

## PENGGUNAAN *GEOGRAPHICALLY WEIGHTED REGRESSION-KRIGING* UNTUK KLASIFIKASI DESA TERTINGGAL

Sarpono Dimulyo<sup>1</sup>

<sup>1</sup>*Department of Mathematics and Computer Science, Graduate School of Science and Engineering,  
Kagoshima University*

*Koorimoto 1-21-35 Kagoshima 890-0065, Japan*

*E-mail: k6531354@kadai.jp, sarpono@yahoo.com*

### ABSTRAK

Rata-rata pengeluaran rumah tangga per kapita sebagai salah satu indikator utama pengukuran kemiskinan sering dimodelkan sebagai fungsi regresi secara global. Artinya nilai koefisien regresi yang sama diaplikasikan pada seluruh lokasi geografis. Padahal asumsi ini tidak selalu valid karena perbedaan lokasi sangat mungkin menghasilkan prediksi model yang berbeda. *Geographically Weighted Regression (GWR)* sebagai suatu metode regresi lokal diusulkan untuk mengatasi data yang tidak stationer (*non-stationarity*) tersebut. Karena model ini memperhitungkan geografis atau lokasi sebagai penimbang dalam memprediksi parameter modelnya. Dengan menggabungkan data sensus dan survei dalam membangun model rata-rata pengeluaran rumah tangga per kapita, diharapkan dapat digunakan untuk memprediksi ukuran kemiskinan sampai tingkat administrasi terkecil (*desa*). Namun demikian tidak seperti regresi global yang dapat digunakan untuk memprediksi di setiap lokasi, model *GWR* tidak dapat digunakan untuk memprediksi di luar lokasi sampel penelitian, kecuali dengan memprediksi koefisien regresi di lokasi tersebut. Untuk mengatasi masalah ini maka dalam makalah ini diusulkan penggunaan prediktor *Kriging*. Prediksi rata-rata pengeluaran rumah tangga per kapita berdasarkan pendekatan *GWR-Kriging* ini yang akan digunakan untuk mengklasifikasikan suatu desa tertinggal atau tidak tertinggal di seluruh Jawa Tengah, setelah dibandingkan dengan garis kemiskinan yang telah didefinisikan oleh Badan Pusat Statistik (*BPS*).

*Kata Kunci: geographically weighted regression, prediksi wilayah kecil, prediktor kriging, desa tertinggal*

### 1. PENDAHULUAN

Sebagaimana negara-negara lain, statistik kemiskinan berdasarkan survei hanya mewakili sampai tingkat wilayah administrasi tertentu di Indonesia. Berbagai upaya telah dilakukan untuk dapat memprediksi kemiskinan sampai tingkat administrasi yang lebih kecil. Misalnya, Instruksi Presiden mengenai Desa Tertinggal yang dilaksanakan dari tahun 1994 hingga 1997. Pendekatan yang digunakan untuk menetapkan sasaran dengan mengklasifikasikan semua desa di Indonesia ke dalam klasifikasi desa miskin/tertinggal dan desa tidak miskin. Dengan adanya informasi sampai tingkat wilayah desa ini diharapkan upaya pengentasan kemiskinan lebih tepat sasaran (*BPS*, 2005).

Sebenarnya metoda statistik dan survei dapat dikembangkan untuk mendapatkan data kemiskinan sampai wilayah desa, yaitu dengan cara melakukan survei rumah tangga yang representatif di tingkat desa. Namun dengan jumlah desa di Indonesia yang hampir 70.000, survei semacam ini akan sangat besar dan sangat mahal untuk dilaksanakan. Beruntung Bank Dunia telah mengembangkan metoda baru untuk mengukur distribusi kesejahteraan di wilayah kecil dengan menggunakan data statistik yang umumnya sudah tersedia di suatu negara. Dasar metoda ini adalah menggabungkan data yang diperoleh dari survei rumah tangga dengan sensus penduduk (*Hentschel dkk*, 2000).

Rata-rata pengeluaran rumah tangga per kapita sebagai salah satu indikator utama pengukuran kemiskinan sering dimodelkan sebagai fungsi regresi secara global. Artinya koefisien regresi yang sama diaplikasikan pada seluruh lokasi geografis. Padahal asumsi ini tidak selalu valid karena perbedaan lokasi sangat mungkin menghasilkan prediksi model yang berbeda. Beberapa peneliti telah mengembangkan model prediktor parameter regresi dengan memperhitungkan geografis atau lokasi, diantaranya: (*Anselin*, 1990) menginvestigasi regresi model dengan perubahan struktur spasial, (*Casetti*, 1986) dan (*Fotteringham dan Pitts*, 1995) telah mempelajari variasi spasial dengan *the expand method*, (*Bronsdon dkk*, 1996), (*Fotteringham dkk*, 1997a, 1997b) dan (*Tiebei dkk*, 2008) mengembangkan dan mengaplikasikan model *GWR*.

Dengan menggunakan penggabungan data survei dan sensus sebagaimana metoda baru yang dikembangkan *World Bank* dan model *GWR*, dalam makalah ini akan dikembangkan model prediksi rata-rata pengeluaran rumah tangga per kapita per hari di suatu desa. Selanjutnya hasil prediksi tersebut akan dibandingkan dengan garis kemiskinan untuk mengklasifikasikan suatu desa tertinggal atau tidak.

