Analisis Komponen Utama Penerimaan Pajak dan Retribusi Kota Bengkulu

Trisea Oktaviana[1), Sigit Nugroho[2), Fachri Faisal[2).
[1)Alumni Jurusan Matematika FMIPA Universitas Bengkulu
[2)Staf Pengajar Jurusan Matematika FMIPA Universitas Bengkulu

ABSTRAK

Tujuan penelitian ini adalah untuk mengetahui sumber-sumber pendapatan asli daerah Kota Bengkulu yang membentuk komponen utama. Jenis Penelitian menggunakan penelitian terapan dengan metode analisis komponen utama. Data yang digunakan data sekunder dari kantor Dinas Pendapatan Daerah Kota Bengkulu. Data direduksi dengan menggunakan matriks ragam peragam dan matriks korelasi. Hasil penelitian menunjukkan bahwa matriks ragam peragam menghasilkan satu komponen utama yang menjelaskan keragaman peubah asal sebesar 99.801%. Dari matriks korelasi komponen yang digunakan empat komponen utama, yang menjelaskan keragaman sebesar 83.83%.

Kata Kunci : Komponen utama, matriks korelasi, matriks ragam peragam, dan pendapatan asli daerah.

PENDAHULUAN

Sejak Januari 2001 bangsa dan negara Indonesia melaksanakan otonomi daerah diseluruh daerah tingkat II. Kota Bengkulu merupakan daerah otonom, oleh karena itu perlu diberikan sumber - sumber penerimaan yang akan digunakan untuk menjalankan otonominya secara baik [2]. Untuk meningkatkan penerimaan pendapatan asli daerah dikota bengkulu, perlu diketahui terlebih dahulu pendapatan asli daerah yang sumber-sumbernya berpengaruh besar terhadap penerimaan tersebut. Karena sumber-sumber tersebut sangat banyak, maka untuk mengetahuinya perlu dilakukan reduksi terhadap sumber-sumber tersebut. Penggunaan komponen utama, yang merupakan fungsi linier tertentu dari peubah asal sering disarankan untuk digunakan dalam proses mereduksi banyaknya peubah. Prosedur statistis untuk mendapatkan komponen utama yang mampu mempertahankan sebagian besar informasi yang terkandung pada data asal disebut sebagai analisis komponen utama [3]. Besarnya dana sumber-sumber pendapatan asli daerah senantiasa berubah setiap bulannya. Hal ini mempengaruhi besarnya penerimaan pendapatan asli daerah dikota Bengkulu. Tujuan penelitian ini adalah untuk mengetahui sumber-sumber pendapatan asli daerah yang sumbernya membentuk komponen utama penentu besarnya penerimaan pendapatan asli daerah kota Bengkulu.

TINJAUAN PUSTAKA

Seperti yang telah dikemukakan pada pendahuluan agar daerah otonom dapat melaksanakan fungsinya dengan baik, maka daerah otonom perlu diberikan sumber-sumber penerimaan daerah. Dengan adanya sumber pendapatan itu diharapkan daerah dapat menjalankan otonominya secara nyata dan tanggung jawab [13]. Pendapatan asli daerah adalah penerimaan daerah yang didapat dari usaha pemerintah daerah untuk mengumpulkan dana guna keperluan daerah dalam membiayai pengeluaran rutin maupun pembangunannya tiap tahun [5]. Analisis komponen utama adalah salah satu teknik eksplorasi data yang menghasilkan komponen utama. Dengan keragaman total yang didapat dari sedikit komponen utama mampu mempertahankan sebagian besar informasi yang terkandung pada data asal [3].
Misalkan notasi x_{jk} untuk menandai nilai tertentu dari pengamatan ke-j pada variabel ke-k maka n pengukuran pada p variabel dapat ditulis dalam bentuk matriks segi empat, misalkan matriks X dengan n baris dan p kolom [8].

$$\mathbf{X}=\begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1k} & \cdots & x_{1p} \\ x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2k} & \cdots & x_{2p} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \cdots & \vdots \\ x_{j1} & x_{j2} & \cdots & x_{jk} & \cdots & x_{jp} \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{n1} & x_{n2} & \cdots & x_{nk} & \cdots & x_{np} \end{bmatrix} \qquad (1)$$

