

PEMODELAN *MIXED GEOGRAPHICALLY WEIGHTED REGRESSION-SPATIAL AUTOREGRESSIVE* (MGWR-SAR) PADA KASUS HIV DI INDONESIA

Anik Djuraidah¹, Rahma Anisa¹, Arna Ristiyanti Tarida¹, Muftih Alwi Aliu¹, Cintia Septemberini¹, Yufan Putri Astrini¹, Gusti Tasya Meilania¹

¹Departement of Statistics, IPB University, Bogor, Indonesia
e-mail: anikdjuraidah@apps.ipb.ac.id

Abstrak

Pada umumnya regresi spasial memodelkan salah satu efek spasial, yaitu dependensi atau heterogenitas spasial. Untuk efek dependensi spasial, model yang telah sering dipakai mengikuti taksonomi Elhost, dengan dependensi spasial terdapat pada peubah respon, prediktor, atau galat. Sedangkan untuk efek heterogenitas spasial umumnya menggunakan model regresi terboboti geografis (GWR) atau bila terdapat prediktor yang global digunakan regresi terboboti geografis campuran (MGWR). Data yang digunakan pada penelitian ini adalah kasus Human Immunodeficiency Virus (HIV) per 100.000 penduduk sebagai peubah respon, dan populasi kunci, kasus positif pada ibu hamil, pasien tuberkulosis, tingkat kemiskinan, tingkat pengangguran sebagai prediktor. Pada data yang digunakan terdapat efek dependensi dan heterogenitas spasial. MGWR-SAR merupakan model yang dapat digunakan bila pada data terdapat kedua efek spasial tersebut. Penelitian ini bertujuan untuk menentukan faktor-faktor yang mempengaruhi kasus HIV di kabupaten/kota di Indonesia menggunakan model spasial. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model MGWR-SAR $(0, k_c, k_v)$ merupakan model terbaik yang terpilih berdasarkan nilai RMSE terkecil yaitu sebesar 0,54066. Prediktor populasi kunci memiliki pengaruh global dan signifikan. Prediktor lain memiliki pengaruh secara lokal adalah kasus positif pada ibu hamil, pasien tuberkulosis, tingkat kemiskinan, dan tingkat pengangguran.

Kata kunci: GWR, HIV, MGWR, MGWR-SAR, SAR

Abstract

In general, spatial regression is used to model one of the spatial effects, namely spatial dependency or heterogeneity. For the effects of spatial dependencies, the models that have been used frequently follow Elhost's taxonomy, with the spatial dependencies being on the response, predictor, or error. Whereas for the effect of spatial heterogeneity generally use geographically weighted regression models (GWR) or if there are global predictors use mixed geographically weighted regression (MGWR). The data used in this study are cases of Human Immunodeficiency Virus (HIV) per 100,000 population as a response variable, and key populations, positive cases in pregnant women, tuberculosis patients, poverty rate, and unemployment rate as predictors. In the data used, there are spatial dependencies and heterogeneity. The MGWR-SAR is a model that can be used if the data has both spatial effects. This study aims to determine the factors influencing HIV cases in districts/cities in Indonesia using a spatial model. The results showed that the combined model of GWR and spatial autoregressive regression (SAR) was the best model. The research results indicate that the MGWR-SAR model $(0, k_c, k_v)$ is the best model selected based on the smallest RMSE value, which is 0.54066. Key population explanatory variables have a global and significant influence. Other explanatory variables that have local influence are positive cases in pregnant women, tuberculosis patients, poverty rates, and unemployment rates.

Keywords: GWR, HIV, MGWR, MGWR-SAR, SAR

PENDAHULUAN

Data spasial adalah data yang berorientasi geografis, mengacu pada sistem koordinat tertentu, dan memiliki dua bagian penting yang membedakannya dengan data lain, yaitu informasi lokasi dan informasi deskriptif. Anselin (1988) menyatakan bahwa informasi lokasi menghasilkan dua efek spasial, yaitu dependensi spasial dan heterogenitas spasial. Jika data yang mengandung efek spasial dianalisis menggunakan metode kuadrat terkecil (MKT) maka model yang dihasilkan akan menjadi kurang tepat karena asumsi kebebasan dan kehomogenan galat yang tidak terpenuhi. Oleh karena itu, diperlukan metode analisis statistika yang mempertimbangkan efek spasial (Comber dan Brunson, 2021), salah satunya yaitu model *Spatial Autoregressive* (SAR).

SAR yang juga dikenal sebagai *spatial lag* adalah analisis regresi spasial dengan efek dependensi spasial pada peubah respon. Menurut Anselin (1988), model SAR merupakan model regresi spasial yang dapat memperhitungkan efek dependensi spasial. Namun, Shekhar *et al.* (2018) menyatakan bahwa model SAR tidak cocok digunakan pada kasus heterogenitas spasial, sehingga perlu dilakukan pemodelan dengan regresi terboboti geografis (*Geographically Weighted Regression/ GWR*).

Pendekatan GWR merupakan modifikasi dari model regresi klasik yang dapat memperhitungkan efek heterogenitas spasial. Model GWR menghasilkan penduga parameter lokal untuk setiap lokasi pengamatan dengan setiap parameter dihitung pada setiap titik lokasi geografis (Lu *et al.*, 2014). Dalam analisisnya, GWR menggunakan matriks pembobot yang tergantung pada kedekatan lokasi dengan fungsi kernel.

Faktanya, tidak semua parameter regresi dalam model GWR bervariasi secara spasial, beberapa parameter mungkin tidak signifikan secara spasial. Model GWR kemudian dikembangkan menjadi model

Mixed Geographically Weighted Regression (MGWR) yang menggabungkan model regresi linier dan GWR. Dalam MGWR, beberapa parameter GWR tetap konstan di semua lokasi, sementara yang lain bervariasi pada lokasi pengamatan. Hal ini menghasilkan penduga parameter global dan lokal dalam model MGWR (Fotheringham, Brunson, dan Charlton., 2002).

