

---

## ***Bayesian Conditional Autoregressive (CAR) dengan Model Localised dalam Menaksir Risiko Relatif DBD di Kota Makassar***

**Rusydah Khaerati<sup>1\*</sup>, Sri Astuti Thamrin<sup>2</sup>, Andi Kresna Jaya<sup>3</sup>**  
<sup>1,2,3</sup>Departemen Statistika, Fakultas MIPA,  
Universitas Hasanuddin, Makassar, 90245, Indonesia

\* Corresponding author, address: [krusydah@gmail.com](mailto:krusydah@gmail.com)

### ***Abstract***

*Bayesian Conditional Autoregressive (CAR) is used in disease mapping because it is able to model relative risks by taking into account the smoothing of the estimated relative risk and entering spatial information to reduce the errors of the estimated relative risk parameters so that a more reliable relative risk model is obtained. In this study, the relative risk value of the spread of dengue fever will be calculated using Bayesian CAR with the localised model. These results were obtained using the OpenBUGS program and are illustrated in the 2016 dengue fever case data. Based on the model, mapping of dengue fever in Makassar can be identified in each district and shows that Makassar City is still very vulnerable to dengue fever.*

**Keywords:** *Bayesian Conditional Autoregressive, Dengue Fever, Localised Model, Relative Risk.*

### **Abstrak**

Bayesian Conditional Autoregressive (CAR) digunakan dalam pemetaan penyakit karena mampu memodelkan resiko relatif dengan memperhatikan pemulusan nilai taksiran resiko relatif dan memasukkan informasi spasial untuk mengurangi kekeliruan dari taksiran parameter resiko relatif sehingga diperoleh taksiran resiko relatif yang lebih handal. Dalam penelitian ini, nilai resiko relatif dari penyebaran penyakit demam berdarah dengue akan dihitung menggunakan Bayesian CAR dengan model *localised*. Hasil ini diperoleh dengan menggunakan program *OpenBUGS* dan diilustrasikan pada data kasus demam berdarah dengue tahun 2016. Berdasarkan model ini, pemetaan penyakit demam berdarah di Kota Makassar dapat teridentifikasi untuk setiap kecamatan dan menunjukkan bahwa Kota Makassar masih sangat rentan terkena penyakit demam berdarah dengue.

**Kata Kunci:** *Bayesian Conditional Autoregressive, Demam Berdarah Dengue, Model Localised, Risiko Relatif.*

## **1. Pendahuluan**

Demam Berdarah Dengue (DBD) adalah penyakit yang disebabkan oleh virus dari keluarga *flaviviridae* yang ditularkan melalui gigitan nyamuk (*arthropod borne viruses/ arbovirus*) yaitu *Aedes aegypti* dan *Aedes albopictus* dengan manifestasi klinis demam, nyeri otot/sendi disertai leukopenia, ruam, limfadenopati, trombositopenia [1]. DBD masih menjadi masalah kesehatan masyarakat yang utama karena penyebaran, tingkat keparahan, serta kerugian material yang dihasilkannya. Hal ini akan semakin meningkat apabila tidak dilakukan pencegahan dan pemberantasan penyakit ini secara dini [2]. Nyamuk *aedes* hanya dapat berkembang biak di daerah tropis dengan suhu di atas 16°C dan pada ketinggian kurang dari 1.000 meter di atas permukaan laut [3].

Salah satu daerah di Indonesia yang masuk dalam kriteria tersebut adalah kota Makassar.

Kota Makassar adalah Ibu Kota Provinsi Sulawesi Selatan, yang terletak di bagian Selatan Pulau Sulawesi yang terletak antara 119°24'17'38" Bujur Timur dan 5°8'6'19" Lintang Selatan yang berbatasan sebelah Utara dengan Kabupaten Maros, sebelah Timur Kabupaten Maros, sebelah selatan Kabupaten Gowa dan sebelah Barat adalah Selat Makassar [4]. Berdasarkan keadaan cuaca serta curah hujan, Kota Makassar termasuk daerah yang beriklim sedang hingga tropis. Dua tahun terakhir suhu udara rata-rata Kota Makassar berkisar antara 27,0°C sampai dengan 29,0°C. Pada tahun 2017 curah hujan terbesar terjadi pada Bulan Desember, Januari, November, Maret, dan Februari dengan rata-rata curah hujan 311 mm dan jumlah hari hujan rata-rata berkisar 17 hari [5]. Iklim kota Makassar yang memenuhi kriteria nyamuk *aedes* untuk berkembang biak dengan baik, menyebabkan banyaknya kasus penyakit DBD yang terjadi di kota ini.

