

Penerapan Model Geographically Weighted Regression(GWR) Pada Produksi Ubi Jalar

Yuliana Susanti ¹

¹Program Studi Statistika, Universitas Sebelas Maret, Surakarta

yulianasusanti@staff.uns.ac.id

Abstract. Sweet potatoes are a major source of carbohydrate, after rice, corn, and cassava. Sweet potato is consumed as an additional or side meal, except in Irian Jaya and Maluku, sweet potato is used as staple food. The main problem faced in increasing sweet potato production is still relies on certain areas, namely Java Island, as the main producer of sweet potato. Differences in production is what often causes the needs of sweet potato in various regions can not be fulfilled and there is a difference price of sweet potato. To fulfill the needs of sweet potato in Java, mapping areas of sweet potato production need to be made so that areas with potential for producing sweet potato can be developed while areas with insufficient quantities of sweet potato production may be given special attention. Due to differences in production in some areas of Java which depend on soil conditions, altitude, rainfall and temperatures, a model of sweet potato production will be developed using the GWR model. Based on the Geographically weighted regression model for each regencies / cities in Java Island, it can be concluded that the largest sweet potato production coming from Kuningan with R^2 equal 99.86%.

Keywords : Geographically weighted regression, model, sweet potato

1. Pendahuluan

Sumber karbohidrat utama, setelah padi, jagung, dan ubi kayu adalah ubi jalar. Sebagai makanan tambahan ubi jalar banyak dikonsumsi sebagian penduduk Indonesia,, tetapi di Irian Jaya dan Maluku, menurut Zuraida dan Supriati [11], ubi jalar digunakan sebagai makanan pokok. Manfaat lain dari ubi jalar adalah sebagai pengganti makanan pokok karena karena sebagai sumber kalori yang efisien (Lingga, [7]). Masyarakat lokal mengkonsumsi ubi jalar ini sebagai makanan pengganti nasi karena memiliki kandungan karbohidrat yang tinggi yaitu 20,1 gram per 100 gram atau setara dengan energi 86 kcal (Juanda dan Cahyono, [5]). Berdasarkan data BPS (2016) pada tahun 2015, hasil produksi ubi jalar nasional mencapai 2.297.634 ton ,atau turun 3,57 % dari tahun 2014. Hal ini disebabkan berkurangnya lahan pertanian ubi jalar. Kabupaten atau kota yang menghasilkan produksi ubi jalar di pulau Jawa tersebar di Provinsi Jawa Barat, Jawa Tengah, Jawa Timur, Yogyakarta dan Banten. Produksi ubi jalar ini dipengaruhi oleh beberapa faktor antara lain luas lahan panen, suhu udara, curah hujan, dan ketinggian wilayah.

Masalah utama yang dihadapi dalam peningkatan produksi ubi jalar adalah masih mengandalkan daerah tertentu sebagai penghasil utama ubi jalar khususnya di Pulau Jawa. Luas wilayah dengan perbedaan sumber daya alam membuat perbedaan produksi di berbagai daerah. Hanya daerah-daerah tertentu saja di pulau Jawa yang tidak memproduksi tanaman ubi jalar karena kondisi tanahnya kurang cocok. Perbedaan produksi inilah yang seringkali menyebabkan kebutuhan ubi jalar di berbagai daerah tidak tercukupi serta terjadi perbedaan harga ubi jalar. Untuk memenuhi kebutuhan ubi jalar di Pulau Jawa maka perlu dibuat pemetaan daerah produksi ubi jalar agar daerah yang memiliki potensi untuk memproduksi ubi jalar bisa dikembangkan sedangkan daerah yang jumlah produksi ubi jalarnya tidak mencukupi dapat diberi perhatian khusus. Karena adanya perbedaan produksi di beberapa daerah di pulau Jawa yang tergantung dengan kondisi iklim dan tanah yang sesuai untuk tanaman ubi jalar, maka untuk menyusun model produksi ubi jalar digunakan model GWR.

2. Model Geographiccally Weighted Regression (GWR)

2.1. Model Regresi Linear. Model regresi linear merupakan model tentang hubungan antara variabel respon y dan variabel prediktor x_1, x_2, \dots, x_p . Model regresi linier untuk p variabel prediktor secara umum ditulis sebagai:

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_p x_p + \varepsilon$$

Jika diambil sebanyak n pengamatan, maka model untuk pengamatan ke- i adalah:

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

dengan $i = 1, 2, \dots, n$; $\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_p$ adalah parameter model dan $\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_n$ adalah eror yang diasumsikan identik, independen, dan berdistribusi Normal dengan mean nol dan varians konstan σ^2 atau $(\varepsilon_i \sim IIDN(0, \sigma^2))$. Pada model ini, hubungan antara variabel prediktor dan variabel respon dianggap konstan pada setiap lokasi pengamatan. Jika persamaan (1) dituliskan dalam notasi matriks menjadi: $\mathbf{y} = \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{\varepsilon}$. Sedangkan nilai estimasi untuk \mathbf{y} dan $\boldsymbol{\varepsilon}$ adalah: $\hat{\mathbf{y}} = \mathbf{X}\hat{\boldsymbol{\beta}}$ dan $\hat{\boldsymbol{\varepsilon}} = \mathbf{y} - \hat{\mathbf{y}} = \mathbf{y} - \mathbf{X}\hat{\boldsymbol{\beta}}$. Selanjutnya menurut Rencher (2000) estimator untuk parameter $\boldsymbol{\beta}$ dan σ^2 adalah

$$\hat{\boldsymbol{\beta}} = (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{y} \quad (2)$$

dan

$$s^2 = \frac{1}{n-p-1} \sum_{i=1}^n (y_i - \mathbf{x}_i^T \hat{\boldsymbol{\beta}})^2 \quad (3)$$

dimana $\hat{\boldsymbol{\beta}}$ dan s^2 merupakan estimator yang takbias untuk $\boldsymbol{\beta}$ dan σ^2 jika matriks kovarian $\text{cov}(\mathbf{y}) = \sigma^2 \mathbf{I}$

Untuk menguji kesesuaian model regresi linear OLS digunakan analisis varian dimana hipotesisnya adalah:

$$H_0 : \beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_p = 0$$

$$H_1 : \text{minimal ada satu } \beta_i \neq 0$$

Tabel 1. Analisis Varians Model Regresi

Sumber Variasi	Jumlah Kuadrat	Derajat Bebas	Rata-rata Kuadrat	F Hitung
Regresi	$\mathbf{y}^T (\mathbf{H} - \frac{1}{n} \mathbf{J}) \mathbf{y}$	p	$MSR = SSR / p$	$F = \frac{MSR}{MSE}$
Error	$\mathbf{y}^T (\mathbf{I} - \mathbf{H}) \mathbf{y}$	$n - (p + 1)$	$MSE = \frac{SSE}{n - (p + 1)}$	
Total	$\mathbf{y}^T (\mathbf{I} - \frac{1}{n} \mathbf{J}) \mathbf{y}$	$n - 1$		

dengan \mathbf{J} adalah matriks berukuran $n \times n$ dengan semua elemen bernilai 1. Daerah Kritiknya adalah Tolak H_0 bila $F_{hitung} > F_{\alpha, p, (n-p-1)}$ atau $p\text{-value} < \alpha$.

