

Pemodelan Faktor yang Mempengaruhi Kasus Covid-19 di Sulawesi Selatan Menggunakan Bayesian Spasial Conditional Autoregressive Localised

Modeling Factors Influencing Covid-19 Cases in South Sulawesi Using Bayesian Conditional Autoregressive Localised

La Ode Salman Yassar¹⁾, Meyrna Vidya Shanty¹⁾, Muhamad Mahadtir¹⁾, Aswi Aswi^{1)*}, Suwardi Annas¹⁾

¹⁾Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Negeri Makassar

ABSTRAK

Provinsi Sulawesi Selatan tercatat sebagai provinsi yang memiliki jumlah kasus Covid-19 tertinggi pada pulau Sulawesi. Riset mengenai pemodelan Covid-19 telah banyak dilakukan oleh peneliti, akan tetapi hingga saat ini, belum ada riset yang menggunakan model Bayesian spasial Conditional Autoregressive Localised yang melibatkan kombinasi faktor jarak wilayah ke ibu kota provinsi, kepadatan penduduk, dan jumlah penduduk lanjut usia di setiap kabupaten di Provinsi Sulawesi Selatan. Tujuan dari riset ini adalah untuk mendapatkan model Bayesian spasial Conditional Autoregressive Localised terbaik. Model terbaik didasarkan pada empat kriteria yaitu: Deviance Information Criteria, Watanabe Akaike Information Criteria, residual dari Modified Moran's I, dan banyaknya wilayah yang termasuk dalam suatu kelompok. Diperoleh bahwa, model dengan $G=3$ dengan memasukkan kovariat kepadatan penduduk merupakan model terbaik. Faktor yang signifikan mempengaruhi peningkatan kasus Covid-19 adalah faktor kepadatan penduduk yang berpengaruh positif. Hal ini menunjukkan bahwa semakin padat suatu daerah, semakin besar peluang untuk terinfeksi Covid-19. Makassar memiliki nilai risiko relatif Covid-19 tertinggi diikuti oleh Kabupaten Toraja dan Kota Pare-Pare. Sedangkan Kabupaten Bone memiliki nilai risiko relatif Covid-19 terendah diikuti oleh Kabupaten Wajo dan Kabupaten Enrekang.

Kata kunci: Bayesian spasial, CAR Localised, Covid-19

ABSTRACT

South Sulawesi Province is listed as the province with the highest number of Covid-19 cases in the Sulawesi Island. Research on Covid-19 modeling has been carried out by many researchers, but until now, there has been no research using the Bayesian spatial Conditional Autoregressive Localized model which involves a combination of factors such as distance to the provincial capital, population density, and the number of elderly people in each district in South Sulawesi Province. The aim of this research is to get the best Bayesian Conditional Autoregressive Localized model. The best model is based on four criteria, namely: Deviance Information Criteria, Watanabe Akaike Information Criteria, residuals from Modified Moran's I, and the number of areas included in a group. It was found that model with $G=3$ by including population density covariates was the best model. A

* *Korespondensi:*
email: aswi@unm.ac.id

significant factor influencing the increase in Covid-19 cases is the population density factor which has a positive effect. This shows that the more densely populated an area is, the greater the chance of being infected with Covid-19. Makassar has the highest relative risk value for Covid-19 followed by Toraja district and Pare-Pare City. Meanwhile, Bone district has the lowest relative risk value for Covid-19, followed by Wajo district and Enrekang district.

Keywords: Bayesian spatial, CAR Localised, Covid-19

PENDAHULUAN

Pada awal Desember 2019, dunia digegerkan dengan hadirnya virus baru di Wuhan, Provinsi Hubei, China (Sukarna et al., 2023) yakni *Severe Acute Respiratory Syndrome Corona virus 2* (SARS-CoV-2) atau biasa disebut dengan istilah Covid-19. Virus ini menyebar dengan cepat ke berbagai negara. Ribuan kematian yang disebabkan oleh Covid-19 membuat *World Health Organization* (WHO) mengumumkan Covid-19 sebagai pandemi pada tanggal 12 Maret 2020 (Ciotti et al., 2020). Tercatat hingga tanggal 22 Februari 2022 terdapat 421.716.638 kasus yang telah terkonfirmasi positif. Di Indonesia, virus ini pertama kali dilaporkan pada 2 Maret 2020 dengan satu kasus terkonfirmasi. Angka ini terus meningkat hingga pada tanggal 21 Februari 2022 sekitar 5.350.902 orang telah terinfeksi dan tersebar di 34 provinsi di Indonesia.

