

MODEL BAYESIAN SPASIAL CAR *LOCALISED*: STUDI KASUS DEMAM BERDARAH DENGUE DI KOTA MAKASSAR

Aswi Aswi¹, Sukarna Sukarna²

¹Program Study Statistika, FMIPA Universitas Negeri Makassar

²Jurusan Matematika, FMIPA Universitas Negeri Makassar

aswi@unm.ac.id

Abstrak. Berbagai model Bayesian telah digunakan untuk menggambarkan pola spasial untuk data area. Dalam tulisan ini, kami mengaplikasikan model Bayesian spasial Conditional Autoregressive (CAR) *localised* yang memungkinkan untuk pembentukan pengelompokan risiko relatif suatu kasus penyakit dalam hal ini kasus Demam Berdarah Dengue (DBD). Data yang digunakan adalah data kasus DBD tahun 2013-2015 untuk 14 wilayah kecamatan di Kota Makassar. Formula model Bayesian spasial CAR *localised* yang berbeda beda dibandingkan dengan menggunakan beberapa kriteria kecocokan model yaitu *Deviance Information Criteria*, *Watanabe Akaike Information Criteria*, residu dari *Modified Moran's I* dan banyaknya wilayah yang termasuk dalam suatu kelompok. 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. Jika nilai rata rata dan variansi antar wilayah relatif besar, pembentukan kelompok dan anggotanya dipengaruhi juga oleh pemilihan hyperprior pada deviasi standar. Kecamatan Rappocini, Manggala dan Tamalanrea merupakan kecamatan yang memiliki risiko relatif yang tinggi untuk terjangkit DBD. Hasil ini dapat dijadikan rujukan bagi para pengambil kebijakan khususnya di bidang kesehatan.

Kata Kunci: *Conditional Autoregressive, Demam berdarah Dengue, Pengelompokan, Risiko Relatif*

1. Pendahuluan

Data spasial merupakan data yang berkaitan dengan lokasi. Jenis data spasial terdiri dari data area, data geostatistik dan pola titik (Cressie, 1993). Data area berkaitan dengan wilayah spasial yang merupakan kumpulan data atribut diskrit. Studi epidemiologi umumnya menggunakan data area. Berbagai model Bayesian telah digunakan untuk menggambarkan pola spasial untuk data area. Pemodelan Bayesian spasial untuk kasus DBD sudah banyak dilakukan. Tinjauan sistematis menggunakan pedoman *Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses* (PRISMA) (Liberati et al., 2009; Moher, Liberati, Tetzlaff, & Altman, 2009) tentang pemodelan dengue fever menggunakan Bayesian spatial maupun Bayesian spatio-temporal telah dilakukan (A. Aswi, Cramb, Moraga, & Mengersen, 2019). Pencarian dibatasi pada jurnal peer review yang dipublikasikan dari Januari 2000 sampai November 2017 dan diperoleh hanya 31 artikel yang memenuhi kriteria. Mereka mengemukakan bahwa metode Bayesian yang paling populer dalam pemodelan DBD adalah *Generalised Linear Mixed model* (GLMM) dengan peubah acak spasial menggunakan prior intrinsik CAR dan pembobotan ketetanggaan biner. Hanya ada dua studi yang menggunakan model CAR Leroux dalam pemodelan DBD (Martínez-Bello, Lopez-Quílez, & Prieto, 2017; Martínez-Bello, López-Quílez, & Prieto, 2018). Akan tetapi model CAR *localised* yang memungkinkan untuk diskontinuitas dalam risiko antar tetangga wilayah belum digunakan.

Penelitian yang terkait dengan pengevaluasian pengaruh banyaknya wilayah terhadap estimasi spasial telah dilakukan (Aswi Aswi, Cramb, Duncan, & Mengersen, 2020). Mereka menggunakan studi simulasi dan studi kasus pada data DBD di Kota Makassar. Model yang mereka gunakan adalah model independent (tanpa efek spasial), model CAR Besag-York-Mollie (BYM) (Besag, York, & Mollié, 1991), model CAR Leroux (Leroux, Lei, & Breslow, 1999), model CAR *localised* (Lee & Sarran, 2015) dengan $G = 2$ dan $G = 3$. Hasil studi simulasi menunjukkan bahwa performa model bervariasi berdasarkan skenario yang berbeda. Akan tetapi secara umum, model CAR Leroux merupakan model terbaik ketika jumlah wilayah sedikitnya 16 wilayah. Dalam

