jumlah korban kecelakaan lalu lintas di Kabupaten Lamongan berdasarkan karakteristik waktu dan kondisi jalan menggunakan regresi Quasi-Poisson. Data yang digunakan merupakan data sekunder yang diperoleh dari Polres Lamongan sebanyak 1.202 observasi kecelakaan lalu lintas selama tahun 2025. Tahapan analisis meliputi analisis deskriptif, pemodelan regresi Poisson, uji dispersi, dan pemodelan regresi Quasi-Poisson. Hasil uji dispersi menunjukkan nilai parameter dispersi sebesar 0,4161 yang mengindikasikan terjadinya underdispersion, yaitu kondisi ketika varians lebih kecil dibandingkan nilai rata-rata. Kondisi tersebut menyebabkan model regresi Poisson standar kurang sesuai karena asumsi equidispersion tidak terpenuhi. Model Quasi-Poisson menghasilkan inferensi statistik yang lebih reliabel melalui penyesuaian varians menggunakan parameter dispersi. Variabel yang berpengaruh signifikan terhadap jumlah korban kecelakaan lalu lintas adalah bulan, kategori hari, status jalan, dan kondisi jalan. Dengan demikian, model regresi Quasi-Poisson lebih sesuai digunakan untuk memodelkan data cacahan kecelakaan lalu lintas yang mengalami underdispersion.

**Kata Kunci:** Regresi Poisson; Underdispersion; Karakteristik waktu dan kondisi jalan.

## 1. PENDAHULUAN

Kecelakaan lalu lintas merupakan peristiwa di jalan yang melibatkan kendaraan dan pengguna jalan lain yang dapat mengakibatkan korban jiwa maupun kerugian material. Permasalahan ini menjadi isu penting dalam sistem transportasi karena berkaitan langsung dengan keselamatan manusia serta berdampak pada aspek sosial dan ekonomi (Indonesia, 2009). Kabupaten Lamongan merupakan salah satu wilayah strategis di Provinsi Jawa Timur yang dilalui jalur utama Pantai Utara (Pantura), sehingga memiliki intensitas lalu lintas yang tinggi dan berpotensi meningkatkan risiko kecelakaan lalu lintas (Badan Pusat Statistik Kabupaten Lamongan, 2025). Analisis kecelakaan lalu lintas tidak hanya ditinjau berdasarkan jumlah kejadian kecelakaan, tetapi juga perlu mempertimbangkan jumlah korban yang ditimbulkan karena mencerminkan tingkat keparahan kecelakaan.

Data jumlah korban kecelakaan termasuk dalam data cacahan (*count data*) sehingga salah satu pendekatan statistika yang umum digunakan adalah regresi Poisson (Li et al., 2023). Regresi Poisson digunakan untuk memodelkan hubungan antara variabel respon berbentuk data hitungan dengan beberapa variabel penjelas (Karina et al., 2025). Model ini memiliki asumsi utama berupa kesamaan antara nilai rata-rata dan varians (*equidispersion*) (Kristy, Jajang, 2021). Namun, pada data kecelakaan lalu lintas asumsi tersebut sering kali tidak terpenuhi sehingga menyebabkan estimasi standar error menjadi kurang akurat dan inferensi statistik yang dihasilkan menjadi kurang reliabel. Ketidaksihesuaian ini menunjukkan perlunya pendekatan alternatif yang mampu mengakomodasi karakteristik dispersi data.

Beberapa penelitian terdahulu menunjukkan bahwa pelanggaran asumsi *equidispersion* umumnya berupa *overdispersion* dan ditangani menggunakan regresi binomial negatif (Haris & Arum, 2022). Selain itu, sebagian besar penelitian lebih berfokus pada jumlah kejadian kecelakaan (*accident frequency*), bukan pada jumlah korban yang ditimbulkan dalam setiap kejadian (Al-nuaimi & Jameel, 2023). Sementara itu, kajian yang secara khusus menganalisis jumlah korban kecelakaan yang mengalami *underdispersion* masih relatif terbatas. Berdasarkan hasil eksplorasi data dalam penelitian ini, diketahui bahwa data jumlah korban kecelakaan lalu lintas di Kabupaten Lamongan mengalami *underdispersion*, yaitu kondisi ketika varians lebih kecil dibandingkan nilai rata-ratanya (Li et al., 2023). Kondisi tersebut menyebabkan model regresi Poisson maupun binomial negatif menjadi kurang sesuai, sehingga diperlukan model yang lebih fleksibel terhadap struktur varians data (Abidin & Rohmah, 2020).

Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk memodelkan jumlah korban kecelakaan lalu lintas di Kabupaten Lamongan berdasarkan karakteristik waktu dan kondisi jalan menggunakan pendekatan regresi Quasi Poisson. Model ini dipilih karena mampu menyesuaikan parameter dispersi tanpa mengubah struktur rata-rata model, sehingga diharapkan dapat menghasilkan estimasi parameter yang lebih reliabel serta

memberikan gambaran yang lebih akurat mengenai faktor-faktor yang memengaruhi jumlah korban kecelakaan lalu lintas (Teng & Him, 2024).

## 2. METODE PENELITIAN

### 2.1 Jenis Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan memanfaatkan data sekunder yang diperoleh dari Kepolisian Resor (Polres) Lamongan mengenai kejadian kecelakaan lalu lintas selama tahun 2025. Unit pengamatan dalam penelitian ini adalah setiap kejadian kecelakaan lalu lintas yang tercatat, sehingga diperoleh sebanyak 1.202 observasi. Variabel respon yang dianalisis adalah jumlah korban kecelakaan lalu lintas pada setiap kejadian, sedangkan variabel penjelas meliputi karakteristik waktu yaitu bulan kejadian, dan kategori hari sedangkan karakteristik kondisi jalan yaitu status jalan, kondisi fisik jalan, dan tipe jalan.

### 2.2 Jenis Variabel Penelitian

Variabel yang digunakan dalam penelitian ini terdiri atas satu variabel respon dan lima variabel penjelas. Variabel respon berupa jumlah korban kecelakaan lalu lintas pada setiap kejadian yang termasuk data cacahan (*count data*). Definisi operasional variabel penelitian disajikan pada **Tabel 1**.

**Tabel 1.** Definisi Variabel Penelitian

No	Variabel	Jenis Variabel	Definisi Operasional	Skala Pengukuran	Keterangan
1	Jumlah Korban Kecelakaan (Y)	Variabel Respon	Jumlah total korban kecelakaan lalu lintas yang meliputi korban luka ringan, luka berat, meninggal dunia	Rasio (Data Hitungan)	Variabel dependen, berbentuk <i>count data</i>
2	Bulan (X <sub>1</sub> )	Variabel Penjelas	Waktu kejadian kecelakaan berdasarkan bulan dalam satu tahun (Januari–Desember)	Nominal	Dikodekan sebagai variabel dummy
3	Kategori Hari (X <sub>2</sub> )	Variabel Penjelas	Kategori hari terjadinya kecelakaan, yaitu weekday dan weekend	Nominal	0 = Weekday, 1 = Weekend
4	Status Jalan (X <sub>3</sub> )	Variabel Penjelas	Klasifikasi jalan berdasarkan kewenangan pengelolaan jalan	Nominal	3= Nasional, 2= Provinsi, 1= Kabupaten

5	Kondisi Jalan ( $X_4$ )	Variabel Penjelas	Kondisi fisik permukaan jalan pada saat terjadinya kecelakaan	Nominal	3=Baik, 2= Sedang, 1= Rusak
6	Tipe Jalan ( $X_5$ )	Variabel Penjelas	Jenis konstruksi dan geometri jalan tempat terjadinya kecelakaan	Nominal	3= Lurus, 2= Tikungan, 1=Persimpangan

Sebelum proses pemodelan dilakukan, seluruh variabel kategorik ditransformasikan ke dalam bentuk variabel dummy sesuai kategori referensi yang ditetapkan. Transformasi ini agar variabel penjelas dapat diakomodasi dalam model regresi Poisson maupun regresi Quasi Poisson.

### 2.3 Regresi Poisson

Variabel respon dalam penelitian ini berupa data cacahan, maka model awal yang digunakan adalah regresi Poisson (Bonamente, 2023). Distribusi Poisson digunakan untuk memodelkan banyaknya kejadian dalam suatu unit pengamatan dengan nilai respon berupa bilangan bulat non-negatif. Misalkan variabel respon  $Y_i$  mengikuti distribusi Poisson dengan parameter  $\mu_i$ , maka fungsi peluang distribusi Poisson dinyatakan sebagai berikut:

Distribusi Poisson memiliki karakteristik utama yaitu nilai rata-rata sama dengan varians (*equidispersion*):

$$E(Y_i) = Var(Y_i) = \mu_i \quad (1)$$

Hubungan antara variabel respon dan variabel penjelas dimodelkan menggunakan fungsi *log-link* sebagai berikut:

$$\log(\mu_i) = \beta_0 + \beta_1 X_{1i} + \beta_2 X_{2i} + \beta_3 X_{3i} + \beta_4 X_{4i} + \beta_5 X_{5i} \quad (2)$$

Estimasi parameter regresi Poisson dilakukan menggunakan metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE). Pengujian parameter dilakukan menggunakan uji Wald dengan taraf signifikansi sebesar 5% (Bonamente, 2023).

