

# ***Geographically Weighted Principal Component Analysis pada Data Sumber Pendapatan Daerah Kabupaten dan Kota di Jawa Barat Tahun 2019***

**Siti Rahma Ayundanisa<sup>\*</sup>, Dwi Agustin Nuriani Sirodj**

Prodi Statistika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam,  
Universitas Islam Bandung, Indonesia.

<sup>\*</sup>[ayundans98@gmail.com](mailto:ayundans98@gmail.com), [dwi.agustinn@gmail.com](mailto:dwi.agustinn@gmail.com)

**Abstract.** Principal Component Analysis (PCA) is a multivariate analysis that transforms correlated original variables into new uncorrelated variables. This modeling method uses spatial data because each region has different characteristics and the problem of regional income will be different in each region. Geographically Weighted Principal Component Analysis is an extension of the Principal Components Analysis (PCA) method, where the multivariate data used contains spatial (local) effects. GWPCA will calculate the main components of each observation location with the output of local components, namely variance and loading (coefficient). GWPCA is structured by weighting the kernel functions and bandwidth. For this problem, secondary data is used, namely district/city regional income data in West Java Province 2019. The use of GWPCA for regional revenue source data, based on the largest loading coefficient PC1 there are 4 large groups that have an influence on local revenue sources in West Java Province in 2019 which comes from the X8 variable (other regional income) followed by the X2 variable (regional levies), the X8 variable (other regional income) followed by the X1 variable (local taxes), the X8 variable (other regional income) followed by variable X5 (tax revenue sharing) and variable X7 (Special Allocation Fund) followed by X8 (other regional income). The number of main components that can be used to replace the original variables are 3 main components, namely PC1, PC2 and PC3 with a total variance that can be explained by the three main components is around 80%. Based on the selection of the largest loading coefficient, it can be analyzed that by using the largest loading coefficient selected the main component PC1 because PC1 is able to describe the largest variance of about 50% of the original data.

**Keywords:** Principal Component Analysis, Geographically Weighted Principal Component Analysis, Regional Income.

**Abstrak.** *Principal Component Analysis* (PCA) adalah analisis multivariat yang mentransformasi variabel asal yang saling berkorelasi menjadi variabel baru yang tidak saling berkorelasi. Metode pemodelan ini menggunakan data spasial karena setiap masing-masing wilayah memiliki karakteristik yang berbeda dan permasalahan pendapatan daerah pun akan berbeda disetiap wilayah. *Geographically Weighted Principal Component Analysis* merupakan perluasan dari metode *Principal Components Analysis* (PCA), dimana data multivariat yang digunakan mengandung efek spasial (lokal). GWPCA akan menghitung komponen utama setiap lokasi observasi dengan output komponen lokal yaitu varian dan *loading* (koefisien). GWPCA disusun dengan menggunakan pembobot dari fungsi kernel dan bandwithnya. Untuk masalah ini digunakan pada data sekunder yaitu data pendapatan daerah kabupaten/kota di Provinsi Jawa Barat 2019. Penggunaan GWPCA untuk data sumber pendapatan daerah, berdasarkan koefisien (*loading*) terbesar PC1 terdapat 4 kelompok besar yang berpengaruh dalam sumber pendapatan daerah di Provinsi Jawa Barat tahun 2019 yaitu berasal dari variabel X8 (lain-lain pendapatan daerah) diikuti variabel X2 (retribusi daerah), variabel X8 (lain-lain pendapatan daerah) diikuti oleh variabel X1 (pajak

daerah), variabel X8 (lain-lain pendapatan daerah) diikuti oleh variabel X5 (bagi hasil pajak) dan variabel X7 (Dana Alokasi Khusus) diikuti oleh X8 (lain-lain pendapatan daerah). Jumlah komponen utama yang dapat digunakan untuk mengganti variabel-variabel asli adalah 3 komponen utama yaitu PC1, PC2 dan PC3 dengan total varian yang mampu dijelaskan oleh ketiga komponen utama tersebut adalah sekitar 80%. Berdasarkan pemilihan koefisien (*loading*) terbesar, dapat dianalisis bahwa dengan menggunakan koefisien (*loading*) terbesar dipilih pada komponen utama PC1 karena PC1 mampu menggambarkan variansi terbesar sekitar 50% dari data asli.

