

## ANALISIS FAKTOR-FAKTOR YANG MEMPENGARUHI PERSENTASE PENDUDUK MISKIN DI JAWA TENGAH DENGAN METODE *GEOGRAPHICALLY WEIGHTED PRINCIPAL COMPONENTS ANALYSIS* (GWPCA) *ADAPTIVE BANDWIDTH*

Mas'ad<sup>1</sup>, Hasbi Yasin<sup>2</sup>, Di Asih I Maruddani<sup>3</sup>

<sup>1</sup>Mahasiswa Departemen Statistika FSM Universitas Diponegoro

<sup>2,3</sup>Staff Pengajar Departemen Statistika FSM Universitas Diponegoro

### ABSTRACT

Poverty is one of the fundamental problems that is faced by developing country such as Indonesia. One of provinces with high poverty in Java is Central Java. The factors affecting poverty in the districts/cities in Central Java are Human Development Index, pre-prosperous family, population density, Labor Force Participation Rate, and Regional Minimum Wage. Variables which is affecting poverty percentage are multivariate data that have spatial effect and are correlated to each other. Therefore, Geographically Weighted Principal Components Analysis (GWPCA) Adaptive Bandwidth is suitable to analyze what dominant factor that effects poverty percentage in the districts/cities in Central Java. GWPCA Adaptive Bandwidth is a multivariate analysis method that is used to remove the correlation in multivariate data that have spatial effects with the distance weighting measure and the extent of location influence relative to each other location conforming to the variance size of data density. The result of this research the variables affecting poverty percentage each region can be replaced by new variables called principal components which can explain 82% of the original variables. This research also found five regional groups that have different poverty-percentage-affecting characteristics.

**Keywords** : poverty, multivariate, correlation, spatial effect, GWPCA adaptive bandwidth.

### 1. PENDAHULUAN

Permasalahan kemiskinan merupakan salah satu persoalan yang mendasar yang dihadapi oleh negara-negara berkembang tidak terkecuali Indonesia. Tingginya tingkat kemiskinan pada suatu negara mencerminkan rendahnya tingkat kesejahteraan masyarakat pada daerah tersebut. Fenomena kemiskinan telah berlangsung lama, akan tetapi sampai saat ini pemerintah masih belum bisa mengatasi masalah yang menjadi dasar bagi pembangunan negara.

Berdasarkan data hasil Survei Sosial Ekonomi Nasional yang dilakukan pada tahun 2013, mencatat bahwa terdapat 28,5 juta penduduk miskin di Indonesia. Hampir 50% dari total jumlah penduduk miskin tersebut yaitu sekitar 15,5 juta penduduk miskin berada di pulau Jawa. Hal ini menunjukkan bahwa pulau Jawa merupakan penyumbang terbesar penduduk miskin di Indonesia. Pada September 2013, Provinsi Jawa Tengah menempati peringkat kedua untuk tingkat kemiskinan tertinggi di Pulau Jawa dengan presentase angka kemiskinan sebesar 14,44% atau sebanyak 4.704.870 jiwa. Sedangkan untuk peringkat pertama dan ketiga adalah Provinsi DI Yogyakarta dan Provinsi Jawa Timur dengan masing-masing presentase tingkat kemiskinan 15,03% dan 12,73%<sup>[1]</sup>.

Tata letak geografis memberikan pengaruh terhadap angka kemiskinan di setiap kota dan kabupaten di Jawa Tengah. Perbedaan letak geografis akan mempengaruhi potensi yang dimiliki suatu daerah, sehingga perlu ditambahkan informasi geografis dari daerah yang diamati. Pada penelitian ini, penulis ingin menganalisis ada atau tidaknya efek spasial (geografis) sekaligus mentransformasi variabel-variabel asli yang saling berkorelasi menjadi satu *set* variabel baru yang tidak berkorelasi lagi pada data spasial dalam tingkat kemiskinan di Jawa Tengah. Oleh karena itu untuk melakukan analisis komponen utama pada variabel-variabel tingkat kemiskinan kabupaten dan kota di Jawa Tengah digunakan metode *Geographically Weighted Principal Component Analysis* (GWPCA). Hasil dari analisis GWPCA adalah pembentukan komponen-komponen utama lokal (setiap lokasi).

## 2. TINJAUAN PUSTAKA

### 2.1 Kemiskinan

#### 2.1.1 Definisi Kemiskinan

Secara bahasa kemiskinan berasal dari kata dasar miskin yang berarti tidak memiliki harta benda dan serba kekurangan. Pendapat lain mengatakan bahwa kemiskinan merupakan orang atau sekelompok orang yang tidak mampu memenuhi kebutuhan hidup minimumnya<sup>[10]</sup>. Kemiskinan adalah ketidakmampuan memenuhi standar minimum kebutuhan dasar yang meliputi kebutuhan makan maupun non makan<sup>[1]</sup>.

#### 2.1.2 Faktor-Faktor yang Diduga Mempengaruhi Kemiskinan

Persentase penduduk miskin dipengaruhi oleh beberapa faktor, diantaranya adalah Indeks Pembangunan Manusia yang rendah, masih banyaknya keluarga yang tergolong keluarga prasejahtera, kepadatan penduduk yang tinggi, Tingkat Partisipasi Angkatan Kerja yang masih rendah, dan Upah Minimum Regional yang rendah di setiap kabupaten dan kota<sup>[7]</sup>.