### 2.4 Uji Dispersi

Salah satu asumsi penting dalam regresi Poisson adalah kondisi *equidispersion*, yaitu nilai rata-rata sama dengan varians (Suryadi et al., 2023). Oleh karena itu, dilakukan pengujian dispersi untuk mengetahui apakah data mengalami *overdispersion* atau *underdispersion*. Oleh karena itu, dilakukan pemeriksaan dispersi menggunakan statistik Pearson Chi-Square:

$$\chi_P^2 = \sum_{i=1}^n \frac{(y_i - \hat{\mu}_i)^2}{\hat{\mu}_i} \quad (3)$$

Parameter dispersi dihitung menggunakan persamaan berikut:

$$\phi = \frac{\chi^2}{n - p} \quad (4)$$

Dengan  $\chi^2$  merupakan nilai Pearson Chi-Square,  $n$  adalah jumlah observasi, dan  $p$  adalah jumlah parameter model. Nilai  $\phi = 1$  menunjukkan kondisi *equidispersion*,  $\phi > 1$  menunjukkan *overdispersion*, sedangkan  $\phi < 1$  menunjukkan *underdispersion* (Nuraeni et al., 2022).

## 2.5 Regresi Quasi Poisson

Apabila asumsi *equidispersion* tidak terpenuhi, maka digunakan model regresi Quasi-Poisson. Model ini mempertahankan struktur rata-rata yang sama dengan regresi Poisson yang dinyatakan pada persamaan (2). Tetapi fungsi varians dimodifikasi dengan menambahkan parameter dispersi sehingga lebih fleksibel dalam menangani data cacahan yang mengalami pelanggaran dispersi (Situmorang, 2023). Fungsi varians pada regresi Quasi-Poisson dinyatakan sebagai berikut:

$$Var(Y_i) = \phi \mu_i \quad (5)$$

Dengan  $\phi$  merupakan parameter dispersi. Estimasi parameter pada regresi Quasi-Poisson dilakukan menggunakan pendekatan *quasi-likelihood* (Prasetyo & Safitri, 2025). Interpretasi parameter dilakukan menggunakan nilai  $e^{beta_i}$ , yang menunjukkan perubahan rata-rata jumlah korban kecelakaan akibat perubahan variabel penjelas dengan asumsi variabel lain konstan.

## 2.6 Tahapan Analisis Data

Tahap analisis data dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Mengumpulkan data kecelakaan lalu lintas Kabupaten Lamongan tahun 2025.
2. Melakukan analisis deskriptif terhadap variabel penelitian.
3. Membentuk model regresi Poisson.
4. Melakukan uji dispersi pada model regresi Poisson.
5. Membentuk model regresi Quasi Poisson.
6. Menginterpretasikan parameter model yang signifikan.
7. Menarik kesimpulan berdasarkan hasil analisis.

Seluruh proses pengolahan data dan analisis statistik dilakukan menggunakan perangkat lunak RStudio.

## 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

### 3.1 Pengumpulan Data dan Analisis Deskriptif

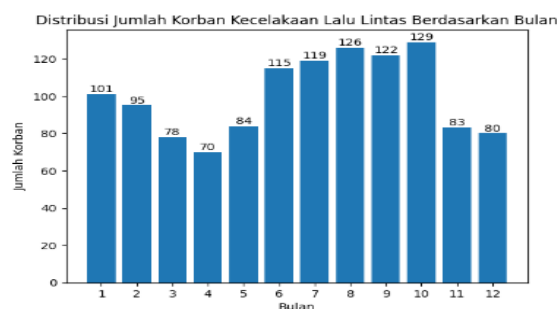
Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data sekunder kejadian kecelakaan lalu lintas di Kabupaten Lamongan tahun 2025 yang diperoleh dari Polres Lamongan, dengan jumlah observasi sebanyak 1.202 kejadian. Variabel respon yang dianalisis adalah jumlah korban kecelakaan pada setiap kejadian, sedangkan variabel penjelas meliputi bulan kejadian ( $X_1$ ), kategori hari ( $X_2$ ), status jalan ( $X_3$ ), kondisi jalan ( $X_4$ ), dan tipe jalan ( $X_5$ ).

Analisis deskriptif dilakukan untuk memberikan gambaran awal mengenai karakteristik data jumlah korban kecelakaan lalu lintas. Ringkasan statistik variabel respon disajikan pada **Tabel 2**.