Pada suatu data kadang dijumpai terdapat efek dependensi dan keragaman spasial. (Geniaux dan Martinetti, 2018) mengembangkan MGWR dengan penambahan model dependensi SAR yang dikenal dengan *Mixed Geographically Weighted Regression-Spatial Autoregressive* (MGWR-SAR). Beberapa model yang dikembangkan diberi notasi MGWR-SAR $(0, k_c, k_v)$, dan MGWR-SAR $(1, k_c, k_v)$. MGWR-SAR $(0, k_c, k_v)$ menunjukkan bahwa model mempunyai koefisien dependensi (ρ) yang sama di semua lokasi, sedangkan MGWR-SAR $(1, k_c, k_v)$ menunjukkan koefisien dependensi (ρ) yang berbeda-beda antar lokasi. Konstanta k_c menunjukkan banyaknya parameter regresi global dan k_v menunjukkan banyaknya parameter regresi lokal.

Tujuan dari penelitian ini yaitu menentukan model regresi spasial terbaik pada kasus *Human Immunodeficiency Virus* (HIV) tahun 2018. HIV merupakan virus yang menginfeksi sel-sel penting dalam sistem imun tubuh. Virus ini dapat ditularkan melalui kontak langsung dengan cairan tubuh yang terinfeksi, mulai dari transfusi darah sampai kontak seksual. Indonesia adalah negara dengan jumlah kasus HIV tertinggi ketiga di Asia Pasifik, hingga tahun 2018 jumlah penderita sebanyak 327.282 jiwa (Kemenkes RI, 2019). Sehubungan dengan tingginya angka tersebut, maka sangat penting bagi masyarakat Indonesia untuk meningkatkan kewaspadaan terhadap penyebaran dan penularan virus HIV. Oleh karena itu, perlu dilakukan pemodelan untuk mengetahui

faktor-faktor yang diduga berpengaruh terhadap penyebaran dan penularan HIV.

Penelitian terkait HIV sebelumnya dilakukan oleh El-Kautsar, Djuraidah dan Angraini (2022) menggunakan MGWR dengan fungsi pembobot *kernel Bisquare* untuk mengidentifikasi faktor pengaruh kasus HIV di Indonesia. Metode serupa pernah digunakan oleh Kusnandar, Debataraja dan Fitriani (2021) untuk analisis kualitas air di Kota Pontianak. Penelitian lain yang dilakukan oleh (Olakunde *et al.*, 2021) menggunakan model SAR untuk mengidentifikasi faktor-faktor risiko yang terkait dengan HIV dalam hal demografi, sosial, dan perilaku dengan mempertimbangkan efek spasial. Sementara itu, penelitian menggunakan model MGWR-SAR sebelumnya dilakukan oleh (Furková, 2021).

METODOLOGI

Tinjauan Referensi

1. GWR

GWR merupakan pengembangan dari model regresi global yang digunakan untuk memodelkan dan menganalisis parameter yang memiliki variabilitas spasial, sehingga nilai parameter regresi akan berbeda pada setiap lokasi (Fotheringham *et al.*, 2002).

Model GWR dapat ditulis sebagai berikut:

$$y_i = \beta_0(u_i, v_i) + \sum_{k=1}^p \beta_k(u_i, v_i)x_{ik} + \varepsilon_i,$$

untuk $i = 1, 2, \dots, n; k = 1, 2, \dots, p; (u_i, v_i)$ adalah titik koordinat ke- i (bujur, lintang); y_i adalah peubah respon pada lokasi ke- i ; $\beta_k(u_i, v_i)$ adalah koefisien regresi pada lokasi ke- i ; x_{ik} adalah peubah prediktor ke- k pada lokasi ke- i ; dan ε_i merupakan galat untuk lokasi ke- i .

Fungsi pembobot pada GWR digunakan untuk memberikan bobot pada setiap lokasi menggunakan fungsi kernel. Lokasi yang lebih dekat memiliki bobot yang besar dalam pendugaan parameter daripada lokasi yang jauh (Anselin, 1988). Beberapa fungsi pembobot *kernel*, diantaranya yaitu *Kernel Gaussian*, *Exponential*, *Bisquare*, *Tricube*, dan *Adaptive* (Djuraidah, 2020). Dalam penelitian ini menggunakan fungsi *kernel*:

- Fungsi *Kernel Fixed Gaussian*

$$w_j(u_i, v_i) = \exp\left\{-\frac{1}{2}\left(\frac{d_{ij}}{h}\right)^2\right\}$$

Dengan d_{ij} adalah jarak *Euclidean* antara lokasi (u_i, v_i) ke lokasi (u_j, v_j) , dimana:

$$d_{ij} = \sqrt{(u_i - u_j)^2 + (v_i - v_j)^2} \text{ dan } h \text{ adalah lebar jendela (bandwidth).}$$

- Fungsi *Kernel Fixed Bisquare*

$$w_j(u_i, v_i) = \begin{cases} \left(1 - \left(\frac{d_{ij}}{h}\right)^2\right)^2, & \text{untuk } d_{ij} \leq h \\ 0, & \text{untuk } d_{ij} > h \end{cases}$$

- Fungsi *Kernel Adaptive Gaussian*

$$w_j(u_i, v_i) = \exp\left\{-\frac{1}{2}\left(\frac{d_{ij}}{h_i}\right)^2\right\}$$

- Fungsi *Kernel Adaptive Bisquare*

$$w_j(u_i, v_i) = \begin{cases} \left(1 - \left(\frac{d_{ij}}{h_i}\right)^2\right)^2, & \text{untuk } d_{ij} \leq h_i \\ 0, & \text{untuk } d_{ij} > h_i \end{cases}$$

Bandwidth (h) dihitung melalui *Cross Validation (CV)*, dengan rumus:

$$CV = \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_{(i)}(h))^2$$

Dengan $\hat{y}_{(i)}(h)$ merupakan *fitted value* dari y_i yang menghilangkan pengamatan di lokasi (u_i, v_i) dari proses *fitting*. Nilai h yang paling optimal ditentukan berdasarkan *CV* terkecil.