studi kasus DBD, mereka mengemukakan bahwa ketika data mempunyai rata rata dan variansi yang relatif besar, performa dari CAR *localised* lebih baik dari model CAR lainnya berdasarkan kriteria *Watanabe Akaike Information Criteria* (WAIC) (Watanabe, 2010). Hasil ini juga relevan dengan penelitian yang mengemukakan bahwa secara umum ST CAR *localised* merupakan pilihan yang tepat ketika rata-rata dan variansi pada data count antar wilayah dan periode waktu relatif besar (Aswi Aswi, Cramb, Duncan, Hu, et al., 2020). Dalam studi simulasi tersebut (Aswi Aswi, Cramb, Duncan, & Mengersen, 2020), mereka belum mempertimbangkan hyperprior yang bervariasi pada deviasi standar. Analisis sensitivitas pada hyperpriors adalah penting untuk dilakukan pada pemodelan yang menggunakan metode Bayesian. Dalam tulisan ini, digunakan hyperprior yang berbeda-beda pada deviasi standar dalam mengestimasi risiko relatif kasus DBD. Hal lain yang menarik dalam tulisan ini adalah bahwa umumnya pemilihan model terbaik didasarkan pada satu jenis ukuran kecocokan model seperti *Deviance Information Criterion* (DIC) (Spiegelhalter, Best, Carlin, & Van Der Linde, 2002) saja atau WAIC saja. Pemodelan pengaruh variabilitas iklim terhadap kasus DBD menggunakan model CAR *localised* telah dilakukan (Aswi Aswi, Cramb, Duncan, Hu, et al., 2020). Mereka menggunakan tiga kriteria dalam pemilihan model terbaik yaitu *posterior credible interval* (CI), WAIC dan banyaknya area yang termasuk dalam suatu kelompok. Sebuah penelitian menggunakan model Bayesian CAR *localised* dalam menaksir risiko relatif kasus DBD di Kota Makassar (Khaerati, Thamrin, & Jaya, 2020) , tetapi hanya menggunakan satu jenis hyperprior, dan banyaknya area yang termasuk dalam suatu kelompok belum dipaparkan. Sepengetahuan kami, pemilihan model terbaik yang didasarkan pada gabungan DIC, WAIC, residu dari modifikasi Moran's *I* (MMI) (Carrizo & Da Silva, 2017) dan banyaknya area yang termasuk dalam suatu kelompok belum dilakukan. Tujuan dari tulisan ini adalah membandingkan model CAR *localised* yang mempertimbangkan hyperprior yang berbeda beda dan memilih model terbaik dengan menggunakan ukuran kecocokan model dengan mempertimbangkan empat kriteria yaitu: DIC, WAIC, residu dari MMI dan banyaknya wilayah yang

termasuk dalam suatu kelompok dalam mengestimasi risiko relatif kasus DBD.

2. Metode Penelitian

2.1. Sumber Data

Data yang digunakan pada penelitian ini adalah data banyaknya kasus DBD tahunan untuk setiap kecamatan di Kota Makassar untuk tahun 2013, 2014, dan 2015 yang diperoleh dari Dinas Kesehatan Kota Makassar. Data banyaknya populasi di setiap kecamatan diperoleh dari Badan Pusat Statistik (BPS) (Badan Pusat Statistik, 2016).

2.2. Formulasi model

Model yang digunakan dalam pemodelan DBD pada penelitian ini adalah model Bayesian spasial CAR *localised* (Lee & Sarran, 2015) dimana banyaknya kasus penyakit menggunakan sebaran Poisson. Model tersebut dituliskan sebagai berikut:

$$y_i \sim \text{Poisson}(E_i \theta_i)$$
$$\log(\theta_i) = \alpha + u_i + \lambda z_i$$

y_i adalah banyaknya kasus penyakit di wilayah ke $i = 1, \dots, I$. E_i adalah nilai harapan dari jumlah kasus penyakit pada wilayah ke $i = 1, \dots, I$. Nilai harapan dari kasus penyakit 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 $i = 1, \dots, I$; α adalah tingkat keseluruhan dari risiko relatif; 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 and $\omega_{ij} = 0$ lainnya. Dalam tulisan ini, digunakan beberapa hyperprior sebagai berikut: $\tau_u^2 \sim \text{IG}(1, 0.01)$ sebagai default prior pada CARBayes (Lee, 2013); $\tau_u^2 \sim \text{IG}(1, 0.1)$; $\tau_u^2 \sim \text{IG}(1, 10)$; dan $\tau_u^2 \sim \text{IG}(1, 100)$. 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 $Z_i \in \{1, \dots, G\}$.