**Tabel 2.** Analisis deskriptif

Statistik	Nilai
Rata-rata	1.619
Varians	0.82
Minimum	1
Maksimum	7

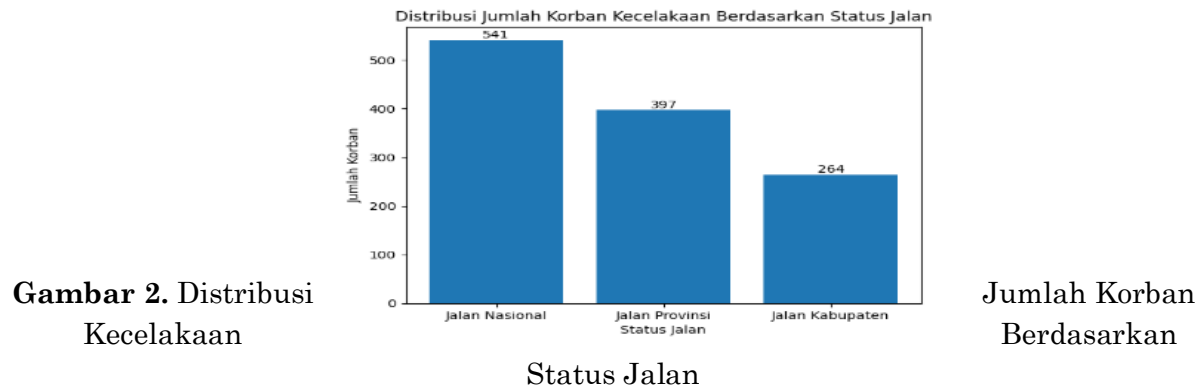
Berdasarkan **Tabel 2**, diketahui bahwa, nilai rata-rata jumlah korban kecelakaan lalu lintas adalah 1,619, yang menunjukkan bahwa dalam setiap kejadian kecelakaan rata-rata 1 hingga 2 korban. Nilai minimum sebesar 1 menunjukkan bahwa hampir seluruh kejadian kecelakaan mengakibatkan korban, sedangkan nilai maksimum sebesar 7 mengindikasikan adanya kejadian kecelakaan dengan tingkat keparahan yang relatif tinggi, meskipun jumlahnya terbatas. Nilai varians sebesar 0,82 menunjukkan tingkat penyebaran data jumlah korban kecelakaan yang relatif rendah. Selanjutnya, untuk memperoleh gambaran lebih jelas mengenai pola jumlah korban kecelakaan dilakukan visualisasi distribusi jumlah korban berdasarkan karakteristik waktu dan kondisi jalan. Berikut ini distribusi jumlah korban kecelakaan berdasarkan karakteristik waktu kategori bulan disajikan pada **Gambar 1**.



**Gambar 1.** Distribusi Jumlah Korban Kecelakaan Berdasarkan Bulan

Berdasarkan **Gambar 1**, menunjukkan nilai terendah terjadi pada bulan April dengan 70 korban, sedangkan nilai tertinggi terjadi pada bulan Oktober dengan 129 korban. Peningkatan jumlah korban kecelakaan pada bulan-bulan tertentu berkaitan dengan meningkatnya mobilitas masyarakat pada periode libur dan aktivitas perjalanan

jarak jauh. Pada bulan Oktober, arus kendaraan cenderung lebih padat dibandingkan bulan sebelumnya karena aktivitas ekonomi dan mobilitas masyarakat kembali meningkat setelah periode pertengahan tahun. Kondisi tersebut menunjukkan adanya variasi temporal terhadap jumlah korban kecelakaan lalu lintas. Kemudian untuk distribusi jumlah korban kecelakaan berdasarkan karakteristik kondisi jalan kategori status jalan ditunjukkan pada **Gambar 2**.



Berdasarkan **Gambar 2**, menunjukkan jalan Nasional memiliki jumlah korban tertinggi yaitu sebanyak 541 kejadian, sedangkan jalan Provinsi dan jalan Kabupaten masing-masing sebanyak 397 dan 264 kejadian. Distribusi tersebut menunjukkan bahwa sebagian besar kejadian dalam data penelitian ini tercatat pada status jalan kategori 3 yaitu jalan Nasional. Tingginya jumlah korban kecelakaan pada jalan nasional disebabkan oleh tingginya volume kendaraan yang melintas pada jalur Pantura Kabupaten Lamongan. Selain itu, faktor cuaca dan kondisi lalu lintas juga diduga memengaruhi fluktuasi jumlah korban kecelakaan. Intensitas hujan yang tinggi dapat menyebabkan permukaan jalan menjadi licin dan menurunkan jarak pandang pengemudi. Hasil analisis deskriptif melalui RStudio menunjukkan bahwa karakteristik waktu dan kondisi jalan berpotensi memengaruhi jumlah korban kecelakaan lalu lintas. Untuk tahap selanjutnya dilakukan pemodelan menggunakan regresi Poisson sebagai model awal untuk *count data*.

### 3.2 Pemodelan Regresi Poisson

Tahap awal pemodelan dilakukan menggunakan regresi Poisson karena variabel respon berupa jumlah korban kecelakaan yang merupakan data cacahan (*count data*) (Lee et al., 2023). Estimasi parameter model dilakukan menggunakan fungsi `glm()` pada RStudio dengan distribusi Poisson dan fungsi *log-link*. Hasil estimasi parameter model regresi Poisson disajikan pada **Tabel 3**.