Namun tidak seperti regresi global yang dapat digunakan untuk memprediksi di setiap lokasi, model *GWR* tidak dapat digunakan untuk memprediksi diluar lokasi sampel penelitian, kecuali

dengan memprediksi koefisien regresi di lokasi tersebut. Untuk mengatasi masalah ini maka dalam makalah ini diusulkan penggunaan prediktor Kriging untuk memprediksi parameter regresi.

Adapun manfaat yang ingin dicapai dalam penelitian ini adalah untuk memberikan alternatif model penentuan desa tertinggal dengan memperhatikan variasi spasial dimana data tersebut diperoleh.

## 2. MODEL REGRESI

Model regresi global biasanya didefinisikan untuk model regresi berganda linear dengan metode prediksi parameter *Ordinary Least Square (OLS)*. Model persamaan regresi tersebut dapat diekspresikan dalam persamaan matematis sebagai berikut:

$$y_i = b_0 + \sum_{j=1}^p x_{ij} b_j + e_i, \quad i=1, 2, \dots, n \quad (1)$$

dimana  $b_0$  adalah konstanta,  $b_j$  adalah besarnya nilai fungsi variabel prediktor  $x_j$ ,  $p$  adalah jumlah variabel prediktor dan  $e$  adalah random error yang diasumsikan berdistribusi  $N(0, \sigma^2 I)$ , dengan  $e=(e_1, e_2, \dots, e_n)^T$  dan  $I$  adalah matrik identitas. Persamaan (2.1) di atas diasumsikan berlaku secara umum dan konstan di setiap lokasi penelitian. Nilai prediksi parameter dengan OLS dalam bentuk vektor dapat diekspresikan sebagai berikut:

$$\hat{b} = (X^T X)^{-1} X^T Y \quad (2)$$

dimana  $\hat{b} = (\hat{b}_0, \hat{b}_1, \dots, \hat{b}_p)^T$  adalah vektor  $p+1$  koefisien regresi global,  $X$  adalah matrik variabel prediktor dengan kolom pertama bernilai 1 untuk konstanta dan  $Y$  adalah vektor variabel respon.

Sedangkan model GWR merupakan pengembangan dari model regresi global pada persamaan (1). Model ini merupakan model regresi linier lokal (*locally linear regression*) yang menghasilkan prediksi parameter model yang bersifat lokal untuk setiap titik atau lokasi dimana data tersebut dikumpulkan. Dalam model GWR, variabel respon  $y$  diprediksi dengan variabel prediktor yang masing-masing koefisien regresinya bergantung pada lokasi dimana data tersebut diamati. Model GWR dapat ditulis sebagai berikut :

$$y_i = b_{i0} + \sum_{j=1}^p x_{ij} b_{ij} + e_i, \quad i=1, 2, \dots, n \quad (3)$$

dimana  $(y_i; x_{i1}, \dots, x_{ip})$  berturut-turut adalah nilai observasi variabel respon dan nilai observasi variabel prediktor  $x_1, \dots, x_p$  pada lokasi  $i$  dan  $e$  adalah random error yang diasumsikan seperti dalam regresi global.

Berbeda dengan regresi global yang nilai parameter modelnya konstan, maka parameter model GWR berbeda-beda pada setiap lokasi. Dalam model GWR ada sebanyak  $n(p+1)$  parameter yang

harus diprediksi. Koefisien GWR diprediksi secara independen dari setiap lokasi dengan menggunakan metode *Weighted Least Squares (WLS)* yaitu dengan memberikan pembobot yang berbeda untuk setiap lokasi dimana data tersebut dikumpulkan. Proses pembobotan ini mengikuti *Tobler's First Law of Geography* (Harvey, 2004), yaitu data yang lebih dekat dengan lokasi  $i$  akan mempunyai pengaruh yang lebih kuat dalam memprediksi parameter di lokasi  $i$  dibandingkan dengan data yang lebih jauh. Dalam bentuk vektor, prediksi parameter dalam GWR model adalah:

$$\hat{b}(i) = (X^T W(i) X)^{-1} X^T W(i) Y \quad (4)$$

dimana  $\hat{b}(i) = (\hat{b}_{i0}, \hat{b}_{i1}, \dots, \hat{b}_{ip})^T$  adalah vektor  $p+1$  koefisien regresi lokal pada lokasi  $i$  dan  $W(i) = \text{diag}[w_1(i), w_2(i), \dots, w_n(i)]$  adalah matrik diagonal pembobot yang bervariasi dari setiap prediksi parameter pada lokasi  $i$ . Salah satu fungsi pembobot yang sangat umum digunakan adalah fungsi Kernel Gauss (*Gaussian Distance Function*) sebagai berikut:

$$w_j(i) = \exp\left(-\frac{d_{ij}^2}{h^2}\right) \quad (5)$$

dimana  $d_{ij}$  adalah jarak antara lokasi  $i$  dan lokasi  $j$  dan  $h$  adalah parameter non negatif yang disebut parameter penghalus (*bandwidth*). Ada beberapa metode yang dapat digunakan untuk mendapatkan  $h$  optimum, diantaranya yang akan digunakan dalam makalah ini yaitu dengan meminimumkan nilai *cross validation (CV)* dengan persamaan:

$$CV = \sum_{i=1}^n [y_i - \hat{y}_{\neq i}(h)]^2 \quad (6)$$

$\hat{y}_{\neq i}(h)$  adalah nilai prediksi  $y_i$  (*fitting value*) dengan pengamatan di lokasi  $i$  dihilangkan dari proses prediksi (Fotheringham dkk, 2002).