### 2.2 *Geographically Weighted Principal Components Analysis* (GWPCA)

Data multivariat yang mengandung efek spasial (lokal) dapat dianalisis menggunakan *Geographically Weighted Principal Components Analysis* (GWPCA), dimana GWPCA merupakan perluasan dari metode analisis Komponen Utama atau *Principal Components Analysis* (PCA). Analisis komponen utama merupakan suatu teknik analisis statistik untuk mentransformasi variabel-variabel asli yang masih saling berkorelasi satu dengan yang lain menjadi satu set variabel baru yang tidak berkorelasi lagi. Variabel-variabel baru itu disebut sebagai komponen utama<sup>[8]</sup>. Sedangkan PCA merupakan metode untuk analisis multivariat yang sering digunakan pada bidang sosial, dan biasanya digunakan untuk menjelaskan struktur varian-kovarian yang dimensinya tinggi<sup>[5]</sup>.

### 2.3 Uji Asumsi *Geographically Weighted Principal Components Analysis*

#### 2.3.1 Uji Normal Multivariat

Uji kecocokan distribusi normal multivariat secara formal dengan menggunakan *Kolmogorov Smirnov* dilakukan dengan hipotesis sebagai berikut<sup>[3]</sup>:

$$H_0 : F(x) = F_0(x) \text{ untuk semua nilai } x$$

(data pengamatan berdistribusi normal multivariat)

$$H_1 : F(x) \neq F_0(x) \text{ untuk sekurang-kurangnya sebuah nilai } x$$

(data pengamatan tidak berdistribusi normal multivariat)

Statistika Uji:

$$D = \sup |S(x) - F_0(x)| \quad (1)$$

dengan :  $S(x)$  = proporsi data pengamatan yang nilainya  $\leq x$ .

$F_0(x)$  = fungsi peluang kumulatif dari distribusi yang dihipotesakan

Kriteria Uji:

$H_0$  ditolak jika  $D > W_{(1-\alpha)}$  atau nilai sig  $< \alpha$ , dimana  $W_{(1-\alpha)}$  merupakan kuantil  $1-\alpha$  pada tabel *Kolmogorov Smirnov*.

### 2.3.2 Uji Korelasi antar Variabel

Variabel  $X_1, X_2, \dots, X_p$  dikatakan bersifat saling bebas (*independent*) jika matriks korelasi antar variabel membentuk matriks identitas. Tujuan dilakukannya uji korelasi antar variabel untuk mengetahui ada tidaknya hubungan (korelasi) yang signifikan antar variabel. Untuk menguji kebebasan antar variabel ini dapat dilakukan uji *Bartlett Sphericity* dengan hipotesis<sup>[6]</sup>:

$H_0 : \mathbf{R} = \mathbf{I}$  (tidak ada korelasi antar variabel)

$H_1 : \mathbf{R} \neq \mathbf{I}$  (terdapat korelasi antar variabel)

Statistik uji :

$$\chi_{hitung}^2 = - \left\{ n - 1 - \frac{2p+5}{6} \right\} \ln |\mathbf{R}| \quad (2)$$

dengan :  $n$  = jumlah observasi

$p$  = jumlah variabel

$|\mathbf{R}|$  = determinan dari matriks korelasi

Tolak hipotesis  $H_0$  jika nilai  $\chi_{hitung}^2 \geq \chi_{\alpha, (p(p-1))/2}^2$ .

Jika hipotesis  $H_0$  diterima maka metode analisis multivariat tidak layak digunakan, terutama metode analisis faktor atau analisis komponen utama<sup>[11]</sup>.

### 2.3.3 Uji Dependensi Spasial

Untuk mengetahui adanya efek spasial atau *spatial dependence* pada data, digunakan metode Moran's I ( $I$ ) dengan hipotesis<sup>[2]</sup>:

$H_0 : I = 0$  (tidak ada dependensi antar lokasi)

$H_1 : I \neq 0$  (ada dependensi antar lokasi)

Statistik uji dinyatakan pada persamaan berikut :

$$Z_{hitung} = \frac{I - E(I)}{\sqrt{\text{var}(I)}} \quad (3)$$

Dimana

$$I = \frac{n \sum_{j=1}^n \sum_{\ell=1}^n w_{j\ell} (x_j - \bar{x})(x_\ell - \bar{x})}{S_0 \sum_{j=1}^n (x_j - \bar{x})^2}$$

$$E(I) = -\frac{1}{n-1}$$

$$\text{var}(I) = \frac{n^2 S_1 - n S_2 + 3 S_0^2}{(n^2 - 1) S_0^2} - [E(I)]^2$$

$$S_1 = \frac{1}{2} \sum_{j \neq \ell}^n (w_{j\ell} + w_{\ell j})^2 \quad S_2 = \sum_{j=1}^n (\sum_{\ell=1}^n w_{j\ell} + \sum_{\ell=1}^n w_{\ell j})^2 \quad S_0 = \sum_{j=1}^n \sum_{\ell=1}^n w_{j\ell}$$

dengan :

$x_j$  = data ke- $j$  ( $j=1, 2, \dots, n$ )

$x_\ell$  = data ke- $\ell$  ( $\ell=1, 2, \dots, n$ )

$\bar{x}$  = rata-rata data

$w_{j\ell}$  = matriks pembobot spasial tersandarasi antara lokasi ke- $j$  dan lokasi ke- $\ell$   
(dalam penelitian ini digunakan matrik pembobot spasial *Queen*)

$\text{var}(I)$  = varian Moran's I

$E(I)$  = nilai harapan Moran's I

$H_0$  ditolak jika  $|Z_{hitung}| > Z_{1-\alpha}$ . Nilai  $I$  berada pada kisaran antara -1 dan 1.