Adapun pengujian secara parsial untuk mengetahui parameter mana saja yang signifikan terhadap model dilakukan dengan hipotesis:

$$H_0 : \beta_k = 0$$

$$H_1 : \beta_k \neq 0$$

Statistik uji dalam pengujian parsial ini adalah $t = \frac{\hat{\beta}_k}{se(\hat{\beta}_k)}$ dengan $se(\hat{\beta}_k) = s\sqrt{g_{kk}}$

adalah standar error dari koefisien $\hat{\beta}_k$. Sedangkan g_{kk} adalah elemen diagonal ke- k dari matriks $(\mathbf{X}^T\mathbf{X})^{-1}$ dan $s = \sqrt{MSE}$. Di bawah H_0 t akan mengikuti distribusi t dengan derajat bebas $(n-p-1)$ sehingga jika diberikan tingkat signifikansi sebesar α , maka diambil keputusan tolak H_0 jika $|t_{hit}| > t_{\alpha/2; n-p-1}$.

2.2. Model GWR. Parameter dalam model GWR dihitung pada setiap lokasi pengamatan, oleh karena itu setiap lokasi pengamatan mempunyai nilai parameter regresi yang berbeda-beda. Menurut Mei *et al.* [8], model GWR adalah pengembangan dari model regresi global yaitu diambil dari regresi non parametrik, dimana variabel dependen Y akan diprediksi dengan variabel independen dengan masing-masing koefisien regresinya tergantung pada lokasi dimana data tersebut diamati. Menurut Fotheringham dkk [4] model GWR dapat ditulis sebagai berikut :

$$y_i = \beta_0(u_i, v_i) + \sum_{k=1}^p \beta_k(u_i, v_i)x_{ik} + \varepsilon_i \quad (4)$$

dengan :

y_i : nilai observasi variabel respon untuk lokasi ke- i

(u_i, v_i) : koordinat letak geografis (*longitude, latitude*) dari lokasi pengamatan ke- i

$\beta_k(u_i, v_i)$: koefisien regresi variabel prediktor ke- k pada lokasi pengamatan ke- i

x_{ik} : nilai observasi variabel prediktor ke- k pada lokasi pengamatan ke- i

ε_i : eror pengamatan ke- i dengan $\varepsilon_i \sim IIDN(0, \sigma^2)$.

2.2.1. Estimasi Parameter Model GWR. Metode Weighted Least Squares (WLS) digunakan untuk mengestimasi parameter model GWR yaitu dengan memberikan pembobot yang tidak sama untuk setiap lokasi dimana data diamati. Asumsi dalam model GWR adalah daerah yang dekat dengan lokasi pengamatan ke- i mempunyai pengaruh yang besar terhadap estimasi parameternya daripada daerah yang lebih jauh. Misalkan pembobot

untuk setiap lokasi adalah, $j = 1, 2, \dots, n$ maka parameter pada lokasi pengamatan diestimasi dengan menambahkan unsur pembobot pada persamaan (4) dan kemudian meminimumkan jumlah kuadrat residual berikut ini,

$$\sum_{j=1}^n w_j(u_i, v_i) \varepsilon_j^2 = \sum_{j=1}^n w_j(u_i, v_i) \left[y_j - \beta_0(u_i, v_i) - \sum_{k=1}^p \beta_k(u_i, v_i) x_{jk} \right]^2$$

Jumlah kuadrat residualnya dalam bentuk matriks adalah

$$\begin{aligned} \boldsymbol{\varepsilon}^T \mathbf{W}(u_i, v_i) \boldsymbol{\varepsilon} &= \mathbf{y}^T \mathbf{W}(u_i, v_i) \mathbf{y} - 2\boldsymbol{\beta}^T(u_i, v_i) \mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_i, v_i) \mathbf{y} \\ &+ \boldsymbol{\beta}^T(u_i, v_i) \mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_i, v_i) \mathbf{X} \boldsymbol{\beta}(u_i, v_i) \end{aligned} \quad (5)$$

dengan

$$\boldsymbol{\beta}(u_i, v_i) = \begin{pmatrix} \beta_0(u_i, v_i) \\ \beta_1(u_i, v_i) \\ \vdots \\ \beta_p(u_i, v_i) \end{pmatrix} \text{ dan } \mathbf{W}(u_i, v_i) = \text{diag}(w_1(u_i, v_i), w_2(u_i, v_i), \dots, w_n(u_i, v_i))$$

Estimator parameter model GWR diperoleh dari persamaan (5) yang diturunkan terhadap $\boldsymbol{\beta}^T(u_i, v_i)$ dan hasilnya disamakan dengan nol yaitu

$$\begin{aligned} \frac{\partial \boldsymbol{\varepsilon}^T \mathbf{W}(u_i, v_i) \boldsymbol{\varepsilon}}{\partial \boldsymbol{\beta}^T(u_i, v_i)} &= 0 - 2\mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_i, v_i) \mathbf{y} + 2\mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_i, v_i) \mathbf{X} \boldsymbol{\beta}(u_i, v_i) = 0 \\ -2\mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_i, v_i) \mathbf{y} + 2\mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_i, v_i) \mathbf{X} \boldsymbol{\beta}(u_i, v_i) &= 0 \\ \left[\mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_i, v_i) \mathbf{X} \right]^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_i, v_i) \mathbf{X} \boldsymbol{\beta}(u_i, v_i) &= \left[\mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_i, v_i) \mathbf{X} \right]^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_i, v_i) \mathbf{y} \\ \hat{\boldsymbol{\beta}}(u_i, v_i) &= \left[\mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_i, v_i) \mathbf{X} \right]^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_i, v_i) \mathbf{y} . \end{aligned} \quad (6)$$