Provinsi Sulawesi Selatan tercatat sebagai provinsi yang memiliki jumlah kasus Covid-19 tertinggi pada regional pulau Sulawesi. Penyebaran Covid-19 di Sulawesi Selatan berdasarkan data Sulsel Tanggap Covid-19 yang diperoleh dari *website* resmi Dinas Kesehatan Provinsi Sulawesi Selatan, kasus terkonfirmasi aktif sebanyak 15.705 (masih sakit), 109.840 berhasil sembuh dan 2.289 meninggal, sehingga jumlah total konfirmasi sebanyak 127.834 kasus hingga Februari 2022.

Pemodelan untuk melihat faktor yang mempengaruhi meningkatnya kasus Covid-19 dan analisis risiko relatif di Sulawesi Selatan perlu dilakukan, untuk mengetahui daerah yang berisiko tinggi terinfeksi virus serta faktor yang mempengaruhinya. Pendekatan yang dilakukan dalam menaksir angka risiko relatif Covid-19 di Sulawesi Selatan yang mampu mengatasi permasalahan overdispersi, salah satunya adalah *Bayesian Conditional Autoregressive* (CAR), melalui pemilihan parameter prior yang tepat (Aswi, 2020; Aswi et al., 2024; Moraga, 2020).

Sebuah riset menunjukkan bahwa ada hubungan positif yang signifikan antara jumlah harian kasus terkonfirmasi Covid-19 dengan indeks mobilitas manusia dengan menggunakan *Generalized Additive Model* (GAM) (Zhu, Xie, Huang, & Cao, 2020). Selanjutnya, model spasial telah digunakan untuk memodelkan kasus Covid-19 menggunakan *Spatial Error Model* (SEM), model *Spatial Autoregressive* (SAR), dan model gabungan *Spatial Autoregressive* (SAC) yang melaporkan bahwa kepadatan penduduk berkorelasi positif dengan tingkat kematian Covid-19 di Jerman (Ehlert, 2021). Riset serupa yang menggunakan analisis Bayesian spasial *CAR Leroux* menunjukkan bahwa ada korelasi negatif antara jarak ke ibu kota dan risiko relatif Covid-19 (Tiro, Aswi, & Rais, 2021).

Artinya, semakin dekat suatu daerah dengan ibu kota, semakin besar risiko tertular Covid-19. Hasil riset mereka juga menyimpulkan juga bahwa hubungan antara kepadatan penduduk dan risiko relatif tidak signifikan secara statistik. Penggunaan model Bayesian spasial CAR *Localised* telah digunakan dalam pemodelan risiko relatif Covid-19 di Sulawesi Selatan (Aswi, Mauliyana, Tiro, & Bustan, 2022).

Berdasarkan hasil penelusuran yang telah kami lakukan, hingga saat ini belum ada riset yang menggunakan model Bayesian spasial CAR *Localised* untuk mengetahui faktor yang mempengaruhi peningkatan kasus Covid-19 di Provinsi Sulawesi Selatan yang melibatkan kombinasi faktor jarak wilayah ke ibu kota provinsi, kepadatan penduduk, dan jumlah penduduk lanjut usia di setiap kabupaten di Provinsi Sulawesi Selatan. Oleh karena itu, riset ini menggunakan model Bayesian spasial CAR *Localised* dalam memodelkan faktor yang mempengaruhi peningkatan kasus Covid-19 di Provinsi Sulawesi Selatan dengan menggunakan model Bayesian spasial CAR *Localised* dengan melibatkan faktor jarak wilayah ke ibu kota provinsi, kepadatan penduduk, dan jumlah penduduk lanjut usia di setiap kabupaten di Provinsi Sulawesi Selatan.

METODE

Data

Data yang dianalisis dalam penelitian ini mencakup jumlah kasus terkonfirmasi positif Covid-19 dari tanggal 2 Maret 2020 sampai 1 Agustus 2022 di setiap kabupaten/kota di Provinsi Sulawesi Selatan, yang terdiri dari total 24 wilayah administrative yang diperoleh dari publikasi Sulsel Tanggap Covid-19 dengan web <https://covid19.sulselprov.go.id/>. Data jumlah penduduk, kepadatan penduduk, jarak setiap kabupaten/kota ke ibu kota provinsi dan jumlah penduduk usia lanjut tiap kabupaten/kota untuk tahun 2021 diperoleh dari Publikasi Badan Pusat Statistik (BPS) Provinsi Sulawesi Selatan 2022 dengan website <https://sulsel.bps.go.id/>.