## 3. PENGUJIAN MODEL GWR

Dalam mengkaji prosedur pengujian model GWR, akan digunakan pengujian secara global yang akan digunakan untuk mendeteksi apakah model GWR menjelaskan model lebih baik dibandingkan dengan model OLS atau tidak. Test statistik yang digunakan berdasarkan pada *analysis of variance (ANOVA)* yang diusulkan (Brunsdon dkk, 1999) sebagai berikut:

$$F = \frac{(RSS_{OLS} - RSS_{GWR}) / v_1}{RSS_{GWR} / \delta_1} \quad (7)$$

Dimana  $RSS_{OLS}$  dan  $RSS_{GWR}$  berturut-turut adalah jumlah kuadrat residu dari model OLS dan model GWR. Nilai  $F$  akan mendekati  $F$ -distribution dengan derajat kebebasan  $v_1^2 / v_2, \delta_1^2 / \delta_2$ , dimana:

$$\delta_i = \text{tr}[(I - S)^T (I - S)]^i, \quad i = 1, 2, \quad (8)$$

$v_1$  adalah nilai dari  $n-p-1-\delta_1$ ,  $v_2$  adalah nilai dari  $n-p-1-2\delta_1+\delta_2$ , dan  $S$  adalah *hat matrix* dari model GWR. Nilai  $F$  yang kecil akan mendukung hipotesis nol yang bermakna bahwa model GWR dan model OLS sama efektifnya dalam menjelaskan hubungan antar variabel. Bila diberikan tingkat signifikansi  $\alpha$ , maka hipotesis nol yang menyatakan bahwa model GWR dan model OLS menjelaskan hubungan antar variabel sama baiknya akan ditolak jika  $F > F_\alpha(v_1^2/v_2, \delta_1^2/\delta_2)$ .

#### 4. PREDIKTOR SPASIAL KRIGING

Tidak seperti model regresi global, model GWR tidak dapat digunakan untuk memprediksi parameter selain parameter di lokasi penelitian (Walter, 2005). Untuk mengatasi permasalahan ini, dalam makalah ini diusulkan penggunaan prediktor spasial kriging (*ordinary kriging predictor*) untuk mengestimasi lokal parameter. Asumsi berkaitan dengan penggunaan prediktor tersebut, menurut Cressie (Cressie, 1993) adalah:

$$p(b; s_0) = \sum_{i=1}^n \lambda_i b(s_i), \quad \sum_{i=1}^n \lambda_i = 1 \quad (9)$$

Jumlah koefisien bernilai satu ini memberikan garansi *uniform unbiasedness*. Dan optimum nilai  $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n$  didapatkan dengan menggunakan perumusan sebagai berikut:

$$\lambda_0 = \Gamma_0^{-1} \gamma_0 \quad (10)$$

Dimana

$$\lambda_0 \equiv (\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n, \phi)^T \quad (11)$$

$$\gamma_0 \equiv (\gamma(s_0 - s_1), \dots, \gamma(s_0 - s_n), 1)^T \quad (12)$$

$$\Gamma_0 \equiv \begin{cases} \gamma(s_i - s_j) & i = 1, \dots, n; j = 1, \dots, n \\ 1 & i = n + 1; j = 1, \dots, n \\ 0 & i = n + 1; j = n + 1 \end{cases} \quad (13)$$

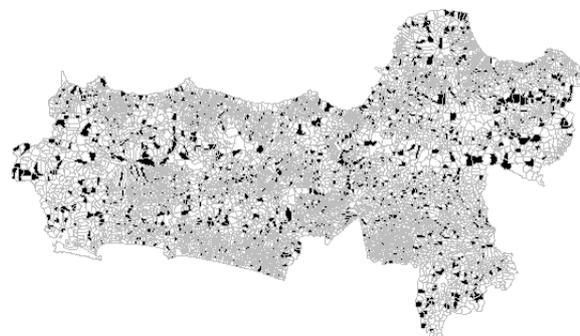
$\gamma_0$  adalah fungsi fitting variogram,  $\{s_0, \dots, s_n\}$  adalah lokasi spasial dan  $\phi$  adalah pengali lagrange untuk jumlah koefisien lamda bernilai satu. Dalam makalah ini dari beberapa fungsi variogram isotropis seperti *linear*, *spherical* dan *exponential* diujicobakan dan akan dipilih fungsi variogram yang memberikan *minimum weight sum of square*.

#### 5. MODEL DESA TERTINGGAL

Upaya penanggulangan kemiskinan tentunya akan terus menjadi agenda penting dalam jangka waktu lama. Oleh karenanya ada kebutuhan mendesak untuk mengembangkan alat yang efektif untuk penetapan lokasi geografis kemiskinan. Idealnya penetapan sasaran secara geografis didasarkan pada deskripsi tingkat kemiskinan dan indikator kesejahteraan lainnya pada satuan wilayah kecil atau

tingkat administrasi yang rendah mulai tingkat nasional, propinsi, kabupaten/kota, kecamatan hingga desa/kelurahan.

