LAPORAN 2

PENDETEKSIAN HOTSPOT PADA DATA BAYI DENGAN BERAT BADAN LAHIR RENDAH (BBLR) PER KECAMATAN DI KOTA BANDUNG TAHUN 2017-2019



Disusun oleh:

Kelompok C

Abiel Athaya Putra	2006532891
Alfia Choirun Nisa	1906299414
Auranissa Efrida P.	2006571192
Rahmi Radhia Khalqi	1906375796
Yasmin Khairunnisa	2006571091

PROGRAM STUDI STATISTIKA FAKULTAS MATENATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM UNIVERSITAS INDONESIA

2022

DAFTAR ISI

DAFTAR ISI	2
DAFTAR TABEL	4
DAFTAR GAMBAR	5
BAB I PENDAHULUAN	6
1.1. Latar Belakang	6
1.2. Rumusan Masalah	7
1.3. Tujuan	7
1.4. Metode Penelitian	7
1.4.1. Jenis Data	7
1.4.2. Metode Pengumpulan Data	8
BAB II LANDASAN TEORI	9
2.1. Scan Statistic	9
2.2. Purely Spatial Scan Statistic	9
2.3. Space-Time Spatial Scan Statistic	16
2.3.1. Pembentukan Scanning Window	16
2.3.2. Uji Rasio Likelihood	17
2.3.3. Langkah-langkah Menggunakan Space Time Scan Statist	tics 17
BAB III ANALISIS DATA	20
3.1. Data	20
3.2. Pendeteksian <i>Hotspot</i> dengan Metode <i>Purely Spatial</i> Model Po	oisson 21
3.2.1. Tahun 2017	21
3.2.2. Tahun 2018	24
3.2.3. Tahun 2019	27
3.3. Pendeteksian <i>Hotspot</i> dengan Metode <i>Space-Time Spatial</i>	30

3.4. Hasil Analisis	33
BAB IV PENUTUP	34
4.1. Kesimpulan	34
4.2. Saran	34
DAFTAR PUSTAKA	35
LAMPIRAN	36
Data BBLR di Kota Bandung Tahun 2017-2019	36
Output SaTScan Metode Purely Spatial Analysis Tahun 2017	38
Output SaTScan Metode Purely Spatial Analysis Tahun 2018	41
Output SaTScan Metode Purely Spatial Analysis Tahun 2019	45
Output SaTScan Metode Space-Time Spatial	47
Data Untuk R	49
R Code	49

DAFTAR TABEL

Tabel 1.	Data Kasus BBLR per kecamatan di Kota Bandung Tahun 2017-2019	20
Tabel 2.	Area Hotspot Kasus BBLR di Kota Bandung Menggunakan Metode Pu	rely
	Spatial Scan Statistic	33
Tabel 3.	Area Hotspot Kasus BBLR di Kota Bandung Menggunakan Metode Sp	ace-
	Time Spatial	33

DAFTAR GAMBAR

Gambar 1. Peta Area Hotspot Kasus BBLR di Kota Bandung Tahun 2017	24
Gambar 2. Peta Area Hotspot Kasus BBLR di Kota Bandung Tahun 2018	27
Gambar 3. Peta Area Hotspot Kasus BBLR di Kota Bandung Tahun 2019	30
Gambar 4. Peta Kluster Area Hotspot Kasus BBLR di Kota Bandung Tahun	2017-2019
	32

BAB I

PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang

Bayi dengan Berat Badan Lahir Rendah (BBLR) didefinisikan sebagai bayi dengan berat lahir kurang dari 2.500 gram (Setyarini and Suprapti, 2016). Berat lahir ini merupakan berat yang ditimbang satu jam setelah sang bayi lahir. Bayi yang dilahirkan dengan berat lahir kurang dari 2500 gram bukan hanya dapat terjadi pada bayi prematur,namun juga pada bayi cukup bulan yang mengalami hambatan selama kehamilan sang ibu. Sampai sekarang hal ini masih menjadi permasalahan yang sering terjadi di berbagai belahan dunia, hal ini cukup meresahkan dikarenakan dianggap menjadi salah satu faktor penyebab kematian pada bayi. Penyebab hal ini terjadi dibagi menjadi tiga faktor yaitu faktor ibu seperti usia ibu yang tidak berada di usia dengan reproduksi yang sehat dan aman, paritas yang merupakan jumlah janin dengan berat lebih dari atau sama dengan 500 gram yang pernah dilahirkan hidup maupun mati, status gizi ibu yang kurang, dan anemia. Lalu faktor janin seperti hidramnion dan kehamilan kembar atau ganda. Serta faktor lingkungan seperti sosio-ekonomi, misalnya pekerjaan, pendapatan, dan pendidikan ibu.

Dari data yang dimiliki jumlah penderita BBLR semakin meningkat di kota bandung dari tahun ke tahun sehingga ingin dicari tau letak hostpot daerah yang mengalami BBLR. Diharapkan setelah diketahui letak hotspotnya kita dapat mengetahui pula hal apa yang paling mempengaruhi hal ini terjadi dengan harapan dapat mengurangi terjadinya hal tersebut. Untuk mendapatkan hotspot lokasi serta waktu bayi dengan berat lahir rendah di kota bandung digunakan metode *scan statistic purely spatial* dan *space time. Scan statistic* adalah metode statistik untuk mendeteksi *hotspot* dari suatu peristiwa/kasus dalam suatu daerah studi. *Hotspot* adalah area kritis, area dengan kasus tertinggi. Metode statistik *purely spatial* dan *space time* membutuhkan informasi luas dan waktu secara bersamaan dalam mendeteksi *hotspot*.

1.2. Rumusan Masalah

- Bagaimana peta hotspot untuk kasus bayi dengan Berat Badan Lahir Rendah (BBLR) di kota Bandung dengan menggunakan metode purely spatial statistics?
- 2. Bagaimana peta *hotspot* untuk kasus bayi dengan Berat Badan Lahir Rendah (BBLR) di kota Bandung dengan menggunakan metode *space time statistics?*
- 3. Daerah mana saja yang secara signifikan menjadi daerah hotspot untuk kasus bayi dengan Berat Badan Lahir Rendah (BBLR) di kota Bandung dengan menggunakan metode *purely spatial statistics?*
- 4. Daerah mana saja yang secara signifikan menjadi daerah hotspot untuk kasus BBLR di Kota Bandung dengan menggunakan metode *space time statistics?*

1.3. Tujuan

- Untuk mengetahui peta hotspot untuk kasus Bayi Badan Lahir Rendah (BBLR) di kota Bandung dengan menggunakan metode *purely spatial statistics*
- 2. Untuk mengetahui peta hotspot untuk kasus Bayi Badan Lahir Rendah (BBLR) di kota Bandung dengan menggunakan metode *space time statistics*
- 3. Untuk mengetahui daerah mana saja yang secara signifikan menjadi daerah hotspot untuk kasus BBLR di kota Bandung dengan menggunakan metode *purely spatial statistics*
- 4. Untuk mengetahui daerah mana saja yang secara signifikan menjadi daerah hotspot untuk kasus BBLR di kota Bandung dengan menggunakan metode *space time statistics*

1.4. Metode Penelitian

Metode yang dilakukan dalam penelitian ini adalah:

- 1. Melakukan studi literatur untuk mengetahui lebih lanjut mengenai *purely spatial statistics* dan *space time statistics* dan teori-teori yang berhubungan dengan penelitian.
- 2. Melakukan penarikan data sekunder dari Dinas Kesehatan Kota Bandung melalui situs resmi Pemerintah Kota Bandung.
- 3. Melakukan pengolahan data dan menganalisis dengan metode *purely spatial statistics* dan *space time statistics*.

1.4.1. Jenis Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data kuantitatif. Data kuantitatif adalah jenis data yang dapat dihitung, diukur, dan dideskripsikan dengan menggunakan angka. Data yang diambil merupakan data kasus bayi dengan berat badan lahir rendah dalam rentang waktu 2017-2019.

1.4.2. Metode Pengumpulan Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data sekunder. Data sekunder adalah data yang diperoleh peneliti secara tidak langsung melalui perantara. Peneliti melakukan studi literatur untuk mengetahui lebih lanjut mengenai *purely spatial statistics* dan *space time statistics* dan teoriteori yang berhubungan dengan penelitian. Data sekunder diambil dari Dinas Kesehatan Kota Bandung melalui situs resmi Pemerintah Kota Bandung.

BAB II

LANDASAN TEORI

2.1. Scan Statistic

Scan Statistic digunakan untuk mendeteksi klaster di dalam proses titik. Pada proses titik di interval [a, b], window [t, t+w] dari ukuran tetap w < b - a bergerak sepanjang interval. Untuk semua nilai t yang mungkin, jumlah titik maksimal di dalam window dicatat dan dibandingkan dengan distribusinya dengan hipotesis null proses Poisson. Scan Statistic dapat menggunakan permodelan Poisson dan permodelan Bernoulli. Proses ini dimodelkan berdasarkan G (ruang geografis) dan μ (ukuran). G adalah garis dan μ adalah pengukuran uniform pada [a, b].

2.2. Purely Spatial Scan Statistic

Purely spatial scan statistics merupakan metode yang digunakan untuk mendeteksipengelompokan daerah yang memiliki intensitas tertinggi dari suatu kejadian dan signifikan secara statistic yang disebut most likely cluster. Kelompok daerah didapat dengan melakukanproses scanning pada sebuah window atau area yang diteliti dan mencatat jumlah pengamatan.

2.2.1 Pembentukan Scanning Window

Scanning window adalah kumpulan daerah yang dibentuk oleh suatu circular window, yang potensial untuk menjadi most likely cluster. Karena tidak diketahui daerah mana yang merupakan most likely cluster, maka dipertimbangkanlah setiap kemungkinan daerah yang ada dan selanjutnya dievaluasi dengan statistik uji untuk setiap scanning window. Langkahlangkah untuk mengetahui scanning window yaitu:

1. Menentukan Jarak

Pilih sembarang *sub-region* yang diwakili oleh titik pusat koordinat. Hitung jarak dari*sub-region* tersebut ke lainnya yang disebut jarak Euclid. Jarak Euclid antar titik pusat koordinat yang mewakili *sub-region*. Urutkan jarak dari yang terdekat sampai terjauh.

2. Membuat Circular Window

- Pilih sembarang sub-region yang diwakili oleh titik pusat koordinat.
- Bentuk suatu lingkaran (circular window) yang berpusat di titik

pusat koordinat tersebut lalu perbesar jari-jari lingkaran secara kontinu. Untuk setiap titik pusat koordinat yang masuk ke lingkaran, hitung jumlah kejadian nz dan populasi di dalam lingkaran tersebut.

