

Pemodelan banyaknya kematian berdasarkan kasus konfirmasi COVID-19 di Indonesia, Malaysia, Thailand, dan Filipina menggunakan model linear tergeneralisasi

Marlyn Ha, Ferry Jaya Permana, Benny Yong*

Pusat Studi Matematika dan Masyarakat, Universitas Katolik Parahyangan, Bandung, 40141, Indonesia.

*Corresponding author: benny_y@unpar.ac.id

Received: 28-03-2025, accepted: 22-09-2025

Abstract

In early 2020, the COVID-19 disease, caused by the SARS-CoV-2 virus infection, became a global pandemic impacting the entire world, including Indonesia. To monitor the spread of COVID-19 and determine appropriate strategies to mitigate its impact, the World Health Organization (WHO) routinely reported confirmed case data and death case data due to COVID-19. Mathematical modeling can help understanding the relationship between the number of deaths based on daily confirmed cases. One simple mathematical model is the linear regression model. The linear regression model requires the assumption of homoscedasticity, and when this assumption fails, linear regression cannot be used. In this research, a generalized linear model (GLM) is used to address the shortcomings of the linear regression model. This research will predict the number of daily deaths based on daily confirmed case data using GLM based on historical data from Indonesia, Malaysia, Thailand, and Philippines. The functions used to describe the relationship between predictor and response variables include normal or Gaussian, Poisson, gamma, and negative binomial distributions. To evaluate whether the model fits the data, we used Akaike's Information Criterion (AIC) and Bayesian Information Criterion (BIC). Additionally, the goodness of fit of the model in predicting the number of deaths is measured by finding the mean squared error (MSE). The best model is determined by considering the smallest AIC, BIC, and MSE values. The simulation results show that the GLM using the normal distribution is the best model in Indonesia, Malaysia, and Philippines, while the GLM using the negative binomial distribution is the best model in Thailand. Using the GLM, it was found that deaths occurred 14 days after a patient was confirmed with COVID-19 in Indonesia, 11 days in Malaysia, 12 days in Thailand, and 13 days in Philippines.

Keywords: COVID-19, GLM, AIC, BIC, MSE

MSC2020: 92C60, 62P10, 62J02, 62F10

1. Pendahuluan

Coronavirus Disease 2019 (COVID-19) disebabkan oleh infeksi SARS-CoV-2 dan dapat menyebabkan gejala seperti demam, batuk, pneumonia, dan dalam kasus parah, kematian [1]. Virus ini pertama kali ditemukan di Wuhan, Tiongkok, pada Desember 2019, menyebar cepat ke seluruh dunia, termasuk Indonesia [2]. Kasus pertama di Indonesia

tercatat pada 2 Maret 2020, dengan jumlah kasus positif yang meningkat signifikan [3]. Kematian pertama kali dilaporkan pada 18 Maret 2020, dengan jumlah kasus kematian yang juga meningkat signifikan sejak saat itu [4]. Selama pandemi, WHO selalu mencatat perkembangan kasus konfirmasi dan kematian terkait COVID-19. Menurut WHO, sampai tanggal 31 Desember 2022 sudah tercatat sebanyak 6.719.815 kasus yang sudah terkonfirmasi terkena COVID-19 di Indonesia, dengan 160.612 orang di antaranya meninggal [5]. Prediksi kasus kematian di masa depan yang disebabkan oleh COVID-19 dapat membantu pemerintah dalam menentukan strategi yang tepat untuk menangani pandemi COVID-19 [6].

Coronavirus Disease 2019 (COVID-19) disebabkan oleh infeksi SARS-CoV-2 dan dapat menyebabkan gejala seperti demam, batuk, pneumonia, dan dalam kasus parah, kematian [1]. Virus ini pertama kali ditemukan di Wuhan, Tiongkok, pada Desember 2019, menyebar cepat ke seluruh dunia, termasuk Indonesia [2]. Kasus pertama di Indonesia tercatat pada 2 Maret 2020, dengan jumlah kasus positif yang meningkat signifikan [3]. Kematian pertama kali dilaporkan pada 18 Maret 2020, dengan jumlah kasus kematian yang juga meningkat signifikan sejak saat itu [4]. Selama pandemi, WHO selalu mencatat perkembangan kasus konfirmasi dan kematian terkait COVID-19. Menurut WHO, sampai tanggal 31 Desember 2022 sudah tercatat sebanyak 6.719.815 kasus yang sudah terkonfirmasi terkena COVID-19 di Indonesia, dengan 160.612 orang di antaranya meninggal [5]. Prediksi kasus kematian di masa depan yang disebabkan oleh COVID-19 dapat membantu pemerintah dalam menentukan strategi yang tepat untuk menangani pandemi COVID-19 [6].