Awal tahun 2004 Badan Pusat Statistik (BPS) membuat peta kemiskinan untuk wilayah kecil dengan mengkombinasikan data survei dan sensus. Namun nilai rata-rata pengeluaran rumah tangga sebagai indikator utama kemiskinan masih dimodelkan dengan model regresi biasa, tanpa memperhitungkan pengaruh geografis atau lokasi. Untuk itu dalam makalah ini dengan mengkombinasikan data Survei Sosial Ekonomi Nasional (Susenas) 2006 dan sensus Potensi Desa (Podes) 2006, akan dilakukan pemodelan nilai rata-rata pengeluaran rumah tangga di Propinsi Jawa Tengah menggunakan model yang memperhitungkan geografis atau lokasi yaitu model GWR. Nilai rata-rata pengeluaran rumah tangga per kapita per hari didapatkan dari data Susenas yang selanjutnya disebut sebagai variabel respon. Sedangkan data variabel prediktor didapatkan dari Podes. Setelah dilakukan penggabungan kedua sumber data tersebut dengan menggunakan identitas kode propinsi, kode kabupaten/kota, kode kecamatan dan kode desa/kelurahan, maka didapatkan 1494 sampel desa yang memuat variabel respon dan variabel prediktor. Penyebaran sampel tersebut sebagaimana peta pada Gambar 1 berikut ini:



Gambar 1. Penyebaran sampel desa di Propinsi Jawa Tengah

Berdasarkan studi yang dilakukan BPS (BPS, 2005) dan Keputusan Menteri Negara Pembangunan Daerah Tertinggal RI (2005) tentang Strategi Nasional Pembangunan Daerah Tertinggal, ketertinggalan suatu daerah dipengaruhi oleh beberapa faktor. Faktor-faktor tersebut antara lain adalah faktor alam dan lingkungan, faktor sarana dan prasarana serta faktor sosial ekonomi. Berdasarkan data Podes, ketiga faktor tersebut yang dalam makalah ini disebut sebagai variabel prediktor secara rinci dijabarkan dalam Tabel 1 berikut:

Tabel 1. Variabel prediktor ketertinggalan suatu desa/kelurahan

variabel	Faktor alam dan lingkungan
$x_1$	Kepadatan penduduk per km <sup>2</sup>
$x_2$	Persentase rumah tangga di bantaran sungai
$x_3$	Persentase rumah tangga di daerah kumuh
$x_4$	Persentase rumah tangga di daerah bencana alam
variabel	Faktor sarana dan prasarana
$x_5$	Jarak kantor desa dengan kantor kecamatan
$x_6$	Jarak kantor desa dengan kantor kabupaten
$x_7$	Jarak kantor desa dengan kantor kab. lain terdekat
$x_8$	Rasio fasilitas pendidikan per 100 penduduk
$x_9$	Rasio fasilitas kesehatan per 100 penduduk
$x_{10}$	Rasio tenaga kesehatan per 100 penduduk
$x_{11}$	Persentase rumah tangga berlangganan telepon
$x_{12}$	Rasio kios telepon/internet per 100 penduduk
$x_{13}$	Jumlah pusat perdagangan atau koperasi
variabel	Faktor sosial ekonomi
$x_{14}$	Persentase rumah tangga pertanian
$x_{15}$	Persentase keluarga pra sejahtera
$x_{16}$	Persentase rumah tangga berlangganan listrik
$x_{17}$	Persentase rumah tangga penerima kartu sehat
$x_{18}$	Jumlah surat miskin yang dikeluarkan setahun

Karena dari data penelitian tidak ada rumah tangga yang tinggal di daerah rawan bencana alam ( $x_4$ ), maka kita dapat mengeluarkan variabel ini dari model. Sehingga model rata-rata pengeluaran rumah tangga per kapita per hari di suatu desa dijelaskan dengan 17 variabel prediktor.

Untuk keperluan pengklasifikasian desa, kita bandingkan hasil perkiraan rata-rata pengeluaran rumah tangga tersebut dengan garis kemiskinan BPS yang telah ditentukan berdasarkan penghitungan pengeluaran untuk kebutuhan makanan dan non makanan per kapita (Maksum, 2004). Jika nilai rata-rata pengeluaran rumah tangga per kapita per hari di suatu desa di bawah garis kemiskinan, maka desa tersebut diklasifikasikan desa miskin/tertinggal dan sebaliknya.