• Ulangi langkah untuk setiap lokasi lalu hitung rasio likelihood dari masing-masing pasangan.

Setelah mendapatkan kumpulan scanning window dan nilai rasio likelihood dari masing- masing pasangan, maka calon *most likely cluster* dapat ditentukan, yaitu *scanning window* yang memiliki nilai rasio likelihood tertinggi. Selanjutnya dilakukan uji untuk mengetahui apakah calon *most likely cluster* yang didapat adalah signifikan secara statistic dengan menghitung nilai signifikansi atau *p-value* dengan *Monte Carlo Hypothesis Testing*. Dimisalkan proses titik spasial merupakan jumlah acak titik pada himpunan. Saat window bergerak ke area studi, didefinisikan kumpulan untuk zona. Secara bergantian, akan digunakan untuk menunjukkan subset dari himpunan parameter yang mendefinisikan zona.

2.2.2 Hipotesis

Dimisalkan N adalah proses titik spasial di mana N (A) adalah jumlah acak titik pada himpunan $A \subset G$. Saat window bergerak ke area studi, akan didefinisikan kumpulan Z untuk zona $Z \subset G$. Secara bergantian, Z akan digunakan untuk menunjukkan subset dari G dan himpunan parameter yang mendefinisikan zona.

Pada model Bernoulli, hanya mempertimbangkan μ sedemikian sehingga $\mu(A)$ adalah bilangan bulat untuk seluruh subset $A \subset G$. Terdapat tepat satu zona $Z \subset G$ sehingga setiap individu di dalam zona tersebut memiliki probababilitas p untuk menjadi sebuah titik (kejadian), dan q untuk yang di luar zona. Hipotesisnya dapat ditulis sebagai berikut:

- 1 H_0 : p = qDibawah kondisi H_0 , N(A) berdistribusi Binomial($\mu(A)$, p) untuk seluruh set A.
- 2 $H_1: p > q, Z \in \mathbf{Z}$. Dibawah kondisi H_1 , N(A) berdistribusi Binomial $(p\mu(A))$ untuk semua

 $A \subset Z$ dan N(A) berdistribusi Binomial $(q\mu(A))$ untuk semua $A \subset Z^c$.

Sementara itu, pada model Poisson, terdapat tepat satu zona $Z \subset G$ sehingga $N(A) \sim Po(p\mu(A \cap Z) + q\mu(A \cap Z^c))$. Hipotesisnya dapat ditulis sebagai berikut:

- 3 H_0 : p=qDibawah kondisi H_0 , N(A) berdistribusi Poisson $(p\mu(A))$ untuk seluruh
- 4 H₁:p > q,Z ∈ Z.
 Dibawah kondisi H₁, N(A) berdistribusi Poisson(pμ(A)) untuk semua
 A ⊂ Z dan N(A) berdistribusi Poisson(qμ(A)) untuk semua A ⊂ Z^c.

2.2.3 Uji Rasio Likelihood

2.2.3.1 Model Bernoulli

set A (parameterZ hilang)

Fungsi likelihood untuk model Bernoulli sebagai berikut:

$$L(Z, p, q) = p^{nZ}(1 - p)^{\mu(Z) - nZ} q^{nG - nZ} (1 - q)^{\mu(G) - \mu(Z) - nZ} q^{nG - nZ} (1 - q)^{\mu(G) - \mu(Z) - nZ}$$

dimana:

- G adalah study area,
- Z adalah zona,
- p adalah probabilitas suatu unit terkena kasus tertentu di dalam Z,
- q adalah probabilitas suatu unit terkena kasus tertentu di luar Z,
- n_Z adalah banyaknya titik observasi (kasus) di dalam Z,
- n_G adalah total titik observasi (kasus) pada G,
- $\mu(Z)$ adalah ukuran populasi di dalam Z,
- $\mu(G)$ adalah ukuran populasi pada G,
- $\mu(Z) n_Z$ adalah banyaknya tidak terjadi kasus di dalam Z,
- $(\mu(G) \mu(Z)) (n_G n_Z)$ adalah banyaknya tidak terjadi kasus di luar Z (zona).

Untuk mendeteksi zona yang paling mungkin menjadi cluster, akan dicari zona \hat{Z} yang memaksimalkan fungsi likelihood. Langkah pertama adalah memaksimalkan fungsi likelihood dengan dikondisikan pada Z.

$$L(Z) \stackrel{\text{def}}{=} \sup_{p>q} L(Z, p, q) = \left(\frac{n_Z}{\mu(Z)}\right)^{n_Z} \left(1 - \frac{n_Z}{\mu(Z)}\right)^{\mu(Z) - n_Z}$$

$$\times \left(\frac{n_G - n_Z}{\mu(G) - \mu(Z)}\right)^{n_G - n_Z} \left(1 - \frac{n_G - n_Z}{\mu(G) - \mu(Z)}\right)^{(\mu(G) - \mu(Z)) - (n_G - n_Z)}$$
when $\frac{n_Z}{\mu(Z)} > \frac{(n_G - n_Z)}{(\mu(G) - \mu(Z))}$, and otherwise
$$L(Z) = \left(\frac{n_G}{\mu(G)}\right)^{n_G} \left(\frac{\mu(G) - n_G}{\mu(G)}\right)^{\mu(G) - n_G}$$

Selanjutnya, akan dicari solusi $Z = \{Z : L(Z) \ge L(Z') \ \forall \ Z' \in Z\}.$

Kita juga dapat melakukan uji likelihood ratio dengan menggunakan statistik uji ratioyang didefinisikan sebagai berikut.

$$\lambda = \frac{\sup_{Z \in \mathcal{Z}, p > q} L(Z, p, q)}{\sup_{p=q} L(Z, p, q)} = \frac{L(\hat{Z})}{L_0}$$

$$L_0 \stackrel{\text{def}}{=} \sup_{p=q} L(Z, p, q) = \left(\frac{n_G}{\mu(G)}\right)^{n_G} \left(\frac{\mu(G) - n_G}{\mu(G)}\right)^{\mu(G) - n_G}$$

2.2.3.2 Model Poisson

Probabilitas dari n_G jumlah titik pada studi area adalah

$$\frac{e^{-p\mu(Z)-q(\mu(G)-\mu(Z))}[p\mu(Z)+q(\mu(G)-\mu(Z))]^{n_G}}{n_G!}$$

dimana $\mu(G) - \mu(Z)$ adalah ukuran populasi di luar Z (zona).

Fungsi likelihood untuk model Poisson dinyatakan sebagai berikut:

$$\begin{split} L(Z,p,q) &= \frac{e^{-p\mu(Z) - q(\mu(G) - \mu(Z))} [p\mu(Z) + q(\mu(G) - \mu(Z))]^{n_G}}{n_G!} \\ &\times \prod_{x_i \in Z} \frac{p\mu(x_i)}{p\mu(Z) + q(\mu(G) - \mu(Z))} \prod_{x_i \notin Z} \frac{q\mu(x_i)}{p\mu(Z) + q(\mu(G) - \mu(Z))} \\ &= \frac{e^{-p\mu(Z) - q(\mu(G) - \mu(Z))}}{n_G!} p^{n_Z} q^{(n_G - n_Z)} \prod_{x_i} \mu(x_i) \end{split}$$

Persamaan ini akan maksimum ketika $p=n_Z/\mu(Z)$ dan $q=(n_G-n_Z)/(\mu(G)-\mu(Z))$, maka

$$L(Z) = \begin{cases} \frac{e^{-n_G}}{n_G!} \left(\frac{n_Z}{\mu(Z)}\right)^{n_Z} \left(\frac{n_G - n_Z}{\mu(G) - \mu(Z)}\right)^{n_G - n_Z} \prod_{x_i} \mu(x_i) \\ & \text{if } \frac{n_Z}{\mu(Z)} > \frac{(n_G - n_Z)}{(\mu(G) - \mu(Z))} \\ \frac{e^{-n_G}}{n_G!} \left(\frac{n_G}{\mu(G)}\right)^{n_G} \prod_{x_i} \mu(x_i) \\ & \text{otherwise.} \end{cases}$$

Statistik uji λ dari uji likelihood ratio didefinisikan sebagai berikut:

$$\lambda = \frac{\sup_{Z \in \mathcal{Z}, p > q} L(Z, p, q)}{\sup_{p=q} L(Z, p, q)} = \frac{L(\hat{Z})}{L_0}$$

dimana

$$L_0 = \sup_{p} \frac{e^{-p\mu(G)}p^{n_G}}{n_G!} \prod_{x_i} \mu(x_i) = \frac{e^{-n_G}}{n_G!} \left(\frac{n_G}{\mu(G)}\right)^{n_G} \prod_{x_i} \mu(x_i)$$

2.2.4 Syarat Uji Statistik

2.2.4.1 Detection Versus Inference

Sebagian besar metode untuk analisis cluster pada proses titik spasil adalah: deskriptif yang mana dapat mendeteksi lokasi dari klaster tapi tanpa adanya kesimpulanyang terlibat, atau deskriptif yang dapat melibatkan kesimpulan tapi tidak bisa mendeteksi lokasi klaster. Karakteristik penting dari *spatial scan test* adalah melakukan keduanya, sehingga ketika *null hyphotesis* ditolak kita dapat menemukan area spesifik dari peta yang menyebabkan penolakan. Untuk lebih detilnya, definisikan $x = \{xi, i = 1, ..., nG\}$ menunjukkan himpunan koordinat dari nG points dalam kumpulan data dimana Z adalah cluster yang paling mungkin, dan $x' = \{x'i, i = 1, ..., nG\}$ menjadi *alternative configuration* dengan jumlah titik – titik yang sama persis.

Teorema I

Jika *null hyphotesis* ditolak di bawah x maka juga di tolak di bawah x', jika $x'_i = x_i$ forall $x_i \in \mathbb{Z}$.

Bukti:

Misal $\lambda(x)$ dan $\lambda(x')$ merupakan nilai dari uji statistik untuk dua

himpunan data yang berbeda. Karena dua himpunan data yang memiliki jumlah titik – titik yang sama, distribusi dari λ di bawah *null hyphotesis* akan sama, dan karena itu cukup untuk menunjukkan bahwa b $\lambda(x') \ge \lambda(x)$.

