

INTERPOLASI POLUTAN NITROGEN DIOKSIDA (NO₂) DI KOTA YOGYAKARTA DENGAN PENDEKATAN *ORDINARY KRIGING* DAN *INVERSE DISTANCE WEIGHTED*

Muthia Citra Safira¹, Achmad Fauzan², Marcelinus Alfafisurya Setya Adhiwibawa³

^{1,2} Pogram Studi Statistika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Islam Indonesia

³ Ma Chung Research Center for Photosynthetic Pigments, Universitas Ma Chung

e-mail: ²achmadfauzan@uii.ac.id

Abstrak

Permasalahan yang kerap terjadi di kota-kota besar adalah pencemaran udara. Nitrogen Dioksida (NO₂) merupakan salah satu polutan berbahaya yang berkontribusi besar terhadap pencemaran udara. Dalam rangka pemantauan kualitas udara ambien, Dinas Lingkungan Hidup Kota Yogyakarta melakukan pengukuran di beberapa titik lokasi untuk mengetahui konsentrasi dari polutan tersebut. Namun, karena pengukuran memerlukan proses yang panjang dan terhalang dana yang besar, pengukuran tidak dilakukan di semua titik lokasi. Oleh karena itu, diperlukan suatu metode interpolasi spasial untuk mengestimasi konsentrasi NO₂ di Kota Yogyakarta yang lokasinya tidak dilakukan pengukuran. Metode yang digunakan adalah *Ordinary Kriging* (OK) dan *Inverse Distance Weighted* (IDW). Dari hasil analisis diperoleh bahwa metode yang paling akurat untuk estimasi konsentrasi NO₂ di Kota Yogyakarta adalah OK. Hal ini dikarenakan hasil perhitungan nilai *Root Mean Square Error* (RMSE) pada OK lebih kecil, yaitu 0,4847 dibanding 0,5224 pada IDW.

Kata kunci: Nitrogen Dioksida, *Ordinary Kriging*, *Inverse Distance Weighted*, *Root Mean Square Error*

Abstract

A frequent problem in major cities is air pollution. Nitrogen Dioxide (NO₂) is one of the harmful pollutants that contribute to air pollution. In order to monitor ambient air quality, Environment Agency of Yogyakarta City conducted measurements at several locations to determine the concentration of the pollutants. However, because measurement requires a long process and is hindered by large funds, measurements are not performed at all points of the location. Therefore, a spatial interpolation method is required to estimate the concentration of NO₂ in Yogyakarta, whose location is not measured. The methods used are *Ordinary Kriging* (OK) and *Inverse Distance Weighted* (IDW). From the results of the analysis obtained that the most accurate method for estimating the concentration of NO₂ in Yogyakarta is OK. This is because the result of calculating the value of *Root Mean Square Error* (RMSE) in OK is smaller, which is 0,4847 compared to 0,5224 in IDW.

Keywords: Nitrogen Dioxide, *Ordinary Kriging*, *Inverse Distance Weighted*, *Root Mean Square Error*

PENDAHULUAN

Salah satu permasalahan lingkungan hidup yang kerap terjadi di kota-kota besar adalah pencemaran udara. Hasil penelitian Global Burden of Disease (Health Effects Institute, 2020) memperkirakan bahwa pencemaran udara menyebabkan hampir 5 juta kematian dini setiap tahunnya (Dinas Lingkungan Hidup Provinsi DKI Jakarta, 2020). Selain menjadi silent killer,

pencemaran udara juga merupakan silent destruction terhadap kondisi bangunan dan infrastruktur hasil pembangunan (Badan Perencanaan Pembangunan Nasional, 2006).

Sebagaimana yang tertuang pada Baku Mutu Udara Ambien Nasional (Peraturan Pemerintah, 1999) tentang Pengendalian Pencemaran Udara, terdapat sembilan parameter polutan yang menjadi tolak ukur untuk menentukan baik atau

tidaknya kualitas udara, yaitu Nitrogen Dioksida (NO₂), Sulfur Dioksida (SO₂), Karbon Monoksida (CO), Oksidan (O₃), Hidro Karbon (HC), PM₁₀, Debu (TSP), Timah Hitam (Pb), dan Debu Jatuh (*Dustfall*). Apabila konsentrasi suatu polutan di udara melebihi nilai Baku Mutu Udara Ambien Nasional, udara tersebut telah tercemar.

Kota Yogyakarta, sebagai ibukota Provinsi Daerah Istimewa Yogyakarta, menjadi pusat kota dengan aktivitas manusia yang cukup padat. Aktivitas manusia yang dimaksud yakni pariwisata, transportasi, pendidikan, industri dan permukiman. Akibat yang ditimbulkan dari aktivitas manusia tersebut menjadi sumber utama pencemaran udara (Agustine, et al., 2017).

NO₂ merupakan salah satu polutan yang sangat berbahaya bagi kesehatan manusia. NO₂ dapat menyebabkan iritasi paru-paru dan infeksi saluran pernapasan (Rofienda, 2004). Hal lainnya, jika NO₂ dan NO_x lainnya bereaksi dengan air, oksigen dan bahan kimia lainnya di atmosfer akan membentuk hujan asam. Hujan asam berdampak merusak lingkungan akuatik seperti sungai, danau dan rawa-rawa yang dapat mengancam kehidupan biota air.

Dalam rangka pemantauan kualitas udara ambien, maka Dinas Lingkungan Hidup Kota Yogyakarta melakukan pengukuran di beberapa titik lokasi untuk mengetahui konsentrasi dari polutan tersebut. Namun, karena pengukuran konsentrasi NO₂ di udara memerlukan proses yang panjang dan terhalang dana yang besar, tidak dilakukan pengukuran di semua titik lokasi. Selain itu, hanya tersedia 25 titik tersampel sehingga belum cukup untuk memberikan informasi udara ambien untuk semua titik di Kota Yogyakarta. Oleh karena itu, diperlukan suatu metode interpolasi spasial untuk mengestimasi konsentrasi NO₂ pada beberapa titik lokasi yang tidak dilakukan pengukuran.

Interpolasi spasial dapat bersifat stokastik atau deterministik (Chang, 2018). Metode interpolasi stokastik dilakukan berdasarkan perhitungan statistik. *Kriging* merupakan metode interpolasi spasial yang

bersifat stokastik. Di antara semua metode interpolasi linier, *Kriging* merupakan metode yang tidak bias dan optimal untuk memperkirakan nilai di suatu daerah terbatas (Hao, et al., 2020). Apabila data spasial tidak mengandung *trend*, tidak memiliki *outlier* dan *mean* (μ) tidak diketahui, maka digunakan metode *Ordinary Kriging* (OK) (Cressie, 1993). Apabila data spasial mengandung *trend* maka metode yang digunakan adalah *Universal Kriging* (UK) (Fridayani, et al., 2012). Pemilihan jenis *Kriging* yang akan digunakan bergantung pada karakteristik data yang dimiliki, sehingga OK dipilih untuk penelitian ini.

