



*Corresponding author: Wahidah Sanusi, Department of Mathematics, Universitas Negeri Makassar, Makassar, 90223, Indonesia

E-mail: wahidah.sanusi@unm.ac.id

RESEARCH ARTICLE

Pemodelan Angka Buta Huruf di Provinsi Sulawesi Selatan Menggunakan Geographically Weighted Regression

Wahidah Sanusi*, Irwan, Amaliah Nurul Arkas, & Rusli

Department of Mathematics, Universitas Negeri Makassar, Makassar, 90223, Indonesia

Abstract: Perbedaan karakteristik pada setiap kabupaten/kota di Provinsi Sulawesi Selatan menyebabkan terjadinya heterogenitas spasial sehingga metode regresi linear global menjadi kurang tepat digunakan pada data spasial dan metode Geographically Weighted Regression (GWR) lebih cocok digunakan. Tujuan penelitian ini adalah untuk mengetahui karakteristik Angka Buta Huruf (ABH) di 24 kabupaten/kota di Provinsi Sulawesi Selatan dan variabel-variabel yang mempengaruhinya dengan menggunakan GWR. Variabel prediktor yang digunakan adalah persentase penduduk miskin (PPM), angka partisipasi sekolah (APS), rata-rata lama sekolah (RLS), jumlah tenaga pendidik (JTP), dan persentase penduduk yang memiliki telepon seluler (PMTS). Teknik pengumpulan Data menggunakan metode dokumentasi. Data dianalisis menggunakan statistik deskriptif dan inferensial menggunakan metode Weighted Least Square (WLS). Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa model GWR (koefisien determinasi 86,1%) lebih baik dalam menjelaskan angka buta huruf dibandingkan dengan model regresi linear berganda (koefisien determinasi 69,2%). Koefisien regresi dan variabel yang mempengaruhi angka buta huruf berbeda pada setiap lokasi, estimasi parameter berlaku secara lokal. Lokasi yang saling berdekatan cenderung memiliki pengaruh variabel prediktor yang sama, kecuali pada kota Palopo, Tana Toraja, dan Toraja Utara tidak memiliki pengaruh variabel prediktor yang signifikan.

Keywords: GWR, regresi linear berganda, angka buta huruf.

1. Pendahuluan

Regresi merupakan metode statistika yang paling umum digunakan untuk menganalisis hubungan antara satu atau lebih variabel prediktor (X) pada satu variabel respon (Y). Namun, masalah utama pada metode regresi klasik (global) adalah jika diterapkan pada data spasial. Metode regresi klasik memiliki keterbatasan dalam menduga parameter, tidak mampu mempertimbangkan aspek lokal yang berbeda-beda antar wilayah. Hal ini sejalan dengan Caraka dan Yasin (2017), Putra, dkk., (2019), Yacim dan Boshoff (2019). Ketika menggunakan *Ordinary Least Square* (OLS), metode regresi klasik menghasilkan nilai penduga parameter yang bersifat global, artinya berlaku sama untuk setiap wilayah pengamatan. Sementara, pada kenyataannya, semua kondisi wilayah yang diamati tidak sama, karena adanya faktor geografis, sosial budaya, atau faktor lain yang melatarbelakanginya (terjadi heterogenitas spasial). Heterogenitas spasial merupakan keadaan dimana suatu variabel prediktor yang sama memberikan respon yang tidak sama pada lokasi yang berbeda dalam



satu wilayah penelitian. Jika heterogenitas spasial terjadi, maka regresi linear menjadi kurang mampu dalam menjelaskan fenomena data yang sebenarnya.