Untuk kasus Bernoulli, kita punya:

$$\lambda(\mathbf{x}) = \frac{L(\hat{Z}|\mathbf{x})}{L_0} \le \frac{L(\hat{Z}|\mathbf{x}')}{L_0} \le \frac{\sup_{Z} L(Z|\mathbf{x}')}{L_0} = \lambda(\mathbf{x}').$$

Untuk model *Poisson* jika $\lambda(x) = 1$. Ketika $\lambda(x) > 1$ persamaannya sebagai berikut:

$$\begin{split} \lambda(\mathbf{x}) &= \sup_{Z} \frac{1}{K} \left(\frac{n_{Z}}{\mu(Z)} \right)^{n_{Z}} \left(\frac{n_{G} - n_{Z}}{\mu(G) - \mu(Z)} \right)^{n_{G} - n_{Z}} \\ &= \frac{1}{K} \left(\frac{n_{\hat{Z}}}{\mu(\hat{Z})} \right)^{n_{\hat{Z}}} \left(\frac{n_{G} - n_{\hat{Z}}}{\mu(G) - \mu(\hat{Z})} \right)^{n_{G} - n_{\hat{Z}}} \\ &\leq \frac{1}{K} \left(\frac{n'_{\hat{Z}}}{\mu(\hat{Z})} \right)^{n'_{\hat{Z}}} \left(\frac{n_{G} - n'_{\hat{Z}}}{\mu(G) - \mu(\hat{Z})} \right)^{n_{G} - n'_{\hat{Z}}} \\ &\leq \sup_{Z} \frac{1}{K} \left(\frac{n'_{Z}}{\mu(Z)} \right)^{n'_{\hat{Z}}} \left(\frac{n_{G} - n'_{Z}}{\mu(G) - \mu(Z)} \right)^{n_{G} - n'_{Z}} = \lambda(\mathbf{x}'). \end{split}$$

Dimana, $K = (nG/\mu(G))nG$. Ketidaksamaan pertama berlaku ketika konstanta α , β , dan N, $(\alpha n)^n(\beta(N-n)^{N-n})$ adalah *increasing* function dari n ketika $\alpha n > \beta(N-n)$.

2.2.4.2 Power

Pada spatial scan statistics, kita tidak bisa berekspektasi untuk menemukan *uniformly most powerful test*, kecuali untuk kasus special di mana hanya terdapat satu zona di hipotesis alternatif. Justru, kondisi tersebut memenuhi kriteria untuk yang kita sebut *individually most powerful test*.

Untuk mendefinisikan *individually most powerful test*, kita bagi hipotesis alternative gabungan menjadi *subset* yang berbeda. Ruang parameter dipartisi menjadi sejumlah subset $\{A_j\}$ yang dapat dihitung sedemikian sehingga $A_j \cap A_{j'} = \emptyset$ untuk setiap $j \neq j$ ' dan sedemikian sehingga U A_j merupakan keseluruhan dari hipotesis alternatif. Demikian pula, dengan menggunakan indeks yang sama, daerah kritis

C, dimana hipotesis nol ditolak, dipartisi menjadi *disjoint subsets* $\{C_j\}$ dimana U C_j = C. Misal C' = U C'_j menotasikan suatu daerah kritis alternatif dengan *disjoint subsets* yang bersesuaian.

Definisi I

Untuk level signifikansi tertentu α , suatu uji dikatakan *individually most powerful* sehubungan dengan partisi $\{A_{ij}\}$ dari suatu ruang parameter, dan sebuah partisi $\{C_j\}$ dari suatu daerah kritis,jika untuk setiap A_k tidak terdapat himpunan C' dan $\{C'_j\}$ sedemikian sehingga:

- 1. Cj = C'j, untuk setiap $j \neq k$
- 2. $P(\omega \in C'|H0) = \alpha$
- 3. $P(\omega \in C'k \mid (Z, p, q)) > P(\omega \in Ck \mid (Z, p, q))$, untuk sembarang $(Z,p,q) \in Ak$

Misal $Az = \{(Z,p,q) : p > q\}$ dan $A0 = \{(Z,p,q) | p = q\}$. Cz menotasikan perpotongan daerah kritis C dan subset dari ruang sampel dimana Z adalah cluster yang paling mungkin.

Teorema 2

Suatu uji berdasarkan λ membentuk *individually most powerful test* sehubungan dengan partisi $\{A_z\}$ dan $\{C_z\}$. Hal ini berlaku untuk model Bernoulli serta Poisson.

2.2.5 Sampling Monte Carlo

Pengujian hipotesis pada metode *spatial scan statistics* dengan menggunakan metode *Monte Carlo* dapat dilakukan dengan uji hipotesis Monte Carlo. Uji ini membandingkan peringkat dari nilai statistik uji yang sebenarnya dengan nilai statistik uji data acak.

$$P-value = \frac{banyaknya \ (t(x) \ge \lambda_0)}{m+1}$$

Dalam statistik pemindaian spasial, λ_0 menyatakan nilai rasio kemungkinan yang dimiliki oleh suatu zona berdasarkan data asli, sedangkan t adalah nilai rasio kemungkinan dari data data acak yang dibangkitkan berdasarkan kondisi H0, dan m adalah banyaknya pengulangan dalam simulasi.

Berikut ini adalah tahapan pengujian hipotesis dengan simulasi Monte

Carlo dengan 999 kali pengulangan untuk statistik pemindaian spasial (Kulldorff 1997):

- 1. Hitung nilai rasio kemungkinan λ_0 berdasarkan statistik uji untuk data asli.
- 2. Bangkitkan data acak dengan ukuran yang sama dengan data asli dan berdasarkan kondisi H_0 benar.
- 3. Lakukan proses pembentukan zona dari data acak tersebut.
- 4. Hitung nilai rasio kemungkinan untuk setiap zona yang terbentuk.
- 5. Ulangi langkah 2 sampai dengan 4 sebanyak 999 kali, sehingga diperoleh sebanyak 999 nilai rasio kemungkinan hasil simulasi.
- 6. Urutkan nilai seluruh nilai rasio kemungkinan hasil simulasi dan dari data asli.
- 7. Hitung p-value.

2.3. Space-Time Spatial Scan Statistic

Space Time Scan Statistics merupakan salah satu metode scan statistics yang berhubungan dengan waktu yang memperhatikan informasi area dan waktu secara simultan dalam mendekati hotspot.

Menurut Kulldorff (2005), metode ini didasarkan pada dimensi ruang dan waktu untuk mengidentifikasi hotspot yang terdistribusi secara merata pada setiap wilayah secara statistik signifikan. Pendekatan ini berbeda dari yang lain karena bisa diterapkan terhadap data hanya dengan data kasus tanpa menggunakan data latar belakang sebagai kontrol.

2.3.1. Pembentukan Scanning Window

Pada *Space Time*, digunakan *scanning window* berbentuk silinder dengan basis spasial melingkar dan ketinggian interval waktu atau yang biasa disebut *cylinder scan window*. Menurut Patil dan Tailie (2004), hotspot merupakan sesuatu yang tidak biasa, anomali, penyimpangan kasus yang tinggi atau disebut wilayah kritis. Berikut beberapa kemungkinan dari bentuk *hotspot*:

- a) *Purely* dalam bentuk lingkaran, sedangkan *Space time* berbentuk silinder.
- b) Lingkaran berpusat pada sebuah wilayah

- c) Lingkaran berpusat pada sebuah wilayah, namun ukuran lingkaran tetap.
- d) Persegi panjang dengan ukuran dan bentuk yang pasti.

2.3.2. Uji Rasio Likelihood

Menghitung likelihood ratio dari masing-masing silinder yang terbentuk.

a. Hipotesis

 H_0 : $\theta \in \omega$

 $H_1: \theta \in \Omega$

dengan Ω adalah space parameter keseluruhan dan ω adalah space parameter pada $H.\ 0,\ \omega \subset \Omega.$

b. Uji Statistik λ dari uji likelihood ratio

$$\lambda = \frac{\sup_{\frac{e^{-n_c}}{n_c!} \left(\frac{n_c}{\mu(G)}\right)^{n_c} \left(\frac{n_c}{\mu(G)}\right)^{n_c} I\left(\frac{n_c}{\mu(Z)}\right)^{n_c} \left(\frac{n_c}{\mu(Z)}\right)^{n_c} I\left(\frac{n_c}{\mu(Z)}\right)^{n_c-n_z}}{\left(\frac{n_c}{\mu(G)}\right)^{n_c} I\left(\frac{n_c}{\mu(Z)}\right)^{n_c} I\left(\frac{n_c}{\mu(Z)}\right)^{n_c-n_z}} I\left(\frac{n_z}{\mu(Z)}\right)$$

c. Aturan Keputusan

–
$$H$$
 diterima jika $\frac{n_z}{\mu(Z)} > \frac{n_G - n_Z}{\mu(G) - \mu(Z)} \operatorname{dan} \lambda = 1$

$$- H \text{ ditolak jika } \frac{n_z}{\mu(Z)} \le \frac{n_g - n_z}{\mu(G) - \mu(Z)} \text{ dan } \lambda \ne 1$$

2.3.3. Langkah-langkah Menggunakan Space Time Scan Statistics

Berikut adalah langkah-langka untuk mengolah data menggunakan *Space Time Scan Statistics*.

- 1. Siapkan data yang terdiri dari jumlah kasus, jumlah populasi, dan koordinat pusat area.
- 2. Bentuk titik tengah dari masing-masing kecamatan.
- 3. Bentuk Scanning window
 - a. Hitung jarak dari titik tengah kecamatan satu ke titik tengah kecamatan lainnya.
 - b. Buat Cylindric window
 - i. Pilih titik tengah kecamatan secara sembarang.
 - ii. Buat *cylindric window* (Z) yang berpusat di titik pusat koordinat tersebut dengan tinggi 1 satuan waktu, kemudian

perbesar radius alas secara terus-menerus sesuai urutan array-nya.

iii. Ulang langkah 1 dan 2 untuk seluruh Kabupaten/Kota Bandung dan hitung log likelihood rasio (LLR) dari cylindric window yang terbentuk.

4. Menentukkan Hipotesis

H₀: (tidak teridentifikasi adanya hotspot)

H₁: (teridentifikasi adanya hotspot)

- 5. Hitung likelihood rasio dari masing-masing silinder yang terbentuk.
- 6. Hitung nilai harapan dari jumlah kasus.

Bandingkan dengan nilai likelihood rasio kemudian kelompokkan likelihood rasio yang lebih besar dan namakan dengan. Lalu, nilai maksimum dari akan menjadi daerah potensial atau *Most Likely Cluster* (MLC).