**Kata Kunci:** *Principal Component Analysis, Geographically Weighted Principal Component Analysis, Pendapatan Daerah.*

## 1. Pendahuluan

*Principal Component Analysis* (PCA) atau biasa disebut dengan Analisis Komponen Utama merupakan analisis multivariat yang mentransformasi variabel-variabel asal yang saling berkorelasi menjadi variabel-variabel baru yang tidak saling berkorelasi dengan cara mereduksi sejumlah variabel tersebut agar mempunyai dimensi yang lebih kecil, tetapi dapat menerangkan sebagian besar keragaman variabel aslinya (Astuti dan Adiwijaya, 2019).

*Principal Component Analysis* (PCA) sering diterapkan tanpa memperhitungkan efek spasial. Dalam hal ini, PCA standar dapat diganti dengan PCA berbobot secara geografis (GWPCA) (Harris et al., 2011). *Geographically Weighted Principal Components Analysis* (GWPCA) adalah perluasan dari metode Analisis Komponen Utama atau *Principal Components Analysis* (PCA), dimana data multivariat yang digunakan mengandung efek spasial (lokal). GWPCA akan menghitung komponen utama setiap lokasi observasi dengan output komponen lokal yaitu varian dan *loading* (koefisien) dan 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 bandwidthnya (Mas'ad et al., 2016).

Berbagai daerah masih banyak yang belum bisa mengelola dengan maksimal sektor-sektor perekonomian yang dimilikinya dan masih tingginya tingkat ketergantungan terhadap dana dari pemerintah pusat. Salah satu permasalahan adalah pendapatan daerah yang masih tergolong rendah, membuat pemerintah daerah belum bisa meningkatkan kemandiriannya yang berimbang pada pembangunan yang dilakukan di daerah yang bersangkutan. Ternyata kemampuan untuk dapat mengatur perekonomian serta potensinya itu berbeda-beda setiap wilayah karena dapat ditunjukkan dengan kondisi ekonomi yang bervariasi atau sumber pendapatan yang berbeda pada masing-masing wilayah dan pastinya mempengaruhi pendapatan daerah untuk masing-masing wilayah sehingga perlu ditambahkan informasi geografis dari lokasi daerah yang diamati.

Berdasarkan latar belakang yang telah diuraikan, maka perumusan masalah dalam penelitian ini sebagai berikut: Bagaimana penggunaan metode *Geographically Weighted Principal Components Analysis* (GWPCA) pada data pendapatan daerah di Jawa Barat dan bagaimana membentuk variabel-variabel baru (komponen utama) yang tidak berkorelasi agar dapat menggantikan (subtitusi) variabel-variabel sumber pendapatan daerah di Jawa Barat?

1. Mengetahui penerapan metode *Geographically Weighted Principal Components Analysis* (GWPCA) pada data pendapatan daerah di Jawa Barat.
2. Mengetahui bentuk variabel-variabel baru (komponen utama) yang tidak berkorelasi sehingga dapat menggantikan (subtitusi) variabel - variabel sumber pendapatan daerah di Jawa Barat.

## 2. Metodologi

Penelitian ini menggunakan metode *Geographically Weighted Principal Components Analysis* (GWPCA). *Geographically Weighted Principal Components Analysis* (GWPCA) adalah perluasan dari metode Analisis Komponen Utama atau *Principal Components*

*Analysis* (PCA), dimana data multivariat yang digunakan mengandung efek spasial (lokal). Menurut Johnson dan Wichern (2007) *Principal Component Analysis* (PCA) merupakan salah satu analisis multivariat yang digunakan untuk mereduksi dimensi data dari yang berukuran besar dan saling berkorelasi menjadi dimensi yang lebih kecil.