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

$\delta \sim \text{Uniform}(1, 10)$ dan nilai $G^* = \frac{G+1}{2}$ jika ganjil dan $G^* = \frac{G}{2}$ jika G genap.

Nilai dari G adalah tetap dan disarankan agar dipilih G yang kecil dan ganjil (Lee & Sarran, 2015).

Model dianalisis dengan menggunakan paket CARBayes versi 5.0 (Lee, 2013) *software* R versi 3.6.3 (R Core Team, 2019).

2.3. Perbandingan Model

Pemilihan model terbaik didasarkan pada empat kriteria yaitu: DIC, WAIC, residu dari MMI dan banyaknya wilayah yang termasuk dalam suatu kelompok. Nilai DIC, WAIC, maupun residu dari MMI yang terkecil merupakan model yang terbaik.

3. Hasil dan Pembahasan

Hasil dari model Bayesian CAR *localised* dengan $G = 2$ dan $G = 3$ dengan beberapa hyperprior τ_u^2 diberikan pada Tabel 1. Berdasarkan hasil dari Tabel 1 tersebut, terlihat bahwa untuk tahun 2013, model terbaik dalam menaksir risiko DBD adalah model *localised* dengan $G = 3$ dengan hyperprior $\text{IG}(1, 0.01)$ berdasarkan keempat kriteria yang digunakan. Model ini memiliki nilai DIC terkecil (84.97), nilai WAIC (91.36), nilai residu MMI terkecil (-0.33) yang hampir sama dengan nilai residu MMI untuk model *localised* dengan $G = 2$ (-

0.28) dan setiap kelompok G1, G2, dan G3 memiliki anggota yaitu masing masing 1, 12, dan 1 wilayah.

Untuk tahun 2014, model terbaik dalam menaksir risiko relatif kasus DBD adalah juga model *localised* dengan $G = 3$ dengan hyperprior IG (1, 0.01). Nilai DIC, WAIC dengan menggunakan hyperprior IG (1, 0.01) dan hyperprior IG (1, 0.1) adalah relatif sama dan banyaknya area yg masuk dalam kelompok G1, G2, dan G3 untuk kedua hyperprior tersebut adalah juga sama yaitu masing masing 1, 11, dan 2. Nilai residu MMI juga paling kecil besarnya (-0.48) pada model *localised* dengan $G = 3$ dengan hyperprior IG (1, 0.01). Untuk tahun 2015, hanya ada satu kelompok yang terbentuk untuk kedua model *localised* $G = 2$ dan *localised* $G=3$. Jadi, secara umum model terbaik untuk menggambarkan risiko relatif kasus DBD ini adalah model *localised* dengan $G = 3$ dengan hyperprior IG (1, 0.01).

Tabel 1. Nilai DIC, WAIC, residu MMI dan banyaknya area yang termasuk dalam suatu kelompok

Tahun	Model	Hyperprior (τ_u^2)	DIC	WAIC	Residu MMI	G1	G2	G3
2013	<i>Localised</i> G=2	IG(1, 0.01)	92.50	97.23	-0.28	13	1	
		IG(1, 0.1)	88.84	93.84	-0.59	13	1	
		IG(1,10)	90.39	88.14	-0.88	14	0	
		IG(1,100)	92.61	89.54	-0.38	14	0	
	<i>Localised</i> G=3	IG(1, 0.01)	84.97	91.36	-0.33	1	12	1
		IG(1, 0.1)	90.10	92.64	-0.89	0	14	0
		IG(1, 10)	90.45	88.11	-0.90	0	14	0
		IG(1, 100)	92.79	90.51	-0.83	0	14	0
2014	<i>Localised</i> G=2	IG(1, 0.01)	72.77	74.98	-0.57	12	2	
		IG(1, 0.1)	72.38	74.79	-0.58	12	2	
		IG(1, 10)	78.28	76.81	-0.83	14	0	
		IG(1, 100)	82.58	87.85	-0.77	14	0	
	<i>Localised</i> G=3	IG(1, 0.01)	71.04	74.16	-0.48	1	11	2
		IG(1, 0.1)	70.46	73.46	-0.61	1	11	2
		IG(1,10)	77.31	75.69	-0.78	0	14	0
		IG(1,100)	82.72	89.62	-0.51	0	14	0