- 7. Uji signifikansi menggunakan Monte Carlo.
 - a. Menghitung nilai likelihood ratio tertinggi dari data (*t* yang dihasilkan dari 0) pembentukan *scanning window* dengan *t* adalah nilai likelihood ratio yang dimiliki dari suatu *scanning window*.
 - b. Membangun data acak yang ukurannya sama dengan data asli yang dibangun dibawah kondisi H_0 .
 - c. Melakukan proses pembentukan scanning window Z dari data acak tersebut.
 - d. Mencari nilai likelihood ratio untuk setiap scanning window Z yang terbentuk. Kemudian mengurutkan nilai likelihood ratio dari yang terkecil sampai yang terbesar. Langkah selanjutnya mendapatkan nilai likelihood ratio yang tertinggi (T(x)) dari simulasi pertama pembangunan data acak tersebut.
 - e. Ulangi langkah 2 sampai 4 sebanyak m kali pengulangan.
 - f. Urutkan m + 1 nilai likelihood ratio yang tertinggi (T(x)) dari nilai yang terkecil sampai terbesar.

g. Hitung $p - value = \frac{banyaknya(T(x)) \ge t_0)}{m+1}$, dengan T adalah nilai likelihood ratio dari data acak yang dibangun dibawah kondisi/

hipotesis H₀ dan m adalah banyaknya simulasi untuk membangun data dibawah kondisi H₀. Nilai p-value diperoleh dari banyaknya nilai likelihood ratio yang dibangun dari data acak yang nilainya melebihi nilai likelihood ratio dari data asli t₀, dibagi.

8. Aturan Keputusan

Tentukan terlebih dahulu suatu tingkat signifikansi α tertentu (misalnya $\alpha=0.05$). Berikut ini adalah aturan keputusan yang dibuat untuk scan statistic:

- H_0 ditolak, jika $p value < \alpha$
- H_0 diterima, jika $p value > \alpha$

9. Buat Kesimpulan

- Jika keputusan H₀ ditolak, maka kesimpulannya adalah pada area yang diteliti terdapat hotspot yang memiliki event rate yang lebih tinggi dibandingkan dengan daerah dan waktu lainnya
- Jika keputusan H₀ tidak ditolak, maka kesimpulannya pada area yang diteliti tidak terdapat hotspot

BAB III ANALISIS DATA

3.1. Data

Data yang digunakan pada penelitian ini adalah data kasus bayi berat badan lahir rendah (BBLR) per kecamatan di Kota Bandung pada Tahun 2019. Data yang digunakan adalah data ter-*update* per tanggal 7 Agustus 2022.

Tabel 1. Data Kasus BBLR per kecamatan di Kota Bandung Tahun 2017-2019

N.T.	Ъ	T 7	Kasus		T T	- · ·	
No.	Row	Kecamatan	2017	2018	2019	Latitude	Longitude
1	4	Andir	21	34	163	-6,91094	107,577
2	25	Antapani	184	13	7	-6,91715	107,66047
3	29	Arcamanik	67	11	91	-6,92072	107,67648
4	17	Astanaanyar	82	30	26	-6,9376	107,60207
5	5	Babakan Ciparay	29	24	23	-6,94006	107,57766
6	16	Bandung Kidul	250	52	29	-6,95644	107,63053
7	3	Bandung Kulon	67	8	94	-6,93338	107,56685
8	11	Bandung Wetan	4	25	2	-6,90542	107,6209
9	13	Batununggal	653	108	24	-6,92921	107,63999
10	6	Bojongloa Kaler	86	25	30	-6,93247	107,59003
11	22	Bojongloa Kidul	48	47	37	-6,95089	107,59793
12	19	Buahbatu	163	14	2	-6,94755	107,65426
13	23	Cibeunying Kaler	12	7	9	-6,88573	107,62974
14	14	Cibeunying Kidul	103	16	41	-6,89973	107,64642
15	21	Cibiru	43	35	16	-6,91389	107,72351
16	10	Cicendo	95	46	23	-6,89966	107,5835
17	8	Cidadap	34	46	20	-6,86242	107,60711
18	2	Cinambo	14	26	34	-6,92678	107,69083
19	9	Coblong	43	17	51	-6,88364	107,61599
20	0	Gedebage	116	6	3	-6,95269	107,69916
21	18	Kiaracondong	326	6	52	-6,92239	107,64974
22	26	Lengkong	1	63	6	-6,93485	107,62653
23	20	Mandalajati	1	9	11	-6,89727	107,67291
24	24	Panyileukan	439	22	0	-6,93213	107,70656
25	28	Rancasari	77	19	22	-6,95311	107,677
26	15	Regol	18	9	18	-6,93731	107,61264
27	7	Sukajadi	49	1	28	-6,88736	107,59122
28	27	Sukasari	94	8	29	-6,85236	107,58939
29	12	Sumur Bandung	19	154	1	-6,91502	107,61676
30	1	Ujungberung	9	8	33	-6,90875	107,70597

3.2. Pendeteksian Hotspot dengan Metode Purely Spatial Model Poisson

3.2.1. Tahun 2017

a. SaTScan

Akan dilakukan analisis pendeteksian hotspot pada jumlah kasus BBLR di Kota Bandung pada tahun 2017. Dari 30 kecamatan, diketahui total kasus yang terjadi pada tahun 2017 adalah 3.147 dan populasi bayi yang lahir di Kota Bandung yaitu 41.850. Ingin diketahui apakah ada klaster lonjakan kejadian (hotspot) jumlah kasus BBLR yang signifikan. Berdasarkan data, peluang terjadinya kasus adalah $\frac{3147}{41850} = 0,075197 \approx 7,5\%$ sehingga akan dianalisis menggunakan model poisson karena kemungkinan kejadiannya relatif kecil. Dengan demikian, akan dilakukan analisis *hotspot purely spatial* dengan model poisson menggunakan program SaTScan.

Diperoleh output dari SaTScan sebagai berikut.

```
Purely Spatial analysis
scanning for clusters with high rates
using the Discrete Poisson model.
SUMMARY OF DATA
Study period..... 2017/1/1 to 2017/12/31
Number of locations..... 30
Population, averaged over time....: 41850
Total number of cases..... 3147
Annual cases / 100000..... 7524.7
CLUSTERS DETECTED
1.Location IDs included.: Rancasari, Gedebage, Buahbatu, Cinambo,
Arcamanik, Panyileukan, Antapani, Kiaracondong, Batununggal,
Bandung Kidul
 Overlap with clusters.: 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8
 Coordinates / radius..: (6.953110 S, 107.677000 E) / 5.14 km
 Gini Cluster..... No
  Population..... 12238
```

Dari output SaTScan di atas, cluster pertama yang terdeteksi (most likely cluster) yaitu wilayah Kecamatan: Rancasari, Gedebage, Buahbatu, Cinambo, Arcamanik, Panyileukan, Antapani, Kiaracondong, Batununggal, Bandung Kidul dengan nilai p-value = $0.000000000000000001 < \alpha = 0.05$. Rasio kasus per ekspektasi (Obeserved / expected) cukup besar yaitu 2,49 dengan tingkat terjadinya kasus per 100.000 bayi yang lahir adalah 18716,5 atau sekitar 18,7%. Nilai relative risk = 6,46 yang artinya daerah pada hotspot (Kecamatan: Rancasari, Gedebage, Buahbatu, Cinambo, Arcamanik, Panyileukan, Antapani, Kiaracondong, Batununggal, Bandung Kidul) 6,46 kali lebih beresiko mengalami kasus BBLR daripada daerah lainnya yang bukan merupakan anggota hotspot.

b. Uji Hipotesis

Akan dilakukan pengujian menggunakan *likelihood ratio test* dengan menggunakan simulasi Monte Carlo pada *cluster* pertama. Ingin diketahui apakah *cluster* pertama yang terdeteksi tersebut signifikan sebagai hotspot atau tidak.

- Hipotesis

Misalkan p adalah probabilitas terdapat kasus di suatu daerah dalam zona, dan q adalah probabilitas terdapat kasus di suatu daerah luar zona.

 H_0 : p = q (Kecamatan: Rancasari, Gedebage, Buahbatu, Cinambo, Arcamanik, Panyileukan, Antapani, Kiaracondong, Batununggal, Bandung Kidul bukan merupakan area *hotspot*)

 $H_1: p > q$ (Kecamatan: Rancasari, Gedebage, Buahbatu, Cinambo, Arcamanik, Panyileukan, Antapani, Kiaracondong, Batununggal, Bandung Kidul merupakan area *hotspot*)

- Tingkat Signifikansi

$$\alpha = 0.05$$

- Statistik Uji

Dengan menggunakan metode Monte Carlo.

$$P-value = \frac{banyaknya\ (t(x) \ge \lambda_0)}{m+1}$$

Dimana:

 λ_0 : nilai rasio kemungkinan yang dimiliki oleh suatu zona berdasarkan data asli,

t: nilai rasio kemungkinan dari data data acak yang dibangkitkan berdasarkan kondisi H_0 ,

m: banyaknya pengulangan dalam simulasi.

- Aturan Keputusan

Tolak H_0 jika p-*value* < α = 0,05, sebaliknya H_0 gagal ditolak.

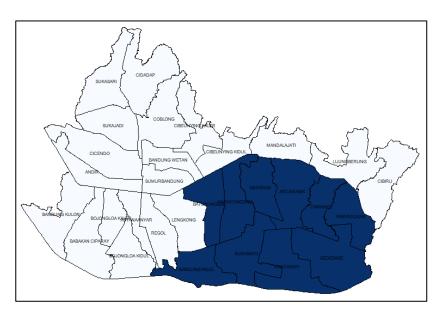
- Keputusan

- Kesimpulan

Dengan tingkat signifikansi 95% kita percaya bahwa Kecamatan: Rancasari, Gedebage, Buahbatu, Cinambo, Arcamanik, Panyileukan, Antapani, Kiaracondong, Batununggal, Bandung Kidul merupakan area *hotspot*.

c. Peta Hotspot

Dengan bantuan program RStudio, didapat plot sebagai berikut.



Gambar 1. Peta Area Hotspot Kasus BBLR di Kota Bandung Tahun 2017

Daerah dengan warna biru tua merupakan area *hotspot* yang terdiri dari Kecamatan: Rancasari, Gedebage, Buahbatu, Cinambo, Arcamanik, Panyileukan, Antapani, Kiaracondong, Batununggal, Bandung Kidul.

3.2.2. Tahun 2018

a. SaTScan

Akan dilakukan analisis pendeteksian hotspot pada jumlah kasus BBLR di Kota Bandung pada tahun 2018. Dari 30 kecamatan, diketahui total kasus yang terjadi pada tahun 2018 adalah adalah 889 dan populasi bayi yang lahir di Kota Bandung yaitu 41.001. Berdasarkan data tersebut, maka peluang terjadinya kasus adalah $\frac{889}{41001} = 0,02168 \approx 2,17\%$ sehingga akan dianalisis menggunakan model poisson karena kemungkinan kejadiannya relatif kecil. Dengan demikian, akan dilakukan analisis *hotspot purely spatial* dengan model poisson menggunakan program SaTScan.

