

Pemodelan *Generalized Poisson Regression* (GPR) untuk Analisis Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Jumlah Kasus Gizi Buruk pada Balita di Jawa Timur Tahun 2023

Alfaro Alamsyah Muchlisun¹, Aviolla Terza Damaliana², Shindi Shella May Wara³

^{1,3}Sains Data, Universitas Pembangunan “Veteran” Jawa Timur

¹22083010041@student.upnjatim.ac.id

³Shindi.shella.fasilkom@upnjatim.ac.id

²Sains Data, Universitas Pembangunan “Veteran” Jawa Timur

Corresponding author email: aviolla.terza.sada@upnjatim.ac.id

ABSTRAK

Abstrak— Kasus gizi buruk pada balita di Jawa Timur merupakan salah satu yang tertinggi di Pulau Jawa pada 2022. Gizi buruk juga menjadi isu krusial yang berkontribusi pada 45% kematian anak di bawah lima tahun dan kasus-kasus tragis seperti di Bondowoso, Lamongan, dan Jember yang dapat merenggut nyawa anak. Sehingga diperlukan analisis mendalam untuk intervensi yang tepat. Penelitian ini bertujuan mengidentifikasi faktor-faktor signifikan terhadap jumlah kasus gizi buruk pada tahun 2023. Metode yang diterapkan pada penelitian ini adalah *Generalized Poisson Regression* (GPR) dengan metode estimasi parameter *Maximum Likelihood Estimation* (MLE) untuk menangani *overdispersion* secara kuantitatif, yang akan dibandingkan dengan model regresi Poisson konvensional. Hasil utama menunjukkan GPR lebih unggul dengan nilai AIC: 490.935 dibandingkan model regresi Poisson konvensional dengan nilai AIC: 5673.53, dengan semua variabel yang digunakan terbukti signifikan. Kontribusi penelitian ini diharapkan dapat memberikan wawasan terkait implikasi teoretis dalam pemodelan data *count overdispersed*, serta memfasilitasi pemangku kebijakan dalam upaya melakukan pencegahan gizi buruk dengan memahami faktor-faktor yang berpengaruh.

Keywords: *Generalized Poisson Regression*, Gizi Buruk, Balita, Jawa Timur, *Overdispersion*.

I. PENDAHULUAN

Gizi buruk merupakan salah satu masalah kesehatan paling serius yang dialami balita, khususnya pada kelompok usia 12–59 bulan yang rentan terhadap kekurangan gizi jangka panjang. Kondisi ini berdampak pada pertumbuhan fisik, perkembangan kognitif, serta meningkatkan risiko morbiditas dan mortalitas [1]. Secara global, diperkirakan sekitar 45% kematian anak di bawah lima tahun berkaitan dengan masalah gizi buruk [2]. Di Indonesia, tantangan ini masih menjadi isu strategis. UNICEF mencatat bahwa Indonesia pernah menempati posisi kelima di dunia dalam jumlah balita dengan gizi buruk, menunjukkan bahwa permasalahan ini membutuhkan perhatian intensif pada tingkat nasional maupun regional [3].

Di antara provinsi di Pulau Jawa, Jawa Timur menjadi salah satu wilayah dengan angka kasus gizi buruk yang cukup tinggi dan menunjukkan variasi antar kabupaten/kota. Kasus gizi buruk pada balita di Jawa Timur tercatat sebagai salah satu yang tertinggi di Pulau Jawa pada tahun 2022, mempertegas pentingnya analisis

komprehensif terhadap faktor-faktor yang memengaruhi kondisi tersebut [4]. Sejumlah penelitian telah dilakukan untuk memahami determinan gizi buruk, dengan berbagai pendekatan statistik dan model prediktif.

Berbagai penelitian sebelumnya telah mengidentifikasi sejumlah faktor yang berpengaruh terhadap kejadian gizi buruk pada balita. Penelitian oleh [5] menggunakan GWR di Kalimantan Tengah menunjukkan bahwa BBLR, kelengkapan imunisasi, dan keaktifan posyandu berperan signifikan dalam meningkatkan risiko gizi buruk. Penelitian berikutnya oleh [6] menggunakan GWR pada level provinsi di Indonesia juga menemukan bahwa cakupan ASI, pemantauan tumbuh kembang balita, dan kunjungan neonatal memberikan kontribusi penting terhadap variasi kasus yang terjadi. Sementara itu, penelitian oleh [7] dengan analisis regresi nonparametrik di Bali mengungkapkan bahwa konsumsi tablet FE dan cakupan ASI penuh merupakan faktor yang dominan memengaruhi kondisi gizi balita. Temuan lain dari penelitian [8] *Negative Binomial Regression* di Jawa Tengah menegaskan pentingnya akses sanitasi layak, Indeks Ketahanan Pangan, dan ASI eksklusif dalam menekan jumlah kasus gizi buruk. Kemudian melalui pendekatan *Panel Quantile Regression* pada penelitian [9], tingkat kemiskinan terbukti konsisten menjadi determinan signifikan pada berbagai kuantil. Hasil-hasil tersebut memperkuat dasar pemilihan variabel dalam penelitian ini, yang menelaah kembali pengaruh faktor-faktor tersebut terhadap jumlah kasus gizi buruk balita di Provinsi Jawa Timur.

