

# Analysis of Factors Influencing the Population Growth Rate in West Sumatra Using Geographically Weighted Logistic Regression

Rizqia Salsabila, Atus Amadi Putra\*, Nonong Amalita, Fadhilah Fitri

Departemen Statistika, Universitas Negeri Padang, Padang, Indonesia

\*Corresponding author: [atusamadiputra@fmipa.unp.ac.id](mailto:atusamadiputra@fmipa.unp.ac.id)

Submitted : 09 Mei 2023

Revised : 19 Mei 2023

Accepted : 29 Mei 2023

## ABSTRACT

*Geographically Weighted Logistic Regression (GWLR) was the development of a logistic regression model that was applied to spatial data. Parameter estimation of the GWLR model was performed at each station using spatial weights. The purpose of the study was to reveal a GWLR model using dichotomous data for the population growth rate index (PGR) of each district of West Sumatra in 2020, and the probabilities of population growth rate in 2020 for 19 districts of West Sumatra. was to know more factors that influence in 2020. The maximum likelihood estimation (MLE) method is used for parameter estimation of the GWLR model. Spatial weights for parameter estimation are determined using a fixed Gaussian kernel weight function, and Akaike's Information Criterion (AIC) criterion is used to determine the optimal bandwidth. The categorical response variable in this study is the population growth rate of each district in West Sumatra in 2020, and the predictor variables are the number of reproductive-age couples, the number of births, the number of in-migrations, and the number of out-migrations. The study finds that the GWLR model outperforms the logistic regression model and forms four district groups based on the factors that influence the increase in population growth rate.*

**Keywords:** PGR, Logistic Regression, GWLR, Fixed Gaussian Kernel, AIC.



This is an open access article under the Creative Commons 4.0 Attribution License, which permits unrestricted use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited. ©2022 by author and Universitas Negeri Padang.

## I. PENDAHULUAN

Laju pertumbuhan penduduk adalah angka yang menyatakan rata-rata pertumbuhan tahunan selama periode waktu tertentu. Seiring dengan laju pertumbuhan penduduk, dapat dijadikan acuan pertumbuhan penduduk suatu wilayah bagi pemerintah dalam mengatur dan menyeimbangkan distribusi penduduk. Sumatera Barat merupakan provinsi dengan laju pertumbuhan penduduk terendah ketiga di Pulau Sumatera, setelah Sumatera Selatan dan Sumatera Utara. Pada tahun 2020, jumlah penduduk Sumatera Barat sekitar 5,53 juta jiwa dengan laju pertumbuhan penduduk sebesar 1,29 persen (BPS, 2020). Pemerintah Provinsi Sumatera Barat menghadapi tantangan besar untuk mengendalikan pertumbuhan penduduk sedemikian rupa sehingga pertumbuhan penduduk yang terkendali tidak menimbulkan potensi munculnya masalah ekonomi akibat ledakan penduduk. Meskipun laju pertumbuhan penduduknya rendah, Badan Pusat Statistik memperkirakan jumlah penduduk Sumatera Barat akan meningkat pesat menjadi 6,13 juta jiwa pada tahun 2030 jika pemerintah Sumatera Barat tidak menahan pertumbuhan penduduk yang menjadi tugas utama Badan Kependudukan dan Keluarga Berencana Nasional (BKKBN).

Langkah-langkah pemerintah untuk menekan pertumbuhan penduduk belum membuahkan hasil yang memuaskan. Hal ini terlihat dari peningkatan tajam laju pertumbuhan penduduk mencapai 1,34 persen pada tahun 2010, meningkat 2 kali lipat dari tahun 2000, dan sedikit penurunan laju pertumbuhan penduduk pada tahun 2020 (BPS, 2020). Sejauh ini upaya yang dilakukan pemerintah dalam menekan laju pertumbuhan penduduk adalah dengan memberikan kebijakan yang bersifat global. Dalam kondisi lokal, setiap daerah memiliki masalah yang berbeda yang mempengaruhi pertumbuhan penduduk. Menurut Aji (2014), perbedaan letak geografis memicu perbedaan karakteristik masyarakat yang meliputi sistem pemerintahan, gaya hidup dan adat istiadat. Ada perbedaan di setiap wilayah. Perlu diketahui faktor-faktor yang mempengaruhi pertumbuhan penduduk tiap daerah, sehingga menjadi ukuran bebas pemerintah untuk menahan pertumbuhan penduduk. Salah satu metode statistik yang dapat

digunakan untuk mengatasi masalah ini dengan memperhitungkan pengaruh letak geografis adalah model *Geographically Weighted Logistic Regression* (GWLR).