Sebelumnya, pemodelan dengan data COVID-19 pernah dilakukan di Kanada dengan pengembangan dari model regresi linear, yaitu model linear tergeneralisasi (GLM), dan model ini dapat menggambarkan korelasi antar variabel dengan baik [11]. Pemodelan GLM untuk menganalisis hubungan antara usia dengan data kematian dan konfirmasi kasus COVID-19 juga pernah digunakan di Indonesia pada tahun 2021 [12]. GLM terbukti efektif dalam menggambarkan hubungan antara usia dengan kematian dan konfirmasi kasus [13]. Selain itu, berdasarkan penelitian yang dilakukan di Indonesia pada kasus COVID-19 tahun 2020, penggunaan GLM berhasil menggambarkan hubungan antara kasus konfirmasi dan kematian dengan baik [14]. Namun, perlu diketahui bahwa seseorang yang terpapar COVID-19 tidak meninggal pada periode waktu yang sama mengingat seseorang dapat meninggal setelah terkonfirmasi COVID-19 [15].

Berdasarkan [14], kasus kematian dan kasus konfirmasi mengalami peningkatan secara bersamaan pada tahun 2020. Namun, hingga 31 Desember 2021, kasus konfirmasi dan kematian masih terjadi. Oleh karena itu, dalam penelitian ini analisis akan dilakukan dengan periode yang lebih panjang, di mana pola antara kasus kematian dan konfirmasi mengalami kenaikan dan penurunan secara bersamaan. Selain itu, diperlukan pemodelan banyaknya kematian berdasarkan kasus konfirmasi untuk mengetahui hubungan antar keduanya dengan mempertimbangkan periode kematian terjadi setelah penderita

terkonfirmasi COVID-19. Penelitian ini akan menggunakan model yang menghubungkan kasus konfirmasi COVID-19 sebagai variabel prediktor dengan kasus kematian akibat COVID-19 sebagai variabel respon untuk kasus di Indonesia dan negara-negara tetangganya, seperti Malaysia, Thailand, dan Filipina.

Pemilihan keempat negara ini dilakukan karena keempat negara Indonesia, Malaysia, Thailand, dan Filipina memiliki jumlah kasus konfirmasi tertinggi dibandingkan dengan negara-negara lain di kawasan tersebut. Sementara itu, untuk negara Singapura hampir tidak ditemukan kasus kematian per harinya sehingga kondisinya berbeda dibandingkan dengan keempat negara ini [6]. Penggunaan GLM memiliki asumsi bahwa variabel respon mengikuti distribusi yang termasuk dalam EDM (*Exponential Dispersion Model*), dan dalam penelitian ini, EDM yang digunakan meliputi distribusi normal (Gaussian), gamma, Poisson, dan binomial negatif [11]. Model yang paling sesuai dengan data akan dipilih berdasarkan kriteria *Akaike Information Criterion* (AIC), *Bayesian Information Criterion* (BIC), dan *Mean Squared Error* (MSE) untuk memprediksi jumlah kematian dengan akurat [13]. Setelah menentukan model terbaik, pada penelitian ini juga akan dicari periode terbaik untuk kematian terjadi setelah penderita terkonfirmasi di setiap negara [7].

Penelitian ini menganalisis kasus di Indonesia, Malaysia, Thailand, dan Filipina secara bersamaan. Sebagian besar penelitian sebelumnya hanya berfokus pada analisis data COVID-19 di satu negara atau wilayah tertentu tanpa mempertimbangkan perbandingan antar negara dengan karakteristik yang serupa. Tidak ada kajian komprehensif yang menggabungkan data dari keempat negara ini secara bersamaan untuk memahami pola kasus konfirmasi dan kematian COVID-19. Analisis lintas negara yang melibatkan Indonesia, Malaysia, Thailand, dan Filipina memiliki potensi untuk mengungkap pola regional yang dapat memberikan wawasan lebih mendalam terkait karakteristik penyebaran virus dan penanganannya di Asia Tenggara.

Penelitian sebelumnya sering mengasumsikan hubungan langsung antara kasus konfirmasi dan kematian, tanpa memperhitungkan jeda waktu antara kedua variabel ini. Tidak ada model yang secara spesifik memasukkan faktor jeda waktu sebagai variabel penting dalam analisis, meskipun jeda ini sangat relevan karena kematian tidak terjadi segera setelah konfirmasi kasus COVID-19. Akibatnya, prediksi jumlah kematian dari kasus konfirmasi menjadi kurang akurat, terutama dalam situasi di mana ada perubahan pola waktu seperti adanya intervensi kesehatan atau perbedaan karakteristik demografis.