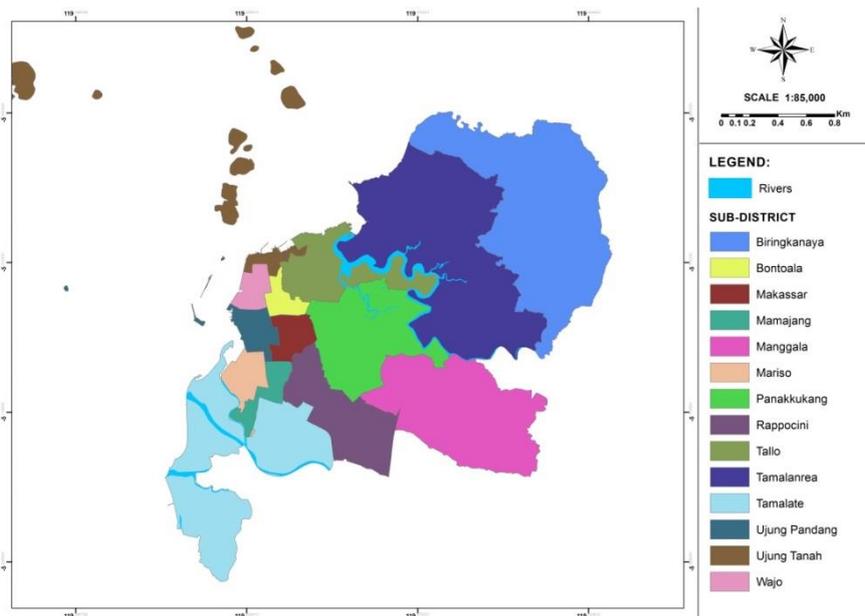
Analisis risiko relatif dari penyebaran penyakit DBD di Kota Makassar perlu dilakukan untuk melihat daerah mana di Kota Makassar yang berisiko tinggi terkena penyakit DBD. Penaksiran risiko relatif menggunakan Bayesian CAR model Besag-York-Mollie (BYM) telah dilakukan oleh Samat dan Mey [6]. Sebelumnya, Lee dkk [7] melakukan penelitian menggunakan Bayesian CAR untuk mengestimasi risiko relatif pada kasus polusi udara dengan membandingkan model BYM dan model *localised*. Kesimpulan yang dihasilkan adalah model *localised* mampu menghasilkan risiko relatif yang lebih halus dibandingkan model BYM. Selain itu, Lee dan Sarran [8] menggunakan model *localised* dengan sistem pengklusteran dalam menaksir risiko relatif pada kasus polusi udara dan menghasilkan nilai risiko relatif yang lebih halus.

Dalam penelitian ini, nilai risiko relatif dari penyebaran penyakit demam berdarah *dengue* dihitung menggunakan metode berdasarkan model *localised* tanpa kovariat. Sebelumnya, Sunengsih [9] juga telah melakukan penelitian menggunakan beberapa model prior tanpa kovariat dan dengan kovariat pada kasus diare. Walaupun model *localised* tanpa kovariat menghasilkan nilai DIC kedua terendah setelah model *localised* dengan kovariat, namun nilai  $R^2$  yang dihasilkan tertinggi dibandingkan model lainnya. Melalui model *localised*, pemetaan penyakit mengasumsikan bahwa jumlah orang dengan penyakit demam berdarah *dengue* adalah variabel acak Poisson dan adanya struktur kluster dalam data. Dengan model ini, tingkat risiko penyebaran penyakit DBD setiap tahun untuk setiap kecamatan di Kota Makassar dapat diketahui. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi area risiko relatif penyebaran DBD di Kota Makassar melalui estimasi risiko relatif yang dihasilkan. Berdasarkan hasil penelitian, pemetaan penyakit demam berdarah di Kota Makassar dapat teridentifikasi untuk setiap kecamatan dan menunjukkan bahwa Kota Makassar masih sangat rentan terkena penyakit demam berdarah *dengue*.

## 2. Metode dan Analisis

### 2.1 Sumber Data

Penelitian ini menggunakan data yang diperoleh dari hasil publikasi Badan Pusat Statistik Kota Makassar, Sulawesi Selatan, Indonesia, mencakup seluruh kecamatan pada tahun 2016. Data yang diambil adalah jumlah kasus penyakit DBD untuk setiap kecamatan di Kota Makassar. Variabel yang digunakan dalam penelitian ini yaitu jumlah kasus penyakit DBD dan lokasi (lintang dan bujur), menyatakan kecamatan di Kota Makassar.



Gambar 1. Peta Wilayah Kota Makassar, Sulawesi Selatan, Indonesia

Penderita penyakit DBD di Kota Makassar setiap tahunnya masih terus terjadi. Penderita DBD yang diamati di kota Makassar terbagi berdasarkan 14 kecamatan seperti terlihat pada Gambar 1 peta kota Makassar. Kecamatan Biringkanaya memiliki total kasus penderita DBD tertinggi, yaitu 37 kasus, kemudian disusul oleh Kecamatan Rappocini dan Manggala dengan kasus berturut-turut 36 dan 35 kasus. Sementara itu, kecamatan Wajo, Ujung Tanah, dan Ujung Pandang merupakan kecamatan dengan jumlah penderita DBD paling sedikit pada tahun 2016.