Nilai estimasi untuk y pada lokasi pengamatan adalah

$$\hat{y}_i = \mathbf{x}_i^T \hat{\boldsymbol{\beta}}(u_i, v_i) = \mathbf{x}_i^T \left(\mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_i, v_i) \mathbf{X} \right)^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_i, v_i) \mathbf{y}$$

Sehingga untuk seluruh pengamatan dapat dituliskan sebagai berikut:

$$\hat{\mathbf{y}} = (\hat{y}_1, \hat{y}_2, \dots, \hat{y}_n)^T = \mathbf{L} \mathbf{y} \text{ dan}$$

$$\hat{\boldsymbol{\varepsilon}} = (\hat{\varepsilon}_1, \hat{\varepsilon}_2, \dots, \hat{\varepsilon}_n)^T = (\mathbf{I} - \mathbf{L}) \mathbf{y}$$

dengan \mathbf{I} adalah matriks identitas berukuran $n \times n$ dan

$$\mathbf{L} = \begin{pmatrix} \mathbf{x}_1^T (\mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_1, v_1) \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_1, v_1) \\ \mathbf{x}_2^T (\mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_2, v_2) \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_2, v_2) \\ \vdots \\ \mathbf{x}_n^T (\mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_n, v_n) \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_n, v_n) \end{pmatrix} \quad (7)$$

Sifat estimator pada persamaan (6) adalah tak bias dan konsisten (Nurdim, [9]).

2.2.2. Pembobotan Model GWR. Peran pembobot pada model GWR sangat penting karena nilai pembobot ini mewakili letak data observasi satu dengan lainnya. Pembobotan pada GWR dapat menggunakan beberapa metode yang berbeda. Ada beberapa literatur yang bisa digunakan untuk menentukan besarnya pembobot untuk masing-masing lokasi yang berbeda pada model GWR, diantaranya dengan menggunakan fungsi kernel.

Fungsi kernel digunakan untuk mengestimasi parameter dalam model GWR jika fungsi jarak adalah fungsi yang kontinu dan monoton turun (Chasco et al, [3]). Pembobot yang terbentuk dengan menggunakan fungsi kernel ini adalah fungsi jarak Gaussian, fungsi Exponential, fungsi Bisquare, dan fungsi kernel Tricube. Pada analisis yang dilakukan di sini dipilih fungsi pembobot Bisquare (Lesage, [6]) sebagai berikut,

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

dengan $d_{ij} = \sqrt{(u_i - u_j)^2 + (v_i - v_j)^2}$ adalah jarak *eucliden* antara lokasi (u_i, v_i) ke lokasi (u_j, v_j) dan h adalah parameter non negatif yang diketahui dan biasanya disebut parameter penghalus (*bandwidth*).

Pemilihan *bandwidth* optimum menggunakan metode *Cross Validation* (CV) yang didefinisikan sebagai berikut:

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

dengan $y_{\neq i, g}$ adalah nilai estimasi variabel indikator dengan pengamatan di lokasi dihilangkan dari proses estimasi. Untuk mendapatkan nilai $\hat{\beta}$ yang optimal diperoleh dari $\hat{\beta}$ yang menghasilkan nilai CV yang minimum.

Selanjutnya ada beberapa metode yang digunakan untuk memilih model terbaik yaitu Akaike Information Criterion (AIC) yang didefinisikan sebagai berikut :

$$AIC = D(G) + 2K(G)$$

dengan :

$$D(G) = \sum_{i=1}^n \left(y_i \ln \hat{y}_i(\hat{\beta}(u_i, v_i), G) / y_i + (y_i - \hat{y}_i(\hat{\beta}(u_i, v_i), G))^2 \right)$$

$D(G)$ merupakan nilai devians model dengan bandwidth (G) dan K merupakan jumlah parameter dalam model dengan bandwidth (G). Model terbaik adalah model dengan nilai AIC terkecil, atau dengan nilai koefisien determinasi lokal terbesar, R_i^2 dapat dihitung menggunakan rumus sebagai berikut

$$R_i^2 = \frac{(JKT_w - JKR_w)}{JKT_w} = 1 - \frac{\sum_j w_{ij} (y_j - \hat{y}_j)^2}{\sum_j w_{ij} (y_j - \bar{y})^2}$$

2.2.3. Pengujian Hipotesis Model GWR. Pengujian signifikansi parameter model GWR pada setiap lokasi dilakukan dengan menguji parameter secara parsial. Pengujian ini dilakukan untuk mengetahui parameter mana saja yang signifikan mempengaruhi variabel responnya. Bentuk hipotesisnya adalah sebagai berikut:

$$H_0 : \beta_k(u_i, v_i) = 0$$

$$H_1 : \beta_k(u_i, v_i) \neq 0 \text{ dengan } k = 1, 2, \dots, p$$

Estimator parameter $\hat{\beta}(u_i, v_i)$ akan mengikuti distribusi normal multivariat dengan rata-rata $\beta(u_i, v_i)$ dan matrik varian kovarian $C_i C_i^T \sigma^2$, dengan

$$C_i = (\mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_i, v_i) \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_i, v_i), \text{ sehingga didapatkan}$$

$$\frac{\hat{\beta}_k(u_i, v_i) - \beta_k(u_i, v_i)}{\sigma \sqrt{C_{kk}}} \sim N(0, 1)$$

dengan c_{kk} adalah elemen diagonal ke- k dari matrik $\mathbf{C}_i \mathbf{C}_i^T$. Statistik uji yang digunakan adalah

$$T_{hit} = \frac{\hat{\beta}_k(u_i, v_i)}{\hat{\sigma} \sqrt{c_{kk}}}$$

Di bawah H_0 , T akan mengikuti distribusi t dengan derajat bebas $\left(\frac{\delta_1^2}{\delta_2} \right)$ sementara itu $\hat{\sigma}$

diperoleh dengan mengakarkan $\hat{\sigma}^2 = \frac{RSS(H_1)}{\delta_1}$. Jika tingkat signifikansi yang diberikan

sebesar α , maka diambil keputusan tolak H_0 atau dengan kata lain parameter $\beta_k(u_i, v_i)$

signifikan terhadap model jika $|T_{hit}| > t_{\alpha/2, df}$, dimana $df = \left(\frac{\delta_1^2}{\delta_2} \right)$.