Model *Geographically Weighted Logistic Regression* (GWLR) adalah satu metode statistik yang telah dikembangkan untuk memodelkan hubungan antar variabel respon dengan menggunakan variabel prediktor spesifik geografis. GWLR merupakan gabungan dari model GWR dan model regresi logistik yang mengasumsikan data berdistribusi Bernoulli dan menggunakan skema pembobotan pada data spasial. Desriwendi (2015) menunjukkan metode ini sesuai digunakan untuk data laju pertumbuhan penduduk dengan kategori meningkat dan menurun, yang dapat dilambangkan dengan 1 dan 0, serta memperhitungkan pengaruh lokasi geografis. Sehingga pada artikel ini menggunakan metode GWLR untuk mengetahui faktor-faktor yang mempengaruhi laju pertumbuhan pada masing-masing kabupaten dan kota di Sumatera Barat.

Pada artikel ini akan menerapkan model *Geographically Weighted Logistic Regression* (GWLR) dengan proses memberikan bobot kernel melalui *Fixed* Gaussian Kernel terhadap data spasial mengenai hal-hal yang memberikan pengaruh terhadap laju pertumbuhan penduduk kabupaten dan kota di Sumatera Barat.

## II. METODE PENELITIAN

Penentuan dugaan parameter model GWLR ini dalam suatu penelitian, digunakan data yang berhubungan dengan faktor-faktor yang memberikan pengaruh akan laju bertambahnya penduduk pada tiap kabupaten/kota di Sumatera Barat sebanyak 19 kabupaten/kota. Data bersumber dari publikasi Badan Pusat Statistik dalam Sumatera Barat pada tahun 2021. Peubah respon yang dipergunakan ialah kategori biner dari laju pertumbuhan penduduk (Y) dan 4 peubah prediktor yaitu jumlah pasangan usia subur ( $X_1$ ), jumlah kelahiran bayi hidup ( $X_2$ ), jumlah migrasi masuk ( $X_3$ ) dan jumlah migrasi keluar ( $X_4$ ). Data laju bertambahnya penduduk pada tahun 2010 dan 2020 dijadikan sebagai variabel terikat (Y) dan kelima variabel bebasnya serta titik koordinat lintang ( $u_i$ ) dan titik koordinat bujur ( $v_i$ ) sebagai data geografis tiap kabupaten/kota di Sumatera Barat. Laju bertambahnya penduduk masing-masing kabupaten/kota di Sumatera Barat dihitung untuk dikategorikan pada 1 dan 0. Prosedur analisis pada penelitian ini dipaparkan di bawah ini :

1. Deteksi kasus multikolinearitas dalam regresi logistik menggunakan uji VIF variabel prediktor.

Nilai VIF atau skor VIF idealnya adalah 1, mengingat hubungan antar variabel prediktor, sehingga tidak saling berkorelasi.

$$VIF_j = \frac{1}{1-R_j^2} ; j = 1, 2, \dots, p \quad (1)$$

Diketahui  $R_j^2$  adalah koefisien korelasi antara  $X_j$  dengan variabel prediktor lainnya.  $VIF_j$  lebih dari 5 atau 10 menunjukkan kolinearitas variabel prediktor (ada multikolinearitas). Montgomery, *et. al.* (1992) memberikan ungkapan dimana solusi untuk kasus ini adalah melalui penggunaan *Principal Component Analysis* (PCA) atau melalui penggunaan regresi komponen utama.

2. Pendugaan parameter regresi logistik

Menurut Agresti (1990), persamaan model regresi logistik adalah :

$$\pi(X_i) = \frac{\exp(\beta_0 + \beta_1 X_{1i} + \dots + \beta_k X_{ki})}{1 + \exp(\beta_0 + \beta_1 X_{1i} + \dots + \beta_k X_{ki})} \quad (2)$$

Fungsi logit melalui model regresi logistik yakni mencakup atas :

$$g(X_i) = \ln \left[ \frac{\pi(X_i)}{1 - \pi(X_i)} \right] = (\beta_0 + \beta_1 X_{1i} + \dots + \beta_k X_{ki}) \quad (3)$$