Diperoleh output dari SaTScan sebagai berikut.

Purely Spatial analysis scanning for clusters with high rates using the Discrete Poisson model.

SUMMARY OF DATA

CLUSTERS DETECTED

b. Uji Hipotesis

Akan dilakukan pengujian menggunakan *likelihood ratio test* dengan menggunakan simulasi Monte Carlo pada *cluster* pertama. Ingin

diketahui apakah *cluster* pertama yang terdeteksi tersebut signifikan sebagai hotspot atau tidak.

- Hipotesis

Misalkan p adalah probabilitas terdapat kasus di suatu daerah dalam zona, dan q adalah probabilitas terdapat kasus di suatu daerah luar zona.

 H_0 : p = q (Kecamatan: Lengkong, Regol, Batununggal, Bandung Kidul, Sumur Bandung bukan merupakan area *hotspot*)

 $H_1: p > q$ (Kecamatan: Lengkong, Regol, Batununggal, Bandung Kidul, Sumur Bandung merupakan area *hotspot*)

- Tingkat Signifikansi

$$\alpha = 0.05$$

- Statistik Uji

Dengan menggunakan metode Monte Carlo.

$$P-value = \frac{banyaknya \ (t(x) \ge \lambda_0)}{m+1}$$

Dimana:

 λ_0 : nilai rasio kemungkinan yang dimiliki oleh suatu zona berdasarkan data asli,

t: nilai rasio kemungkinan dari data data acak yang dibangkitkan berdasarkan kondisi H_0 ,

m: banyaknya pengulangan dalam simulasi.

- Aturan Keputusan

Tolak H_0 jika p-value $< \alpha = 0.05$, sebaliknya H_0 gagal ditolak.

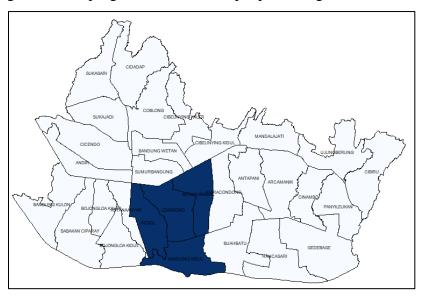
- Keputusan

- Kesimpulan

Dengan tingkat signifikansi 95% kita percaya bahwa Kecamatan: Lengkong, Regol, Batununggal, Bandung Kidul, Sumur Bandung merupakan area *hotspot*.

c. Peta Hotspot

Dengan bantuan program RStudio, didapat plot sebagai berikut.



Gambar 2. Peta Area Hotspot Kasus BBLR di Kota Bandung Tahun 2018

Daerah dengan warna biru tua merupakan area *hotspot* yang terdiri dari Kecamatan: Lengkong, Regol, Batununggal, Bandung Kidul, Sumur Bandung.

3.2.3. Tahun 2019

a. SaTScan

Akan dilakukan analisis pendeteksian hotspot pada jumlah kasus BBLR di Kota Bandung pada tahun 2019. Dari 30 kecamatan, diketahui total kasus yang terjadi pada tahun 2019 adalah 925 dan populasi bayi yang lahir di Kota Bandung yaitu 41.834. Berdasarkan data tersebut, maka peluang terjadinya kasus adalah $\frac{925}{41834} = 0,022 \approx 2,2\%$ sehingga akan dianalisis menggunakan model poisson karena kemungkinan kejadiannya relatif kecil. Dengan demikian, akan dilakukan analisis *hotspot purely spatial* dengan model poisson menggunakan program SaTScan.

Diperoleh output dari SaTScan sebagai berikut.

Purely Spatial analysis scanning for clusters with high rates using the Discrete Poisson model.

SUMMARY OF DATA

```
Study period..... 2019/1/1 to 2019/12/31
Number of locations..... 30
Population, averaged over time....: 41834
Total number of cases..... 925
Annual cases / 100000..... 2212.6
CLUSTERS DETECTED
1.Location IDs included.: Andir
 Overlap with clusters.: No Overlap
 Coordinates / radius..: (6.910940 S, 107.577000 E) / 0 km
 Gini Cluster..... Yes
 Population..... 1624
 Number of cases....: 163
 Expected cases..... 35.91
 Annual cases / 100000.: 10043.6
 Observed / expected...: 4.54
 Relative risk..... 5.30
 Log likelihood ratio..: 129.040937
```

b. Pengujian Hipotesis

Akan dilakukan pengujian menggunakan *likelihood ratio test* dengan menggunakan simulasi Monte Carlo pada *cluster* pertama. Ingin diketahui apakah *cluster* pertama yang terdeteksi tersebut signifikan sebagai hotspot atau tidak.

- Hipotesis

Misalkan p adalah probabilitas terdapat kasus di suatu daerah dalam zona, dan q adalah probabilitas terdapat kasus di suatu daerah luar zona.

 H_0 : p = q (Kecamatan Andir bukan merupakan area *hotspot*)

 $H_1: p > q$ (Kecamatan Andir merupakan area *hotspot*)

- Tingkat Signifikansi

$$\alpha = 0.05$$

- Statistik Uji

Dengan menggunakan metode Monte Carlo.

$$P-value = \frac{banyaknya\ (t(x) \ge \lambda_0)}{m+1}$$

Dimana:

 λ_0 : nilai rasio kemungkinan yang dimiliki oleh suatu zona berdasarkan data asli,

t: nilai rasio kemungkinan dari data data acak yang dibangkitkan berdasarkan kondisi H_0 ,

m: banyaknya pengulangan dalam simulasi.

- Aturan Keputusan

Tolak H_0 jika p-value $< \alpha = 0.05$, sebaliknya H_0 gagal ditolak.

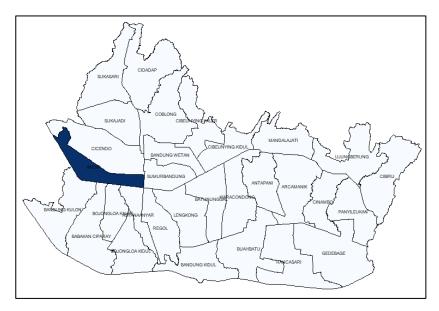
- Keputusan

- Kesimpulan

Dengan tingkat signifikansi 95% kita percaya bahwa kecamatan Andir merupakan area *hotspot*.

c. Peta Hotspot

Dengan bantuan program RStudio, didapat plot sebagai berikut.



Gambar 3. Peta Area Hotspot Kasus BBLR di Kota Bandung Tahun 2019

Daerah dengan warna biru tua merupakan area *hotspot* yang terdiri dari Kecamatan Andir.

3.3. Pendeteksian Hotspot dengan Metode Space-Time Spatial

Data

Digunakan data kasus bayi berat badan lahir rendah (BBLR) yang terjadi pada 30 kecamatan di Kota Bandung pada Tahun 2017-2019.

Tujuan

Menentukan area hotspot berdasarkan total kasus Berat Badan Lahir Rendah (BBLR) pada bayi di masing-masing daerah kecamatan yang ada di Kota Bandung pada tahun 2017 s.d. 2019 menggunakan analisis *space time statistics* dengan metode *space time permutation distribution*.

Hipotesis

 $H_0: p = q$ (daerah *most likely cluster* bukan merupakan daerah hotspot) $H_1: p \neq q$ (daerah *most likely cluster* merupakan daerah hotspot)

• Statistik Uji

Diperoleh output dari SaTScan sebagai berikut.

SUMMARY OF DATA

Study period.....: 2017/1/1 to 2019/12/31

Number of locations....: 30 Total number of cases....: 5499

	Cluster 1	Cluster 2	Cluster 3
Location	Bojongloa Kidul	Rancasari, Gedebage,	Sukasari,
IDs		Buahbatu, Cinambo,	Cidadap,
included		Arcamanik,	Sukajadi,
(Kecamata		Panyileukan,	Coblong,
n)		Antapani,	Cicendo,
		Kiaracondong,	Cibeunying Kaler,
		Batununggal	Andir, Bandung
			Wetan, Sumur
			Bandung,
			Cibeunying
			Kidul, Bojongloa
			Kaler, Bandung
			Kulon,
			Astanaanyar,
			Regol, Babakan
			Ciparay
Coordinat	(6.950890 S,	(6.953110 S,	(6.852360 S,
es / Radius	107.597930 E)/	107.677000 E) / 4.87	107.589390 E) /
	0 km	km	9.83 km
Time	2018/1/1 to	2017/1/1 to	2019/1/1 to
Frame	2018/12/31	2017/12/31	2019/12/31
Number of	446	2039	558
Cases			
Expected	130.26	1523.65	310.52
Cases			
Observed /	3.42	1.34	1.8
Expected			
Test	242.654105	113.663281	85.567955
Statistics			

P-Value	<	<	<
	0.0000000000000	0.00000000000000000	0.00000000000000
	00001	1	0001

• Daerah Kritis

 H_0 ditolak apabila nilai p-value < lpha , lpha = 0.05

• Aturan Keputusan

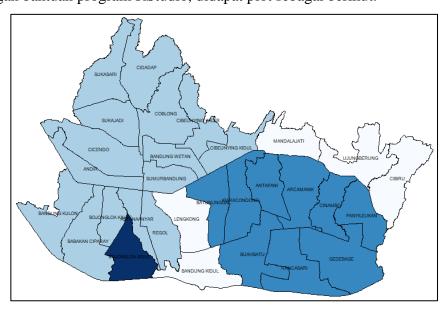
- Cluster 1: Nilai p value = 0. 0000000000000000 $< \alpha = 0$. 05, sehingga H_0 ditolak.

Kesimpulan

Dengan melihat aturan keputusan dengan mempertimbangkan taraf signifikansi 0.05, maka dapat disimpulkan bahwa hasil dari cluster-cluster kecamatan yang tertera pada 3 cluster diatas merupakan daerah hotspot penyakit Berat Badan Lahir Rendah (BBLR) pada bayi pada tahun masing-masing (sesuai *time frame* yang ada).

• Peta Hotspot

Dengan bantuan program RStudio, didapat plot sebagai berikut.



Gambar 4. Peta Kluster Area Hotspot Kasus BBLR di Kota Bandung Tahun 2017-2019

3.4. Hasil Analisis

Berdasarkan hasil analisis menggunakan metode *Purely Spatial Scan Statistic* dengan model Poisson pada jumlah kasus BBLR di Kota Bandung pada tahun 2017, 2018, dan 2019 diperoleh hasil sebagai berikut.