### 2.2 *Bayesian Conditional Autoregressive Model Localised*

*Bayesian Conditional Autoregressive* (CAR) merupakan teknik dalam pemetaan penyakit yang memodelkan resiko relatif dengan memperhatikan pemuluan nilai taksiran resiko relatif. Metode ini juga memasukkan informasi spasial untuk mengurangi kekeliruan dari taksiran parameter resiko relatif sehingga diperoleh taksiran resiko relatif yang lebih baik [10]. Istilah Bayesian merujuk pada konsep model pemuluan sedangkan CAR merujuk pada model yang memungkinkan memasukkan informasi spasial dalam pemodelan.

Wilayah studi  $S$  dipartisi menjadi  $K$  unit areal yang tidak tumpang tindih  $S = \{S_1, \dots, S_K\}$ . Misalkan variabel acak  $Y = (Y_1, \dots, Y_k)$  merupakan vektor univariat yang menyatakan jumlah kasus pada lokasi ke- $k$  ( $k = 1, 2, \dots, K$ ) dan vektor dari nilai expected rate  $E = (E_1, \dots, E_K)$ . Pola spasial dalam respon dimodelkan oleh  $\psi = (\psi_1, \dots, \psi_K)$  yang merupakan komponen struktur spasial, kemudian dimasukkan ke dalam model yang telah dipilih dalam data. Data yang digunakan adalah jumlah penderita penyakit demam berdarah *dengue* untuk setiap kecamatan di Kota Makassar yang merupakan variabel acak poisson, maka model CAR *Bayes* yang dapat digunakan yaitu:

$$\begin{aligned} Y_k &\sim \text{Poisson}(\mu_k) \text{ untuk } k = 1, \dots, K \\ \ln(\mu_k) &= \psi_k + E_k \end{aligned} \quad (1)$$

Nilai yang diharapkan dari  $Y_k$  dilambangkan dengan  $E(Y_k) = \mu_k$  yang diperoleh dari hasil perkalian jumlah populasi yang beresiko dengan peluang terjadinya satu kasus pada keseluruhan lokasi [12]. Untuk mendapatkan nilai  $\psi_k$  maka CAR *Bayes* dapat diimplementasikan kedalam salah satu model efek acak spasial yang dipilih. Dalam tulisan ini, peneliti memilih model localised tanpa kovariat untuk menyelesaikan permasalahan tersebut.

### 2.3 Spasial CAR *Localised*

Salah satu model diusulkan oleh Lee dan Sarran [8] dengan mempartisi unit-unit area menjadi jumlah maksimum kluster yang ditentukan oleh peneliti dan disimbolkan dengan  $(\lambda_1, \dots, \lambda_G)$ . Model ini diberikan oleh:

$$\begin{aligned} \psi_k &= \phi_k + \lambda Z_k \\ \phi_k | \phi_{-k}, \mathbf{W}, \tau^2 &\sim N \left( \frac{\sum_{i=1}^K w_{ki} \phi_i}{\sum_{i=1}^K w_{ki}}, \frac{\tau^2}{\sum_{i=1}^K w_{ki}} \right) \\ \tau^2 &\sim \text{Inverse - Gamma} (a, b) \\ \lambda_i &\sim \text{Uniform} (\lambda_{i-1}, \lambda_{i+1}) \text{ untuk } i = 1, \dots, G \\ f(Z_k) &= \frac{\exp(-\delta(Z_k - G^*)^2)}{\sum_{r=1}^G \exp(-\delta(r - G^*)^2)} \\ \delta &\sim \text{Uniform}(1, M = K + G) \end{aligned} \quad (2)$$

Kluster dilambangkan dengan  $(\lambda_1, \dots, \lambda_G)$  dimana  $\lambda_1 < \lambda_2 < \dots < \lambda_G$ , syarat ini berlaku untuk mencegah terjadinya masalah perubahan nilai (seperti jumlah kasus) pada wilayah yang memang berisiko memiliki jumlah penderita penyakit yang terus bertambah. Pembagian unit-unit area dilambangkan  $K$ , dan  $G$  adalah jumlah maksimum kluster yang diinginkan oleh peneliti. Dalam model ini, kluster diurutkan berdasarkan nilai rata-rata yang dihasilkan  $(\lambda_i)$  dan  $\delta (Z_k - G^*)^2$  merupakan prior dari  $Z_k$ , dimana  $G^* = (G + 1)/2$  jika  $G$  yang dipilih adalah ganjil dan  $G^* = G/2$  jika  $G$  yang dipilih adalah genap. Dengan menggunakan model ini, unit-unit area yang telah diklusterkan akan menghasilkan nilai risiko relatif yang berbeda. Oleh karena itu, daerah yang berdekatan dan memiliki perbedaan nilai, tetap dapat diperhitungkan walaupun unit-unit