Untuk melakukan perkiraan parameter dari model regresi logistik, jadi perkiraan pada regresi logistik dilaksanakan melalui penggunaan metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE). Parameter  $\beta$  diperkiraan melalui solusi mengupayakan nilai maksimum dari fungsi *likelihood*. Fungsi *likelihood* yang diraih melalui proses asumsi pada variabel independen yakni:

$$L(\beta) = \prod_{i=1}^n P(Y = y_i) = \prod_{i=1}^n \pi(x_i)^{y_i} (1 - \pi(x_i))^{1-y_i} = \left\{ \prod_{i=1}^n \left[ 1 + \exp \sum_{k=0}^p \beta_k x_{ik} \right]^{-1} \right\} \exp \left[ \sum_{k=0}^p \left( \sum_{i=1}^n y_i x_{ik} \right) \beta_k \right] \quad (4)$$

Untuk memperoleh proses hitung, maka fungsi *likelihood* diupayakan nilai maksimum berupa  $\ln L(\beta)$ . Perkiraan varians dan kovarians diturunkan dari turunan dua kali dari fungsi kemungkinan  $\ln$  (Hosmer dan Lemeshow, 1989).

$$\frac{\partial^2 \ln L(\beta)}{\partial \beta_j^2} = - \sum_{i=1}^n x_{ij}^2 \pi(x_i)(1 - \pi(x_i)) ; k = 1, 2, \dots, p \quad (5)$$

Nilai dari parameter melalui turunan awal dari fungsi  $L(\beta)$  diraih melalui pendekatan iteratif yang populer melalui *Iteratively Reweighted Least Square* (IRLS) yang dilaksanakan lewat metode iterasi Newton Raphson yakni menguayakan nilai maksimum fungsi *likelihood* (Agresti, 1990).

3. Pengujian signifikansi parameter regresi logistik dengan cara simultan

Proses uji koefisien dengan cara bersamaan, dengan hipotesis sebagai berikut,

$H_0: \beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_k = 0$  ( $\beta_j$  dengan cara bersamaan memberikan pengaruh akan peubah respon)

$H_1$ : paling tidak ada satu  $\beta_j \neq 0$  ( $i = 1, 2, \dots, k$ ) ( $\beta_j$  tidak dengan cara bersamaan memberikan pengaruh akan peubah respon)

Statistik pengujian yang dipakai yakni statistik uji  $G^2$  atau *Likelihood Ratio Test*.

$$G^2 = -2 \ln \left[ \frac{\left(\frac{n_1}{n}\right)^{n_1} \left(\frac{n_0}{n}\right)^{n_0}}{\prod_{i=1}^n \pi_1^{y_i} (1-\pi_1)^{(1-y_i)}} \right] \quad (6)$$

Kriteria pengujian adalah menolak  $H_0$  jika nilai  $G^2$  besar dari nilai  $\chi^2_{\alpha, v}$ .

4. Pengujian signifikansi parameter regresi logistik dengan cara parsial

Hasil dari proses uji parsial/individual akan memperlihatkan apakah sebuah variabel prediktor bisa diinputkan atau tidak pada model. (Agresti, 1990), dengan hipotesis sebagai berikut,

$H_0: \beta_j = 0$  ( $\beta_j$  bisa dimasukkan pada model dengan cara individual)

$H_1: \beta_j \neq 0$  ( $\beta_j$  tidak bisa dimasukkan pada model dengan cara individual)

Statistik uji :

$$Wald (W) = \frac{\beta_j}{se(\beta_j)} \quad (7)$$

Syarat pengujiannya yakni  $H_0$  ditolak jika nilai uji Wald lebih besar dari nilai yang meneliti ( $\chi^2_{(\alpha; 1)}$ ) (Hosmer dan Lemeshow, 1989).

5. Identifikasi variabel pemodel kasus dari regresi logistik yang memengaruhi laju pertumbuhan penduduk yang diamati di kabupaten dan kota di Sumatera Barat.

6. Penentuan perkiraan untuk parameter regresi menggunakan model GWLR

GWLR yakni metode nonparametrik dalam menemukan parameter regresi yang memberikan pertimbangan akan aspek geografis, dan sebagai metode lainnya untuk GWR (*Geo-Weighted Regression*). Model GWLR menghasilkan prediksi variabel respon melalui variabel prediktor yang setiap indikator memiliki koefisien regresi mengacu terhadap tempat data dilakukan pengamatan. Dalam pembentukan model GWLR dibutuhkan *bandwidth* ( $h$ ) optimal untuk setiap lokasi pengamatan.