2. MGWR

MGWR-SAR memiliki notasi (i_ρ, k_c, k_v) dimana i_ρ dapat dinyatakan bahwa lag konstan ($\rho=0$) atau bervariasi secara spasial ($\rho=1$), k_c merupakan jumlah parameter regresi global, dan k_v adalah jumlah parameter regresi lokal. Model MGWR-SAR $(0, k_c, k_v)$ dan MGWR-SAR $(1, k_c, k_v)$ dituliskan sebagai berikut:

MGWR-SAR(0, k_c, k_v)

$$y_i = \rho W y_i + \beta_0(u_i, v_i) + \sum_{k=1}^q \beta_k(u_i, v_i)x_{ik} + \sum_{k=q+1}^p \beta_k x_{ik} + \varepsilon_i$$

MGWR-SAR(1, k_c, k_v)

$$y_i = \rho(u_i, v_i)W y_i + \beta_0(u_i, v_i) + \sum_{k=1}^q \beta_k(u_i, v_i)x_{ik} + \sum_{k=q+1}^p \beta_k x_{ik} + \varepsilon_i$$

$W y_i$ adalah matriks bobot spasial yang menghubungkan nilai peubah respon y_i di lokasi (u_i, v_i)

3. Evaluasi Signifikansi Parameter

Penelitian ini menggunakan uji *Wald* untuk menguji signifikansi parameter pemodelan spasial. Parameter β diuji dengan hipotesis:

$$H_0: \beta_j = 0$$

$$H_1: \beta_j \neq 0, j = 1, 2, \dots, k$$

Pendekatan statistik pengujian *Wald*:

$$Wald_{\beta} = \frac{\hat{\beta}_j^2}{var(\hat{\beta}_j)}$$

Hipotesis untuk menguji parameter λ adalah:

$$H_0: \rho = 0$$

$$H_1: \rho \neq 0$$

$$\text{Statistik uji: } Wald_{\lambda} = \frac{\hat{\rho}^2}{var(\rho)}$$

Keputusan yang diambil adalah menolak H_0 ketika nilai statistik uji *Wald* melebihi nilai kritis $\chi^2_{(\alpha, 1)}$.

4. Metode Analisis

Data yang digunakan merupakan data sekunder hasil pemantauan perkembangan situasi HIV tahun 2018 dan peubah-peubah yang diduga berperan dalam memengaruhi peubah respon. Data diperoleh dari Kementerian Kesehatan, Badan Perencanaan Pembangunan Nasional (Bappenas), dan Badan Pusat Statistik (BPS). Jumlah lokasi amatan dengan total kasus HIV tidak nol sebanyak 390 kabupaten/kota dari seluruh Indonesia.

Peubah yang dijadikan acuan dalam penelitian ini yaitu kasus HIV per 100.000 penduduk sebagai peubah respon. Populasi kunci per 100.000 penduduk, kasus positif pada ibu hamil per 100.000 penduduk, pasien tuberkulosis per 100.000 penduduk, tingkat kemiskinan, dan tingkat pengangguran sebagai peubah prediktor. Metode yang digunakan adalah MGWR,

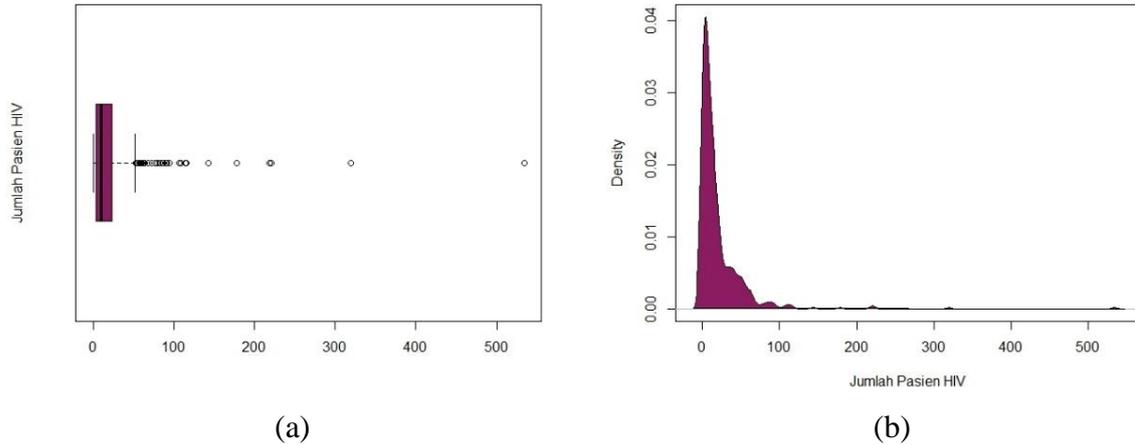
MGWR-SAR (0, k_c, k_v), dan MGWR-SAR (1, k_c, k_v). Berikut adalah urutan langkah-langkah yang dilakukan dalam penelitian ini.