Menurut Anselin (1988), metode uji Breusch-Pagan (BP) dapat digunakan untuk menguji heterogenitas spasial (*spatial heterogeneity*). Hipotesisnya adalah

$H_0: \sigma_1^2 = \sigma_2^2 = \dots = \sigma_n^2 = \sigma^2$ (kesamaan varian atau dikenal *homoskedastisitas*)

H_1 : minimal ada satu $\sigma_i^2 \neq \sigma^2$ (*heteroskedastisitas*)

Nilai dari BP test yaitu:

$$BP = (1/2) \mathbf{f}^T \mathbf{Z} (\mathbf{Z}^T \mathbf{Z})^{-1} \mathbf{Z}^T \mathbf{f}$$

dengan:

$e_i = y_i - \hat{y}_i$ adalah *least squares* residual untuk pengamatan ke- i

$\mathbf{f} = (f_1, f_2, \dots, f_n)^T$ dengan $f_i = \left(\frac{e_i^2}{\sigma^2} - 1 \right)$

\mathbf{Z} merupakan matriks berukuran $n \times (p+1)$ yang berisi vektor yang sudah di normal standarkan (Z) untuk setiap pengamatan

H_0 ditolak bila $BP > \chi_{(p)}^2$ atau jika p-value $< \alpha$ dengan p adalah banyaknya prediktor.

3. Hasil dan Pembahasan

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder yang diperoleh dari instansi Pemerintahan terkait, yaitu data ubi jalar di pulau Jawa tahun 2015 dari Departemen Pertanian dan Badan Pusat Statistik Indonesia.

3.1. Analisis Data

Pada penelitian ini data tersaji untuk setiap unit wilayah atau kabupaten/kota sehingga analisis berdasarkan lokasi menjadi penting, karena dengan mengabaikannya menyebabkan estimasi tidak efisien dan kesimpulan menjadi tidak tepat. Langkah-langkah penelitian sebagai berikut:

1. Menentukan model regresi linear dengan OLS
2. Menguji asumsi dari model regresi linear
3. Menguji heterogenitas spasialnya.
4. Menentukan pembobot yang digunakan dalam model GWR
5. Mengestimasi parameter model GWR
6. Menguji hipotesis model GWR
7. Menentukan model GWR terbaik

3.2. Model GWR Untuk Produksi Ubi Jalar di Kabupaten/Kota di Pulau Jawa

3.2.1. Model regresi linear produksi ubi jalar di kabupaten/kota di Pulau Jawa.

Model regresi linear produksi ubi jalar di kabupaten/Kota di Pulau Jawa tahun 2015 dengan OLS adalah sebagai berikut

$$\hat{Y}_i = 7267.1 + 22.3821X_{1i} - 5.96798X_{2i} - 1.10346X_{3i} - 229.979X_{4i} \quad (8)$$

dengan

Y_i : banyaknya produksi ubi jalar pada kabupaten/kota ke- i ,

X_{1i} : luas panen ubi jalar pada kabupaten/kota ke- i ,

X_{2i} : ketinggian wilayah pada kabupaten/kota ke- i

X_{3i} : rata-rata curah hujan bulanan pada kabupaten/kota ke- i ,

X_{4i} : suhu rata-rata bulanan pada kabupaten/kota ke- i .

Setelah dilakukan pemilihan model regresi terbaik, diperoleh model dengan variabel independen luas panen ubi jalar yaitu

$$\hat{Y}_i = -72.1002 + 21.8868 X_{1i}, \quad (9)$$

dengan nilai R^2 sebesar 0.8598, berarti 85.98 % banyaknya produksi ubi jalar di kabupaten/kota di pulau Jawa tahun 2015 dapat dijelaskan oleh luas panen ubi jalar. Sedangkan sisanya sebesar 14.02 % dijelaskan oleh faktor lain yang tidak teramati dalam penelitian ini. Uji keseluruhan model regresi (9) diperoleh nilai $p - value = 0 < \alpha = 0.05$ (Tabel 2) sehingga dapat disimpulkan bahwa paling tidak terdapat satu parameter regresi (luas panen) yang berpengaruh secara signifikan terhadap banyaknya produksi ubi jalar di kabupaten/kota di pulau Jawa tahun 2015.

Tabel 2. Nilai estimasi parameter dan $p - value$

Variabel	Nilai estimasi parameter	$p - value$
Konstanta	5747827	0.9406 *
Luas panen (X_1)	5.032749	0.0000 *

Selanjutnya dilakukan uji asumsi model regresi (9), hasilnya adalah:

a. Uji kenormalan

Uji kenormalan dilakukan dengan uji JarqueBera (JB). Hasil perhitungan diperoleh nilai $JB=1146.2618 > \text{nilai tabel Chi-Square } \chi^2(0.05,2) = 5.99$, sehingga dapat disimpulkan bahwa eror dalam model regresi tersebut tidak berdistribusi normal yang berarti asumsi kenormalan tidak dipenuhi.

b. Uji homoskedastisitas

Pengujian adanya homoskedastisitas (non heteroskedastisitas) dalam model dilakukan dengan uji Breusch-Pagan (BP). Hasil perhitungan diperoleh nilai $BP=380.7492 > \text{nilai tabel Chi-square } \chi^2(0.05,2) = 3.84$, sehingga dapat disimpulkan bahwa terdapat heteroskedastisitas dalam data yang berarti asumsi homoskedastisitas tidak dipenuhi.

Oleh karena asumsi normalitas dan homokedastisitas tidak dipenuhi, maka akan dilakukan uji untuk melihat bahwa data dipengaruhi oleh efek spasial (wilayah) atau tidak.

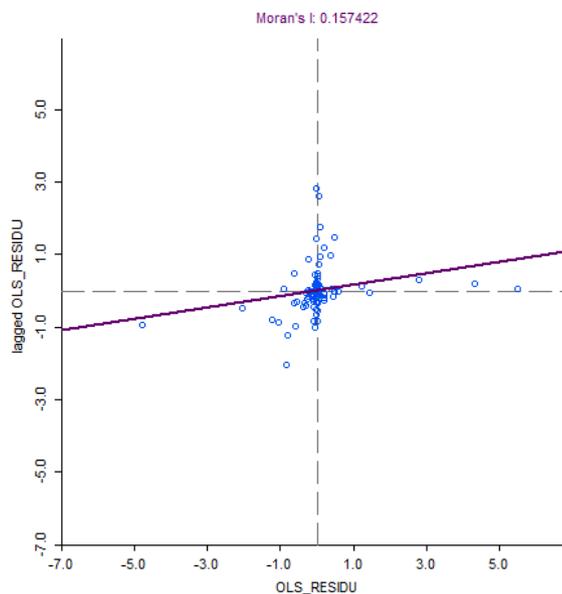
3.2.2. Uji Spasial produksi ubi jalar di kabupaten/kota di Pulau Jawa

Uji efek spasial digunakan untuk mengetahui adanya efek spasial dalam data. Uji spasial yang dilakukan adalah uji Indeks Moran, dimana uji ini dapat digunakan untuk

mengetahui adanya autokorelasi spasial di suatu daerah. Selanjutnya uji dependensi spasial yang dapat digunakan untuk mengetahui adanya dependensi spasial atau data saling mempengaruhi untuk lokasi yang berdekatan, dan uji selanjutnya adalah uji keragaman spasial yang digunakan untuk mengetahui adanya keragaman karakteristik dalam data.

a. Uji Indeks Moran

Gambar 1 menunjukkan diagram pencar indeks Moran dengan nilai indeks Moran sebesar 0.157422 yang mengindikasikan adanya efek autokorelasi spasial, ini ditunjukkan dengan garis miring pada gambar tersebut tidak mendekati nol berarti terdapat autokorelasi spasial positif.