GWPCA akan menghitung komponen utama pada setiap lokasi observasi dengan output lokal yaitu varian dan koefisien (*loading*), sehingga dapat menaksir variasi spasial pada data serta bagaimana variabel asli mempengaruhi setiap komponen lokal. GWPCA disusun dengan menggunakan pembobot dari fungsi kernel dan bandwithnya (Gollini *et al.*, 2013).

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data sekunder yang diperoleh dari data dan informasi statistik keuangan pemerintah daerah provinsi dan kabupaten/Kota Provinsi Jawa Barat 2019. Data diambil dari publikasi BPS pada situs <https://jabar.bps.go.id/publication>. Adapun variabel yang digunakan dalam penelitian ini ada 8 variabel yang menjadi sumber pendapatan daerah kabupaten/kota di Jawa Barat yaitu:

X <sub>1</sub>	: Pajak daerah
X <sub>2</sub>	: Retribusi daerah
X <sub>3</sub>	: Hasil perusahaan milik daerah dan pengelolaan kekayaan daerah yang dipisahkan
X <sub>4</sub>	: Lain-lain PAD yang sah
X <sub>5</sub>	: Bagi hasil pajak
X <sub>6</sub>	: Dana Alokasi Umum
X <sub>7</sub>	: Dana Alokasi Khusus
X <sub>8</sub>	: Lain-lain pendapatan daerah

Langkah-langkah analisis yang akan dilakukan untuk menyelesaikan studi kasus yang ada adalah:

- Menghitung koefisien/loading GWPCA
- Menentukan komponen utama yang digunakan untuk mewakili/menggantikan data asli dengan kriteria variansi yang dijelaskan adalah 70%-80%
- Mengidentifikasi koefisien/*loading* terbesar pada komponen utama pertama (PC1)
- Interpretasi hasil

### 3. Pembahasan dan Diskusi

Matriks vektor eigen yang elemennya merupakan *loading* (koefisien) pada komponen utama atau *principal component* (PC) yang terbentuk pada lokasi pertama (Kabupaten Bogor) yaitu:

	X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	X8
PC1	-0,3597	0,3018	-0,2871	-0,2444	-0,3349	-0,1108	0,0592	0,7137
PC2	-0,3348	0,2729	-0,5359	-0,0881	0,1397	-0,3616	-0,3566	-0,4909
PC3	-0,3629	0,2168	0,5214	-0,4557	-0,2165	-0,1148	0,3789	-0,3717
PC4	-0,2994	-0,0044	-0,0336	0,5093	-0,6643	0,3750	-0,1189	-0,2318
PC5	-0,3998	0,1042	-0,0578	-0,1570	0,4833	0,7527	-0,0249	0,0231
PC6	-0,3949	-0,3971	0,4476	-0,0309	0,0691	-0,1981	-0,6356	0,1927
PC7	-0,0779	-0,7545	-0,3897	-0,4204	-0,2046	0,0864	0,1807	-0,1185
PC8	-0,4640	-0,2227	-0,0424	0,5130	0,3160	-0,2999	0,5238	0,0772

Berdasarkan matriks vektor eigen tersebut dapat disusun variabel baru (komponen utama) yang merupakan kombinasi linier dari variabel-variabel asli yaitu:

$$\text{PC}_1 = Y_1 = -0,3597X_1 + 0,3018X_2 - 0,2871X_3 - 0,2444X_4 - 0,3349X_5 - 0,1108X_6 + 0,0592X_7 + 0,7137X_8$$

⋮

$$\mathbf{PC}_8 = \mathbf{Y}_8 = -0,4640\mathbf{X}_1 - 0,2227\mathbf{X}_2 - 0,0424\mathbf{X}_3 + 0,5130\mathbf{X}_4 + 0,3160\mathbf{X}_5 - 0,2999\mathbf{X}_6 \\ + 0,5238\mathbf{X}_7 + 0,0772\mathbf{X}_8$$

Komponen utama (PC) yang terbentuk untuk setiap lokasi adalah sebanyak 8 komponen, yaitu sesuai dengan banyaknya variabel yang dianalisis komponen utama. Maka nilai-nilai eigen untuk semua lokasi ditabelkan pada Tabel berikut.