Sementara itu, metode interpolasi deterministik dilakukan berdasarkan perhitungan matematik, misalnya *Inverse Distance Weighted* (IDW), *Trend* dan *Spline*. Penelitian ini akan memfokuskan pada penggunaan metode IDW karena memiliki formula paling sederhana, mudah dipahami dan efisien (Wu & Hung, 2016).

Faudzan, et al (2015) menggunakan metode *Ordinary Kriging* (OK) dan *Inverse Distance Weighted* (IDW) untuk mengestimasi sebaran polusi udara di Bandung. Data sampel yang digunakan, yaitu kadar polutan Nitrogen Dioksida (NO₂) dan Sulfur Dioksida (SO₂) di 10 titik pada tahun 2005, 2006 dan 2007 di Bandung. Kesimpulan yang diperoleh bahwa metode OK menghasilkan estimasi yang lebih baik dibandingkan metode IDW. Penelitian selanjutnya yang membahas pencemaran udara dilakukan oleh Basuki & Saptutyingsih (2012) untuk melakukan pemetaan polusi udara perkotaan di Provinsi Daerah Istimewa Yogyakarta (DIY) dengan teknik *Kriging*. Data sampel yang digunakan adalah data konsentrasi Karbonmonoksida (CO) dan PM₁₀ di 5 kabupaten/kota di DIY. Hasil penelitian menunjukkan konsentrasi CO tertinggi di Provinsi DIY berada di Kota Yogyakarta dan Kabupaten Sleman. Sedangkan wilayah yang memiliki konsentrasi PM₁₀ tertinggi di Provinsi DIY adalah Kota Yogyakarta dan Kabupaten Gunung Kidul.

Pada penelitian ini akan dilakukan estimasi konsentrasi polutan gas NO₂ di

Kota Yogyakarta. Dengan mengetahui konsentrasi polutan pada suatu daerah, dapat diketahui apakah polutan di daerah tersebut masih dalam batas yang diperbolehkan atau telah melebihi Baku Mutu Udara Ambien Nasional. Selain itu, peneliti juga ingin mengetahui metode yang paling akurat untuk estimasi konsentrasi polutan gas NO₂ di Kota Yogyakarta menggunakan metode OK dan IDW.

METODOLOGI

Tinjauan Referensi

1. Polutan Nitrogen Dioksida (NO₂)

Nitrogen dioksida (NO₂) adalah polutan berbentuk gas yang terdiri dari nitrogen dan oksigen yang merupakan salah satu kelompok gas terkait yang disebut nitrogen oksida, atau NO_x (American Lung, 2020). NO₂ dan nitrogen oksida lainnya juga merupakan prekursor dari banyak zat pencemar udara sekunder yang berbahaya, seperti ozon (O₃) dan partikulat (PM), dan berperan dalam pembentukan hujan asam (Green Facts, 2005). Transportasi jalan raya merupakan sumber emisi terbesar NO₂, diikuti oleh pembangkit listrik, peralatan konstruksi berat bertenaga diesel dan mesin bergerak lainnya, serta boiler industri.

NO₂ juga dikaitkan dengan efek buruk pada kesehatan manusia. Pada tingkat tinggi NO₂ menyebabkan radang saluran udara. Paparan jangka panjang dapat memengaruhi fungsi paru-paru dan gejala pernapasan (DEFRA, 2009). Paru-paru yang terkontaminasi gas NO₂ dapat membengkak sehingga penderita kesulitan untuk bernapas, hal ini dapat menyebabkan kematian (Kemenkes RI, 2018).

2. Ordinary Kriging

2.1 Penjelasan *Ordinary Kriging*

Kriging merupakan suatu metode interpolasi spasial untuk memprediksi besarnya nilai pada lokasi lain yang tidak tersampel dengan memanfaatkan nilai spasial pada lokasi yang tersampel (Fridayani, et al., 2012). Nilai prediksi tersebut akan bergantung pada seberapa dekat dengan lokasi yang tersampel. *Kriging* yang paling umum digunakan

adalah *Ordinary Kriging* (OK) (Hao, et al., 2020). Selain itu, penggunaannya yang sederhana sering ditemukan dalam interpolasi suhu (Joly, et al., 2009) atau dalam penelitian kualitas udara (Lloyd & Atkinson, 2004). Metode ini mengasumsikan bahwa rata-rata (*mean*) konstan tetapi tidak diketahui, data tidak mengandung *trend* maupun *outlier*. Menurut Hatfield (2018), model statistik untuk OK diberikan pada Persamaan (1) sebagai berikut.

$$\hat{z}(s_0) = \sum_{i=1}^n w_i z(s_i) \quad (1)$$

dengan $\hat{z}(s_0)$ adalah nilai prediksi di lokasi s_0 , w_i adalah bobot untuk titik i dan $z(s_i)$ adalah nilai terukur pada lokasi i , dengan $i = 1, 2, \dots, n$ yang menyatakan lokasi dari objek yang dimiliki sebanyak n lokasi.

Untuk menjamin prediksi yang tidak bias, diperlukan satu baris dan kolom tambahan untuk memastikan bahwa jumlah bobot sama dengan satu, yaitu $\sum_{i=1}^n w_i = 1$. Bobot ditentukan menggunakan koefisien model untuk semivariogram dan akan meminimalkan kesalahan prediksi *Kriging* melalui metode *Lagrange Multiplier* (Hatfield, 2018). Perhitungan nilai bobot OK dapat ditulis dalam bentuk matriks pada Persamaan (2)–(4) sebagai berikut.

$$\begin{pmatrix} \gamma(s_1, s_1) & \cdots & \gamma(s_1, s_n) & 1 \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ \gamma(s_n, s_1) & \cdots & \gamma(s_n, s_n) & 1 \\ 1 & \cdots & 1 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} w_1 \\ \vdots \\ w_n \\ \varphi \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \gamma(s_0, s_1) \\ \vdots \\ \gamma(s_0, s_n) \\ 1 \end{pmatrix}, \quad (2)$$

atau

$$\mathbf{A} \mathbf{w} = \mathbf{b}, \quad (3)$$

sehingga karena itu, nilai \mathbf{w} dapat diperoleh dengan persamaan berikut:

$$\mathbf{w} = \mathbf{A}^{-1} \mathbf{b}. \quad (4)$$

Salah satu kekuatan menggunakan pendekatan statistik adalah dapat menghitung ukuran ketidakpastian dalam membuat prediksi tersebut (Johnston et al., 2001). Dalam geostatistik variansi kesalahan prediksi disebut sebagai variansi prediksi, yaitu variansi yang diperkirakan dari kesalahan prediksi yang didefinisikan pada Persamaan (5).

$$\hat{\sigma}^2(s_0) = \sum_{i=1}^n w_i \gamma(s_0, s_i) + \varphi \quad (5)$$

dengan $\hat{\sigma}^2(s_0)$ adalah nilai varians prediksi di lokasi s_0 , $\gamma(s_0, s_i)$ adalah semivariogram antara titik prediksi s_0 dan sampel s_i dan φ adalah *lagrange multiplier*.