Model Bayesian Spasial CAR Localised

Metode Bayesian spasial memasukkan informasi spasial yang dapat mengurangi kekeliruan dari taksiran parameter risiko relatif sehingga diperoleh taksiran risiko relatif yang lebih baik. Berbagai model Bayesian telah digunakan untuk menggambarkan pola spasial data area. Penggunaan model Bayesian spasial CAR *Localised* direkomendasikan jika rata-rata dan variansi peubah terikat antar wilayah relatif besar karena dapat mengidentifikasi kelompok area yang berisiko tinggi, sedang dan rendah (Aswi & Sukarna, 2020). Jika nilai rata rata dan variansi antar wilayah relatif besar, pembentukan kelompok dan anggotanya dipengaruhi juga oleh pemilihan *hyperprior* pada deviasi standar. Model yang digunakan dalam riset ini dituliskan sebagai berikut (Lee & Sarran, 2015):

$$y_i \sim \text{Poisson}(E_i \theta_i)$$

$$\log(\theta_i) = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 + u_i + \lambda z_i$$

y_i adalah banyaknya kasus penyakit di wilayah ke $i = 1, \dots, 24$. E_i adalah nilai harapan dari jumlah kasus penyakit pada wilayah ke $i = 1, \dots, 24$ yang dihitung sebagai angka insiden keseluruhan untuk seluruh wilayah dikalikan dengan populasi berisiko di setiap wilayah, yang dapat ditulis sebagai berikut:

$$E_i = \frac{\sum_i y_i}{\sum_i pop_i} pop_i$$

dimana pop_i menyatakan banyaknya populasi pada wilayah i ; θ_i adalah risiko relatif pada wilayah ke $i = 1, \dots, 24$; β_0 adalah tingkat keseluruhan dari risiko relatif; $\beta_1, \beta_2, \beta_3$ adalah koefisien regresi dari X_1, X_2 , dan X_3 ; u_i adalah efek acak spasial yang terstruktur yang dimodelkan dengan prior CAR sebagai berikut:

$$(u_i | u_j, i \neq j, \tau_u^2) \sim N \left(\frac{\sum_j u_j \omega_{ij}}{\sum_j \omega_{ij}}, \frac{\tau_u^2}{\sum_j \omega_{ij}} \right)$$

dimana $\omega_{ij} = 1$, jika i, j saling bertetangga dan $\omega_{ij} = 0$ jika i, j tidak saling bertetangga.

Dalam tulisan ini, digunakan *hyperprior* $\tau_u^2 \sim \text{IG}(1; 0, 01)$ sebagai *default* prior pada CARBayes (Lee, 2013). Kelompok G mempunyai bentuk intersep sendiri yaitu $\lambda_1 < \lambda_2 < \dots < \lambda_G$. Prior $\lambda_j \sim \text{Uniform}(\lambda_{j-1}, \lambda_{j+1})$ for $j = 1, 2, \dots, G$. Wilayah i dialokasikan ke dalam satu dari intercept G melalui $Z_i \in \{1, 2, \dots, G\}$.

$$f(Z_i) = \frac{\exp(-\delta(Z_i - G^*)^2)}{\sum_{r=1}^G \exp(-\delta(Z_i - G^*)^2)}$$

$\delta \sim \text{Uniform}(1, 10)$ dan nilai $G^* = \frac{G+1}{2}$ jika ganjil dan $G^* = \frac{G}{2}$ jika G genap. Nilai dari G adalah *fixed* dan disarankan agar dipilih G yang kecil dan ganjil (Lee & Sarran, 2015). Model dianalisis dengan menggunakan paket CAR Bayes *software* R (R Core Team, 2019). Untuk menghasilkan distribusi posterior, algoritma Markov Chain Monte Carlo (MCMC) sebanyak 40.000 iterasi ($n \text{ sample} = 60.000$ dan $\text{burn-in} = 20.000$) digunakan.

HASIL DAN PEMBAHASAN

1. Deskriptif Statistik

a. Banyaknya Kasus Terkonfirmasi Positif Covid-19

Data yang digunakan pada riset ini adalah data banyaknya kasus terkonfirmasi positif Covid-19 mulai 2 Maret 2020 hingga 1 Agustus 2022 untuk setiap daerah di Provinsi Sulawesi Selatan yang terdiri dari 24 kabupaten/kota. Kasus terkonfirmasi positif Covid-19 tertinggi di Sulawesi Selatan berada di Kota Makassar yaitu sebanyak 64.329 kasus dan daerah dengan kasus terkonfirmasi positif terendah berada di Kabupaten Enrekang dengan 977 kasus. Data kasus terkonfirmasi positif Covid-19 di Provinsi Sulawesi Selatan memiliki nilai rata-rata 5.916 dan standar deviasi sebesar 12631,15.