**Tabel 1.** Nilai-nilai Eigen Semua PC untuk Semua Lokasi

Kode Kab	$\lambda_1$	$\lambda_2$	$\lambda_3$	$\lambda_4$	$\lambda_5$	$\lambda_6$	$\lambda_7$	$\lambda_8$
1	2,8339	1,1717	0,4836	0,3591	0,2928	0,1217	0,0935	0,0243
2	3,0078	1,1556	0,5546	0,4502	0,2935	0,1254	0,0912	0,0310
3	2,9396	1,1437	0,5059	0,4280	0,2774	0,1279	0,0852	0,0303
4	3,1608	1,0929	0,6928	0,4432	0,1776	0,1226	0,0678	0,0265
5	3,7458	0,9443	0,8886	0,7025	0,2708	0,1287	0,0749	0,0432
6	4,0030	1,0590	0,9496	0,8198	0,3308	0,1261	0,0774	0,0501
7	4,0585	1,0917	0,9631	0,8522	0,3479	0,1297	0,0785	0,0510
8	4,1504	1,1117	0,9858	0,8583	0,3571	0,1332	0,0756	0,0446
9	4,1632	1,1432	0,9815	0,8349	0,3651	0,1345	0,0744	0,0450
10	3,9894	1,0707	0,9318	0,7750	0,3179	0,1323	0,0687	0,0432
11	4,1623	1,3621	0,9682	0,7457	0,3995	0,1032	0,0912	0,0616
12	3,9310	1,1666	0,8731	0,7185	0,3464	0,1334	0,0666	0,0490
13	3,3504	1,1539	0,6470	0,5245	0,2659	0,1307	0,0722	0,0415
14	2,9879	1,1934	0,4881	0,4160	0,2767	0,1259	0,0818	0,0361
15	2,9132	1,2233	0,4291	0,3448	0,2926	0,1107	0,0852	0,0369
16	2,7349	1,2153	0,3848	0,3239	0,1714	0,1036	0,0812	0,0280
17	3,0670	1,1219	0,6015	0,4592	0,2192	0,1285	0,0779	0,0288
18	4,0433	1,1260	0,9505	0,8723	0,3637	0,1313	0,0831	0,0547
19	2,8339	1,1717	0,4836	0,3591	0,2928	0,1217	0,0935	0,0243
20	3,0078	1,1556	0,5546	0,4502	0,2935	0,1254	0,0912	0,0310
21	3,1608	1,0929	0,6928	0,4432	0,1776	0,1226	0,0678	0,0265
22	4,1632	1,1432	0,9815	0,8349	0,3651	0,1345	0,0744	0,0450
23	2,7349	1,2153	0,3848	0,3239	0,1714	0,1036	0,0812	0,0280
24	2,8172	1,1881	0,4467	0,3520	0,2387	0,1157	0,0939	0,0259
25	3,1044	1,1105	0,6446	0,4487	0,1967	0,1273	0,0733	0,0281
26	4,0030	1,0590	0,9496	0,8198	0,3308	0,1261	0,0774	0,0501
27	4,0912	1,1226	0,9677	0,8781	0,3647	0,1322	0,0804	0,0521

Dengan nilai-nilai eigen tersebut dapat dihitung proporsi kumulatif varian (PKV) dengan rumus  $\frac{\lambda_i}{\sum_{i=1}^p \lambda_i} \times 100\% = \frac{\lambda_i}{\lambda_1 + \lambda_2 + \dots + \lambda_p} \times 100\%$  yang akan digunakan sebagai penentu banyaknya komponen utama yang mampu menerangkan total varian data sekitar 70%-80%.