Apabila variabel  $X_1, X_2, \dots, X_p$  yang digunakan mempunyai skala pengukuran berbeda perlu disamakan sehingga terbentuk variabel-variabel yang distandarkan yaitu sebagai berikut:

$$Z_p = \frac{(x_p - \mu_p)}{\sqrt{\sigma_p^2}} \quad (4)$$

GWPCA akan menghitung komponen utama setiap lokasi observasi dengan output komponen lokal yaitu varian dan *loading*/koefisien. Analisis GWPCA akan menghasilkan informasi yang lebih jelas sehingga dapat digunakan untuk analisis lebih lanjut seperti analisis regresi atau analisis cluster<sup>[9]</sup>. GWPCA dapat menaksir variasi spasial pada data serta bagaimana variabel asli mempengaruhi setiap komponen lokal. GWPCA disusun dengan konsep menggunakan pembobot dari fungsi kernel dan *bandwidth*-nya<sup>[5]</sup>.

Pada penelitian ini, pembobot kernel yang digunakan adalah kernel *exponential* dengan *bandwidth adaptive*. Formula yang dipakai adalah<sup>[5]</sup>:

$$w(u_i, v_i) = \exp\left(\frac{-d_{ij}}{h_i}\right) \quad (5)$$

dengan :  $d_{ij} = \sqrt{(u_i - u_j)^2 + (v_i - v_j)^2}$

$u_i$  = koordinat *latitude* pada lokasi ke- $i$

$v_i$  = koordinat *longitude* pada lokasi ke- $i$

$h_i$  = *bandwidth* pada lokasi ke- $i$

Nilai  $w_{j\ell}$  mengindikasikan kedekatan atau bobot tiap titik data dengan lokasi ke- $j$ . Oleh sebab itu pembobot spasial dihitung untuk setiap lokasi pengamatan ke- $j$ . Matriks pembobot pada lokasi ke- $j$  ( $W(u_j, v_j)$ ) berdimensi  $n \times n$  berbentuk<sup>[5]</sup>:

$$W(u_j, v_j) = \begin{bmatrix} w_{j1} & 0 & \dots & 0 \\ 0 & w_{j2} & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & w_{jn} \end{bmatrix}$$

Fungsi kernel *adaptive* menyesuaikan ukuran variasi pada densitas data. Fungsi tersebut mempunyai *bandwidth* yang lebih besar ketika data menyebar dan lebih kecil ketika data memusat<sup>[4]</sup>. *Bandwidth* adalah ukuran jarak fungsi pembobot dan sejauh mana pengaruh suatu lokasi terhadap lokasi lain.

Variabel  $\mathbf{X}$  pada lokasi observasi ke- $j$  dengan koordinat  $(u_j, v_j)$  dapat dituliskan dengan  $X(u_j, v_j)$ . Artinya, observasi ke- $j$  bergantung pada  $u$  dan  $v$  yang merupakan faktor geografis yaitu koordinat *latitude* dan *longitude* dari lokasi observasi. Jika variabel  $\mathbf{X}_i$  pada lokasi observasi ke- $j$  diasumsikan mengikuti distribusi normal multivariat, dapat dituliskan :

$$\mathbf{X}_i | (u_j, v_j) \sim N(\boldsymbol{\mu}(u_j, v_j), \boldsymbol{\Sigma}(u_j, v_j))$$

Variabel  $\mathbf{X}_i$  pada lokasi ke- $j$  mengikuti distribusi normal multivariat dengan vektor mean  $\boldsymbol{\mu}(u_j, v_j)$ , dan matriks varian kovarian  $\boldsymbol{\Sigma}(u_j, v_j)$ , yang berarti bahwa elemen-elemen dari vektor  $\boldsymbol{\mu}(u_j, v_j)$ , dan matriks  $\boldsymbol{\Sigma}(u_j, v_j)$  adalah fungsi dari  $u_j$  dan  $v_j$ . Mean variabel ke- $i$  pada lokasi ke- $j$  yaitu  $\mu(x_i(u_j, v_j))$  dihitung dengan rumus:

$$\mu(x_i(u_j, v_j)) = \frac{\sum_{\ell=1}^n w_{j\ell} x_i(u_j, v_j)}{\sum_{\ell=1}^n w_{j\ell}} \quad (6)$$

Sedangkan matriks varian kovarian pada lokasi ke- $j$  diperoleh dari:

$$\Sigma(u_j, v_j) = \mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_j, v_j) \mathbf{X} \quad (7)$$

dengan:  $\mathbf{X}$  = matriks data (dengan n baris observasi dan m kolom variabel)

$\mathbf{W}(u_j, v_j)$  = matriks diagonal dari matriks pembobot pada lokasi ke-j.