Meskipun model linear tergeneralisasi (GLM) telah digunakan dalam beberapa penelitian, tidak semua distribusi dalam keluarga GLM (misalnya Gaussian, gamma, Poisson, dan binomial negatif) telah diuji secara sistematis dalam menganalisis data COVID-19. Beberapa penelitian sebelumnya tidak mempertimbangkan kriteria evaluasi model seperti *Akaike Information Criterion* (AIC), *Bayesian Information Criterion* (BIC), dan *Mean Squared Error* (MSE) untuk menentukan model terbaik, sehingga

validitas hasil prediksi dapat diragukan. MSE dapat digunakan untuk mengukur seberapa baik model memprediksi data.

2. Metodologi

Metode yang digunakan pada penelitian ini adalah:

1. Mengambil data dari WHO, untuk Indonesia, Malaysia, Thailand, dan Filipina dengan periode yang ditentukan berdasarkan kondisi kasus konfirmasi dan kematian pada setiap negara.
2. Pemilihan variabel respon dan variabel prediktor (variabel respon adalah jumlah pasien yang meninggal akibat COVID-19 per hari dan variabel prediktor adalah jumlah status konfirmasi COVID-19 per hari).
3. Menampilkan statistik deskriptif.
4. Memilih distribusi dari variabel respon yang cocok dengan data, yaitu normal (Gaussian), Poisson, gamma, dan binomial negatif.
5. Melakukan uji homoskedastisitas.
6. Pembentukan GLM normal (Gaussian), Poisson, gamma, dan binomial negatif dengan mempertimbangkan periode kematian setelah seseorang terpapar virus COVID-19.
7. Mengestimasi banyaknya kematian berdasarkan kasus konfirmasi.
8. Menentukan distribusi yang menggambarkan periode terbaik untuk mengestimasi banyaknya kematian.

3. Hasil dan Pembahasan

Tabel 1 merupakan statistik deskriptif dari kasus konfirmasi dan kematian per hari akibat COVID-19 di Indonesia, Malaysia, Thailand, dan Filipina.

Tabel 1. Statistik deskriptif

Negara	Min	Kuartil 1	Median	Mean	Kuartil 3	Max
Indonesia	55	959	3.997	6.518	6.726	56.757
Malaysia	354	1.745	4.097	6.112	6.999	24.599
Thailand	1.390	3.200	7.006	8.434	11.872	23.418
Filipina	0	1.073	2.220	4.309	6.138	26.238

Setelah menjelaskan mengenai data yang digunakan pada penelitian ini, selanjutnya akan dilakukan uji Breusch-Pagan untuk membuktikan asumsi homoskedastisitas sebagai syarat yang diperlukan untuk menyatakan regresi linear tidak dapat digunakan [3]. Jika asumsi ini tidak dipenuhi, maka regresi linear kurang baik digunakan untuk memprediksi kasus ini. Hasil pada Tabel 2 menyimpulkan bahwa asumsi homoskedastisitas dinyatakan gagal sehingga regresi linear tidak dapat digunakan dan perlu dilakukan modifikasi dengan menggunakan GLM.

Tabel 2. Hasil uji homoskedastisitas

Negara	BP	df	p-value
Indonesia	275,760	1	$< 2,2 \times 10^{-16}$
Malaysia	69,595	1	$< 2,2 \times 10^{-16}$
Thailand	75,875	1	$< 2,2 \times 10^{-16}$
Filipina	17,964	1	$2,251 \times 10^{-15}$

Dalam GLM, distribusi normal, gamma, dan binomial negatif akan menggunakan fungsi link identitas sedangkan distribusi Poisson akan menggunakan fungsi *log-link*. Tabel 3 merupakan hasil *output* GLM normal, Poisson, gamma, dan binomial negatif untuk kasus-kasus di Indonesia, Malaysia, Thailand, dan Filipina dengan menggunakan program R.