**Tabel 3.** Hasil Estimasi Parameter Model Regresi Poisson

Variabel	Estimasi	Std Error	Z value	P-value	Keterangan
Intercept	0.27516	0.13381	2.056	0.03974	Signifikan
bulan2	0.03407	0.11702	0.291	0.77093	Tidak signifikan
bulan3	0.21012	0.11854	1.772	0.07631	Tidak signifikan
bulan4	0.33246	0.11720	2.837	0.00456	Signifikan
.....	.....	.....	.....	.....	.....
Tipe jalan3	-0.06318	0.08624	-0.733	0.46382	Tidak signifikan

Berdasarkan hasil estimasi parameter pada **Tabel 3**, nilai koefisien  $\hat{\beta}$  kemudian disubstitusikan ke dalam persamaan (2), sehingga diperoleh model regresi Poisson sebagai berikut:

$$\begin{aligned} \mu_i = & \exp(0,27516 + 0,03407(\text{bulan2}) + 0,21012(\text{bulan3}) + 0,33246(\text{bulan4}) \\ & + 0,08947(\text{bulan5}) - 0,09588(\text{bulan6}) - 0,05651(\text{bulan7}) + 0,02143(\text{bulan8}) \\ & + 0,34602(\text{bulan9}) + 0,17489(\text{bulan10}) - 0,00537(\text{bulan11}) \\ & - 0,02272(\text{bulan12}) - 0,06827(\text{kategorihari1}) + 0,25950(\text{statusjalan2}) \\ & + 0,32615(\text{statusjalan3}) - 0,13215(\text{kondiaijalan2}) - 0,11179(\text{kondisijalan3}) \\ & - 0,05710(\text{tipejalan2}) - 0,06318(\text{tipejalan3}) \end{aligned}$$

Hasil estimasi model regresi Poisson menunjukkan bahwa pada taraf signifikansi 5%, variabel yang berpengaruh signifikan terhadap jumlah korban kecelakaan lalu lintas adalah bulan ke-4, bulan ke-9, status jalan kategori 2 dan kategori 3, serta kondisi jalan kategori 2. Sebagai contoh, bulan ke-4 sebesar 0,33246 ditransformasikan ke dalam bentuk eksponensial sehingga diperoleh  $e^{0,33246} = 1,394$ . Nilai tersebut menunjukkan bahwa rata-rata jumlah korban kecelakaan pada bulan ke-4 meningkat sebesar 39,4% dibandingkan bulan ke-1 sebagai kategori referensi.

Selain itu, nilai *residual deviance* sebesar 429.41 lebih kecil dibandingkan *null deviance* sebesar 505.71. Hal tersebut menunjukkan bahwa penambahan variabel penjelas memberikan peningkatan kecocokan model dalam menjelaskan variasi jumlah korban kecelakaan lalu lintas. Selanjutnya, dilakukan uji dispersi untuk mengetahui apakah asumsi *equidispersion* pada regresi Poisson telah terpenuhi.

### 3.3 Uji Dispersi Model Regresi Poisson

Pada model Poisson, asumsi dasar menyatakan bahwa nilai harapan sama dengan varians, sebagaimana ditunjukkan pada persamaan (1) yaitu:

$$E(Y_i) = Var(Y_i) = \mu_i \quad (1)$$

Apabila asumsi tersebut tidak terpenuhi, maka standar eror parameter pada model Poisson dapat menjadi tidak sesuai, sehingga hasil pengujian signifikansi parameter berpotensi menghasilkan keputusan yang kurang tepat (Cahoy et al., 2021). Pemeriksaan dispersi dilakukan menggunakan statistik pearson *chi-square* pada persamaan (3). Nilai *residual pearson* dan derajat bebas residual diperoleh menggunakan perangkat lunak RStudio. Hasil perhitungan dispersi disajikan pada **Tabel 4**.

**Tabel 4.** Hasil Uji Dispersi

Komponen	Nilai
$\Sigma$ Residual Pearson <sup>2</sup>	492.41
Derajat Bebas Residual	1183
Parameter Dispersi ( $\phi$ )	0.4160991

Berdasarkan hasil uji dispersi pada **Tabel 4.** nilai parameter dispersi dihitung dengan persamaan (4) sebagai berikut:

$$\phi = \frac{492.41}{1183} = 0.4161$$

Berdasarkan hasil parameter dispersi diperoleh nilai  $\phi < 1$ , maka data mengalami kondisi *underdispersion*, yaitu varians data lebih kecil daripada nilai rata-ratanya. Kondisi *underdispersion* pada data jumlah korban kecelakaan menunjukkan bahwa variasi data relatif kecil dan cenderung homogen. Hal tersebut mengindikasikan bahwa sebagian besar kejadian kecelakaan memiliki jumlah korban yang tidak jauh berbeda antar kejadian. Pola kecelakaan yang relatif homogen dapat disebabkan oleh karakteristik kecelakaan lalu lintas di Kabupaten Lamongan yang didominasi oleh kecelakaan dengan tingkat keparahan serupa, sehingga jumlah korban pada setiap kejadian cenderung stabil. Selain itu, sistem pencatatan data korban kecelakaan oleh pihak kepolisian yang dilakukan secara terstandar juga memungkinkan data yang diperoleh menjadi lebih konsisten sehingga variasi antar observasi relatif kecil.