**Tabel 2.** Proporsi Kumulatif Varian (PKV)

Kode Kab	PKV sampai PC1	PKV sampai PC2	PKV sampai PC3	PKV sampai PC4	PKV sampai PC5	PKV sampai PC6	PKV sampai PC7	PKV sampai PC8
1	52,6692	74,4459	83,4341	90,1079	95,5490	97,8117	99,5492	100
2	52,6834	72,9244	82,6377	90,5228	95,6631	97,8592	99,4567	100
3	53,0797	73,7315	82,8667	90,5957	95,6041	97,9144	99,4526	100
4	54,6453	73,5407	85,5186	93,1801	96,2508	98,3700	99,5425	100
5	55,0952	68,9839	82,0539	92,3868	96,3694	98,2622	99,3643	100
6	53,9792	68,2593	81,0647	92,1192	96,5801	98,2802	99,3244	100
7	53,5942	68,0111	80,7299	91,9838	96,5778	98,2906	99,3269	100
8	53,7846	68,1914	80,9664	92,0895	96,7173	98,4431	99,4224	100
9	53,7743	68,5413	81,2195	92,0042	96,7203	98,4571	99,4183	100
10	54,4332	69,0416	81,7552	92,3300	96,6682	98,4727	99,4105	100
11	52,7290	69,9841	82,2490	91,6961	96,7567	98,0636	99,2195	100
12	53,9624	69,9773	81,9634	91,8272	96,5821	98,4140	99,3280	100
13	54,1598	72,8131	83,2718	91,7508	96,0497	98,1624	99,3294	100
14	53,2984	74,5866	83,2938	90,7145	95,6499	97,8966	99,3554	100
15	53,5911	76,0956	83,9897	90,3331	95,7162	97,7531	99,3204	100
16	54,2315	78,3300	85,9603	92,3821	95,7803	97,8341	99,4442	100
17	53,7694	73,4389	83,9844	92,0346	95,8770	98,1292	99,4956	100
18	53,0278	67,7949	80,2610	91,7005	96,4705	98,1931	99,2825	100
19	52,6692	74,4459	83,4341	90,1079	95,5490	97,8117	99,5492	100
20	52,6834	72,9244	82,6377	90,5228	95,6631	97,8592	99,4567	100
21	54,6453	73,5407	85,5186	93,1801	96,2508	98,3700	99,5425	100
22	53,7743	68,5413	81,2195	92,0042	96,7203	98,4571	99,4183	100
23	54,2315	78,3300	85,9603	92,3821	95,7803	97,8341	99,4442	100
24	53,3748	75,8842	84,3474	91,0160	95,5375	97,7287	99,5087	100
25	54,1433	73,5110	84,7540	92,5790	96,0094	98,2302	99,5092	100
26	53,9792	68,2593	81,0647	92,1192	96,5801	98,2802	99,3244	100
27	53,2087	67,8085	80,3938	91,8141	96,5577	98,2764	99,3219	100

Berdasarkan Tabel 2, proporsi kumulatif varian (PKV) sampai komponen utama ke-3 yaitu ( $PC_3$ ) mampu menerangkan total varian data sekitar 80%. Sehingga komponen utama  $PC_1$ ,  $PC_2$  dan  $PC_3$  merupakan komponen utama yang dianggap penting. Oleh karena itu jumlah komponen utama yang dapat digunakan untuk mengganti variabel-variabel asli adalah 3 komponen utama yaitu  $PC_1$ ,  $PC_2$  dan  $PC_3$ .

Berdasarkan hasil perhitungan PKV, diperoleh 3 komponen utama yang akan digunakan untuk mengganti variabel-variabel asli. Koefisien (*loading*)  $PC_1$  ditunjukkan pada Tabel 4.3. Berdasarkan Tabel 4.3 yaitu koefisien (*loading*) setiap lokasi pada  $PC_1$ , setiap lokasi observasi pada 27 kabupaten dan kota di Jawa Barat, mempunyai koefisien/*loading* rata-rata terbesar pada variabel  $X_8$  (lain-lain pendapatan daerah) kemudian diikuti oleh variabel  $X_1$  (pajak daerah) atau  $X_2$  (retribusi daerah) atau  $X_5$  (bagi hasil pajak).