Tabel 3. Hasil GLM normal, Poisson, gamma, dan binomial negatif untuk kasus di Indonesia

	Estimate	Std. Error	t value (GLM normal) z value (GLM lainnya)	Pr (> t) (GLM normal) Pr (> z) (GLM lainnya)
<i>Intercept_ID</i>	Normal: -17,28 Poisson: 4,603 Gamma: 4,143 Bin neg: 4,150	Normal: 4,480 Poisson: $3,912 \times 10^{-3}$ Gamma: $2,913 \times 10^{-2}$ Bin neg: $3,312 \times 10^{-2}$	Normal: -3,858 Poisson: 1176,5 Gamma: 141,3 Bin neg: 125,33	Normal: 0,000126 Poisson: $< 2 \times 10^{-16}$ Gamma: $< 2 \times 10^{-16}$ Bin neg: $< 2 \times 10^{-16}$
<i>Indonesia_cases</i>	Normal: $3,639 \times 10^{-2}$ Poisson: $6,586 \times 10^{-5}$ Gamma: $1,078 \times 10^{-4}$ Bin neg: $1,070 \times 10^{-4}$	Normal: $3,847 \times 10^{-4}$ Poisson: $1,350 \times 10^{-7}$ Gamma: $2,517 \times 10^{-6}$ Bin neg: $2,819 \times 10^{-16}$	Normal: 94,852 Poisson: 487,9 Gamma: 42,8 Bin neg: 37,96	Normal: $< 2 \times 10^{-16}$ Poisson: $< 2 \times 10^{-16}$ Gamma: $< 2 \times 10^{-16}$ Bin neg: $< 2 \times 10^{-16}$
<i>Intercept_MY</i>	Normal: -22,69 Poisson: 2,900 Gamma: 2,312 Bin neg: 2,357	Normal: 2,748 Poisson: $1,163 \times 10^{-2}$ Gamma: $5,880 \times 10^2$ Bin neg: $5,529 \times 10^{-2}$	Normal: -8,257 Poisson: 249,300 Gamma: 39,320 Bin neg: 42,630	Normal: $1,83 \times 10^{-15}$ Poisson: $< 2 \times 10^{-16}$ Gamma: $< 2 \times 10^{-16}$ Bin neg: $< 2 \times 10^{-16}$
<i>Malaysia_cases</i>	Normal: $1,537 \times 10^{-2}$ Poisson: $1,429 \times 10^{-4}$ Gamma: $2,094 \times 10^{-4}$ Bin neg: $2,039 \times 10^{-4}$	Normal: $3,188 \times 10^{-4}$ Poisson: $7,388 \times 10^{-7}$ Gamma: $6,821 \times 10^{-6}$ Bin neg: $6,246 \times 10^6$	Normal: 48,222 Poisson: 193,500 Gamma: 30,690 Bin neg: 32,640	Normal: $< 2 \times 10^{-16}$ Poisson: $< 2 \times 10^{-16}$ Gamma: $< 2 \times 10^{-16}$ Bin neg: $< 2 \times 10^{-16}$
<i>Intercept_TH</i>	Normal: -10,71 Poisson: 3,254 Gamma: 3,198 Bin neg: 3,202	Normal: 3,679 Poisson: $1,567 \times 10^{-2}$ Gamma: $4,630 \times 10^{-2}$ Bin neg: $4,338 \times 10^{-2}$	Normal: -2,910 Poisson: 207,600 Gamma: 69,060 Bin neg: 73,820	Normal: 0,00394 Poisson: $< 2 \times 10^{-16}$ Gamma: $< 2 \times 10^{-16}$ Bin neg: $< 2 \times 10^{-16}$
<i>Thailand_cases</i>	Normal: $1,124 \times 10^{-2}$ Poisson: $1,121 \times 10^{-4}$ Gamma: $1,173 \times 10^{-4}$ Bin neg: $1,169 \times 10^{-4}$	Normal: $3,494 \times 10^{-4}$ Poisson: $1,075 \times 10^{-6}$ Gamma: $4,398 \times 10^{-6}$ Bin neg: $3,979 \times 10^{-6}$	Normal: 32,150 Poisson: 104,300 Gamma: 26,660 Bin neg: 29,370	Normal: $< 2 \times 10^{-16}$ Poisson: $< 2 \times 10^{-16}$ Gamma: $< 2 \times 10^{-16}$ Bin neg: $< 2 \times 10^{-16}$
<i>Intercept_PH</i>	Normal: 41,14 Poisson: 3,953 Gamma: 3,746 Bin neg: 3,750	Normal: 3,466 Poisson: $6,356 \times 10^{-3}$ Gamma: $5,053 \times 10^{-2}$ Bin neg: $4,742 \times 10^{-2}$	Normal: 11,870 Poisson: 621,900 Gamma: 74,130 Bin neg: 70,070	Normal: $< 2 \times 10^{-16}$ Poisson: $< 2 \times 10^{-16}$ Gamma: $< 2 \times 10^{-16}$ Bin neg: $< 2 \times 10^{-16}$
<i>Filipina_cases</i>	Normal: $9,123 \times 10^{-3}$ Poisson: $7,958 \times 10^{-5}$ Gamma: $1,171 \times 10^{-4}$ Bin neg: $1,164 \times 10^{-4}$	Normal: $5,294 \times 10^{-4}$ Poisson: $6,561 \times 10^{-7}$ Gamma: $7,718 \times 10^6$ Bin neg: $7,198 \times 10^{-6}$	Normal: 17,230 Poisson: 121,300 Gamma: 15,170 Bin neg: 16,180	Normal: $< 2 \times 10^{-16}$ Poisson: $< 2 \times 10^{-16}$ Gamma: $< 2 \times 10^{-16}$ Bin neg: $< 2 \times 10^{-16}$