1. Melakukan eksplorasi data untuk mengetahui pola sebaran peubah respon dan plot pencaran antara peubah respon dan prediktor.
2. Melakukan uji multikolinieritas dengan menggunakan *variance inflation factor* (VIF).
3. Menguji efek spasial dengan menerapkan uji dependensi spasial pada respon dan galat menggunakan uji *Robust Lagrange Multiplier* /RLM (Anselin, 1988) dan menguji efek keragaman spasial melalui uji *Breusch Pagan* /BP (Arbia, 2006).
4. Menetapkan matriks pembobot dengan membandingkan empat fungsi pembobot yang berbeda, yaitu *Fixed Gaussian*, *Fixed Bisquare*, *Adaptive Gaussian*, dan *Adaptive Bisquare*. Fungsi pembobot yang optimal ditentukan berdasarkan nilai *Akaike Information Criterion* (AIC) terkecil.
5. Melakukan pemodelan GWR dengan fungsi pembobot optimal untuk mengidentifikasi parameter yang berpengaruh secara global maupun lokal.
6. Menduga parameter dalam model MGWR dengan fungsi pembobot optimal.
7. Melakukan pendugaan parameter model MGWR-SAR (0, k_c, k_v) dan MGWR-SAR (1, k_c, k_v).
8. Membandingkan hasil model MGWR, MGWR-SAR (0, k_c, k_v), dan MGWR-SAR (1, k_c, k_v).
9. Menerapkan uji *Wald* untuk menguji signifikansi parameter.
10. Melakukan interpretasi pada hasil analisis.

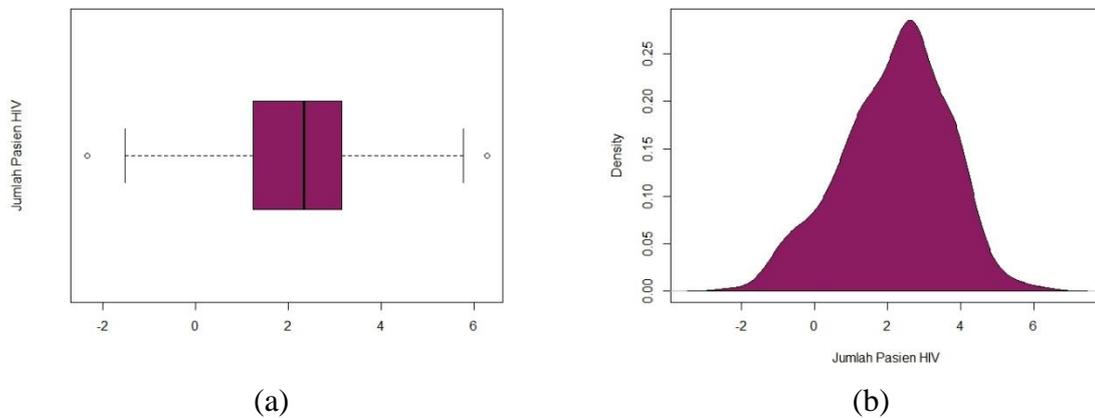
HASIL DAN PEMBAHASAN

Eksplorasi Data

Karakteristik umum data peubah respon sebelum transformasi ditunjukkan pada **Error! Reference source not found.** D ata menjulur ke kanan dan memiliki banyak



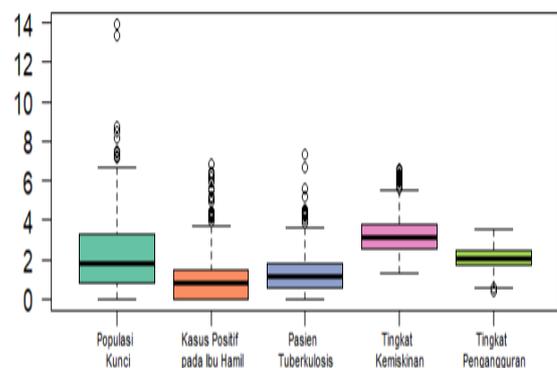
Gambar 1. Ekplorasi Data Kasus HIV (a) Diagram kotak garis, (b) Sebaran densitas



Gambar 2. Ekplorasi Data Hasil Transformasi Kasus HIV (a) Diagram kotak garis dan (b) Sebaran densitas

pencilan yang tersebar di kabupaten/kota seperti Kabupaten Nabire, Jayapura, Jakarta Pusat, Kabupaten Mimika, Kabupaten Keerom, Kota Denpasar, Kabupaten Jayawijaya, Kota Manado, dan Kabupaten Paniai.