Selain mengidentifikasi faktor-faktor penyebab, penelitian terdahulu juga memberikan gambaran bahwa metode pemodelan yang digunakan berpengaruh terhadap ketepatan hasil analisis. Sebagian besar penelitian masih menggunakan regresi linear, regresi logistik, atau model spasial sederhana, yang sebenarnya kurang sesuai untuk data jumlah (*count data*) seperti jumlah kasus gizi buruk. *Count data* memiliki karakteristik diskrit dan tidak bernilai negatif, sehingga membutuhkan pendekatan statistik khusus [10]. Regresi Poisson merupakan metode dasar untuk memodelkan count data, namun metode ini mensyaratkan asumsi equidispersi, yakni *mean* sama dengan *varians* [11]. Dalam konteks data kesehatan, termasuk gizi buruk, kondisi overdispersi sangat umum terjadi, sehingga regresi Poisson dapat memberikan estimasi yang bias dan kesimpulan yang tidak akurat [12][13].

Beberapa penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa *Generalized Poisson Regression* (GPR) menjadi metode yang lebih andal untuk mengakomodasi overdispersi [14]. Studi oleh [15] dalam analisis kasus COVID-19 di Jawa Timur menunjukkan bahwa GPR memiliki performa terbaik dengan AIC yang jauh lebih kecil dibandingkan regresi Poisson maupun *Negative Binomial Regression* (NBR). Penelitian [16] mengenai jumlah kecelakaan lalu lintas di Jawa Tengah juga menunjukkan bahwa GPR menghasilkan AIC lebih rendah daripada NBR, menandakan model yang lebih efisien. Selanjutnya, [17] dalam analisis jumlah pengangguran di Indonesia kembali membuktikan keunggulan GPR melalui AIC yang lebih kecil dibandingkan model alternatifnya. Konsistensi temuan ini menunjukkan bahwa GPR mampu memberikan estimasi yang stabil dan akurat pada count data yang mengandung overdispersi.

Meskipun GPR telah terbukti unggul dalam berbagai konteks, penerapannya pada analisis jumlah kasus gizi buruk, khususnya di Jawa Timur, masih sangat terbatas. Padahal, model ini berpotensi memberikan hasil yang lebih tepat untuk mengidentifikasi variabel yang berpengaruh signifikan terhadap variasi jumlah kasus gizi buruk antarwilayah. Selain itu, belum banyak penelitian yang mengintegrasikan hasil pemodelan statistik ke dalam aplikasi interaktif yang dapat dimanfaatkan oleh pemangku kebijakan untuk pengambilan keputusan berbasis data.

Berdasarkan kesenjangan penelitian tersebut, studi ini bertujuan untuk menerapkan *Generalized Poisson Regression* (GPR) dalam menganalisis faktor-faktor yang memengaruhi jumlah kasus gizi buruk balita di Jawa Timur tahun 2023, membandingkan performanya dengan regresi Poisson melalui nilai *Akaike Information*

Criterion (AIC), sehingga hasil model dapat membantu dalam proses pengambilan keputusan bagi para pemangku kebijakan.

II. METODOLOGI PENELITIAN

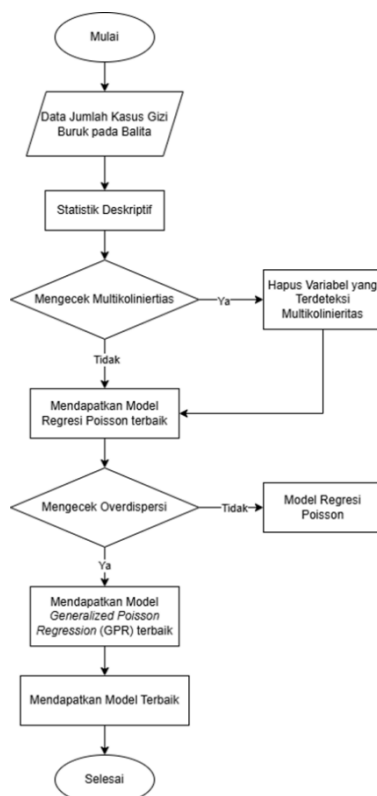
Penelitian ini menggunakan metode kuantitatif dengan rancangan eksplanatori. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk memodelkan jumlah gizi buruk pada balita di Provinsi Jawa Timur tahun 2023 dengan menggunakan pendekatan *Generalized Poisson Regression* (GPR). Model *Generalized Poisson Regression* (GPR) adalah sebuah pendekatan yang cocok untuk data jumlah (*count*) ketika terdapat over/under dispersi, yaitu saat variansnya lebih besar atau lebih kecil dibandingkan rata-rata. Model GPR menyerupai model Regresi Poisson, tetapi dalam model GPR, diasumsikan bahwa komponen acak tersebut mengikuti distribusi *Generalized Poisson* (GP).