b. Banyaknya Penduduk

Pada riset ini juga digunakan data banyaknya penduduk di tiap kabupaten/kota di Sulawesi Selatan. Data ini kemudian digunakan untuk mencari nilai ekspektasi terjadinya kasus yang merupakan perbandingan antara jumlah kasus dan banyaknya populasi di daerah i dikali dengan total populasi. Kabupaten/kota yang memiliki penduduk paling banyak di Sulawesi Selatan pada tahun 2021 adalah kota Makassar yaitu 1.545.373 jiwa sedangkan daerah dengan penduduk paling rendah berada di Kabupaten Selayar yaitu 136.871 jiwa. Nilai rata-rata banyaknya penduduk tiap kabupaten/kota adalah 372.000 dengan standar deviasi sebesar 297.496,20.

c. Kepadatan Penduduk

Data kepadatan penduduk yang digunakan pada riset ini adalah data kepadatan penduduk pada tahun 2021 di Provinsi Sulawesi Selatan yang terdiri dari 24 kabupaten/kota. Kabupaten/kota yang memiliki kepadatan penduduk paling tinggi di Sulawesi Selatan pada tahun 2021 adalah kota Makassar yaitu 8686,0 jiwa/km² dan daerah dengan kepadatan penduduk paling rendah berada di Kabupaten Luwu Utara yaitu 42,0 jiwa/km². Nilai rata-rata kepadatan penduduk tiap kabupaten/kota di Sulawesi Selatan adalah 652,90 dengan standar deviasi sebesar 1736,77.

d. Penduduk Lanjut Usia

Kabupaten/kota yang memiliki penduduk lanjut usia paling tinggi di Sulawesi Selatan pada tahun 2021 adalah kota Makassar yaitu 121.160 jiwa dan daerah dengan penduduk lanjut usia paling rendah berada di Kota Pare-Pare yaitu 12.613 jiwa. Rata-rata penduduk lanjut usia di Provinsi Sulawesi Selatan adalah 38.578 dengan standar deviasi sebesar 25.876,58.

2. Matriks Pembobot Spasial

Dalam riset ini digunakan matriks pembobot *Queen Contiguity* (persinggungan sisi sudut) dimana $\omega_{ij} = 1$ untuk daerah berbatasan sisi atau titik sudutnya dengan daerah pengamatan, dan $\omega_{ij} = 0$ untuk daerah lainnya. Sulawesi Selatan memiliki 24 kabupaten/kota, sehingga matriks pembobot yang terbentuk berukuran 24×24 .

3. Autokorelasi Spasial

Untuk mendeteksi adanya autokorelasi spasial, digunakan *Moran's I*. *Moran's I* digunakan untuk mengidentifikasi adanya autokorelasi spasial antar lokasi pengamatan. Untuk mengidentifikasi adanya autokorelasi spasial atau tidak, dilakukan uji signifikansi Indeks Moran. Uji hipotesis untuk Indeks Moran adalah sebagai berikut:

H_0 = Tidak terdapat autokorelasi spasial

H_1 = Terdapat autokorelasi spasial

Dengan menggunakan bantuan *software* R diperoleh hasil pada Tabel 1 sebagai berikut.

Tabel 1. Hasil output uji Autokorelasi Spasial dengan *Moran's I*

<i>p-value</i>	<i>Moran's I Statistic</i>	Ekspetasi	Ragam
0,029	0,047	-0,04	0,04

Berdasarkan hasil *output software R* pada Tabel 1, diperoleh nilai *p-value* = 0,029 yang lebih kecil dari $\alpha = 0,05$. Keputusan yang diambil adalah tolak H_0 . Sehingga dapat diperoleh kesimpulan bahwa terdapat autokorelasi spasial. Nilai *Moran's I* yang bernilai positif menunjukkan bahwa daerah yang berdekatan memiliki efek spasial yang mirip atau cenderung berkelompok.

4. Pemilihan Model CAR Localised Terbaik

Model CAR *Localised* terbaik didasarkan pada empat kriteria yaitu: *Deviance Information Criteria* (DIC), *Watanabe Akaike Information Criteria* (WAIC), *residual dari Modified Moran's I* (MMI) (Aswi, Cramb, Duncan, & Mengersen, 2021; Carrijo & Da Silva, 2017) dan banyaknya wilayah yang termasuk dalam suatu kelompok (Aswi, Cramb, Duncan, & Mengersen, 2020; Azis & Aswi, 2023). Nilai DIC, WAIC, yang terkecil dan residual dari MMI yang mendekati nol merupakan model yang terbaik. Riset dilakukan dengan menggunakan model Bayesian spasial CAR *Localised* dengan beberapa kelompok yaitu G=2, G=3, G=4, dan G=5 dengan prior *Invers-Gamma* (1; 0,01). Model CAR *Localised* dengan G=2 diberikan pada Tabel 4.