Model GWLR bisa ditetapkan seperti di bawah ini:

$$\pi(x_j) = \frac{\exp(\sum_{k=1}^p \beta_k(u_i, v_i)x_{jk})}{1 + \exp(\sum_{k=1}^p \beta_k(u_i, v_i)x_{jk})} \quad (8)$$

Fungsi logit dari model GWLR adalah :

$$g(x_j) = \ln \left[ \frac{\pi(x_j)}{1 - \pi(x_j)} \right] = \beta_0(u_i, v_i) + \beta_1(u_i, v_i)x_{j1} + \dots + \beta_p(u_i, v_i)x_{jp} \quad (9)$$

Perkiraan untuk parameter model GWLR memakai *Maximum Likelihood Estimation* (MLE) terboboti. Penafsian parameter diraih melalui upaya membuat nilai maksimum dari fungsi  $\ln$  *likelihood* melalui cara melakukan penurunan akan  $\beta_k(u_i, v_i)$  dan hasilnya disamadengankan nol. Dalam model GWLR, komponen lokasi geografis ialah faktor pemberi bobot. Dalam model GWLR, faktor tersebut mempunyai angka yang bermacam-macam di masing-masing titik, memperlihatkan fitur lokal. Untuk mendapatkan model GWLR, bobot diberikan pada fungsi  $\ln$  *likelihood*.

Persamaan dari fungsi ln *likelihood* dilakukan penurunan akan  $\beta_k(u_i, v_i)$  dan dibuat sama dengan nol,  $\frac{\partial \ln L^*(\beta(u_i, v_i))}{\partial \beta_k(u_i, v_i)} = 0$  yang bisa dituntaskan melalui metode Newton Raphson disebabkan model GWLR merupakan model non linier. Model yang paling baik pada GWLR yakni model melalui nilai AIC paling kecil.

Untuk menguji kelayakan model yang diraih melalui estimasi parameter, dilaksanakan melalui penggunaan metode *Maximum Likelihood Ratio Test* (MLRT) dengan uji hipotesis di bawah ini:

$H_0: \beta_k(u_i, v_i) = \beta_k, k = 1, 2, \dots, p$  (tidak terdapat hasil yang berbeda dan signifikan diantara model regresi logistik terhadap GWLR)

$H_1$ : setidaknya tersedia satu  $\beta_k(u_i, v_i)$  yang memiliki kaitan terhadap lokasi  $(u_i, v_i)$  (terdapat hasil yang berbeda dan signifikan diantara model regresi logistik dan GWLR)

Proses uji parameter dengan cara bersamaan memakai nilai *devians*  $D(\hat{\beta})$  atau populer dengan *statistik* rasio *likelihood*, yang mana statistik tersebut ialah pendekatan terhadap penyebaran  $\chi^2$  melalui derajat kebebasan  $(n-k-1)$ .

$$D(\hat{\beta}) = -2 \ln \left( \frac{L(\hat{\omega})}{L(\hat{\pi})} \right) \quad (10)$$

Kriteria untuk menguji dari menolak  $H_0$  ketika  $D(\hat{\beta}) > \chi^2_{(\alpha; n-k-1)}$  terhadap  $\alpha = 5\%$ .

Proses uji parameter diadakan dengan cara yang parsial. Proses uji ini berguna dalam mendapatkan informasi mengenai semua parameter yang signifikan memberikan pengaruh akan peubah respon.

Bentuk hipotesis yakni mencakup atas :

$H_0 : \beta_k(u_i, v_i) = 0$  (parameter  $\beta_k(u_i, v_i)$  tidak berpengaruh signifikan pada lokasi  $(u_i, v_i)$ )

$H_1 : \beta_k(u_i, v_i) \neq 0$  (parameter  $\beta_k(u_i, v_i)$  berpengaruh signifikan pada lokasi  $(u_i, v_i)$ )

Saat menguji hipotesis, statistik uji dapat digunakan sebagai berikut.

$$t = \frac{\hat{\beta}_k(U_i)}{se(\hat{\beta}_k(U_i))} \quad (11)$$

Kriteria proses ujinya tolak  $H_0$  ketika  $|t_{hit}| > t_{\alpha/2; n-(p+1)}$ , hal ini memiliki makna dimana dampak dari peubah prediktor menuju- $k$  akan peubah respon (Y) di titik  $U_i$  signifikan pada model melalui tingkat kepercayaan

$$\ln L^*(\beta(u_i, v_i)) = \sum_{k=0}^p \left( \sum_{j=1}^n w_j(u_i, v_i) y_j x_{jk} \right) \beta_k(u_i, v_i) - \sum_{j=1}^n w_j(u_i, v_i) \ln \left\{ 1 + \exp \left( \sum_{k=1}^p \beta_k(u_i, v_i) x_{jk} \right) \right\} \quad (12)$$

Menurut Chasco et al. (2007), fungsi pembobotan yang dipakai dalam mengestimasi parameter dalam model GWLR ialah fungsi kernel. Data yang mendekati titik regresi akan diberi bobot lebih dibanding akan data yang lebih besar jaraknya. Menurut Fisher dkk. (2009), ada dua bentuk pembobotan kernel: *fixed* dan *adaptive*.

