

FAKTOR-FAKTOR YANG MEMPENGARUHI DEFORESTASI INDONESIA DENGAN MENGGUNAKAN *GEOGRAPHICALLY WEIGHTED REGRESSION*

Marsono

Badan Pusat Statistik Provinsi Sulawesi Barat,
Jl Martadinata No.10 Mamuju Sulawesi Barat, Indonesia
*E-mail : marsono@bps.go.id

Article Info

Article history:

Received Maret 2025
Revised Mei 2025
Accepted Juni 2025

Keywords:

Deforestasi,
*Geographically Weighted
Regression*,
Regresi global

ABSTRACT

Indonesia menjadi salah satu negara yang memiliki hutan paling luas di dunia dengan beranekaragam jenis hutan, termasuk hutan dataran rendah, pegunungan dan hutan semusim. Salah satu persoalan yang muncul akibat salah kelola dalam pembangunan kehutanan dan maraknya aktivitas di luar sektor kehutanan yang membutuhkan lahan hutan adalah deforestasi. Tujuan dari penelitian ini adalah mengetahui faktor-faktor apa saja yang mempengaruhi deforestasi Indonesia dengan menggunakan variabel jumlah kebakaran hutan, jumlah perusahaan perkebunan swasta, jumlah perusahaan kehutanan swasta, rumah tangga yang memungut hasil hutan, penambahan luas perkebunan kelapa sawit, dan Produk Domestik Regional Bruto (PDRB) perkapita. Selain itu, menentukan model deforestasi dengan memperhatikan variasi spasial menggunakan metode Geographically Weighted Regression (GWR). Hasilnya dengan menggunakan GWR dapat disimpulkan bahwa faktor faktor yang signifikan pada $\alpha=5\%$, yang mempengaruhi deforestasi Indonesia adalah jumlah kebakaran hutan, jumlah perusahaan perkebunan swasta, jumlah perusahaan kehutanan swasta, dan penambahan luas perkebunan kelapa sawit. Penggunaan analisis Geographically weighted regression (GWR) lebih baik daripada global regressi.

This is an open access article under the [CC BY-SA](https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/) license.



Corresponding Author:

Marsono
Badan Pusat Statistik Provinsi Sulawesi Barat,
Jl Martadinata No.10 Mamuju Sulawesi Barat, Indonesia
E-mail : marsono@bps.go.id

1. INTRODUCTION

Indonesia menjadi salah satu negara yang memiliki hutan paling luas di dunia dengan beranekaragam jenis hutan, termasuk hutan dataran rendah, pegunungan dan hutan semusim. Hutan merupakan sebuah kawasan yang banyak ditumbuhi oleh tanaman dan pepohonan lebat. Hutan biasanya terdapat pada wilayah luas di berbagai belahan dunia dan fungsi utamanya adalah sebagai menyerap karbon dioksida, penghasil oksigen, juga sebagai habitat flora dan fauna. Ekosistem hutan yang begitu luas selain bermanfaat sebagai salah satu aspek biosfer bumi yang paling penting, juga mempunyai manfaat penting bagi kehidupan manusia dan lingkungan. Salah satu persoalan yang muncul akibat salah kelola dalam pembangunan kehutanan dan maraknya aktivitas di luar sektor kehutanan yang membutuhkan lahan hutan adalah deforestasi. Deforestasi menurut Permenhut P.30/Menhut-II/2009 dalam Setiawan (2015) adalah perubahan secara permanen dari areal berhutan menjadi tidak berhutan yang diakibatkan oleh aktivitas manusia dan bencana alam. Menurut *Food and Agriculture Organization* (2010) deforestasi adalah konversi hutan menjadi penggunaan lain atau pengurangan berjangka panjang atas penutupan tajuk di bawah 10 persen.

Deforestasi telah menjadi masalah nasional karena berdampak terhadap kondisi perekonomian nasional, kesejahteraan masyarakat dan ancaman keanekaragaman hayati yang terkandung di dalam hutan (Nawir dan Rumboko, 2008). Deforestasi menyebabkan terjadinya degradasi lahan sehingga menurunkan kualitas dan produktivitas lahan tersebut. Selain itu, deforestasi menyebabkan hilangnya habitat alami flora dan fauna endemik. Deforestasi secara langsung berkontribusi terhadap meningkatnya emisi gas rumah kaca (GRK) yang berdampak lanjut terhadap perubahan iklim (pemanasan global). Hilangnya hutan dengan penebangan membuat daya serap karbon hilang dan dengan kebakaran hutan menghasilkan sejumlah besar emisi karbon dioksida ke udara. Karbon dioksida dan gas rumah kaca lainnya seperti oksida nitrogen dan metana diketahui memerangkap panas di atmosfer, sehingga meningkatkan suhu rata-rata permukaan bumi. Naiknya suhu global rata-rata permukaan bumi akan beresiko pada kepunahan tumbuhan dan hewan, yang selanjutnya akan berdampak pada kelangsungan hidup manusia.

Deforestasi terjadi karena faktor alami berupa perubahan iklim atau bencana alam atau faktor aktivitas/gangguan manusia (antropogenik). Deforestasi yang terjadi akibat peristiwa alam dapat berupa kejadian cuaca ekstrim, kekeringan dan kebakaran hutan (Eckert et al., 2015). Aktivitas manusia menjadi penyebab yang paling berkontribusi terhadap terjadinya deforestasi dan dapat berkaitan langsung dengan aktor atau pelakunya (Geist dan Lambin, 2002). Lebih rinci Sunderlin dan Resosudarmo (1997) menyatakan bahwa penyebab deforestasi terbagi atas tiga tingkatan penyebab yaitu tingkat pertama adalah pelaku (*actor*) yang merupakan pihak yang melakukan deforestasi (petani/perambah hutan, HTI atau perusahaan HPH dan perkebunan), kedua penyebab langsung yakni parameter yang mempengaruhi keputusan atau perilaku pelaku (harga komoditi, aksesibilitas, pasar, perkembangan teknologi dan kebudayaan) dan tingkatan ketiga adalah penyebab yang mendasari adalah kekuatan pada tingkat nasional, regional maupun global yang berpengaruh terhadap penyebab langsung (parameter). Penyebab yang mendasari terjadinya deforestasi dapat berupa kondisi penduduk (demografi), kondisi ekonomi, teknologi, kebijakan/kelembagaan dan faktor sosial-politik dan kebudayaan (Geist dan Lambin, 2002). Deforestasi yang terjadi di Indonesia disebabkan oleh faktor penyebab langsung berupa perambahan kawasan hutan, penebangan liar dan kebakaran hutan, selain itu deforestasi juga terjadi karena adanya penyebab tidak langsung yaitu kegagalan kebijakan, kegagalan pasar berupa rendahnya harga kayu dan persoalan sosial ekonomi dan politik dalam negeri (Nawir dan Rumboko, 2008).