Rata-rata populasi secara umum dapat dihitung dari n pengukuran pada masing-masing p variabel, yaitu:

$$E(\mathbf{X})=\begin{bmatrix} E(X_1) \\ E(X_2) \\ \ldots \\ E(X_p) \end{bmatrix}=\begin{bmatrix} \mu_1 \\ \mu_2 \\ \ldots \\ \mu_p \end{bmatrix}=\mu \qquad (2)$$

Matriks ragam peragamnya adalah

$$\Sigma = cov(\mathbf{X})=\begin{bmatrix} \sigma_{11} & \sigma_{12} & \ldots & \sigma_{1p} \\ \sigma_{21} & \sigma_{22} & \ldots & \sigma_{p2} \\ \ldots & \ldots & \ldots & \ldots \\ \sigma_{p1} & \sigma_{p2} & \ldots & \sigma_{pp} \end{bmatrix} \qquad (3)$$

dan matriks korelasinya adalah

$$\boldsymbol{\rho}=\begin{bmatrix} \frac{\sigma_{11}}{\sqrt{\sigma_{11}}\sqrt{\sigma_{11}}} & \frac{\sigma_{12}}{\sqrt{\sigma_{11}}\sqrt{\sigma_{22}}} & \ldots & \frac{\sigma_{1p}}{\sqrt{\sigma_{11}}\sqrt{\sigma_{pp}}} \\ \frac{\sigma_{12}}{\sqrt{\sigma_{11}}\sqrt{\sigma_{12}}} & \frac{\sigma_{22}}{\sqrt{\sigma_{22}}\sqrt{\sigma_{22}}} & \ldots & \frac{\sigma_{2p}}{\sqrt{\sigma_{22}}\sqrt{\sigma_{pp}}} \\ \ldots & \ldots & \ldots & \ldots \\ \frac{\sigma_{1p}}{\sqrt{\sigma_{11}}\sqrt{\sigma_{pp}}} & \frac{\sigma_{2p}}{\sqrt{\sigma_{22}}\sqrt{\sigma_{pp}}} & \ldots & \frac{\sigma_{pp}}{\sqrt{\sigma_{pp}}\sqrt{\sigma_{pp}}} \end{bmatrix}=\begin{bmatrix} 1 & \rho_{12} & \ldots & \rho_{1p} \\ \rho_{12} & 1 & \ldots & \rho_{2p} \\ \ldots & \ldots & \ldots & \ldots \\ \rho_{1p} & \rho_{2p} & \ldots & 1 \end{bmatrix} \qquad (4)$$

Jika diberikan simpangan baku matriks px p adalah

$$\mathbf{V}^{1/2}=\begin{bmatrix} \sqrt{\sigma_{11}} & 0 & \ldots & 0 \\ 0 & \sqrt{\sigma_{22}} & \ldots & 0 \\ \ldots & \ldots & \ldots & \ldots \\ 0 & 0 & \ldots & \sqrt{\sigma_{pp}} \end{bmatrix} \text{ maka}$$

$$\mathbf{V}^{1/2}\boldsymbol{\rho}\mathbf{V}^{1/2}=\Sigma \quad dan \quad \boldsymbol{\rho}=(\mathbf{V}^{1/2})^{-1}\Sigma(\mathbf{V}^{1/2})^{-1} \qquad (5)$$

Jika A adalah matriks n x n, maka vektor tak nol x didalam R^n dinamakan vektor ciri dari A. Jika Ax adalah kelipatan skalar dari x yakni, Ax = λ untuk suatu skalar λ, maka skalar λ dinamakan akar ciri dari A dan x dikatakan vektor ciri yang bersesuaian dengan λ.

Secara umum, komponen utama memiliki ciri sebagai berikut:

- Komponen utama merupakan kombinasi linier dari peubah asal.
- Tidak ada korelasi antar komponen
- Mempunyai keragaman berurut dari yang terbesar ke yang terkecil.(Misalkan peubah asal X_1, X_2, …, X_p memiliki akar ciri λ ; $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \ldots \geq \lambda_p \geq 0$)

Kombinasi liniernya adalah

$$\begin{aligned} Y_1 &= a_1\mathbf{X} = a_{11}X_1 + \ldots + a_{1p}X_p \\ Y_2 &= a_2\mathbf{X} = a_{21}X_1 + \ldots + a_{2p}X_p. \\ &\vdots \\ Y_p &= a_p\mathbf{X} = a_{p1}X_1 + \ldots + a_{pp}X_p \end{aligned} \qquad (6)$$

dengan $\sigma^2_{Y_i} = a_i' \Sigma a_i$ dan $cov(Y_i,Y_k) = cov(a_i\mathbf{X},a_k\mathbf{X}) = a_i' \Sigma a_k = 0$; i,k = 1,2,...,p.

dimana a_{ik} = vektor ciri dan Y_i = komponen utama ke-i.

