



Evaluasi Faktor Kepadatan Lalat di Pemantauan Wilayah Kerja BBKK Surabaya Menggunakan Model Geographically Weighted Poisson Regression (GWPR)

Nova Putri Dwi Sugiarti^{a,*}, Trimono^b, Shindi Shella May Wara^{a,b}

^a Universitas Pembangunan Nasional "Veteran" Jawa Timur, Surabaya 60294, Indonesia

^b Dosen Sains Data, Universitas Pembangunan Nasional "Veteran" Jawa Timur, Surabaya 60294, Indonesia

* Alamat Surel: 22083010088@student.upnjatim.ac.id

Abstrak

Lalat merupakan serangga yang berperan penting dalam penyebaran penyakit menular melalui mekanisme penularan mekanik, di mana patogen dapat terbawa ke makanan, minuman, maupun permukaan yang bersentuhan dengan manusia sehingga memicu penyakit seperti diare, kolera, disentri, dan tifus. Berdasarkan data Global Burden of Disease menunjukkan diare masih menjadi penyebab sekitar 1,2 juta kematian per tahun di dunia dengan $\pm 4,45$ miliar kasus infeksi enterik terkait sanitasi buruk, sementara di Indonesia survei di Kabupaten Jember mencatat 28 kasus penyakit vektor-lalat di pasar dan TPS yang menunjukkan kaitannya dengan pengelolaan sampah yang kurang optimal. Kondisi ini menegaskan pentingnya penelitian mengenai kepadatan lalat sebagai indikator risiko kesehatan masyarakat. Penelitian ini bertujuan menganalisis efektivitas pengendalian lalat di wilayah kerja Balai Besar Kekarantinaan Kesehatan (BBKK) Surabaya menggunakan metode *Geographically Weighted Poisson Regression* (GWPR), dengan mempertimbangkan variabel pengaruh lingkungan. Analisis diawali dengan uji multikolinearitas, heterogenitas spasial, serta pemilihan pembobot spasial yang tepat sebelum dilakukan pemetaan geospasial. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model GWPR dengan kernel *Fixed Bisquare* memberikan performa terbaik dengan deviance 1077.162 dan AIC 1119.611 di mana kelembaban dan pencahayaan signifikan memengaruhi kepadatan lalat di wilayah Juanda dan Gresik, sedangkan di Perak, Tuban, dan Kalianget pengendalian perlu mempertimbangkan keempat variabel secara komprehensif. GWPR telah efektif dalam menangkap variasi spasial kepadatan lalat dan dapat menjadi dasar strategi pengendalian vektor yang lebih tepat sasaran sesuai kondisi lokal.

Kata kunci: Kepadatan lalat, Geographically Weighted Poisson Regression (GWPR), BBKK Surabaya, Faktor lingkungan

© 2026 Dipublikasikan oleh Jurusan Matematika, Universitas Negeri Semarang

1. Pendahuluan

Lalat merupakan salah satu serangga yang berperan penting dalam penyebaran berbagai penyakit menular pada manusia. Melalui mekanisme penularan secara mekanik, lalat dapat membawa patogen dari sumber kontaminasi ke makanan, minuman, maupun permukaan yang sering bersentuhan dengan manusia. Beberapa penyakit yang diketahui dapat ditularkan oleh lalat antara lain diare, kolera, disentri, tifus, hingga infeksi cacing. Menurut data Global Burden of Disease (GBD), penyakit diare masih menjadi penyebab kematian sekitar 1,2 juta jiwa per tahun secara global pada 2021, terutama pada anak-anak di bawah 5 tahun. Begitu pula, diperkirakan terdapat $\pm 4,45$ miliar kasus infeksi enterik tiap tahunnya pada 2021 yang terkait dengan penyakit bawaan makanan dan sanitasi buruk. Di Indonesia sendiri, survei di pasar dan tempat pembuangan sampah di Kabupaten Jember menemukan 18 kasus penyakit vektor-lalat di pasar dan 10 kasus di tempat pembuangan sampah yang terkait pola bakteri dan parasit pada lalat.

To cite this article:

Sugiarti, N. P. D., Trimono, Wara, S. S. M. (2026). Evaluasi Faktor Kepadatan Lalat di Pemantauan Wilayah Kerja BBKK Surabaya Menggunakan Model *Geographically Weighted Poisson Regression* (GWPR). *PRISMA, Prosiding Seminar Nasional Matematika* 9, 353-364

Temuan tersebut menunjukkan bahwa keberadaan lalat dalam jumlah tinggi di suatu lingkungan dapat menjadi indikator risiko kesehatan masyarakat yang serius (Zam et al, 2020).

Pengelolaan sampah yang efisien dan berkelanjutan telah memiliki peran dalam menjaga kebersihan serta kesehatan lingkungan, terutama di Tempat Penampungan Sementara (TPS). Sistem pengelolaan limbah yang kurang optimal dapat menciptakan kondisi yang mendukung perkembangan vektor penyakit, salah satunya adalah lalat (Maya et al, 2024). Lalat cenderung berkembang biak di lingkungan yang tidak higienis dan berperan dalam penyebaran berbagai penyakit seperti diare, kolera, dan disentri. Tingginya kepadatan lalat di sekitar TPS tidak hanya meningkatkan risiko penularan penyakit, tetapi juga berdampak negatif terhadap kualitas lingkungan secara keseluruhan (Ening et al, 2022).

Sebagai insekta vektor, lalat dapat memindahkan infeksi dari sumber kontaminasi ke manusia melalui mekanisme mekanik, terutama melalui tubuhnya yang berbulu dan melalui sayapnya. Lalat memiliki aktivitas tinggi pada siang hari dan sering ditemukan bergerombol di sekitar sumber makanan serta area yang lembap. Lalat berpotensi mencemari makanan serta permukaan tubuh yang basah seperti mulut dan lubang hidung manusia. Selain itu, lalat berkembang biak dengan cepat di lingkungan yang kaya akan bahan organik (Makbul et al, 2023).