Kajian mengenai deforestasi penting dilakukan untuk mengetahui perubahan tutupan hutan dan menganalisis faktor-faktor yang 2 menyebabkan terjadinya deforestasi. Selain itu, dengan memahami faktor-faktor penyebabnya maka dapat direncanakan bentuk pengelolaan hutan untuk mewujudkan pengelolaan hutan yang lestari (Panta et al. 2008). Salah satu kajian deforestasi yang terus berkembang adalah pemodelan spasial yaitu pembangunan sebuah model deforestasi dengan peubah-peubah yang berkaitan dengan faktor-faktor penyebab terjadinya deforestasi. Penggabungan antara model deforestasi dan analisis spasial menghasilkan sebuah model spasial deforestasi yang memberikan gambaran mengenai lokasi dan sebaran terjadinya deforestasi serta faktor-faktor yang menyebabkan terjadinya deforestasi (Kumar et al. 2014). Beberapa teknik pemodelan yang telah digunakan dalam studi deforestasi antara lain *ordinary least square regression* (Romijn

et al., 2013), model regresi logistik (Setiawan, 2015), model spasial regresi logistik (Ahmad, 2016) dan Maxent dan Zonation (Hultera, 2019).

Faktor penyebab deforestasi di Indonesia berbeda-beda setiap provinsi sehingga perlu dilakukan pemodelan spasial secara lokal masing-masing provinsi sehingga menghasilkan hasil yang tepat. *Geographically Weighted Regression* (GWR) merupakan salah satu metode statistika yang digunakan untuk memodelkan variabel respon dengan variabel prediktor yang berbasis wilayah atau area (Anselin dan Bera, 1998). Keunggulan model GWR dibandingkan dengan model *ordinary least square regression* adalah GWR mampu memberikan model secara lokal (Utami et al, 2016) .

Tujuan dari penelitian ini adalah mengetahui faktor-faktor apa saja yang mempengaruhi deforestasi Indonesia dengan menggunakan variabel jumlah kebakaran hutan, jumlah perusahaan perkebunan swasta, jumlah perusahaan kehutanan swasta, rumah tangga yang memungut hasil hutan, penambahan luas perkebunan kelapa sawit, dan Produk Domestik Regional Bruto (PDRB) perkapita. Selain itu, menentukan model deforestasi dengan memperhatikan variasi spasial menggunakan metode *Geographically Weighted Regression* (GWR).

2. METHOD

Pemodelan spasial untuk mengetahui faktor-faktor penyebab deforestasi tiap-tiap provinsi menggunakan model *Geographically Weighted Regression* (GWR). Model GWR merupakan pengembangan dari model regresi global dan merupakan teknik statistik yang membawa kerangka dari model regresi linear sederhana menjadi model regresi yang terboboti (Fotheringham, et al., 2002). Model ini merupakan model regresi linier lokal (*locally linier regression*) yang menghasilkan penaksir parameter model yang bersifat lokal untuk setiap titik atau lokasi dimana data tersebut dikumpulkan.

Model regresi merupakan suatu teknik pemodelan dalam statistik yang paling sering digunakan untuk menyatakan pola hubungan antara satu variabel dependen (variabel respon) dan satu atau lebih variabel bebas (variabel prediktor). Regresi adalah metode yang digunakan untuk menyatakan pola hubungan antara variabel independen dengan variabel dependennya. Persamaan regresi global didefinisikan, bahwa untuk pengamatan variabel respon Y sebanyak n dengan variabel prediktor (X) sebanyak p dengan menggunakan metode pendugaan parameter *Ordinary Least Square* (OLS) (Fotheringham dkk., 2002), maka secara umum model regresi dapat dituliskan dalam persamaan matematis sebagai berikut:

$$y_i = \beta_0 + \sum_{k=1}^p \beta_k x_{ik} + \varepsilon_i \quad ; i=1,2,...,n \quad (1)$$

dengan

y_i = nilai observasi variabel respon ke-i

x_{ik} = nilai observasi variabel prediktor k pengamatan ke-i

β_0 = nilai intersep model regresi

β_k = koefisien regresi variabel prediktor ke-k

ε_i = error pada pengamatan ke-i dengan asumsi IIDN $(0, \sigma^2)$

yang artinya adalah independen, identik, dan berdistribusi normal dengan mean nol dan varians konstan

Analisis spasial dilakukan jika data yang digunakan memenuhi aspek spasial, yaitu memiliki sifat error yang saling berkorelasi (*spatial dependence*) dan memiliki heterogenitas spasial (*spatial heterogeneity*). *Spatial dependence* menunjukkan ketergantungan wilayah sedangkan heterogenitas spasial terjadi akibat adanya perbedaan karakteristik satu wilayah dengan wilayah lainnya. Jika terdapat heterogenitas spasial (*spatial heterogeneity*) maka langkah selanjutnya dilakukan pemodelan GWR (Rahayu, 2017). Dalam model GWR, variabel respon (y) diprediksi dengan variabel independen (x_1, x_2, \dots, x_p) yang masing-masing koefisien regresinya bergantung pada lokasi dimana data tersebut diamati, . Model GWR dapat ditulis sebagai berikut :

$$y_i = \beta_0(u_i, v_i) + \sum_{k=1}^p \beta_k(u_i, v_i)x_{ik} + \varepsilon_i \quad (2)$$

dimana

- y_i : nilai observasi variabel respon ke- i ($i=1, 2, \dots, n$)
 x_{ik} : nilai observasi variabel prediktor k pada pengamatan ke- i
 β : koefisien regresi
 (u_i, v_i) : menyatakan titik koordinat (*longitude, latitude*) lokasi i
 ε_i : error ke- i