Diantara metode statistik yang dapat digunakan untuk mengatasi masalah heterogenitas spasial adalah menggunakan *Geographically Weighted Regression* (GWR) (Fotheringham, dkk., 2002; Lu, dkk., 2014; Wulandari, dkk., 2017) atau dalam bahasa Indonesia disebut dengan Regresi Terboboti Geografis (RTG) (Djuraidah, 2020). GWR merupakan pengembangan dari regresi global menjadi model regresi yang terboboti dengan memerhatikan faktor letak geografis atau koordinat spasial (Saputra dan Radam, 2022). Hasil penelitian Yuhan dan Sitorus (2017), Zhou, dkk., (2019), Putra, dkk., (2022) menunjukkan bahwa model GWR lebih baik daripada model regresi biasa

Angka Buta Huruf (ABH) menurut Badan Pusat Statistik (BPS) Provinsi Sulawesi Selatan (2021) adalah proporsi penduduk usia 15 tahun ke atas yang tidak dapat membaca dan atau menulis huruf latin, huruf arab/hijaiyah, atau huruf lainnya terhadap penduduk usia 15 tahun ke atas. Faktor-faktor yang dapat mempengaruhi angka buta huruf diantaranya adalah (1) persentase daerah berstatus kota, (2) persentase penduduk miskin, (3) angka partisipasi murni SD, (4) persentase fasilitas pendidikan SD, (5) angka partisipasi murni SMP, (6) persentase fasilitas pendidikan SMP, (7) persentase tenaga pendidik SD, dan (8) persentase tenaga pendidik SMP (Maharani & Winahju, 2016), Sementara menurut Andiyono, dkk., (2012), (1) persentase rumah tangga yang memiliki telepon rumah, (2) persentase rumah tangga yang memiliki telepon seluler, (3) persentase rumah tangga yang memiliki komputer, dan (4) persentase rumah tangga yang mengakses internet di sekolah dalam sebulan terakhir.

Buta huruf merupakan indikator tolok ukur kualitas sumber daya manusia suatu bangsa. Kemampuan dasar membaca dan menulis ini dibutuhkan setiap orang untuk dapat meningkatkan wawasan pengetahuan dan derajat pendidikannya, memiliki status sosial ekonomi, kesehatan, dan pekerjaan yang lebih baik, serta menguasai teknologi dan berbagai keterampilan hidup. Program menuntaskan buta huruf merupakan program penting yang perlu terus diperbaiki dan dimaksimalkan oleh pemerintah sehingga dibutuhkan analisis yang tepat tentang faktor-faktor yang diduga berpengaruh kuat terhadap angka buta huruf. Oleh karena itu, penelitian ini membahas mengenai deskripsi angka buta huruf di Provinsi Sulawesi Selatan tahun 2021 dan faktor-faktor yang mempengaruhinya serta estimasi parameter model GWR.

2. Metode Penelitian

2.1. Model *Geographically Weighted Regression* (GWR)

Menurut Fotheringham, dkk., (2002), *Geographically Weighted Regression* (GWR) merupakan model yang dihasilkan dari pengembangan model regresi, dimana setiap parameter bergantung pada setiap lokasi, sehingga setiap titik lokasi geografis mempunyai nilai parameter regresi yang berbeda-beda. Artinya, dalam model GWR, variabel respon y ditaksir dengan variabel prediktor yang masing-masing koefisien regresinya tergantung pada lokasi di mana data tersebut diamati. Model GWR (Zhou, dkk., 2019) dapat dirumuskan dengan persamaan:

$$y_i = \beta_0(u_i, v_i) + \sum_{k=1}^p \beta_k(u_i, v_i)x_{ik} + \varepsilon_i, \quad i = 1, 2, 3, \dots, n. \quad (1)$$

dengan:

- y_i = nilai observasi variabel respon ke- i ,
- x_{ik} = nilai observasi variabel prediktor ke- k pada lokasi pengamatan ke- i ,
- $\beta_0(u_i, v_i)$ = konstanta/intercept pada pengamatan ke- i ,
- (u_i, v_i) = menyatakan titik 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 ,



- ε_i = error pengamatan ke- i yang diasumsikan identic, prediktor, dan berdistribusi normal dengan mean nol dan varian konstan σ^2 ,
 i = unit observasi,
 n = jumlah observasi,
 k = unit variabel prediktor,
 p = jumlah variabel prediktor.