area tersebut dilakosikan ke berbagai kelompok. Lee dan Sarran [8] merekomendasikan peneliti untuk memilih  $G$  dalam angka ganjil dan nilai  $G$  yang dipilih harus bernilai kecil, karena  $(\lambda_1, \dots, \lambda_G)$  dirancang untuk memperkirakan daerah tetangga yang memiliki efek acak berbeda, namun area di sisi yang berbeda dari wilayah penelitian dapat memiliki nilai  $(\lambda_1, \dots, \lambda_G)$  yang sama. Selain itu, Variasi spasial yang dihasilkan pada prior dimodelkan oleh  $\phi = (\phi_1, \dots, \phi_n)$ , dan dengan beragamnya variasi spasial tersebut mengakibatkan model-model tidak sesuai dengan struktur smoothing yang diinginkan.

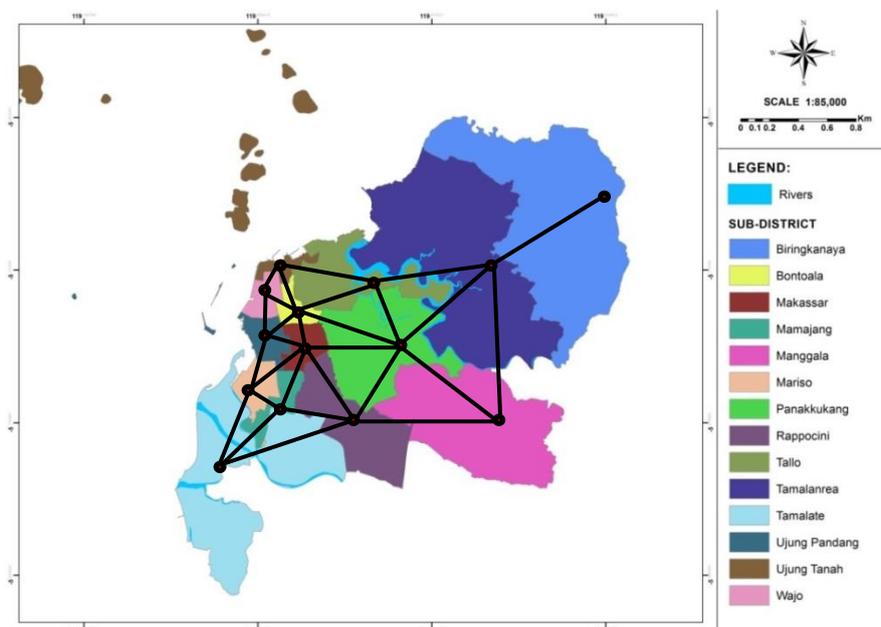
Untuk pemilihan nilai  $G$ , Lee dan Sarran [8] merekomendasikan peneliti untuk memilih  $G$  dalam angka ganjil dan nilai  $G$  yang dipilih harus bernilai kecil. Alasan pemilihan tersebut karena dalam penelitian yang telah dilakukan oleh Lee dan Sarran (2015), nilai  $G$  yang dipilih yaitu  $G = 3, 4, 5, 7$  dan memperoleh kesimpulan bahwa  $G = 3$  dan  $G = 5$  memiliki nilai risiko relatif yang lebih halus dibanding  $G = 4$ . Oleh karena itu, dalam penelitian ini dipilih nilai  $G = 3$ . Untuk  $G$  bernilai ganjil, maka  $G^* = \frac{G+1}{2} = \frac{3+1}{2} = 2$ .

### 3. Hasil dan Diskusi

#### 3.1 Uji Autokorelasi Spasial

##### 1. Matriks Pembobot Spasial

Matrix pembobot yang digunakan adalah *queen contiguity* (persinggungan sisi dan *sold-out*). Peta Kota Makassar dengan ketetanggaan *queen contiguity* dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2. Peta Kota Makassar dengan ketetanggaan *queen contiguity*

Garis lurus yang saling terhubung pada Gambar 4.2 menunjukkan hubungan ketetanggaan masing-masing kecamatan dilihat dari segi sisi dan sudutnya. Untuk daerah yang saling bertetangga memiliki matriks pembobot dengan nilai satu dan daerah yang tidak saling bertetangga bernilai 0. Diagonal utama dari matriks pembobot spasial  $W$  juga bernilai 0, karena daerah yang dipasangkan dengan dirinya sendiri dianggap tidak saling bertetangga.