$\Sigma(u_j, v_j)$  = matriks varian kovarian pada lokasi ke-j

Matriks varian-kovarian spasial pada lokasi ke-j harus diuraikan menjadi *eigenvalue* dan *eigenvector*-nya untuk mendapatkan komponen utama pembobot spasial (GWPCA) pada lokasi ke-j, dengan persamaan sebagai berikut<sup>[9]</sup>:

$$\mathbf{L}(u_j, v_j) \mathbf{V}(u_j, v_j) \mathbf{L}(u_j, v_j)^T = \Sigma(u_j, v_j) \quad (8)$$

dimana:  $\mathbf{L}(u_j, v_j) = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & \dots & a_{1p} \\ a_{21} & a_{22} & \dots & a_{2p} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{p1} & a_{p2} & \dots & a_{pp} \end{pmatrix}$  = matriks *eigenvector* lokasi ke-j yang

elemen-elemennya merupakan *loading*/koefisien komponen utama yang terbentuk.

$$\mathbf{V}(u_j, v_j) = \begin{pmatrix} \lambda_1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \lambda_2 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & \lambda_p \end{pmatrix} = \text{matriks diagonal } \textit{eigenvalue} \text{ lokasi ke-j, dengan}$$

$$\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_p \geq 0$$

$\Sigma(u_j, v_j)$  = matriks varian kovarian spasial pada lokasi ke-j.

Elemen-elemen pada matriks *eigenvector* merupakan koefisien/*loading* komponen utama yang terbentuk pada lokasi ke-j. Koefisien/*loading* tersebut menunjukkan variansi suatu variabel tertentu yang mampu dijelaskan pada komponen utama tersebut. Nilai koefisien dilihat secara absolut, tidak diperhatikan tanda positif atau negatifnya.

Secara umum pembentukan komponen utama disusun sebagai berikut<sup>[8]</sup>:

$$PC_p = \boldsymbol{\alpha}_p^T \mathbf{X} = a_{p1}X_1 + a_{p2}X_2 + \dots + a_{pp}X_p$$

dengan varian masing-masing komponen utama adalah  $\text{Var}(PC_i) = \boldsymbol{\alpha}_i \boldsymbol{\Sigma} \boldsymbol{\alpha}_i^T = \lambda_i$ , dengan  $\lambda_i = \textit{eigenvalue}$  dari komponen utama ke-i,  $i = 1, 2, \dots, p$ .

Varian total dari komponen-komponen yang terbentuk adalah:

$$\sum_{i=1}^p (\text{Var}(PC_i)) = \text{tr}(\boldsymbol{\Sigma}) = \text{tr}(\mathbf{V}) = \sigma_{11} + \sigma_{22} + \dots + \sigma_{pp} = \lambda_1 + \lambda_2 + \dots + \lambda_p$$

Komponen utama dibentuk dengan cara kombinasi linier dari  $(X_1, X_2, \dots, X_p)$  menjadi  $(PC_1, PC_2, \dots, PC_p)$  yang mempunyai kriteria ciri-ciri sebagai berikut :

1.  $(PC_1, PC_2, \dots, PC_p)$  adalah variabel-variabel baru yang tidak berkorelasi.
2.  $PC_1$  adalah variabel kombinasi linier yang menggambarkan proporsi variansi terbesar dari komponen yang terbentuk.
3.  $PC_p$  adalah variabel kombinasi linier yang memaksimalkan variansinya, yang selanjutnya tidak berkorelasi dengan  $(PC_1, \dots, PC_{(p-1)})$ .

Ada beberapa cara pemilihan komponen utama. Namun, tidak ada aturan khusus karena pada dasarnya pemilihan komponen utama tergantung kebutuhan peneliti. Jumlah komponen utama dapat ditentukan dengan melihat persentase varian kumulatif yang dipilih mampu menerangkan total varian data sekitar 70% sampai 80%. Selain itu, pemilihan komponen utama juga dapat ditentukan berdasarkan *eigenvalue* yang lebih dari satu ( $\lambda_i > 1$ ). Hal tersebut disebabkan *eigenvalue* yang mendekati nol dianggap tidak memberikan pengaruh yang penting<sup>[11]</sup>.

### 3. METODOLOGI PENELITIAN

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data sekunder tentang faktor-faktor yang diduga mempengaruhi persentase kemiskinan di Provinsi Jawa Tengah tahun

2012 sampai 2013 dengan unit penelitian yang digunakan adalah 35 kota dan kabupaten di seluruh wilayah Jawa Tengah. Data ini bersumber dari Badan Pusat Statistik (BPS) Jawa Tengah. Variabel yang digunakan dalam penelitian ini adalah Indeks Pembangunan Manusia ( $X_1$ ), keluarga prasejahtera ( $X_2$ ), kepadatan penduduk ( $X_3$ ), Tingkat Partisipasi Angkatan Kerja ( $X_4$ ), dan Upah Minimum Regional ( $X_5$ ).

Langkah-langkah penelitian sebagai berikut :

1. Melakukan uji asumsi analisis *Geographically Weighted Principal Component Analysis* (GWPCA) yang terdiri dari:
  - a. Uji distribusi normal multivariat.
  - b. Uji korelasi antar variabel bebas dengan *Bartlett Test of Sphericity*.
  - c. Uji dependensi spasial dengan uji Moran's I.
2. Melakukan analisis GWPCA yang terdiri dari:
  - a. Melakukan standarisasi data.
  - b. Menghitung matriks pembobot spasial untuk setiap lokasi.
  - c. Menghitung matriks varian-kovarian.
  - d. Menghitung koefisien/loading GWPCA dari matriks varian kovarian.
  - e. Menentukan komponen utama yang digunakan untuk mewakili/menggantikan data asli dengan kriteria variansi yang dijelaskan adalah 70%-80%.
  - f. Mengidentifikasi koefisien/loading terbesar pada komponen utama pertama ( $PC_1$ ).
  - g. Membuat visualisasi (peta) variasi spasial mengenai variabel yang mempunyai koefisien/loading terbesar di setiap kabupaten/kota di Jawa Tengah.