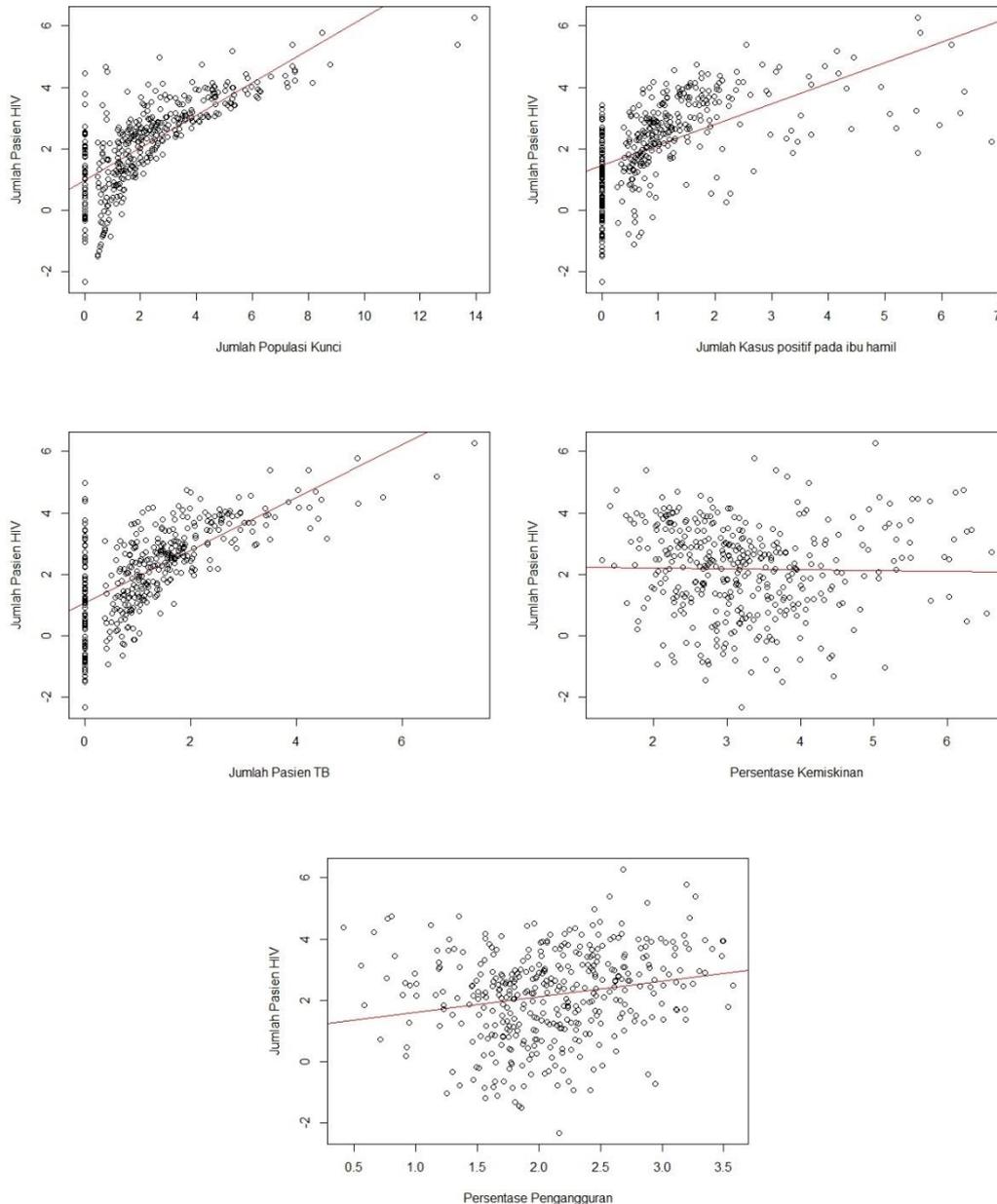
Pada **Error! Reference source not found.**, terlihat sebaran peubah respon setelah transformasi menggunakan logaritma natural. Amatan pencilan di luar batas atas terdapat di Kabupaten Nabire, sedangkan amatan pencilan di luar batas bawah terdapat di Kabupaten Langkat. Sebaran prediktor dalam penelitian ini disajikan dalam bentuk diagram kotak garis pada **Error! Reference source not found.** Seluruh prediktor telah ditransformasi menggunakan akar agar korelasi antar prediktor dan peubah respon lebih baik serta linier. Terlihat bahwa sebaran prediktor populasi kunci, kasus positif pada ibu



Gambar 3. Diagram Kotak Garis Prediktor Hasil Transformasi

hamil, pasien tuberkulosis, dan tingkat kemiskinan memiliki sebaran yang menjulur ke kanan dengan amatan pencilan yang terletak di ujung-ujung diagram kotak garis.

Hubungan antara peubah respon dengan prediktor yang telah dilakukan transformasi ditunjukkan pada **Error! R**



Gambar 4. Plot Sebaran Prediktor terhadap Kasus HIV

reference source not found. dan Error! Reference source not found.. Terlihat bahwa semakin tinggi prediktor pada populasi kunci, kasus positif pada ibu hamil, pasien tuberkulosis, dan tingkat pengangguran, maka semakin tinggi kasus HIV. Untuk peubah tingkat kemiskinan tidak menunjukkan adanya hubungan yang signifikan terhadap kasus HIV. Penjelasan ini di perkuat oleh penelitian Mufune (2015) yang menyatakan beberapa daerah mampu menurunkan tingkat infeksi HIV tanpa harus mengurangi tingkat kemiskinan.

Pengujian Multikolinieritas

Multikolinieritas antar prediktor merupakan salah satu persyaratan pada analisis regresi linier berganda. Berdasarkan pada

Tabel , setiap prediktor memiliki nilai VIF kecil yang berkisar antara 1,181 sampai dengan 1,657. Hal tersebut menunjukkan bahwa tidak terdapat multikolinieritas pada data.

Tabel 1. Nilai VIF Prediktor

Peubah	VIF
--------	-----

Populasi kunci	1,657
Kasus positif pada ibu hamil	1,356
Pasien tuberculosis	1,541
Tingkat kemiskinan	1,181
Tingkat pengangguran	1,224

Pengujian Efek Spasial

Tabel 4. Statistik lima serangkai dugaan parameter lokal MGWR

Parameter	Min	Kuartil 1	Median	Kuartil 3	Maks
Intersep	-3,770	-0,463	0,385	1,381	4,150
Kasus positif pada ibu hamil	-0,054	0,118	0,218	0,301	0,813
Pasien tuberculosis	-0,126	0,388	0,525	0,693	0,950
Tingkat kemiskinan	-0,730	-0,102	0,013	0,145	1,050
Tingkat pengangguran	-0,672	-0,110	0,010	0,238	1,456

Pemodelan regresi spasial diawali dengan melakukan uji dependensi spasial menggunakan uji RLM dan efek keragaman spasial dengan menggunakan uji BP. Berdasarkan Tabel , diperoleh hasil uji RLM nilai- p untuk $lag(\rho)$ sebesar $8,067 \times 10^{-9}$ yang berarti bahwa terdapat dependensi spasial pada $lag(\rho)$.

Tabel 2. Uji RLM

Parameter Statistik	Nilai- p
RLM (error)	0,765
RLM (lag)	$8,067 \times 10^{-9}$

Selanjutnya dilakukan uji BP diperoleh nilai- p sebesar $1,1 \times 10^{-4}$ yang menandakan bahwa terdapat efek keragaman spasial (heterogenitas spasial) pada data kasus HIV kabupaten/kota di Indonesia. Dengan demikian, data pada penelitian ini memiliki efek dependensi pada $lag(\rho)$ dan heterogenitas spasial. Salah satu analisis regresi yang dapat digunakan untuk mengatasi kedua hal tersebut adalah GWR dengan pendekatan SAR.