Bentuk penaksir parameter dari model GWR untuk tiap lokasi adalah sebagai berikut.

$$\hat{\beta}(u_i, v_i) = (X^T W(u_i, v_i) X)^{-1} X^T W(u_i, v_i) Y \quad (2)$$

Jika terdapat n lokasi, maka estimasinya merupakan estimasi dari setiap baris matriks lokal parameter dari seluruh lokasi amatan.

$$\beta = \begin{bmatrix} \beta_0(u_1, v_1) & \beta_1(u_1, v_1) & \beta_2(u_1, v_1) & \dots & \beta_p(u_1, v_1) \\ \beta_0(u_2, v_2) & \beta_1(u_2, v_2) & \beta_2(u_2, v_2) & \dots & \beta_p(u_2, v_2) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \beta_0(u_n, v_n) & \beta_1(u_n, v_n) & \beta_2(u_n, v_n) & \dots & \beta_p(u_n, v_n) \end{bmatrix} \quad (3)$$

2.2. Sumber Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data angka buta huruf dan faktor-faktor yang mempengaruhi angka buta huruf yang memuat informasi cakupan wilayah distribusi dari masing-masing 24 kabupaten/kota di Provinsi Sulawesi Selatan. Data tersebut diperoleh dari publikasi Badan Pusat Statistik Provinsi Sulawesi Selatan.

2.3. Variabel Penelitian

Penelitian ini bermaksud melihat pemodelan angka buta huruf (ABH) di Provinsi Sulawesi Selatan menggunakan GWR terhadap variabel prediktor persentase jumlah penduduk miskin (PPM), persentase angka partisipasi sekolah SD (APS), rata-rata lama sekolah (RLS), jumlah tenaga pendidik SD (JTP), dan persentase penduduk yang memiliki telepon seluler (PMTS). Selain variabel tersebut, peneliti juga menggunakan faktor geografis atau lokasi setiap kabupaten/kota di Provinsi Sulawesi Selatan untuk menentukan pembobot geografis pada model GWR, yakni u_i (koordinat garis lintang atau latitude kabupaten/kota ke- i) dan v_i (koordinat garis bujur atau longitude kabupaten/kota ke- i).

2.4. Prosedur Penelitian

Langkah pertama yang dilakukan yaitu mendeskripsikan karakteristik angka buta huruf dari masing-masing 24 kabupaten/kota di Provinsi Sulawesi Selatan tahun 2021 serta karakteristik variabel-variabel prediktor yang dipandang dalam penelitian ini dengan melakukan eksplorasi data secara visual/menggunakan peta tematik dan penyajian data dengan tabel. Selanjutnya, melakukan standarisasi data untuk menyamakan satuan disebabkan penelitian ini memiliki satuan yang berbeda sehingga dilakukan *z-score* sebelum dianalisis. Kemudian, menganalisis model regresi linear dengan menguji parameter secara simultan dan parsial serta melakukan taksiran parameter model. Selanjutnya, melakukan pengujian normalitas, multikolinearitas, dan heteroskedastisitas, serta uji *Breusch-Pagan* (BP) untuk mendeteksi adanya heterogenitas spasial. Setelah itu, menentukan bentuk estimasi parameter GWR. Langkah terakhir, memilih model terbaik antara regresi linear dan GWR ditinjau dari kriteria *Akaike Information Criterion* (AIC) (Harahap, 2022) terkecil dan nilai R^2 (koefisien determinasi) yang terbesar.

3. Hasil Penelitian

3.1. Analisis Deskriptif

Pada Tabel 1, ABH terendah berada pada Kota Makassar (1,77%) sedangkan angka tertinggi berada pada Kabupaten Jeneponto (19,44%). Sebaliknya angka RLS terendah berada pada

Kabupaten Jeneponto (6,6 tahun) sedangkan yang tertinggi berada pada Kota Makassar (11,4 tahun).

Tabel 1. Statistika Deskriptif

	ABH (persen)	PPM (persen)	APS (persen)	RLS (tahun)	JTP (jiwa)	PMTS (persen)
Minimum	1,77	4,82	98,56	6,60	1.046	58,70
Rerata	8,12	9,47	99,29	8,27	2.642	67,68
Maksimum	19,44	14,28	99,97	11,43	7.171	81,05

3.2. Pengujian Parameter Secara Simultan (Uji-F)

Tabel 2. Uji-F Simultan

Model	Nilai	Tingkat Signifikansi	Keputusan
F_{hitung}	11,317	2,772	Tolak H_0
$p-value$	$4,743 \times 10^{-5}$	0,05	Tolak H_0

Berdasarkan Tabel 2, diambil keputusan menolak H_0 , yang artinya terdapat pengaruh variabel prediktor secara simultan terhadap variabel respon.