#### 4. HASIL DAN PEMBAHASAN

##### 4.1 Uji Asumsi *Geographically Weighted Principal Components Analysis Adaptive Bandwidth*

###### 4.1.1 Uji Normal Multivariat

Uji normal multivariat secara formal dilakukan dengan uji *Kolmogorov Smirnov* dengan hipotesis sebagai berikut.

$H_0$ : data pengamatan berdistribusi normal multivariat

$H_1$ : data pengamatan tidak berdistribusi normal multivariat

Pada taraf signifikansi ( $\alpha$ ) sebesar 5% dan menolak  $H_0$  jika nilai  $D > W_{(0,95;70)}(0,160)$  atau  $p\text{-value} > 0,05$  maka  $H_0$  diterima karena nilai  $D (0,0825)$  lebih kecil dari  $W_{(0,95;70)}(0,160)$  dan  $p\text{-value} (0,6966)$  lebih besar dari 0,05 sehingga dapat disimpulkan data berdistribusi normal multivariat.

###### 4.1.2 Uji Korelasi antar Variabel

Uji korelasi antar variabel dilakukan dengan menggunakan *Bartlett Test of Sphericity*. *Bartlett Test of Sphericity* dilakukan dengan hipotesis sebagai berikut.

$H_0$  :  $\mathbf{R} = \mathbf{I}$  (tidak ada korelasi antar variabel)

$H_1$  :  $\mathbf{R} \neq \mathbf{I}$  (terdapat korelasi antar variabel)

Pada taraf signifikansi ( $\alpha$ ) 5% dan menolak  $H_0$  jika nilai  $\chi_{hitung}^2 \geq \chi_{(0,05;10)}^2(18,307)$  atau  $p\text{-value} < 0,05$  maka  $H_0$  ditolak karena nilai  $\chi_{hitung}^2(97,241) \geq \chi_{(0,05;10)}^2(18,307)$  dan  $p\text{-value} (0,000)$  lebih kecil dari 0,05 sehingga dapat disimpulkan bahwa terdapat korelasi antar variabel bebas sehingga analisis komponen utama atau PCA dapat digunakan.

###### 4.1.3 Uji Dependensi Spasial

Metode *Geographically Weighted Principal Components Analysis* digunakan dengan alasan data observasi mengandung efek spasial (lokal) yang artinya terjadi dependensi antar lokasi observasi. Uji dependensi spasial menggunakan uji Moran's I dengan hipotesis sebagai berikut.

$H_0$ :  $I = 0$  (tidak ada dependensi antar lokasi)

$H_1$ :  $I \neq 0$  (ada dependensi antar lokasi)

Taraf signifikansi ( $\alpha$ ) : 5%

$$\text{Statistik uji : } Z_{\text{hitung}} = \frac{I-E(I)}{\sqrt{\text{var}(I)}}$$

Kriteria uji :  $H_0$  ditolak jika  $|Z_{\text{hitung}}| > Z_{\alpha}$  atau  $p\text{-value} < \alpha$ .

Keputusan :

**Tabel 1.** Pengambilan Keputusan Uji Dependensi Spasial

	Variabel	$Z_{\text{hitung}}$	$Z_{0,05}$	$p\text{-value}$	$\alpha$	Keputusan
$X_1$	Indeks Pembangunan Manusia 2012	1,8343	1,645	0,0450	0,05	$H_0$ ditolak
	Indeks Pembangunan Manusia 2013	1,8641	1,645	0,0470	0,05	$H_0$ ditolak
$X_2$	Keluarga Prasejahtera 2012	0,5854	1,645	0,2710	0,05	$H_0$ diterima
	Keluarga Prasejahtera 2013	2,0791	1,645	0,0310	0,05	$H_0$ ditolak
$X_3$	Kepadatan Penduduk 2012	0,2089	1,645	0,3480	0,05	$H_0$ diterima
	Kepadatan Penduduk 2013	0,1603	1,645	0,3740	0,05	$H_0$ diterima
$X_4$	Tingkat Partisipasi Angkatan Kerja 2012	3,0224	1,645	0,0040	0,05	$H_0$ ditolak
	Tingkat Partisipasi Angkatan Kerja 2013	0,6505	1,645	0,2500	0,05	$H_0$ diterima
$X_5$	Upah Minimum Regional 2012	4,5641	1,645	0,036	0,05	$H_0$ ditolak
	Upah Minimum Regional 2013	3,9487	1,645	0,043	0,05	$H_0$ ditolak

Berdasarkan Tabel 1, dengan taraf signifikansi 5% dapat disimpulkan bahwa variabel  $X_1$  dan  $X_5$  terdapat dependensi spasial, variabel  $X_2$  dan  $X_4$  pada tahun 2012 terdapat dependensi spasial, sedangkan pada tahun 2013 tidak terdapat dependensi spasial, dan variabel  $X_3$  tidak terdapat dependensi spasial.