## 6. HASIL DAN DISKUSI

### 6.1 Analisis model

Tahapan pertama dalam memprediksi parameter GWR adalah menentukan matrik pembobot dengan menggunakan fungsi Gauss. Kita menggunakan pusat desa sebagai titik lokasi dalam penelitian. Dengan meminimumkan nilai CV, kita dapatkan *bandwith* ( $h$ ) sekitar 70.4236 km, sehingga matrik pembobotnya dengan diagonal utamanya  $w_{ij} = \exp(-d_{ij}^2 / 70.4236^2)$ . Dan untuk memprediksi parameter  $\hat{b}_i$  kita gunakan persamaan (4). Tabel 2 berikut menunjukkan ringkasan hasil prediksi koefisien model GWR dan model OLS. Kolom terakhir Tabel 2 menunjukkan prediksi koefisien model OLS yang nilainya diasumsikan konstan di seluruh lokasi. Sedangkan kolom 2 hingga 6 menunjukkan statistik deskriptif distribusi prediksi koefisien model GWR meliputi nilai minimum dan maksimum, nilai kuartil pertama dan kuartil ketiga serta nilai median

Tabel 2. Taksiran koefisien model GWR dan OLS

Variabel	Min	1 <sup>st</sup> Q	Median	3 <sup>rd</sup> Q	Max	OLS
Intercept	8.64E+03	9.22E+03	9.48E+03	9.65E+03	9.81E+03	9.34E+03
$x_1$	-5.12E+00	-3.57E+00	-2.31E+00	9.98E+00	8.48E+00	-1.08E+00
$x_2$	-3.13E+01	1.35E+00	5.83E+00	8.90E+00	1.56E+01	3.35E+00
$x_3$	-6.37E+01	-3.47E+01	-2.58E+01	-1.03E+01	1.58E+00	-2.25E+01
$x_5$	-4.10E+01	-3.81E+01	-3.31E+01	-2.74E+01	-1.20E+01	-2.50E+01
$x_6$	-1.89E+01	-1.76E+01	-1.62E+01	-1.13E+01	-4.40E+00	-1.36E+01
$x_7$	-1.18E+01	-5.89E+00	-4.63E+00	-3.92E+00	-2.40E+00	-5.19E+00
$x_8$	-5.61E+03	-2.30E+03	-7.72E+02	-8.50E+01	1.55E+03	-1.15E+03
$x_9$	7.58E+02	1.09E+03	1.39E+03	1.75E+03	2.47E+03	1.48E+03
$x_{10}$	-1.21E+03	7.97E+02	1.96E+03	2.85E+03	4.81E+03	1.84E+03
$x_{11}$	5.61E+01	7.05E+01	7.60E+01	7.88E+01	8.79E+01	7.29E+01
$x_{12}$	4.32E+03	5.61E+03	6.12E+03	6.59E+03	7.44E+03	6.24E+03
$x_{13}$	-1.90E+01	-6.00E+00	7.19E-01	2.38E+01	1.04E+02	4.84E+00
$x_{14}$	-2.26E+01	-2.04E+01	-1.87E+01	-1.73E+01	-1.17E+01	-1.89E+01
$x_{15}$	-1.42E+01	-1.37E+01	-1.32E+01	-1.12E+01	-2.95E+00	-1.18E+01
$x_{16}$	-2.78E+00	-9.23E-01	2.75E-03	4.47E-01	1.10E+00	-4.32E-01
$x_{17}$	-1.60E+01	-1.35E+01	-1.21E+01	-9.24E+00	-3.51E+00	-9.74E+00
$x_{18}$	-1.10E+00	-3.96E-01	-2.31E-01	-3.43E-02	2.29E-01	-2.80E-01

Untuk mengidentifikasi apakah model GWR menjelaskan hubungan variabel respon dan variabel prediktor lebih baik dibandingkan model OLS, dilakukan pengujian secara global dengan mempergunakan ANOVA. Hasil pengujian tersebut terlihat di dalam Tabel 3 berikut ini.

Tabel 3. ANOVA perbandingan GWR dan OLS

Source of Variation	SS	DF	MS	F stat	p-value
OLS Residuals	10410814088	18			
GWR Improvement	369062077	37.0331	9965744.76		
GWR Residuals	10041752011	1438.97	6978445.28	1.428	2.33E-07

Kolom dua Tabel 3 tersebut menunjukkan jumlah kuadrat residu (*SS*) dari model OLS, model GWR dan selisih keduanya. Kolom ketiga menunjukkan derajat kebebasan (*DF*), dimana baris kedua dan ketiga berturut-turut adalah nilai  $v_1$  dan  $\delta_1$  yang disebutkan di persamaan (3.2). Kolom keempat adalah nilai Mean Square (*MS*) yang masing-masing merupakan nilai *SS* dibagi *DF*. Nilai *F* statistik didapatkan dengan membagi *MS GWR Improvement* dengan *MS GWR Residuals* sebagaimana nilai di kolom kelima. Sedangkan *p-value* merupakan pendekatan distribusi *F* dengan derajat kebebasan  $v_1^2 / v_2, \delta_1^2 / \delta_2$  (70.503,1489.8). Dengan tingkat signifikan 0.05, hasil dari Tabel 3 menunjukkan bahwa hipotesis yang menyatakan bahwa model GWR dan model OLS menjelaskan hubungan antara variabel respon dan variabel prediktor sama baiknya ditolak. Artinya terdapat perubahan yang signifikan dalam menjelaskan hubungan kedua variabel tersebut bila model GWR digunakan. Sehingga dapat dikatakan bahwa rata-rata pengeluaran per kapita per hari di Jawa Tengah lebih baik dijelaskan oleh variabel prediktornya dengan koefisien bervariasi secara geografis dibandingkan dengan koefisien yang konstan di seluruh lokasi geografis.