2.2 Uji Asumsi *Ordinary Kriging* (OK)

Terdapat tiga asumsi yang perlu dipenuhi dalam melakukan interpolasi OK, yaitu:

a. Data tidak mengandung *outlier*

Outlier adalah data yang terlihat sangat berbeda jauh (ekstrim) dari data pengamatan lainnya (Hasanah, 2012). *Outlier* biasanya disebabkan oleh kesalahan pada sistem pengukuran, kesalahan pada *input* data atau karena data tersebut memang peristiwa yang tidak biasa (Indra, et al., 2013). Adanya *outlier* dapat mengganggu proses analisis data sehingga perlu dilakukan pendeteksian *outlier*. Salah satu cara untuk mendeteksi keberadaan nilai *outlier* yaitu dengan menggunakan Boxplot.

b. Data berdistribusi normal

Digunakan uji normalitas terhadap data yang NO₂. Uji normalitas bertujuan untuk mengetahui apakah data terdistribusi normal atau tidak. Data yang berdistribusi normal akan meminimalkan terjadinya bias (Apriyono & Taman, 2013). Ada beberapa uji statistik yang dapat dilakukan untuk menguji normalitas suatu data, di antaranya adalah uji *Anderson-Darling* (AD), uji *Kolmogorov-Smirnov* dan uji *Shapiro-Wilk* (Putri, 2020). Namun, jika data yang digunakan bersampel kecil ($n \leq 25$), maka dipilih uji *Anderson-Darling* (Oktaviani, 2015).

Untuk hipotesis yang digunakan yaitu:

H₀: data berdistribusi normal,

H₁: data tidak berdistribusi normal,

dengan pengambilan keputusan:

jika $p\text{-value} < \text{tingkat signifikansi } (\alpha)$ maka tolak H₀ yang berarti data tidak berdistribusi normal,

jika $p\text{-value} > \text{tingkat signifikansi } (\alpha)$ maka gagal tolak H₀ yang berarti data berdistribusi normal.

c. Data stasioner

Data disebut stasioner jika tidak menunjukkan adanya kecenderungan *trend* tertentu. Fluktuasi datanya berada di sekitar

nilai rata-rata yang konstan, tidak bergantung pada waktu dan varian dari fluktuasi tersebut (Rosadi, 2012). Pemeriksaan stasioneritas dapat dilakukan dengan membuat plot titik pengamatan terhadap titik absis dan ordinat dari koordinat lokasi secara bersama-sama yang membentuk plot 3 dimensi (Fauzi, 2018). Selain memeriksa secara visual, kestasioneran data dapat dilakukan secara formal menggunakan uji akar unit (*unit root test*) yakni uji *Augmented Dickey-Fuller* (ADF) yang dikembangkan oleh David Dickey dan Wayne Fuller (Prayoga, et al., 2019).

Hipotesis yang diambil untuk uji ADF yaitu:

H₀: data tidak stasioner.

H₁: data stasioner.

Keputusan untuk mengetahui data stasioner atau tidak antara lain:

-Jika $p\text{-value} < \text{tingkat signifikansi } (\alpha)$ maka tolak H₀ yang berarti data stasioner.

-Jika $p\text{-value} > \text{tingkat signifikansi } (\alpha)$ maka gagal tolak H₀ yang berarti data tidak stasioner.

2.3 Semivariogram Eksperimental dan Teoritis

Semivariogram eksperimental dapat mengindikasikan tentang sejauh mana suatu titik tidak terkait dengan titik lainnya (Alfiana, 2010). Semivariogram eksperimental dapat dihitung dengan menggunakan Persamaan (6) sebagai berikut,

$$\gamma(h) = \frac{1}{2N_h} \sum_{i=1}^{N_h} [z(x_i) - z(x_i + h)]^2 \quad (6)$$

dengan $\gamma(h)$ adalah nilai semivariogram, h adalah jarak lokasi antar sampel atau lag, $N(h)$ adalah jumlah pasangan titik sampel yang memiliki jarak h , $z(x_i)$ adalah nilai pengamatan pada lokasi x_i dan $z(x_i + h)$ adalah nilai pengamatan pada lokasi $x_i + h$ (Cressie, 1993).

Kurva halus yang dipasang pada semivariogram eksperimental disebut semivariogram teoritis (Mohebzadeh, 2018). Terdapat beberapa parameter yang diperlukan untuk mengetahui nilai semivariogram teoritis yakni *nugget effect*, *sill* dan *range* (Cressie, 1993).

- a. *Nugget Effect* (C_0) yaitu nilai pada saat semivariogram hampir memotong sumbu $\gamma(h)$. *Nugget effect* juga dapat dikaitkan dengan kesalahan pengukuran.
- b. *Sill* ($C_0 + C$) adalah saat nilai semivariogram cenderung mencapai nilai stabil atau mendatar. Ketika nilai semivariogram mulai mendatar, hal ini berarti tidak adanya korelasi atau hubungan antara kedekatan pada titik data. *Sill* memiliki dua bagian yaitu *nugget effect* dan *partial sill* (C). *Partial sill* adalah nilai *sill* yang dikurangi dengan nilai *nugget effect*
- c. *Range* (a) menunjukkan jarak pada saat nilai semivariogram mulai mendatar atau mencapai *sill*.

Setelah ketiga parameter tersebut diperoleh, maka dilakukan proses pencocokan antara semivariogram eksperimental dan semivariogram teoritis yang kemudian dibandingkan dengan nilai *Root Mean Square Error* (RMSE) untuk menentukan model semivariogram teoritis terbaik berdasarkan nilai RMSE terkecil. Perhitungan nilai RMSE disajikan pada Persamaan (7) (Tziachris, et al., 2017).

$$RMSE = \sqrt{\sum_{i=1}^n \frac{(\hat{z}_i - z_i)^2}{n}} \quad (7)$$

dengan z_i adalah nilai observasi untuk titik ke- i , \hat{z}_i adalah nilai prediksi untuk titik ke- i dan n adalah banyak data untuk pemodelan.