## 2. Indeks Moran

Pengujian terhadap parameter  $I$  dilakukan dengan hipotesis sebagai berikut:

$H_0: I = 0$  (Tidak ada korelasi spasial antar lokasi)

$H_1: I \neq 0$  (ada korelasi spasial antar lokasi)

Dengan menggunakan bantuan *software* R diperoleh nilai pengamatan  $I$ , nilai ekspektasi  $I$ , dan variansi  $I$ , pada Tabel 1.

Tabel 1. Nilai Indeks Moran Pengamatan

<b>Nilai Indeks Moran</b>		
$I$ Ekspektasi ( $I_0$ )	$I$ Pengamatan ( $I$ )	Variansi $I$
-0.0769	0.3146	0.0225

Pengujian hipotesis dengan menggunakan statistik uji Indeks Moran diperoleh nilai  $Z_{hit}(I) = 2.6118$ . Dengan  $\alpha = 0.05$  dan nilai  $Z_{(1-\alpha)} = 1.645$ , yang berarti bahwa  $Z_{hit}(I) = 2.6118 > Z_{(1-\alpha)} = 1.645$ . Kesimpulan: tidak cukup bukti untuk menerima  $H_0$  sehingga  $H_1$  diterima yaitu terdapat autokorelasi antar lokasi pengamatan. Nilai Global Moran's  $I$  yang bernilai positif menyatakan bahwa daerah-daerah yang berdekatan memiliki nilai efek spasial yang mirip dan cenderung berkelompok.

## 3.2 Likelihood, Distribusi Prior dan Distribusi Posterior Model Localised

### 1. Likelihood Model Localised Bayesian CAR

Fungsi *likelihood* digunakan berdasarkan inferensi *Bayesian* untuk menggambarkan bahwa informasi tentang parameter disajikan dalam data dan fungsi parameternya. Dengan  $Y_k \sim Poisson(\mu_k)$  diperoleh fungsi kepadatan peluang:

$$f(Y_k | \mu_k) = \frac{(\mu_k)^{Y_k} e^{-\mu_k}}{Y_k!} \quad (3)$$

berdasarkan persamaan (3) diperoleh

$$\mu_k = \exp(\psi_k + e_k) \quad (4)$$

Fungsi *likelihood* untuk model umum CAR Bayes adalah sebagai berikut:

$$L(\mu_k) = \prod_{k=1}^{14} f(Y_k) \quad (5)$$

$$L = \frac{\prod_{k=1}^{14} [\exp(Y_k(\psi_k + e_k)) - \exp(\psi_k + e_k)]}{Y_k!}$$

## 2. Distribusi Prior

Dalam penelitian ini, prior yang digunakan adalah prior informatif menggunakan prior berdistribusi *Poisson*, dan prior konjugat menggunakan prior berdistribusi Normal, *Inverse-Gamma*, dan *Uniform*. Dipilih parameter  $Y_k$  untuk  $k = 1, 2, 3, \dots, 14$  mempunyai prior berdistribusi *Poisson*,  $Y_k \sim \text{Poisson}(10)$ , yaitu:

$$f(Y_k) = \frac{(10)^{Y_k} e^{-10}}{Y_k!}$$

Jika *hyperparameter*  $\phi$  mempunyai *hyperprior* berdistribusi CAR Normal

$\phi_k | \phi_{-k}, \mathbf{W}, \tau^2 \sim N\left(\frac{\sum_{i=1}^K w_{ki} \phi_i}{\sum_{i=1}^K w_{ki}}, \frac{\tau^2}{\sum_{i=1}^K w_{ki}}\right)$ , maka

$$f(\phi_k) = \frac{1}{\sqrt{2\pi \frac{\tau^2}{\sum_{i=1}^K w_{ki}}}} \exp\left(-\frac{\left(\phi_k - \frac{\sum_{i=1}^K w_{ki} \phi_i}{\sum_{i=1}^K w_{ki}}\right)^2}{2 \frac{\tau^2}{\sum_{i=1}^K w_{ki}}}\right)$$

Jika *hyperparameter*  $\tau^2$  mempunyai *hyperprior* berdistribusi Invers-Gamma,  $\tau^2 \sim \text{Inverse} - \text{Gamma}(2, 1)$ , maka

$$f(\tau^2) = \frac{1^2}{\Gamma(2)} \tau^{-2(2+1)} \exp\left(-\frac{1}{\tau^2}\right) = (\tau^2)^{-3} \exp\left(-\frac{1}{\tau^2}\right)$$