Tabel 2. Nilai DIC, WAIC, MMI residual, nilai *Credible Intervals* (CI) dan banyaknya area yang termasuk dalam kelompok untuk G=2

Model	DIC	WAIC	MMI	CI		Area dalam grup	
				2,5%	97,5%	G1	G2
M1 Tanpa Kovariat	293,9	300,0	-0,5	-	-	11	13
M2 Jarak	298,2	321,7	-0,6	-0,6	-0,7	16	8
M3 Kepadatan	291,3	290,3	-0,7	0,2	0,1	10	14
M4 Lansia	292,8	293,3	-0,5	0,2	0,1	9	15
M5 Jarak+ Kepadatan	291,8	290,3	-0,5	-0,01	0,1	10	14
M6 Jarak+ Lansia	295,7	302,2	-0,5	-0,2	0,02	9	15
M7 Kepadatan+ Lansia	290,9	290,2	-0,6	0,2	0,3	11	13
M8 Jarak+ Kepadatan+ Lansia	290,6	288,9	-0,6	-0,1	0,1	11	13
				0,2	0,3		
				-0,2	-0,1		

Tabel 2 menunjukkan bahwa model dengan dimasukkannya kovariat jarak wilayah ke ibu kota provinsi, kepadatan penduduk dan jumlah penduduk lanjut usia memiliki nilai DIC terkecil 290,6 dan WAIC terkecil 288,9 (M8). Tetapi pada Model M8 tersebut, kovariat jarak terhadap ibukota provinsi tidak signifikan, dan jumlah penduduk lanjut usia berpengaruh negatif terhadap peningkatan kasus Covid-19. Sedangkan nilai residual dari MMI terkecil (-0,5) adalah model dengan memasukkan kovariat penduduk lanjut usia (M4), dimana penduduk lanjut usia berpengaruh positif secara signifikan terhadap peningkatan kasus Covid-19. Model CAR *Localised* dengan G=3 diberikan pada Tabel 3.

Tabel 3. Nilai DIC, WAIC, residual dari MMI, CI dan area dalam kelompok untuk G=3

		G=3							
Model	DIC	WAIC	MMI	CI		Area dalam grup			
				2,5%	97,5%	G1	G2	G3	
M9	Tanpa Kovariat	302,9	354,2	-0,4	-	-	9	11	4
M10	Jarak	302,5	336,5	-0,6	-0,6	-0,3	13	7	4
M11	Kepadatan	296,4	307,9	-0,3	0,1	0,2	9	9	6
M12	Lansia	295,5	303,1	-0,4	0,0	0,2	7	10	7
M13	Jarak+ Kepadatan	300,2	325,3	-0,5	-0,2	-0,06	7	7	10
M14	Jarak+ Lansia	296,1	303,4	-0,5	-0,2	0,1	1	14	9
M15	Kepadatan+ Lansia	290,9	291,6	-0,5	0,1	0,2	7	5	12
M16	Jarak+ Kepadatan+ Lansia	295,3	304,3	-0,7	0,0	0,1	8	11	5
					0,5	0,6			
					-0,4	-0,2			

Hasil riset menunjukkan bahwa model dengan dimasukkannya kovariat kepadatan penduduk dan penduduk lansia memiliki nilai DIC (290,9) dan WAIC (291,6) terkecil (M15) dimana kovariat kepadatan penduduk berpengaruh positif terhadap peningkatan kasus Covid-19, akan tetapi jumlah penduduk lansia berpengaruh negatif. Sedangkan model dengan nilai MMI residual yang terkecil (-0,3) adalah model dengan memasukkan kovariat kepadatan penduduk (M11) dimana kepadatan penduduk berpengaruh positif terhadap peningkatan kasus Covid-19.