Terdapat beberapa model semivariogram teoritis yang paling umum digunakan sebagai pembanding yakni sebagai berikut (Zhang, et. al., 2021).

a. Model Spherical

Model spherical dirumuskan pada Persamaan (8) sebagai berikut.

$$\gamma(h) = \begin{cases} C_0 + C \left[\left(\frac{3h}{2a} \right) - \left(\frac{h}{2a} \right)^3 \right] & \text{untuk } 0 < h \leq a \\ C_0 + C & \text{untuk } h > a \end{cases} \quad (8)$$

dengan h adalah jarak lokasi antar sampel, C_0 adalah nugget effect, C adalah partial sill dan a adalah range.

b. Model Exponential

Model exponential dirumuskan pada Persamaan (9) sebagai berikut.

$$\gamma(h) = C_0 + C \left[1 - \exp\left(-\frac{h}{a}\right) \right] \quad (9)$$

c. Model Gaussian

Model Gaussian dirumuskan pada Persamaan (10) sebagai berikut.

$$\gamma(h) = C_0 + C \left[1 - \exp\left(-\frac{h^2}{a^2}\right) \right] \quad (10)$$

3. Inverse Distance Weighted (IDW)

IDW adalah metode interpolasi yang didasarkan pada asumsi bahwa nilai di lokasi prediksi merupakan rata-rata terbobot (*weighted average*) dari nilai terukur di titik-titik sekitarnya. Nilai terukur yang paling dekat dengan lokasi prediksi memiliki pengaruh lebih besar dari pada yang letaknya lebih jauh. Metode IDW disebut deterministik karena tidak ada model statistik yang mendasarinya (Hatfield, 2018) sehingga tidak memiliki nilai kesalahan (*error*) dalam nilai prediksi yang dilakukan. Rumus umum nilai interpolasi IDW disajikan pada Persamaan (11) (Dorman, 2021).

$$\hat{z}(s_0) = \frac{\sum_{i=1}^n w(s_i)Z(s_i)}{\sum_{i=1}^n w(s_i)} \quad (11)$$

dengan $\hat{z}(s_0)$ adalah nilai prediksi di lokasi s_0 , $w(s_i)$ adalah bobot terukur pada titik i yang diketahui dan $z(s_i)$ adalah nilai terukur pada titik i yang diketahui.

Dalam IDW, bobot adalah invers atau kebalikan dari jarak yang dipangkatkan dengan *power* p yang ditulis dalam Persamaan (12).

$$w(s_i) = \frac{1}{d(s_0, s_i)^p} \quad (12)$$

dengan $d(s_0, s_i)$ adalah jarak antara titik yang diprediksi s_0 dan titik terukur s_i dan p adalah parameter *power* yang ditentukan untuk jarak, $p = 2$ adalah nilai yang biasanya digunakan (Peter M & Christopher D, 2009).

Perhitungan kritis IDW adalah jarak dari setiap titik spasial dengan nilai terukur ke titik yang diprediksi. Perhitungan jarak menggunakan *Euclidean distance* yang dirumuskan pada Persamaan (13) sebagai berikut.

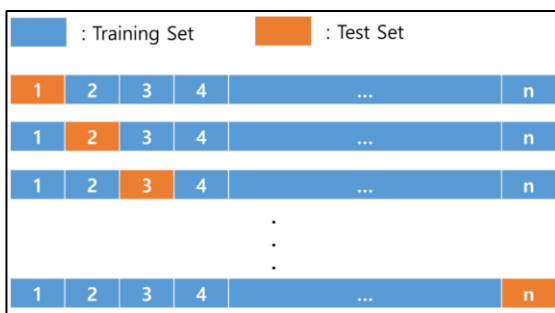
$$d(s_0, s_i) = \sqrt{(x_0 - x_i)^2 + (y_0 - y_i)^2} \quad (13)$$

dengan x_0, y_0 adalah koordinat titik yang diprediksi dan x_i, y_i adalah koordinat titik terukur.

4. Evaluasi Model

Evaluasi model yang digunakan dalam penelitian ini menggunakan prosedur *Leave One Out Cross Validation* (LOOCV). LOOCV adalah prosedur dengan cara semua data secara berurutan mengambil peran sebagai data pengujian (*test data*), sementara data yang tersisa berperan sebagai data pelatihan (*training data*).

LOOCV dilakukan di semua titik, secara berurutan menghilangkan satu titik dan memprediksi nilai untuk titik tersebut menggunakan data lainnya, lalu diulangi untuk titik kedua dan seterusnya hingga diperoleh nilai *error* untuk semua titik (Dorman, 2021). Ilustrasi dari LOOCV direpresentasikan pada Gambar 1 sebagai berikut.



Gambar 1. Ilustrasi LOOCV (Cha, et al., 2020)

Dari hasil LOOCV nanti akan diperoleh nilai *error* dari setiap kali iterasi. Dari error tersebut akan dihitung RMSE sehingga akan dilakukan RMSE setiap iterasi. Dari RMSE tersebut kemudian di rata-rata (Fuhg, Fau, & Nackenhorst, 2021). RMSE sering digunakan sebagai parameter penting yang menunjukkan akurasi dalam analisis spasial. Nilai RMSE yang semakin kecil menunjukkan bahwa suatu model tersebut semakin akurat.

Metode Analisis

Penelitian ini menggunakan data sekunder yang diperoleh dari Dinas Lingkungan Hidup (DLH) Kota Yogyakarta (2019). Data pada penelitian ini berjumlah sebanyak 25 lokasi. Variabel yang digunakan adalah *Easting* (X), *Northing* (Y) dan Konsentrasi NO₂. Metode yang digunakan adalah *Ordinary Kriging* (OK) dan *Inverse Distance Weighted* (IDW).

Tahap pertama dalam penelitian ini adalah pengumpulan data. Kemudian tahap kedua melakukan analisis deskriptif untuk memberikan gambaran umum mengenai data yang digunakan. Tahap ketiga adalah melakukan interpolasi spasial menggunakan OK, yang meliputi: uji asumsi pada OK, perhitungan semivariogram eksperimental, dilanjutkan perhitungan semivariogram teoritis dan analisis struktural untuk memilih model semivariogram teoritis terbaik berdasarkan nilai RMSE terkecil, kemudian melakukan pendugaan OK serta perhitungan RMSE. Tahap keempat adalah melakukan interpolasi spasial menggunakan IDW, yang meliputi: perhitungan jarak antara titik yang diprediksi dan titik tersampel, dilanjutkan dengan perhitungan nilai pembobot menggunakan parameter *power*, lalu melakukan pendugaan IDW dan perhitungan RMSE. Kemudian terakhir adalah menentukan metode yang paling akurat dengan membandingkan nilai RMSE pada setiap metode interpolasi.