Komponen utama adalah kombinasi linier $Y_1, Y_2, ..., Y_p$ dengan nilai ragam sebesar mungkin, yang berarti $Var(Y_1) \geq Var(Y_2) \geq .... \geq Var(Y_p)$, sehingga masing-masing komponen dapat dijelaskan sebagai berikut:

Komponen utama ke-1 = a_1X yang memaksimumkan $Var(a_1X)$ dimana $a_1^{'}a_1 = 1$

Komponen utama ke-2 = a_2X yang memaksimumkan $Var(a_2X)$ dimana $a_2^{'}a_2 = 1$ dan $cov(Y_1, Y_2) = cov(a_1\mathbf{X}, a_2\mathbf{X}) = 0$

Dan seterusnya hingga Komponen utama ke-i yaitu a_iX yang memaksimumkan $Var(a_iX)$ dimana $a_i^{'}a_i = 1$ dan $cov(a_i\mathbf{X}, a_k\mathbf{X}) = 0$ untuk k<i.

Jika menggunakan matriks ragam peragam Σ, maka kontribusi dari setiap komponen utama ke-j, j = 1,2,...,p terhadap total keragaman X adalah

$$Y_j = \frac{\lambda_j}{\sum_{\iota=1}^{\pi} \lambda_\iota}. \qquad (7)$$

Dan korelasi antara peubah X_i dengan komponen utama ke-j,Y_j adalah

$$corr(X_i, Y_j) = a_{ji}\sqrt{\frac{\lambda_j}{var(X_i)}}. \qquad (8)$$

Serta skor komponen utama dari pengamatan ke-i, diperoleh dengan cara

$$\begin{aligned} KU_{1i} &= l_1^{'}(x_i - \bar{x}) \\ KU_{2i} &= l_2^{'}(x_i - \bar{x}) \quad \text{untuk } i = 1, ..., n. \\ &\cdots \\ KU_{pi} &= l_p^{'}(x_i - \bar{x}) \end{aligned} \qquad (9)$$

Besaran KU_{1i} merupakan skor komponen utama ke-1 dari pengamatan ke-i, KU_{ji} adalah skor komponen utama ke-j (j = 1,2,…,p) dari pengamatan ke-i.

Matriks korelasi ρ digunakan jika p peubah asal yang diamati tidak semuanya menggunakan satuan pengukuran yang sama, maka peubah asal itu perlu dibakukan. Kontribusi komponen utama ke -j terhadap total keragaman adalah

$$Y_j = \frac{\lambda_j}{p} \qquad (10)$$

dan korelasi antara peubah asal X_i dengan komponen utama ke-j, Y_j adalah

$$corr(X_i, Y_j) = a_{ji}\sqrt{\lambda_j} \qquad (11)$$

Serta skor komponen utama dari pengamatan ke-i , didapat dari persamaan

$$\begin{aligned} KU_{1i} &= l_1^{'} V^{-1/2}(x_i - \bar{x}) \\ KU_{2i} &= l_2^{'} V^{-1/2}(x_i - \bar{x}) \\ &\cdots \\ KU_{pi} &= l_p^{'} V^{-1/2}(x_i - \bar{x}) \end{aligned} \quad \text{dengan} \quad V^{-1/2} = \begin{bmatrix} \frac{1}{\sqrt{s_{11}}} & 0 & ... & 0 \\ 0 & \frac{1}{\sqrt{s_{22}}} & ... & 0 \\ ... & ... & ... & ... \\ 0 & 0 & ... & \frac{1}{\sqrt{s_{pp}}} \end{bmatrix} \qquad (12)$$

dan s_{ii} adalah unsur diagonal ke-i dari matriks [17].