Gambar 1. Diagram pencar Indeks Moran Produksi ubi jalar

b. Uji Dependensi Spasial.

Indikasi adanya efek autokorelasi spasial lainnya dapat dilakukan dengan pengujian dependensi spasial. Dari perhitungan diperoleh nilai $|Z(I)| = 2.0955 < Z_{(0.025)} = 1.96$. Oleh karena itu dapat disimpulkan bahwa terdapat dependensi spasial yang berarti terdapat autokorelasi antar lokasi, sehingga dapat disimpulkan bahwa data ubi jalar untuk pulau jawa dipengaruhi oleh faktor spasial atau wilayah. Sehingga model spasial dapat digunakan untuk memodelkan data ubi jalar di Pulau Jawa tahun 2015.

c. Uji Pengali *Langranege*

Data ubi jalar dapat dimodelkan dengan menggunakan model spasial. Untuk melihat model spasial yang cocok untuk data ubi jalar dilakukan pengujian pengali *Lagrange*. Uji pengali *Lagrange* digunakan untuk mengetahui adanya efek spasial *lag* maupun spasial eror. Setelah pengujian pengali *Lagrange* akan didapatkan hasil bahwa model spasial *lag* maupun spasial eror dapat digunakan untuk data ubi jalar atau data ubi jalar harus dimodelkan dengan model spasial yang lain.

1. Uji *Langrange Lag*

Berdasarkan perhitungan diperoleh $LM_{\rho} = 0.3996 > \chi^2_{(0.05,1)} = 3.841$, sehingga disimpulkan bahwa dalam model regresi tidak terdapat dependensi spasial *lag* ($\rho = 0$), atau model regresi tersebut tidak mempunyai autokorelasi spasial dalam *lag*, akibatnya data ubi jalar tidak dapat dimodelkan dengan model regresispasial *lag*.

2. Uji *Langrange Error*

Berdasarkan perhitungan diperoleh $LRT_{\lambda} = 3.6847 > \chi^2_{(0.05,4)} = 3.841$. Sehingga disimpulkan bahwa parameter spasial erortidak berpengaruh secara signifikan. atau dalam model regresi tersebut tidak mempunyai autokorelasi spasial dalam eror, akibatnya data ubi jalar tidak dapat dimodelkan dengan menggunakan model spasial eror..

d. Model GWR

Model GWR dapat digunakan apabila data tidak memenuhi asumsi homogenitas tetapi uji pengali *lagrange* tidak terpenuhi. Hal ini berarti bahwa data memiliki keragaman karakteristik tetapi tidak memiliki dependensi spasial, pengaruh diantara pengamatan yang saling berdekatan. Keragaman karakteristik dapat dilihat dari nilai Breusch-Pagan, yang berarti apabila asumsi homogenitas tidak terpenuhi maka uji keragaman spasial atau karakteristik terpenuhi.

3.2.3. Model GWR untuk produksi ubi jalar di kabupaten/kota di Pulau Jawa

Data ubi jalar setelah dilakukan pengecekan mengenai efek spasial, ternyata didapatkan hasil bahwa data ubi jalar tidak mempunyai efek spasial baik *lag* maupun eror. Oleh karena itu, dilakukan pemodelan dengan metode pendekatan titik yaitu model GWR dengan menggunakan model regresi terbaik yang diperoleh sebelumnya.

Langkah untuk memodelkan dengan GWR yaitu dengan memilih *bandwidth* terbaik sehingga dapat menentukan matriks pembobotnya. Setelah itu estimasi parameter dan menentukan koefisien determinasi lokal, sehingga dapat menghasilkan model untuk tiap titik pengamatan.

Untuk data ubi jalar didapatkan *bandwidth* terbaik sebesar 103.004393. Fungsi pembobot yang digunakan adalah *fixed Bi-square*, dengan *longitude* dan *latitude* untuk tiap-tiap titik pengamatan dengan banyak data 97 titik pengamatan, menghasilkan sebanyak 97 model *GWR* untuk tiap titik pengamatan atau dapat dikatakan setiap kabupaten/kota mempunyai model *GWR* masing-masing yang berbeda untuk tiap daerah. Berdasarkan hasil dari analisis yang dilakukan pada data ubi jalar dapat disimpulkan bahwa data ubi jalar cocok dimodelkan dengan model *GWR* atau dapat dikatakan bahwa model *GWR* baik digunakan untuk memodelkan data ubi jalar. Hal ini ditunjukkan dengan nilai koefisien determinasi *R-squared* untuk model *GWR* sebesar 97.31%, lebih tinggi daripada *R-squared* model regresi global sebesar 85.98 %, ini berarti model *GWR* baik digunakan untuk memodelkan data ubi jalar. Berdasarkan hasil pemodelan ubi jalar di Pulau Jawa dengan menggunakan model *GWR* didapatkan sebanyak 94 model dari 97 model yang dianalisis. Hal ini menunjukkan bahwa terdapat 3 kabupaten/kota yang tidak mempunyai model, karena berdasarkan hasil perhitungan dengan model *GWR*, 3 kabupaten/kota variabel X_1 tidak signifikan sehingga untuk 3 kabupaten/kota tidak dapat dimodelkan. Tabel 3 menunjukkan 94 model *GWR* ubi jalar dari 94 kabupaten/kota di pulau Jawa .