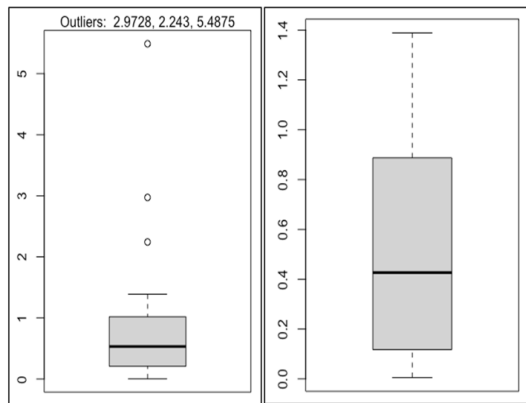
HASIL DAN PEMBAHASAN

Analisis Deskriptif

Analisis deskriptif dilakukan untuk mengetahui karakteristik dari suatu data. Ukuran pemusatan data dapat menggunakan rata-rata, sedangkan ukuran penyebaran data dapat menggunakan varians. Diperoleh bahwa konsentrasi minimum NO₂ sebesar 0,0055 µgr/m³, sedangkan konsentrasi maksimum NO₂ sebesar 5,4875 µgr/m³. Rata-rata konsentrasi NO₂ di 25 titik lokasi sebesar 0,887 µgr/m³ dan besar nilai varians, yaitu 1,4220 µgr/m³ yang berarti konsentrasi NO₂ cukup bervariasi antara satu titik dengan titik lainnya di 25 titik lokasi tersebut.

Estimasi Konsentrasi Nitrogen Dioksida (NO₂) Menggunakan *Ordinary Kriging* (OK)

Salah satu asumsi yang harus dipenuhi dalam melakukan interpolasi OK adalah data yang dimiliki tidak mengandung *outlier*, sehingga perlu

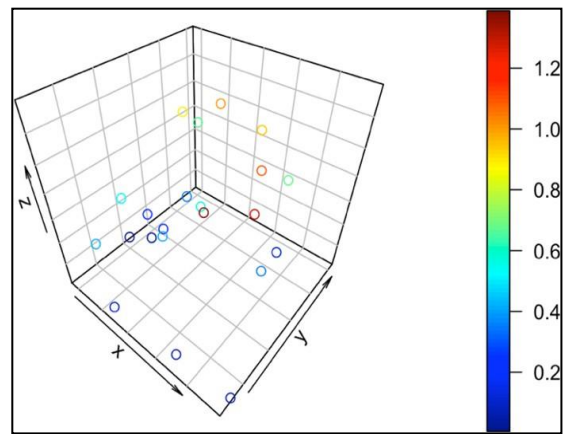


Gambar 2. Pendeteksian *Outlier* dengan *Boxplot*

dilakukan pendeteksian *outlier* dengan menggunakan *Boxplot*.

Gambar 2 menunjukkan adanya 3 *outlier* pada data NO₂ ke-5 (UPT Malioboro), data ke-7 (Perempatan Plengkung Gading) dan data ke-8 (Perempatan Pojok Beteng Wetan). Oleh karena itu untuk melanjutkan analisis berikutnya, data yang merupakan *outlier* tidak diikutsertakan dalam penelitian. Selanjutnya, data yang sudah diperoleh dilakukan uji normalitas menggunakan uji *Anderson-Darling* (AD), karena data yang dimiliki bersampel kecil yaitu sebanyak 22 data. Dengan menggunakan tingkat kepercayaan 95%, hasil pengujian menunjukkan data gagal tolak H₀ karena *P-value* sebesar $0,1736 > 0,05$ (α), sehingga dapat disimpulkan bahwa data berdistribusi normal. Analisis OK dapat diterapkan pada data yang memenuhi asumsi stasioneritas. Pengujian stasioneritas dilakukan dengan membuat plot 3 dimensi untuk mengetahui ada tidaknya kecenderungan *trend* tertentu pada data konsentrasi NO₂ disajikan pada Gambar 3.

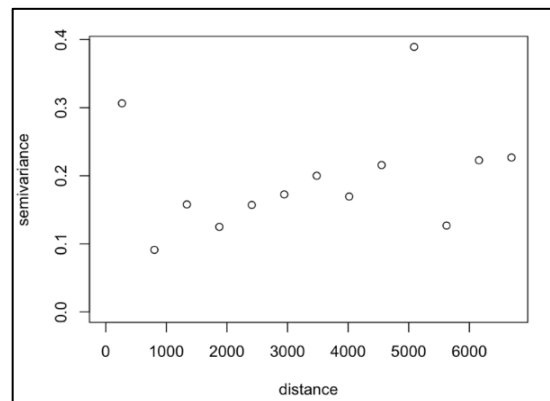
Gambar 3 menunjukkan bahwa pola sebaran data konsentrasi NO₂ dan warna pada titik tersebar secara acak atau tidak bergantung pada lokasi tertentu sehingga secara visual tidak terdapat *trend* yang signifikan pada data yang berarti data stasioner. Selain memeriksa secara visual, kestasioneran data dapat dilakukan secara formal menggunakan uji akar unit, yaitu uji *Augmented Dickey-Fuller* (ADF). Hasil dari pengujian pada data yang diurutkan berdasarkan absis (x) dan ordinat (y).



Gambar 3. Plot 3 Dimensi Konsentrasi NO₂

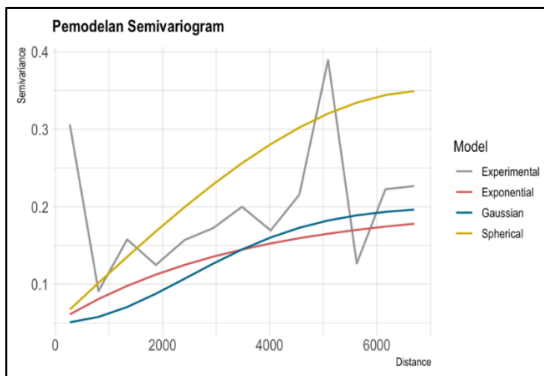
Dengan menggunakan tingkat kepercayaan 95%, data tolak H₀ karena *P-value* sebesar $0,01 < 0,05$ (α), sehingga dapat disimpulkan bahwa data stasioner.

Setelah semua asumsi OK terpenuhi, semivariogram eksperimental untuk konsentrasi NO₂ dapat dibuat. Plot semivariogram eksperimental yang dihasilkan dapat dilihat pada Gambar 4 sebagai berikut.



Gambar 4. Plot Semivariogram Eksperimental

Dari plot semivariogram eksperimental pada Gambar 4 dapat dilihat bahwa *nugget effect* dianggap sebagai intersep sumbu y, yang terjadi pada perkiraan 0,05. Nilai *sill* diperoleh ketika nilai semivariogram mulai stabil atau mendatar yaitu 0,2 sehingga nilai *partial sill* yang didapat dari nilai *sill* yang dikurangi dengan nilai *nugget effect* adalah sebesar 0,15. *Range* adalah jarak pada saat nilai semivariogram mencapai *sill* yang terjadi pada sekitar 3481 m. hal ini berarti konsentrasi NO₂ tidak memiliki korelasi lagi mulai jarak 3.481 meter.



Gambar 5. Pemodelan Semivariogram

Gambar 5 adalah plot pencocokan model semivariogram teoritis berupa fungsi atau model matematika dengan semivariogram eksperimental. Garis berwarna abu-abu menyatakan semivariogram eksperimental, sedangkan garis berwarna kuning, merah dan biru menyatakan model semivariogram teoritis, yakni *Spherical*, *Exponential* dan *Gaussian*. Plot tersebut menunjukkan di antara ketiga model semivariogram teoritis, model terbaik yang paling mendekati kurva semivariogram eksperimental adalah model *Exponential*.