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder yang dikumpulkan dari publikasi resmi Dinas Kesehatan Provinsi Jawa Timur, kemudian sumber data lainnya didapatkan melalui laman tabel dinamis oleh Badan Pusat Statistik (BPS) <https://www.bps.go.id/id/query-builder>, serta sumber lainnya diambil dari Badan Pangan Nasional untuk tahun 2023. Data tersebut mencakup satu variabel dependen dan sepuluh variabel independen yang diukur dengan skala rasio. Tabel 1 di bawah ini menyajikan daftar variabel yang digunakan dalam penelitian ini.

Tabel 1. Variabel Penelitian

No	Variabel	Sumber
1	Jumlah Kasus Gizi Buruk pada Balita (Y)	Dinkes Jawa Timur
2	Persentase Bayi Berat Badan Lahir Rendah (X_1)	Dinkes Jawa Timur
3	Persentase Bayi Mendapatkan Imunisasi Dasar Lengkap (X_2)	Dinkes Jawa Timur
4	Persentase Posyandu Aktif (X_3)	Dinkes Jawa Timur
5	Persentase Pemberian ASI Eksklusif Pada Bayi (X_4)	Dinkes Jawa Timur
6	Persentase Balita Dipantau Pertumbuhan dan Perkembangan (X_5)	Dinkes Jawa Timur
7	Persentase Cakupan Kunjungan Neonatal Lengkap (X_6)	Dinkes Jawa Timur
8	Persentase Rumah Tangga Akses Sanitasi Layak (X_7)	Dinkes Jawa Timur
9	Persentase Ibu Hamil yang Mengonsumsi Tablet Tambah Darah (TTD) (X_8)	Dinkes Jawa Timur
10	Indeks Ketahanan Pangan (X_9)	Badan Pangan Nasional
11	Persentase Penduduk Miskin (X_{10})	Badan Pusat Statistik

Struktur data yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari 38 daerah kabupaten atau kota di Provinsi Jawa Timur. Setiap entri data menggambarkan situasi di satu daerah kabupaten atau kota. Data dianalisis dengan menggunakan bahasa pemrograman Python. Proses analisis dilakukan secara runtut seperti yang digambarkan pada Gambar. 1 berikut.



Gambar 1. Diagram alir penelitian

Dari Gambar. 1 di atas dapat dijabarkan runtutan kerja dari penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Mengumpulkan data jumlah kasus gizi buruk pada balita di Jawa Timur tahun 2023 sebagai variabel respon, serta mengumpulkan data sepuluh variabel prediktor yang diambil dari tiga sumber berbeda yakni Dinas Kesehatan Jawa Timur, Badan Pusat Statistik, dan Badan Pangan Nasional.
2. Menganalisis statistik deskriptif dari variabel respon dan variabel prediktor yang digunakan dalam penelitian ini.
3. Menganalisis korelasi antar variabel prediktor untuk mendeteksi adanya multikolinieritas dengan menggunakan nilai *Variance Inflation Factor* (VIF).
4. Jika terdapat variabel yang terdeteksi multikolinieritas maka variabel tersebut dapat dihapus. Namun, jika tidak terdapat multikolinieritas, maka dapat dilanjutkan pada langkah analisis berikutnya
5. Dilakukan pemodelan untuk mendapatkan model regresi Poisson terbaik. Dengan metode yang digunakan untuk mengestimasi parameter adalah *Maximum Likelihood Estimation* (MLE) yang hasilnya ditemukan melalui iterasi numerik *Newton-Raphson*.
6. Menganalisis adanya overdispersi, dimana nilai *varians* lebih besar dibandingkan nilai *mean* pada variabel respon. Uji yang dapat dilakukan adalah dengan membagi nilai deviance dengan derajat bebas, jika hasilnya lebih dari satu maka dipastikan terjadi overdispersi.
7. Jika tidak terjadi overdispersi maka akan digunakan model regresi Poisson terbaik untuk pemodelan jumlah kasus gizi buruk pada balita di Jawa Timur 2023. Sedangkan jika terjadi overdispersi, maka dilakukan pemodelan untuk mendapatkan model *Generalized Poisson Regression* terbaik dengan

pendekatan yang sama seperti model Regresi Poisson konvensional dengan menggunakan *Maximum Likelihood Estimation* dan *Newton-Raphson*.