GWR menghasilkan penduga parameter model yang bersifat lokal untuk setiap lokasi pengamatan dengan metode *Weighted Least Square* (WLS), yaitu :

$$\hat{\beta}(i) = (X'W(i)X)^{-1} X'W(i)Y \quad (3)$$

Dimana $W_i = \text{diag}[w_1(i), w_2(i), \dots, w_n(i)]$, dengan $0 \leq w_j(i) \leq 1$ ($i, j = 1, 2, 3, \dots, n$). $W(i)$ adalah matriks pembobot spasial lokasi ke- i yang nilai elemen-elemen diagonalnya ditentukan oleh kedekatan lokasi ke- i dengan lokasi lainnya (lokasi ke- j). Semakin dekat lokasinya maka semakin besar nilai pembobot pada elemen yang bersesuaian.

Pada persamaan 2, estimasi parameter modelnya menggunakan metode *Ordinary Least Square* (OLS) maka model GWR menggunakan metode *Weighted Least Squares* (WLS) yaitu dengan memberikan pembobot yang berbeda untuk setiap lokasi dimana data tersebut dikumpulkan.

Misalkan pembobot untuk setiap lokasi (u_i, v_i) adalah $w_j(u_i, v_i)$, $j=1, 2, \dots, n$ maka parameter lokasi (u_i, v_i) diestimasi dengan menambahkan unsur pembobot $w_j(u_i, v_i)$ pada persamaan (3) dan kemudian meminimumkan jumlah kuadrat error berikut ini :

$$\sum w_j(u_i, v_j) [y_j - \beta_1(u_i, v_j)x_{j1} - \beta_2(u_i, v_j)x_{j2} - \dots - \beta_1(u_i, v_j)x_{jp}]^2$$

Dalam pengujian hipotesis ada beberapa asumsi yang digunakan dalam model GWR (Leung dkk., 2000a), asumsi tersebut adalah :

- Bentuk error, $\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_n$ diasumsikan independen identik dan mengikuti distribusi normal dengan mean nol dan varian konstan,
- Misalkan \hat{y}_i adalah penaksir dari y_i di lokasi ke- i , maka untuk semua lokasi ($i = 1, 2, \dots, n$), \hat{y}_i adalah penaksir yang tak bias untuk $E(y_i)$ atau dapat ditulis $E(\hat{y}_i) = E(y_i)$ untuk semua i .

Asumsi (i) adalah asumsi yang biasanya digunakan secara teoritis dalam analisis regresi model (1). Sedangkan asumsi (ii) biasanya tidak selalu tepat untuk penaksiran parameter lokal linier kecuali jika hubungan linier antara variabel independen dan dependennya berlaku secara menyeluruh (*global*) (Leung dkk., 2000). Tetapi dalam metodologi penaksiran parameter regresi lokal (*local regression*) biasanya digunakan untuk mencari penaksir yang biasnya sangat kecil. Dalam konteks inilah bias dari penaksirnya dapat diabaikan. Sehingga asumsi (ii) ini dapat berlaku untuk model GWR, karena penaksiran model GWR merupakan penaksiran model regresi lokal (Leung dkk., 2000).

Pengujian kesamaan parameter model regresi dengan metode GWR dapat dilakukan dengan hipotesis sebagai berikut :

- H_0 : $\beta_k(u_i, v_i) = \beta_k$, $k=1, 2, \dots, p$
 (tidak ada pengaruh faktor geografis pada model, model GWR = OLS)
 H_1 : paling tidak ada satu $\beta_k(u_i, v_i) \neq \beta_k$
 (ada pengaruh faktor geografis pada model)

Statistik uji yang digunakan adalah :

$$F^* = \frac{SSE(H_1) / \frac{\delta_1^2}{\delta_2}}{SSE(H_0) / n - (p + 1)} \quad (4)$$

Daerah penolakan : tolak H_0 jika $F^* > F$ tabel. Atau dengan melihat nilai output P-value dan dibandingkan dengan tingkat signifikansi α . Jika $p\text{-value} > \alpha$, maka tolak H_0 .

Pengujian secara parsial model GWR dapat dilakukan dengan hipotesis sebagai berikut :

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

$$H_1 : \beta_k(u_i, v_i) \neq 0, \quad k=1, 2, \dots, p$$

Statistik uji :

$$t_{hitung} = \frac{\hat{\beta}_k(u_i, v_i)}{\hat{\sigma} \sqrt{c_{kk}}} \quad (5)$$

Daerah penolakan : tolak H_0 jika $|t_{hitung}| > t$ tabel atau jika $p\text{-value} < \alpha$.

Pada analisis spasial, penaksiran parameter disuatu titik (u_i, v_i) akan lebih dipengaruhi oleh titik-titik yang dekat dengan lokasi (u_i, v_i) dari pada titik-titik yang lebih jauh. Oleh karena itu pemilihan pembobot spasial yang digunakan dalam menaksir parameter pada persamaan (3) menjadi sangat penting. Ada beberapa literatur yang bisa digunakan untuk menentukan besarnya pembobot untuk masing-masing lokasi yang berbeda pada model GWR, diantaranya :

- a. Fungsi Kernel Gaussian
- b. Fungsi Kernel Bisquare
- c. Fungsi Kernel Adaptif Gaussian
- d. Fungsi Kernel Adaptif Bisquare

Kriteria model terbaik dapat dengan melihat nilai R^2 nya, yang menjelaskan seberapa besar variable independen menjelaskan variable dependennya, nilai R^2 adalah 0 sampai dengan 1, jika nilai R^2 semakin besar atau mendekati nilai 1, maka dapat disimpulkan bahwa kemampuan dari variable bebas dalam menjelaskan variable tak bebas semakin kuat atau dengan kata lain bahwa model mampu menjelaskan variabilitas data dan sebaliknya, semakin kecil nilai R^2 atau mendekati nol, maka dapat dikatakan bahwa kemampuan variable bebas menjelaskan variable respon nya sangat terbatas. Selain menggunakan nilai R^2 , criteria lainnya adalah dengan menggunakan criteria pemilihan berdasarkan nilai *Akaike's Information Criteria* (AIC).