Penentuan model terbaik juga dapat dilakukan dengan analisis struktural, yaitu perbandingan nilai semivariogram eksperimental dengan semivariogram teoritis dan dilanjutkan dengan perhitungan nilai RMSE disajikan pada Tabel 1.

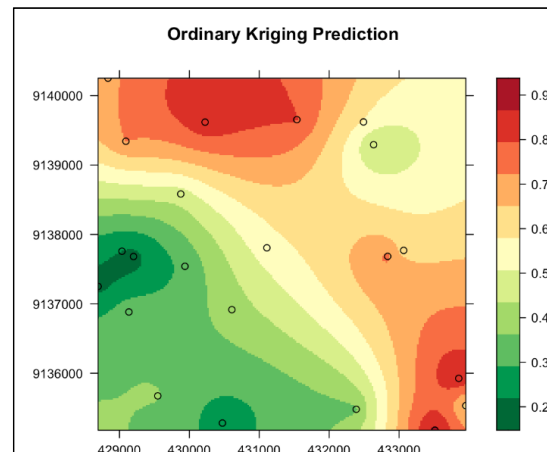
Hasil perhitungan pada Tabel 1 menunjukkan bahwa model semivariogram

Tabel 1. Analisis Struktural

Experimental	Spherical	Error ²	Exponential	Error ²	Gaussian	Error ²
0,3064	0,0673	0,0572	0,0611	0,0602	0,0509	0,0653
0,0911	0,1017	0,0001	0,0809	0,0001	0,0578	0,0011
0,1578	0,1355	0,0005	0,0979	0,0036	0,0706	0,0076
0,1249	0,1682	0,0019	0,1125	0,0002	0,0878	0,0014
0,1570	0,1995	0,0018	0,1249	0,0010	0,1071	0,0025
0,1725	0,2290	0,0032	0,1356	0,0014	0,1267	0,0021
0,2000	0,2562	0,0032	0,1448	0,0030	0,1448	0,0030
0,1695	0,2808	0,0124	0,1527	0,0003	0,1604	0,0001
0,2157	0,3023	0,0075	0,1594	0,0032	0,1729	0,0018
0,3893	0,3203	0,0048	0,1652	0,0502	0,1823	0,0428
0,1268	0,3344	0,0431	0,1702	0,0019	0,1890	0,0039
0,2227	0,3442	0,0148	0,1744	0,0023	0,1934	0,0009
0,2268	0,3493	0,0150	0,1781	0,0024	0,1963	0,0009
	Jumlah	0,1654	Jumlah	0,1297	Jumlah	0,1334
	RMSE	0,1128	RMSE	0,0999	RMSE	0,1013

teoritis yang mempunyai nilai RSME terkecil adalah model *Exponential*. Maka dari itu, dapat disimpulkan model *Exponential* merupakan model terbaik untuk estimasi konsentrasi NO₂ dengan metode OK.

Estimasi konsentrasi NO₂ dengan pendekatan OK menggunakan model semivariogram teoritis yang cocok dengan data, yaitu *Exponential* dan ketiga parameter semivariogram yang telah diperoleh diantaranya *nugget effect* sebesar 0,05, *sill* sebesar 0,2 dan *range* sebesar 3481. Interpolasi OK akan dilakukan di wilayah Kota Yogyakarta dengan jarak *grid* yang dibuat sebesar 25, hal ini berarti di setiap jarak 25-meter akan menghasilkan 1 estimasi



Gambar 6. Plot Estimasi Konsentrasi NO₂ dengan OK

konsentrasi NO₂. Estimasi konsentrasi NO₂ di Kota Yogyakarta akan menghasilkan 42583 titik lokasi estimasi yang disajikan pada Gambar 6.

Dapat dilihat pada Gambar 6, *black point* yang tersebar menunjukkan titik lokasi pengamatan yang tersampel dan hasil nilai estimasi konsentrasi NO₂ dari yang paling rendah hingga ke paling tinggi divisualisasikan berdasarkan gradien warna hijau ke merah. Oleh karena itu, semakin tinggi nilai estimasinya, maka warna yang dihasilkan semakin merah dan semakin rendah nilai estimasinya, maka warna yang dihasilkan semakin hijau.

Nilai estimasi konsentrasi NO₂ tertinggi di Kota Yogyakarta sebesar 0,8894 μgr/m³ yang berada di titik (433519, 9135179), yaitu Gang Kitri 2, Prenggan, Kecamatan Kotagede. Penyebab tingginya konsentrasi NO₂ di area tersebut karena Kelurahan Prenggan merupakan daerah kampung wisata dengan permukiman penduduk yang padat. Selain tersebarnya industri kerajinan perak, tembaga dan batik di wilayah kelurahan tersebut. Lapangan Karang Kotagede yang berlokasi di kampung wisata Prenggan, juga sering dijadikan untuk tempat rekreasi, olahraga, wisata kuliner dan pertunjukan seni sehingga banyak wisatawan yang berkunjung ke kampung wisata Prenggan. Hal inilah yang menyebabkan padatnya aktivitas manusia khususnya sektor transportasi di area tersebut yang merupakan sumber emisi NO₂. Sementara

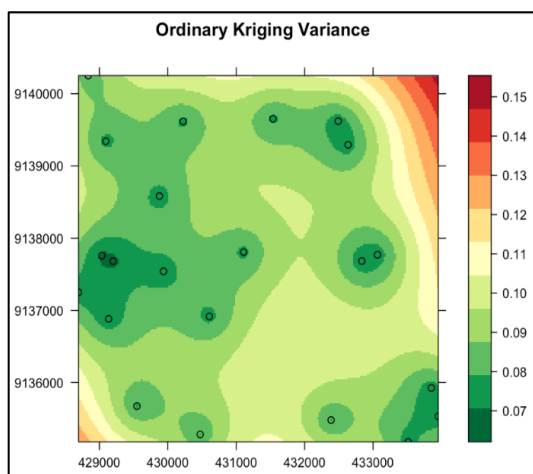
itu, nilai estimasi konsentrasi NO₂ terendah di Kota Yogyakarta sebesar 0,1959 μgr/m³ berada di titik (429194, 9137679), yaitu Jalan Purwodiningratan, Ngampilan, Kecamatan Ngampilan.

Selain menghasilkan nilai prediksi di lokasi yang tidak tersampel, metode OK juga dapat memberikan nilai *error* pada setiap prediksi yang dilakukan atau yang disebut dengan variansi prediksi yang divisualisasikan pada plot Gambar 7.