Ada tiga metode yang umum digunakan untuk menentukan banyaknya komponen utama. Metode pertama didasarkan pada *kumulatif proporsi keragaman* total yang mampu dijelaskan. Pada metode ini, pemilihan komponen utama dikatakan ideal bila kumulatif proporsi keragamannya sebesar 80% - 90%[8]. Jika $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \ldots \geq \lambda_p$ adalah akar ciri dari matriks ragam peragam maka proporsi kumulatif dari k komponen utama pertama adalah

$$\frac{\sum_{i=1}^{k} \lambda_i}{\sum_{i=1}^{p} \lambda_i}, k = 1,..., p \quad . \qquad (13)$$

Pada kasus penggunaan matriks korelasi maka $\sum_{i=1}^{p} \lambda_i = p$ sehingga proporsi kumulatifnya adalah

$$\frac{1}{p}\sum_{i=1}^{k} \lambda_i, k = 1,..., p \text{ [3].} \qquad (14)$$

Metode kedua hanya bisa diterapkan pada penggunaan matriks korelasi. Metode ini disarankan oleh *Kaiser* (1960) yang berargumen bahwa jika peubah asal saling bebas maka komponen utama tidak lain adalah peubah asal, dan setiap komponen utama akan memiliki ragam satu. Sehingga jika ada komponen utama yang ragamnya kurang dari satu dianggap memiliki kontribusi yang kurang [3].
Metode ketiga adalah penggunaan *grafik* yang disebut scree plot Ide yang ada dibelakang metode ini adalah pada scree yang mulai merata. Interpretasi terhadap plot ini sangat subjektif[3].

METODE PENELITIAN

Jenis penelitian ini merupakan penelitian terapan (applied research), yaitu mengkaji suatu metode dan mencoba diterapkan pada suatu kasus. Adapun metode yang digunakan adalah Analisis Komponen Utama. Data yang digunakan adalah data sekunder yang diperoleh dari Dinas Pendapatan Daerah Kota Bengkulu selama 2 tahun terakhir (2004-2005). Variabel yang akan diteliti adalah sumber-sumber pendapatan asli daerah kota bengkulu yaitu pajak dan retribusi. Tahap-tahap analisis data dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:
Mereduksi data dalam bentuk matriks korelasi dan matriks ragam peragam.
Mencari nilai akar ciri dan vektor ciri.
Menentukan Banyaknya Komponen Utama
Penentuan berdasarkan pada kumulatif proporsi total keragaman.
Penentuan berdasarkan pada ragam komponen utama (akar ciri).
Penentuan berdasarkan Scree Plot
Mencari Hubungan Antara Peubah Asal dengan Komponen Utama
Mencari Skor Komponen Utama

HASIL DAN PEMBAHASAN

Tahap awal penentuan komponen utama adalah mendapatkan akar ciri dan vektor ciri dari matriks ragam peragam atau matriks korelasi. Penelitian ini menggunakan kedua matriks. Berdasarkan data yang diperoleh karena nilai pada data terlalu besar, maka dilakukan transformasi ke bentuk logaritma (log $(X_i +1)$). Setiap peubah menggunakan satuan pengukuran yang sama sehingga direduksi menggunakan matriks ragam peragam. Data yang telah ditranspormasi dapat juga di reduksi dengan menggunakan matriks korelasi.
Adapun pada data peubah yang dapat dianalisis sebanyak 47 peubah, tiga peubah tidak dapat diproses karena selama 2 tahun tidak ada pemasukan. Tiga peubah itu adalah Penerimaan Perusahaan Daerah Air Minum, BANK Pembangunan Daerah, dan Hasil Penjualan Barang Milik Daerah.
Nilai akar ciri menunjukkan besarnya keragaman yang dapat diterangkan oleh masing-masing komponen atau kombinasi linier. Semakin besar nilai akar ciri, maka semakin besar pula persentase keragaman yang diterangkan oleh komponen atau kombinasi linier tersebut, sehingga akar ciri tersusun dari nilai tertinggi sampai nilai yang terendah dimana jumlah seluruh akar ciri sama dengan jumlah seluruh peubah. Data yang direduksi dengan menggunakan matriks ragam peragam menghasilkan nilai akar ciri pertama dan kedua berturut-turut sebesar 41,565 dan 0,022, yang juga

merupakan ragam dari komponen utama itu sendiri. Akar ciri lainnya dapat dilihat pada lampiran 3.a. Vektor ciri yang berkesesuaian dengan akar c iri dapat dilihat pada lampiran 3.b. Sedangkan data yang direduksi dengan menggunakan matriks korelasi menghasilkan nilai akar ciri pertama, kedua, dan ketiga berturut-turut sebesar 33,76; 2,18 dan 1,94. Akar ciri lainnya dapat dilihat pada lampiran 4.a dan vektor ciri yang berkesesuaian dengan akar ciri dapat dilihat pada lampiran 4.b.