2015	<i>Localised</i> G=2	IG(1, 0.01)	73.05	73.28	-0.55	14	0	
		IG(1, 0.1)	73.96	73.89	-0.61	14	0	
		IG(1, 10)	79.05	76.49	-0.59	14	0	
		IG(1, 100)	83.76	82.63	-0.65	14	0	
	<i>Localised</i> G=3	IG(1, 0.01)	73.19	73.39	-0.55	0	14	0
		IG(1, 0.1)	73.69	73.33	-0.63	0	14	0
		IG(1,10)	79.21	76.82	-0.65	0	14	0
		IG(1,100)	84.44	83.06	-0.19	0	14	0

Tabel 2 menunjukkan jumlah kasus DBD, nilai risiko relatif (RR) dan struktur pengelompokan (*Localised Structure* LS) di setiap kecamatan pada tahun 2013, 2014, dan 2015 berdasarkan model terbaik yaitu model *localised* dengan $G = 3$ dengan hyperprior IG (1, 0.01).

Tabel 2. Jumlah kasus DBD, RR dan LS tahun 2013, 2014, dan 2015 menggunakan model *localised* $G = 3$ dengan hyperprior IG (1, 0.01).

Districts	2013			2014			2015		
	DF	RR	LS	DF	RR	LS	DF	RR	LS
Rappocini	33	0,95	2	41	2,40	3	17	0,99	2
Tamalate	39	0,97	2	13	0,77	2	14	0,98	2
Makassar	14	0,95	2	4	0,77	2	7	0,99	2
Mariso	11	0,97	2	4	0,78	2	4	0,98	2
Mamajang	17	1,16	2	2	0,77	2	7	0,99	2
Ujung Pandang	9	1,22	2	4	0,93	2	2	0,99	2
Tallo	9	0,42	1	9	0,77	2	17	1,00	2
Manggala	52	2,08	3	10	0,77	2	9	0,99	2
Panakkukang	29	0,97	2	14	0,78	2	14	0,98	2
Wajo	4	0,92	2	2	0,79	2	7	0,99	2
Bontoala	7	0,90	2	3	0,77	2	2	0,98	2
Ujung Tanah	4	0,77	2	0	0,21	1	2	0,98	2
Tamalanrea	13	0,89	2	18	1,58	3	14	1,00	2
Biringkanaya	24	0,87	2	15	0,77	2	26	1,06	2

LS: Localised Structure; Angka tebal menunjukkan daerah yang memiliki risiko relatif tinggi (kategori kelompok 3)

Berdasarkan Tabel 1 dan Tabel 2, untuk tahun 2013, terlihat bahwa banyaknya daerah yang termasuk dalam kelompok pertama (G1) adalah 1 yaitu Kecamatan Tallo (lihat LS dengan simbol pengelompokan 1) dengan nilai risiko relatif paling rendah (RR = 0,42). Banyaknya daerah yang termasuk kelompok ketiga (G3) adalah 1 yaitu Kecamatan Manggala (lihat

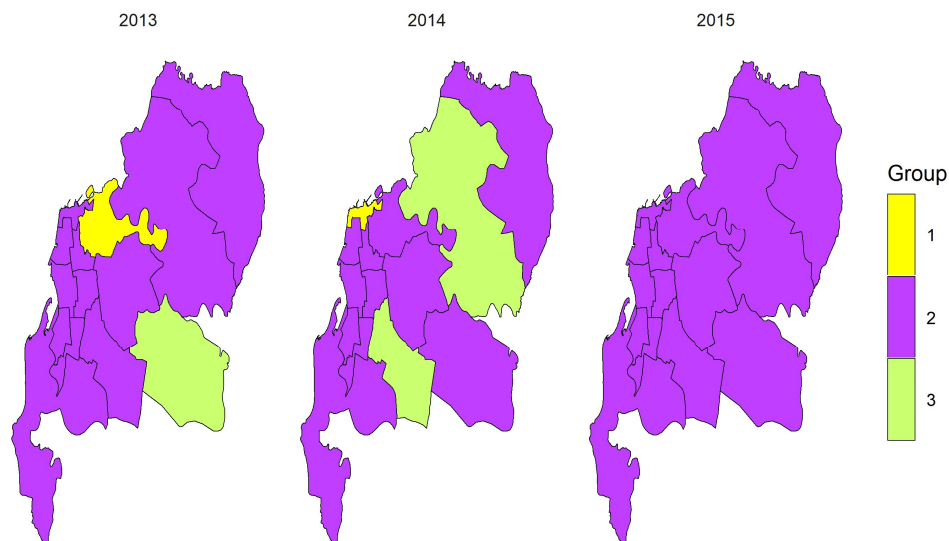
LS dengan simbol pengelompokan 3) dengan nilai risiko relatif paling tinggi ($RR = 2,08$), dan sisanya termasuk kelompok kedua (G2) yaitu sebanyak 12 daerah (lihat LS dengan simbol pengelompokan 2) dengan nilai risiko relatif paling kecil 0,77 dan paling tinggi 1,22. Jadi dapat disimpulkan bahwa pada tahun 2013, Kecamatan manggala memiliki risiko relatif yang tinggi.