Nilai *p*-value pada kolom terakhir di Tabel 3 memperlihatkan bahwa kasus konfirmasi berpengaruh signifikan terhadap kasus kematian dengan tingkat keberartian α sebesar 5%. Dari hasil yang ditunjukkan oleh Tabel 3 dapat dibentuk pemodelan kasus kematian berdasarkan kasus konfirmasi untuk distribusi normal, Poisson, gamma, dan binomial

negatif untuk masing-masing negara yang masing-masing dinyatakan dalam persamaan (1)-(16).

$$\mu_{i_normal_ID} = -17,28 + 3,364 \times 10^{-2} \times Indonesia_cases \quad (1)$$

$$\mu_{i_Poisson_ID} = \exp(4,603 + 6,586 \times 10^{-5} \times Indonesia_cases) \quad (2)$$

$$\mu_{i_gamma_ID} = \exp(4,143 + 1,078 \times 10^{-4} \times Indonesia_cases) \quad (3)$$

$$\mu_{i_bin_neg_ID} = \exp(4,150 + 1,070 \times 10^{-4} \times Indonesia_cases) \quad (4)$$

$$\mu_{i_normal_MY} = -22,69 + 1,537 \times 10^{-2} \times Malaysia_cases \quad (5)$$

$$\mu_{i_Poisson_MY} = \exp(2,900 + 1,429 \times 10^{-4} \times Malaysia_cases) \quad (6)$$

$$\mu_{i_gamma_MY} = \exp(2,312 + 2,094 \times 10^{-4} \times Malaysia_cases) \quad (7)$$

$$\mu_{i_bin_neg_MY} = \exp(2,357 + 2,029 \times 10^{-4} \times Malaysia_cases) \quad (8)$$

$$\mu_{i_normal_TH} = -10,71 + 1,124 \times 10^{-2} \times Thailand_cases \quad (9)$$

$$\mu_{i_Poisson_TH} = \exp(3,254 + 1,121 \times 10^{-4} \times Thailand_cases) \quad (10)$$

$$\mu_{i_gamma_TH} = \exp(3,918 + 1,173 \times 10^{-4} \times Thailand_cases) \quad (11)$$

$$\mu_{i_bin_neg_TH} = \exp(3,202 + 1,169 \times 10^{-4} \times Thailand_cases) \quad (12)$$

$$\mu_{i_normal_PH} = 41,14 + 9,123 \times 10^{-3} \times Filipina_cases \quad (13)$$

$$\mu_{i_Poisson_PH} = \exp(3,953 + 7,958 \times 10^{-5} \times Filipina_cases) \quad (14)$$

$$\mu_{i_gamma_PH} = \exp(3,746 + 1,171 \times 10^{-4} \times Filipina_cases) \quad (15)$$