3.3. Pengujian Parameter Secara Parsial (Uji-T)

Tabel 3. Uji-T Parsial

Model	Estimasi	Std. Error	t_{hitung}	$p-value$	Kesimpulan
PPM (X_1)	-0,166	0,143	1,154	0,264	Tidak Signifikan
APS (X_2)	0,182	0,120	1,509	0,149	Tidak Signifikan
RLS (X_3)	-0,431	0,203	2,124	0,048	Signifikan
JTP (X_4)	0,089	0,119	0,747	0,465	Tidak Signifikan
PMTS (X_5)	-0,595	0,226	2,626	0,017	Signifikan

Variabel prediktor yang berpengaruh signifikan secara parsial terhadap angka buta huruf adalah X_3 dan X_5 sedangkan yang tidak memiliki pengaruh signifikan adalah X_1 , X_2 , dan X_4 . Model regresi dari ABH disajikan pada persamaan berikut.

$$Y = -1,566 \times 10^{-10} - 0,166 X_1 + 0,182 X_2 - 0,431 X_3 + 0,089 X_4 - 0,595 X_5 \quad (1)$$

3.4. Uji Asumsi

a. Uji Multikolinearitas

Berdasarkan Tabel 4, seluruh variabel prediktor memiliki nilai VIF yang lebih kecil dari 10, sehingga diambil keputusan menerima H_0 , yang artinya tidak terjadi gejala multikolinearitas.

b. Uji Normalitas

Uji normalitas digunakan untuk melihat apakah residual berdistribusi normal atau tidak, yakni dengan menggunakan Uji *Shapiro-Wilk*. Hasil Uji *Shapiro-Wilk* menunjukkan bahwa

$W_{hitung} = 0,968 > W_{tabel(0,05,24)} = 0,916$ dan $p\text{-value} = 0,618 > \alpha = 0,05$ sehingga diambil keputusan menerima H_0 , yang artinya residual berdistribusi normal.

Tabel 4. Nilai VIF Variabel Prediktor

Variabel	VIF	Keputusan
PPM (X_1)	1,542	Terima H_0
APS (X_2)	1,086	Terima H_0
RLS (X_3)	3,078	Terima H_0
JTP (X_4)	1,059	Terima H_0
PMTS (X_5)	3,834	Terima H_0

c. Uji Heteroskedastisitas

Heteroskedastisitas yaitu keadaan dimana variansi residual yang dihasilkan untuk semua pengamatan adalah tidak konstan. Melalui Uji *Glejser* dengan bantuan *software R-Studio* diperoleh hasil $p\text{-value} = 0,002 < \alpha = 0,05$, yang bermakna bahwa terjadi gejala heteroskedastisitas dalam model regresi yang mengakibatkan model regresi linear berganda kurang tepat untuk memodelkan data ABH sehingga analisis dapat dilanjutkan ke metode GWR dengan terlebih dahulu melakukan pengujian aspek spasial untuk melihat ada tidaknya heterogenitas spasial.

3.5. Uji Aspek Spasial

Pengujian aspek spasial menggunakan Uji *Breusch-Pagan* menunjukkan bahwa $BP = 13,823 > X^2 = 5,348$ dan $p\text{-value} = 0,016 < \alpha = 0,05$ sehingga diambil keputusan menolak H_0 , yang artinya terdapat heterogenitas spasial sehingga data lebih cocok dianalisis dengan menggunakan pendekatan titik lokasi, yaitu menggunakan metode GWR.