### 6.2 Pengklasifikasian Desa

Salah satu tujuan dari penulisan makalah ini adalah membandingkan hasil penaksiran rata-rata pengeluaran rumah tangga per kapita per hari dengan garis kemiskinan untuk mengklasifikasikan

suatu desa ke dalam desa tertinggal atau tidak tertinggal. Jika rata-rata pengeluaran rumah tangga per kapita per hari di suatu desa lebih rendah nilainya dari garis kemiskinan, maka desa tersebut diklasifikasikan ke dalam desa tertinggal dan sebaliknya.

Garis kemiskinan di Jawa Tengah tahun 2006 berdasarkan penghitungan yang dilakukan oleh BPS adalah Rp. 6529.72 per kapita perhari untuk daerah perkotaan dan Rp. 5927.23 per kapita per hari untuk daerah pedesaan. Berdasarkan model OLS dan model GWR yang didapatkan, kita memprediksi nilai rata-rata pengeluaran rumah tangga per kapita perhari. Selanjutnya kita mengklasifikasikan seluruh desa penelitian ke dalam desa tertinggal dan desa tidak tertinggal. Tabel 4 menunjukkan hasil pengklasifikasian 1494 sampel desa dengan konsistensi pengklasifikasian (*consistency of classification/COC*) menurut model.

Tabel 4. Pengklasifikasian desa menurut model dan data sampel

model		Data sampel			COC (%)
		0	1	total	
OLS	0	1006	332	1338	73.23
	1	68	88	156	
	total	1074	420	1494	
GWR	0	1008	322	1330	74.03
	1	66	98	164	
	total	1074	420	1494	

0 : desa tidak tertinggal  
1 : desa tertinggal

Konsistensi pengklasifikasian desa menurut model GWR adalah 74.03% yang nilainya lebih besar dibandingkan konsistensi pengklasifikasian menurut model OLS yang hanya bernilai 73.23%. Hal ini memberikan gambaran bahwa model GWR lebih konsisten dalam mengklasifikasikan desa dibandingkan model OLS. Dengan membandingkan nilai COC dan juga sebagaimana dalam Tabel 3 bahwa model GWR mampu mereduksi residu secara signifikan dibandingkan model OLS, maka model GWR dianggap lebih tepat dalam memodelkan nilai rata-rata pengeluaran rumah tangga per kapita per hari di Jawa Tengah. Berdasarkan alasan inilah maka kita akan menggunakan variasi koefisien model GWR untuk menaksir koefisien di desa lain yang tidak menjadi sampel penelitian dengan menggunakan prediktor spasial kriging.

### 6.3 Prediktor spasial kriging dan distribusi desa tertinggal

Untuk mengatasi permasalahan GWR yang tidak dapat digunakan untuk mengekstrapolasi di lokasi lain selain lokasi sample, maka sebagaimana sudah dijelaskan sebelumnya bahwa kita akan menggunakan prediktor spasial kriging. Karena berbagai variogram estimator seperti metode momen, estimator robust dan estimator slope tidak dapat digunakan secara langsung dalam prediktor spasial kriging, maka kita harus memilih fungsi

fitting variogram (*variofit*) (Cressie, 1993). Variofit yang akan dipilih adalah variofit yang memberikan *minimized weighted sum of squares (MWSS)* paling kecil (dicetak tebal di Tabel 5). Sedangkan parameter variofit diprediksi berdasarkan *weighted least square (WLS)*. Nilai *MWSS* dari beberapa fungsi variofit isotropik ditunjukkan dalam Tabel 5 berikut ini.

Tabel 5. *MWSS* beberapa fungsi variofit

Variabel	Eksponential	Spherical	Linear
<i>Intercept</i>	4.68976E+15	1.81389E+16	<b>2.41491E+15</b>
$x_1$	2.93674E+07	7.32864E+07	<b>2.93674E+07</b>
$x_2$	1.56038E+08	1.44551E+09	<b>1.56002E+08</b>
$x_3$	1.54523E+10	6.23711E+10	<b>1.54510E+10</b>
$x_5$	7.20520E+07	7.20276E+08	<b>7.20484E+07</b>
$x_6$	5.96336E+07	1.71350E+08	<b>5.96299E+07</b>
$x_7$	5.00532E+04	1.45998E+06	<b>5.00516E+04</b>
$x_8$	3.23692E+15	1.15835E+16	<b>4.58020E+14</b>
$x_9$	<b>3.73485E+15</b>	6.50781E+15	1.23586E+16
$x_{10}$	<b>9.03449E+14</b>	6.55326E+15	1.33110E+15
$x_{11}$	<b>4.96152E+07</b>	3.40341E+08	6.05501E+07
$x_{12}$	1.48410E+16	3.38776E+16	<b>1.06609E+16</b>
$x_{13}$	8.53272E+10	2.37074E+11	<b>8.53216E+10</b>
$x_{14}$	4.61962E+05	7.65295E+06	<b>4.61959E+05</b>
$x_{15}$	3.62854E+06	1.03212E+07	<b>3.62854E+06</b>
$x_{16}$	2.31417E+04	2.65189E+05	<b>2.31398E+04</b>
$x_{17}$	2.22802E+06	2.87785E+07	<b>2.22769E+06</b>
$x_{18}$	8.02371E+02	2.68247E+03	<b>8.02343E+02</b>