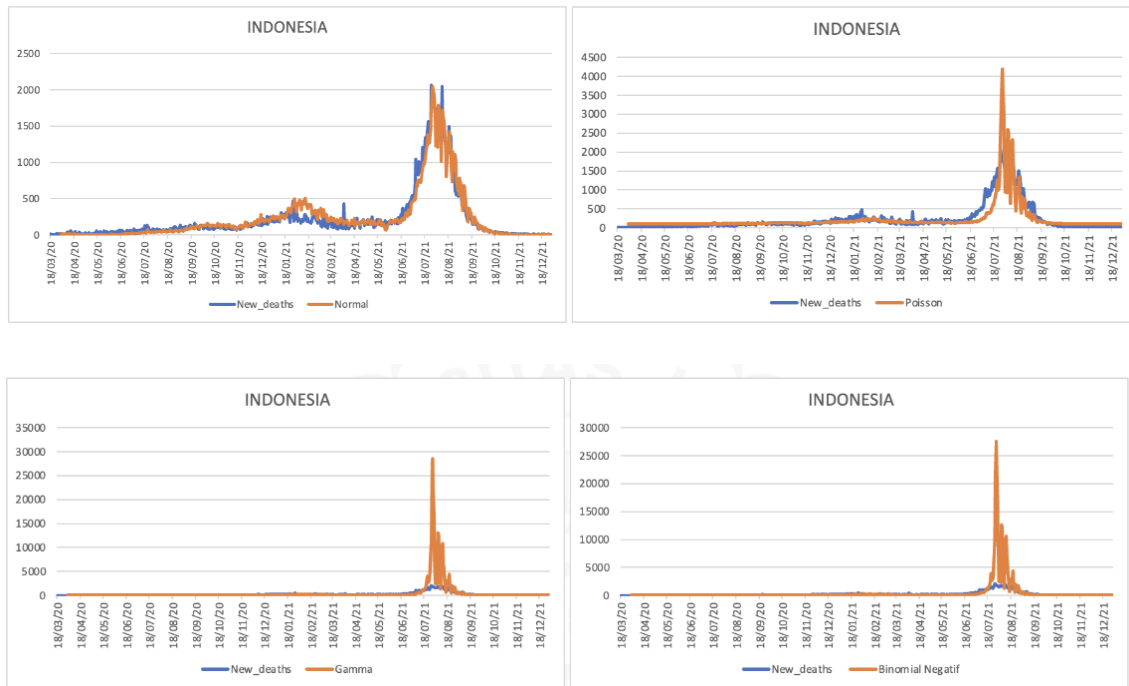
$$\mu_{i_bin_neg_PH} = \exp(3,750 + 1,164 \times 10^{-4} \times Filipina_cases) \quad (16)$$

Berdasarkan pemodelan dari empat distribusi di atas, ditemukan bahwa kasus konfirmasi memiliki efek yang signifikan terhadap kasus kematian per harinya di Indonesia. Namun, perlu membandingkan model-model tersebut untuk mendapatkan sebuah model terbaik di Indonesia. Sebagai contoh, hasil prediksi banyaknya kematian di Indonesia berdasarkan keempat persamaan tersebut disajikan pada Tabel 4.

Tabel 4. Hasil prediksi banyaknya kematian di Indonesia

Date_reported	Aktual	Normal	Poisson	Gamma	Binomial Negatif
2020-04-01	21	-15,279	100,145	63,366	63,808
2020-04-02	13	-14,296	100,324	63,551	63,993
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
2020-09-28	87	97,021	122,715	88,376	88,773
2020-09-30	128	110,340	125,709	91,932	92,319
2020-10-01	139	126,934	129,542	96,565	96,935
2020-10-02	116	114,998	126,773	93,210	93,592
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
2021-12-28	8	-10,366	101,040	64,295	64,737
2021-12-29	10	-9,820	101,140	64,399	64,841
2021-12-30	7	-9,529	101,193	64,455	64,896
2021-12-31	6	-6,691	101,714	64,999	65,440

Gambar 1 menampilkan contoh visualisasi prediksi banyaknya kematian pada setiap distribusi untuk kasus di Indonesia.



Gambar 1. Visualisasi GLM normal, Poisson, gamma dan binomial negatif di Indonesia Berdasarkan Tabel 4 dan Gambar 1, hasil GLM normal paling baik dalam memprediksi banyaknya kematian. Namun, pada 1 April 2020 sampai 25 Mei 2020 dan 20 November 2022 sampai 31 Desember 2022 angka prediksi yang dihasilkan GLM normal bernilai negatif dan pada kenyataannya pada periode tersebut hampir tidak ditemukan jumlah kasus kematian per harinya. Untuk menentukan model GLM terbaik, akan dihitung nilai AIC, BIC, dan MSE untuk setiap model GLM, hasilnya disajikan pada Tabel 5.

Tabel 5. Hasil AIC, BIC, dan MSE di Indonesia

Distribusi	AIC	BIC	MSE
Normal	7.621,80	7.635,15	7.393,44
Poisson	51.456,00	51.464,73	43.580,75
Gamma	7.350,70	7.364,04	3.539.280,00
Binomial negatif	7.344,60	7.357,98	3.311.904,00

Dari Tabel 5, dapat disimpulkan bahwa untuk kasus di Indonesia, GLM dengan distribusi normal memiliki MSE terkecil dibandingkan distribusi lainnya. Walaupun AIC dan BIC untuk GLM normal bukan merupakan nilai yang terkecil, tetapi nilai-nilainya tidak sangat jauh jika dibandingkan dengan AIC dan BIC terkecilnya (yaitu GLM binomial negatif). Pemilihan GLM normal sebagai model terbaik di Indonesia juga dapat dilihat dari nilai MSE yang jauh sangat rendah dibandingkan nilai-nilai MSE pada GLM lainnya. Selanjutnya akan dilihat periode terbaik pada GLM normal. Periode yang dimaksud disini adalah periode kematian terjadi setelah penderita terkonfirmasi COVID-19.