#### 4.3 Pembentukan Komponen Utama Lokal (GWPCA)

Variabel  $X_1, X_2, X_3, X_4,$  dan  $X_5$  distandarkan dengan menggunakan persamaan 4 sehingga terbentuk variabel  $Z_1, Z_2, Z_3, Z_4,$  dan  $Z_5$ . Matriks *eigenvector* yang elemennya merupakan *loading*/koefisien pada komponen utama yang terbentuk pada lokasi pertama (Kabupaten Wonosobo) yaitu:

$$\begin{array}{l}
 \begin{array}{c} Z_1 \\ Z_2 \\ Z_3 \\ Z_4 \\ Z_5 \end{array} \\
 \begin{array}{c} PC_1 \\ PC_2 \\ PC_3 \\ PC_4 \\ PC_5 \end{array} \begin{pmatrix} 0,6066 & -0,3039 & 0,4412 & -0,4316 & 0,3985 \\ -0,1932 & 0,4355 & -0,4020 & -0,3381 & 0,7051 \\ 0,2396 & -0,0031 & 0,0417 & 0,8358 & 0,4922 \\ 0,3130 & 0,8473 & 0,3700 & 0,0221 & -0,2160 \\ -0,6628 & -0,0060 & 0,7107 & 0,0161 & 0,2350 \end{pmatrix}
 \end{array}$$

Berdasarkan matriks *eigenvector* dapat disusun variabel komponen utama yang merupakan kombinasi linier dari variabel-variabel asli yaitu :

$$PC_1 = 0,6066Z_1 - 0,3039Z_2 + 0,4412Z_3 - 0,4316Z_4 + 0,3985Z_5$$

$$PC_2 = -0,1932Z_1 + 0,4355Z_2 - 0,4020Z_3 - 0,3381Z_4 + 0,7051Z_5$$

$$PC_3 = 0,2396Z_1 - 0,0031Z_2 + 0,0417Z_3 + 0,8358Z_4 - 0,4922Z_5$$

$$PC_4 = 0,3130Z_1 + 0,8473Z_2 + 0,3700Z_3 + 0,0221Z_4 - 0,2160Z_5$$

$$PC_5 = -0,6628Z_1 - 0,0060Z_2 + 0,7107Z_3 + 0,0161Z_4 + 0,2350Z_5$$

Total komponen utama yang terbentuk sama dengan banyak variabel yang dianalisis, yaitu lima komponen dengan mengkombinasikan secara linier antara *loading*/koefisien dengan variabel-variabel asli.

Matriks *eigenvalue* untuk setiap lokasi berbentuk matriks diagonal berukuran 5x5. Matriks *eigenvalue* untuk lokasi pertama (Kabupaten Wonosobo) yang elemen diagonalnya berasal dari baris ke-1 yaitu:

$$\begin{pmatrix} 2,6729 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0,8912 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0,6153 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0,4473 & 0 \end{pmatrix}$$

Pemilihan komponen utama yang dianggap penting dilakukan dengan melihat Proporsi Kumulatif Varian (PKV) yang dipilih mampu menerangkan total varian data sekitar 70-80%. PKV digunakan untuk mewakili data dengan mempertahankan informasi sebanyak varian PC tersebut. PKV dapat dihitung dengan varian-varian yang tersusun pada matriks *eigenvalue* atau menjumlahkan proporsi varian dari setiap komponen utama. Proporsi Kumulatif Varian (PKV) sampai komponen utama ke-p dapat dihitung dengan rumus:  $\frac{\text{jumlah eigenvalue sampai PC}_p}{\text{total diagonal eigenvalue}} \times 100\%$ .

PKV sampai komponen utama ke-2 (PC<sub>1</sub> dan PC<sub>2</sub>) untuk Kabupaten Wonosobo yaitu :

$$\frac{2,6729 + 0,8912}{2,6729 + 0,8912 + 0,6153 + 0,4473 + 0,1635} \times 100\% = 74,4053\%$$

PKV sampai komponen utama ke-3 (PC<sub>1</sub>, PC<sub>2</sub>, dan PC<sub>3</sub>) untuk Kabupaten Wonosobo yaitu :

$$\frac{2,6729 + 0,8912 + 0,6153}{2,6729 + 0,8912 + 0,6153 + 0,4473 + 0,1635} \times 100\% = 87,2499\%$$

PKV sampai komponen utama ke-4 (PC<sub>1</sub>, PC<sub>2</sub>, PC<sub>3</sub>, dan PC<sub>4</sub>) untuk Kabupaten Wonosobo yaitu :

$$\frac{2,6729 + 0,8912 + 0,6153 + 0,4473}{2,6729 + 0,8912 + 0,6153 + 0,4473 + 0,1635} \times 100\% = 96,5875\%$$

PKV sampai komponen utama ke-5 (PC<sub>1</sub>, PC<sub>2</sub>, PC<sub>3</sub>, PC<sub>4</sub>, dan PC<sub>5</sub>) untuk Kabupaten Wonosobo yaitu :

$$\frac{2,6729 + 0,8912 + 0,6153 + 0,4473 + 0,1635}{2,6729 + 0,8912 + 0,6153 + 0,4473 + 0,1635} \times 100\% = 100,0000\%$$

Berdasarkan perhitungan PKV sampai komponen utama kedua (PC<sub>2</sub>) adalah sekitar 82% sehingga komponen utama pertama (PC<sub>1</sub>) dan kedua (PC<sub>2</sub>) merupakan komponen utama yang dianggap penting, sehingga komponen-komponen utama tersebut digunakan untuk mewakili (mengganti) variabel-variabel asli.