Jika *hyperparameter*  $\lambda_i$  untuk  $i = 1, 2, 3$  mempunyai *hyperprior* berdistribusi *Uniform*,  $\lambda_i \sim \text{Uniform}(\lambda_{i-1}, \lambda_{i+1})$ , maka

$$f(\lambda_i) = \frac{1}{(\lambda_{i+1} - \lambda_{i-1})}$$

Jika *hyperparameter*  $\delta$  mempunyai *hyperprior* berdistribusi *Uniform*,  $\delta \sim \text{Uniform}(1, M = K + G)$ ,  $K$  adalah banyaknya daerah pengamatan dan  $G$  adalah banyaknya pengklusteran wilayah pengamatan, maka

$$f(\delta) = \frac{1}{(14 + 3 - 1)} = \frac{1}{16}$$

Jika *hyperparameter*  $Z_k$  mempunyai *hyperprior* berdistribusi peluang, diskrit dalam bentuk eksponen sehingga  $f(Z_1 + Z_2 + Z_3 + \dots + Z_{14}) = 1$ , maka

$$f(Z_k) = \frac{\exp\left(-\frac{1}{16}(Z_k - G^*)^2\right)}{\sum_{r=1}^G \exp\left(-\frac{1}{16}(r - G^*)^2\right)}$$

## 3. Distribusi Posterior

Pemodelan Bayesian didasarkan pada model posterior yaitu memadukan data masa lalu sebagai informasi prior dan data pengamatan yang digunakan sebagai fungsi *likelihood*. Distribusi posterior dinyatakan dengan perbandingan antara fungsi kepadatan bersama dari parameter yang diperoleh dari fungsi *likelihood*, distribusi prior,

dan distribusi hyperprior dengan fungsi marginal posterior yang diperoleh dari mengintegrasikan fungsi kepadatan bersama. Distribusi posterior yang dihasilkan adalah sebagai berikut:

$$f(\mu_k, \psi, \phi, \tau^2, \lambda_i, Z_k, \delta | Y_k) = \frac{A}{\int_0^\infty \int_0^\infty \int_0^\infty \int_0^\infty \int_0^\infty \int_0^\infty A d\psi d\phi d\tau^2 d\lambda_i dZ_k d\delta}$$

keterangan:

$$A = f(Y_k | \mu_k) f(\psi) f(\phi) f(\tau^2) f(\lambda_i) f(Z_k) f(\delta)$$

$f(Y_k | \mu_k)$  : Fungsi *likelihood*

$f(\psi)$  : Distribusi prior untuk parameter  $\psi$

$f(\phi)$  : Distribusi *hyperprior* untuk parameter  $\phi$

$f(\tau^2)$  : Distribusi *hyperprior* untuk parameter  $\tau^2$

$f(\lambda_i)$  : Distribusi *hyperprior* untuk parameter  $\lambda_i$

$f(Z_k)$  : Distribusi *hyperprior* untuk parameter  $Z_k$

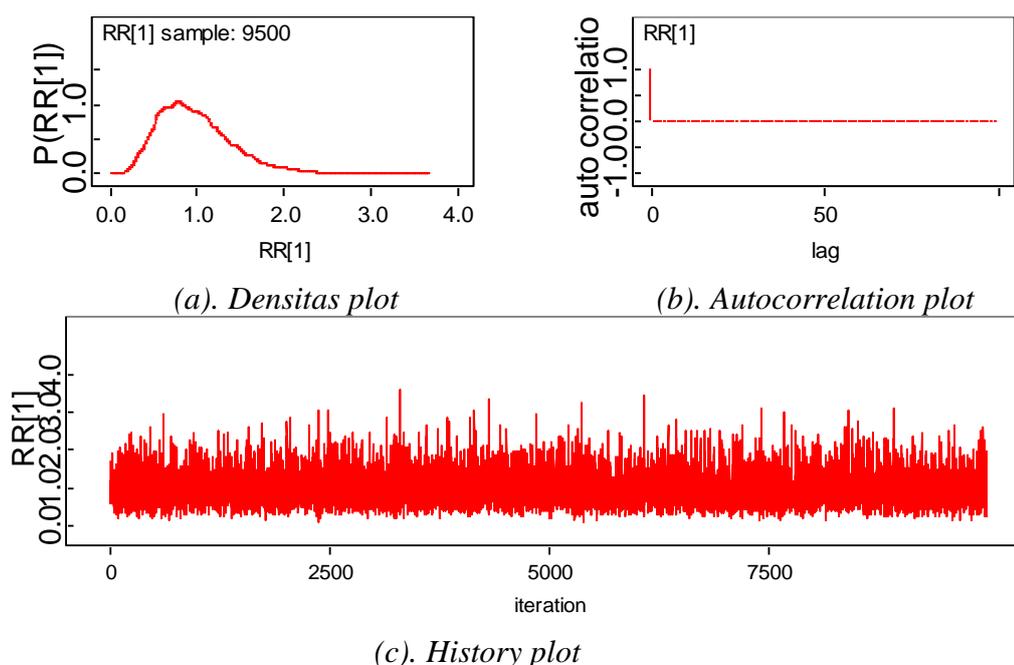
$f(\delta)$  : Distribusi *hyperprior* untuk parameter  $\delta$

Selanjutnya bentuk akhir dari distribusi posterior yang rumit untuk diselesaikan secara analitik, maka untuk mengatasi hal tersebut estimasi terhadap parameter-parameternya dilakukan dengan menggunakan algoritma *Gibbs Sampling* untuk membangkitkan sampel dari distribusi posterior bersama.