8. Membandingkan nilai *Akaike Information Criterion* (AIC) dari Model Regresi Poisson dan model *Generalized Poisson Regression* (GPR) untuk mendapatkan model terbaik untuk jumlah kasus gizi buruk pada balita di Jawa Timur 2023. Model terbaik didapatkan dari model yang memiliki nilai AIC terkecil.

III. HASIL DAN ANALISIS

III.1 Statistik Deskriptif

Pada bagian ini menganalisis jumlah kejadian kasus gizi buruk pada anak usia di bawah lima tahun di 38 wilayah di Provinsi Jawa Timur selama tahun 2023 serta sepuluh variabel prediktor. Tabel 2 memperlihatkan rangkuman data statistik deskriptif yakni rata-rata, nilai minimum, dan nilai maksimum untuk seluruh variabel yang dianalisis.

Tabel 2. Statistik deskriptif

No	Variabel	Mean	Min	Max
1	Jumlah Kasus Gizi Buruk pada Balita (Y)	208,97	0	734
2	Persentase Bayi Berat Badan Lahir Rendah (X_1)	5,42	1,60	15,60
3	Persentase Bayi Mendapatkan Imunisasi Dasar Lengkap (X_2)	93,54	69,50	107,50
4	Persentase Posyandu Aktif (X_3)	96,79	77	100
5	Persentase Pemberian ASI Eksklusif Pada Bayi (X_4)	72,47	34,70	137,20
6	Persentase Balita Dipantau Pertumbuhan dan Perkembangan (X_5)	98,19	74,77	127,11
7	Persentase Cakupan Kunjungan Neonatal Lengkap (X_6)	94,75	81,20	104,80
8	Persentase Rumah Tangga Akses Sanitasi Layak (X_7)	92,35	69,74	100
9	Persentase Ibu Hamil yang Mengonsumsi Tablet Tambah Darah (TTD) (X_8)	12,66	2,03	44,05
10	Indeks Ketahanan Pangan (X_9)	82,46	73,23	92,49
11	Persentase Penduduk Miskin (X_{10})	10,29	3,31	21,76

Tabel 2 memberikan gambaran umum mengenai karakteristik variabel yang digunakan dalam pemodelan jumlah kasus gizi buruk pada balita di Jawa Timur tahun 2023. Rata-rata kasus gizi buruk mencapai 208,97 kasus, dengan variasi yang cukup tinggi antara daerah, yaitu mulai dari 0 hingga 734 kasus. Hal ini menunjukkan adanya ketimpangan beban masalah gizi buruk antar kabupaten/kota. Beberapa variabel kesehatan dasar menunjukkan capaian yang relatif tinggi, seperti cakupan imunisasi dasar lengkap (mean 93,54%) dan keaktifan posyandu (mean 96,79%), meskipun pada

beberapa wilayah nilai minimumnya masih jauh di bawah rata-rata. Variabel pemberian ASI eksklusif dan pemantauan pertumbuhan balita menunjukkan variasi yang cukup besar, mengindikasikan adanya kesenjangan dalam praktik kesehatan ibu dan anak. Selain itu, akses sanitasi layak memiliki rata-rata 92,35% namun tetap terdapat wilayah dengan cakupan di bawah 70%, yang berpotensi memengaruhi kondisi gizi balita. Variabel sosial-ekonomi seperti persentase penduduk miskin (mean 10,29%) dan indeks ketahanan pangan (mean 82,46) juga menunjukkan variasi antar daerah, mencerminkan perbedaan kondisi kesejahteraan dan ketahanan pangan yang dapat berdampak pada risiko gizi buruk.

III.2 Pemeriksaan Multikolinieritas

Sebelum melakukan pemodelan regresi, analisis multikolinearitas diterapkan untuk memastikan bahwa tidak terdapat hubungan linear yang kuat di antara variabel prediktor. Nilai *Variance Inflation Factor* (VIF) digunakan untuk memeriksa apakah terdapat hubungan yang kuat antara variabel prediktor. Hasil pemeriksaan menggunakan nilai VIF disajikan pada Tabel 3.