Jika asumsi *equidispersion* pada regresi Poisson tidak terpenuhi standar eror pada model Poisson tidak lagi optimal, sehingga keputusan uji signifikansi parameter dapat menjadi kurang tepat. Oleh karena itu, diperlukan model alternatif yang mampu menyesuaikan varians data melalui parameter dispersi (Seck, Guissé, Ngom, Ablaye an, 2022). Berdasarkan hasil tersebut, tahap selanjutnya dilakukan pemodelan menggunakan regresi Quasi Poisson untuk memperoleh estimasi parameter dan inferensi statistik yang lebih sesuai dengan karakteristik data.

### 3.4 Pemodelan Regresi Quasi-Poisson

Berdasarkan hasil uji dispersi menunjukkan nilai, maka data mengalami *underdispersion*. Oleh sebab itu, model regresi Poisson standar kurang sesuai dan diperlukan model alternatif, yaitu regresi Quasi Poisson. Regresi Quasi Poisson mempertahankan struktur nilai harapan yang sama seperti model Poisson, yaitu sebagaimana pada persamaan (2). Perbedaan utama terletak pada fungsi varians. Jika pada regresi Poisson berlaku, pada regresi Quasi Poisson fungsi varians dinyatakan pada persamaan (5) yaitu:

$$Var(Y_i) = \phi \mu_i \quad (5)$$

Dengan  $\phi$  merupakan parameter dispersi yang diperoleh dari data. Estimasi parameter dilakukan menggunakan fungsi `glm()` dengan keluarga Quasi Poisson pada RStudio. Hasil estimasi parameter disajikan pada **Tabel 5.**

**Tabel 5.** Hasil Estimasi Parameter Model Regresi Quasi Poisson

Variabel	Estimasi	Std Error	t value	P-value	Keterangan
Intercept	0.27516	0.08631	3.188	0.001470	Signifikan
bulan2	0.03407	0.07549	0.451	0.651803	Tidak signifikan
bulan3	0.21012	0.07647	2.748	0.006091	Signifikan
bulan4	0.33246	0.07560	4.398	1.19e-05	Signifikan
.....	....	.....	....	.....	.....
Tipe jalan3	-0.06318	0.05563	-1.136	0.256328	Tidak signifikan

Berdasarkan hasil estimasi pada **Tabel 5**, nilai koefisien parameter kemudian disubstitusikan ke dalam persamaan (5), sehingga diperoleh model regresi Quasi Poisson:

$$\begin{aligned} \mu_i = & \exp(0.27516 + 0.03407(\text{bulan2}) + 0.21012(\text{bulan3}) + 0.33246(\text{bulan4}) \\ & + 0.08947(\text{bulan5}) - 0.09588(\text{bulan6}) - 0.05651(\text{bulan7}) + 0.02143(\text{bulan8}) \\ & + 0.34602(\text{bulan9}) + 0.17489(\text{bulan10}) - 0.00537(\text{bulan11}) \\ & - 0.02272(\text{bulan12}) - 0.06827(\text{kategorihari1}) + 0.25950(\text{statusjalan2}) \\ & + 0.32615(\text{statusjalan3}) - 0.13215(\text{kondisijalan2}) - 0.11179(\text{kondisijalan3}) \\ & - 0.05710(\text{tipejalan2}) - 0.06318(\text{tipejalan3}) \end{aligned}$$

Berdasarkan hasil model regresi Quasi Poisson menggunakan statistik uji  $t$ , variabel yang berpengaruh pada taraf signifikansi 5% adalah bulan ke-3, bulan ke-4, bulan ke-9, bulan ke-10, kategori hari, status jalan kategori 2 dan kategori 3, serta kondisi jalan kategori 2 dan kategori 3. Sebagai contoh, koefisien status jalan kategori 3 sebesar 0,32615 ditransformasikan ke dalam bentuk eksponensial sehingga diperoleh,  $e^{0,33246} = 1.386$ . Nilai tersebut menunjukkan bahwa rata-rata jumlah korban kecelakaan pada jalan Nasional meningkat sebesar 38,6% dibandingkan dibandingkan jalan kabupaten sebagai kategori referensi. Model Quasi-Poisson menghasilkan lebih banyak variabel signifikan dibandingkan model Poisson. Hal ini menunjukkan bahwa penyesuaian standar eror menghasilkan inferensi statistik yang lebih sesuai dengan karakteristik data (Teng & Him, 2024).