Menentukan Banyaknya Komponen Utama

Ada tiga metode untuk menentukan banyaknya komponen utama:

Berdasarkan Kumulatif Proporsi

Dengan ketentuan tersebut, pada matriks ragam peragam diperoleh bahwa dari 47 peubah yang digunakan dapat direduksi menjadi satu komponen utama. Komponen utama pertama tersebut mampu menjelaskan keragaman data asal sebesar 99,801% dari total keragaman dan nilai akar cirinya adalah 41,565. Karena kompo nen yang dihasilkan hanya satu maka tidak perlu dilakukan rotasi.

Sedangkan pada matriks korelasi diperoleh bahwa dari 47 peubah yang digunakan dapat direduksi menjadi enam komponen utama. Komponen tersebut tidak berkorelasi satu sama lain (orthogonal). Setelah dilakukan proses rotasi, nilai akar ciri mengalami perubahan persentase keragaman data meskipun nilainya tidak jauh berbeda.

Tabel 1. Hasil Rotasi Keragaman Kumulatif Komponen Utama

Komponen Utama	Akar ciri	Keragaman (%)	Kumulatif Keragaman (%)
Pertama	30.38	64.63	64.63
Kedua	3.94	8.39	73.02
Ketiga	2.90	6.16	79.18
Keempat	1.98	4.22	83.40
Kelima	1.34	2.86	86.26
Keenam	1.19	2.53	88.78

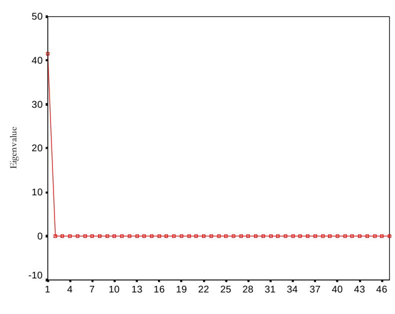
Sumber : Hasil olahan SPSS

Namun keragaman yang dapat dijelaskan oleh keenam komponen utama tersebut sebelum maupun sesudah rotasi tetap sama yaitu sebesar 88,78%.

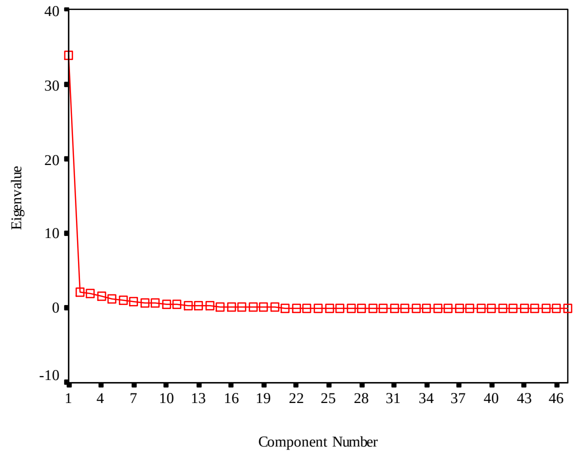
Berdasarkan Akar ciri

Jika data direduksi dengan matriks ragam peragam maka metode ini tidak dapat digunakan. Namun, jika data direduksi menggunakan matriks korelasi maka komponen utama yang d ihasilkan ada enam komponen.

Berdasarkan Scree Plot.



Gambar 1 The Scree Plot Matriks Ragam Peragam



Gambar 2 The Scree Plot Matriks Korelasi

Berdasarkan Gambar 1 plot di atas dapat dilihat bahwa dari komponen pertama ke komponen dua (garis dari sumbu Component Number antara satu dan empat), arah garis menurun dengan cukup tajam. Kemudian dari komponen dua scree mulai merata. Hal ini menunjukkan bahwa satu komponen adalah paling bagus untuk meringkas 47 peubah asal tersebut.