### 3.3 Estimasi Risiko Relatif

Proses estimasi parameter dilakukan dengan menggunakan bantuan *software OpenBUGS*. Hasil yang diperoleh merupakan nilai risiko relatif dari hasil simulasi yang dibangkitkan dengan menggunakan algoritma *Gibbs Sampling*. Untuk mendapatkan hasil estimasi parameter yang baik maka perlu diperiksa kekonvergenan masing-masing parameter, peninjauan kekonvergenan setiap parameter dapat dilihat berdasarkan plot diagnostik hasil taksiran parameter. Estimasi parameter spasial diperoleh melalui distribusi posterior, dengan pengambilan sampel parameter dilakukan menggunakan metode MCMC dengan *Gibbs Sampling*. Hasil yang didapatkan pada metode Bayesian CAR dengan model *localised* harus memenuhi 3 sifat rantai markov yaitu *irreducible*, *aperiodic*, dan *recurrent*. Sifat-sifat tersebut dapat dilihat dari hasil *history plot*, *autocorrelation plot* dan *densitas plot*. Sebelum melakukan estimasi parameter, akan ditunjukkan kekonvergenan parameter spasial melalui hasil plot dari nilai-nilai yang diperoleh pada setiap iterasinya dengan iterasi sebanyak 10.000.

Plot diagnostik untuk parameter risiko relatif masing-masing kecamatan yang diestimasi, yaitu Kecamatan Mariso, Mamajang, Tamalate, Rappocini, Makassar, Ujung Pandang, Wajo, Bontoala, Ujung Tanah, Tallo, Panakukkang, Manggala, Biring Kanaya dan Tamalanrea, ditunjukkan pada Gambar 3. *Densitas plot* menunjukkan pola distribusi prior yang digunakan untuk masing-masing kecamatan. *Autocorrelation plot* digunakan untuk mengidentifikasi kuat atau lemahnya korelasi antara nilai-nilai sampel.



Gambar 3. Plot Diagnostik Parameter Risiko Relatif Kec. Mariso ( $RR_1$ )

Berdasarkan *Autocorrelation plot* Pada Gambar 3, terlihat pada lag pertama mendekati nilai satu dan lag selanjutnya menurun dan semakin mendekati nol. Hal ini menyatakan bahwa korelasi antara nilai-nilai sampel yang dibangkitkan lemah. Artinya korelasi antara nilai sampel yang dibangkitkan berada pada daerah distribusi posterior. Hasil *history plot* proses MCMC yang dilakukan dalam penelitian ini telah bersifat stasioner. Hal ini berarti seluruh sampel yang dibangkitkan berada pada interval domain yang memiliki nilai tertentu, selain itu *history plot* terlihat telah rapat dan *fastly mixing* sehingga dapat menangkap semua kemungkinan nilai parameter. Sehingga *history plot* telah memenuhi sifat *irreducible*. *History plot* juga menunjukkan bahwa nilai yang dibangkitkan tidak berada pada keperiodikan tertentu, dengan kata lain proses MCMC yang dilakukan memenuhi sifat *aperiodic*. Selain itu, proses iterasi MCMC pada *history plot* yang dihasilkan memenuhi sifat *recurrent*, karena nilai parameter yang dibangkitkan dalam state- $i$  dapat kembali pada state- $i$ . Sehingga dapat dikatakan bahwa parameter kovariat telah konvergen pada iterasi ke 10.000.

Estimasi risiko relatif yang dihasilkan berdasarkan model *localised* untuk penyakit DBD untuk setiap kecamatan di kota Makassar pada tahun 2016 disajikan pada Tabel 2. Berdasarkan Tabel 2, Kecamatan Mariso memiliki risiko relatif tertinggi dibandingkan dengan kecamatan lainnya. Kecamatan Manggala dan Rappocini memiliki risiko relatif penyebaran DBD tertinggi selanjutnya setelah Kecamatan Mariso. Hal ini menunjukkan bahwa Kecamatan Mariso, Manggala dan Rappocini memiliki tingkat risiko kejadian yang lebih tinggi dibanding dengan kecamatan lainnya yang ada di kota Makassar. Selanjutnya kecamatan yang memiliki risiko relatif terkecil berada di Kecamatan Makassar dan Kecamatan Tamalate. Rendahnya risiko relatif menunjukkan bahwa daerah tersebut kecil kemungkinan terkena penyakit DBD.