Tabel 6. Hasil AIC, BIC, dan MSE GLM normal di Indonesia

Normal	AIC	BIC	MSE
10	7.932,200	7.945,631	12.963,980
11	7.808,200	7.821,572	10.895,890
12	7.698,400	7.711,772	9.358,307
13	7.621,800	7.635,147	8.619,241
14	7.535,300	7.548,720	7.393,442
15	7.833,700	7.847,087	12.235
16	7.955,400	7.968,747	15.092,520
17	8.029,300	8.042,669	17.284,550
18	8.039,200	8.052,548	17.906,380

Berdasarkan Tabel 6, periode terbaik yang memiliki AIC, BIC, dan MSE terkecil adalah 14 hari. Ini berarti, GLM normal memprediksi banyaknya kematian dengan periode kematian yang terjadi setelah penderita terkonfirmasi 14 hari yang paling baik. Selanjutnya akan dilakukan dengan cara yang serupa pada negara-negara Malaysia, Thailand, dan Filipina. Hasil GLM terbaik untuk masing-masing negara dapat dilihat pada Tabel 7, Tabel 8, dan Tabel 9.

Pada Tabel 7, Tabel 8, dan Tabel 9, GLM normal memprediksi banyaknya kematian dengan periode kematian yang terjadi setelah penderita terkonfirmasi 11 hari yang paling baik di Malaysia, GLM binomial negatif memprediksi banyaknya kematian dengan periode kematian yang terjadi setelah penderita terkonfirmasi 12 hari yang paling baik di Thailand, dan GLM normal memprediksi banyaknya kematian dengan periode kematian yang terjadi setelah penderita terkonfirmasi 13 hari yang paling baik di Filipina.

Tabel 7. Hasil AIC, BIC, dan MSE GLM normal di Malaysia

Normal	AIC	BIC	MSE
10	4.463,200	4.475,420	1.502,854
11	4.432,300	4.444,524	1.433,364
12	4.444,200	4.456,413	1.507,378
13	4.451,800	4.464,027	1.570,106
14	4.443,600	4.455,862	1.577,483
15	4.472,600	4.484,856	1.726,605
16	4.480,200	4.492,421	1.799,330
17	4.504,100	4.516,264	1.947,489
18	4.509,300	4.521,510	2.019,576

Tabel 8. Hasil AIC, BIC, dan MSE GLM binomial negatif di Thailand

Normal	AIC	BIC	MSE
10	2.240,500	2.251,018	1.135,937
11	2.244,600	2.255,171	1.017,025
12	2.232,200	2.242,695	811,103
13	2.239,400	2.249,927	846,085
14	2.263,200	2.273,741	873,444
15	2.284,300	2.294,814	996,262
16	2.294,300	2.304,814	1.138,955
17	2.305,500	2.315,991	1.245,425
18	2.313,300	2.323,708	1.354,130

Tabel 9. Hasil AIC, BIC, dan MSE GLM normal di Filipina

Normal	AIC	BIC	MSE
10	7.312,600	7.325,987	4.460,330
11	7.291,600	7.305,005	4.393,913
12	7.249,100	7.262,557	4.187,259
13	7.200,600	7.214,036	4.171,624
14	7.237,300	7.250,711	4.255,995
15	7.235,200	7.248,616	4.316,492
16	7.235,000	7.248,443	4.391,121
17	7.220,400	7.233,828	4.368,064
18	7.235,500	7.248,955	4.310,160