Berdasarkan pada nilai *MWSS* di Tabel 5, fungsi linear sebagian besar digunakan untuk menentukan model variogram fitting, yaitu 15 variabel meliputi variabel *intersep*,  $x_1, x_2, x_3, x_5, x_6, x_7, x_8, x_{12}, x_{13}, x_{14}, x_{15}, x_{16}, x_{17}$  dan  $x_{18}$ . Dan hanya 3 variabel sisanya yaitu  $x_9, x_{10}, x_{11}$  menggunakan fungsi exponential dalam model variogram fitting. Selanjutnya dengan menggunakan nilai koefisien model GWR di 1494 desa sampel dan persamaan (9), (10), (11), (12) dan (13) dilakukan penghitungan nilai prediksi koefisien lokal model GWR di seluruh desa. Ringkasan hasil prediksi koefisien lokal dengan mempergunakan prediktor spasial kriging seperti ditunjukkan dalam Tabel 6 berikut.

Tabel 6. Prediksi koefisien model GWR-Kriging

Variabel	Min	1 <sup>st</sup> Q	Median	3 <sup>rd</sup> Q	Max
<i>Intercept</i>	8.64E+03	9.22E+03	9.47E+03	9.64E+03	9.81E+03
$x_1$	-5.12E+00	-3.48E+00	-1.80E+00	9.11E-01	8.54E+00
$x_2$	-3.13E+01	1.66E+00	5.82E+00	8.74E+00	1.55E+01
$x_3$	-6.39E+01	-3.50E+01	-2.39E+01	-1.24E+01	1.95E+00
$x_5$	-4.10E+01	-3.89E+01	-3.42E+01	-2.72E+01	-1.20E+01
$x_6$	-1.89E+01	-1.75E+01	-1.55E+01	-1.15E+01	-4.33E+00
$x_7$	-1.18E+01	-5.77E+00	-4.53E+00	-3.80E+00	-2.40E+00
$x_8$	-5.63E+03	-2.22E+03	-8.49E+02	-1.80E+02	1.58E+03
$x_9$	7.58E+02	1.12E+03	1.37E+03	1.71E+03	2.46E+03
$x_{10}$	-1.21E+03	7.47E+02	1.77E+03	2.77E+03	4.80E+03
$x_{11}$	5.65E+01	7.08E+01	7.59E+01	7.85E+01	8.78E+01
$x_{12}$	4.29E+03	5.63E+03	6.23E+03	6.52E+03	7.43E+03
$x_{13}$	-1.88E+01	-5.32E+00	2.16E+00	2.00E+01	1.05E+02
$x_{14}$	-2.27E+01	-2.06E+01	-1.90E+01	-1.77E+01	-1.16E+01
$x_{15}$	-1.42E+01	-1.36E+01	-1.30E+01	-1.14E+01	-2.87E+00
$x_{16}$	-2.77E+00	-8.05E-01	8.10E-02	4.62E-01	1.09E+00
$x_{17}$	-1.60E+01	-1.33E+01	-1.16E+01	-9.23E+00	-3.46E+00
$x_{18}$	-1.10E+00	-3.92E-01	-2.52E-01	-4.38E-02	2.31E-01

Selanjutnya dengan mensubstitusikan variabel di setiap desa kedalam model GWR akan kita dapatkan prediksi nilai rata-rata pengeluaran rumah tangga per kapita per hari di seluruh desa di Jawa Tengah, baik daerah perkotaan maupun daerah pedesaan. Akhirnya nilai prediksi tersebut dibandingkan dengan batas kemiskinan daerah perkotaan dan daerah pedesaan di Jawa Tengah, sehingga pengklasifikasian desa ke dalam desa tertinggal atau tidak tertinggal dapat dilakukan. Hasil pengklasifikasian desa per Kabupaten/Kota daerah perkotaan dan pedesaan di Jawa Tengah berdasarkan model GWR-Kriging disajikan dalam Tabel 7 berikut ini.

Tabel 7. Penyebaran desa tertinggal per Kabupaten di Propinsi Jawa Tengah

Kabupaten/Kota	0		1		0		1	
	K	D	K	D	K+D	K+D	K+D	K+D
Banjarnegara	30	176	3	69	206		72	
Banyumas	124	201	2	4	325		6	
Batang	52	127	6	63	179		69	
Blora	33	170	3	89	203		92	
Boyolali	53	166	1	47	219		48	
Brebes	80	174	3	40	254		43	
Cilacap	47	182	2	53	229		55	
Demak	42	190	6	9	232		15	
Grobogan	21	186	2	71	207		73	
Jepara	86	98	0	10	184		10	
Karanganyar	57	120	0	0	177		0	
Kebumen	71	322	9	58	393		67	
Kendal	90	140	5	50	230		55	
Klaten	239	154	1	7	393		8	
Kudus	83	48	1	0	131		1	
Magelang	62	266	0	56	328		56	
Pati	88	276	3	38	364		41	
Pekalongan	143	163	1	22	306		23	
Pemalang	75	102	11	34	177		45	
Purbalingga	52	178	3	6	230		9	
Purworejo	67	379	1	47	446		48	
Rembang	44	210	5	35	254		40	
Salatiga	19	3	0	0	22		0	
Semarang	202	164	2	44	366		46	
Sragen	43	154	0	11	197		11	
Sukoharjo	95	69	3	0	164		3	
Surakarta	51	0	0	0	51		0	
Tegal	162	134	1	17	296		18	
Temanggung	52	205	0	32	257		32	
Wonogiri	35	189	1	69	224		70	
Wonosobo	28	187	0	49	215		49	
Total	2326	5133	75	1030	7459		1105	