Tabel 4. Nilai DIC, WAIC, residual MMI, CI dan area dalam kelompok untuk G=4

		G=4								
Model	DIC	WAIC	MMI	CI		Area dalam grup				
				2,5%	97,5%	G1	G2	G3	G4	
M17	Tanpa kovariat	301,1	349,7	-0,6	-	-	7	5	9	3
M18	Jarak	310,4	375,2	-0,7	-0,5	-0,3	10	5	5	4
M19	Kepadatan	298,6	318,1	-0,48	0,1	0,2	9	7	6	2
M20	Lansia	301,0	325,2	-0,49	0,02	0,2	7	5	8	4
M21	Jarak+ Kepadatan	306,3	355,9	-0,7	0,04	0,1	7	5	6	6
M22	Jarak+ Lansia	302,8	330,8	-0,5	-0,3	-0,1	1	8	9	6
M23	Kepadatan+ Lansia	293,5	299,8	-0,8	0,4	0,5	7	5	9	3
M24	Jarak+ Kepadatan+ Lansia	294,6	304,7	-0,8	-0,1	-0,09	7	5	9	3
					0,4	0,4				
					-0,3	-0,2				

Model CAR *Localised* dengan $G=4$ diberikan pada Tabel 4. Berdasarkan Tabel 4 diketahui bahwa model dengan memasukan kovariat kepadatan penduduk dan penduduk lansia (M23) memiliki nilai DIC terkecil (293,5) dan juga memiliki nilai WAIC terkecil (299,8), akan tetapi memiliki nilai MMI residual yang sangat tinggi (-0,8). Sedangkan model dengan memasukan kovariat kepadatan penduduk memiliki nilai residual MMI terkecil dengan nilai -0,48 (M19) dimana kovariat kepadatan penduduk berpengaruh positif terhadap peningkatan kasus Covid-19. Nilai residual MMI terkecil model M19 (-0,48) relatif sama dengan model M20 dimana banyaknya penduduk lanjut usia berpengaruh positif terhadap peningkatan kasus Covid-19. Model CAR *Localised* dengan $G=5$ diberikan pada Tabel 5.

Tabel 5. Nilai DIC, WAIC, residual dari MMI, Nilai CI dan banyaknya area yang termasuk dalam kelompok untuk $G=5$

		G=5									
Model		DIC	WAIC	MMI	CI		Area dalam grup				
					2,5%	97,5%	G1	G2	G3	G4	G5
M25	Tanpa Kovariat	289,4	288,4	-0,4	-	-	5	5	7	6	1
M26	Jarak	311,8	381,7	-0,4	-0,6	-0,5	8	7	5	3	1
M27	Kepadatan	297,7	317,0	-0,6	0,1	0,2	7	4	7	4	2
M28	Lansia	304,1	342,4	-0,3	0,08	0,1	7	5	4	4	4
M29	Jarak+	309,3	393,4	-0,5	-0,06	0,05	6	3	4	8	3
	Kepadatan				0,3	0,4					
M30	Jarak+	306,0	345,8	-0,6	-0,2	0,02	1	8	7	4	4
	Lansia				0,3	0,5					
M31	Kepadatan+	298,9	316,9	-0,8	0,3	0,4	7	5	3	6	3
	Lansia				-0,3	-0,2					
M32	Jarak+	299,3	322,4	-0,7	-0,08	-0,01	7	4	6	4	3
	Kepadatan+				0,3	0,4					
	Lansia				-0,3	-0,2					

Tabel 5 menunjukkan bahwa model dengan tanpa kovariat (M25) memiliki nilai DIC terkecil (289,4) dan WAIC terkecil (288,4) dengan nilai MMI residual (-0,4). Model yang memiliki nilai residual MMI (-0,3) terkecil untuk $G=5$ adalah Model M28 yaitu model dengan memasukkan kovariat lanjut usia, yang menyimpulkan bahwa banyaknya penduduk lanjut usia berpengaruh positif terhadap peningkatan kasus Covid-19. Jika dibandingkan antara model M28 dan M11 yang memiliki nilai MMI residual yang sama, model M11 lebih dipilih karena nilai DIC dan WAIC nya lebih kecil dibandingkan dengan Model M28. Secara umum, berdasarkan kriteria kecocokan model yang digunakan, model Bayesian spasial CAR *Localised* dengan $G=3$ dengan memasukkan kovariat kepadatan penduduk (M11) merupakan model yang terbaik.