MGWR

Pemilihan fungsi pembobot yang paling sesuai menggunakan metode AIC. Tabel menyajikan AIC dari dua macam fungsi kernel dengan lebar jendela adaptif dan tetap. Fungsi pembobot *Kernel Bisquare* dengan lebar jendela adaptif memiliki AIC paling kecil.

Tabel 3. Perbandingan Fungsi Pembobot *Kernel Bisquare* Model GWR

Fungsi Pembobot	AIC
<i>Fixed Gaussian</i>	750,297
<i>Fixed Bisquare</i>	765,660
<i>Adaptive Gaussian</i>	736,442
<i>Adaptive Bisquare</i>	730,809

Berdasarkan hasil uji Wald parameter untuk populasi kunci berpengaruh signifikan terhadap seluruh kabupaten/kota yang menjadi lokasi amatan, seperti terlihat pada Gambar 5. Oleh karena itu, populasi kunci digunakan sebagai prediktor yang bersifat global, sedangkan kasus positif pada ibu hamil, pasien tuberculosis, tingkat kemiskinan, dan tingkat pengangguran digunakan sebagai prediktor yang bersifat lokal, sehingga menyebabkan nilai pendugaan parameter yang berbeda untuk setiap kabupaten/kota. Brunson, Fotheringham, dan Charlton (1996) mengembangkan model GWR dengan



Gambar 5. Daerah signifikan peubah populasi kunci model GWR

menambahkan parameter global dan dikenal dengan MGWR.

Berdasarkan hasil GWR diketahui prediktor peubah kunci bersifat global dan prediktor lainnya bersifat lokal, sehingga dilanjutkan dengan MGWR. Pada Tabel 4 tertera dugaan parameter lokal MGWR dengan fungsi pembobot *Kernel Bisquare*. Pada Tabel 4 dapat dilihat bahwa dugaan parameter tingkat pengangguran memiliki *range* yang terbesar dibandingkan prediktor

lainnya, sedangkan dugaan parameter kasus positif pada ibu hamil memiliki *range* terkecil.

MGWR–SAR

Metode MGWR merupakan metode yang efektif untuk mengatasi data spasial yang memiliki keragaman antar lokasi, namun metode ini mengabaikan efek dependensi spasial. Sedangkan data penelitian ini memiliki efek dependensi spasial pada *lag* (ρ). Oleh karena itu, untuk menangani efek heterogenitas dan dependensi spasial pada data, maka digunakan MGWR–SAR.

Pada penelitian ini model MGWR–SAR yang digunakan ada dua macam yaitu MGWR–SAR ($0, k_c, k_v$) dan MGWR–SAR ($1, k_c, k_v$). Pada MGWR–SAR ($0, k_c, k_v$) mengasumsikan nilai *lag* (ρ) yang sama untuk setiap lokasi amatan, sedangkan MGWR–SAR ($1, k_c, k_v$) mengasumsikan nilai *lag* (ρ) yang berbeda untuk setiap lokasi amatan. Konstanta k_c adalah banyaknya parameter regresi global dan k_v adalah banyaknya parameter regresi lokal. Berikut hasil dari kedua macam model:

1. MGWR–SAR ($0, k_c, k_v$)

Model MGWR–SAR ($0, k_c, k_v$) dengan fungsi pembobot *Kernel Bisquare* menghasilkan dugaan parameter $\beta_v(u_i, v_i)$ yang berbeda di setiap lokasi amatan dan nilai *lag* (ρ) yang sama untuk setiap lokasi amatan yaitu sebesar -0,010, menunjukkan bahwa efek dependensi spasial lag negatif ini cukup kecil di seluruh wilayah yang diamati. Dugaan parameter $\beta_v(u_i, v_i)$ dirangkum dalam statistik lima serangkai pada **Error! Reference source not found.**

Hasil dugaan parameter MGWR dengan MGWR–SAR ($0, k_c, k_v$) sangat mirip. Dugaan parameter tingkat

pengangguran memiliki rentang terbesar, sedangkan prediktor kasus positif pada ibu hamil memiliki *range* terkecil (Gambar 6)

2. MGWR–SAR ($1, k_c, k_v$)

Model MGWR–SAR ($1, k_c, k_v$) dengan fungsi pembobot *Kernel Bisquare* menghasilkan dugaan parameter $\beta_v(u_i, v_i)$ dan nilai *lag* (ρ) yang berbeda di setiap lokasi amatan. Dugaan parameter $\beta_v(u_i, v_i)$ dan *lag* (ρ) dirangkum dalam statistik lima serangkai selengkapnya pada **Error! Reference source not found.**