Tabel 3. Model *GWR* Ubi Jalar di Pulau Jawa

No	Kabupaten/Kota	Model Regresi	t_{hitung}		Local R^2
			β_0	β_1	
1.	Kab. Lebak	$\hat{Y} = -1476.15 + 21.8 X_1$	-1476.15*	21.80	0.9981
2.	Kab. Tangerang	$\hat{Y} = -742.36 + 21.69 X_1$	-742.36*	21.69	0.9985
3.	Kab. Serang	$\hat{Y} = -1255.33 + 21.38 X_1$	-1255.33*	21.38	0.9949
4.	Kota Tangerang	$\hat{Y} = -607.44 + 21.64 X_1$	-607.44*	21.64	0.9986
5.	Kota Cilegon	$\hat{Y} = -1017.44 + 20.6 X_1$	-1017.44*	20.60	0.9854
6.	Kota Serang	$\hat{Y} = -1073.43 + 21.61 X_1$	-1073.43*	21.61	0.9968
7.	Kota Tangerang Selatan	$\hat{Y} = -635.45 + 21.61 X_1$	-635.45*	21.61	0.9984
8.	Kab. Bogor	$\hat{Y} = -893.17 + 21.63 X_1$	-893.17*	21.63	0.9979
9.	Kab. Sukabumi	$\hat{Y} = -1537.79 + 21.1 X_1$	-1537.79*	21.10	0.9956
10.	Kab. Cianjur	$\hat{Y} = -572.62 + 15.5 X_1$	-572.62*	15.50	0.9979
11.	Kab. Bandung	$\hat{Y} = -42.8 + 15.49 X_1$	-42.80*	15.49	0.9962

12.	Kab. Garut	$\hat{Y} = -695.32 + 15.56 X_1$	-695.32*	15.56	0.9981
13.	Kab. Tasikmalaya	$\hat{Y} = -906.4 + 16.52 X_1$	-906.40*	16.52	0.9969
14.	Kab. Ciamis	$\hat{Y} = -974.74 + 21.8 X_1$	-974.74*	21.80	0.9958
15.	Kab. Kuningan	$\hat{Y} = -987.85 + 26.52 X_1$	-987.85*	26.52	0.9958
16.	Kab. Cirebon	$\hat{Y} = 5.02 + 26.34 X_1$	5.02*	26.34	0.9941
17.	Kab. Majalengka	$\hat{Y} = -808.92 + 26.12 X_1$	-808.92*	26.12	0.9927
18.	Kab. Sumedang	$\hat{Y} = -71.99 + 20.4 X_1$	-71.99*	20.40	0.9896
19.	Kab. Indramayu	$\hat{Y} = 260.98 + 26.17 X_1$	260.98*	26.17	0.9858
20.	Kab. Subang	$\hat{Y} = -338.56 + 19.25 X_1$	-338.56*	19.25	0.9387
21.	Kab. Purwakarta	$\hat{Y} = -709.77 + 17.94 X_1$	-709.77*	17.94	0.9819
22.	Kab. Karawang	$\hat{Y} = -790.74 + 20.5 X_1$	-790.74*	20.50	0.9922
23.	Kab. Bekasi	$\hat{Y} = -646.15 + 21.36 X_1$	-646.15*	21.36	0.9970
24.	Kab. Bandung Barat	$\hat{Y} = -132.07 + 15.58 X_1$	-132.07*	15.58	0.9917
25.	Kab. Pangandaran	$\hat{Y} = -2035.88 + 22.25 X_1$	-2035.88*	22.25	0.9966
26.	Kota Bogor	$\hat{Y} = -910.58 + 21.55 X_1$	-910.58*	21.55	0.9974
27.	Kota Sukabumi	$\hat{Y} = -1706.75 + 21.08 X_1$	-1706.75*	21.08	0.9952
28.	Kota Bandung	$\hat{Y} = 221.68 + 15.55 X_1$	221.68*	15.55	0.9916
29.	Kota Cirebon	$\hat{Y} = 5.45 + 26.39 X_1$	5.45*	26.39	0.9949
30.	Kota Bekasi	$\hat{Y} = -551.79 + 21.51 X_1$	-551.79*	21.51	0.9980
31.	Kota Depok	$\hat{Y} = -711.46 + 21.57 X_1$	-711.46*	21.57	0.9980
32.	Kota Cimahi	$\hat{Y} = -17.02 + 15.58 X_1$	-17.02*	15.58	0.9919
33.	Kota Tasikmalaya	$\hat{Y} = -542.99 + 19.66 X_1$	-542.99*	19.66	0.9956
34.	Kota Banjar	$\hat{Y} = -1835.76 + 24.84 X_1$	-1835.76*	24.84	0.9966
35.	Kab. Cilacap	$\hat{Y} = -1705.19 + 26.44 X_1$	-1705.19*	26.44	0.9971
36.	Kab. Banyumas	$\hat{Y} = -1554.26 + 26.35 X_1$	-1554.26*	26.35	0.9920
37.	Kab. Purbalingga	$\hat{Y} = -438.31 + 18.51 X_1$	-438.31*	18.51	0.7634
38.	Kab. Banjarnegara	$\hat{Y} = -323.4 + 18.91 X_1$	-323.40*	18.91	0.7677
39.	Kab. Kebumen	$\hat{Y} = -233.7 + 17.49 X_1$	-233.70*	17.49	0.7199
40.	Kab. Purworejo	$\hat{Y} = -781.9 + 21.78 X_1$	-781.90*	21.78	0.8811
41.	Kab. Wonosobo	$\hat{Y} = -652.96 + 21.67 X_1$	-652.96*	21.67	0.8698
42.	Kab. Magelang	$\hat{Y} = -814.73 + 24.11 X_1$	-814.73*	24.11	0.9342
43.	Kab. Boyolali	$\hat{Y} = -1768.67 + 32.2 X_1$	-1768.67*	32.20	0.9541
44.	Kab. Klaten	$\hat{Y} = -1463.86 + 30.95 X_1$	-1463.86*	30.95	0.9551
45.	Kab. Wonogiri	$\hat{Y} = -1403.45 + 35.07 X_1$	-1403.45*	35.07	0.9526
46.	Kab. Karanganyar	$\hat{Y} = -1829.36 + 35.45 X_1$	-1829.36*	35.45	0.9506
47.	Kab. Grobogan	$\hat{Y} = -2297.56 + 34.98 X_1$	-2297.56*	34.98	0.9549
48.	Kab. Blora	$\hat{Y} = -2725.01 + 37.36 X_1$	-2725.01*	37.36	0.9539
49.	Kab. Rembang	$\hat{Y} = -3056.94 + 38.26 X_1$	-3056.94*	38.26	0.9616
50.	Kab. Pati	$\hat{Y} = -2737.25 + 36.81 X_1$	-2737.25*	36.81	0.9598
51.	Kab. Kudus	$\hat{Y} = -2298.08 + 34.99 X_1$	-2298.08*	34.99	0.9594
52.	Kab. Demak	$\hat{Y} = -1481.26 + 30.6 X_1$	-1481.26*	30.60	0.9611
53.	Kab. Semarang	$\hat{Y} = -1307.24 + 28.8 X_1$	-1307.24*	28.80	0.9521
54.	Kab. Temanggung	$\hat{Y} = -638.03 + 23.14 X_1$	-638.03*	23.14	0.9145
55.	Kab. Kendal	$\hat{Y} = -529.43 + 23.31 X_1$	-529.43*	23.31	0.9174

