

Pemodelan Data Kecelakaan pada Perlintasan Sebidang Kereta Api DAOP VII Madiun

Modeling Accident Data at Railway Level Crossings Daop VII Madiun

Septiana Widi Astuti ^{a,1}, Puspita Dewi ^{b,2*}, Windi Nopriyanto ^{c,3},
Ahmad Ependi ^{d,4}, Ilham Satrio Utomo ^{e,5}

^{abode} Politeknik Perkeretaapian Indonesia Madiun, Jalan Tirta Raya, Kota Madiun, Indonesia

¹ septiana@ppi.ac.id, ^{2*} puspita@ppi.ac.id, ³ windi@ppi.ac.id, ⁴ ependi@ppi.ac.id, ⁵ ilham.satrio@ppi.ac.id

*corresponding e-mail

This is an open access article under the terms of the CC-BY-NC license

ABSTRACT

The study aims to find the most suitable regression model of railroad level crossings accident data to obtain factors significantly affect the number of fatalities in DAOP VII Madiun. The variables used were road width, right slope, left slope, train frequency, type of crossing, large kilometer angle of view, small kilometer angle of view, Early Warning System, road status, type of crossing gates, left and right caution sign, and rumble band markings. The study used comparing method between the results of the Poisson regression model and the Negative Binomial regression model. It is found that the Negative Binomial regression model has a smaller Akaike Information Criteria and Root Mean Square Error than the Poisson model. It can be concluded that the Negative Binomial regression model is a better choice in modeling accident data in DAOP VII Madiun level crossing. Based on the modeling result, the factors significantly affect the number of fatalities in level crossings accident are road width, road status, type of crossing gate, and the presence or absence of caution signs.

Keywords: level crossing, poisson regression model, negative binomial regression model.

ABSTRAK

Penelitian ini bertujuan menemukan model regresi yang paling sesuai untuk data kecelakaan di perlintasan sebidang kereta api sehingga didapatkan factor-faktor yang secara signifikan mempengaruhi tingkat keparahan dalam hal ini jumlah korban meninggal dunia pada kejadian kecelakaan di perlintasan sebidang kereta api di wilayah Daerah Operasi VII Madiun. Variabel penjelas yang digunakan yaitu lebar jalan, kemiringan kanan, kemiringan kiri, frekuensi kereta, jenis perlintasan, sudut pandang kilometer besar, sudut pandang kilometer kecil, *Early Warning System*, status jalan, jenis pintu perlintasan, rambu hati-hati, rambu tengok kanan kiri dan marka pita pengganggu. Metode yang digunakan yaitu dengan membandingkan hasil model regresi Poisson dengan model regresi Binomial Negatif. Dengan mengacu pada data kecelakaan pada perlintasan sebidang kereta api dari tahun 2020 hingga 2022, didapati bahwa model regresi Binomial Negatif memiliki nilai *Akaike Information Criteria* dan *Root Mean Square Error* yang lebih kecil dibandingkan dengan model regresi Poisson sehingga dapat disimpulkan bahwa model regresi Binomial Negatif merupakan pilihan yang lebih baik dalam memodelkan data kecelakaan di perlintasan sebidang DAOP VII Madiun. Berdasarkan hasil pemodelan

menunjukkan bahwa faktor-faktor yang signifikan mempengaruhi jumlah korban meninggal pada kecelakaan di perlintasan sebidang adalah lebar jalan, status jalan, jenis pintu perlintasan, dan keberadaan rambu hati-hati.

Kata kunci: perlintasan sebidang, model regresi poisson, model regresi binomial negatif

A. Pendahuluan

Semakin meningkatnya pertumbuhan populasi, juga mengakibatkan peningkatan jumlah pergerakan kendaraan. Ini mencakup baik pengguna jalan raya maupun kendaraan yang beroperasi di rel. Kesulitan timbul saat jalur kereta dan jalan bertemu dalam perlintasan sebidang. Situasi ini berpotensi mengakibatkan insiden antara kedua jenis transportasi tersebut. Meningkatnya mobilitas masyarakat dan jumlah kendaraan yang melintas telah memicu timbulnya masalah salah satunya yaitu meningkatnya insiden kecelakaan lalu lintas di perlintasan sebidang. Berdasarkan data dari Daerah Operasi (DAOP) VII Madiun jumlah kecelakaan di perlintasan sebidang di wilayah ini selama tahun 2020 sampai 2022 mengalami peningkatan. Angka ini meningkat secara signifikan bahkan pada tahun 2022 terjadi enam puluh tiga kejadian kecelakaan di perlintasan sebidang.