Berdasarkan Gambar 2 plot di atas dapat dilihat bahwa dari komponen utama pertama ke komponen dua (garis dari sumbu Component Number antara satu dan tujuh), arah garis menurun dengan cukup tajam. Kemudian dari komponen dua ke komponen tiga garis masih menurun. Demikian pula dari komponen tiga sampai kekomponen lima, namun dengan slope yang lebih kecil. Slope mulai merata pada komponen kenam, sehingga menunjukkan bahwa lima komponen adalah paling bagus untuk meringkas 47 peubah asal tersebut.

Dari penjelasan di atas maka dapat ditentukan berapa banyak komponen utama yang akan digunakan. Pemilihan berapa banyak komponen yang akan digunakan dapat dilakukan secara subjektif, tergantung dari analisis lanjutan. Dalam kasus penerimaan pendapatan asli daerah kota Bengkulu, jika data direduksi dengan menggunakan matriks ragam peragam komponen utama yang digunakan adalah satu. Hal ini dikarenakan satu komponen utama telah mampu menerangkan total keragaman sebesar 99,801% dari peubah asal. Namun jika data direduksi dengan menggunakan matriks korelasi maka komponen utama yang digunakan adalah empat komponen. Keempat komponen utama tersebut telah mampu menerangkan keragaman data sebesar 83,83% dari peubah asal.

Korelasi Antara Peubah Asal dengan Komponen Utama

Pada analisis komponen utama ini akan diukur korelasi antara peubah asal dengan komponen utama yang terbentuk berdasarkan matriks factor loadings. Komponen utama menghasilkan matriks factor loadings yang tidak berkorelasi satu sama lain dan nilai-nilainya merupakan koefisien korelasi antara peubah asal dengan komponen utama tersebut, dimana ketentuan tanda positif dan negatif diabaikan.

Jika direduksi dengan matriks ragam peragam maka peubah-peubah yang memiliki nilai korelasi tinggi dengan komponen utama pertama adalah Hasil Lelang Barang Milik Daerah (X_{46}), Bagian Laba Perusahaan Milik Daerah (X_{39}), Sumbangan Pihak Ketiga Sektor Pertanian (X_{45}), dan Retribusi Pemanfaatan Alsintan (X_{16}) dengan nilai korelasinya adalah 1. Sedangkan peubah-peubah yang memiliki nilai korelasi rendah dengan komponen utama pertama adalah Retribusi Tanda Daftar Perusahaan(TDP) (X_{31}), Retribusi Surat Izin Usaha Jasa Kontruksi (X_{33}), Retribusi Biro Perjalanan Wisata (X_{37}), Retribusi Leges (X_{26}), dan Retribusi Biaya Cetak KTP dan Akte Kelahiran (X_{12}) yang secara berurutan nilai korelasinya adalah 0.443; 0.257; 0.246; 0.201; 0.056.

Nilai korelasi antara peubah asal dengan komponen utama pertama sangat bervariasi, sehingga dapat dikelompokan dengan kriteria sebagai berikut:

Sangat Tinggi	*jika* $K_{i1} \geq 0.996$	
Tinggi	*jika* $0.950 \leq K_{i1} < 0.995$	
Sedang	*jika* $0.850 \leq K_{i1} < 0.949$	i = 1,2,...,47
Re*ndah*	*jika* $0.650 \leq K_{i1} < 0.849$	
Sangat Re*ndah*	*jika* $K_{i1} < 0.649$	

dimana: K_{i1} = Korelasi peubah ke-i dengan komponen utama pertama

Berdasarkan kriteria diatas maka hasil perhitungan didapat bahwa sembilan peubah masuk kekelompok sangat tinggi, sepuluh peubah masuk kekelompok tinggi, sembilan peubah masuk kekelompok sedang, sepuluh peubah masuk kekelompok rendah dan sembilan peubah masuk kekelompok sangat rendah. Sehingga dapat dikatakan bahwa hasil pengelompokan peubah -peubah tersebut sama rata.

Dari hasil matriks factor loadings dapat dilihat bahwa semua peubah berkorelasi tinggi terhadap komponen utama pertama. Karena komponen yang dihasilkan hanya satu maka tidak (perlu) dirotasi.