Sumber data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder yang diperoleh dari publikasi oleh Badan Pusat Statistik (BPS) dan data dari Kementerian Lingkungan Hidup dan Kehutanan (KLHK). Selain itu juga digunakan peta administrasi Indonesia yang meliputi 34 provinsi. Variabel yang digunakan dalam analisis ini terdiri atas satu variabel respon dan enam variabel prediktor.

Variabel respon (Y) adalah data deforestasi menurut provinsi tahun 2019 di Indonesia sedangkan sebagai variabel prediktor atau variabel bebas (X_i) adalah sebagai berikut :

- X_1 : Jumlah Kebakaran hutan tahun 2019 (Sumber dari KLHK)
- X_2 : Jumlah perusahaan perkebunan swasta tahun 2019 (sumber dari BPS)
- X_3 : Jumlah perusahaan kehutanan tahun 2019 (sumber dari BPS)
- X_4 : Jumlah rumah tangga yang melakukan pemungutan hasil hutan tahun 2018 (hasil Survey Pertanian Antar Sensus/SUTAS2018)
- X_5 : Penambahan lahan perkebunan Kelapa Sawit tahun 2019
- X_6 : PDRB per kapita tahun 2019

Selain itu, digunakan pula dua variabel geografis mengenai lokasi setiap provinsi di Indonesia yang digunakan dalam menentukan pembobot pada model *Geographically Weighted Regression* (GWR) yaitu:

u_i : garis lintang selatan atau *latitude* setiap provinsi

v_i : garis bujur timur atau *longitude* setiap provinsi

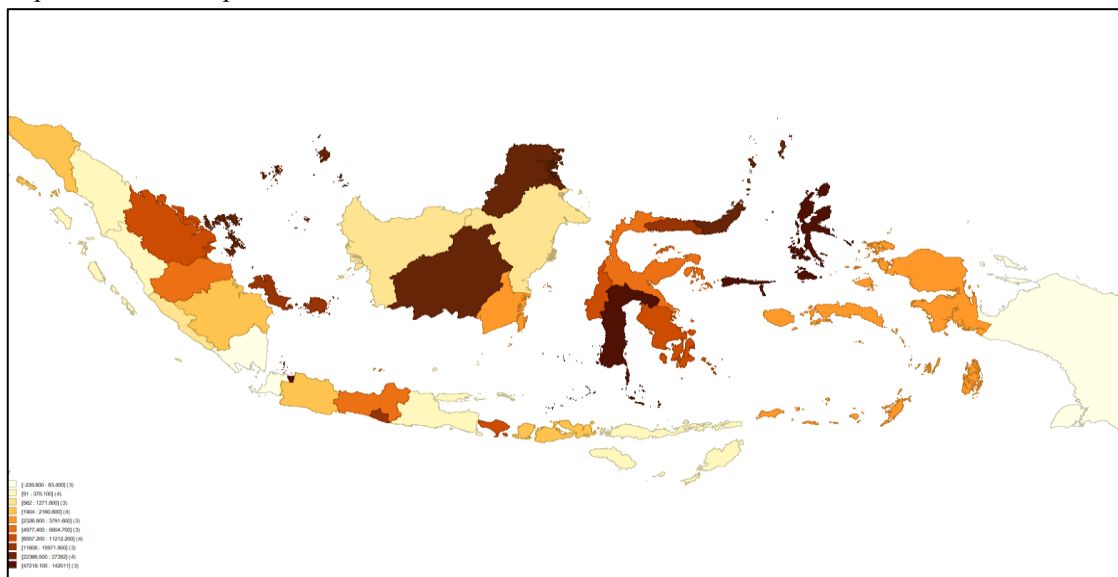
Langkah-langkah dalam melakukan analisis data sebagai berikut:

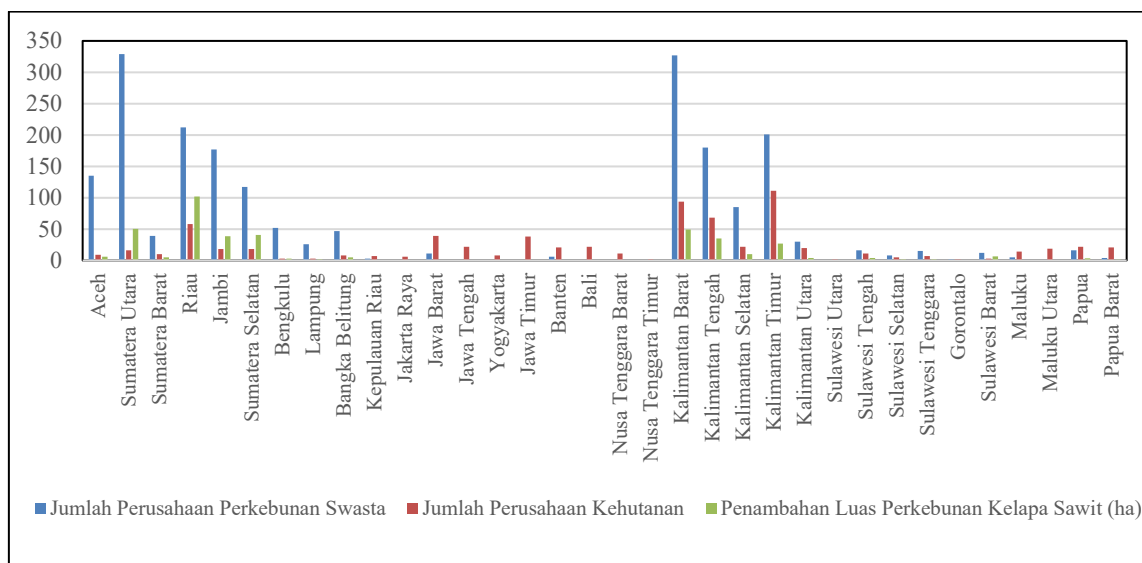
1. Mendiskripsikan pola persebaran deforestasi menurut provinsi.
2. Mengidentifikasi pola hubungan antara deforestasi dan faktor-faktor yang mempengaruhinya melalui koefisien korelasi Pearson dan *scatter plot*
3. Menyusun model regresi global dengan *Ordinary Least Square* (OLS) antara variabel respon dan variabel prediktor.
4. Menguji ketergantungan wilayah (*spatial dependency*) dan heterogenitas spasial (*spatial heterogeneity*).