Metode *fixed* kernel memberikan kemungkinan akan nilai *bandwidth* yang ideal sama atau konstan untuk setiap situs. Jika titik data memiliki distribusi dengan merata di wilayah penelitian, metode *fixed* cocok untuk pembuatan model (Charlton dan Fotheringham, 2009).

7. Melakukan perbandingan skor AIC paling rendah untuk model regresi logistik dan GWLR melalui pemberian bobot *fixed* Gaussian Kernel untuk menentukan model regresi terbaik. Rumus AIC yakni (Fotheringham dkk, 2002) :

$$AIC = D(h) + 2 K(h) \quad (13)$$

Yang mana :

$$D(h) = y_i \log \hat{y}_i(\beta(u_i)) + \frac{h}{y_i} + (y_i - \hat{y}_i(u_i, h))$$

$K(h)$  merupakan jumlah parameter model berdasarkan *bandwidth* ( $h$ ).

### III. HASIL DAN PEMBAHASAN

#### 1. Deskripsi Data

Tabel 1 menyajikan rangkuman temuan dari data faktor-faktor yang memberikan pengaruh terhadap laju pertumbuhan penduduk Sumatera Barat tahun 2020.

Tabel 1. Deskripsi Data Penelitian

Variabel	Rata-Rata	Minimum	Maksimum
X <sub>1</sub>	42.385	6.726	102.384
X <sub>2</sub>	4.450	973	12.570
X <sub>3</sub>	60.643	4.850	262.331
X <sub>4</sub>	80.929	6.932	407.528

Tabel 1 menunjukkan bahwa variabel jumlah pasangan usia subur ( $X_1$ ) menunjukkan rata-rata jumlah pasangan usia subur adalah 42 orang. Dari perubahan jumlah kelahiran hidup ( $X_2$ ) terlihat bahwa rata-rata jumlah kelahiran hidup adalah 4 orang. Variabel jumlah imigrasi ( $X_3$ ) menunjukkan bahwa rata-rata imigrasi adalah 61 orang. Perubahan jumlah pendatang ( $X_4$ ) menunjukkan bahwa rata-rata jumlah pendatang adalah 81 orang. Pertumbuhan penduduk melambat di 9 kabupaten/kota, sementara pertumbuhan penduduk meningkat pesat di 10 kabupaten/kota administratif lainnya.

## 2. Pendeteksian multikolinearitas

Uji multikolinearitas digunakan untuk mencari korelasi antar variabel prediktor (independen) dengan menggunakan persamaan (1). Hasil deteksi multikolinearitas dengan variabel prediktor ditunjukkan pada Tabel 2.

**Tabel 2.** Hasil Pendeteksian Multikolinearitas pada Peubah Prediktor

Variabel	Nilai VIF	Indikasi Multikolinearitas
Pasangan Usia Subur ( $X_1$ )	37,980292	Terdapat multikolinearitas
Kelahiran ( $X_2$ )	51,571648	Terdapat Multikolinearitas
Migrasi Masuk ( $X_3$ )	5,526994	Tidak terdapat multikolinearitas
Migrasi Keluar ( $X_4$ )	3,904097	Tidak terdapat multikolinearitas

Berdasarkan nilai VIF pada Tabel 2, diketahui terdapat multikolinearitas pada 2 peubah prediktor yakni memiliki skor VIF > 10 yaitu variabel  $X_1$  dan  $X_2$  dengan nilai VIF masing-masing 37,98 dan 51,57, maka dari itu perlu penanganan multikolinearitas dengan menggunakan regresi komponen utama atau analisis komponen utama agar tidak terdapat korelasi antar variabel prediktor.

## 3. Model Regresi Logistik

Model regresi logistik untuk laju bertambahnya penduduk penduduk di Sumatera Barat tahun 2020 adalah sebagai berikut :

$$\hat{\pi}(x) = \frac{\exp(0,2356 - 0,16228 X_1 - 0,7589 X_2 + 3,0100 X_3 - 6,9809 X_4)}{1 + \exp(0,2356 - 0,16228 X_1 - 0,7589 X_2 + 3,0100 X_3 - 6,9809 X_4)}$$