Pengembangan beragam model prediksi kejadian kecelakaan di perlintasan sebidang telah dilakukan di berbagai negara antara lain Amerika Serikat, Kanada, Inggris, dan Australia. dan Hongaria (Borsos et al., 2016) (Austin & Carson, 2002, Abioye et al., 2020). Bahkan Departemen Transportasi USA sudah mulai mengembangkan model prediksi kecelakaan di perlintasan sebidang mulai tahun 1970 dengan model yang biasa digunakan disebut U.S. DOT Accident Prediction Model. Model ini dikembangkan untuk memberikan dukungan terhadap proyek seleksi proses peningkatan grade perlintasan. Dimana tujuan dari proyek ini adalah menentukan prosedur pengujian dan penentuan alokasi pembiayaan peningkatan grade pada perlintasan kereta api dengan jalan raya maupun dengan pejalan

kaki. Model prediksi U.S. DOT digunakan oleh sembilan belas negara bagian di Amerika Serikat untuk mendukung perancangan bahaya dalam rangka seleksi proyek perbaikan maupun peningkatan perlintasan. Federal Railroad Administration telah melakukan studi mengenai insiden kecelakaan di perlintasan sebidang dengan mempertimbangkan berbagai faktor, termasuk perkalian faktor lalu lintas harian rata-rata dari jalan raya dan lalu lintas kereta api yang melewati, frekuensi kereta api yang melintas setiap hari, kecepatan kereta api yang berlalu, jumlah jalur kereta api, jumlah jalur dan tipe perkerasan jalan raya (Abioye et al., 2020).

Berdasarkan penelitian Koren yang mempelajari peringkat kerawanan kecelakaan pada perlintasan sebidang di Hongaria diperoleh kesimpulan bahwa sebagian besar variabel lebih lanjut (seperti sudut penyeberangan, lebar trotoar, hambatan pada pendekat segitiga pandang, hambatan pada segitiga pandang penyeberangan, jumlah rel, rel pada tikungan) bukanlah prediktor yang signifikan terhadap kecelakaan, sebuah metode yang disederhanakan dibuat dengan hanya mempertimbangkan kecelakaan sebelumnya, jumlah lalu lintas, jenis perlintasan, kecepatan kereta api (Borsos et al., 2016). Nyono melakukan penelitian pada tihga puluh tiga perlintasan sebidang tidak berpalang pintu di Daerah Operasi Delapan Surabaya. Dari penerapan model regresi Poisson yang digeneralisasikan, ditemukan bahwa terdapat beberapa faktor yang memiliki dampak pada kejadian kecelakaan di perlintasan sebidang tanpa palang pintu. Beberapa di antaranya adalah kecepatan dan jumlah kereta api yang melintas, jarak antara rambu peringatan dengan perlintasan, jarak pandang masinis,

keberadaan lampu peringatan yang berkedip, jumlah jalur jalan yang tersedia, serta rata-rata lalu lintas harian (Doktor & Sipil, 2014).

Keramati melakukan penelitian tentang pengaruh parameter geometris perlintasan sebidang terhadap kinerja keselamatannya. Makalah ini mengevaluasi efek dari parameter geometrik perlintasan sebidang terhadap kejadian kecelakaan dan tingkat keparahan kecelakaan. Empat faktor geometrik utama yang diselidiki di perlintasan sebidang publik di North yaitu jarak antara perlintasan sebidang dengan persimpangan jalan terdekat, sudut perlintasan sebidang, jumlah lajur lalu lintas dan jumlah jalur kereta api. Hasil penelitian menunjukkan dari ke empat variabel tersebut terdapat satu variabel yang tidak berpengaruh secara signifikan terhadap kejadian kecelakaan yaitu jarak antara perlintasan sebidang dengan persimpangan jalan terdekat. Perlintasan sebidang dengan tiga jalur utama menyumbang probabilitas kecelakaan jangka panjang tertinggi (Keramati et al., 2020).

Secara umum, beberapa variabel pendekat untuk memprediksi potensi kecelakaan di perlintasan sebidang meliputi variabel frekuensi kereta api yang melintas, variabel jenis perkerasan pada permukaan perlintasan sebidang, variabel kelengkapan rambu pengaman di perlintasan, variabel jumlah kecelakaan pada periode waktu tertentu, variabel jumlah jalur pada kereta dan jalur pada jalan raya (Austin & Carson, 2002, Kasalica et al., 2020, Gomes Correia & Ramos, 2022, Lu et al., 2018). Model regresi Poisson merupakan salah satu bentuk model regresi non-linier. Model regresi Poisson membutuhkan beberapa asumsi antara lain varian populasi harus sama dengan rata-rata populasi dimana pada kasus-kasus nyata didunia akan sangat sulit memenuhi asumsi tersebut. Untuk mengatasinya, dapat digunakan model regresi Negative Binomial yang tidak membutuhkan asumsi varian sama dengan rata-rata. Model binomial negatif lebih sesuai untuk data yang terdispersi karena model ini melonggarkan batasan mean dan varians yang sama (Austin & Carson, 2002).