5. Menyusun model dengan *Geographically Weighted Regression* (GWR) deforestasi dengan langkah-langkah sebagai berikut :
 - a. Menentukan u_i dan v_i berdasar garis lintang selatan dan bujur timur untuk setiap provinsi di Indonesia.
 - b. Menentukan tipe kernel berdasar kriteria AIC dan R^2 sehingga diperoleh nilai *bandwidth* optimum
 - c. Melakukan uji kesesuaian model *Geographically Weighted Regression* (GWR)
 - d. Estimasi parameter model *Geographically Weighted Regression* (GWR) berbasis point
 - e. Melakukan pengujian parameter model *Geographically Weighted Regression* (GWR).
 - f. Melakukan pengujian asumsi model *Geographically Weighted Regression* yang meliputi asumsi homogenitas varians residual, autokorelasi residual, dan residual berdistribusi normal.
6. Memilih model terbaik antara regresi global dan model GWR dengan menggunakan R^2 dan AIC.

3. RESULTS AND DISCUSSION

Dengan melihat peta persebaran deforestasi di Indonesia, maka terlihat bahwa deforestasi yang terjadi pada tahun 2019 mencapai 462.458,5 hektar, memiliki cakupan wilayah seluruh provinsi kecuali DKI Jakarta. Provinsi yang mengalami deforestasi terbesar terjadi di Provinsi Riau sebesar 142.011,10 diikuti Provinsi Sumatra selatan sebesar 60.655,10 hektar. Di Pulau Kalimantan deforestasi terbesar terdapat di Kalimantan Timur dan Utara sebesar 69.584,6 hektar. Di Pulau Sulawesi, yang mengalami deforestasi terbesar terdapat di Sulawesi tenggara seluas 6.557,2 hektar. Di Pulau Papua yang mengalami deforestasi terbesar terdapat di Provinsi Papua seluas 11.212,2 hektar.





Gambar 2: Jumlah Perusahaan Perkebunan Swasta, Perusahaan Kehutanan dan Penambahan luas perkebunan kelapa sawit, tahun 2019.

Jumlah perusahaan kehutanan terbanyak di Provinsi Kalimantan Timur sebanyak 111 perusahaan, diikuti Provinsi Kalimantan Barat sebanyak 94 perusahaan sedangkan yang paling sedikit jumlah perusahaan kehutanan terdapat di Sulawesi Utara dan Gorontalo sebanyak 2 perusahaan. Dilihat dari penambahan luas kelapa sawit, maka Provinsi Riau sebanyak 101,8 hektar diikuti provinsi Sumatra Utara seluas 50,3 hektar sedangkan delapan provinsi tidak mengalami penambahan luas perkebunan kelapa sawit.

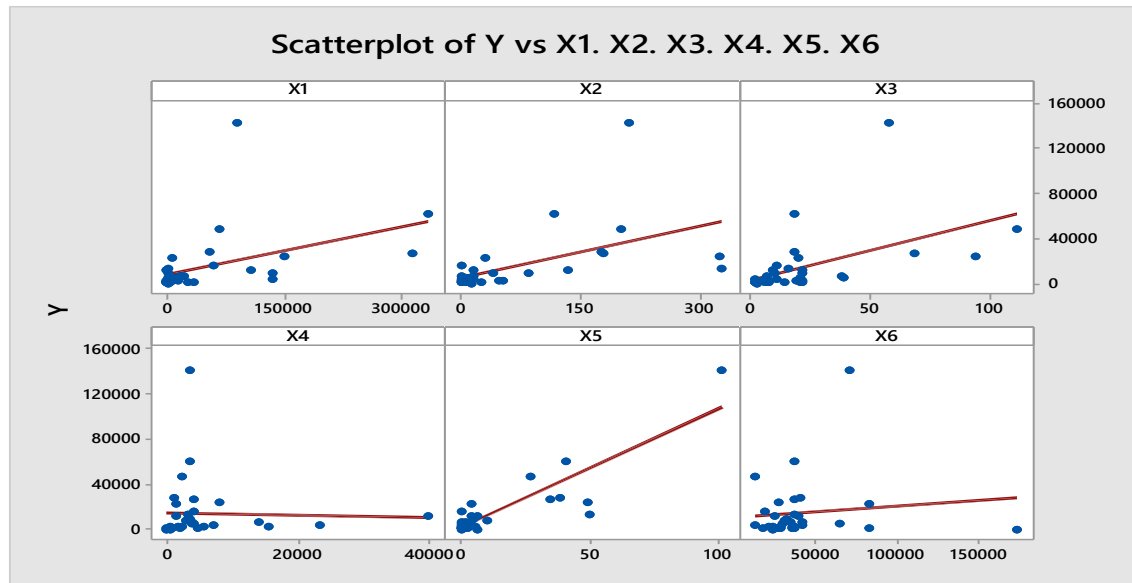
Dalam proses penyusunan model untuk melihat faktor-faktor yang mempengaruhi deforestasi, langkah awal yang harus dilakukan adalah mengidentifikasi pola hubungan antara variabel respon yaitu luas deforestasi dengan variabel prediktor yaitu faktor-faktor yang mempengaruhinya seperti (luas kebakaran lahan, jumlah perusahaan perkebunan swasta, jumlah perusahaan kehutanan, jumlah rumah tangga yang memungut hasil hutan, penambahan luas perkebunan kelapa sawit, produk regional bruto perkapita dengan analisis korelasi dan digram pencar (*scatterplot*). Berikut ini adalah nilai korelasi dan *scatterplot* dari variabel deforestasi dengan variabel lainnya :