Tabel 2. Hasil Taksiran Parameter Risiko Relatif

Parameter	Kecamatan	Nilai Estimasi	95% Credible Interval (CI)
$[RR_1]$	Mariso	1,685	(0,336 ; 2,030)
$[RR_2]$	Mamajang	0,962	(0,270 ; 1,868)
$[RR_3]$	Tamalate	0,530	(0,229 ; 1,279)
$[RR_4]$	Rappocini	1,298	(0,314 ; 0,805)
$[RR_5]$	Makassar	0,497	(0,491 ; 1,313)
$[RR_6]$	Ujung Pandang	0,882	(0,560 ; 1,328)
$[RR_7]$	Wajo	0,982	(0,910 ; 1,751)
$[RR_8]$	Bontoala	0,729	(0,853 ; 1,701)
$[RR_9]$	Ujung Tanah	0,633	(0,986 ; 2,575)
$[RR_{10}]$	Tallo	0,902	(1,042 ; 2,047)
$[RR_{11}]$	Panakkukang	1,242	(0,461 ; 0,934)
$[RR_{12}]$	Manggala	1,497	(0,199 ; 0,934)
$[RR_{13}]$	Biringkanaya	1,082	(0,291 ; 1,366)
$[RR_{14}]$	Tamalanrea	0,852	(0,762 ; 1,460)

## 4 Kesimpulan

Model *localised* dapat digunakan untuk memperkirakan risiko relatif penyakit DBD di kota Makassar. Risiko relatif yang didapatkan berada pada rentang 0,497-1,685. Estimasi risiko relatif yang didapatkan mampu memberikan gambaran tingkat kejadian penyakit DBD. Selain itu, karena estimasi risiko relatif yang didapatkan juga mempertimbangkan jumlah penduduk setiap kecamatan maka daerah yang memiliki jumlah penduduk tinggi dengan kasus penyakit kecil, akan menghasilkan nilai risiko relatif yang kecil dan begitu pula sebaliknya. Daerah yang rentan terkena penyakit DBD perlu mendapatkan perhatian lebih dari pemerintah Kota Makassar untuk mengatasi penyebaran penyakit tersebut ke daerah lainnya.

## Daftar Pustaka

- [1] Sandra, T., Sofro, AU Muchlis., Suhartono, Martini, & Hadisaputro, S. Faktor-Faktor yang Berpengaruh terhadap Kejadian Demam Berdarah Dengue pada Anak Usia 6-12 Tahun Di Kecamatan Tembalang. *Jurnal Epidemiologi Kesehatan Komunitas*, 4 (1), 2019.
- [2] Respati, T., Raksanegara, A., Djuhaeni, H., Sofyan, A., Agustian, D., Faridah, L. & Sukandar, H. Berbagai Faktor yang Mempengaruhi Kejadian DBD di Kota Bandung. *Aspirator*, 9 (2), 2017.
- [3] Climate Data. Iklim Makassar. 2018. <https://id.climate-data.org/asia/indonesia/south-sulawesi/makassar-3646/>. [Accessed online 29 April 2019].
- [4] Geografis Kota Makassar. Wilayah Kota Makassar. 2019. <https://makassarkota.go.id/geografis/>. [Accessed online 30 Januari 2020].

- [5] Hidrologi dan Klimatologi. Iklim Makassar. 2017. <https://makassarkota.go.id/hidrologi-dan-klimatologi/>. [Accessed online 30 Januari 2020].
- [6] Samat, N.A. & Mey, L.W. Malaria Disease Mapping in Malaysia based on Besag-York-Mollie (BYM) Model. *Journal of Physics: Conference Series IOP Conf. Series: Journal of Physics: Conf. Series* 890 012167, 2017.
- [7] Lee, D., Rushworth, A. & Sahu, S.A. Bayesian Localized Conditional Autoregressive Model for Estimating the Health Effects of Air Pollution. *Biometrics*, 70, 419-429, 2014.
- [8] Lee, D. & Sarran, C. Controlling for Unmeasured Confounding and Spatial Misalignment in Long-Term Air Pollution and Health Studies. *Environmetrics* 26: 477-487, 2015.
- [9] Sunengsih, N., Jaya, I.G.N.M., Zulhanif & Tantular, B. Bayesian Conditional Autoregressive (CAR) dalam Menaksir Resiko Relatif Diare di Kota Bandung. *Jurnal Matematika dan Pendidikan Matematika*: 21-26, 2016.
- [10] Venkatesan, P., Srinivasan, R., & Dharuman. Bayesian Conditional Auto Regressive Model For Mapping Tuberculosis Prevalence In India. *International Journal of Pharmaceutical Studies and Research*, 3 (1), 1-3. 2012.
- [11] Wakefield, J. Disease Mapping and Spatial Regression with Count Data. *Biostatistics*, 8 (2), 158-183, 2006.