Tabel 3. *Variance Inflation Factor* (VIF)

No	Variabel	Nilai VIF
1	Persentase Bayi Berat Badan Lahir Rendah (X_1)	1.674120
2	Persentase Bayi Mendapatkan Imunisasi Dasar Lengkap (X_2)	1.500752
3	Persentase Posyandu Aktif (X_3)	1.751379
4	Persentase Pemberian ASI Eksklusif Pada Bayi (X_4)	1.546540
5	Persentase Balita Dipantau Pertumbuhan dan Perkembangan (X_5)	2.333801
6	Persentase Cakupan Kunjungan Neonatal Lengkap (X_6)	2.470444
7	Persentase Rumah Tangga Akses Sanitasi Layak (X_7)	2.051236
8	Persentase Ibu Hamil yang Mengonsumsi Tablet Tambah Darah (TTD) (X_8)	1.572929
9	Indeks Ketahanan Pangan (X_9)	1.602350
10	Persentase Penduduk Miskin (X_{10})	2.146752

Dari Tabel 3, setiap nilai VIF berada jauh di bawah batas toleransi 10, sehingga seluruh variabel prediktor dinyatakan tidak terpengaruh oleh multikolinearitas yang signifikan. Hal ini menunjukkan bahwa setiap variabel memiliki informasi yang spesifik dan dapat memberikan kontribusi dalam pemodelan tanpa saling memengaruhi secara linier.

III.3 Pemodelan Regresi Poisson

Sebuah model regresi Poisson digunakan sebagai tahap awal dalam mempelajari jumlah kasus malnutrisi pada anak-anak di bawah lima tahun sebagai variabel numerik. Hasil dari estimasi parameter model regresi Poisson ditampilkan dalam Tabel 4.

Tabel 4. Estimasi Parameter Regresi Poisson

No	Koefisien	Estimasi Koefisien	Std. Error	Z- Statistic	P-Value
1	Konstanta	5,6744	0,385	14,724	0,000
2	$\hat{\beta}_1$	-0,1150	0,007	-16,066	0,000
3	$\hat{\beta}_2$	-0,0268	0,002	-11,899	0,000
4	$\hat{\beta}_3$	0,0512	0,003	17,652	0,000
5	$\hat{\beta}_4$	0,0175	0,001	24,598	0,000
6	$\hat{\beta}_5$	-0,0079	0,002	-4,747	0,000
7	$\hat{\beta}_6$	-0,0334	0,003	-10,837	0,000
8	$\hat{\beta}_7$	-0,0239	0,002	-11,633	0,000
9	$\hat{\beta}_8$	-0,0212	0,002	-9,558	0,000
10	$\hat{\beta}_9$	0,0137	0,003	3,983	0,000
11	$\hat{\beta}_{10}$	0,1594	0,004	38,018	0,000

Berdasarkan hasil analisis Regresi Poisson, seluruh variabel prediktor menunjukkan pengaruh yang sangat signifikan secara parsial terhadap jumlah kasus gizi buruk, ditunjukkan oleh nilai p-value = 0,000. Dengan demikian, model regresi Poisson yang terbentuk dapat dituliskan sebagai berikut pada persamaan (1).

$$\mu = \exp(5,6744 - 0,1150X_1 - 0,0268X_2 + 0,0512X_3 - 0,0175X_4 - 0,0079X_5 - 0,0334X_6 - 0,0239X_7 - 0,0212X_8 + 0,0137X_9 + 0,1594X_{10}) \quad (1)$$

Berdasarkan model tersebut, estimasi jumlah kasus gizi buruk (μ) dipengaruhi oleh seluruh variabel prediktor. Setiap kenaikan 1% pada BBLR (X_1) akan menurunkan perkiraan jumlah kasus gizi buruk sebesar $\exp(-0,1150)$, sedangkan kenaikan 1% pada cakupan imunisasi dasar lengkap (X_2) juga menurunkan jumlah kasus sebesar $\exp(-0,0268)$. Sebaliknya, variabel keaktifan posyandu (X_3) dan pemberian ASI eksklusif (X_4) memiliki koefisien positif, sehingga kenaikan 1% pada masing-masing variabel tersebut meningkatkan perkiraan jumlah kasus sebesar $\exp(0,0512)$ dan $\exp(0,0175)$. Variabel kesehatan lainnya seperti pemantauan pertumbuhan balita (X_5), cakupan kunjungan neonatal lengkap (X_6), akses sanitasi layak (X_7), serta konsumsi tablet tambah darah (X_8) menunjukkan hubungan negatif, sehingga peningkatan 1% pada variabel tersebut menurunkan jumlah kasus gizi buruk dengan besaran $\exp(\text{koefisien})$ masing-masing. Sementara itu, indeks ketahanan pangan (X_9) dan persentase penduduk miskin (X_{10}) memiliki koefisien positif, yang berarti peningkatan pada kedua variabel tersebut berasosiasi dengan meningkatnya jumlah kasus gizi buruk.

Namun, beberapa hasil tersebut tampak bertentangan dengan pemahaman konseptual maupun fakta empiris, seperti hubungan negatif antara BBLR dan gizi buruk, serta hubungan positif antara ASI eksklusif dan kasus gizi buruk. Ketidakesesuaian arah koefisien ini menjadi indikasi kuat bahwa model Regresi Poisson tidak mampu menangani karakteristik data dengan baik, khususnya ketika terjadi overdispersi. Oleh karena itu, diperlukan analisis lanjutan untuk memeriksa keberadaan overdispersi dan mempertimbangkan penggunaan model alternatif seperti *Generalized Poisson Regression* (GPR) untuk memperoleh estimasi parameter yang lebih reliabel.