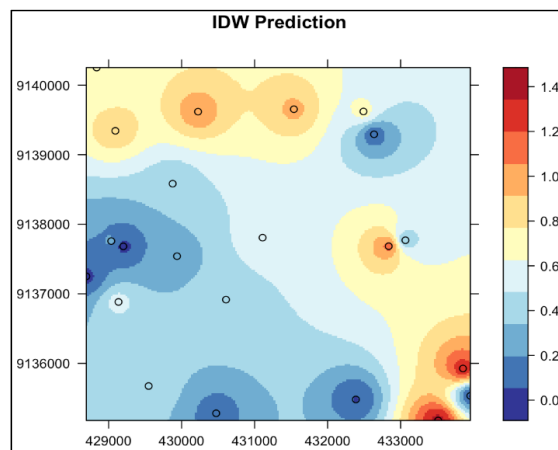
Estimasi Konsentrasi Nitrogen Dioksida (NO₂) Menggunakan *Inverse Distance Weighted (IDW)*

Sebelum melakukan estimasi konsentrasi NO₂ menggunakan *Inverse Distance Weighted (IDW)*, perlu dilakukan perhitungan jarak pada setiap titik tersampel dengan titik yang diprediksi. Kemudian menghitung nilai pembobot dengan menginvers jaraknya menggunakan parameter *power* yang paling umum digunakan, yaitu 2.

Jarak *grid* yang ditentukan untuk interpolasi IDW sebesar 25, yang berarti akan dihasilkan 1 estimasi konsentrasi NO₂ untuk setiap jarak 25 meter. Sama halnya dengan OK, interpolasi IDW juga menggunakan 22 data agar bersifat *apple to apple* atau setara dan hasilnya dapat dibandingkan. Dengan bantuan *package* di program R menggunakan 22 sampel data, estimasi konsentrasi NO₂ di Kota Yogyakarta menghasilkan 42.583 titik lokasi estimasi dengan visualisasi yang terbentuk seperti pada Gambar 8.



Gambar 7. Plot Varians Estimasi Konsentrasi NO₂



Gambar 8. Plot Estimasi Konsentrasi NO₂ dengan IDW

Interpolasi IDW mengasumsikan bahwa nilai terukur yang paling dekat dengan lokasi prediksi memiliki pengaruh lebih besar pada nilai prediksi dibandingkan dengan letak yang lebih jauh. Berdasarkan plot hasil estimasi konsentrasi NO₂ menggunakan IDW pada Gambar 8, *black point* menandakan titik lokasi pengamatan yang tersampel dan gradien warna biru ke merah menggambarkan hasil nilai estimasi konsentrasi NO₂ dari yang terendah hingga yang tertinggi. Oleh karena itu, semakin tinggi nilai estimasinya, semakin merah warna yang dihasilkan dan semakin rendah nilai estimasinya, semakin biru warnanya. Nilai estimasi konsentrasi NO₂ tertinggi di Kota Yogyakarta juga berada pada titik (433519, 9135179), yaitu Gang Kitri 2, Prenggan, Kecamatan Kotagede sebesar 1,3883 µgr/m³. Adapun nilai estimasi konsentrasi NO₂ terendah di Kota Yogyakarta berada pada titik (429194, 9137679), yaitu Jalan Purwodiningratan, Ngampilan, Kecamatan Ngampilan sebesar 0.0063 µgr/m³.

Pemilihan Metode Terbaik untuk Estimasi Konsentrasi Nitrogen Dioksida (NO₂)

Keakuratan prediksi dan penentuan metode interpolasi yang memberikan hasil terbaik, dapat diketahui dengan *cross validation*. Berdasarkan perhitungan *cross validation* diperoleh bahwa hasil perhitungan RMSE metode OK sebesar 0,4847 dan IDW sebesar 0,5224. Sehingga dapat disimpulkan bahwa metode OK lebih akurat untuk estimasi konsentrasi NO₂ di Kota Yogyakarta. Hal ini dikarenakan nilai RMSE OK lebih kecil, yaitu 0,4847 dibandingkan nilai RMSE yang dihasilkan oleh IDW sebesar 0,5224.

KESIMPULAN

Berdasarkan analisis dan pembahasan, maka dapat disimpulkan:

1. *Ordinary Kriging* (OK) merupakan metode yang lebih akurat untuk estimasi konsentrasi NO₂ di Kota Yogyakarta. Hal ini dikarenakan hasil perhitungan nilai *Root Mean Square Error* (RMSE) pada OK lebih kecil, yaitu 0,4847

dibandingkan nilai RMSE yang dihasilkan oleh IDW sebesar 0,5224.

2. Hasil interpolasi menggunakan OK diperoleh bahwa model semivariogram teoritis terbaik untuk estimasi konsentrasi NO₂ adalah model *Exponential* dengan nilai *nugget effect* yang didapat sebesar 0,05, *sill* sebesar 0,2 dan *range* sebesar 3481. Nilai estimasi konsentrasi NO₂ tertinggi di Kota Yogyakarta sebesar 0,8894 µgr/m³ berada di titik (433519, 9135179), yaitu Gang Kitri 2, Prenggan, Kecamatan Kotagede. Sedangkan nilai estimasi konsentrasi NO₂ terendah di Kota Yogyakarta sebesar 0,1959 µgr/m³ berada di titik (429194, 9137679), yaitu Jalan Purwodiningratan, Ngampilan, Kecamatan Ngampilan.
3. Sesuai yang tercatat pada Baku Mutu Udara Ambien Nasional, baku mutu untuk NO₂ adalah 50 µg/m³ per tahun. Hal ini berarti hasil estimasi konsentrasi NO₂ di Kota Yogyakarta tidak ada yang melampaui Baku Mutu Udara Ambien Nasional.

DAFTAR PUSTAKA

- Agustine, I., Yulinawati, H., Suswantoro, E., & Gunawan, D. 2017. Application of Open Air Model (R Package) To Analyze Air Pollution Data. *Indonesian Journal of Urban and Environmental Technology*, Vol. 1 (1), 94-108.
- Alfiana, A. N. 2010. *Metode ordinary kriging pada geostatistika*. Universitas Negeri Yogyakarta.
- American Lung. 2020. *Nitrogen Dioxide*. <https://www.lung.org/clean-air/outdoors/what-makes-air-unhealthy/nitrogen-dioxide> (Diakses 20 Juli 2021)
- Apriyono, A., & Taman, A. 2013. Analisis Overreaction pada Saham Perusahaan Manufaktur di Bursa Efek Indonesia (BEI) Periode 2005-2009. *Jurnal NOMINA*, Vol. 2 (1), 76-96.
- Badan Perencanaan Pembangunan Nasional. 2006. Peluncuran dokumen strategi dan rencana aksi nasional dan 5 kota