Secara simultan dan parsial, peubah prediktor tidak memberikan pengaruh secara signifikan pada model dikarenakan nilai statistik uji  $G_{hitung} = 5,7884 < \chi^2_{(0,95;4)} = 9,4877$  dan nilai statistik uji  $Wald$  keempat variabel prediktor tersebut kurang dari nilai  $\chi^2_{(0,95;1)} = 3,8414$ . Hasil ini menunjukkan bahwa tidak semua variabel prediktor dapat menunjukkan hubungan dengan variabel respon. Namun demikian, bukan berarti variabel prediktor tidak mempengaruhi variabel respon. Dalam model regresi logistik, tidak ada variabel prediktor yang berpengaruh signifikan terhadap pertumbuhan penduduk. Oleh karena itu, analisis dilanjutkan dengan model GWLR untuk mengetahui apakah ada variabel prediktor yang berpengaruh signifikan terhadap variabel respon dengan mempertimbangkan faktor geografis.

## 4. Model Geographically Weighted Logistic Regression (GWLR)

Tahap awal dalam meraih model GWLR adalah melalui pelaksanaan penentuan jarak geografis (garis lintang serta bujur) masing-masing kabupaten dan kota di Sumatera Barat. Tahap berikutnya ialah menghitung *bandwidth* optimal dengan memakai *Akaike's Information Criterion* (AIC). Berikut setelah mendapat *bandwidth* optimal, maka tahap berikutnya adalah mencari jarak *euclidean* setiap lokasi ( $u_i, v_i$ ) untuk meraih matriks pemberian bobot memakai pemberian bobot *fixed* Gaussian Kernel. Dicontohkan matriks pemberian bobot yang dipakai untuk menduga parameter Kabupaten Kepulauan Mentawai untuk lokasi ( $u_1, v_1$ ), namun untuk menduga parameter pada titik lainnya yakni titik ( $u_2, v_2$ ), pertama-tamadicarikan matriks pembobot  $w(u_2, v_2)$  dahulu dengan tahap yang mirip dengan pemberian bobot *fixed* Gaussian Kernel sampai pada titik ( $u_{19}, v_{19}$ ).

**Tabel 3.** Model GWLR Kabupaten/Kota di Sumatera Barat Tahun 2020

Lokasi	Model GWLR
Kabupaten Kepulauan Mentawai	$g(x) = 0,39503 - 0,096955 X_1 - 0,849554 X_2 + 2,634407 X_3 - 11,083237 X_4$
Kabupaten Pesisir Selatan	$g(x) = 0,326645 - 0,214137 X_1 - 0,901238 X_2 + 3,390328 X_3 - 6,583734 X_4$
Kabupaten Solok	$g(x) = 0,314045 - 0,23323 X_1 - 0,86817 X_2 + 3,142461 X_3 - 5,814378 X_4$
Kabupaten Sijunjung	$g(x) = 0,264062 - 0,279299 X_1 - 0,902005 X_2 + 3,356688 X_3 - 5,298499 X_4$
Kabupaten Tanah Datar	$g(x) = 0,290485 - 0,24327 X_1 - 0,814984 X_2 + 2,83437 X_3 - 5,467151 X_4$

Kabupaten Padang Pariaman	$g(x) = 0,341353 - 0,214639 X_1 - 0,782739 X_2 + 2,552469 X_3 - 6,005703 X_4$
Kabupaten Agam	$g(x) = 0,384352 - 0,206986 X_1 - 0,721366 X_2 + 2,063006 X_3 - 6,757433 X_4$
Kabupaten Lima Puluh Kota	$g(x) = 0,267083 - 0,249 X_1 - 0,788683 X_2 + 2,692291 X_3 - 5,465911 X_4$
Kabupaten Pasaman	$g(x) = 0,348672 - 0,218944 X_1 - 0,701663 X_2 + 1,977654 X_3 - 6,856632 X_4$
Kabupaten Solok Selatan	$g(x) = 0,296176 - 0,321311 X_1 - 1,093911 X_2 + 4,635008 X_3 - 7,172537 X_4$
Kabupaten Dharmasraya	$g(x) = 0,226538 - 0,401962 X_1 - 1,131063 X_2 + 4,429696 X_3 - 5,852344 X_4$
Kabupaten Pasaman Barat	$g(x) = 0,436675 - 0,20969 X_1 - 0,68033 X_2 + 1,595975 X_3 - 8,099842 X_4$
Kota Padang	$g(x) = 0,337581 - 0,213171 X_1 - 0,821745 X_2 + 2,803676 X_3 - 6,026905 X_4$
Kota Solok	$g(x) = 0,304017 - 0,240598 X_1 - 0,856666 X_2 + 3,076537 X_3 - 5,612639 X_4$
Kota Sawahlunto	$g(x) = 0,284408 - 0,255864 X_1 - 0,86431 X_2 + 3,135723 X_3 - 5,409853 X_4$
Kota Padang Panjang	$g(x) = 0,323195 - 0,224083 X_1 - 0,777382 X_2 + 2,556209 X_3 - 5,825366 X_4$
Kota Bukittinggi	$g(x) = 0,320006 - 0,225298 X_1 - 0,75683 X_2 + 2,431269 X_3 - 5,910447 X_4$
Kota Payakumbuh	$g(x) = 0,275338 - 0,246158 X_1 - 0,790483 X_2 + 2,698024 X_3 - 5,478867 X_4$
Kota Pariaman	$g(x) = 0,368419 - 0,203807 X_1 - 0,763065 X_2 + 2,362857 X_3 - 6,380654 X_4$