Untuk tahun 2014, banyaknya area yang termasuk dalam kelompok pertama (G1) adalah satu yaitu Kecamatan Ujung Tanah dengan nilai risiko relatif paling rendah ($RR = 0,21$). Banyaknya area yang termasuk dalam kelompok ketiga (G3) adalah dua yaitu kecamatan Rappocini dengan nilai risiko relatif paling tinggi ($RR = 2,40$) dan Tamalanrea dengan nilai risiko relatif paling tinggi kedua ($RR = 1,58$). Sisanya masuk ke kelompok kedua (G2) yaitu sebanyak 11 daerah dengan nilai risiko relatif antara 0,77 dan 0,93. Jadi dapat disimpulkan bahwa pada tahun 2014, Kecamatan Rappocini memiliki risiko relatif yang paling tinggi untuk terjangkau DBD. Hasil ini sejalan dengan penelitian sebelumnya (Aswi Aswi, Cramb, Duncan, Hu, et al., 2020; Aswi Aswi & Sukarna, 2015). Sedangkan Ujung Tanah memiliki risiko relatif yang paling rendah untuk terjangkau DBD. Hasil ini sejalan dengan penelitian sebelumnya (Aswi Aswi, Cramb, Duncan, Hu, et al., 2020). Untuk tahun 2015, hanya ada satu kelompok yang terbentuk yaitu semua area termasuk dalam kelompok kedua (G2) dengan nilai risiko relatif sekitar 1.

Dari Tabel 2 di atas dapat dihitung bahwa jumlah kasus DBD di Kota Makassar (keseluruhan 14 kecamatan) pada tahun 2013 adalah 265 kasus dengan rata rata kasus 18,93 dan variansi 210,22. Jumlah kasus DBD di Kota Makassar pada tahun 2014 adalah 139 kasus dengan rata rata kasus 9,93 dan variansi 112,37. Sedangkan untuk tahun 2015, jumlah kasus DBD di Kota Makassar adalah 142 kasus dengan rata rata kasus 10,14 dan variansi 50,59. Nilai rata rata dan variansi kasus DBD pada tahun 2013 dan 2014 relatif lebih tinggi bila dibandingkan pada tahun 2015. Pada tahun 2013 dan 2014, terbentuk 3 kelompok masing masing, sementara untuk tahun 2015 hanya

terbentuk satu kelompok. Jadi dapat disimpulkan bahwa pembentukan kelompok pada model *localised* dipengaruhi oleh besarnya rata rata dan variansi pada data count antar wilayah. Selanjutnya, jika perbedaan rata-rata dan variansi relatif besar pada data count antar wilayah, pemilihan hyperprior pada deviasi standar juga berpengaruh dalam pembentukan kelompok. Hasil ini sejalan dengan penelitian sebelumnya (Aswi Aswi, Cramb, Duncan, Hu, et al., 2020; Aswi Aswi, Cramb, Duncan, & Mengersen, 2020).

Visualisasi dalam bentuk peta tematik pengelompokan risiko relatif yang terbentuk berdasarkan model terbaik yaitu model *localised* $G = 3$ dengan hyperprior IG (1, 0.01) dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar1. Peta pengelompokan risiko relatif berdasarkan model *localised* $G = 3$ dengan hyperprior IG (1, 0.01)

4. Kesimpulan

Model *localised* dengan menggunakan metode Bayesian dapat membentuk beberapa kelompok yang berbeda bergantung pada besaran rata-rata dan variansi dari peubah terikat dalam hal ini jumlah kasus DBD antar wilayah. Selanjutnya jika rata rata dan variansi relatif besar antar wilayah, pembentukan kelompok

dipengaruhi juga oleh pemilihan hyperprior pada deviasi standar. Saat menggunakan metode *localised* perlu mempertimbangkan salah satu kriteria pemilihan model yaitu bahwa setiap kelompok memiliki anggota. Jika hanya ada satu kelompok yang terbentuk, maka model ini tidak direkomendasikan. Kecamatan Rappocini, Manggala dan Tamalanrea merupakan kecamatan yang memiliki risiko relatif yang tinggi untuk terjangkit DBD.