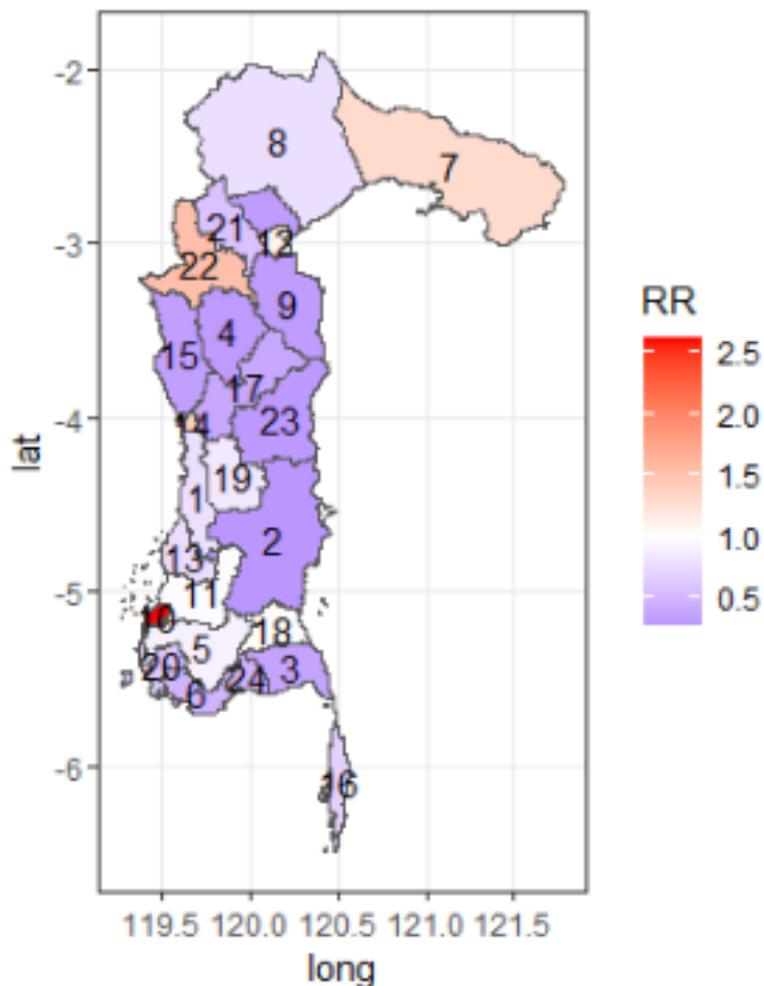
5. Estimasi Risiko Relatif

Dengan menggunakan model terbaik Model M11 didapatkan taksiran nilai risiko relatif untuk setiap kabupaten/kota di Sulawesi Selatan seperti pada Tabel 6.

Tabel 6. Nilai risiko relatif kasus Covid-19 kabupaten/kota di Sulawesi Selatan

ID	Kabupaten/ Kota	Risiko Relatif	Struktur Kelompok	ID	Kabupaten/ Kota	Risiko Relatif	Struktur Kelompok
10	Makassar	2,61	2	16	Selayar	0,68	2
22	Toraja	1,53	3	20	Takalar	0,62	2
14	Pare-pare	1,36	3	21	Toraja Utara	0,57	2
7	Luwu Timur	1,30	3	6	Jeneponto	0,48	1
12	Palopo	1,12	3	24	Bantaeng	0,47	1
18	Sinjai	1,01	3	17	Sidrap	0,38	1
11	Maros	0,96	3	3	Bulukumba	0,36	1
5	Gowa	0,90	2	15	Pinrang	0,33	1
19	Soppeng	0,84	2	9	Luwu	0,31	1
1	Barru	0,77	2	4	Enrekang	0,29	1
8	Luwu Utara	0,77	2	23	Wajo	0,29	1
13	Pangkep	0,76	2	2	Bone	0,26	1

Berdasarkan Tabel 6, Makassar memiliki nilai risiko relatif Covid-19 tertinggi (2,61), diikuti oleh Kabupaten Toraja dan Kota Pare-Pare. Sedangkan Kabupaten Bone memiliki nilai risiko relatif Covid-19 terendah (0,26), diikuti oleh Kabupaten Wajo dan Kabupaten Enrekang. Peta risiko relatif kasus Covid-19 di setiap kabupaten/kota diberikan pada Gambar 1.



Gambar 1. Taksiran Risiko Relatif Kasus Covid-19

KESIMPULAN

Model Bayesian CAR *Localised* dengan $G=3$ dengan memasukkan kovariat kepadatan penduduk merupakan model terbaik dalam memodelkan data kasus Covid-19 di Sulawesi Selatan mulai 2 Maret 2020 hingga 1 Agustus 2022. Berdasarkan model terbaik, disimpulkan bahwa faktor yang signifikan mempengaruhi peningkatan kasus Covid-19 adalah faktor kepadatan penduduk yang berpengaruh positif. Hal ini menunjukkan bahwa semakin padat suatu daerah, semakin besar peluang untuk terinfeksi Covid-19. Makassar memiliki nilai risiko relatif Covid-19 tertinggi (2,61), diikuti oleh Kabupaten Toraja dan Kota Pare-Pare. Sedangkan Kabupaten Bone memiliki nilai risiko relatif Covid-19 terendah (0,26), diikuti oleh Kabupaten Wajo dan Kabupaten Enrekang.