Pada penelitian ini akan dilakukan pemodelan terhadap data kecelakaan perlintasan sebidang kereta api di wilayah DAOP VII Madiun dengan menggunakan variabel karakteristik lalu lintas, karakteristik jalan raya dan karakteristik perlintasan sebidang. Dari penelitian ini diharapkan diketahui factor-faktor yang mempengaruhi terhadap kejadian kecelakaan perlintasan sebidang khususnya di wilayah DAOP VII Madiun. Pendekatan model yang digunakan yaitu model Regresi Poisson dan model Regresi Binomial Negatif. Pemodelan jumlah kecelakaan (korban meninggal) menggunakan Regresi Poisson dan Regresi Binomial Negatif akan dihitung dengan bantuan aplikasi SPSS dan STATA.

B. Metode Penelitian

Pengamatan dilakukan pada beberapa titik perlintasan di DAOP VII Madiun. Berdasarkan data dari DAOP VII Madiun, bahwa DAOP VII Madiun memiliki 215 perlintasan. Jumlah sampel akan dihitung menggunakan rumus Slovin. Pada penelitian ini akan persentase kelonggaran ketelitian sebesar 15%, dengan jumlah populasi 215 perlintasan sehingga jumlah sampel yang dibutuhkan untuk pembentukan model sebanyak 30 sampel.

Data-data yang dibutuhkan dalam penelitian ini antara lain (a) Data kelengkapan rambu dan marka jalan, data karakteristik pada perlintasan sebidang dan karakteristik jalan raya diperoleh berdasarkan data sekunder, data pengamatan dan pengukuran di lapangan. (b) Data frekuensi kereta yang melewati perlintasan dan data kecelakaan pada perlintasan sebidang.

Analisis data yang dilakukan adalah memformulasikan model prediksi kecelakaan di perlintasan sebidang dengan menggunakan pendekatan model regresi poisson dan model regresi binomial negatif.

1. Model Regresi Poisson

Jika Y_i adalah sebuah variabel acak bebas yang terdistribusi Poisson dengan μ_i adalah angka ekspektasi dari y , maka fungsi

probabilitas Y_i ditunjukkan pada persamaan berikut:

$$f(Y_i = y_i) = \frac{\mu_i^{y_i} e^{-\mu_i}}{y_i!} \quad (1)$$

dengan:

$f(Y_i = y_i)$ = fungsi probabilitas terjadinya y pada lokasi – i
 μ_i = angka ekspektasi y
 y_i = jumlah korban meninggal dunia akibat kecelakaan yang terjadi pada lokasi – i

2. Model regresi Binomial Negatif

Fungsi probabilitas untuk model regresi Binomial Negatif ditunjukkan pada persamaan berikut:

$$f(Y_i = y_i) = \frac{\Gamma\left(y_i + \frac{1}{\alpha}\right)}{\Gamma(y_i + 1) \Gamma\left(\frac{1}{\alpha}\right)} \left(\frac{1}{1 + \alpha \mu_i}\right)^{\frac{1}{\alpha}} \left(\frac{\alpha \mu_i}{1 + \alpha \mu_i}\right)^{y_i}; \quad i = 1, \dots, n \quad (2)$$

Dengan α yaitu parameter overdispersi dengan angka ekspektasi y dan simpangan bakunya. Secara umum fungsi link dari persamaan dari model binomial negative sebagai berikut:

$$\log(\lambda_i) = \beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \beta_2 x_{i2} + \dots + \beta_m x_{im} + \varepsilon_i \quad (3)$$

3. Formulasi Model

Model dibangun dengan menghubungkan jumlah korban meninggal dunia dengan faktor karakteristik lalu lintas, karakteristik jalan raya, karakteristik jalan rel (perlindungan sebidang) dan karakteristik lingkungan.