5. Ucapan Terima Kasih

Penulis berterima kasih kepada Dinas Kesehatan Kota Makassar yang telah menyiapkan data DBD yang digunakan pada penelitian ini.

Daftar Pustaka

- Aswi, A., Cramb, S., Duncan, E., Hu, W., White, G., & Mengersen, K. (2020). Climate variability and dengue fever in Makassar, Indonesia: Bayesian spatio-temporal modelling. *Spatial and Spatio-temporal Epidemiology*, 33.
- Aswi, A., Cramb, S., Duncan, E., & Mengersen, K. (2020). Evaluating the impact of a small number of areas on spatial estimation. *International Journal of Health Geographics*, 19(1), 39. doi:10.1186/s12942-020-00233-1
- Aswi, A., Cramb, S. M., Moraga, P., & Mengersen, K. (2019). Bayesian spatial and spatio-temporal approaches to modelling dengue fever: a systematic review. *Epidemiology And Infection*, 147. doi:10.1017/S0950268818002807
- Aswi, A., & Sukarna, S. (2015). Spatial Distribution Analysis of Dengue Incidence in Makassar, Indonesia. *International Journal of Applied Mathematics & Statistics*, 53(6), 202-208.
- Badan Pusat Statistik. (2016). *Makassar City in Figures 2016* (1102001.7371). Retrieved from Makassar:
- Besag, J., York, J., & Mollié, A. (1991). Bayesian image restoration, with two applications in spatial statistics. *Annals of The Institute of Statistical Mathematics*, 43(1), 1-20.
- Carrijo, 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
- Cressie, N. A. C. (1993). *Statistics for spatial data* (Rev. ed. ed.). New York: Wiley.

- Khaerati, R., Thamrin, S. A., & Jaya, A. K. (2020). Bayesian Conditional Autoregressive (CAR) dengan model localised dalam menaksir risiko DBD di Kota Makassar. *Estimasi*, 1(1), 21-31. doi:<https://doi.org/10.20956/ejsa.v1i1.9298>
- Lee, D. (2013). CARBayes: an R package for Bayesian spatial modeling with conditional autoregressive priors. *Journal of Statistical Software*, 55(13), 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.
- Leroux, B. G., Lei, X., & Breslow, N. (1999). Estimation of Disease Rates in Small Areas: A new Mixed Model for Spatial Dependence. *Statistical models in epidemiology, the environment, and clinical trials*, 116, 179-191. doi:10.1007/978-1-4612-1284-3_4
- Liberati, A., Altman, D. G., Tetzlaff, J., Mulrow, C., Gøtzsche, P. C., Ioannidis, J. P., . . . Moher, D. (2009). The PRISMA statement for reporting systematic reviews and meta-analyses of studies that evaluate health care interventions: explanation and elaboration. *PLoS Medicine*, 6(7), e1000100. doi:10.1371/journal.pmed.1000100
- Martínez-Bello, D., Lopez-Quilez, A., & Prieto, A. (2017). Relative risk estimation of dengue disease at small spatial scale. *International Journal of Health Geographics*, 16, 1-15. doi:10.1186/s12942-017-0104-x
- Martínez-Bello, D., López-Quílez, A., & Prieto, A. (2018). Spatiotemporal modeling of relative risk of dengue disease in Colombia. *Stochastic environmental research and risk assessment*, 32(6), 1587-1601. doi:10.1007/s00477-017-1461-5
- Moher, D., Liberati, A., Tetzlaff, J., & Altman, D. G. (2009). Preferred reporting items for systematic reviews and meta-analyses: the PRISMA statement. *PLoS Medicine*, 6(7), e1000097. doi:10.1371/journal.pmed.1000097
- 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>
- Spiegelhalter, D. J., Best, N. G., Carlin, B. P., & Van Der Linde, A. (2002). Bayesian measures of model complexity and fit. *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Statistical Methodology)*, 64(4), 583-639.
- Watanabe, S. (2010). Asymptotic Equivalence of Bayes Cross Validation and Widely Applicable Information Criterion in Singular Learning Theory.