Tabel 1 : Korelasi Pearson antara Deforestasi dengan Variabel Prediktor

Korelasi	X ₁	X ₂	X ₃	X ₄	X ₅	X ₆
Pearson	.439**	.539**	.504**	-0,028	.876**	0,110
Y						
Correlation						
Sig. (2-tailed)	0,009	0,001	0,002	0,877	0,000	0,534

**. Correlation is significant at the 0.05 level (2-tailed).

Berdasarkan hasil pengujian korelasi diatas, dengan $\alpha=5\%$, dan dibandingkan dengan *p-value* maka terdapat empat variabel yang signifikan mempunyai hubungan yang nyata terhadap variabel deforestasi. Empat variabel yang mempunyai hubungan tersebut adalah X₁, X₂ X₃, dan X₅. Korelasi tertinggi terjadi antara variabel Y (deforestasi) dengan X₄ (penambahan luas perkebunan kelapa sawit) yaitu sebesar 87,6 % sedangkan korelasi terendah terjadi antara variabel deforestasi dengan jumlah rumah tangga yang memungut hasil hutan sebesar - 2,8 %.



Gambar 3. Scatterplot Hubungan Deforestasi dengan Variabel Prediktor

Dari diagram pencar (*scatterplot*) diatas menggambarkan pola hubungan antara variabel deforestasi dengan variabel prediktor. Terlihat bahwa variabel deforestasi dan variabel X_1 , X_2 , X_3 , dan X_5 semua berkorelasi positif yang mengindikasikan bahwa ketika terjadi peningkatan pada variabel tersebut akan menyebabkan peningkatan pada variabel deforestasi (Y). Sedang variabel X_4 , dan X_6 terlihat datar sehingga perlu dilakukan analisis regresi untuk melihat pengaruhnya.

Sebelum menggunakan analisis regresi spasial perlu dilakukan pengujian ketergantungan wilayah (*spatial dependency*) dan heterogenitas spasial (*heterogeneity spatial*) untuk mengetahui metode analisis yang tepat. Uji ketergantungan wilayah menggunakan uji Moran's I sedang heterogenitas spasial menggunakan uji Breusch- Pagan yang hasilnya sebagai berikut;

Tabel 2: Uji kergantungan wilayah (*spatial dependence*) dan Uji Heterogenitas spasial

Uji Statistik	Df	Value	Sig.
Moran's I	1	-0.406	0.684
Breusch-Pagan	6	40.785	0.000

Berdasarkan uji Moran's I menunjukkan tidak ada ketergantungan wilayah pada kasus deforestasi karena tidak signifikan pada $\alpha=5\%$. Sedangkan berdasarkan uji Breusch-Pagan menunjukkan adanya heterogenitas spasial karena signifikan pada $\alpha=5\%$. Sehingga dapat disimpulkan analisis spasial yang tepat adalah analisis spasial titik untuk melihat karakteristik masing-masing wilayah. Salah satu analisis spasial titik adalah analisis regresi *Geographically weighted regression* (GWR).

Sebelum menggunakan GWR perlu dilihat model regresi secara global yang digunakan dengan tujuan untuk mengetahui variabel prediktor mana saja yang berpengaruh secara nyata atau signifikan terhadap deforestasi di Indonesia tanpa melibatkan faktor lokasi pengamatan. Model Regresi *global* yang terbentuk dengan menggunakan *software* GWR4 adalah sebagai berikut:

$$Y = 128160 + 12641 X_1 - 222242 X_2 + 59505 X_3 - 7363 X_4 + 354351 X_5 + 9441 X_6$$

Berdasarkan output di GWR4, maka pengujian parameter secara parsial diperoleh hasil bahwa estimasi parameter yang secara parsial berpengaruh dalam model dengan $\alpha=5\%$ adalah X_2 , X_3 dan X_5 seperti pada tabel berikut ini.

Tabel 3. Estimasi dan Uji Parsial Masing-Masing Parameter

Variable	Estimate	Standard Error	t(Est/SE)	t tabel (0,05;27)	Keterangan
Intercept	128160,019	19226,564	6,666	2.052	Signifikan

X ₁	12641,641	23147,088	0,546	2.052	Tidak Signifikan
X ₂	-222242,492	38685,202	-5,745	2.052	Signifikan
X ₃	59505,146	25421,326	2,341	2.052	Signifikan
X ₄	-7363,564	20350,468	-0,362	2.052	Tidak Signifikan
X ₅	354351,793	38892,451	9,111	2.052	Signifikan
X ₆	9441,473	21407,092	0,441	2.052	Tidak Signifikan

Sebelum menggunakan GWR terlebih dahulu dilakukan pemilihan bandwidth. Untuk mendapatkan *bandwidth* yang optimum salah satu cara yang dapat dilakukan adalah memilih tipe kernel yang akan digunakan dengan kriteria AIC terkecil dan menghasilkan R² terbesar. dari beberapa tipe kernel yang digunakan pada model *Geographically Weighted Regression* (GWR). tipe kernel *Fix Gaussian* menghasilkan AIC minimum. Oleh karena itu, *bandwidth* yang digunakan adalah *bandwidth* yang diperoleh dari kernel *Fix Gaussian*. Pemilihan nilai *bandwidth* optimum untuk masing-masing provinsi yang diperoleh dari kernel *Fix Gaussian* menggunakan *golden section search* adalah sama yaitu 356014,592 dan *cross validation* (CV) sebesar 45841998564,471. Nilai *bandwidth* digunakan untuk membentuk matriks pembobot setiap lokasi ke-i. Provinsi terdiri dari 34 provinsi sehingga ada 34 pembobot yang dihitung berdasarkan pusat yang berbeda. Setelah dihitung matriks pembobot maka didapatkan taksiran parameter di setiap lokasi ke-i.