UCAPAN TERIMA KASIH

Artikel ini merupakan judul artikel yang meraih insentif dalam bidang Program Kreativitas Mahasiswa Artikel Ilmiah (PKM AI) Tahun 2023. Kami mengucapkan terima kasih kepada Direktorat Pembelajaran dan Kemahasiswaan, Direktorat Jenderal Pendidikan Tinggi, Riset, dan Teknologi atas dana insentif yang disediakan untuk artikel ini. Selain itu, kami juga ingin menyampaikan rasa terima kasih kepada dosen pembimbing kami dari Program Studi Statistika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Negeri Makassar.

DAFTAR PUSTAKA

- Aswi, A. (2020). *Bayesian spatio-temporal modelling of small areas: Dengue fever in Makassar Indonesia*. Queensland University of Technology.
- Aswi, A., Cramb, S., Duncan, E., & Mengersen, K. (2020). Climate variability and dengue fever in Makassar, Indonesia: Bayesian spatio-temporal modelling. *Spatial and Spatio-temporal Epidemiology*, 33, 100335. doi:10.1016/j.sste.2020.100335
- Aswi, A., Cramb, S., Duncan, E., & Mengersen, K. (2021). Detecting Spatial Autocorrelation for a Small Number of Areas: a practical example. *Journal of physics. Conference series*, 1899(1), 12098. doi:10.1088/1742-6596/1899/1/012098
- Aswi, A., Mauliyana, A., Tiro, M. A., & Bustan, M. N. (2022). Relative Risk of Coronavirus Disease (Covid-19) in South Sulawesi Province, Indonesia: Bayesian Spatial Modeling. *Media Statistika*, 14(2), 158-169. doi:10.14710/medstat.14.2.158-169
- Aswi, A., & Sukarna, S. (2020). *Model Bayesian spasial CAR localised: Studi kasus demam berdarah dengue di Kota Makassar*. Paper presented at the Seminar Nasional VARIANSI, Makassar.
- Aswi, A., Tiro, M. A., Sudarmin, S., Sukarna, S., Awi, A., Nurwan, N., & Cramb, S. (2024). Making Bayesian Disease Mapping Easy and Interactive: An R Shiny Application. *Media Statistika*, 16(2).
- Azis, A. A., & Aswi, A. (2023). Spatial clustering of stunting cases in Indonesia: A Bayesian approach. *Communications in Mathematical Biology and Neuroscience*, 2023, 1-11.
- Carrizo, T. B., & Da Silva, A. R. (2017). Modified Moran's I for Small Samples. *Geographical Analysis*, 49(4), 451-467. doi:10.1111/gean.12130

- Ciotti, M., Ciccozzi, M., Terrinoni, A., Jiang, W.-C., Wang, C.-B., & Bernardini, S. (2020). The COVID-19 pandemic. *Critical reviews in clinical laboratory sciences*, 57(6).
- Ehlert, A. (2021). The socio-economic determinants of COVID-19: A spatial analysis of German county level data. *Socio-economic planning sciences*, 78, 101083-101083. doi:10.1016/j.seps.2021.101083
- Lee, D. (2013). CARBayes: An R Package for Spatial Areal Unit Modelling with Conditional Autoregressive Priors. *Journal of Statistical Software*, 55(1), 1-24.
- Lee, D., & Sarran, C. (2015). Controlling for unmeasured confounding and spatial misalignment in long-term air pollution and health studies. *Environmetrics*, 26(7), 477-487.
- Moraga, P. (2020). *Geospatial health data : modeling and visualization with R-INLA and Shiny*. Boca Raton: CRC Press.
- R Core Team. (2019). R: A language and environment for statistical computing. Vienna, Austria: R Foundation for Statistical Computing. Retrieved from <http://www.R-project.org>
- Sukarna, S., Syahrul, N. F., Sanusi, W., Aswi, A., Abdy, M., & Irwan, I. (2023). Estimating and Forecasting Covid-19 Cases in Sulawesi Island Using Generalized Space-Time Autoregressive Integrated Moving Average Model. *Media statistika (Online)*, 15(2), 186-197. doi:10.14710/medstat.15.2.186-197
- Tiro, M. A., Aswi, A., & Rais, Z. (2021). Association of Population Density and Distance to the City with the Risks of COVID-19: A Bayesian Spatial Analysis. *Journal of physics. Conference series*, 2123(1), 12001. doi:10.1088/1742-6596/2123/1/012001
- Zhu, Y., Xie, J., Huang, F., & Cao, L. (2020). The mediating effect of air quality on the association between human mobility and COVID-19 infection in China. *Environmental Research*, 189, 109911. doi:10.1016/j.envres.2020.109911