Tetapi terdapat 6 daerah yang koefisien/*loading* terbesarnya bukan pada variabel  $X_8$  (lain-lain pendapatan daerah) seperti pada Kabupaten Kuningan (Kode 8), Kabupaten Cirebon

(Kode 9), Kabupaten Majalengka (Kode 10), Kabupaten Indramayu (Kode 12), Kota Cirebon (Kode 22) dan Kota Banjar (Kode 27) memiliki koefisien terbesarnya pada variabel  $X_7$  (Dana Alokasi Khusus) diikuti oleh variabel  $X_8$  (lain-lain pendapatan daerah) yang artinya berarti bahwa pendapatan daerah-daerah tersebut dipengaruhi oleh sumber pendapatan yang berasal dari variabel Dana Alokasi Khusus dan variabel lain-lain pendapatan daerah.

**Tabel 3.** Komponen Utama PC1 setiap Kabupaten dan Kota di Jawa Barat

Kode Kab	X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	X8
1	-0,3597	<b>0,3018</b>	-0,2871	-0,2444	-0,3349	-0,1108	0,0592	<b>0,7137</b>
2	-0,3926	<b>0,1730</b>	-0,2765	0,0796	-0,4460	-0,1089	0,0108	<b>0,7226</b>
3	-0,3891	<b>0,1353</b>	-0,2791	0,1101	-0,4362	-0,1228	-0,0200	<b>0,7311</b>
4	<b>0,4161</b>	-0,2432	0,0835	0,0937	-0,3039	-0,2362	-0,0422	<b>0,7759</b>
5	<b>0,1641</b>	-0,2056	-0,0536	-0,4439	-0,3905	0,1443	-0,3424	<b>0,6636</b>
6	-0,4534	-0,1482	0,1052	0,2221	<b>0,3667</b>	0,1879	-0,4588	<b>0,5761</b>
7	-0,4555	-0,1437	0,1078	0,2274	<b>0,5061</b>	0,1789	0,3631	<b>0,5372</b>
8	-0,4514	-0,1696	-0,1350	0,1800	-0,3672	0,1666	<b>0,6175</b>	<b>0,4159</b>
9	-0,4477	-0,1932	-0,1409	0,1515	-0,3702	0,1507	<b>0,6411</b>	<b>0,3856</b>
10	-0,4449	-0,2110	-0,0674	0,1566	0,3701	0,1539	<b>0,6054</b>	<b>0,4487</b>
11	-0,4156	<b>0,2353</b>	-0,2946	0,0651	-0,3686	-0,2175	0,1903	<b>0,6793</b>
12	-0,4355	-0,2287	0,1340	0,1168	-0,3727	0,1349	<b>0,6299</b>	<b>0,4154</b>
13	<b>0,4167</b>	-0,2573	-0,0134	0,1241	-0,3817	0,1481	-0,2000	<b>0,7327</b>
14	<b>0,3921</b>	-0,2749	-0,1053	0,1188	-0,4176	0,1303	-0,0592	<b>0,7420</b>
15	-0,3697	-0,2894	-0,2659	-0,2305	<b>0,3381</b>	0,1131	-0,0263	<b>0,7266</b>
16	-0,3307	<b>0,5140</b>	-0,2995	0,0037	0,1663	-0,1253	0,0843	<b>0,6974</b>
17	-0,4102	-0,2569	-0,0595	0,1288	<b>0,3826</b>	-0,1413	-0,0348	<b>0,7603</b>
18	-0,4559	-0,1608	0,1120	0,2225	<b>0,3673</b>	0,1749	-0,4485	<b>0,5811</b>
19	-0,3597	<b>0,3018</b>	-0,2871	-0,2444	-0,3349	-0,1108	0,0592	<b>0,7137</b>
20	-0,3926	<b>0,1730</b>	-0,2765	0,0796	-0,4460	-0,1089	0,0108	<b>0,7226</b>
21	<b>0,4161</b>	-0,2432	0,0835	0,0937	-0,3039	-0,2362	-0,0422	<b>0,7759</b>
22	-0,4477	-0,1932	-0,1409	0,1515	-0,3702	0,1507	<b>0,6411</b>	<b>0,3856</b>
23	-0,3307	<b>0,5140</b>	-0,2995	0,0037	0,1663	-0,1253	0,0843	<b>0,6974</b>
24	<b>0,2807</b>	-0,3003	-0,3779	-0,3480	0,2228	-0,0905	0,0347	<b>0,7128</b>
25	<b>0,1097</b>	-0,2476	0,0744	-0,4141	-0,3501	-0,1840	-0,0458	<b>0,7689</b>
26	-0,4534	-0,1482	0,1052	0,2221	<b>0,3667</b>	0,1879	-0,4588	<b>0,5761</b>
27	-0,4573	-0,1388	0,1173	-0,2272	0,3637	0,1755	<b>0,5269</b>	<b>0,5153</b>