Tabel 2. Area Hotspot Kasus BBLR di Kota Bandung Menggunakan Metode *Purely Spatial Scan Statistic*

Tahun	Area Anggota Hotspot (Kecamatan)	Kasus	Ekspektasi Kasus
2017	Rancasari, Gedebage, Buahbatu, Cinambo,	2289	920,26
	Arcamanik, Panyileukan, Antapani,		
	Kiaracondong, Batununggal, Bandung Kidul		
2018	Lengkong, Regol, Batununggal, Bandung Kidul,	386	146,33
	Sumur Bandung		
2019	Andir	263	35,91

Sementara itu, berdasarkan hasil analisis menggunakan metode *Space-Time* dengan model Poisson pada jumlah kasus BBLR di Kota Bandung pada tahun 2017, 2018, dan 2019 diperoleh hasil sebagai berikut.

Tabel 3. Area Hotspot Kasus BBLR di Kota Bandung Menggunakan Metode *Space-Time Spatial*

Klaster	Tahun	Area Anggota Hotspot	Kasus	Ekspektasi
IXIastei	Tanun	(Kecamatan)	Ixasus	Kasus
1	2018	Bojongloa Kidul	446	130,26
2	2017	Rancasari, Gedebage, Buahbatu,	2039	1523,65
		Cinambo, Arcamanik, Panyileukan,		
		Antapani, Kiaracondong, Batununggal		
3	2019	Sukasari, Cidadap, Sukajadi, Coblong,	558	310,52
		Cicendo, Cibeunying Kaler, Andir,		
		Bandung Wetan, Sumur Bandung,		
		Cibeunying Kidul, Bojongloa Kaler,		
		Bandung Kulon, Astanaanyar, Regol,		
		Babakan Ciparay		

BAB VI

PENUTUP

4.1. Kesimpulan

- Untuk kasus BBLR pada tahun 2017, dengan menggunakan metode *Purely Spatial Model Poisson*, daerah hotspot yang terdeteksi pada klaster 1 adalah Kecamatan Rancasari, Gedebage, Buahbatu, Cinambo, Arcamanik, Panyileukan, Antapani, Kiaracondong, Batununggal, Bandung Kidul.
- 2. Untuk kasus BBLR pada tahun 2018, dengan menggunakan metode *Purely Spatial Model Poisson*, daerah hotspot yang terdeteksi pada klaster 1 adalah Kecamatan Lengkong, Regol, Batununggal, Bandung Kidul, Sumur Bandung.
- 3. Untuk kasus BBLR pada tahun 2019, dengan menggunakan metode *Purely Spatial Model Poisson*, daerah hotspot yang terdeteksi pada klaster 1 adalah Kecamatan Andir.
- 4. Untuk kasus BBLR pada tahun 2017-2019, dengan menggunakan metode *Space-Time Model Poisson* daerah hotspot yang terdeteksi pada klaster 1 adalah Kecamatan Bojongloa Kidul.

Sehingga dapat disimpulkan bahwa dengan menggunakan metode *Purely Spatial* maupun metode *Space-Time* terdapat *hotspot* BBLR di Kota Bandung dan seluruh *hotspot* yang dihasilkan signifikan.

4.2. Saran

Dengan hasil penelitian yang didapatkan, disarankan agar pemerintah lebih memberikan perhatian lebih untuk menangani kasus BBLR yang terjadi pada daerah *hotspot* dan mengkaji lebih jauh mengapa daerah-daerah tersebut bisa menjadi daerah *hotspot* sehingga angka kematian bayi akibat BBLR dapat menurun.

DAFTAR PUSTAKA

- Badan Pusat Statistik Kota Bandung. 2022. Jumlah Bayi Lahir dan Bayi Berat Badan Lahir Rendah (BBLR) di Kota Bandung, 2017-2019 dalam https://bandungkota.bps.go.id/subject/30/kesehatan.html#subjekViewTab3, (Diakses tanggal 11 Oktober 2022)
- Kulldorff, M. 1997. A Spatial Scan Statistic. Communication in Statistics: Theory and Methods. 26(6): 1481-1496
- Maidartati, Sri, H., Hera, W. (2019). Faktor-Faktor yang Berhubungan dengan Kejadian Bayi Berat Lahir Rendah (BBLR) di RSUD Kota Bandung, 7(2): 323-328.
- Maryana., Yekti, W., Dian, L. (2021). Pendeteksian Hotspot dengan Space Time Scan Statistic
- Putri, Puspa Cempaka Sari. 2007. "Spatial Scan Statistics dengan Model Poisson". Skripsi. FMIPA, Matematika, Universitas Indonesia.

Data BBLR di Kota Bandung Tahun 2017-2019

Row	Kecamatan	Populasi Bayi	Case	Year	Latitude	Longitude
NOW	Kcamatan	Lahir	Case	1 cai	Latitude	Longitude
4	Andir	1666	21	2017	-6,91094	107,577
25	Antapani	1242	184	2017	-6,91715	107,66047
29	Arcamanik	1166	67	2017	-6,92072	107,67648
17	Astanaanyar	1160	82	2017	-6,9376	107,60207
5	Babakan Ciparay	2451	29	2017	-6,94006	107,57766
16	Bandung Kidul	986	250	2017	-6,95644	107,63053
3	Bandung Kulon	2778	79	2017	-6,93338	107,56685
11	Bandung Wetan	521	4	2017	-6,90542	107,6209
13	Batununggal	2064	653	2017	-6,92921	107,63999
6	Bojongloa Kaler	2019	86	2017	-6,93247	107,59003
22	Bojongloa Kidul	1473	48	2017	-6,95089	107,59793
19	Buahbatu	1618	163	2017	-6,94755	107,65426
23	Cibeunying Kaler	1195	12	2017	-6,88573	107,62974
14	Cibeunying Kidul	1809	103	2017	-6,89973	107,64642
21	Cibiru	1187	43	2017	-6,91389	107,72351
10	Cicendo	1670	95	2017	-6,89966	107,5835
8	Cidadap	989	34	2017	-6,86242	107,60711
2	Cinambo	432	14	2017	-6,92678	107,69083
9	Coblong	2245	43	2017	-6,88364	107,61599
0	Gedebage	611	116	2017	-6,95269	107,69916
18	Kiaracondong	2153	326	2017	-6,92239	107,64974
26	Lengkong	2388	67	2017	-6,93485	107,62653
20	Mandalajati	1078	1	2017	-6,89727	107,67291
24	Panyileukan	676	439	2017	-6,93213	107,70656
28	Rancasari	1290	77	2017	-6,95311	107,677
15	Regol	1383	18	2017	-6,93731	107,61264
7	Sukajadi	1860	49	2017	-6,88736	107,59122
27	Sukasari	1400	94	2017	-6,85236	107,58939
12	Sumur Bandung	619	19	2017	-6,91502	107,61676
1	Ujungberung	1280	9	2017	-6,90875	107,70597
4	Andir	1727	30	2018	-6,91094	107,577
25	Antapani	1267	6	2018	-6,91715	107,66047
29	Arcamanik	1367	63	2018	-6,92072	107,67648
17	Astanaanyar	1240	35	2018	-6,9376	107,60207
5	Babakan Ciparay	2271	26	2018	-6,94006	107,57766
16	Bandung Kidul	988	8	2018	-6,95644	107,63053
3	Bandung Kulon	2388	67	2018	-6,93338	107,56685

LAMPIRAN

11	Bandung Wetan	528	8	2018	-6,90542	107,6209
13	Batununggal	1992	14	2018	-6,92921	107,63999
6	Bojongloa Kaler	1852	46	2018	-6,93247	107,59003
22	Bojongloa Kidul	1452	446	2018	-6,95089	107,59793
19	Buahbatu	1693	154	2018	-6,94755	107,65426
23	Cibeunying Kaler	1171	108	2018	-6,88573	107,62974
14	Cibeunying Kidul	1900	25	2018	-6,89973	107,64642
21	Cibiru	1217	19	2018	-6,91389	107,72351
10	Cicendo	1607	11	2018	-6,89966	107,5835
8	Cidadap	919	24	2018	-6,86242	107,60711
2	Cinambo	413	22	2018	-6,92678	107,69083
9	Coblong	1888	52	2018	-6,88364	107,61599
0	Gedebage	645	1	2018	-6,95269	107,69916
18	Kiaracondong	2125	47	2018	-6,92239	107,64974
26	Lengkong	2252	17	2018	-6,93485	107,62653
20	Mandalajati	974	6	2018	-6,89727	107,67291
24	Panyileukan	630	9	2018	-6,93213	107,70656
28	Rancasari	1364	8	2018	-6,95311	107,677
15	Regol	1341	16	2018	-6,93731	107,61264
7	Sukajadi	1744	13	2018	-6,88736	107,59122
27	Sukasari	1243	34	2018	-6,85236	107,58939
12	Sumur Bandung	613	25	2018	-6,91502	107,61676
1	Ujungberung	1351	9	2018	-6,90875	107,70597
4	Andir	1624	163	2019	-6,91094	107,577
25	Antapani	1335	7	2019	-6,91715	107,66047
29	Arcamanik	1268	91	2019	-6,92072	107,67648
17	Astanaanyar	1191	26	2019	-6,9376	107,60207
5	Babakan Ciparay	2429	23	2019	-6,94006	107,57766
16	Bandung Kidul	949	29	2019	-6,95644	107,63053
3	Bandung Kulon	2387	94	2019	-6,93338	107,56685
11	Bandung Wetan	349	2	2019	-6,90542	107,6209
13	Batununggal	2404	24	2019	-6,92921	107,63999
6	Bojongloa Kaler	2097	30	2019	-6,93247	107,59003
22	Bojongloa Kidul	1485	37	2019	-6,95089	107,59793
19	Buahbatu	1776	2	2019	-6,94755	107,65426
23	Cibeunying Kaler	1203	9	2019	-6,88573	107,62974
14	Cibeunying Kidul	1978	41	2019	-6,89973	107,64642
21	Cibiru	1157	16	2019	-6,91389	107,72351
10	Cicendo	1433	23	2019	-6,89966	107,5835
8	Cidadap	947	20	2019	-6,86242	107,60711
2	Cinambo	453	34	2019	-6,92678	107,69083
9	Coblong	1892	51	2019	-6,88364	107,61599
0	Gedebage	593	3	2019	-6,95269	107,69916

18	Kiaracondong	2283	52	2019	-6,92239	107,64974
26	Lengkong	1192	6	2019	-6,93485	107,62653
20	Mandalajati	1247	11	2019	-6,89727	107,67291
24	Panyileukan	665	0	2019	-6,93213	107,70656
28	Rancasari	1245	22	2019	-6,95311	107,677
15	Regol	1246	18	2019	-6,93731	107,61264
7	Sukajadi	1792	28	2019	-6,88736	107,59122
27	Sukasari	1270	29	2019	-6,85236	107,58939
12	Sumur Bandung	491	1	2019	-6,91502	107,61676
1	Ujungberung	1453	33	2019	-6,90875	107,70597

Output SaTScan Metode Purely Spatial Analysis Tahun 2017

SaTScan v10.1

Program run on: Wed Oct 12 13:47:07 2022

Purely Spatial analysis scanning for clusters with high rates using the Discrete Poisson model.