Tabel 4. Estimasi Parameter Variabel masing-masing Provinsi

Provinsi	Intersep	X1	X2	X3	X4	X5	X6
Aceh	152463	308466	16928	683119	-15860,3	-149827	122570
Sumatera Utara	154634	324739	18380	549725	-15860,3	-144624	983516
Sumatera Barat	112621	267469	29949	989147	-15860,3	-322951	896730
Riau	112722	981407	29881	645681	-15860,3	-322734	524524
Jambi	110915	385045	31836	649184	-15860,3	-332389	73459
Sumatera Selatan	112329	500338	30048	136620	-15860,3	-322768	552484
Bengkulu	112169	583661	30166	35773	-15860,3	-323183	402002
Lampung	112021	502187	30209	774673	-15860,3	-323010	990819
Bangka Belitung	112465	393320	29958	634014	-15860,3	-322484	284219
Kepulauan Riau	113953	351723	29197	590887	-15860,3	-321128	629034
Jakarta Raya	111956	267741	30224	282384	-15860,3	-322899	39236
Jawa Barat	110236	569449	32182	267008	-15860,3	-332862	820928
Jawa Tengah	111928	140746	30194	251519	-15860,3	-322539	735664
Yogyakarta	111822	286616	30254	828448	-15860,3	-322649	936545
Jawa Timur	111933	897744	30162	317976	-15860,3	-322280	764932
Banten	111945	290217	30238	846216	-15860,3	-322984	793429
Bali	111816	462018	30195	621721	-15860,3	-322114	832577
Nusa Tenggara Barat	111846	538277	30168	417233	-15860,3	-321992	338216
Nusa Tenggara Timur	113103	514117	29382	249614	-15860,3	-319886	296768
Kalimantan Barat	112813	862817	29730	55754	-15860,3	-321793	14065
Kalimantan Tengah	112619	953355	29774	344479	-15860,3	-321482	993015
Kalimantan Selatan	112478	792875	29838	118540	-15860,3	-321525	198868
Kalimantan Timur	112914	334117	29571	842271	-15860,3	-320818	77678
Kalimantan Utara	116988	693885	27461	630761	-15860,3	-316098	697186
Sulawesi Utara	115163	596849	28279	693881	-15860,3	-317431	370056
Sulawesi Tengah	112915	999528	29534	765746	-15860,3	-320508	332496
Sulawesi Selatan	112353	826551	29846	638438	-15860,3	-321131	769114
Sulawesi Tenggara	112566	974961	29688	66772	-15860,3	-320562	561409
Gorontalo	113862	954953	28984	313975	-15860,3	-319126	4098
Sulawesi Barat	112978	931814	29514	343078	-15860,3	-320560	350992
Maluku	112741	637053	29515	994279	-15860,3	-319721	512623
Maluku Utara	112742	624409	29515	985277	-15860,3	-319720	383624
Papua	110845	888771	31836	317387	-15860,3	-332171	403127
Papua Barat	113336	424729	29110	263822	-15860,3	-318404	74603

Berdasarkan tabel diatas, variabel yang berpengaruh secara signifikan terhadap variabel Y berbeda-beda untuk masing-masing provinsi. Berikut diberikan contoh untuk Provinsi Sulawesi Utara, Model yang terbentuk adalah :

$$Y_{sulut} = 115163 + 596849 X_1 + 28279 X_2 + 693881 X_3 - 15860 X_4 + 317431 X_5 + 370056 X_6$$

Statistik uji parameter model *Geographically Weighted Regression* (GWR) dihitung untuk masing-masing parameter di setiap Provinsi. Hasil t_{hitung} yang diperoleh dibandingkan dengan t_{tabel} . Apabila nilai $|t_{hitung}| > t_{tabel}$. maka parameter ke-k signifikan pada lokasi ke-i.

Untuk menguji parameter secara simultan menggunakan GWR Anova sebagai berikut;

Tabel 5. GWR Anova

Sumber	SS	Df	MS	F
Global Residuals	3,37773E+11	27		
GWR Improvement	2,21132E+11	12,739	17358677666	
GWR Residuals	1,16641E+11	14,261	8179029292	2,12234

Hasil pengujian parameter serentak diperoleh nilai $F = 2,12234$ dibandingkan F tabel (2,10) pada $\alpha=5\%$. Hal ini mengandung makna bahwa dengan tingkat signifikansi $\alpha=5\%$ dapat disimpulkan tolak H_0 , yang artinya bahwa secara simultan atau secara serentak, parameter regresi GWR signifikan berpengaruh terhadap model.

Tabel 6. Uji Koefisien variabel lokal GWR

Vaiabel	F	DOF For F test	DIFF of Criterion	Keterangan
Intercept	0,302	0,767	16,033	1,046 Tidak Signifikan
X_1	1,337	0,220	16,033	-0,178 Signifikan
X_2	22,078	0,510	16,033	-17,062 Signifikan
X_3	9,601	0,518	16,033	-8,155 Signifikan
X_4	0,177	1,064	16,033	1,733 Tidak Signifikan
X_5	3,954	0,285	16,033	-1,738 Signifikan
X_6	0,480	1,220	16,033	1,220 Tidak Signifikan

Berdasarkan tabel diatas , variabel X_1 , X_2 , X_3 , dan X_5 secara lokal berpaengaruh signifikan terhadap deforestasi masing-masing provinsi.