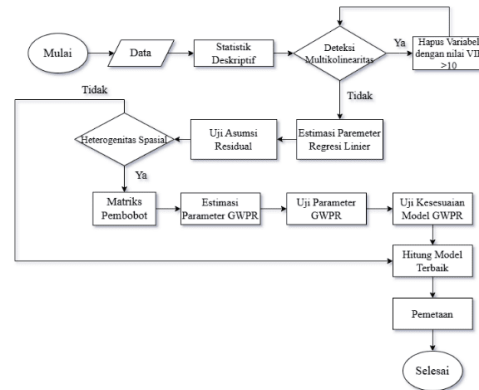
Balai Besar Kekarantinaan Kesehatan (BBKK) Surabaya memiliki wilayah kerja yang meliputi untuk dilakukan berbagai titik pemantauan dalam setiap wilayah kerja yaitu Juanda, Perak, Gresik, Tuban, dan Kalianget. Pemantauan kepadatan lalat yang dilakukan di setiap wilayah kerja BBKK Surabaya ini dilakukan secara rutin untuk mengevaluasi efektivitas tindakan pengendalian vektor yang telah diterapkan. Namun, pada analisis terhadap distribusi kepadatan lalat masih perlu dikembangkan supaya memperoleh pemahaman yang lebih dalam mengenai faktor-faktor apa saja yang telah mempengaruhi persebaran lalat di setiap lokasi pemantauan.

Geographically Weighted Poisson Regression (GWPR) merupakan pengembangan dari model regresi Poisson yang digunakan untuk menganalisis data spasial dengan karakteristik berupa *count data* atau data hitungan. Model ini memperhitungkan adanya heterogenitas spasial, yaitu kondisi di mana hubungan antara variabel dependen dan independen tidak seragam di seluruh wilayah, melainkan dapat berbeda di setiap lokasi (Meliyana et al, 2025). Perbedaan ini diakomodasi melalui fungsi pembobot (*spatial weighting function*) yang memberikan bobot lebih besar pada data yang berdekatan secara geografis dibandingkan dengan data yang lebih jauh. Dengan demikian, GWPR mampu menampilkan parameter regresi yang bersifat lokal pada setiap titik observasi, sehingga menghasilkan pemahaman yang lebih detail mengenai variasi spasial dari fenomena yang diteliti (Murakami et al, 2023).

Keunggulan GWPR terletak pada kemampuannya mendeteksi heterogenitas spasial yang tidak dapat diakomodasi oleh model regresi global. Dengan demikian, hasilnya lebih akurat dan sesuai dengan kondisi lingkungan setempat. Pendekatan ini sangat relevan dalam konteks pengendalian lalat di area pelabuhan dan bandara yang menjadi pintu gerbang pergerakan manusia dan barang, di mana potensi penularan penyakit lintas wilayah sangat tinggi. Sehingga penelitian ini bertujuan untuk menganalisis distribusi kepadatan lalat di wilayah kerja BBKK Surabaya, mengidentifikasi pengaruh faktor lingkungan menggunakan pendekatan spasial GWPR, serta memberikan rekomendasi strategi pengendalian lalat yang efektif dan berbasis bukti ilmiah. Hasil penelitian diharapkan dapat mendukung kebijakan pengendalian vektor di kawasan strategis serta memperkuat sistem kekarantinaan kesehatan nasional.

2. Metode

Rancangan desain sistem analisis ini direpresentasikan dalam bentuk notasi flowchart untuk menggambarkan alur proses secara sistematis dan terarah sebagai berikut.



Gambar 1. Alur Penelitian

▪ Input data

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini menggunakan data yang diperoleh dari BBKK Surabaya yang meliputi beberapa lokasi pemantauan seperti pada Tempat Penampungan Sementara (TPS). Wilayah kerja BBKK Surabaya meliputi beberapa wilayah yaitu Bandara Juanda, Perak, Gresik, Tuban, dan Kalianget. Pengumpulan data dilakukan selama masa periode observasi pada tahun 2024 yang telah dilaksanakan dan yang telah disesuaikan dengan jadwal pemantauan rutin yang dilakukan. Dengan variabel yang digunakan adalah variabel prediktor (X) dan variabel respon (Y). Penjabaran dari Variabel tersebut sebagai berikut:

Tabel 1. Variabel Penelitian

Variabel	Keterangan
Y	Tingkat Kepadatan Lalat
X_1	Suhu
X_2	Kelembaban
X_3	Kecepatan Angin
X_4	Pencahayaan

▪ Uji Autokorelasi

Tahap ini dilakukan untuk mengetahui apakah terdapat hubungan spasial antar residual pada lokasi yang berdekatan. Uji autokorelasi penting untuk memastikan bahwa residual model tidak saling berkorelasi secara spasial, sebab keberadaan autokorelasi dapat menunjukkan adanya pola yang tidak dijelaskan oleh model. Jika terdapat autokorelasi, maka model dianggap belum optimal dan mungkin memerlukan pendekatan spasial. Uji autokorelasi dilakukan dengan menggunakan Indeks Moran (Moran's I). Nilai Moran's I dihitung dengan persamaan (Arum et al, 2022):

$$I = \frac{n}{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij}} \cdot \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij} (x_i - \bar{x})(x_j - \bar{x})}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \quad (1)$$

Dimana n = jumlah lokasi, x_i = nilai residual pada lokasi ke-i, $\bar{x}$ = rata-rata residual, sedangkan w_{ij} sebagai bobot spasial antara lokasi i dan j.

▪ Uji Multikolinearitas

Uji multikolinearitas merupakan uji untuk mengetahui tidak terjadi korelasi antara sesama variabel independen (prediktor). Uji ini dilakukan untuk memenuhi asumsi sebelum melakukan pengujian *Geographically Weighted Poisson Regression* (GWPR) dengan dilakukan berdasarkan nilai *Variance*

In Factor (VIF) yang diperoleh dari variabel independent. Jika nilai VIF > 10 maka terindikasi adanya multikolinieritas yang serius antar variabel independennya. Secara matematis VIF dirumuskan sebagai berikut (Yaldi et al, 2022):

$$VIF = \frac{1}{1-R_j^2} \quad (2)$$

Dimana R_j^2 = koefisien determinasi antara variabel independen ke-j dengan variabel independent lainnya.