3.6. Pemodelan Angka Buta Huruf dengan GWR

a. Jarak euclidean, bandwith, dan pembobot

Perhitungan jarak *Euclidean* dilakukan dengan menggunakan nilai latitude dan longitude setiap kabupaten/kota di Provinsi Sulawesi Selatan. Pemilihan nilai *Bandwith* yang optimum dilakukan dengan melihat nilai *Cross Validation* (CV) yang minimum. Nilai *bandwith* optimum yang diperoleh sebesar 0,964 dengan *CV-score* minimumnya adalah 6,059. Selanjutnya, nilai jarak *Euclidean* dan *bandwith* tersebut disubstitusikan ke dalam rumus fungsi *Kernel Fixed Gaussian* sehingga akan terbentuk matriks 24x24 karena matriks pembobot ini memiliki nilai yang berbeda-beda untuk setiap lokasi pengamatan.

b. Pengujian kesesuaian model GWR

Pengujian kesesuaian model GWR bertujuan untuk mengetahui apakah terdapat perbedaan yang signifikan antara model regresi linear berganda dengan model GWR. Hasil uji kesesuaian model GWR menunjukkan bahwa nilai $F_{hit} = 3,732 > F_{(0,05;18;11,726)} = 2,595$ dan $p\text{-value} = 0,013 < \alpha = 0,05$ sehingga diambil keputusan menolak H_0 , yang artinya terdapat perbedaan yang signifikan antara model regresi linear berganda (global) dengan model GWR.

Tabel 5. Model GWR ABH Setiap Kabupaten/Kota Provinsi Sulawesi Selatan

Kabupaten/ Kota	Model
Kep. Selayar	$Y = -0,088 - 0,161X_1 + 0,455X_2 - 1,052X_3 + 0,394X_4 - 0,492X_5$
Bulukumba	$Y = 0,064 - 0,070X_1 + 0,380X_2 - 0,495X_3 + 0,187X_4 - 0,730X_5$
Bantaeng	$Y = 0,057 - 0,067X_1 + 0,392X_2 - 0,509X_3 + 0,197X_4 - 0,727X_5$
Jeneponto	$Y = 0,055 - 0,058X_1 + 0,399X_2 - 0,491X_3 + 0,199X_4 - 0,741X_5$
Takalar	$Y = 0,063 - 0,057X_1 + 0,392X_2 - 0,446X_3 + 0,184X_4 - 0,761X_5$
Gowa	$Y = 0,074 - 0,057X_1 + 0,371X_2 - 0,429X_3 + 0,169X_4 - 0,761X_5$
Sinjai	$Y = 0,080 - 0,066X_1 + 0,354X_2 - 0,427X_3 + 0,159X_4 - 0,756X_5$
Maros	$Y = 0,082 - 0,067X_1 + 0,325X_2 - 0,353X_3 + 0,130X_4 - 0,773X_5$
Pangkep	$Y = 0,079 - 0,079X_1 + 0,300X_2 - 0,334X_3 + 0,116X_4 - 0,768X_5$
Barru	$Y = 0,053 - 0,120X_1 + 0,218X_2 - 0,303X_3 + 0,083X_4 - 0,735X_5$
Bone	$Y = 0,075 - 0,103X_1 + 0,269X_2 - 0,340X_3 + 0,106X_4 - 0,756X_5$
Soppeng	$Y = 0,044 - 0,134X_1 + 0,197X_2 - 0,302X_3 + 0,076X_4 - 0,726X_5$
Wajo	$Y = -0,017 - 0,191X_1 + 0,081X_2 - 0,277X_3 + 0,040X_4 - 0,668X_5$
Sidrap	$Y = -0,043 - 0,206X_1 + 0,031X_2 - 0,268X_3 + 0,026X_4 - 0,635X_5$
Pinrang	$Y = -0,049 - 0,202X_1 + 0,012X_2 - 0,261X_3 + 0,020X_4 - 0,617X_5$
Enrekang	$Y = -0,091 - 0,225X_1 - 0,063X_2 - 0,262X_3 - 0,002X_4 - 0,566X_5$
Luwu	$Y = -0,153 - 0,244X_1 - 0,140X_2 - 0,285X_3 - 0,030X_4 - 0,504X_5$
Tana Toraja	$Y = -0,157 - 0,230X_1 - 0,186X_2 - 0,295X_3 - 0,053X_4 - 0,458X_5$
Luwu Utara	$Y = -0,249 - 0,216X_1 - 0,277X_2 - 0,381X_3 - 0,159X_4 - 0,374X_5$
Luwu Timur	$Y = -0,350 - 0,179X_1 - 0,289X_2 - 0,433X_3 - 0,179X_4 - 0,295X_5$
Toraja Utara	$Y = -0,186 - 0,226X_1 - 0,228X_2 - 0,324X_3 - 0,088X_4 - 0,420X_5$
Makassar	$Y = 0,079 - 0,055X_1 + 0,354X_2 - 0,376X_3 + 0,148X_4 - 0,777X_5$
Parepare	$Y = -0,011 - 0,177X_1 + 0,085X_2 - 0,270X_3 + 0,040X_4 - 0,663X_5$
Palopo	$Y = -0,193 - 0,233X_1 - 0,207X_2 - 0,319X_3 - 0,072X_4 - 0,434X_5$