*Loading*/koefisien menyatakan besarnya variansi suatu variabel yang mampu dijelaskan oleh suatu komponen utama. Variansi yang besar berarti bahwa variabel mempunyai korelasi (pengaruh) yang besar terhadap komponen utama yang mewakili data faktor-faktor yang mempengaruhi persentase kemiskinan di Jawa Tengah. Komponen utama pertama (PC<sub>1</sub>) memiliki proporsi varian terbesar sekitar 61%, sehingga variabel yang memiliki *loading*/koefisien tertinggi pada komponen utama pertama memberikan pengaruh yang besar terhadap persentase kemiskinan di Jawa Tengah. *Loading*/koefisien untuk komponen utama pertama (PC<sub>1</sub>) pada setiap lokasi dapat dilihat pada Tabel 2.

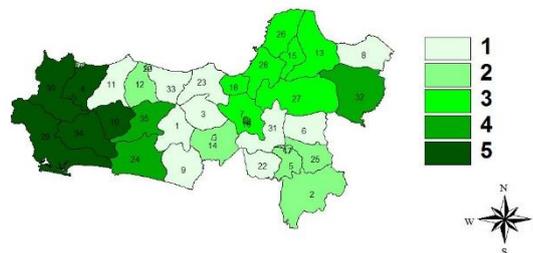
**Tabel 2.** Koefisien pada PC<sub>1</sub> untuk setiap kabupaten dan kota

Kode Kab	Z <sub>1</sub>	Z <sub>2</sub>	Z <sub>3</sub>	Z <sub>4</sub>	Z <sub>5</sub>
1	<b>0,6066</b>	-0,3039	0,4412	-0,4316	0,3985
2	0,5139	-0,3042	<b>0,7681</b>	-0,1164	0,1995
3	<b>0,4819</b>	-0,3412	0,3611	-0,6425	0,3287
4	0,0807	0,3143	0,0096	<b>0,9265</b>	0,1903
5	0,5543	-0,4974	<b>0,6035</b>	-0,2040	0,1989
6	<b>0,5705</b>	-0,4311	0,5579	-0,2697	0,3236
7	0,5249	-0,3939	0,2325	-0,3676	<b>0,6166</b>
8	<b>0,4615</b>	-0,6417	0,4345	-0,2379	0,3604
9	<b>0,6292</b>	-0,3198	0,5289	-0,3298	0,3367
10	-0,0199	0,5584	-0,0840	<b>0,8249</b>	0,0193
11	<b>0,6252</b>	-0,2973	0,5100	-0,3451	0,3762
12	0,4996	-0,3394	<b>0,5767</b>	-0,4485	0,3186
13	0,4963	-0,5008	0,2999	-0,2847	<b>0,5761</b>

14	0,6072	-0,1725	<b>0,6995</b>	-0,3132	-0,1191
15	0,4151	-0,6878	0,3690	-0,2061	<b>0,4195</b>
16	0,5659	-0,2798	<b>0,7708</b>	-0,0857	0,0002
17	0,4805	-0,3080	<b>0,8089</b>	-0,1022	0,0975
18	0,5014	-0,4034	0,2842	-0,2938	<b>0,6472</b>
19	<b>0,5030</b>	-0,2862	0,3613	-0,6979	0,2180
20	0,5038	-0,3820	<b>0,6653</b>	-0,3455	0,1957
21	0,6063	-0,1945	<b>0,7006</b>	-0,2977	-0,1227
22	<b>0,6516</b>	-0,5882	0,2771	-0,3570	-0,1588
23	<b>0,5683</b>	-0,5117	0,4254	-0,3203	0,3628
24	<b>0,5392</b>	-0,2522	0,3759	-0,5547	0,4434
25	0,4620	-0,5134	<b>0,6924</b>	-0,1376	0,1565
26	0,4653	-0,3887	0,2887	-0,2656	<b>0,6917</b>
27	0,5110	-0,5709	0,2681	-0,2367	<b>0,5339</b>
28	0,5050	-0,4238	0,3139	-0,2844	<b>0,6212</b>
29	-0,0651	0,4383	-0,0528	<b>0,8890</b>	0,1026
30	-0,5833	0,3236	-0,6183	<b>0,4130</b>	0,0466
31	<b>0,6355</b>	-0,6094	0,2103	-0,3785	-0,1930
32	<b>0,5251</b>	-0,6420	0,3380	-0,2843	0,3420
33	<b>0,5165</b>	-0,5500	0,4905	-0,3433	0,2688
34	-0,1021	0,4555	-0,0552	<b>0,8822</b>	0,0264
35	<b>0,4811</b>	-0,2518	0,3363	-0,6385	0,4294

Catatan: koefisien terbesar cetak tebal, koefisien terbesar kedua cetak miring

Berdasarkan Tabel 2, 10 lokasi mempunyai koefisien terbesar pada variabel  $Z_1$  (Indeks Pembangunan Manusia) diikuti variabel  $Z_3$  (kepadatan penduduk) yaitu: Wonosobo, Temanggung, Sragen, Rembang, Purworejo, Pemalang, Klaten, Kendal, Boyolali, dan Batang. Lokasi yang mempunyai koefisien terbesar pada variabel  $Z_3$  (kepadatan penduduk) diikuti variabel  $Z_1$  (Indeks Pembangunan Manusia) ada sembilan, yaitu: Wonogiri, Sukoharjo, Pekalongan, Magelang, Kota Tegal, Kota Surakarta, Kota Pekalongan, Kota Magelang, dan Karanganyar. Lokasi yang mempunyai koefisien terbesar pada variabel  $Z_5$  (UMR) diikuti variabel  $Z_1$  (Indeks Pembangunan Manusia) ada tujuh, yaitu: Semarang, Pati, Kudus, Kota Semarang, Jepara, Grobogan, dan Demak. Lokasi yang mempunyai koefisien terbesar pada variabel  $Z_1$  (Indeks Pembangunan Manusia) diikuti variabel  $Z_5$  (UMR) ditunjukkan ada empat, yaitu: Kota Salatiga, Kebumen, Blora, dan Banjarnegara. Lokasi yang mempunyai koefisien terbesar pada variabel  $Z_4$  (TPAK) diikuti variabel  $Z_2$  (keluarga prasejahtera) ada lima, yaitu: Tegal, Purbalingga, Cilacap, Brebes, dan Banyumas. Berdasarkan data pada Tabel 7 dapat dibentuk visualisasi pada peta seperti yang ditunjukkan oleh Gambar 1.