- Estimasi Parameter Regresi Linier

Setelah asumsi dasar sebelumnya terpenuhi, dilakukan estimasi parameter regresi linier dengan pendekatan *Ordinary Least Square* (OLS). Model OLS ini digunakan sebagai model pembandingan awal untuk mengevaluasi performa regresi global terhadap data kepadatan lalat dan faktor-faktor lingkungan tanpa mempertimbangkan adanya variasi spasial antar lokasi pemantauan. Pendekatan OLS bekerja dengan meminimalkan jumlah kuadrat selisih antara nilai observasi kepadatan lalat dengan nilai prediksi model. Dengan kata lain, OLS memberikan gambaran rata-rata hubungan secara keseluruhan, namun belum mampu menangkap heterogenitas spasial yang mungkin muncul di tiap titik pengamatan. Secara matematis, model OLS dapat dituliskan sebagai berikut (Sari et al, 2020):

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_{1i} + \beta_2 X_{2i} + \dots + \beta_k X_k + \varepsilon \quad (3)$$

Dimana Y = Variabel dependen, $X_1, X_2, \dots, X_k$ = Variabel independent, β_0 sebagai intercept (konstanta), sementara untuk $\beta_1, \dots, \beta_k$ sebagai koefisien regresi untuk masing-masing variabel bebas dan ε merupakan error (residual).

- Pemodelan Regresi Poisson

Regresi Poisson adalah salah satu metode dalam *Generalized Linear Model* (GLM) yang digunakan untuk memodelkan data dengan variabel respon berupa hitungan (*count data*), misalnya jumlah kasus penyakit, jumlah kejadian, atau dalam konteks penelitian ini yaitu kepadatan lalat. Model ini diasumsikan mengikuti distribusi Poisson, di mana nilai rata-rata sama dengan variansinya. Asumsi distribusi Poisson, variabel respon Y akan diasumsikan mengikuti dengan parameter μ_i dinyatakan sebagai (Fikriyana, 2024):

$$Y \sim \text{Poisson}(\mu_i) \quad (4)$$

Dengan $\mu_i = E(Y)$ sebagai nilai harapan (*mean*)

Sehingga dinyatakan model Regresi Poisson yaitu:

$$P(Y = y) = \frac{e^{-\mu_i} \mu_i^{y_i}}{y_i!}, \quad y_i = 0, 1, 2, \dots \quad (5)$$

Dengan $\mu_i = E(Y)$ = rata-rata kepadatan lalat pada lokasi ke-i, Y = jumlah kepadatan lalat pada lokasi

ke-i, dan $\ln(\mu_i) = \beta_0 + \sum_{j=1}^k \beta_j X_{ji}$

- Uji Heterogenitas Spasial

Tahapan pengujian heterogenitas spasial dilakukan untuk mengetahui apakah data pengamatan memiliki karakteristik spasial atau tidak. Salah satu metode yang dapat digunakan untuk menguji heterogenitas spasial adalah metode Breusch-Pagan (BP). Pengujian ini bertujuan untuk mengidentifikasi adanya variasi yang tidak seragam (heteroskedastisitas) dalam model spasial. Adapun hipotesis yang digunakan dalam pengujian heterogenitas spasial adalah sebagai berikut (Sadli et al, 20222):

$$H_0 : \sigma_1^2 = \sigma_2^2 = \sigma_3^2 = \dots = \sigma_{34}^2 = \sigma^2 \text{ (Tidak terdapat heterogenitas spasial)}$$

$$H_1 : \text{minimal ada satu } \sigma_i^2 \neq \sigma^2; i = 1, 2, \dots, 34 \text{ (Terdapat heterogenitas spasial)}$$

Rumus statistik uji Breush-Pagan (BP):

$$BP = \frac{1}{2} b^T Z (Z^T Z)^{-1} Z^T B \quad (6)$$

Dengan $b = \frac{e_i^2}{\sigma^2} - 1$, Z = vektor variabel respon y yang berukuran $(n \cdot 1)$, e_i^2 = kuadrat residual atau error untuk pengamatan ke- i , sedangkan untuk σ^2 adalah varians dari e_i

- Matriks Pembobot Spasial

Pembobot spasial merupakan Pembobot spasial merepresentasikan kedekatan antar lokasi dan penting dalam analisis berbasis lokasi. Dalam penelitian ini, digunakan fungsi kernel *Gaussian* dan *Bisquare*, di mana lokasi dekat mendapat bobot lebih tinggi dan lokasi jauh bobot lebih rendah (*Bisquare* bisa nol jika melebihi *bandwidth*). Pembobot ini krusial pada GWPR karena memungkinkan model menangkap variasi lokal, sehingga distribusi kepadatan alat dapat digambarkan lebih akurat sesuai karakteristik tiap lokasi. *Gaussian* kernel bekerja dengan memberikan bobot yang semakin besar pada lokasi yang berdekatan dengan titik analisis, sedangkan lokasi yang lebih jauh tetap mendapat bobot meskipun nilainya semakin kecil. Bobot ini dihitung dengan persamaan (Tambunan et al, 2024):

$$w_{ij} = \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{d_{ij}}{b}\right)^2\right) \quad (7)$$

Dimana d_{ij} merupakan jarak antar titik dan b sebagai *bandwidth*.

Sementara itu, *Bisquare* kernel memberikan bobot besar pada lokasi yang dekat, namun untuk lokasi yang jaraknya melebihi *bandwidth*, bobotnya langsung bernilai nol. Persamaan *Bisquare* kernel dituliskan (Sogen et al, 2023):

$$w_{ij} = \left(1 - \left(\frac{d_{ij}}{b}\right)^2\right)^2 \quad (8)$$

Dimana jika $d_{ij} < b$, $w_{ij} = 0$ jika $d_{ij} \geq b$.