Persamaan dasar model prediksi kecelakaan menggunakan formula yang ditunjukkan pada persamaan berikut (Abioye

et al., 2020) :

$$\mu = \exp(k + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_n x_n) \quad (4)$$

dengan :

μ = angka ekspektasi korban kecelakaan meninggal dunia
 k = konstanta
 α = koefisien yang diestimasi
 $X_1, X_2, \dots$ = variabel karakteristik perlindungan sebidang dan karakteristik jalan raya

4. Pemilihan model terbaik

Variabel yang dimasukkan ke dalam model dipilih berdasarkan signifikansi statistik dengan tingkat kepercayaan 95% (Rakhmat et al., 2012). Pemilihan model dilakukan berdasarkan dua kriteria, yaitu nilai *Akaike's Information Criterion* (AIC) yang lebih rendah dan nilai *Log-likelihood* yang lebih tinggi. Nilai *Log-likelihood* yang lebih tinggi menunjukkan preferensi terhadap model tersebut dibandingkan model lainnya (Borsos et al., 2016). Pemilihan model terbaik juga dipertimbangkan melalui evaluasi akurasi dengan menggunakan *Root Mean Squared Error* (RMSE). RMSE dihitung sebagai akar kuadrat dari rata-rata perbedaan kuadrat antara nilai prediksi dan nilai aktual di lapangan. Model dianggap lebih unggul apabila nilai RMSE lebih kecil daripada model lainnya (Putro et al., 2018).

C. Hasil dan Pembahasan

Pengambilan data dilakukan pada tiga puluh perlindungan sebidang di wilayah DAOP VII Madiun sesuai dengan syarat sampel yang ditetapkan dalam penelitian ini, dengan distribusi sampel tiap wilayah sebagaimana tercantum pada tabel 1.

Pada penelitian ini jumlah korban meninggal dunia pada kecelakaan kereta api di perlindungan sebidang akan ditentukan oleh tiga faktor yaitu karakteristik lalu lintas, karakteristik jalan raya dan karakteristik

perlintasan sebidang (Abioye et al., 2020, Kasalica et al., 2020, Borsos et al., 2016). Karakteristik lalu lintas diwakili oleh variabel frekuensi kereta yang melewati perlintasan sebidang. Karakteristik jalan raya diwakili oleh lebar jalan, status jalan dan keberadaan rambu-rambu. Sedangkan karakteristik perlintasan sebidang meliputi jenis perlintasan, keberadaan *Early Warning System*, jenis pintu perlintasan, kemiringan perlintasan terhadap jalan dari sisi kanan, kemiringan perlintasan terhadap jalan dari sisi kiri, Sudut pandang kilo meter besar dan sudut pandang kilo meter besar. Pada variabel yang bersifat terukur kontinyu, dideskripsikan melalui nilai minimal, nilai maksimal, *mean* dan standard deviasi. Sedangkan pada variabel yang bersifat kategori akan dideskripsikan dengan distribusi frekuensi.

Gambaran data hasil penelitian yang ada dalam tabel 3 menerangkan bahwa titik sampel memiliki karakteristik yang cukup beragam. Jumlah korban meninggal dunia berkisar 0 – 2 kejadian dalam 3 tahun. Hasil perbandingan nilai standard deviasi terhadap rata-rata akan memberikan gambaran tingkat keragaman data, semakin besar nilai rasio ini akan menerangkan bahwa data hasil pengamatan semakin heterogen. Beberapa data dengan heterogenitas rendah yaitu lebar jalan sedangkan data dengan heterogenitas paling besar terdapat pada data frekuensi kereta yang

melewati perlintasan sebidang. Berdasarkan data yang bersifat kategorik, karakteristik umum di perlintasan sebidang antara lain: perlintasan tanpa pintu (70%), sudut pandang baik kilometer besar maupun kecil sebesar 73%, Sebagian besar *Early Warning System* (EWS) tidak berfungsi (73%), status sebagian besar merupakan jalan kabupaten/ kota (93%), keberadaan rambu hati-hati (77%), keberadaan rambu tengok kanan kiri (87%), dan keberadaan marka pita penghaduh (13%).

1. Pemodelan Jumlah Kecelakaan

a. Kalibrasi Distribusi Poisson Data Kecelakaan

Distribusi data yang mengikuti sebaran Poisson memiliki ciri khusus antara lain, pengamatan bersifat diskrit dan terbatas pada waktu atau wilayah tertentu. Peluang kejadian adalah kecil sekali, artinya kendaraan yang melintasi perlintasan sebidang mempunyai peluang yang sangat kecil untuk mengalami kecelakaan. Pada penelitian ini pengamatan data kecelakaan dilakukan untuk data tahun 2020 sampai dengan tahun 2022.

Dari hasil pengujian Kolmogorov-Smirnov, didapatkan nilai sebesar 0.833, yang melebihi nilai signifikansi 0.05. Oleh karena itu, dapat ditarik kesimpulan bahwa data kecelakaan mengikuti distribusi Poisson.