c. Pengujian parameter model GWR secara parsial

Pengujian parameter model GWR yang dilakukan secara parsial bertujuan untuk mengetahui parameter variabel prediktor apa saja yang berpengaruh signifikan terhadap angka buta huruf pada tiap kabupaten/kota di Provinsi Sulawesi Selatan. Skor *p-value* uji parsial model GWR disajikan pada Tabel 6.

Tabel 6. Skor P-Value Uji Parsial Model GWR

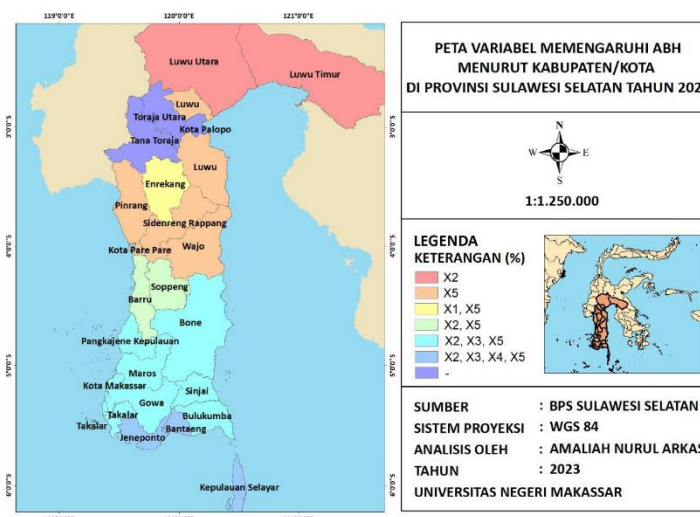
Kabupaten/Kota	Intercept	X1 (PPM)	X2 (APS)	X3 (RLS)	X4 (JTP)	X5 (PMTS)
Kepulauan Selayar	0,597	0,329	0,002	0,002	0,024	0,043
Bulukumba	0,514	0,534	0,001	0,01	0,055	0,001
Bantaeng	0,57	0,555	0,001	0,01	0,047	0,001
Jeneponto	0,593	0,614	0,001	0,016	0,047	0,001
Takalar	0,544	0,662	0,001	0,024	0,061	0,001
Gowa	0,451	0,609	0,001	0,022	0,076	0,001
Sinjai	0,399	0,543	0,002	0,019	0,088	0,001
Maros	0,375	0,532	0,003	0,04	0,147	0
Pangkep	0,379	0,461	0,004	0,046	0,187	0
Barru	0,524	0,256	0,021	0,058	0,328	0,001
Bone	0,381	0,334	0,007	0,039	0,219	0,001
Soppeng	0,59	0,203	0,033	0,057	0,363	0,001
Wajo	0,838	0,075	0,354	0,073	0,622	0,001
Sindereng Rappang	0,605	0,058	0,729	0,082	0,753	0,002
Pinrang	0,57	0,066	0,894	0,09	0,809	0,003
Enrekang	0,318	0,049	0,515	0,094	0,982	0,006
Luwu	0,125	0,056	0,19	0,094	0,74	0,023
Tana Toraja	0,134	0,087	0,108	0,1	0,572	0,053
Luwu Utara	0,043	0,215	0,042	0,091	0,294	0,21
Luwu Timur	0,027	0,411	0,05	0,073	0,382	0,398
Toraja Utara	0,093	0,131	0,066	0,1	0,42	0,108
Makassar	0416	0,617	0,002	0,036	0,109	0,001
Parepare	0,894	0,101	0,336	0,081	0,625	0,001
Palopo	0,075	0,11	0,083	0,095	0,495	0,083

Berdasarkan parameter variabel prediktor yang berpengaruh signifikan secara parsial pada setiap kabupaten/kota di Provinsi Sulawesi Selatan, pemodelan GWR membentuk tujuh kelompok, seperti yang diperlihatkan pada Gambar 1.