SUMMARY OF DATA

Study period..... 2017/1/1 to 2017/12/31

Number of locations.....: 30
Population, averaged over time....: 41850
Total number of cases....: 3147

Annual cases / 100000...... 7524.7

CLUSTERS DETECTED

1.Location IDs included.: Rancasari, Gedebage, Buahbatu, Cinambo, Arcamanik, Panyileukan,

Antapani, Kiaracondong, Batununggal, Bandung Kidul

Overlap with clusters.: 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8

Coordinates / radius..: (6.953110 S, 107.677000 E) / 5.14 km

Gini Cluster....: No
Population...: 12238
Number of cases...: 2289

```
Expected cases..... 920.26
 Annual cases / 100000.: 18716.5
 Observed / expected...: 2.49
 Relative risk..... 6.46
 Log likelihood ratio..: 1267.497899
 2.Location IDs included.: Panyileukan
 Overlap with clusters.: 1
 Coordinates / radius..: (6.932130 S, 107.706560 E) / 0 km
 Gini Cluster..... Yes
 Population..... 676
 Number of cases..... 439
 Expected cases..... 50.83
 Annual cases / 100000.: 64984.0
 Observed / expected...: 8.64
 Relative risk..... 9.87
 Log likelihood ratio..: 583.712734
 3.Location IDs included.: Batununggal
 Overlap with clusters.: 1
 Coordinates / radius..: (6.929210 S, 107.639990 E) / 0 km
 Gini Cluster..... Yes
 Population..... 2064
 Number of cases....: 653
 Expected cases....: 155.21
 Annual cases / 100000.: 31658.6
 Observed / expected...: 4.21
 Relative risk..... 5.05
 Log likelihood ratio..: 484.371519
 4.Location IDs included.: Bandung Kidul
 Overlap with clusters.: 1
 Coordinates / radius..: (6.956440 S, 107.630530 E) / 0 km
 Gini Cluster..... Yes
 Population..... 986
 Number of cases....: 250
 Expected cases..... 74.14
 Annual cases / 100000.: 25371.8
 Observed / expected...: 3.37
 Relative risk..... 3.58
 Log likelihood ratio..: 133.136892
```

```
5.Location IDs included.: Kiaracondong
 Overlap with clusters.: 1
 Coordinates / radius..: (6.922390 S, 107.649740 E) / 0 km
 Gini Cluster..... Yes
 Population..... 2153
 Number of cases....: 326
 Expected cases....: 161.90
 Annual cases / 100000.: 15151.7
 Observed / expected...: 2.01
 Relative risk....: 2.13
 Log likelihood ratio..: 68.669590
 6.Location IDs included.: Antapani
 Overlap with clusters.: 1
 Coordinates / radius..: (6.917150 S, 107.660470 E) / 0 km
 Gini Cluster..... Yes
 Population....: 1242
 Number of cases....: 184
 Expected cases..... 93.39
 Annual cases / 100000.: 14824.7
 Observed / expected...: 1.97
 Relative risk....: 2.03
 Log likelihood ratio..: 35.522872
 P-value..... 0.00000000000037
7.Location IDs included.: Rancasari, Gedebage
 Overlap with clusters.: 1
 Coordinates / radius..: (6.953110 S, 107.677000 E) / 2.44 km
 Gini Cluster..... Yes
 Population....: 1901
 Number of cases....: 193
 Expected cases....: 142.95
 Annual cases / 100000.: 10159.3
 Observed / expected...: 1.35
 Relative risk....: 1.37
 Log likelihood ratio..: 8.307052
 P-value..... 0.010
8.Location IDs included.: Buahbatu
 Overlap with clusters.: 1
 Coordinates / radius..: (6.947550 \text{ S, } 107.654260 \text{ E}) / 0 km
```

Gini Cluster....: Yes

Population...: 1618

Number of cases...: 163

Expected cases...: 121.67

Annual cases / 100000: 10080.9

Observed / expected..: 1.34

Relative risk...: 1.36

Log likelihood ratio..: 6.621324

P-value...: 0.026

PARAMETER SETTINGS

Input

Case File : C:\Users\Alfia\Documents\KULIAH\SMT 7\Cases.cas

Population File : C:\Users\Alfia\Documents\KULIAH\SMT 7\Population(2).pop

Time Precision : Year
Start Time : 2017/1/1
End Time : 2017/12/31

Coordinates File : C:\Users\Alfia\Documents\KULIAH\SMT 7\Coordinates(2).geo

Coordinates : Latitude/Longitude

Analysis

Type of Analysis : Purely Spatial

Probability Model : Discrete Poisson

Scan for Areas with : High Rates

Output SaTScan Metode Purely Spatial Analysis Tahun 2018

SaTScan v10.1

Program run on: Wed Oct 12 13:50:13 2022

Purely Spatial analysis scanning for clusters with high rates using the Discrete Poisson model.

SUMMARY OF DATA

```
Study period...... 2018/1/1 to 2018/12/31
Number of locations..... 30
Population, averaged over time....: 41001
Total number of cases..... 889
Annual cases / 100000..... 2169.7
CLUSTERS DETECTED
1.Location IDs included.: Lengkong, Regol, Batununggal, Bandung Kidul, Sumur
Bandung
 Overlap with clusters.: 2, 3, 4
 Coordinates / radius..: (6.934850 S, 107.626530 E) / 2.45 km
 Gini Cluster..... No
 Population....: 6749
 Number of cases..... 386
 Expected cases....: 146.33
 Annual cases / 100000.: 5723.2
 Observed / expected...: 2.64
 Relative risk..... 3.89
 Log likelihood ratio..: 178.400957
 2.Location IDs included.: Sumur Bandung
 Overlap with clusters.: 1
 Coordinates / radius..: (6.915020 S, 107.616760 E) / 0 km
 Gini Cluster..... Yes
 Population....: 1693
 Number of cases....: 154
 Expected cases..... 36.71
 Annual cases / 100000.: 9102.3
 Observed / expected...: 4.20
 Relative risk..... 4.86
 Log likelihood ratio..: 112.005377
 3.Location IDs included.: Batununggal
 Overlap with clusters.: 1
 Coordinates / radius..: (6.929210 S, 107.639990 E) / 0 km
 Gini Cluster..... Yes
 Population....: 1171
 Number of cases....: 108
 Expected cases....: 25.39
```

```
Annual cases / 100000.: 9229.0
 Observed / expected...: 4.25
 Relative risk..... 4.70
 Log likelihood ratio..: 77.832969
 4.Location IDs included.: Bandung Kidul, Lengkong
 Overlap with clusters.: 1
 Coordinates / radius..: (6.956440 S, 107.630530 E) / 2.44 km
 Gini Cluster..... Yes
 Population..... 3255
 Number of cases....: 115
 Expected cases..... 70.58
 Annual cases / 100000.: 3535.4
 Observed / expected...: 1.63
 Relative risk....: 1.72
 Log likelihood ratio..: 12.951780
 P-value..... 0.000035
5.Location IDs included.: Panyileukan
 Overlap with clusters.: No Overlap
 Coordinates / radius..: (6.932130 S, 107.706560 E) / 0 km
 Gini Cluster..... Yes
 Population..... 413
 Number of cases....: 22
 Expected cases..... 8.95
 Annual cases / 100000.: 5330.4
 Observed / expected...: 2.46
 Relative risk..... 2.49
 Log likelihood ratio..: 6.826684
 P-value..... 0.012
6.Location IDs included.: Cidadap
 Overlap with clusters.: No Overlap
 Coordinates / radius..: (6.862420 S, 107.607110 E) / 0 km
 Gini Cluster..... No
 Population..... 1452
 Number of cases..... 46
 Expected cases..... 31.48
 Annual cases / 100000.: 3170.1
 Observed / expected...: 1.46
 Relative risk..... 1.49
 Log likelihood ratio..: 3.049564
 P-value..... 0.409
```

7. Location IDs included.: Andir, Cicendo Overlap with clusters.: No Overlap Coordinates / radius..: (6.910940 S, 107.577000 E) / 1.44 km Gini Cluster..... No Population..... 3095 Number of cases....: 80 Expected cases..... 67.11 Annual cases / 100000.: 2586.5 Observed / expected...: 1.19 Relative risk....: 1.21 Log likelihood ratio..: 1.267716 P-value..... 0.965 8.Location IDs included.: Cibiru Overlap with clusters.: No Overlap Coordinates / radius..: (6.913890 S, 107.723510 E) / 0 km Gini Cluster..... No Population..... 1240 Number of cases..... 35 Expected cases..... 26.89 Annual cases / 100000.: 2824.5 Observed / expected...: 1.30 Relative risk....: 1.31 Log likelihood ratio..: 1.155232 P-value..... 0.980

PARAMETER SETTINGS

Input

Case File : C:\Users\Alfia\Documents\KULIAH\SMT 7\Cases.cas

Population File : C:\Users\Alfia\Documents\KULIAH\SMT 7\Population.pop

Time Precision : Year
Start Time : 2018/1/1
End Time : 2018/12/31

 ${\tt Coordinates\ File\ :\ C:\ Valia} \ {\tt Documents\ KULIAH\ SMT\ 7\ Coordinates.geo}$