III.4 Pemeriksaan Overdispersi

Untuk memastikan apakah terjadi fenomena overdispersi pada data, maka dilakukan analisis lanjutan untuk mengecek apakah terjadi fenomena overdispersi pada data dengan membandingkan nilai deviance dengan derajat bebas. Hasil analisis overdispersi dapat dilihat pada Tabel 5.

Tabel 5. Pemeriksaan Overdispersi

Kriteria	Nilai
<i>Deviance</i>	5327,7000
Derajat bebas (df)	27
Hasil bagi	197,3214

Dari Tabel 5, nilai *deviance* yang signifikan jika dibandingkan dengan derajat kebebasan ($197,3214 > 1$) menandakan bahwa terdapat overdispersi, sehingga penggunaan model Poisson menjadi kurang sesuai. Oleh karena itu, diperlukan metode alternatif yang mampu mengatasi variasi data yang besar.

III.5 Pemodelan *Generalized Poisson Regression* (GPR)

Untuk menangani masalah overdispersi adalah dengan menerapkan pendekatan *Generalized Poisson Regression* (GPR). Hasil estimasi parameter model *Generalized Poisson Regression* (GPR) disajikan pada Tabel 6.

Tabel 6. Estimasi Parameter *Generalized Poisson Regression* (GPR)

No	Koefisien	Estimasi Koefisien	Std. Error	Z-Statistic	P-Value
1	Konstanta	5,6753	98,7010	0,0575	0,9541
2	$\hat{\beta}_1$	0,1410	0,6089	0,2316	0,8168
3	$\hat{\beta}_2$	-0,0732	0,2620	-0,2795	0,7798
4	$\hat{\beta}_3$	0,3412	0,1308	2,6081	0,0091
5	$\hat{\beta}_4$	0,0172	0,0555	0,3097	0,7568
6	$\hat{\beta}_5$	0,0489	0,0879	0,5569	0,5776
7	$\hat{\beta}_6$	-0,4597	0,5186	-0,8864	0,3754
8	$\hat{\beta}_7$	-0,0759	0,0870	-0,8728	0,3828
9	$\hat{\beta}_8$	0,0911	0,1353	0,6735	0,5006
10	$\hat{\beta}_9$	0,1389	0,2121	0,6548	0,5126
11	$\hat{\beta}_{10}$	0,5774	0,2646	2,1824	0,0291
12	$\hat{\alpha}$	0,1251	0,0241	5,1953	0,0000

Berdasarkan hasil estimasi parameter pada model *Generalized Poisson Regression* (GPR), terlihat bahwa sebagian besar variabel prediktor tidak signifikan secara statistik, ditunjukkan oleh nilai *p-value* $> 0,05$. Hanya dua variabel yang menunjukkan pengaruh signifikan, yaitu keaktifan posyandu (X_3) dengan *p-value* 0,0091 dan persentase penduduk miskin (X_{10}) dengan *p-value* 0,0291. Selain itu, parameter dispersi $\hat{\alpha} = 0,1251$ signifikan pada *p-value* 0,0000, yang mengonfirmasi adanya overdispersi pada data dan sekaligus menunjukkan bahwa penggunaan GPR memang tepat untuk menangani permasalahan dispersi tersebut. Model GPR yang diperoleh dirumuskan pada persamaan (2).

$$\mu = \exp(5,6753 + 0,1410X_1 - 0,0732X_2 + 0,3412X_3 + 0,0172X_4 + 0,0489X_5 - 0,4597X_6 - 0,0759X_7 + 0,0911X_8 + 0,1389X_9 + 0,5774X_{10}) \quad (2)$$

Variabel X_3 (keaktifan posyandu) dan X_{10} (persentase penduduk miskin) berpengaruh positif terhadap peningkatan jumlah kasus gizi buruk, sedangkan variabel lain menunjukkan arah yang bervariasi namun tidak signifikan sehingga tidak dapat disimpulkan secara kuat memengaruhi perubahan nilai μ . Ketidaksignifikanan sebagian besar parameter menandakan bahwa kontribusi variabel tersebut kurang kuat setelah efek dispersi dikoreksi oleh model GPR. Dalam konteks ini, parameter dispersi $\hat{\alpha}$ yang signifikan justru menjadi indikator bahwa model Poisson sebelumnya memang tidak memadai, dan GPR memberikan estimasi yang lebih stabil.