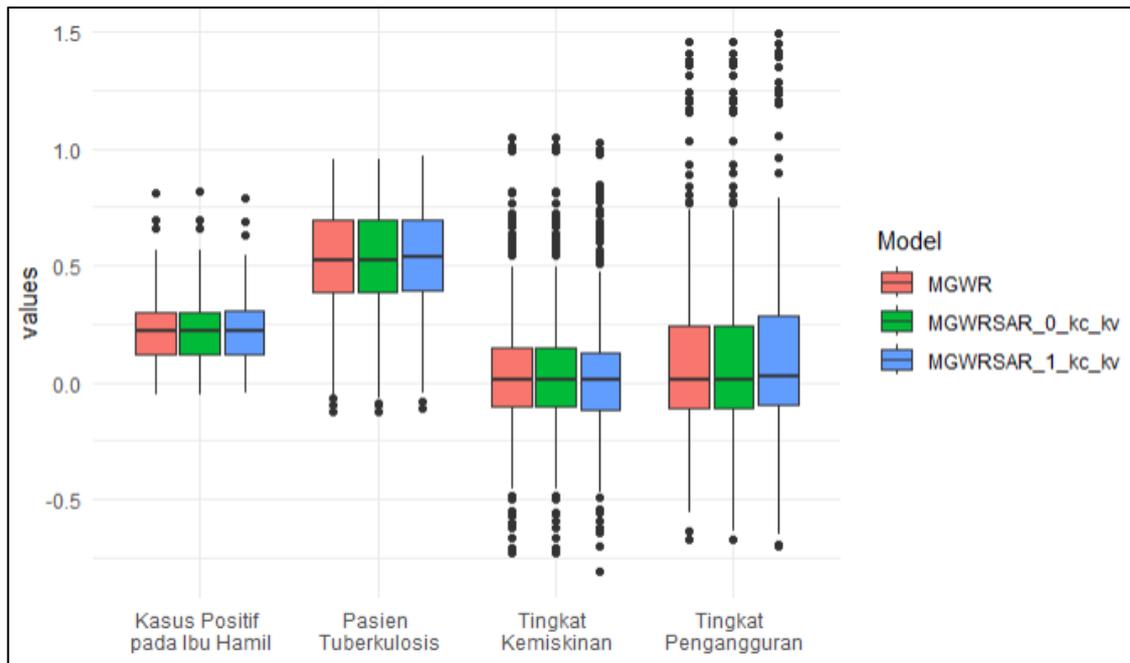
Pada Tabel 6 terlihat bahwa dugaan parameter untuk peubah kasus positif pada ibu hamil, pasien tuberkulosis, tingkat kemiskinan, tingkat pengangguran dan *lag* (ρ) memiliki *range* beragam dari nilai negatif sampai positif (Gambar 6). Dugaan parameter dari MGWR–SAR mirip dengan hasil MGWR, dugaan parameter tingkat pengangguran memiliki *range* terbesar dan pada kasus positif pada ibu hamil memiliki *range* terkecil.

Pemilihan Model terbaik

Model MGWR, MGWR–SAR ($0, k_c, k_v$), dan MGWR–SAR ($1, k_c, k_v$) dapat dibandingkan dengan melihat perbedaan nilai RMSE dari ketiga model tersebut. Pada Tabel , terlihat bahwa nilai RMSE terkecil adalah 0,54066 untuk model MGWR–SAR ($0, k_c, k_v$). Nilai RMSE antara MGWR–SAR ($0, k_c, k_v$) dan MGWR sangat kecil bedanya namun model MGWR–SAR ($0, k_c, k_v$) dipilih sebagai

Tabel 6. Statistik lima serangkai dugaan parameter lokal MGWR–SAR ($1, k_c, k_v$)

Parameter	Mini	Kuartil 1	Median	Kuartil 3	Maks
Intersep	-3,788	-0,445	0,401	1,405	4,162
Kasus positif pada ibu hamil	-0,044	0,117	0,217	0,305	0,789
Pasien tuberkulosis	-0,110	0,391	0,536	0,698	0,968
Tingkat kemiskinan	-0,810	-0,115	0,010	0,130	1,024
Tingkat pengangguran	-0,703	-0,095	0,024	0,287	1,494
<i>Lag</i> (ρ)	-0,990	-0,990	0,069	0,949	0,990



Gambar 6. Diagram kotak garis dugaan parameter lokal MGWR, MGWR–SAR $(0, k_c, k_v)$, MGWR–SAR $(1, k_c, k_v)$

model terbaik untuk menjelaskan pengaruh terhadap kasus HIV di seluruh kabupaten/kota Indonesia, karena data kasus HIV memiliki efek dependensi pada lag (ρ) dan heterogenitas spasial, model MGWR–SAR $(0, k_c, k_v)$ dapat mengatasi kedua hal tersebut.

Tabel 7. Perbandingan Model

Model	RMSE
MGWR	0,54074
MGWR–SAR $(0, k_c, k_v)$	0,54066
MGWR–SAR $(1, k_c, k_v)$	0,75779

Pengujian signifikansi parameter diawali dengan parameter ρ dan parameter global dengan menggunakan uji Wald (**Error! Reference source not found.** Hasil uji menunjukkan parameter ρ dan parameter global berpengaruh signifikan terhadap kasus HIV di seluruh kabupaten/kota Indonesia.

Tabel 8. Hasil Uji Signifikansi Parameter

Parameter MGWR-SAR $(0, k_c, k_v)$	Koefisien	Nilai statistik uji Wald	Z_{tabel}	Keputusan
Lag (ρ)	-0,010	32,316	1,96	Menolak H_0
Global (populasi kunci)	0,313	13,547	1,96	Menolak H_0

Selanjutnya melakukan uji parsial untuk parameter lokal model MGWR-SAR $(0, k_c, k_v)$. Untuk meringkas hasil uji disajikan dalam peta. **Error! Reference source not found.** 7 menunjukkan kabupaten/kota dengan kasus positif pada ibu hamil signifikan (warna merah) terdapat pada hampir seluruh Provinsi di Sumatera dan di Provinsi Papua Barat dan Papua, untuk pulau Kalimantan pada Provinsi Kalimantan Utara dan Kalimantan Barat untuk Pulau Jawa Nusa Tenggara Barat dan



Gambar 7. Daerah signifikan peubah kasus positif pada ibu hamil model MGWR-SAR $(0, k_c, k_v)$

Bali, untuk Pulau Sulawesi pada Sulawesi Tengah.

Gambar 8 menunjukkan kabupaten/kota yang mempunyai peubah pasien tuberkulosis signifikan (warna ungu) mendominasi bagian Barat yaitu menyebar di Pulau Sumatera, Jawa, Kalimantan dan sebagian Sulawesi. Banyaknya kabupaten/kota yang signifikan pada peubah ini paling banyak dibandingkan prediktor lainnya.



Gambar 8. Daerah signifikan peubah pasien tuberkulosis model MGWR-SAR $(0, k_c, k_v)$

Error! Reference source not found. m enunjukkan bahwa sebaran peubah signifikan (warna hijau) tingkat kemiskinan menyebar sebagian di Provinsi Sumatera Utara, Provinsi Kalimantan Timur, Provinsi NTT dan Provinsi Maluku.