Coordinates : Latitude/Longitude

Analysis

Type of Analysis : Purely Spatial
Probability Model : Discrete Poisson

Output SaTScan Metode Purely Spatial Analysis Tahun 2019

SaTScan v10.1 Program run on: Fri Oct 14 17:15:36 2022 Purely Spatial analysis scanning for clusters with high rates using the Discrete Poisson model. SUMMARY OF DATA Study period...... 2019/1/1 to 2019/12/31 Number of locations..... 30 Population, averaged over time....: 41834 Total number of cases..... 925 Annual cases / 100000..... 2212.6 CLUSTERS DETECTED 1.Location IDs included.: Andir Overlap with clusters.: No Overlap Coordinates / radius..: (6.910940 S, 107.577000 E) / 0 km Gini Cluster..... Yes Population....: 1624 Number of cases....: 163 Expected cases..... 35.91 Annual cases / 100000.: 10043.6 Observed / expected...: 4.54 Relative risk....: 5.30 Log likelihood ratio..: 129.040937 2.Location IDs included.: Arcamanik, Cinambo Overlap with clusters.: No Overlap Coordinates / radius..: (6.920720 S, 107.676480 E) / 1.72 km Gini Cluster..... Yes

```
Population....: 1721
 Number of cases....: 125
 Expected cases..... 38.05
 Annual cases / 100000.: 7268.0
 Observed / expected...: 3.28
 Relative risk....: 3.64
 Log likelihood ratio..: 66.127026
 3.Location IDs included.: Bandung Kulon
 Overlap with clusters.: No Overlap
 Coordinates / radius..: (6.933380 S, 107.566850 E) / 0 km
 Gini Cluster..... Yes
 Population..... 2387
 Number of cases..... 94
 Expected cases..... 52.78
 Annual cases / 100000.: 3940.6
 Observed / expected...: 1.78
 Relative risk....: 1.87
 Log likelihood ratio..: 14.023455
 P-value..... 0.000016
4.Location IDs included.: Bandung Kidul
 Overlap with clusters.: No Overlap
 Coordinates / radius..: (6.956440 S, 107.630530 E) / 0 km
 Gini Cluster..... No
 Population..... 949
 Number of cases..... 29
 Expected cases..... 20.98
 Annual cases / 100000.: 3057.9
 Observed / expected...: 1.38
 Relative risk....: 1.39
 Log likelihood ratio..: 1.402361
 P-value..... 0.937
5.Location IDs included.: Coblong
 Overlap with clusters.: No Overlap
 Coordinates / radius..: (6.883640 S, 107.615990 E) / 0 km
 Gini Cluster..... No
 Population..... 1892
 Number of cases..... 51
 Expected cases..... 41.83
 Annual cases / 100000.: 2697.4
 Observed / expected...: 1.22
```

Relative risk.....: 1.23
Log likelihood ratio.: 0.985568
P-value.......... 0.990

PARAMETER SETTINGS

Input

Case File : C:\Users\Alfia\Documents\KULIAH\SMT

7\Cases_purely_2019.cas

Population File : C:\Users\Alfia\Documents\KULIAH\SMT

7\Population_purely_2019.pop
 Time Precision : Year
 Start Time : 2019/1/1

Start Time : 2019/1/1 End Time : 2019/12/31

Coordinates File : C:\Users\Alfia\Documents\KULIAH\SMT

7\Coordinates purely 2019.geo

Coordinates : Latitude/Longitude

Analysis

Type of Analysis : Purely Spatial
Probability Model : Discrete Poisson

Scan for Areas with : High Rates

Output SaTScan Metode Space-Time Spatial

Program run on: Wed Oct 12 11:01:01 2022

Retrospective Space-Time analysis scanning for clusters with high rates using the Space-Time Permutation model.

SUMMARY OF DATA

Study period..... 2017/1/1 to 2019/12/31

CLUSTERS DETECTED

1.Location IDs included.: Bojongloa Kidul

Coordinates / radius..: (6.950890 S, 107.597930 E) / 0 km

Time frame..... 2018/1/1 to 2018/12/31

Number of cases.....: 446
Expected cases....: 130.26
Observed / expected...: 3.42

Test statistic..... 242.654105

2.Location IDs included.: Rancasari, Gedebage, Buahbatu, Cinambo, Arcamanik, Panyileukan, Antapani, Kiaracondong, Batununggal

Coordinates / radius..: (6.953110 S, 107.677000 E) / 4.87 km

Time frame..... 2017/1/1 to 2017/12/31

Number of cases....: 2039
Expected cases....: 1523.65
Observed / expected...: 1.34
Test statistic....: 113.663281

Test statistic..... 113.003201

3.Location IDs included.: Sukasari, Cidadap, Sukajadi, Coblong, Cicendo, Cibeunying Kaler, Andir, Bandung Wetan, Sumur Bandung, Cibeunying Kidul, Bojongloa Kaler, Bandung Kulon, Astanaanyar, Regol, Babakan Ciparay

Coordinates / radius..: (6.852360 S, 107.589390 E) / 9.83 km

Time frame..... 2019/1/1 to 2019/12/31

Number of cases.....: 558
Expected cases.....: 310.52
Observed / expected...: 1.80

Test statistic.....: 85.567955

Data Untuk R

row	kecamatan	x17	x18	x19	spacetime
0	GEDEBAGE	1	0	0	2
1	UJUNGBERUNG	0	0	0	0
2	CINAMBO	1	0	0	2
3	BANDUNG KULON	0	0	0	1
4	ANDIR	0	0	1	1
5	BABAKAN CIPARAY	0	0	0	1
6	BOJONGLOA KALER	0	0	0	1
7	SUKAJADI	0	0	0	1
8	CIDADAP	0	0	0	1
9	COBLONG	0	0	0	1
10	CICENDO	0	0	0	1
11	BANDUNG WETAN	0	0	0	1
12	SUMURBANDUNG	0	0	0	1
13	BATUNUNGGAL	1	1	0	2
14	CIBEUNYING KIDUL	0	0	0	1
15	REGOL	0	1	0	1
16	BANDUNG KIDUL	1	1	0	0
17	ASTANAANYAR	0	0	0	1
18	KIARACONDONG	1	0	0	2
19	BUAHBATU	1	0	0	2
20	MANDALAJATI	0	0	0	0
21	CIBIRU	0	0	0	0
22	BOJONGLOA KIDUL	0	0	0	3
23	CIBEUNYING KALER	0	0	0	1
24	PANYILEUKAN	1	0	0	2
25	ANTAPANI	1	0	0	2
26	LENGKONG	0	1	0	0
27	SUKASARI	0	0	0	1
28	RANCASARI	1	0	0	2
29	ARCAMANIK	1	0	0	2

R Code

library(maptools)

library(sp)

library(foreign)

library(lattice)

library(rgdal)

library(RColorBrewer)

library(classInt)

library(class)

```
library(e1071)
library(shapefiles)
library(readxl)
### 2017 ###
x <- rgdal::readOGR("C:/Users/Alfia/Documents/KULIAH/SMT 7/Spasial/SHP KOTA
BANDUNG/b kecamatan polygon 327320190709113339.shp")
purely r <- read excel('C:/Users/Alfia/Downloads/bblrbaru.xlsx')</pre>
x@data$row <- as.numeric(row.names(x@data))</pre>
purely r$kecamatan <- as.factor(purely r$kecamatan)</pre>
x@data$row <- as.numeric(row.names(x@data))</pre>
temp <- merge(x@data, purely r, by="row", all.x=T, sort=F)</pre>
x@data <- temp[order(temp$row),]</pre>
plotvar <- x@data$x17</pre>
nclr <- 9
plotclr <- brewer.pal(nclr, "Blues")</pre>
plotclr <- plotclr[1:nclr]</pre>
class <- classIntervals(plotvar, nclr, style="equal")</pre>
colcode <- findColours(class, plotclr, digits=4)</pre>
plot(x, density=16, col="grey", axes=F, cex.axis=.75)
plot(x, col=colcode, add=T)
text(coordinates(x), labels=x$kecamatan, cex=.5)
### 2018 ###
x <- rgdal::readOGR("C:/Users/Alfia/Documents/KULIAH/SMT 7/Spasial/SHP KOTA
BANDUNG/b kecamatan polygon 327320190709113339.shp")
purely r <- read excel('C:/Users/Alfia/Downloads/bblrbaru.xlsx')</pre>
x@data$row <- as.numeric(row.names(x@data))</pre>
purely r$kecamatan <- as.factor(purely r$kecamatan)</pre>
x@data$row <- as.numeric(row.names(x@data))</pre>
temp <- merge(x@data, purely r, by="row", all.x=T, sort=F)</pre>
x@data <- temp[order(temp$row),]</pre>
plotvar <- x@data$x18
nclr <- 9
plotclr <- brewer.pal(nclr, "Blues")</pre>
plotclr <- plotclr[1:nclr]</pre>
class <- classIntervals(plotvar, nclr, style="equal")</pre>
colcode <- findColours(class, plotclr, digits=4)</pre>
plot(x, density=16, col="grey", axes=F, cex.axis=.75)
plot(x, col=colcode, add=T)
text(coordinates(x), labels=x$kecamatan, cex=.5)
### 2019 ###
```

50

```
x <- rgdal::readOGR("C:/Users/Alfia/Documents/KULIAH/SMT 7/Spasial/SHP KOTA
BANDUNG/b kecamatan polygon 327320190709113339.shp")
purely r <- read excel('C:/Users/Alfia/Downloads/bblrbaru.xlsx')</pre>
x@data$row <- as.numeric(row.names(x@data))</pre>
purely r$kecamatan <- as.factor(purely r$kecamatan)</pre>
x@data$row <- as.numeric(row.names(x@data))</pre>
temp <- merge(x@data, purely r, by="no", all.x=T, sort=F)</pre>
x@data <- temp[order(temp$row),]</pre>
plotvar <- x@data$x19
nclr <- 9
plotclr <- brewer.pal(nclr, "Blues")</pre>
plotclr <- plotclr[1:nclr]</pre>
class <- classIntervals(plotvar, nclr, style="equal")</pre>
colcode <- findColours(class, plotclr, digits=4)</pre>
plot(x, density=16, col="grey", axes=F, cex.axis=.75)
plot(x, col=colcode, add=T)
text(coordinates(x), labels=x$kecamatan, cex=.5)
### Space-Time ###
x <- rgdal::readOGR("C:/Users/Alfia/Documents/KULIAH/SMT 7/Spasial/SHP KOTA
BANDUNG/b kecamatan polygon 327320190709113339.shp")
purely r <- read excel('C:/Users/Alfia/Downloads/bblrbaru.xlsx')</pre>
x@data$row <- as.numeric(row.names(x@data))</pre>
purely r$kecamatan <- as.factor(purely r$kecamatan)</pre>
x@data$row <- as.numeric(row.names(x@data))</pre>
x@data$no <- as.numeric(row.names(x@data))</pre>
temp <- merge(x@data, purely r, by="row", all.x=T, sort=F)</pre>
x@data <- temp[order(temp$row),]</pre>
plotvar <- x@data$spacetime</pre>
nclr <- 9
plotclr <- brewer.pal(nclr, "Blues")</pre>
plotclr <- plotclr[1:nclr]</pre>
class <- classIntervals(plotvar, nclr, style="equal")</pre>
colcode <- findColours(class, plotclr, digits=4)</pre>
plot(x, density=16, col="grey", axes=F, cex.axis=.75)
plot(x, col=colcode, add=T)
text(coordinates(x), labels=x$nama.x, cex=.5)
```