56.	Kab. Batang	$\hat{Y} = -430.07 + 21.33 X_1$	-430.07*	21.33	0.8482
57.	Kab. Pekalongan	$\hat{Y} = -130.85 + 18.42 X_1$	-130.85*	18.42	0.7349
58.	Kab. Pemasang	$\hat{Y} = -1662.33 + 25.32 X_1$	-1662.33*	25.32	0.9677
59.	Kab. Tegal	$\hat{Y} = -1523.47 + 26.66 X_1$	-1523.47*	26.66	0.9981
60.	Kab. Brebes	$\hat{Y} = -1211.3 + 26.67 X_1$	-1211.30*	26.67	0.9980
61.	Kota Salatiga	$\hat{Y} = -1278.71 + 28.56 X_1$	-1278.71*	28.56	0.9514
62.	Kota Semarang	$\hat{Y} = -543.94 + 24.56 X_1$	-543.94*	24.56	0.9509
63.	Kab. Pacitan	$\hat{Y} = -1139.74 + 34.43 X_1$	-1139.74*	34.43	0.9537
64.	Kab. Ponorogo	$\hat{Y} = -1625.25 + 36.51 X_1$	-1625.25*	36.51	0.9521
65.	Kab. Trenggalek	$\hat{Y} = -959.11 + 35.34 X_1$	-959.11*	35.34	0.9555
66.	Kab. Tulungagung	$\hat{Y} = -922.65 + 35.33 X_1$	-922.65*	35.33	0.9560
67.	Kab. Blitar	$\hat{Y} = -886.74 + 28.57 X_1$	-886.74*	28.57	0.8186
68.	Kab. Kediri	$\hat{Y} = -2259.66 + 36.74 X_1$	-2259.66*	36.74	0.9535
69.	Kab. Malang	$\hat{Y} = -2893.07 + 36.94 X_1$	-2893.07*	36.94	0.9517
70.	Kab. Lumajang	$\hat{Y} = -1135.58 + 33.54 X_1$	-1135.58*	33.54	0.9436
71.	Kab. Jember	$\hat{Y} = -1841.58 + 35.2 X_1$	-1841.58*	35.20	0.9807
72.	Kab. Bondowoso	$\hat{Y} = 1650.44 + 9.83 X_1$	1650.44*	9.83	0.1935
73.	Kab. Probolinggo	$\hat{Y} = -3044.48 + 31.44 X_1$	-3044.48*	31.44	0.9353
74.	Kab. Pasuruan	$\hat{Y} = -3789.56 + 34.09 X_1$	-3789.56	34.09	0.9378
75.	Kab. Mojokerto	$\hat{Y} = -3614.81 + 35.86 X_1$	-3614.81	35.86	0.9380
76.	Kab. Jombang	$\hat{Y} = -3069.54 + 36.37 X_1$	-3069.54*	36.37	0.9432
77.	Kab. Nganjuk	$\hat{Y} = -2668.03 + 36.32 X_1$	-2668.03*	36.32	0.9458
78.	Kab. Madiun	$\hat{Y} = -1943.82 + 36.82 X_1$	-1943.82*	36.82	0.9524
79.	Kab. Magetan	$\hat{Y} = -2309.11 + 36.68 X_1$	-2309.11*	36.68	0.9503
80.	Kab. Ngawi	$\hat{Y} = -2222.26 + 36.43 X_1$	-2222.26*	36.43	0.9500
81.	Kab. Bojonegoro	$\hat{Y} = -2539.83 + 36.87 X_1$	-2539.83*	36.87	0.9511
82.	Kab. Tuban	$\hat{Y} = -2433.53 + 37.35 X_1$	-2433.53*	37.35	0.9550
83.	Kab. Lamongan	$\hat{Y} = -491.47 + 23.6 X_1$	-491.47*	23.60	0.6420
84.	Kab. Gresik	$\hat{Y} = -3371.09 + 35.91 X_1$	-3371.09	35.91	0.9341
85.	Kab. Bangkalan	$\hat{Y} = -4397.53 + 35.31 X_1$	-4397.53	35.31	0.9259
86.	Kab. Sampang	$\hat{Y} = -2312.56 + 20.14 X_1$	-2312.56*	20.14	0.8246
87.	Kab. Sumenep	$\hat{Y} = 602.61 + 9.32 X_1$	602.61*	9.32	0.2915
88.	Kab. Pamekasan	$\hat{Y} = 220.6 + 10.58 X_1$	220.60*	10.85	0.2672
89.	Kota Kediri	$\hat{Y} = -2168.56 + 36.82 X_1$	-2168.56*	36.82	0.9549
90.	Kota Batu	$\hat{Y} = -2878.05 + 36.75 X_1$	-2878.05*	36.75	0.9495
91.	Kab. Bantul	$\hat{Y} = -953.35 + 23.21 X_1$	-953.35*	23.21	0.9174
92.	Kab. Gunung Kidul	$\hat{Y} = -1065.97 + 26.15 X_1$	-1065.97*	26.15	0.9543
93.	Kab. Kulon Progo	$\hat{Y} = -1016.03 + 25.8 X_1$	-1016.03*	25.80	0.9529
94.	Kab. Sleman	$\hat{Y} = -1192.9 + 30.36 X_1$	-1192.90*	30.36	0.9669

*Tidak signifikan terhadap $t_{(0,025,95)} = 1.985$.