Perbedaan utama keduanya terletak pada karakteristik bobot yaitu pada *Gaussian* bersifat kontinu sehingga bobot tidak pernah nol, sedangkan *Bisquare* memiliki batas tegas dengan memutuskan bobot menjadi nol di luar *bandwidth*. Dengan penerapan dua pendekatan ini, model GWPR mampu mengakomodasi variasi lokal secara lebih tepat dalam merepresentasikan distribusi kepadatan alat di wilayah penelitian.

- Pemodelan GWPR

Geographically Weighted Poisson Regression (GWPR) merupakan metode statistik pengembangan dari gabungan antara regresi Poisson dan *Geographically Weighted Regression* (GWR). *Geographically Weighted Regression* (GWR) adalah salah satu teknik yang membawa kerangka dari model regresi sederhana menjadi model regresi yang terboboti. GWPR memiliki penaksir parameter model bersifat lokal untuk setiap titik atau lokasi dimana data tersebut dikumpulkan dengan asumsi data berdistribusi Poisson. Sehingga model GWPR dapat ditulis sebagai berikut (Ridhawati et al, 2021):

$$E(y_i) = \mu(x_i, \beta(\mu_i, v_i)) = \exp\left(x_i^T \beta(\mu_i, v_i)\right); i = 1, 2, \dots, n \dots \quad (9)$$

Dimana y_i = observasi lokasi ke- i , $\mu(x_i, \beta(\mu_i, v_i))$ = fungsi dari x_i (variabel predictor) dan β sebagai parameter yang ditaksir dengan $= [x_{1i}, x_{2i}, \dots, x_{ki}]$ dan $\beta = \beta_0, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_k$

3. Hasil dan Pembahasan

Pada bagian hasil dan pembahasan ini disajikan secara rinci tahapan analisis spasial yang diterapkan menggunakan metode *Geographically Weighted Poisson Regression* (GWPR) untuk memetakan distribusi kepadatan alat di wilayah kerja BBKK Surabaya. Proses analisis diawali dengan tahap preprocessing data yang mencakup pengolahan variabel lingkungan seperti suhu, kelembaban, kecepatan angin, dan pencahayaan, kemudian dilanjutkan dengan penerapan model GWPR untuk mengestimasi hubungan lokal antara faktor-faktor tersebut dengan kepadatan alat pada tiap titik pemantauan.

Langkah awal yaitu melakukan preprocessing dengan menampilkan data, mengecek missing value dan melakukan analisis data eksplorasi, selanjutnya akan masuk pada tahap metode *Geographically Weighted Poisson Regression* (GWPR) yang memiliki beberapa tahapan yang harus dilakukan, yaitu:

3.1 Hasil Asumsi Awal

Uji asumsi awal dilaksanakan untuk memastikan bahwa data yang dipakai dalam kajian memenuhi syarat kelayakan sebelum melakukan pemodelan dengan metode *Geographically Weighted Poisson Regression* (GWPR). Pengujian ini mencakup autokorelasi spasial dan multikolinieritas, dengan tujuan untuk menganalisis pola hubungan spasial di antara lokasi serta interaksi antara variabel independen dalam model.

Tabel 2. Hasil Uji Asumsi Awal

Variabel	Moran's I	P-value	Nilai VIF	Keterangan
X_1	-0.030	0.001	1.222	Tidak terjadi multikolinieritas
X_2	-0.0477	0.001	1.269	Tidak terjadi multikolinieritas
X_3	-0.0365	0.001	1.368	Tidak terjadi multikolinieritas
X_4	-0.0517	0.001	1.016	Tidak terjadi multikolinieritas

Pengujian autokorelasi spasial dilakukan menggunakan Indeks Moran's I, yang digunakan untuk mengukur tingkat kedekatan hubungan antar lokasi berdasarkan kesamaan nilai variabel. Nilai Moran's I positif menunjukkan adanya autokorelasi spasial positif (lokasi berdekatan memiliki nilai yang mirip), sedangkan nilai negatif menunjukkan autokorelasi spasial negatif (lokasi berdekatan memiliki nilai yang berbeda). Berdasarkan hasil pada Tabel 2, seluruh variabel memiliki nilai Moran's I negatif. Hasil ini mengindikasikan adanya autokorelasi spasial negatif yang signifikan, yang berarti lokasi TPS yang berdekatan memiliki karakteristik variabel lingkungan yang berbeda secara nyata. Dengan demikian, sebaran data menunjukkan pola spasial yang tidak seragam (heterogen) antar wilayah TPS.

Selanjutnya, dilakukan uji multikolinieritas untuk memastikan bahwa antar variabel independen tidak memiliki hubungan linier yang tinggi. Pengujian ini menggunakan ukuran Variance Inflation Factor (VIF), dengan kriteria bahwa nilai $VIF \leq 10$ menunjukkan tidak adanya multikolinieritas. Berdasarkan hasil yang juga ditampilkan pada Tabel 2, seluruh variabel memiliki nilai VIF antara 1.016 hingga 1.368, sehingga dapat disimpulkan bahwa tidak terjadi multikolinieritas antar variabel. Artinya, masing-masing variabel memberikan kontribusi informasi yang unik dan dapat digunakan secara bersamaan dalam pemodelan tanpa menimbulkan bias.