4. Kesimpulan

Kesimpulan untuk penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Hasil simulasi menunjukkan bahwa distribusi peluang yang paling baik di Indonesia, Malaysia, dan Filipina adalah GLM normal. Sedangkan, pada Thailand banyaknya kematian paling baik dimodelkan dengan GLM binomial negatif. Hal ini ditentukan berdasarkan visualisasi dan nilai AIC, BIC, dan MSE terkecil.
2. Berdasarkan model linear tergeneralisasi (GLM) dengan pemodelan variabel respon menggunakan distribusi normal, Poisson, gamma, dan binomial negatif dapat disimpulkan bahwa kasus konfirmasi per harinya memiliki pengaruh yang signifikan terhadap kasus kematian per harinya pada Indonesia, Malaysia, Thailand, dan Filipina.
3. Pemodelan yang mempertimbangkan periode kematian terjadi setelah penderita terkonfirmasi virus COVID-19 lebih akurat dalam memprediksi jumlah kematian di Indonesia dibandingkan tanpa mempertimbangkan periode tersebut. Analisis ini kemudian diperluas ke empat negara, yaitu Indonesia, Malaysia, Thailand, dan Filipina. Pemodelan dengan mempertimbangkan periode kematian terjadi setelah penderita terkonfirmasi menunjukkan bahwa periode terbaik pada setiap negara pun beragam, dengan Indonesia, Malaysia, Thailand, dan Filipina berturut-turut adalah 14, 11, 12, dan 13 hari. Periode ini ditentukan berdasarkan nilai AIC, BIC, dan MSE terkecil, yang menunjukkan kondisi serupa di keempat negara tersebut.

Daftar Pustaka

- [1] L.-M. Weng, X. Su, and X.-Q. Wang, "Pain symptoms in patients with coronavirus disease (COVID-19): A literature review," *Journal of Pain Research*, vol. 14, pp. 147–159, 2021. [\[CrossRef\]](#)
- [2] S. Rath, A. Tripathy, and A. R. Tripathy, "Prediction of new active cases of coronavirus disease (COVID-19) pandemic using multiple linear regression model," *Diabetes & Metabolic Syndrome: Clinical Research & Reviews*, vol. 14, pp. 1467–1474, 2020. [\[CrossRef\]](#)

- [3] M. A. Poole and P. N. O'Farrell, "The assumptions of the linear regression model," *Transactions of the Institute of British Geographers*, vol. 52, pp. 145–158, 1971. [\[CrossRef\]](#)
- [4] T. To, K. Zhang, B. Maguire, E. Terebessy, I. Fong, S. Parikh, J. Zhu, and Y. Su, "UV, ozone, and COVID-19 transmission in Ontario, Canada using generalised linear models," *Environmental Research*, vol. 194, p. 110645, 2021. [\[CrossRef\]](#)
- [5] A. H. Ulya and E. S. Nugraha, "Gender and age relationship on COVID-19 in Indonesia by GLM model," *Proceedings of The Symposium on Data Science (SDS)*, pp. 38–46, 2021.
- [6] S. Saidi, N. Herawati, and K. Nisa, "Modeling with generalized linear model on COVID-19: Cases in Indonesia," *International Journal of Electronics and Communications System*, vol. 1, pp. 25–33, 2021. [\[CrossRef\]](#)
- [7] M. Goldburd, A. Khare, D. Tevet, and D. Guller, "Generalized linear models for insurance rating," *Casualty Actuarial Society, CAS Monographs Series*, vol. 5, 2016.
- [8] N. R. Yunus and A. Rezki, "Kebijakan pemberlakuan lockdown sebagai antisipasi penyebaran corona virus COVID-19," *Salam: Jurnal Sosial dan Budaya Syar-i*, vol. 7, pp. 227–238, 2020. [\[CrossRef\]](#)
- [9] A. Haleem, M. Javaid, and R. Vaishya, "Effects of COVID-19 pandemic in daily life," *Current Medicine Research and Practice*, vol. 10, p. 78, 2020. [\[CrossRef\]](#)
- [10] N. Afrianti and C. Rahmiati, "Faktor-faktor yang mempengaruhi kepatuhan masyarakat terhadap protokol kesehatan COVID-19," *Jurnal Ilmiah Permas: Jurnal Ilmiah STIKES Kendal*, vol. 11, pp. 113–124, 2021. [\[CrossRef\]](#)
- [11] R. V. Hogg, J. W. McKean, and A. T. Craig, *Introduction to Mathematical Statistics*. Pearson Education India, 2013.
- [12] J. C. Hull, *Machine Learning in Business: An Introduction to the World of Data Science*. John C. Hull, 2019.
- [13] D. N. Gujarati, *Basic Econometrics (5th ed.)*. McGraw-Hill, 2008.
- [14] U. Olsson, *Generalized Linear Models: An Applied Approach*, 2002.
- [15] V. Chaurasia and S. Pal, "COVID-19 pandemic: ARIMA and regression model-based worldwide death cases predictions," *SN Computer Science*, vol. 1, p. 288, 2020. [\[CrossRef\]](#)