- besar untuk peningkatan kualitas udara perkotaan. Jakarta: BPPN.
- Basuki, A. T., & Saptutyingsih, E. (2012). Pemetaan Polusi Udara Perkotaan Propinsi Daerah Istimewa Yogyakarta. *UNISIA*, Vol 34 (76), 1-27.
- Cha, G. W., Moon, H. J., Kim, Y. M., Hong, W. H., Hwang, J. H., Park, W. J., & Kim, Y. C. 2020. Development of a Prediction Model for Demolition Waste Generation Using a Random Forest Algorithm Based on Small DataSets. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, Vol. 17 (19).
- Chang, K. 2018. An Introduction to Geographic Information Systems. In Libraries (9th ed.). New York: McGraw-Hill Education.
- Cressie, N. A. 1993. *Statistics for spatial data*. United States: Wiley-interscience Publication.
- DEFRA. 2009. *Departmental Report 2009*. United Kingdom: DEFRA.
- Dinas Lingkungan Hidup Kota Yogyakarta. 2019. *Laporan analisa hasil pemantauan kualitas udara*. Yogyakarta: DLH.
- Dinas Lingkungan Hidup Provinsi DKI Jakarta. 2020. *Toward clean air Jakarta*. Jakarta: DLH.
- Dorman, M. 2021. Spatial interpolation of point data. In *Introduction to Spatial Data Programming with R*. Israel: Ben-Gurion University of the Negev.
- Faudzan, A., Suryani, S., dan Tuti Budiawati. 2015. *e-Proceeding of Engineering*, Vol. 2 (2), 6726-6730.
- Fauzi, A. R. 2018. Interpolasi Spasial Cokriging Menggunakan Semivariogram Anisotropik Exponential, Stable Exponential dan Gaussian pada Kadar NO₂ dan SO₂ di Jawa Timur. Universitas Brawijaya.
- Fridayani, N. M. S., Kencana, I. P. E. N., dan Sukarsa, K. G. 2012. Perbandingan interpolasi spasial dengan metode ordinary dan robust kriging pada data spasial berpencilan (studi kasus: curah hujan di kabupaten Karangasem). *E-Jurnal Matematika*, Vol. 1 (1), 68–74.
- Fuhg, J. N., Fau, A., & Nackenhorst, U. (2021). State-of-the-Art and Comparative Review of Adaptive Sampling Methods for Kriging. *Archives of Computational Methods in Engineering*.
- Green Facts. 2005. *Air pollution Nitrogen Dioxide*. <https://www.greenfacts.org/en/nitrogen-dioxide-no2/index.htm#1> (Diakses 15 Mei 2021)
- Hao, T., Zhong, L., Zhu, T., Zhang, X., Wang, X., & Zhang, L. 2020. A new prediction method of reservoir porosity based on improved Kriging interpolation. *Journal of Physics: Conference Series*, Vol. 1707 (1).
- Hasanah, S. T. 2012. Pendeteksian Outlier pada Regresi Nonlinier dengan Metode statistik Likelihood Displacement. *Cauchy*, Vol. 2 (3), 177.
- Hatfield, G. 2018. Spatial statistics. In *Practical Mathematics for Precision Farming*. USA: Dakota State University.
- Health Effects Institute. 2020. *State of Global Air 2020 Special Report*. Boston: Health Effects Institute.
- Indra, S., Vionanda, D., & Sriningsih, R. 2013. Pendeteksian Data Pencilan dan Pengamatan Berpengaruh pada Beberapa Kasus Data Menggunakan Metode Diagnostik. *Journal of Mathematics UNP*, Vol. 1 (2), 67–74.
- Johnston, K., Ver Hoef, J. M., Krivoruchko, K., dan Lucas, N. 2001. *Using ArcGIS geostatistical analyst*. USA: ESRI.
- Joly, D., Thierry, B., Cardot, H., Cavailles, J., Hilal, M., & Wavresky, P. 2009. Interpolation Par Regressions Locales: Application Aux Precipitations en France. *Modelisations Climatiques*, Vol. 38 (2), 157–170.
- Kemenkes RI. 2018. *Penyehatan Udara*. Jakarta: Kemenkes RI.
- Lloyd, C. D. dan Atkinson, P. M. 2004. Increased accuracy of geostatistical

- prediction of nitrogen dioxide in the United Kingdom with secondary data. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, Vol. 5 (4), 293–305.
- Mohebzadeh, H. 2018. Comparison of methods for fitting the theoretical variogram to the experimental variogram for estimation of depth to groundwater and its temporal and spatial Variations. *American-Eurasian Journal of Agricultural and Environmental Science*, Vol. 18 (2), 64–76.
- Oktaviani, R. T. 2015. Estimasi Konsentrasi Karbon Monoksida (CO) Pada Kasus Pencemaran Udara Di Kota Surabaya Dengan Metode of Air Pollution in Surabaya. Institut Teknologi Sepuluh November.
- Peraturan Pemerintah Republik Indonesia Nomor 41 Tahun 1999. 1999. *Pengendalian Pencemaran Udara*. Jakarta.
- Peter M, A. dan Christopher D, L. 2009. Geostatistics and spatial interpolation. In *The SAGE handbook of spatial analysis*. United States: University of Illinois at Urbana-Champaign.
- Prayoga, K. A., Widiarti, Kurniasari, D., & Warsono. (2019). Pemodelan Data Curah Hujan dengan Model Generalized Space Time Autoregressive (GSTAR). *Seminar Nasional Sains, Matematika, Informatika dan Aplikasinya*, 121-124. Universitas Lampung.
- Putri, R. D. 2020. Perbandingan Kekuatan Uji Metode Kolmogorov-Smirnov, Anderson-Darling, dan Shapiro-Wilk untuk Menguji Normalitas Data. Universitas Sanata Dharma.
- Rofienda. 2004. Dampak Negatif Pencemaran Nitrogen Dioksida, Usaha Pencegahan dan Penanggulangannya. *Jurnal Kimia dan Kemasan*. Vol. 26 (1), 26-31.
- Rosadi, D. 2012. Ekonometrika dan Analisis Runtun Waktu Terapan dengan Eviews. Andi.
- Sreedhar, B. R. dan Muthyalappa, K. 2020. Rainfall Forecast Through Root Mean Squared Error using Double Exponential & Log-Pearson III. *European Journal of Molecular & Clinical Medicine*, Vol. 7 (8), 5266-5272.
- Tziachris, P., Metaxa, E., Papadopoulos, F., dan Papadopoulou, M. 2017. Spatial modelling and prediction assessment of soil iron using Kriging interpolation with pH as auxiliary information. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, Vol. 6 (9).
- Wu, Y. H., & Hung, M. C. 2016. Comparison of Spatial Interpolation Techniques Using Visualization and Quantitative Assessment. In M. Hung, *Applications of Spatial Statistics*, 17-34. USA: Northwest Missouri State University.
- Zhang, X., Lian, L., dan Zhu, F. 2021. Parameter fitting of variogram based on hybrid algorithm of particle swarm and artificial fish swarm. *Future Generation Computer Systems*, Vol. 116, 265–274.