3.3 Pemodelan Regresi Poisson

Distribusi poisson adalah distribusi yang digunakan untuk mengolah data count. Model regresi poisson merupakan salah satu jenis model regresi nonlinear yang diketahui bahwa variabel dependen berdistribusi poisson. Dengan melakukan uji parameter secara parsial untuk mengetahui parameter yang signifikan dalam model regresi poisson. Regresi Poisson digunakan untuk mengatasi atau memodelkan data

dengan bentuk count (jumlah). Pada pengujian ini menggunakan nilai statistik uji Z_{hit} dengan dihasilkan dari pengujian disajikan dalam tabel berikut ini:

Tabel 3. Estimasi Parameter Model Regresi Poisson

Parameter	Estimasi	Standar Error	Z_{hit}	Keputusan
β_0	-0.6675	0.782	-0.854	Gagal Tolak H_0
β_1	-0.1257	0.020	-6.208	Tolak H_0
β_2	0.0818	0.020	16.177	Tolak H_0

β_3	-0.1002	0.005	-0.334	Gagal Tolak H_0
β_4	0.0005	0.00074	6.930	Tolak H_0

Berdasarkan hasil tabel di atas, diperoleh informasi mengenai estimasi parameter pada model regresi Poisson. Model regresi Poisson yang terbentuk dari hasil tersebut dapat dituliskan sebagai berikut:

$$\hat{Y} = \exp(-0.6675 - 1.257 X_1 + 0.0818 X_2 - 0.0125 X_3 + 0.0005 X_4)$$

Koefisien X_1 menunjukkan bahwa setiap peningkatan satu unit pada suhu akan menyebabkan penurunan nilai rata-rata kejadian sebesar $\exp(-0.1257)$ dengan asumsi variabel lainnya tetap. Selain itu, koefisien X_2 menunjukkan bahwa setiap peningkatan satu unit pada kelembaban akan menyebabkan peningkatan nilai rata-rata kejadian sebesar $\exp(0.0818)$ dengan asumsi variabel lainnya tetap.

3.4 Uji Heterogenitas Spasial

Salah satu metode yang dapat digunakan untuk menguji heterogenitas spasial adalah metode Breusch-Pagan (BP). Pengujian ini bertujuan untuk mengidentifikasi adanya variasi yang tidak seragam (heteroskedastisitas) dalam model spasial. Adapun hipotesis yang digunakan dalam pengujian heterogenitas spasial adalah sebagai berikut:

$$H_0 : \sigma_1^2 = \sigma_2^2 = \sigma_3^2 = \dots = \sigma_{34}^2 = \sigma^2 \text{ (Tidak terdapat heterogenitas spasial)}$$

$$H_1 : \text{minimal ada satu } \sigma_i^2 \neq \sigma^2; i = 1, 2, \dots, 34 \text{ (Terdapat heterogenitas spasial)}$$

Hasil perhitungan statistik uji BP, nilai kritis, p-value, dan keputusan uji ditunjukkan pada tabel di bawah ini.

Tabel 4. Hasil Uji Breusch-Pagan

BP_{hitung}	P-value	Keputusan
27.47	0.000016	Tolak H_0

Berdasarkan tabel di atas diperoleh $BP_{hitung} = 27.47 > X_{(0.05;4)}^2 = 9.488$ dan $p_{value} = 0.000016 < \alpha = 0.05$. Sehingga diputuskan tolak H_0 yang berarti terdapat heterogenitas spasial pada data tingkat kepadatan lalat di lokasi pemantauan setiap wilayah kerja BBKK Surabaya.

3.5 Pemodelan *Geographically Weighted Poisson Regression* (GWPR) Kepadatan Lalat

Geographically Weighted Poisson Regression (GWPR) ialah metode statistik pengembangan dari gabungan antara regresi Poisson dan *Geographically Weighted Regression* (GWR). *Geographically Weighted Regression* (GWR) adalah salah satu teknik yang membawa kerangka dari model regresi sederhana menjadi model regresi yang terboboti. GWPR memiliki penaksir parameter model bersifat lokal untuk setiap titik atau lokasi dimana data tersebut dikumpulkan dengan asumsi data berdistribusi Poisson. Sehingga model GWPR dapat ditulis sebagai berikut:

$$E(y_i) = \mu(x_i, \beta(\mu_i, v_i)) = \exp \exp(x_i^T \beta(\mu_i, v_i)); i = 1, 2, \dots, n...$$

Dimana y_i : observasi lokasi ke-i, $\mu(x_i, \beta(\mu_i, v_i))$: fungsi dari x_i (variabel predictor) dan β sebagai parameter yang ditaksir dengan $= [x_{1i}, x_{2i}, \dots, x_{ki}]$ dan $\beta = \beta_0, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_k$

Setelah Sesuai dengan tujuan analisis dalam penelitian ini, yaitu mengevaluasi efisiensi kepadatan lalat di setiap TPS pada wilayah kerja, metode *Geographically Weighted Poisson Regression* (GWPR) digunakan. GWPR merupakan model spasial yang dikembangkan dari model regresi poisson dan bertujuan untuk memodelkan data dengan mempertimbangkan aspek spasial. Selanjutnya, dilakukan pengujian menggunakan metode GWPR dengan dua jenis pembobot kernel, yaitu Gaussian dan

Bisquare. Berikut adalah hasil perbandingan estimasi pembobotan Gaussian dan Bisquare dengan model regresi poisson dalam pemilihan model terbaik yang hasilnya telah disajikan pada tabel di bawah ini:

Tabel 5. Perbandingan Model Terbaik

Statistik	Pembobot Gaussian	Pembobot Bisquare
Deviance	1254.092	1077.162
AIC	1264.092	1119.611
BIC	11064.068	1187.144

Berdasarkan hasil yang didapatkan pada hasil estimasi parameter model GWPR terbaik diperoleh dengan melihat nilai *Deviance* terkecil dan nilai AIC terkecil, maka model GWPR yang terbaik adalah model GWPR dengan pembobot kernel *Fixed Bisquare*. Sehingga model lokal yang terbentuk dari GPWR dengan pembobot kernel *Bisquare*.