Gambar 1. Peta lokasi dengan koefisien terbesar

## 5. KESIMPULAN

Variabel-variabel yang mempengaruhi persentase kemiskinan pada setiap lokasi dapat diganti dengan dua variabel baru komponen utama yaitu  $PC_1$  dan  $PC_2$  dengan variansi yang mampu dijelaskan sekitar 82%. Komponen utama pertama ( $PC_1$ ) mampu

menjelaskan variansi sekitar 61% dan komponen utama kedua ( $PC_2$ ) mampu menjelaskan variansi sekitar 21%.

Berdasarkan komponen utama pertama ( $PC_1$ ) terdapat lima kelompok variabel yang mempengaruhi persentase kemiskinan yaitu:

- a. Daerah-daerah yang persentase penduduk miskinnya dipengaruhi oleh Indeks Pembangunan Manusia ( $X_1$ ) diikuti oleh kepadatan penduduk ( $X_3$ ) terdiri dari 10 kabupaten dan kota.
- b. Daerah-daerah yang persentase penduduk miskinnya dipengaruhi oleh kepadatan penduduk ( $X_3$ ) diikuti oleh Indeks Pembangunan Manusia ( $X_1$ ) terdiri dari 9 kabupaten dan kota
- c. Daerah-daerah yang persentase penduduk miskinnya dipengaruhi oleh Upah Minimum Regional ( $X_5$ ) diikuti oleh Indeks Pembangunan Manusia ( $X_1$ ) terdiri dari 7 kabupaten dan kota.
- d. Daerah-daerah yang persentase penduduk miskinnya dipengaruhi oleh Indeks Pembangunan Manusia ( $X_1$ ) diikuti oleh Upah Minimum Regional ( $X_5$ ) terdiri dari 4 kabupaten dan kota.
- e. Daerah-daerah yang persentase penduduk miskinnya dipengaruhi oleh Tingkat Partisipasi Angkatan Kerja ( $X_4$ ) dipengaruhi oleh keluarga prasejahtera ( $X_2$ ) terdiri dari 5 kabupaten dan kota.

#### DAFTAR PUSTAKA

- [1] [BPS] Badan Pusat Statistik. 2014. *Profil Kemiskinan di Indonesia September 2013*. Jakarta: Badan Pusat Statistik.
- [2] Anselin, L. 1988. *Spatial Econometrics: Methods and Models*. Kluwer Academic Publishers. The Netherlands.
- [3] Daniel, W. 1989. *Statistika Nonparametrik Terapan*. Diterjemahkan oleh: Alex Tri Kuncoro. Jakarta: Gramedia
- [4] Fotheringham, S., Brunson, C., dan Charlton, M. 2002. *Geographically Weighted Regression: The Analysis of Spatially Varying Relationships*. Chichester: Wiley
- [5] Gollini, I., Lu, B., Charlton, M., Brunson, C., dan Harris, P. 2013. *GWmodel: an R Package for Exploring Spatial Heterogeneity using Geographically Weighted Models*. <http://arxiv.org/pdf/1306.0413.pdf>. Diakses: 10 Maret 2016
- [6] Hair, J.F., Black, W.C., Babin, B.J., Anderson, R.E, dan Tatham, R.L. 2006. *Multivariate Data Analysis*. Edisi ke-6. New Jersey: Prentice Hall.
- [7] Hakim, Arief Rachman., Yasin, Hasbi., Suparti. 2014. Pemodelan Persentase Penduduk Miskin di Kabupaten dan Kota di Jawa Tengah dengan Pendekatan *Mixed Geographically Weighted Regression*. *Jurnal Gaussian Vol.3, No.4: Hal575-584*.
- [8] Johnson, R.A. dan Wichern, D.W. 2007. *Applied Multivariate Statistical Analysis*. Edisi ke-6. New Jersey: Prentice Hall.
- [9] Lu, B., Hariss, P., Charlton, M., dan Brunson, C. 2013. *The GWmodel R package: Further Topics for Exploring Spatial Heterogeneity using Geographically Weighted Models*. <http://arxiv-web3.library.cornell.edu/abs/1312.2753.pdf>. Diakses: 10 Maret 2016
- [10] Mutia, Y. 2015. *Analisis Faktor-Faktor Yang Mempengaruhi Tingkat Kemiskinan Di Provinsi Daerah Istimewa Yogyakarta Tahun 2007-2012*. Surakarta: Universitas Sebelas Maret. Skripsi. Tidak dipublikasikan.
- [11] Simamora, B. 2005. *Analisis Multivariat Pemasaran*. Jakarta: PT Gramedia Pustaka Utama.