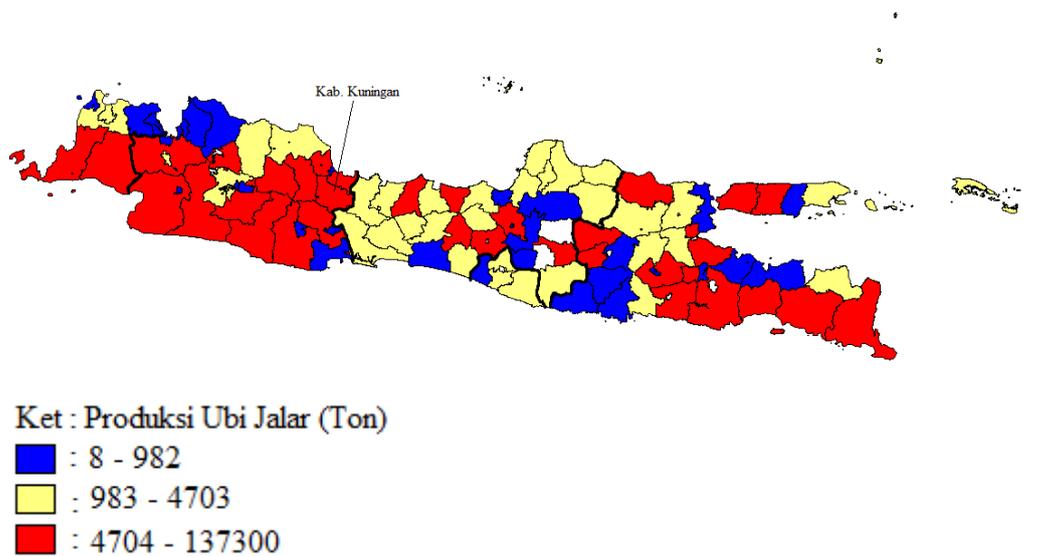
Berdasarkan Tabel 3.pandang model GWR Kabupaten Kuningan adalah

$$\hat{Y} = -987.85 + 26.52 X_1 \quad (10)$$

Model (10) mempunyai koefisien determinasi lokal sebesar 0.9958. Hal ini berarti 99.58% produksi ubi jalar dapat dijelaskan oleh luas panen sedangkan 4.2 % lainnya dapat dijelaskan oleh variabel lain. Jika terdapat kenaikan luas panen sebesar 1 hektar, maka akan meningkatkan produksi ubi jalar sebanyak 26.52 ton. Selanjutnya dari model (10) dilakukan uji parameter model, sebagai berikut

- i. $H_0: \beta_{1i}(u_{1i}, v_{1j}) = 0$ (Parameter β_{1i} tidak berpengaruh terhadap model)
 $H_1: \beta_{1i}(u_{1i}, v_{1j}) \neq 0$ (Parameter β_{1i} berpengaruh terhadap model)
- ii. Daerah Kritis: H_0 ditolak jika $|t_{hit}| > t_{(0.025,95)} = 1.985$
- iii. Statistik uji, didapatkan t hitung sebesar $|t_{hit}| = 28.387$
- iv. Kesimpulan: Karena nilai $|t_{hit}| = 28.387 > t_{(0.025,101)}=1.985$ maka H_0 ditolak yang berarti bahwa parameter β_{1i} berpengaruh terhadap model, sehingga model (10) signifikan.

Gambar 2. Berikut menunjukkan peta pulau Jawa berdasarkan produksi ubi jalar tahun 2018.



Gambar 2. Pemetaan Pulau Jawa berdasarkan Prediksi Produksi Ubi Jalar

Dari Gambar 2 menunjukkan kelompok kabupaten /kota dengan produksi ubi jalar tertinggi berwarna merah, produksi sedang berwarna kuning dan produksi terendah berwarna biru. Kabupaten Kuningan mempunyai produksi ubi jalar terbesar.

4. Kesimpulan

Berdasarkan hasil analisis untuk data ubi jalar dapat diambil kesimpulan bahwa model yang bisa digunakan untuk pemodelan ubi jalar adalah model GWR. Pemodelan ubi jalar dengan GWR menghasilkan 94 model untuk 94 kabupaten/kota di Pulau Jawa dengan variabel yang berpengaruh untuk produksi ubi jalar adalah luas panen (X_1). Model GWR untuk ubi jalar secara umum menghasilkan koefisien determinasi R-squared sebesar 0.9731 atau 97.31%, ini berarti model GWR baik digunakan untuk memodelkan data ubi jalar. Adapun model GWR untuk produksi ubi jalar terbaik adalah dari kabupaten Kuningan, yaitu:

$$\hat{Y} = -987.85 + 26.52 X_1 \text{ dengan } R^2 \text{ sebesar } 99.86 \%$$

Daftar Pustaka

- [1] C. Thrane, "The Determinant of Norwegians Summer Tourism Expenditure : Foreign and Domestic Trips", *Tourism Economics*, Vol 22 (1), pp. 31 – 46, 2016.
- [1] Anselin, L., *Spatial Regression Analysis in R*, University of Illinois, Urbana, 1988.
- [2] Badan Pusat Statistik, Production of Paddy Maize and Soybeans, [www.bps.go.id/releases/Production of Paddy Maize and Soybeans](http://www.bps.go.id/releases/Production%20of%20Paddy%20Maize%20and%20Soybeans), 2016.
- [3] Chasco, C., Garcia, I. and Vicens, J., Modeling Spatial Variations in Household Disposable income with Geographically Weighted Regression, *Munich Personal RePEc Archive Paper No.1682*, 2007.
- [4] Fotheringham, A. S., Brunson, C., and Charlton, M. E., Geographically Weighted Regression: The Analysis of Spatially Varying Relationships, Wiley, Chichester, 2002.
- [5] Juanda, D. and Cahyono, B., Cultivation and Analysis of Sweet Potato Farming. Kanisius, 2000.
- [6] Lesage, J.P, Regression Analysis of Spatial Data, *Journal Regional and Policy*, Vol. 27, No. 2, hal. 83-84, 1997.
- [7] Linga, P., *Cassava Plantation. The Swadaya spreader*. Jakarta, 2001.
- [8] Mei, C.L., Wang, N., & Zhang, W.X., "Testing the importance of the explanatory variables in a mixed geographically weighted regression model", *Environment and Planning A*, vol. 38, hal. 587-598, 2006.
- [9] Nurdim, F. I., *Estimasi dan Pengujian Hipotesis Geographically Weighted Regression (Studi Kasus Produktivitas Padi Sawah di Jawa Timur)*. Tesis Jurusan Statistika FMIPA ITS, Surabaya, 2008.

- [10] Susanti, Y., Pratiwi, H., Respatiwan, sri Sulistijowati,H, and Etik Zukhronah, *Prediction model of corn availability in Java Island using spatial regression*, International Conference on Science and Applied Science, Surakarta, 2018.
- [11] Zuraida, N. and Supriati, Y., Sweet Potato Farming as Alternative Food Ingredients and Diversification of Carbohydrate Sources. *AgroBio Bulletin* 4 (1): 13-2. Research Center for Food Crop Biotechnology, Bogor, 2001.