Gambar 9. Daerah signifikan peubah tingkat kemiskinan model MGWR-SAR $(0, k_c, k_v)$

Error! Reference source not found. m enunjukkan sebaran peubah signifikan (warna biru) tingkat pengangguran menyebar di sebagian Provinsi Sumatera Utara, Provinsi Sumatera Barat, Provinsi



Gambar 10. Daerah signifikan peubah tingkat pengangguran model MGWR-SAR $(0, k_c, k_v)$.

Riau, Provinsi Kalimantan Utara, Provinsi Kalimantan Timur, Provinsi NTT dan Provinsi Maluku.

Sebagai ilustrasi model MGWR-SAR $(0, k_c, k_v)$ pada Kabupaten Labuhan Batu, Sumatera Utara dengan semua prediktor lokal signifikan yaitu:

$$\hat{Y} = -0,010Wy + 0,313\text{populasi kunci} + 0,231\text{kasus positif ibu hamil} + 0,644\text{pasien TB} + 0,623\text{tingkat kemiskinan} + 0,419\text{tingkat pengangguran}$$

KESIMPULAN

MWGR-SAR sebagai penggabungan dari dua metode, MGWR dan SAR, dapat meningkatkan kemampuan model untuk menangkap keragaman spasial yang kompleks dan pola ketergantungan spasial. Penanganan efek dependensi dan heterogenitas spasial dalam MGWR-SAR mampu meningkatkan prediksi model pengaruh kasus HIV di seluruh kabupaten/kota Indonesia. MGWR-SAR $(0, k_c, k_v)$ efek dependensi pada $lag(\rho)$ dan heterogenitas spasial yang dimiliki oleh data tersebut. Hanya saja penelitian ini menggunakan data tahun 2018 karena adanya keterbatasan pada sumber data.

Penerapan pada data HIV menunjukkan prediktor populasi kunci memiliki pengaruh signifikan secara global dan lainnya berpengaruh secara lokal. Prediktor Tuberkulosis merupakan koefisien lokal yang paling banyak signifikan dibandingkan dengan prediktor lokal lainnya. Untuk penelitian selanjutnya, diharapkan dapat menambahkan peubah-peubah baru yang dapat menunjukkan pengaruh kasus HIV di Indonesia.

DAFTAR PUSTAKA

Anselin, L. (1988). Spatial Econometrics: Methods and Models, *Econometrica* [Preprint]. Kluwer Academic Publishers.

- <https://doi.org/10.1111/j.1468-0262.2004.00558.x>.
- Arbia, G. (2006). *Spatial Econometrics Statistical Foundations and Applications to Regional Convergence*. Berlin: Springer-Verlag.
- Brunsdon, C., Fotheringham, A.S. dan Charlton, M.E. (1996). 'Geographically weighted regression: a method for exploring spatial nonstationarity', *Geographical Analysis*, 28(4), pp. 281–298. <https://doi.org/10.1111/j.1538-4632.1996.tb00936.x>.
- Comber, L. dan Brunsdon, C. (2021). *Geographically Data Science & Spatial Data Analysis: An Introduction in R*. SAGE.
- Djuraidah, A. (2020). *Monograph Penerapan dan Pengembangan Regresi Spasial dengan Studi Kasus pada Kesehatan, Sosial, dan Ekonomi*. Bogor: IPB Press.
- El-Kautsar, M.B., Djuraidah, A. dan Angraini, Y. (2022). *Identifikasi faktor-faktor yang memengaruhi kasus HIV di Indonesia tahun 2018 menggunakan regresi terboboti geografis campuran*. Institut Pertanian Bogor.
- Fotheringham, A.S., Brunsdon, C. dan Charlton, M. (2002). *Geographically Weighted Regression: the analysis of spatially varying relationships*. John Wiley & Sons. Inc.
- Furková, A. (2021). Implementation of MGWR-SAR Models for Investigating a Local Particularity of European Regional Innovation Processes, *Central European Journal of Operations Research* [Preprint]. <https://doi.org/10.1007/s10100-021-00764-3>.
- Geniaux, G. dan Martinetti, D. (2018). A new method for dealing simultaneously with spatial autocorrelation and spatial heterogeneity in regression models, *Regional Science and Urban Economics*, 72, pp. 74–85. <https://doi.org/10.1016/j.regsciurbeco.2017.04.001>.
- Kemendes RI (2019). *Profil Kesehatan Indonesia 2018, Health Statistics*. Jakarta.
- Kusnandar, D., Debatara, N.N. dan Fitriani, S. (2021). Pemodelan Sebaran Total Dissolved Solid Menggunakan Metode Mixed Geographically Weighted Regression, *Jurnal Aplikasi Statistika & Komputasi Statistik*, 13(1), pp. 9–16. <https://doi.org/10.34123/jurnalasks.v13i1.257>.
- Lu, B., Harris, P., Charlton, M., dan Brunsdon, C. (2014). The GWmodel R package: Further topics for exploring spatial heterogeneity using geographically weighted models. *Geo-Spatial Information Science*, 17(2), 85–101. <https://doi.org/10.1080/10095020.2014.917453>
- Mufune, Pempelani. (2015). Poverty and HIV/AIDS in Africa: Specifying the connections, *Social Theory & Health*, 13(1), pp. 1-29.
- Olakunde, B.O., Parr, J.R., Adeyinka, D.A., Conserve, D.F., dan Duncan, D.T. (2021). Spatial analysis of HIV infection and the associated correlates among transgender persons in the United States, *Psychological and Socio-medical Aspects of AIDS/HIV*, 34(8). <https://doi.org/https://doi.org/10.1080/09540121.2021.1929817>.
- Shekhar, S., Li, Y., Ali, R.Y., Eftelioglu, E., Tang, X., dan Jiang, Z. (2018). Spatial and Spatiotemporal Data Mining, in B. Huang (ed.) *Comprehensive Geographic Information Systems*. Elsevier, pp. 264–286. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/B978-0-12-409548-9.09594-4>.