Tabel 1 Jumlah Sampel Berdasarkan Wilayah Operasi

No	Wilayah Operasi	Jumlah Sampel (JPL)
1	JOMBANG	6
2	NGANJUK	3
3	MADIUN	2
4	MAGETAN	2
5	NGAWI	2
6	TULUNGAGUNG	2
7	KEDIRI	8
8	BLITAR	5

Tabel 2 Variabel yang akan digunakan

No	Variabel	Jenis Data	Keterangan
1	Jumlah Meninggal Dunia	Numerik	Jumlah korban meninggal dunia pada kecelakaan perlintasan sebidang (2020 – 2022)
2	Frekuensi kereta yang melewati perlintasan	Numerik	
3	Jenis perlintasan	Kategorik	1 : Perlintasan dengan pintu 2 : Perlintasan tanpa pintu
4	Keberadaan <i>Early Warning System</i>	Kategorik	1 : Tidak Ada 2 : Berfungsi 3 : Tidak Berfungsi
5	Kemiringan perlintasan terhadap jalan dari sisi kanan	Numerik	
6	Kemiringan perlintasan terhadap jalan dari sisi kiri	Numerik	
7	Lebar jalan (Lebar jalur jalan)	Numerik	
8	Sudut pandang KM (kilo meter) besar	Kategorik	1 : Lurus 2 : Lengkung
9	Sudut pandang KM (kilo meter) kecil	Kategorik	1 : Lurus 2 : Lengkung
10	Status jalan	Kategorik	1 : Nasional 2 : Provinsi 3 : Kab/Kota
11	Jenis pintu perlintasan	Kategorik	1 : Elektrik 2 : Mekanik 3 : Portal/sederhana 4 : Tanpa pintu
12	Keberadaan rambu hati-hati	Kategorik	1 : Ada 2 : Tidak Ada
13	Keberadaan rambu tengok kanan kiri	Kategorik	1 : Ada 2 : Tidak Ada
14	Keberadaan marka pita pengaduh	Kategorik	1 : Ada 2 : Tidak Ada

b. *Multicollinearity Test*

Sebelum memulai analisis regresi Poisson, langkah awal yang perlu diambil adalah mengidentifikasi adanya multikolinieritas, seperti yang dijelaskan oleh Hocking R pada tahun 1996. Identifikasi ini dapat dilakukan melalui pengamatan terhadap nilai *Variance Inflation Factors* (VIF). Jika

VIF untuk setiap variabel penjelas memiliki nilai kurang dari 10, maka dapat disimpulkan bahwa tidak ada isu multikolinieritas yang perlu dikhawatirkan, sesuai dengan penelitian oleh Ruliana et al. pada tahun 2016 (Ruliana et al., 2016).

Berdasarkan tabel 5 terlihat bahwa nilai VIF < 10 untuk seluruh variabel penjelas

Tabel 3 Statistik Deskriptif Data Bersifat Kontinyu

Variabel	N	Minimum	Maximum	Mean	Std. Deviation
Jumlah Kecelakaan	30	0	2	0.73	0.64
Frekuensi kereta	30	31	61	42.60	12.19
Lebar Jalan	30	1.5	10.0	4.73	2.30
Kemiringan Kanan	30	1.70	46.90	8.25	9.68
Kemiringan Kiri	30	.80	30.90	7.31	7.13

sehingga semua variabel penjelas di atas dapat dimasukkan kedalam model baik regresi Poisson maupun Regresi Binomial Negatif.

hati-hati

(5)

atau

c. Analisis Regresi Poisson

Pemodelan yang menggambarkan hubungan jumlah korban meninggal akibat kejadian kecelakaan kereta api pada perlintasan sebidang ini akan dilakukan dengan analisis regresi Poisson.

$$y = \exp(-2.594078 + 0.6401321 \text{ lebar jalan} - 3.59284 \text{ status jalan} + 3.202744 \text{ jenis pintu perlintasan} + 2.914903 \text{ rambu hati-hati})$$

(6)

1) Analisis Regresi Poisson

Analisis ini menekankan pada hasil uji koefisien regresi. Apabila hasil pengujian ini adalah signifikan (nilai probabilitas < 0.05), maka variabel ini akan disertakan pada pembentukan model simultan, dengan analisis masing – masing variabel sebagai berikut:

Berdasarkan hasil estimasi parameter pada table 6 terdapat empat variabel penjelas yang memiliki p-value < 0.050 yaitu variabel lebar jalan dengan p-value 0.030, variabel status jalan dengan p-value 0.025, variabel jenis pintu perlintasan dengan p – value 0.037 dan variabel rambu hati-hati dengan p-value 0.02. Sehingga hasil model pada empat variabel terpilih menghasilkan persamaan regresi Poisson sebagai berikut:

$$\text{Log Y} = -2.594078 + 0.6401321 \text{ lebar jalan} - 3.59284 \text{ status jalan} + 3.202744 \text{ jenis pintu perlintasan} + 2.914903 \text{ rambu}$$

2) Analisis Model Regresi Binomial Negatif

Estimasi parameter untuk model regresi Binomial Negatif dapat dilihat pada table 7.