III.5 Pemilihan dan Evaluasi Model Terbaik

Perbandingan kedua model yang telah diestimasi menggunakan nilai AIC dilakukan diantar model Regresi Poisson dan *Generalized Poisson Regression* (GPR). Model terbaik ditentukan dari nilai *Akaike Information Criterion* (AIC) yang lebih kecil. Hasil perbandingan kedua model dapat dilihat pada Tabel 7.

Tabel 5. Akaike Information Criterion (AIC)

Model	AIC
Regresi Poisson	5578,6175
<i>Generalized Poisson Regression</i> (GPR)	493,7072

Berdasarkan nilai *Akaike Information Criterion* (AIC), model *Generalized Poisson Regression* (GPR) dengan AIC sebesar 493,7072 dipilih sebagai model terbaik dibandingkan dengan model Regresi Poisson yang memiliki AIC 5578,6175. Nilai AIC yang lebih kecil pada model GPR mengindikasikan bahwa model tersebut memiliki kesesuaian data yang lebih baik, menjadikannya pilihan yang lebih optimal untuk memodelkan jumlah kasus gizi buruk.

Selain ditentukan melalui nilai *Akaike Information Criterion* (AIC), kualitas model terbaik juga dievaluasi menggunakan nilai *pseudo-R²*. Berdasarkan hasil estimasi, model *Generalized Poisson Regression* (GPR) menghasilkan nilai *pseudo-R²* sebesar 0,947 yang menunjukkan bahwa model mampu menjelaskan sekitar 94,7% variasi jumlah kasus gizi buruk pada balita di Jawa Timur. Nilai ini mengindikasikan tingkat kecocokan model yang sangat baik, terutama jika dibandingkan dengan model regresi Poisson yang tidak mampu menangani overdispersi pada data. Dengan demikian, berdasarkan evaluasi AIC dan *pseudo-R²*, model GPR dipastikan sebagai model yang paling sesuai untuk menggambarkan hubungan antara determinan kesehatan dan jumlah kasus gizi buruk pada balita di Jawa Timur tahun 2023.

IV. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil analisis dan pembahasan yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa data jumlah kasus gizi buruk pada balita di Provinsi Jawa Timur tahun 2023 menunjukkan adanya overdispersi yang cukup kuat, sehingga model regresi Poisson tidak mampu memberikan estimasi parameter yang reliabel. Penerapan model *Generalized Poisson Regression* (GPR) terbukti lebih sesuai dalam menangani

karakteristik data tersebut, ditunjukkan oleh nilai AIC yang jauh lebih kecil (493,7072) dibandingkan model Poisson (5578,6175) serta nilai *pseudo-R²* sebesar 0,947 yang mengindikasikan tingkat kecocokan model yang sangat tinggi. Berdasarkan model terbaik tersebut, diketahui bahwa hanya dua variabel yang berpengaruh signifikan terhadap jumlah kasus gizi buruk, yaitu persentase posyandu aktif dan persentase penduduk miskin, sementara variabel lainnya tidak menunjukkan pengaruh signifikan setelah koreksi dispersi dilakukan. Dengan demikian, model GPR memberikan representasi yang lebih akurat mengenai faktor-faktor yang berkontribusi terhadap variasi kasus gizi buruk pada balita di Jawa Timur, sekaligus menegaskan bahwa kondisi kesehatan masyarakat dan aspek sosial-ekonomi tetap menjadi faktor determinan yang penting dalam upaya penanggulangan gizi buruk..

UCAPAN TERIMA KASIH

Terima kasih disampaikan pada pihak-pihak yang telah mendukung pembuatan paper ini. Terima kasih juga disampaikan kepada Tim DISCOVER dalam pembuatan template ini.