Sebagai contoh untuk interpretasi dari model, berikut merupakan model GWR yang diperoleh untuk Kota Makassar yang memiliki tiga variabel prediktor signifikan

$$Y_{Makassar} = 0,079 - 0,055 X_1 + 0,354X_2 - 0,376 X_3 + 0,148X_4 - 0,777 X_5$$

Model tersebut diinterpretasikan bahwa jika variabel lainnya dianggap konstan, maka setiap Angka Partisipasi Sekolah/APS (X_2) sebesar 1 satuan maka angka buta huruf sebesar 0,354%. Kemudian jika variabel lainnya dianggap konstan, maka setiap kenaikan Rata-rata Lama Sekolah/RLS (X_3) sebesar 1 satuan akan menurunkan angka buta huruf sebesar 0,376%. Begitupula jika variabel lainnya dianggap konstan, maka setiap kenaikan Persentase Penduduk yang Menggunakan Telepon Seluler/PTMS (X_5) sebesar 1 satuan akan menurunkan angka buta huruf sebesar 0,777%. Interpretasi ini juga berlaku untuk variabel prediktor lainnya sesuai dengan nilai parameter yang dihasilkan pada masing-masing kabupaten/kota.



Gambar 1. Peta Persebaran Variabel Memengaruhi ABH Menurut Kabupaten/Kota Provinsi Sulawesi Selatan Tahun 2021 dengan GWR

d. Penentuan model terbaik

Model terbaik ditentukan dengan menggunakan skor *Akaike Information Criterion* (AIC) terkecil dan koefisien determinasi (R^2) terbesar.

Tabel 8. Skor AIC dan R^2

Model	AIC	<i>Adj-R²</i>
Regresi Linear Berganda	46,969	0,692
GWR	11,932	0,861

Berdasarkan Tabel 8, dapat diketahui bahwa skor *adjusted-R²* pada model GWR bernilai 0,861. Artinya, angka buta huruf dapat dijelaskan oleh variabel prediktor sebesar 86,1%, sedangkan sisanya 13,9% dijelaskan oleh variabel lain yang tidak dipandang dalam model. Selain itu, skor AIC model GWR lebih kecil dari pada skor AIC model regresi linear berganda dan koefisien determinasi pada model GWR lebih besar dari pada skor koefisien determinasi model regresi linear berganda, menunjukkan bahwa model GWR merupakan model yang terbaik dalam memodelkan data angka buta huruf dibandingkan dengan model regresi linear berganda.

4. Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian yang telah diuraikan, diperoleh kesimpulan sebagai berikut.

- Rata-rata Angka Buta Huruf (ABH) di Provinsi Sulawesi Selatan pada tahun 2021 adalah sebesar 8,124% (ABH tertinggi Kabupaten Jeneponto dan terendah Kota Makassar), rata-rata Persentase Penduduk Miskin (PPM) sebesar 9,468% (PPM tertinggi Jeneponto dan Pangkep, terendah Makassar), rata-rata Angka Partisipasi Murni (APM) adalah sebesar 99,29% (APM tertinggi Jeneponto dan terendah Bone) rata-rata Lama Sekolah (RLS) adalah sebesar 99,29% (RLS tertinggi Makassar dan terendah Jeneponto), rata-rata Jumlah Tenaga Pendidik (JTP) adalah sebesar 2.642 jiwa (JTP tertinggi Makassar dan terendah Palopo), rata-rata Penduduk Memiliki Telepon Seluler (PMTS) adalah sebesar 67,68% (PMTS tertinggi Makassar dan terendah Jeneponto).
- Model GWR lebih baik dan lebih layak dalam menggambarkan data angka buta huruf di Provinsi Sulawesi Selatan pada tahun 2021. Model yang terbentuk bervariasi pada setiap

kabupaten/kota. Kabupaten/kota yang saling berdekatan cenderung memiliki pengaruh variabel prediktor yang sama kecuali pada kota Palopo, Tana Toraja, dan Toraja Utara tidak memiliki pengaruh variabel prediktor. Secara umum, variabel persentase penduduk miskin, rata lama sekolah, dan persentase penduduk yang memiliki telepon seluler memiliki koefisien regresi yang bernilai negatif sedangkan variabel angka partisipasi sekolah dan jumlah tenaga pendidik memiliki koefisien regresi bernilai positif.