Berdasarkan analisis terdapat 4 variabel penjelas yang memiliki p-value < 0.05 yaitu variabel lebar jalan dengan p-value 0.030, variabel status jalan dengan p-value 0.025, variabel jenis pintu perlintasan dengan p – value 0.037 dan variabel rambu hati-hati dengan p-value 0.02. Hasil analisis pada empat variabel terpilih menghasilkan persamaan regresi Binomial Negatif sebagai berikut:

$$\text{Log Y} = -2.593654 + 0.6400765 \text{ lebar jalan} - 3.592432 \text{ status jalan} + 3.202497 \text{ jenis pintu perlintasan} + 2.914472 \text{ rambu hati-hati.}$$

(7)

atau

$$y = \exp(-2.593654 + 0.6400765 \text{ lebar jalan} - 3.592432 \text{ status jalan} + 3.202497 \text{ jenis}$$

Tabel 4 Hasil Output uji Kolmogorov-Smirnov

N	30
Kolmogorov-Smirnov Z	.622
Asymp. Sig. (2-tailed)	.833

Tabel 5 Statistik Deskriptif Data Bersifat Kategorik

Variabel		N	Persentase
Jenis Perlintasan			
1. Perlintasan dengan pintu,	1	9	30%
2. Perlintasan tanpa pintu	2	21	70%
	Total	30	100.0%
Sudut pandang KM besar			
1. Lurus	1	22	73%
2. Lengkung	2	8	27%
	Total	30	100.0%
Sudut pandang KM kecil			
1. Lurus	1	22	73%
2. Lengkung	2	8	27%
	Total	30	100.0%
<i>Early Warning System</i>			
1. Tidak ada	1	7	23%
2. Berfungsi	2	1	4%
3. tidak berfungsi,	3	22	73%
	Total	30	100.0%
Status Jalan			
1 Nasional	1	1	3%
2 Provinsi	2	1	4%
3 Kab/kota	3	28	93%
	Total	30	100.0%
Jenis pintu perlintasan			
1 Elektrik	1	3	10.0%
2 Mekanik	2	6	20.0%
3 Tanpa pintu perlintasan	3	21	70.0%
	Total	30	100.0%
Rambu Hati-hati			
1. Ada	1	23	77%
2. Tidak ada	2	7	23%
	Total	30	100.0%
Rambu tengok kanan kiri			
1. Ada	1	26	86.7%
2. Tidak ada	2	4	13.3%
	Total	30	100.0%
Marka pita penggaduh			
1. Ada	1	4	13.3%
2. Tidak ada	2	26	86.7%
	Total	30	100.0%

pintu perlindungan + 2.914472 rambu hati-hati)

(8)

d. Model Terbaik

Seleksi model yang optimal dilakukan berdasarkan pada perhitungan nilai AIC, Log-likelihood, dan juga nilai RMSE. Model yang

Tabel 6 Nilai VIF Variabel Penjelas

Variabel	VIF
Lebar jalan	2.692
Kemiringan kanan	8.247
Kemiringan kiri	7.908
Frekuensi kereta	2.786
Jenis perlintasan	3.628
Sudut pandang Km besar	1.743
Sudut pandang Km kecil	1.442
<i>Early Warning System</i>	4.011
Status jalan	3.368
Jenis pintu perlintasan	9.763
Rambu hati-hati	3.072
Rambu tengok kanan kiri	1.876
Marka pita penggaduh	1.627

lebih superior adalah model yang memiliki nilai AIC paling rendah, nilai Log-likelihood yang lebih tinggi, serta nilai RMSE terkecil.

Dari tabel 8 terlihat bahwa nilai AIC untuk model regresi regresi Binomial Negatif lebih kecil dibandingkan Poisson, selain itu dari nilai *Log-likelihood* untuk model regresi Binomial Negatif juga lebih besar. Hasil dari RMSE terlihat kesalahan prediksi model regresi Binomial Negatif yaitu 0.59414 lebih kecil dari model regresi Poisson yaitu 0.59423. Berdasarkan hasil-hasil tersebut dapat disimpulkan bahwa model regresi Binomial Negatif merupakan pilihan yang lebih baik dalam memodelkan data kecelakaan

di perlintasan sebidang, khususnya di wilayah DAOP VII Madiun.

e. Interpretasi Model Terbaik.