Matriks pembobot akan dipakai untuk menentukan penduga parameter model GWLR melalui pemberian bobot tersebut pada proses menghitungnya. Penafsiran dari parameter model GWLR diraih melalui pemberian bobot spasial pada proses menghitungnya memakai *Iteratively Reweighted Least Square* (IRLS) dengan demikian didapatkan nilai estimasi parameter di seluruh titik  $(u_i, v_i), i = 1, 2, \dots, 19$ . Dari nilai estimasi yang telah didapatkan, maka pemodelan GWLR untuk laju pertumbuhan penduduk tiap kabupaten/kota di Sumatera Barat bisa diamati pada Tabel 3.

Pengujian signifikansi parameter GWLR secara simultan dilihat dari nilai devians model GWLR menggunakan Persamaan (10), didapatkan  $D(\hat{\beta}) = 17,986$ , dari hasil tersebut diperoleh bahwa nilai  $D(\hat{\beta})$  lebih kecil dari  $\chi^2_{(0,05;14)} = 23,685$  maknanya tidak ada perbedaan yang signifikan antara model regresi logistik dan GWLR. Signifikansi parameter GWLR diuji dengan cara parsial dilihat dari nilai  $t_{hitung}$  yang didapatkan dari Persamaan (11), dengan kriteria pengujian adalah tolak  $H_0$  jika  $|t_{hit}| > t_{\alpha/2; n-(p+1)}$  dengan  $t_{\alpha/2; n-(p+1)} = t_{(0,025;14)} = 2,1448$ . Dari hasil pengujian parsial untuk parameter model GWLR didapatkan peubah prediktor yang memberikan pengaruh signifikan pada tiap Kabupaten/Kota seperti pada Tabel 4.

**Tabel 4.** Variabel Prediktor yang Berpengaruh Signifikan di Setiap Kabupaten/Kota

Lokasi	Peubah Prediktor yang Signifikan	Lokasi	Peubah Prediktor yang Signifikan
Kabupaten Kepulauan Mentawai	$X_3, X_4$	Kabupaten Dharmasraya	$X_2, X_3$
Kabupaten Pesisir Selatan	$X_3, X_4$	Kabupaten Pasaman Barat	$X_4$
Kabupaten Solok	$X_3$	Kota Padang	$X_3$
Kabupaten Sijunjung	$X_3$	Kota Solok	$X_3$
Kabupaten Tanah Datar	$X_3$	Kota Sawahlunto	$X_3$
Kabupaten Padang Pariaman	$X_3$	Kota Padang Panjang	$X_3$
Kabupaten Agam	$X_3, X_4$	Kota Bukittinggi	$X_3$
Kabupaten Lima Puluh Kota	$X_3$	Kota Payakumbuh	$X_3$
Kabupaten Pasaman	$X_4$	Kota Pariaman	$X_3, X_4$
Kabupaten Solok Selatan	$X_2, X_3$		

Tabel 4 menunjukkan bahwa Kabupaten dan Kota di Sumatera Barat dikelompokkan berdasarkan variabel yang berpengaruh signifikan terhadap kenaikan laju pertumbuhan penduduk di Sumatera Barat. Pengelompokan terdiri dari 4 kelompok Kabupaten dan Kota yakni kelompok yang difaktori oleh banyaknya pasangan usia subur, kelahiran bayi hidup, banyaknya migrasi masuk dan migrasi keluarnya dapat diamati pada Tabel 5.