References

- Andiyono, Irwansyah, E., & Bekti, R. D. (2012). *Analisis angka buta huruf di jawa timur menggunakan geographically weighted regression berbasis komputer* (Skripsi). Universitas Bina Nusantara: Jakarta Barat.
- Badan Pusat Statistik Provinsi Sulawesi Selatan. (28 April 2022). Statistik pendidikan provinsi sulawesi selatan 2021. <https://sulsel.bps.go.id/>. diakses pada tanggal 20 Desember 2022.
- Caraka, R. E., & Yasin, H. (2017). *Geographically weighted regression (GWR): Sebuah pendekatan regresi geografis*. Yogyakarta: Mobius.
- Djuraidah, A. (2020). *Monograph penerapan dan pengembangan regresi spasial dengan studi kasus pada kesehatan, sosial, dan ekonomi*. Bogor: IPB Press.
- Fotheringham, A. S., Brunsdon, C., & Charlton, M. (2002). *Geographically weighted regression: the analysis of spatially varying relationships*. New York: John Wiley & Sons Ltd.
- Harahap, R. N. (2022). *Implementasi geographically weighted regression (GWR) dan mixed geographically weighted regression (MGWR) dalam perhitungan jumlah penduduk miskin* (Skripsi). Universitas Islam Indonesia: Yogyakarta.
- Lu, B., Charlton, M., Harris, P., & Stewart, A. (2014). Geographically weighted regression with a non-euclidean distance metric: a case study using hedonic house price data. *International Journal of Geographical Information Science*, 28(4). 660-681.
- Maharani, R., & Winahju, S. (2016). Pemodelan angka buta huruf di provinsi sumatera barat tahun 2014 dengan geographically weighted regression. *Jurnal Sains dan Seni ITS*, 5(2). 361-366.
- Putra, R., Wahyuning, S., & Ghani, M. (2022). Geographically weighted regression with the best kernel function on open unemployment rate data in east java province. *Enthusiastic: International Journal of Applied Statistics and Data Science*, 2(1). 26-36.
- Putra, Z., Wijayanto, H., & Nur, M. (2019). Robust geographically and temporally weighted regression using s-estimator in criminal case in east java province. *International Journal of Sciences: Basic and Applied Research (IJSBAR)*, 48(3). 24-36.
- Saputra, H. Y., & Radam, I. F. (10 Juli 2022). Accessibility model of BRT stop locations using geographically weighted regression (GWR): a case study in banjarmasin, indonesia. In *International Journal of Transportation Science and Technology*. <https://doi.org/10.1016/j.ijts.2022.07.002>. diakses pada tanggal 20 Desember 2022.
- Wulandari, R., Saefuddin, A., & Afendi, F. M. (2017). Application geographically weighted ridge regression and geographically weighted lasso in case correlation of covariate. *International Journal of Scientific and Engineering Research*, 8(6). 445-448
- Yacim, J. A., & Boshoff, D. G. B. (2019). A comparison of bandwidth and kernel function selection in geographically weighted regression for house valuation. *International Journal of Technology*, 10(1). 58-68.
- Yuhan, R. J., & Sitorus, J. R. H. (2017). Metode geographically weighted regression pada karakteristik penduduk hampir miskin di kabupaten/kota pulau jawa. *Jurnal Ilmiah WIDYA Eksakta*, 1(1).



41–47.

Zhou, Q., Wang, C., & Fang, S. (2019). Application of geographically weighted regression (GWR) in the analysis of the cause of haze pollution in china. *Atmospheric Pollution Research*, 10(3). 835-846.