Interpretasi yang dapat diberikan pada hasil estimasi persamaan regresi Binomial Negatif meliputi konstanta dan koefisien regresi. Konstanta regresi yang diperoleh adalah -2.593654, besaran ini tidak dimaknai secara khusus, karena nilai Log Y berharga -2.593654 pada situasi semua nilai ke empat variabel berharga nol. Sedangkan hal ini tidak mungkin terjadi, variabel yang bisa berharga nol hanya lebar jalan sedangkan pada variabel lainnya tidak. Lebar jalan mempunyai

Tabel 7 Estimasi Parameter Model Regresi Poisson

Variabel	Koefisien	Standar error	Z value	P value
Lebar jalan	0.6401321	0.2950003	2.17	0.030
Kemiringan kanan	-0.0698141	0.0923369	-0.76	0.450
Kemiringan kiri	0.0522901	0.1092676	0.48	0.632
Frekuensi kereta	0.032493	0.0372981	0.87	0.386
Jenis perlintasan	-1.730341	1.209934	-1.43	0.153
Sudut pandang Km besar	0.4587643	1.405635	0.33	0.744
Sudut pandang Km kecil	0.5349787	1.38555	0.39	0.699
<i>Early Warning System</i>	-0.0867467	0.6177703	-1.14	0.888
Status jalan	-3.59284	1.533322	2.09	0.037
Jenis pintu perlintasan	3.202744	1.533322	2.09	0.037
Rambu hati-hati	2.914903	0.9380202	3.11	0.002
Rambu tengok kanan kiri	-3.346395	3.139477	-1.07	0.286
Marka pita penggaduh	-1.655237	1.233198	-1.34	0.180

Tabel 8 Estimasi Parameter Model Regresi Binomial Negatif

Variabel	Koefisien	Standar error	Z value	P value
Lebar jalan	0.6400765	0.2949998	2.17	0.030
Kemiringan kanan	0.0323479	0.037298	0.87	0.386
Kemiringan kiri	-0.0698082	0.0923353	-0.76	0.450
Frekuensi kereta	0.0522947	0.1092665	0.48	0.632
Jenis perlintasan	-1.730204	1.209938	-1.43	0.153
Sudut pandang Km besar	0.4587335	1.405591	0.33	0.744
Sudut pandang Km kecil	0.5349651	1.385505	0.39	0.699
Early Warning System	-0.0868534	0.6177831	-0.14	0.888
Status jalan	-3.592432	1.599496	-2.25	0.025
Jenis pintu perlintasan	3.202497	1.533288	2.09	0.037
Rambu hati-hati	2.914472	0.938035	3.11	0.002
Rambu tengok kanan	-3.346306	1.233178	-1.07	0.286
kiri				
Marka pita penggaduh	-1.655097	5.256295	-1.34	0.180

koefisien sebesar 0.6400765 memberikan makna bahwa apabila semakin lebar jalan akan mengakibatkan jumlah korban meninggal dunia semakin meningkat. Koefisien ini bertanda positif, maka pada setiap peningkatan satu meter lebar jalan akan menaikkan jumlah korban meninggal dunia sebesar $100(e^{0.6400765 \times 1} - 1) = 100(0.896626) = 89,66\%$. Status jalan mempunyai koefisien sebesar -2,026726 memberikan makna bahwa apabila status jalan semakin besar akan mengakibatkan penurunan jumlah korban meninggal dunia atau pada setiap peningkatan status jalan akan menurunkan jumlah korban meninggal dunia sebesar $100(1 - e^{-3.592432 \times 1}) = 100(0.8682) = 86,82\%$. Jenis pintu perlintasan mempunyai koefisien sebesar 3.202497 dan bertanda positif memberikan makna bahwa pada perlintasan kereta api yang tidak dilengkapi dengan pintu perlintasan akan mengakibatkan meningkatnya

jumlah korban meninggal dunia. Demikian juga untuk keberadaan rambu hati-hati mempunyai koefisien sebesar 2.914472 dan bertanda positif memberikan makna bahwa pada perlintasan kereta api yang tidak dilengkapi dengan rambu hati-hati akan mengakibatkan meningkatnya jumlah korban meninggal dunia.