REFERENSI

- [1] D. Alamsyah, M. Mexitalia, and A. Margawati, "Beberapa Faktor Risiko Gizi Kurang Dan Gizi Buruk Pada Balita 12-59 Bulan," *J. Vokasi Kesehat.*, vol. 1, no. 5, pp. 131–135, 2015, [Online]. Available: <https://doaj.org/article/49325dbf5fb34e08a1b9a5802b88c33c>
- [2] A. P. S. Br Tarigan, G. C. Ami, and N. Zara, "Studi Kasus Gizi Buruk Dengan Tuberkulosis Paru Pada Anak Usia 10 Bulan Di Desa Teumpok Tungku Puskesmas Meurah Mulia Tahun 2023," *Galen. J. Kedokt. dan Kesehat. Mhs. Malikussaleh*, vol. 3, no. 2, p. 49, 2024, doi: 10.29103/jkkmm.v3i2.10037.
- [3] Annisa Nuradhiani, "Faktor Risiko Masalah Gizi Kurang pada Balita di Indonesia," *J. Ilm. Kesehat. Masy. Dan Sos.*, vol. 1, no. 2, pp. 17–25, 2023, doi: 10.59024/jikas.v1i2.285.
- [4] Q. Azkia and E. P. Setiawan, "Pemodelan Gizi Buruk pada Balita di Provinsi Jawa Timur Menggunakan Geographically Weighted Regression (GWR)," *Proc. Natl. Semin. Math. Stat. Its Appl.*, pp. 302–311, 2022, [Online]. Available: <http://jurnal.fmipa.unmul.ac.id/index.php/SNMSA/article/view/842>
- [5] R. S. Permana, Kimiantini, and E. P. Setiawan, "Pemodelan Prevalensi Gizi Buruk Pada Balita Di Kalimantan Tengah Menggunakan Geographically Weighted Regression," *Pros. Semin. Nas. Mat. Stat. dan Apl.*, pp. 36–42, 2022.
- [6] F. M. Arsyi, N. Satyahadewi, H. Perdana, and F. Kernel, "Pemodelan Geographically Weighted Logistic Regression Dalam Penentuan Status Gizi Buruk Berdasarkan Provinsi Di Indonesia," *Bul. Ilm. Math. Stat dan Ter.*, vol. 13, no. 4, pp. 533–542, 2024.
- [7] N. K. P. DANGIN, I. G. A. M. SRINADI, and I. W. SUMARJAYA, "Pemodelan Kasus Gizi Buruk Pada Balita Di Provinsi Bali Tahun 2018 Menggunakan Regresi Spline," *E-Jurnal Mat.*, vol. 10, no. 3, p. 148, 2021, doi: 10.24843/mtk.2021.v10.i03.p335.
- [8] B. A. Bachtiar, "Negative Binomial Regression Modeling in the Analysis of Malnourished Under-Five Children in Central Java in 2023," vol. 10, no. 2, pp. 35–46, 2025.
- [9] H. Hananti, I. G. N. M. Jaya, and Irlandia Ginanjar, "Pemodelan Kasus Gizi Buruk Balita di Indonesia Menggunakan Panel Quantile Regression Model,"

Statistika, vol. 23, no. 2, pp. 116–122, 2023, doi: 10.29313/statistika.v23i2.2025.

[10] V. Eminita, A. Kurnia, and K. Sadik, “Penanganan overdispersi pada pemodelan data cacah dengan respon nol berlebih (zero-inflated),” *FIBONACCI J. Pendidik. Mat. dan Matematika*, vol. 5, no. 1, 2019.

[11] A. D. Chaniago and P. Wulandari, “Pemodelan Generalized Poisson Regression (GPR) dan Negative Binomial Regression (NBR) untuk Mengatasi Overdispersi pada Jumlah Kematian Bayi di Kabupaten Probolinggo,” *J. Sains dan Seni ITS*, vol. 11, no. 6, 2022.

[12] A. Prahutama, D. Ispriyanti, and B. Warsito, “Modelling Generalized Poisson Regression in the Number of Dengue Hemorrhagic Fever (DHF) in East Nusa Tenggara,” vol. 12017, 2020.

[13] D. P. P. MEITRIANI, I. K. G. SUKARSA, and I. P. E. N. KENCANA, “PENERAPAN REGRESI QUASI-LIKELIHOOD PADA DATA CACAH (COUNT DATA) YANG MENGALAMI OVERDISPERSI DALAM REGRESI POISSON (Studi Kasus: Jumlah Kasus Perceraian di Tiap Desa/Kelurahan Kota Denpasar Tahun 2011),” *e-Jurnal Mat.*, vol. 2, no. 2, pp. 37–41, 2013.

[14] F. Kondo Lembang, E. A. Nara, F. Y. Rumlawang, and M. W. Talakua, “Pemodelan Pengaruh Iklim Terhadap Angka Kejadian Demam Berdarah Di Kota Ambon Menggunakan Metode Regresi Generalized Poisson,” *Indones. J. Stat. Its Appl.*, vol. 3, no. 3, pp. 341–351, 2019, doi: 10.29244/ijsa.v3i3.474.

[15] S. Ardifasalma and U. Azmi, “Pemodelan Kasus Covid-19 di Jawa Timur Regression dan Negative Binomial Regression,” *J. Sains dan Seni ITS*, vol. 11, no. 6, pp. 4–10, 2022.

[16] M. Al Haris and P. R. Arum, “Negative Binomial Regression and Generalized Poisson Regression Models on the Number of Traffic Accidents in Central Java,” *Barekeng*, vol. 16, no. 2, pp. 471–482, 2022, doi: 10.30598/barekengvol16iss2pp471-482.

[17] A. E. P. Haryanto and W. Wibowo, “Pemodelan Faktor-faktor yang Memengaruhi Jumlah Pengangguran di Indonesia Menggunakan Metode Generalized Poisson Regression dan Negative Binomial Regression,” *J. Ketenagakerjaan*, vol. 17, no. 2, pp. 174–186, 2022, doi: 10.47198/naker.v17i2.132.