**Tabel 5.** Pengklasifikasian Kabupaten/Kota di Sumatera Barat Mengacu pada Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Laju Pertumbuhan Penduduk

Kelompok	Kabupaten/Kota	Peubah Prediktor yang Berpengaruh
1	Kabupaten Solok, Kabupaten Sijunjung, Kabupaten Tanah Datar, Kabupaten Padang Pariaman, kabupaten Lima Puluh Kota, Kota Solok, Kota Padang, Kota	$X_3$ : Migrasi Masuk

	Sawahlunto, Kota Padang Panjang, Kota Bukittinggi, Kota Payakumbuh	
2	Kabupaten Pasaman, Kabupaten Pasaman Barat	$X_4$ : Migrasi Keluar
3	Kabupaten Solok Selatan, Kabupaten Dharmasraya	$X_2$ : Kelahiran Bayi Hidup $X_3$ : Migrasi Masuk
4	Kabupaten Kepulauan Mentawai, Kabupaten Pesisir Selatan, Kabupaten Agam, Kota Pariaman	$X_3$ : Migrasi Masuk $X_4$ : Migrasi Keluar

### 5. Pemilihan Model Terbaik

Model yang paling baik yakni model yang mempunyai angka AIC paling kecil dengan menggunakan Persamaan (13). Nilai AIC dari model regresi logistik yaitu 30,498 dan nilai AIC model GWLR yaitu 30,434. Model GWLR merupakan model paling baik dikarenakan nilai AIC GWLR < nilai AIC regresi logistik.

### IV. KESIMPULAN

Pemberian bobot *fixed Gaussian Kernel* pada data penelitian memberikan kesimpulan bahwa model GWLR lebih tepat digunakan dalam menganalisis faktor-faktor yang memberikan pengaruh terhadap laju pertumbuhan penduduk masing-masing Kabupaten dan Kota di Sumatera Barat tahun 2020. Hal ini dapat dilihat dari nilai AIC pada model GWR lebih kecil dari regresi logistik yaitu 30,424698. Mengacu padahal yang sama dari variabel prediktor yang berpengaruh secara signifikan dari 19 model GWLR melalui pemberian bobot *fixed Gaussian Kernel*, diperoleh 4 klasifikasi Kabupaten/Kota yang mempunyai faktor berpengaruh yang sama. Secara keseluruhan, laju pertumbuhan penduduk di Sumatera Barat dipengaruhi oleh faktor jumlah kelahiran bayi hidup, jumlah migrasi masuk dan jumlah migrasi keluar. Penelitian selanjutnya disarankan untuk memperbanyak titik pengamatan dan memperbanyak variabel prediktor sesuai dengan kondisi geografi, sosial ekonomi dan budaya wilayah untuk mendapatkan informasi yang lebih komprehensif mengenai faktor spasial yang mempengaruhi wilayah tersebut.

### DAFTAR PUSTAKA

- Agresti, A. (1990). *Categorical Data Analysis*. New York: John Wiley and Sons.
- Aji, C. A. W., Mohd. Abdul M., dan Hasbi Y. (2014). Analisis Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Laju Pertumbuhan Penduduk Kota Semarang Tahun 2011 Menggunakan Geographically Weighted Logistic Regression. *Jurnal Gaussian*, 3(2):161-171.
- Charlton, M., dan Fotheringham, A.S. (2009). *Geographically Weighted Regression : White Paper*. Ireland: Science Foundation Ireland.
- Chasco, C., Garcia, I., dan Vicens, J. (2007). *Modelling Spatial Variation in Household Disposable Income with Geographically Weighted Regression*. Munich RePEc Arkhive (MPRA) Working Paper No. 1682.
- Desriwendi, Hoyyi, A., dan Wuryandari, T. (2015). Pemodelan Geographically Weighted Logistic Regression (GWLR) dengan Fungsi Pembobot Fixed Gaussian Kernel dan Adaptive Gaussian Kernel. (Studi Kasus: Laju Pertumbuhan Penduduk Provinsi Jawa Tengah). *Jurnal Gaussian*, 4(2):193-204.
- Fischer, Manfred M. Dan Getis, Arthur. (2009). *Handbook of Applied Spatial Analysis : Software Tools, Methods and Applications*. New York: Springer.
- Fotheringham, A.S., Brundson, C., dan Charlton, M. (2002). *Geographically Weighted Regression : the Analysis of Spatially Varying Relationships*. England: John Wiley & Son Ltd.
- Hosmer, D.W. dan S. Lemeshow. (1989). *Applied Logistic Regression*. New York: John Wiley and Sons.
- Montgomery, D. C. dan Peck, E. A. (1992). *Introduction to Linear Regression Analysis, Second Edition*. New York: John Wiley and Sons, Inc.
- Suartha, N. (2016). Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Tingginya Laju Pertumbuhan dan Implementasi Kebijakan Penduduk di Provinsi Bali. *Jurnal PIRAMIDA*, 7(1):1-7.