Berikutnya dilakukan pengujian kesesuaian model GWPR yang dilakukan dengan model regresi poisson yang terdapat pada tabel berikut ini:

Tabel 6. Pengujian Kesamaan Model Regresi Poisson dan GWPR

Variabel	Deviance	df	Deviance/df	F_{hit}	Keputusan
Regresi Poisson	940.48	5	188.096		
GWPR (Kernel Gaussian)	1254.092	157	7.9873	1.70	Gagal Tolak H_0
GWPR (Kernel Bisquare)	1077.162	20.225	53.259	-1.31	Gagal Tolak H_0

Berdasarkan tabel di atas didapatkan bahwa nilai F_{hit} untuk kedua pembobot yang digunakan untuk pembobot Gaussian sebesar 1.70 sedangkan Bisquare sebesar -1.31. Dengan tingkat signifikansi sebesar $\alpha = 5\% = 0.05$ dan nilai F_{tabel} memiliki nilai sebesar 6.61 maka keputusannya adalah gagal tolak H_0 yang artinya tidak ada perbedaan signifikan antara model GWPR berdasarkan Gaussian kernel dan Bisquare kernel dengan menggunakan pembandingan model regresi poisson. Berikut merupakan tabel deskriptif dari pembobot kernel Fixed Bisquare:

Tabel 7. Statistik Deskriptif Pembobot Terbaik

Variabel	Mean	Standar Deviasi	Min	Max	Range
β_0	44.981	147.797	-53.085	17.863	70.948
β_1	-0.021	2.347	-9.696	0.050	9.746
β_2	0.155	0.348	-0.024	0.035	0.275
β_3	2.808	0.395	-1.937	-0.179	1.758
β_4	-0.026	0.062	-0.214	-0.008	0.206

Berdasarkan tabel di atas telah menyajikan informasi mengenai gambaran secara umum (deskriptif) tentang data kepadatan lalat yang telah diujikan dengan dua pembobot yaitu Bisquare yang digunakan dalam penelitian ini. Kemudian prediksi dilanjutkan dengan model lokal dari semua TPS di wilayah kerja BBKK Surabaya sebagai berikut:

- Model lokal GWPR untuk TPS INESENAROTR adalah sebagai berikut:

$$y = (-52.492 + 1.421 X_1 + 0.076 X_2 + 3.253 X_3 + 0.002 X_4)$$

Berdasarkan model lokal untuk TPS INSENERATOR, nilai prediksi untuk kepadatan lalat di TPS INSENERATOR sebesar 8.64 ekor lalat.

- Model lokal GWPR untuk TPS T1 KEDATANGAN DOMESTIK adalah sebagai berikut:

$$y = (-52.024 + 1.404 X_1 + 0.077 X_2 + 3.263 X_3 + 0.002 X_4)$$

Berdasarkan model lokal untuk TPS T1 KEDATANGAN DOMESTIK, nilai prediksi untuk kepadatan lalat di TPS T1 KEDATANGAN DOMESTIK sebesar 8.88 ekor lalat.

- Model lokal GWPR untuk TPS T2 SEBELAH TIMUR adalah sebagai berikut:

$$y = (-52.492 + 1.421 X_1 + 0.076 X_2 + 3.253 X_3 + 0.002 X_4)$$

Berdasarkan model lokal untuk TPS T2 SEBELAH TIMUR, nilai prediksi untuk kepadatan lalat di TPS T2 SEBELAH TIMUR sebesar 5.95 ekor lalat.

- Model lokal GWPR untuk TPS PELABUHAN UMUM GRESIK adalah sebagai berikut:

$$y = (382.303 - 9.696 X_1 + 1.402 X_2 + 38.324 X_3 + 0.087 X_4)$$

Berdasarkan model lokal untuk TPS PELABUHAN UMUM GRESIK, nilai prediksi untuk kepadatan lalat di TPS PELABUHAN UMUM GRESIK sebesar 2.06 ekor lalat.

- Model lokal GWPR untuk TPS PT. GARAM adalah sebagai berikut:

$$y = (-9.702 + 0.017 X_1 + 0.035 X_2 - 0.179 X_3 + 0.005 X_4)$$

Berdasarkan model lokal untuk TPS PT. GARAM, nilai prediksi untuk kepadatan lalat di TPS PT. GARAM sebesar 1.46 ekor lalat.

- Model lokal GWPR untuk TPS TERMINAL PELINDO adalah sebagai berikut:

$$y = (-9.46 - 0.016 X_1 + 0.035 X_2 - 0.171 X_3 + 0.004 X_4)$$

Berdasarkan model lokal untuk TPS TERMINAL PELINDO, nilai prediksi untuk kepadatan lalat di TPS TERMINAL PELINDO sebesar 1.54 ekor lalat.

3.6 Pemetaan Kepadatan Lalat

3.6.1 Pemetaan Berdasarkan Signifikansi Variabel pada Pemodelan GWPR

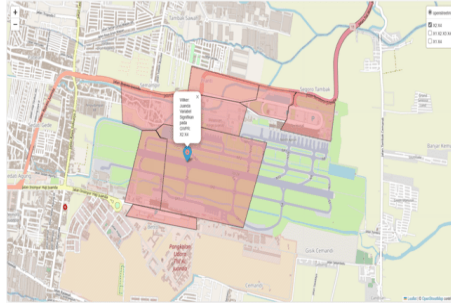
Tahapan ini melakukan pemetaan pada signifikansi variabel independen yaitu variabel suhu, kelembaban, kecepatan angin, dan pencahayaan berdasarkan permodelan GWPR. Pemetaan dilakukan berdasarkan kategori variabel yang signifikan. Pada cluster $X_1 X_4$ dikategorikan menggunakan warna merah tomat, cluster $X_2 X_4$ dikategorikan menggunakan warna merah muda koral, sedangkan cluster $X_1 X_2 X_3 X_4$ dikategorikan menggunakan warna merah bata.