Oleh karena itu, model regresi Quasi-Poisson lebih sesuai digunakan pada data jumlah korban kecelakaan yang mengalami *underdispersion*. Selanjutnya, dilakukan perbandingan antara model regresi Poisson dan regresi Quasi-Poisson untuk mengetahui model yang paling sesuai dalam memodelkan jumlah korban kecelakaan lalu lintas berdasarkan karakteristik data yang dianalisis.

### 3.5 Perbandingan Model Regresi Poisson dan Quasi-Poisson

Setelah diperoleh model regresi Poisson dan regresi Quasi Poisson, tahap selanjutnya adalah membandingkan kedua model untuk menentukan model yang paling sesuai dalam memodelkan jumlah korban kecelakaan lalu lintas di Kabupaten Lamongan tahun 2025. Perbandingan dilakukan berdasarkan asumsi varians, parameter dispersi, statistik uji, serta jumlah variabel signifikan yang dihasilkan dari keluaran RStudio. Berikut ini perbandingan model regresi Poisson dan regresi Quasi Poisson pada **Tabel 6**.

**Tabel 6.** Perbandingan Hasil Model Regresi Poisson Dan Quasi-Poisson.

Komponen	Regresi Poisson	Regresi Quasi-Poisson
Fungsi link	Log	Log
Bentuk model	$\mu_i = \exp(\beta_0 + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_k X_k)$	$\mu_i = \exp(\beta_0 + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_k X_k)$
Fungsi varians	$\text{Var}(Y_i) = \mu_i$	$\text{Var}(Y_i) = \phi \mu_i$
Parameter dispersi	$\phi = 1$	$\phi = 0.416107$
Statistik uji	z value	t value
Null deviance	505.71	505.71
Residual deviance	429.51	429.51
AIC	3262.4	Tidak tersedia
Variabel signifikan	bulan4, bulan9, status jalan 2 & 3, kondisi jalan 2.	bulan3, bulan4, bulan9, bulan10, kategori hari 1, status jalan 2 & 3, kondisi jalan 2 & 3.

Berdasarkan **Tabel 6.** kedua model memiliki fungsi link logaritma dan bentuk model rata-rata yang sama. Perbedaan utama terletak pada asumsi varians. Regresi poisson mengasumsikan  $\text{Var}(Y_i) = \mu_i$ , sedangkan regresi Quasi Poisson menyesuaikan varians menjadi  $\text{Var}(Y_i) = \phi \mu_i$ . Karena nilai parameter dispersi yang diperoleh sebesar  $\phi = 0,4161$ , maka model Quasi Poisson mampu mengakomodasi kondisi *underdispersion* yang terjadi pada data. Selain itu, model Quasi Poisson menghasilkan lebih banyak variabel signifikan dibandingkan model Poisson. Hal ini menunjukkan bahwa penyesuaian standar eror melalui parameter dispersi memberikan inferensi statistik yang lebih sensitif dan sesuai terhadap karakteristik data (Fakhriyah, Z. Silvianti & Sadik, 2022).

Nilai *null deviance* dan residual deviance pada kedua model relatif sama karena struktur rata-rata model tidak berubah. Namun, perbedaan terletak pada estimasi ragam parameter dan metode pengujian statistik yang digunakan. Secara keseluruhan, regresi Quasi Poisson memberikan hasil yang lebih reliabel dibandingkan regresi Poisson standar, karena mampu menyesuaikan penyimpangan asumsi *equidispersion* tanpa mengubah bentuk dasar model. Oleh karena itu, model regresi Quasi Poisson dipilih sebagai model terbaik untuk menganalisis jumlah korban kecelakaan lalu lintas di Kabupaten Lamongan.

#### 4. SIMPULAN

Berdasarkan hasil pemodelan jumlah korban kecelakaan lalu lintas di Kabupaten Lamongan tahun 2025 menggunakan regresi Quasi Poisson, diperoleh nilai parameter dispersi sebesar 0,4161 yang menunjukkan bahwa data mengalami *underdispersion*. Oleh karena itu, model regresi Quasi Poisson lebih sesuai digunakan dibandingkan regresi Poisson karena mampu mengakomodasi kondisi dispersi pada data. Hasil analisis menunjukkan bahwa variabel yang berpengaruh signifikan terhadap jumlah korban

kecelakaan lalu lintas adalah bulan kejadian, kategori hari, status jalan, dan kondisi jalan. Dengan demikian, karakteristik waktu dan kondisi jalan terbukti memengaruhi jumlah korban kecelakaan lalu lintas di Kabupaten Lamongan.