Tabel 7. Ukuran kebaikan model

Ukuran Kebaikan Model	Regresi Global	GWR
AIC klasik	895,143	880,925
R^2	0,855	0,95

Berdasarkan tabel diatas diperoleh nilai koefisien determinasi R^2 GWR lebih besar dibanding regresi global yang menunjukkan model GWR lebih baik. Hal ini diperkuat dengan nilai AIC klasik yang lebih kecil dibandingkan dengan regresi global. Nilai R^2 sebesar 95,0 % yang artinya bahwa model regresi secara kuat mampu menjelaskan keragaman variabel deforestasi sebesar 95% sedangkan sisanya sebesar 5% dijelaskan oleh variabel lain di luar model. Pada model *Geographically Weighted Regression* (GWR) dilakukan pula pengujian asumsi sebagaimana di OLS yaitu asumsi bahwa residual dari model GWR identik, independen, dan berdistribusi normal.

4. KESIMPULAN

Dengan menggunakan variabel jumlah kebakaran hutan, jumlah perusahaan perkebunan swasta, jumlah perusahaan kehutanan swasta, rumah tangga yang memungut hasil hutan, penambahan luas perkebunan kelapa sawit, dan Produk Domestik Regional Bruto (PDRB) perkapita sebagai variabel prediktor yang mempengaruhi deforestasi. Hasilnya dapat disimpulkan bahwa faktor faktor yang signifikan pada $\alpha=5\%$, mempengaruhi deforestasi Indonesia adalah jumlah kebakaran hutan, jumlah perusahaan perkebunan swasta, jumlah perusahaan kehutanan swasta, dan penambahan luas perkebunan kelapa sawit. Penggunaan analisis *Geographically weighted regression* (GWR) lebih baik daripada global regressi dengan melihat nilai R^2 dan AIC.

REFERENCES

- Ahmad, Afandi. (2016). *Model Spasial Deforestasi Periode 2000-2013 Di KPHP Poigar Provinsi Sulawesi Utara*. Bogor: Sekolah Pasca Sarjana Institut Pertanian Bogor.
- BPS. (2018). *Hasil Survey Pertanian Antar Sensus (SUTAS) 2018*. Jakarta: BPS.
- _____. (2019). *Direktori Perusahaan Perkebunan Kelapa Sawit*. Jakarta: BPS.
- _____. (2020). *Direktori Perusahaan Perusahaan Kehutanan*. Jakarta: BPS.
- Brunsdon, C. Fotheringham, A.S. Charlton, M. (1998), *Geographically Weighted Regression: a Method for Exploring Spatial Nonstationarity*, *Geographically Analysis* 28, 281-298.
- Eckert S, Hüsler F, Liniger H, Hodel E. 2015. *Trend analysis of MODIS NDVI time series for detecting land degradation and regeneration in Mongolia*. *Journal of Arid Environments*. 113:16–28.
- Fotheringham, A.S. Brunsdon, C. dan Charlton, M. (2002), *Geographically Weighted Regression*. John Wiley and Sons, Chichester, UK.
- [FAO] Food and Agriculture Organization. 2010. *Global Forest Resources Assessment 2010*. Rome: FAO.
- Geist HJ, Lambin EF. 2002. *Proximate causes and underlying driving forces of tropical deforestation*. *BioScience*. 52(2):143–150.
- Hultera. (2019). *Model Spasial Potensi Deforestasi 2020 & 2024 Dan Pendekatan Pencegahannya Kabupaten Kutai Barat*. Bogor: Sekolah Pasca Sarjana Institut Pertanian Bogor.
- Kumar R, Nandy S, Agarwal R, Kushwaha SPS. 2014. *Forest cover dynamics analysis and prediction modeling using logistic regression model*. *Ecological Indicators*. 45:444–455.
- Leung, Y. Mei, C.L. dan Zhang, W.X. (2000), “*Statisticak Tests for Spatial Non-Stationarity Based on the Geographically Weighted Regression Model*” *Environment and Planning A* 32 9-32.
- Nawir AA, Muniarti dan Lukas Rumboko. 2008. *Rehabilitasi Hutan di Indonesia*. CIFOR. Bogor.
- Panta M, Kim K, Joshi C. 2008. *Temporal mapping of deforestation and forest degradation in Nepal: Applications to forest conservation*. *Forest Ecology and Management*. 256(9):1587-1595.
- Romijn E, Ainembabazi JH, Wijaya A, Herold M, Angelsen A, Verchot L, Murdiyarso D. 2013. *Exploring different forest definitions and their impact on developing REDD+ reference emission levels: A case study for Indonesia*. *Environmental Science & Policy*. 33:246–259.
- Rahayu, SriNunik.(2017)*Geographically Weighted Panel Regression Untuk Pemodelan Persentase Penduduk Miskin Di Provinsi Jawa Tengah* (Tidak Diterbitkan). Surabaya: Jurusan Statistika FMIPA Institut Teknologi Sepuluh November.
- Setiawan, Hariaji. (2015). *Model Spasial Deforestasi Di Kabupaten Konawe Utara dan Konawe Provinsi Sulawesi Tenggara*. Bogor: Sekolah Pasca Sarjana Institut Pertanian Bogor.
- sipongi.menlhk.go.id. *Rekapitulasi Luas Kebakaran Hutan dan Lahan (Ha) Per Provinsi Di Indonesia Tahun 2016-2021* Di akses pada 2 Mei 2021, dari http://sipongi.menlhk.go.id/hotspot/luas_kebakaran.
- Sunderlin WD, Resosudarmo IAP. 1997. *Laju dan Penyebab Deforestasi di Indonesia: Penelaahan Kerancuan dan Penyelesaiannya*. Bogor (ID): CIFOR.
- Utami, Tiani W., Rohman, Abdul., Prahutama, Alan. (2016). *Pemodelan Regresi Berganda Dan Geographically Weighted Regression Pada Tingkat Pengangguran Terbuka Di Jawa Tengah*. *Jurnal Media Statistika* 9(2) 2016: 133-147

www.bps.go.id. *Angka Deforestasi (Netto) Indonesia di Dalam dan di Luar Kawasan Hutan Tahun 2013-2019* (Ha/Th) diakses tanggal 2 Mei 2021 dari <https://www.bps.go.id/statictable/2019/11/25/2081/angka-deforestasi-netto-indonesia-di-dalam-dan-di-luar-kawasan-hutan-tahun-2013-2019-ha-th-.html>