Tabel 8. Lokasi TPS Berdasarkan Signifikansi Variabel

Lokasi TPS	Signifikan
TPS Pelabuhan Gresik	$X_1 X_4$
TPS Insenerator, TPS T1 Kedatangan Domestik, TPS T2 Sebelah Timur, TPS	$X_2 X_4$

T2 Sebelah Barat, TPS Cargo T1, Kantin Juanda T2, Kantin Domestik T1	
TPS Jamrud Selatan Roro, TPS Jamrud Selatan, TPS Utara / Gudang 100, TPS GSN, TPS Kalimas, TPS ASDP, TPS Nilam, TPS Mirah, TPS TPPI, TPS Remen Jenu, TPS PT. GARAM, TPS TERMINAL PELINDO	$X_1 X_2 X_3 X_4$

- Pemetaan pada Signifikansi Variabel Berdasarkan Permodelan GWPR di Wilayah Kerja Juanda



Gambar 2. Pemetaan Signifikansi Model GWPR di Wilayah Kerja Juanda

Pemetaan di atas telah menunjukkan bahwa di wilayah kerja Juanda pada variabel X_2 (Kelembaban) dan X_4 (Pencahayaannya) berpengaruh signifikan terhadap kepadatan lalat di wilayah Juanda. Perubahan kelembaban yang terlalu tinggi atau rendah serta pencahayaan yang tidak memadai dapat meningkatkan peluang berkembang biaknya lalat. Oleh karena itu, strategi pengendalian di wilayah ini sebaiknya difokuskan pada pengelolaan kelembaban dan pencahayaan, misalnya melalui pengaturan kondisi lingkungan yang optimal untuk menekan populasi lalat.

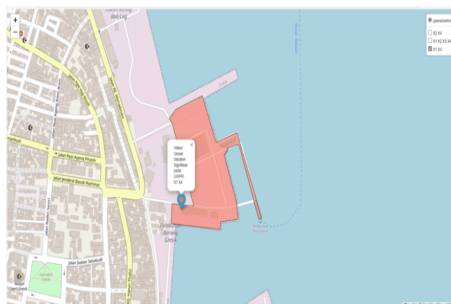
- Pemetaan pada Signifikansi Variabel Berdasarkan Permodelan GWPR di Wilayah Kerja Perak



Gambar 3. Pemetaan Signifikansi Model GWPR di Wilayah Kerja Perak

Pemetaan di atas telah menunjukkan bahwa di wilayah kerja Perak pada variabel X_1 (Suhu), X_2 (Kelembaban), X_3 (Kecepatan Angin), dan X_4 (Pencahayaannya) berpengaruh signifikan terhadap kepadatan lalat di wilayah Perak. Suhu dan kelembaban memengaruhi metabolisme serta siklus hidup lalat, sedangkan angin dan pencahayaan berdampak pada pola pergerakan dan aktivitasnya. Oleh karena itu, strategi pengendalian lalat perlu mempertimbangkan keempat faktor ini secara bersamaan, melalui pengaturan kondisi lingkungan yang sesuai untuk menekan populasi dan mengurangi risiko penyebaran.

- Pemetaan pada Signifikansi Variabel Berdasarkan Permodelan GWPR di Wilayah Kerja Gresik



Gambar 4. Pemetaan Signifikansi Model GWPR di Wilayah Kerja Gresik

Pemetaan di atas telah menunjukkan bahwa di wilayah kerja Perak pada variabel X_1 (Suhu) dan X_4 (Pencahayaannya) berpengaruh signifikan terhadap kepadatan lalat di wilayah Gresik. Suhu ekstrem dapat memengaruhi metabolisme dan siklus hidup lalat, sementara pencahayaan yang kurang memadai dapat mengubah pola aktivitas serta menyediakan tempat berkembang biak. Oleh karena itu, strategi pengendalian di Gresik perlu difokuskan pada pengaturan suhu melalui ventilasi atau pengendalian ruangan, serta pencahayaan yang merata dan cukup terang di area rawan untuk mengurangi populasi lalat.

- Pemetaan pada Signifikansi Variabel Berdasarkan Permodelan GWPR di Wilayah Kerja Tuban



Gambar 5. Pemetaan Signifikansi Model GWPR di Wilayah Kerja Tuban

Pemetaan di atas telah menunjukkan bahwa di wilayah kerja Perak pada variabel X_1 (Suhu), X_2 (Kelembaban), X_3 (Kecepatan Angin), dan X_4 (Pencahayaannya) berpengaruh signifikan terhadap kepadatan lalat di wilayah Tuban. Kombinasi faktor lingkungan tersebut membentuk kondisi yang dapat mempercepat maupun menekan perkembangan populasi lalat. Oleh karena itu, strategi pengendalian di Tuban perlu dilakukan secara terpadu dengan memperhatikan pengaturan suhu dan kelembaban, pencahayaan yang memadai, serta rekayasa lingkungan yang mampu mengurangi dampak angin terhadap pergerakan lalat.

- Pemetaan pada Signifikansi Variabel Berdasarkan Permodelan GWPR di Wilayah Kerja Kalianget



Gambar 6. Pemetaan Signifikansi Model GWPR di Wilayah Kerja Kalianget

Pemetaan di atas telah menunjukkan bahwa di wilayah kerja Perak pada variabel X_1 (Suhu), X_2 (Kelembaban), X_3 (Kecepatan Angin), dan X_4 (Pencahayaannya) berpengaruh signifikan terhadap kepadatan lalat di wilayah Kalianget. Setiap variabel memberikan kontribusi yang saling melengkapi, mulai dari pengaruh suhu dan kelembaban terhadap siklus hidup lalat hingga peran angin dan pencahayaan dalam mengatur pola aktivitasnya. Karena itu, pengendalian di Kalianget sebaiknya dilakukan dengan pendekatan menyeluruh yang menyesuaikan kondisi lingkungan lokal, sehingga upaya yang diterapkan lebih efektif dalam menekan populasi lalat.