1: tertinggal

0: tidak tertinggal

K: perkotaan

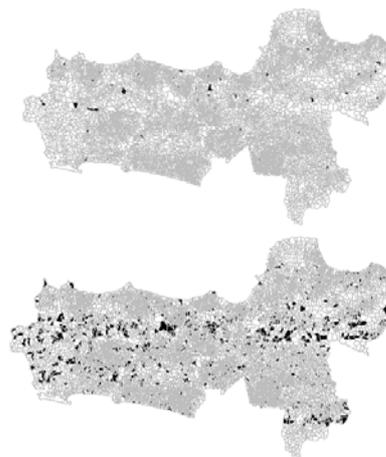
D: pedesaan

Sedangkan penyebaran desa tertinggal di daerah perkotaan dan daerah pedesaan ditunjukkan pada peta di Gambar 2.

## 7. KESIMPULAN

Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengetahui pengaruh variasi spasial dalam suatu model yang digunakan untuk memprediksi nilai rata-rata pengeluaran rumah tangga per kapita per hari di suatu desa. Selanjutnya nilai prediksi ini

digunakan untuk menentukan klasifikasi desa, tertinggal atau tidak tertinggal. Model yang memperhatikan variasi spasial yaitu model GWR terbukti lebih baik dibandingkan model standar (OLS). Dengan menggunakan gabungan data survei dan sensus, model GWR dapat digunakan untuk memprediksi sampai dengan satuan wilayah terkecil (desa). Prediktor spasial kriging, dapat digunakan untuk mengatasi permasalahan model GWR. Dengan demikian Model GWR-Kriging dapat dijadikan model alternatif dalam menentukan desa tertinggal.



Gambar 2. Penyebaran desa tertinggal daerah perkotaan (atas) dan daerah pedesaan (bawah)

## PUSTAKA

- Anselin, L. (1990). *Spatial dependence and spatial structural instability in applied regression analysis*, Journal of Regional Science 30, 185-207
- BPS (2005). *Identifikasi dan penentuan desa tertinggal tahun 2002*. Publikasi Badan Pusat Statistik, Jakarta
- Brunsdon, C., Fotheringham A.S., Charlton, M. (1996). *Geographically weighted regression: a method for exploring spatial nonstationarity*, Geographical Analysis 28, 281-298
- Brunsdon, C., Fotheringham A.S., Charlton M. (1999). *Some notes on parametric significance tests for geographically weighted regression*, Journal of Regional Science, Vol. 39, No 3, 497-524
- Casetti E. (1986). *The dual expansion method: an application for evaluating the effects of population growth in development*, IEEE Transaction on System, Man and Cybernetics 16, 29-39
- Cressie N. (1993), *Statistics for Spatial Data*, John Wiley and Son, Inc
- Fotheringham A.S., Charlton M., Brunsdon C. (1997a), *Measuring Spatial variations in relationships with geographically weighted regression*, in Recent Development in Spatial

- Analysis Eds M M Fiscer, A Getis (Springer, London), 60-82
- Fotheringham A.S., Chartlon M., Brunson C. (1997b). *Two techniques for exploring nonstationarity in geographical data*, Geographical Systems 4, 59-82
- Fotheringham A.S., Brunson C., Chartlon M. (2002). *Geographically Weighted Regression, the analysis of spatially varying relationships*, John Wiley and Sons, LTD
- Fotheringham A.S., Pitts T.C. (1995), *Directional variation in distance-decay*, Environment and Planning A 27, 715-729
- Harvey J. Miller (2004). *Tobler's First Law and Spatial Analysis*, Annals of The Association of America Geographers, 94(2), 284-289
- Hentschel J, Lanjouw O.J., Lanjouw P. and Poggi J. (2000). *Combining Census and Survey Data to Trace the Spatial Dimensions of Poverty: A Case Study of Ecuador*, The World Bank Economic Review, vol. 14, No 1, 147-165
- Leung Y., Mei Chang L., and ZhangWen X. (2000a), *Statistical test for spatial nonstationarity based on the geographically weighted regression model*, Environment and Planning, vol. 32, 9-32
- Largence F.Z.B. (2006), *Estimating soil contamination with kriging interpolation method*, American Journal of Applied Sciences 3 (6), 1894-1898
- Maksum C. (2004). *Official Poverty Measurement in Indonesia*, Paper presented at 2004 International conference on Official Poverty Statistics, 4-6 October 2004, ESDA, Shangrila Hotel, Mandaluyong City, Philippines
- Tiebei L., Jonanthan C., David P., Alistair R and Robert S. ( 2008). *A geographically weighed regression method to spatially disaggregate regional employment forecast for south east queensland*, Appl Spatial Analysis
- Walter J., Carsten R. and Jeremy W. Lichstein (2005) *Local and global approaches to spatial data analysis in ecology*, Global Ecology and Biogeography 14, 97-98.