Keterangan: Koefisien terbesar di cetak tebal dan koefiesien terbesar kedua di cetak tebal miring.

Daerah-daerah yang mempunyai koefisien (*loading*) terbesar berasal dari variabel  $X_8$  (lain-lain pendapatan daerah), kemudian diikuti oleh variabel  $X_2$  (retribusi daerah) terdiri dari 8 daerah yaitu Kabupaten Bogor (Kode 1), Kabupaten Sukabumi (Kode 2), Kabupaten Cianjur (Kode 3), Kabupaten Sumedang (Kode 11), Kabupaten Bekasi (Kode 16), Kota Bogor (Kode 19), Kota Sukabumi (Kode 20) dan Kota Bekasi (Kode 23).

Daerah-daerah yang mempunyai koefisien (*loading*) terbesar berasal dari variabel  $X_8$  (lain-lain pendapatan daerah) kemudian diikuti oleh variabel  $X_1$  (pajak daerah) terdiri dari 7 daerah yaitu Kabupaten Bandung (Kode 4), Kabupaten Garut (Kode 5), Kabupaten Subang (Kode 13), Kota Purwakarta (Kode 14), Kota Bandung (Kode 21), Kota Depok (Kode 24) dan Kota Cimahi (Kode 25).

Daerah-daerah yang mempunyai koefisien (*loading*) terbesar berasal dari variabel  $X_8$  (lain-lain pendapatan daerah), kemudian diikuti oleh variabel  $X_5$  (bagi hasil pajak) terdiri dari 6 daerah yaitu Kabupaten Tasik (Kode 6), Kabupaten Ciamis (Kode 7), Kabupaten Karawang (Kode 15), Kabupaten Bandung Barat (Kode 17), Kabupaten Pangandaran (Kode 18) dan Kota Tasik (Kode 26).

Identifikasi yang dijelaskan hanya pada komponen utama pertama PC1 karena pada komponen utama PC1 menggambarkan proporsi variansi terbesar dari komponen yang terbentuk dengan besar variansi sekitar 50% dari data asli. Sehingga koefisien (*loading*) terbesar pada komponen utama pertama PC1 memberikan pengaruh yang besar pula terhadap sumber-sumber pendapatan daerah di Jawa Barat, jadi koefisien (*loading*) terbesar pada komponen utama pertama PC1 dapat mewakili untuk menentukan kelompok yang berpengaruh dalam sumber-sumber pendapatan daerah di Provinsi Jawa Barat. Berdasarkan koefisien (*loading*) terbesar pada komponen utama pertama PC1 terdapat empat kelompok besar variabel yang mempengaruhi sumber-sumber pendapatan daerah kabupaten dan kota di Jawa Barat.