## 5. REKOMENDASI

Penelitian selanjutnya diharapkan dapat menambahkan variabel lain seperti faktor cuaca, volume kendaraan, dan karakteristik pengemudi agar model yang dihasilkan lebih komprehensif. Selain itu, dapat dilakukan perbandingan dengan metode statistika lain untuk memperoleh model terbaik pada data kecelakaan lalu lintas yang mengalami *underdispersion*.

## 6. REFERENSI

- Abidin, H., & Rohmah, A. M. (2020). Analisis Jumlah Pengunjung dan Jumlah Wisata Terhadap PAD Kabupaten Lamongan. *UJMC (Unisda Journal of Mathematics and Computer Science)*, 6(1), 33–38.
- Al-nuaimi, A., & Jameel, A. K. (2023). An Impact of Traffic Characteristics on Crash Frequency. *E3S Web of Conferences*, 03040, 1–5.
- Badan Pusat Statistik Kabupaten Lamongan. (2025). Kabupaten Lamongan Dalam Angka 2025.
- Bonamente, M. (2023). Linear regression for Poisson count data : a new semi-analytical method with applications to COVID- events. *Frontiers in Applied Mathematics and Statistics*, 9, 1112937.
- Cahoy, D., Di, E., & Polito, F. (2021). Flexible models for overdispersed and underdispersed count data. *Statistical Papers*, 62(6), 2969–2990. <https://doi.org/10.1007/s00362-021-01222-7>
- Fakhriyah, Z. Silvianti, P., & Sadik, K. (2022). Comparison between Poisson, Quasi- Poisson, and negative binomial regression in analyzing under-five children malnutrition cases in East Java. *AIP Conference Proceedings*, 020020(1), 2641.
- Haris, M. Al, & Arum, P. R. (2022). Negative Binomial Regression And Generalized Poisson Regression Models On The Number Of Traffic Accidents In Central Java. 16(2), 471–482.
- Indonesia, R. (2009). UU REPUBLIK INDONESIA NOMOR 22 TAHUN 2009 tentang Lalu Lintas dan Angkutan Jalan (p. 203). Sekretariat Negara.
- Karina, A., Christ, D. B., Roque, C., & Moura, F. (2025). Estimate traffic cyclist crashes using Poisson-Tweedie models. *Accident Analysis and Prevention*, 223(September), 108256. <https://doi.org/10.1016/j.aap.2025.108256>
- Kristy, Jajang, N. (2021). Analisis Regresi Count Data Untuk Pemodelan Jumlah Kasus Penyakit Tuberkulosis di Kabupaten Banyumas. *Jurnal Ilmiah Matematika Dan Pendidikan Matematika (JMP)*, 13(2), 57–70.
- Lee, W., Kim, J., & Lee, D. (2023). Revisiting the analysis pipeline for overdispersed Poisson and. *J*, 50(7), 1455–1476.
- Li, X., Tian, G., Zhang, M., To, G., & Ho, S. (2023). Modeling Under-Dispersed Count Data by the Generalized Poisson Distribution via Two New MM Algorithms. 11(6), 1478.
- Ndèye Khady Guissé Seck<sup>1</sup>, Ablaye Ngom, K. N. (2022). Modelling Underdispersed Count Data: Relative Performance Of Poisson Model And Its Alternatives. 5(3), 16–32.

<https://doi.org/10.52589/AJMSS-1WPJQHYT>

- Nuraeni, A., Martha, S., & Aprizkiyandari, S. (2022). Penerapan Regresi Zero-Inflated Negative Binomial ( ZINB ) Pada Data Kecelakaan Lalu Lintas di Kota Pontianak. *Bimaster*, 11(1), 89–96.
- Prasetyo, D. A., & Safitri, A. (2025). Pemodelan Jumlah Suspek Campak Di Jawa Barat Menggunakan Model Regresi Quasi Poisson. *MATHunesa*, 13(3), 624–632.
- Situmorang, V. D.Nurrohmah, S.Fithriani, I. (2023). A hyper-Poisson Model for Overdispersed and Underdispersed Count Data. *Proceedings of THE International Conference on Data Science and Official Statistics*, 562–571.
- Suryadi, F., Jonathan, S., Jonatan, K., Ohyver, M., Suryadi, F., Jonathan, S., Jonatan, K., & Ohyver, M. (2023). ScienceDirect ScienceDirect Handling overdispersion in poisson regression using negative Handling overdispersion in poisson regression using negative binomial regression for poverty case in west java binomial regression for poverty case in west java. *Procedia Computer Science*, 216(2022), 517–523. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2022.12.164>
- Teng, K. Y., & Him, N. C. (2024). The Poisson Regression and Quasi-Poisson Regression Analysis on FIFA World Cup Games. *Ekst (Enhanced Knowledge In Sciences And Technology)*, 4(2), 349–358.