4. Simpulan

Penelitian ini berhasil mengidentifikasi pola spasial dan temporal kepadatan lalat di wilayah kerja BBKK Surabaya dengan menggunakan pendekatan model *Geographically Weighted Poisson Regression* (GWPR). Metode ini memungkinkan analisis yang memperhitungkan perbedaan pengaruh variabel lingkungan, seperti suhu, kelembaban, kecepatan angin, dan pencahayaan, secara lokal di tiap wilayah (Juanda, Perak, Tuban, Gresik, dan Kalianget). Hasil estimasi model menunjukkan bahwa persamaan terbaik yang terbentuk adalah $\hat{Y} = \exp(-0.6675 - 1.257 X_1 + 0.0818 X_2 - 0.0125 X_3 + 0.0005 X_4)$, dengan pembobot kernel Fixed Bisquare yang menghasilkan nilai Deviance sebesar 1077.162 dan AIC sebesar 1119.611. Hal ini menunjukkan bahwa pembobot Fixed Bisquare merupakan model paling sesuai untuk mengevaluasi efektivitas pengendalian lalat di TPS wilayah pemantauan BBKK Surabaya. Berdasarkan hasil pemetaan, di wilayah Juanda dan Gresik, pengendalian difokuskan pada pengelolaan kelembaban dan pencahayaan yang terbukti signifikan berpengaruh terhadap kepadatan lalat. Sementara itu, di wilayah Perak, Tuban, dan Kalianget perlu dilakukan pengendalian secara menyeluruh dengan memperhatikan keempat variabel lingkungan utama. Selain itu, TPS Pelabuhan Gresik yang memiliki tingkat kepadatan lalat tertinggi menjadi prioritas utama untuk segera ditangani, misalnya melalui perbaikan manajemen sampah dan kondisi lingkungan yang mendukung perkembangbiakan lalat. Tidak hanya itu, TPS dengan kategori kepadatan sedang juga perlu diperhatikan untuk mencegah peningkatan kepadatan lalat di masa mendatang.

Daftar Pustaka

- Arum, P. R., & Alfian, S. (2022). Pemodelan Pertumbuhan Ekonomi di Jawa Barat Menggunakan Metode Geographically Weighted Panel Regression. *J Statistika: Jurnal Ilmiah Teori dan Aplikasi Statistika*, 15(2), 219-227.
- Ening Ariningsih, Ashari, Saptana, Handewi Purwati Saliem, & Kartika Sari Septianti. (2022). Kerugian Ekonomi Dan Manajemen Pengendalian Serangan Lalat Buah Pada Komoditas Hortikultura Di Indonesia. *Forum Penelitian Agro Ekonomi*, Vol. 40, No. 2, 71-89.
- Fikriyana, W. S. (2024). PEMODELAN GEOGRAPHICALLY WEIGHTED POISSON REGRESSION (GWPR) PADA FUNGSI PEMBOBOT ADAPTIVE GAUSSIAN KERNEL (STUDI KASUS: FAKTOR-FAKTOR YANG MEMENGARUHI PENYAKIT TUBERKULOSIS MENURUT KABUPATEN/KOTA DI PROVINSI JAWA BARAT TAHUN 2022) (Doctoral dissertation, UIN SUNAN KALIJAGA YOGYAKARTA).
- Li, T., Qiang, N., Bao, Y., Li, Y., Zhao, S., Chong, K. C., & Han, L. (2024). Global burden of enteric infections related foodborne diseases, 1990–2021: findings from the Global Burden of Disease study 2021. *Science in One Health*, 3, 100075.
- Makbul, M., Martini, M., & Wahyuningsih, N. E. (2023). Several Factors Contributing toward Flies Density at Fishing Port of Karangsang, Indramayu Regency. *Jurnal Penelitian Pendidikan IPA*, 9(11), 9687-9692.

- Maya Pattiwael, Tia Metanfanuan, & Amatus Turot. (2024). Pendampingan Pengelolaan Kelestarian dan Kesehatan Lingkungan Hidup Bagi Generasi Z Kelurahan Klasur Distrik Sorong Papua Barat Daya. *Jurnal Penelitian dan Pengabdian Masyarakat*, 2(2), 367-377.
- Meliyana, S. M., Ahmar, A. S., & Auliah, S. N. (2025). Geographically Weighted Poisson Regression (GWPR) Model with Fixed Gaussian Kernel and Fixed Bi-square Kernel Weights. *ARRUS Journal of Social Sciences and Humanities*, 5(2), 896-909.
- Muhammad Sadli, Syahrir Mallongi, Junaedin Zakaria. (2022). Analisis Pengaruh Belanja Negara dan Investasi Terhadap Pertumbuhan Ekonomi Indonesia. *JAF: Journal of Accounting Finance*, Vol. 3, No. 2, 2722-3132.
- Murakami, D., Tsutsumida, N., Yoshida, T., Nakaya, T., Lu, B., & Harris, P. (2023). A linearization for stable and fast geographically weighted Poisson regression. *International Journal of Geographical Information Science*, 37(8), 1818-1839.
- Ridhawati, R., Suyitno, S., & Wasono, W. (2021). Model Geographically Weighted Poisson Regression (GWPR) dengan Fungsi Pembobot Adaptive Gaussian: (Studi Kasus: Angka Kematian Ibu (AKI) di 24 Kab/Kota Kalimantan Timur dan Kalimantan Barat Tahun 2017). *EKSPONENSIAL*, 12(2), 143-152.
- Sari, E. A., Rahma, H. I., Firdaus, M. R., Winarto, W., Indiyani, Y., & Nooraeni, R. (2020). Perbandingan Regresi OLS dan Robust MM-Estimation Dalam Kasus DBD di Indonesia 2018. *s*, 8(2), 68-68.
- Sogen, D. L., Arum, P. R., & Wasono, R. (2023). Pemodelan Geographically Weighted Poisson Regression (GWPR) Dengan Pembobot Fixed Bisquare Kernel Dan Adaptive Bisquare Kernel Pada Kasus DBD Di Riau. In *Prosiding Seminar Nasional Unimus* (Vol. 6).
- Tambunan, R. A., Nasution, P. K., Sutarmam, S., & Pane, R. (2024). Pemodelan Geographically Weighted Panel Regression (GWPR) Pada Pengangguran Terbuka di Provinsi Sumatera Utara Periode 2018-2022. *Innovative: Journal Of Social Science Research*, 4(4), 680-688.