D. Simpulan

Berdasarkan hasil analisis bahwa model regresi Binomial Negatif merupakan pilihan yang lebih baik dalam memodelkan data kecelakaan di perlintasan sebidang, khususnya di wilayah DAOP VII Madiun dengan variabel yang secara signifikan berpengaruh adalah lebar jalan, status jalan, jenis pintu perlintasan dan keberadaan rambu hati – hati. Hasil ini akan memberikan beberapa implikasi terkait pencegahan kejadian kecelakaan kereta

Tabel 9. Nilai AIC, Log-likelihood dan RMSE

Kriteria	Regresi Poisson	Regresi Binomial Negatif
Log Likelihood	-33.458	-27.811
Akaike's Information Criterion (AIC)	80.916	69.621
RMSE	0.59423	0.59414

api dapat dilakukan dengan melengkapi atau menyempurnakan rambu-rambu peringatan di perlintasan sebidang, mengendalikan perlintasan sebidang dengan menutup atau menggabungkan dua atau lebih perlintasan menjadi satu dan melengkapi perlintasan dengan pintu perlintasan baik elektrik maupun manual.

Mengingat terdapat banyak data kecelakaan pada perlintasan sebidang dengan jumlah korban meninggal dunia nol atau tidak ada korban meninggal dunia, untuk penelitian selanjutnya dapat dipertimbangkan metode-metode lain sebagai contoh metode zero inflated poisson atau metode zero inflated Negative Binomial.

E Daftar Pustaka

- Abioye, O. F., Dulebenets, M. A., Pasha, J., Kavooosi, M., Moses, R., Sobanjo, J., & Ozguven, E. E. (2020). Accident and hazard prediction models for highway–rail grade crossings: a state-of-the-practice review for the USA. *Railway Engineering Science*, 28(3), 251–274. <https://doi.org/10.1007/s40534-020-00215-w>
- Austin, R. D., & Carson, J. L. (2002). An alternative accident prediction model for highway-rail interfaces. *Accident Analysis and Prevention*, 34(1), 31–42. [https://doi.org/10.1016/S0001-4575\(00\)00100-7](https://doi.org/10.1016/S0001-4575(00)00100-7)
- Borsos, A., Gabor, M., & Koren, C. (2016). Safety Ranking of Railway Crossings in Hungary. *Transportation Research Procedia*, 14, 2111–2120. <https://doi.org/10.1016/j.trpro.2016.05.226>
- Gomes Correia, A., & Ramos, A. (2022). A geomechanics classification for the rating of railroad subgrade performance. *Railway Engineering Science*, 30(3), 323–359. <https://doi.org/10.1007/s40534-021-00260-z>
- Kasalica, S., Obradović, M., Blagojević, A., Jeremić, D., & Vuković, M. (2020). Models for ranking railway crossings for safety improvement. *Operational Research in Engineering Sciences: Theory and Applications*, 3(3), 84–100. <https://doi.org/10.31181/oresta20303085k>
- Keramati, A., Lu, P., Tolliver, D., & Wang, X. (2020). Geometric effect analysis of highway-rail grade crossing safety performance. *Accident Analysis and Prevention*, 138(October 2019), 105470. <https://doi.org/10.1016/j.aap.2020.105470>
- Kismiantini. (2008). *Perbandingan Model Regresi Poisson Dan Model Regresi Binomial Negatif*. 1–8.
- Lu, P., Tolliver, D., Zheng, Z., Consortium, M.-P., Institute, U. G. P. T., & Technology, O. of the A. S. for R. and. (2018). *Highway-Rail Grade Crossing Traffic Hazard Forecasting Model*. 37p.
- Putro, B., Tanzil Furqon, M., & Wijoyo, S. H. (2018). Prediksi Jumlah Kebutuhan Pemakaian Air Menggunakan Metode Exponential Smoothing (Studi Kasus : PDAM Kota Malang). *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 2(11), 4679–4686.
- Rakhmat, L. A., Kusumawati, A., Frazila, R. B., & Hendarto, S. (2012). Pengembangan Model Prediksi Kecelakaan Lalu Lintas pada Jalan Tol Purbaleunyi. *Jurnal Teknik Sipil*, 19(3), 277. <https://doi.org/10.5614/jts.2012.19.3.8>
- Ruliana, R., Hendikawati, P., & Agoestanto, A. (2016). Pemodelan Generalized Poisson Regression (GPR) Untuk Mengatasi Pelanggaran Equidispersi Pada Regresi Poisson Kasus Campak Di Kota Semarang Tahun 2013. *UNNES Journal of Mathematics*, 5(1), 39–46. <http://journal.unnes.ac.id/sju/index.php/ujm>