#### 4. Kesimpulan

Berdasarkan pembahasan dalam penelitian ini, peneliti menyimpulkan beberapa hasil penelitian sebagai berikut:

1. Penggunaan GWPCA untuk data sumber-sumber pendapatan daerah di Jawa Barat Tahun 2019, berdasarkan koefisien (*loading*) terbesar pada komponen utama pertama PC1 terdapat empat kelompok besar yang berpengaruh dalam sumber-sumber pendapatan daerah di Provinsi Jawa Barat tahun 2019 yaitu kelompok pertama terdiri dari 8 daerah yang sumber pendapatan daerahnya dipengaruhi oleh pendapatan yang berasal dari variabel  $X_8$  (lain-lain pendapatan daerah), kemudian diikuti oleh variabel  $X_2$  (retribusi daerah), kelompok kedua terdiri dari 7 daerah yang sumber pendapatan daerahnya dipengaruhi oleh pendapatan yang berasal dari variabel  $X_8$  (lain-lain pendapatan daerah) kemudian diikuti oleh variabel  $X_1$  (pajak daerah), kelompok ketiga terdiri dari 6 daerah yang sumber pendapatan daerahnya dipengaruhi oleh pendapatan yang berasal dari variabel  $X_8$  (lain-lain pendapatan daerah) kemudian diikuti oleh variabel  $X_5$  (bagi hasil pajak) dan kelompok keempat terdiri dari 6 daerah yang sumber pendapatan daerahnya dipengaruhi oleh pendapatan yang berasal dari variabel  $X_7$  (Dana Alokasi Khusus) kemudian diikuti oleh  $X_8$  (lain-lain pendapatan daerah).
2. Variabel-variabel baru (komponen utama) yang dapat digantikan untuk mengganti variabel-variabel asli adalah 3 komponen utama yaitu  $PC_1$ ,  $PC_2$  dan  $PC_3$  dengan total variansi yang mampu dijelaskan sampai komponen utama ke-3 ( $PC_3$ ) adalah sekitar 80%. Dan berdasarkan identifikasi koefisien (*loading*) terbesar, dapat dianalisis bahwa pada komponen utama pertama (PC1) menggambarkan proporsi variansi terbesar dari komponen yang terbentuk dengan besar variansi sekitar 50% dari data asli dengan menghasilkan empat kelompok besar variabel yang mempengaruhi sumber-sumber pendapatan daerah kabupaten dan kota di Jawa Barat.

#### Acknowledge

Peneliti mengucapkan terimakasih kepada pihak-pihak yang telah mendukung dalam menyelesaikan penelitian ini, terutama untuk keluarga, dosen pembimbing dan teman-teman sejawat yang selalu memberikan semangat demi terselesaiannya penelitian ini.

## Daftar Pustaka

- [1] Astuti, A., & Adiwijaya. (2019). *Principal Component Analysis Sebagai Ekstraksi Fitur Data Microarray Untuk Deteksi Kanker Berbasis Linear Discriminant Analysis*. *JURNAL MEDIA INFORMATIKA BUDIDARMA*.
- [2] Harris, P., Brunsdon, C., & Charlton, M. (2011). *Geographically weighted principal components analysis*. *International Journal of Geographical Information Science*, 25(10), 1717-1736.
- [3] Johnson, R. A., & Wichern, D. W. (2015). *Applied multivariate statistical analysis*. *Statistics*, 6215(10), 10.
- [4] Gollini, I., Lu, B., Charlton, M., Brunsdon, C., and Harris, P. 2013. *GWmodel: an R Package for Exploring Spatial Heterogeneity using Geographically Weighted Models*.
- [5] Mas'ad, H. Y., & Maruddani, D. I. (2016). Analisis Faktor-faktor Yang Mempengaruhi Persentase Kemiskinan di Jawa Tengah Dengan Metode Geographically Principal Component Analysis (GWPCA) Adaptive Bandwith. *Jurnal Gaussian*.
- [6] Shofwani Sheila Ghazia, Kudus Abdul. (2021). *Penentuan Kriteria Pengunjung dalam Pemilihan Green Hotel di Kota Bandung Menggunakan Metode Discrete Choice Experiment dengan Desain Choice Sets Kombinatorial*. *Jurnal Riset Statistika*, 1(1), 1-9.