Korelasi antara peubah asal dengan komponen utama (sebelum dan se sudah rotasi) bila data direduksi dengan menggunakan matriks korelasi dapat dilihat pada Tabel 5. Meskipun dari proses factor loadings sudah bisa ditetapkan suatu peubah masuk kedalam suatu komponen, namun untuk memperjelas hal itu perlu dilakukan rotasi. Rotasi dilakukan dengan menggunakan rotasi varimax. Nilai keragaman komponen-komponen tersebut tidak berubah sebelum ataupun sesudah rotasi. Dengan rotasi, dapat lebih jelas menafsirkan hubungan peubah -peubah asal dengan masing-masing komponennya. Proses rotasi yang dilakukan sebanyak tujuh kali.

Besarnya ragam dari suatu peubah yang dapat dijelaskan oleh komponen yang terbentuk dapat dilihat dari nilai communalities-nya. Semakin besar nilai communalities-nya maka semakin erat hubungannya dengan komponen yang terbentuk, demikian pula sebaliknya. Pada hasil communalities, ragam dapat dilihat pada extraction dikalikan dengan 100 persen. Bila nilainya besar (> 0.5) maka peubah tersebut erat hubungannya dengan komponen yang terbentuk.

Skor Komponen Utama

Biasanya dalam analisis komponen utama dari p peubah asal dipilih k komponen utama saja yang mampu menerangkan keragaman data cukup tinggi (k < p). Untuk tujuan analisis lanjutan, seperti analisis regresi komponen utama atau analisis klaster biasanya dihitung skor komponen utama dari setiap pengamatan. Akan tetapi kalau tujuan analisis komponen utama hanya untuk mereduksi, dari banyak peubah asal menjadi sedikit peubah yang disebut komponen maka perhitungan skor komponen tidak diperlukan. Skor komponen utama umumnya digunakan sebagai bagian dalam eksplorasi data. Pada penelitian ini pengamatan yang digunakan adalah bulan selama dua tahun.

Tabel 2 Korelasi Antara Peubah Asal dengan Komponen Utama

	Korelasi Matriks							
	Komponen Sebelum Rotasi				Komponen Sesudah Rotasi			
Peubah	1	2	3	4	1	2	3	4
X 1	**-0.545**	-0.383	-0.113	0.370	**-0.505**	-0.470	0.160	-0.056
X 2	**0.945**	-0.003	0.066	-0.137	**0.920**	0.239	0.106	0.045
X 3	**0.756**	-0.243	0.180	0.061	**0.756**	-0.044	0.241	0.188
X 4	**0.984**	-0.010	-0.017	0.024	**0.930**	0.193	0.253	-0.058
X 5	**0.933**	-0.031	-0.054	0.101	**0.873**	0.141	0.306	-0.097
X 6	**-0.997**	0.031	0.008	0.027	**-0.957**	-0.189	-0.208	0.038
X 7	**0.989**	-0.005	-0.013	-0.052	**0.948**	0.215	0.183	-0.044
X 8	**0.997**	-0.032	-0.016	-0.025	**0.957**	0.185	0.208	-0.045
X 9	**0.901**	0.153	-0.042	-0.107	**0.838**	0.349	0.123	-0.095
X 10	**0.689**	-0.105	-0.546	0.056	**0.691**	-0.065	0.113	-0.540
X 11	**0.675**	0.103	0.014	0.483	**0.616**	0.149	0.534	-0.102
X 12	-0.054	-0.292	**0.847**	-0.083	0.001	-0.110	0.019	**0.894**
X 13	**0.966**	-0.041	0.207	-0.079	**0.931**	0.223	0.186	0.180
X 14	**-0.996**	0.024	0.008	0.027	**-0.955**	-0.195	-0.208	0.040
X 15	**0.835**	-0.060	-0.407	-0.082	**0.839**	0.062	0.046	-0.403
X 16	**-0.997**	0.024	0.008	0.031	**-0.957**	-0.195	-0.204	0.039
X 17	**0.854**	0.065	0.445	-0.002	**0.773**	0.328	0.284	0.382
X 18	**0.593**	-0.033	0.259	0.345	**0.489**	0.077	0.409	0.186
X 19	**0.911**	0.084	0.147	-0.049	**0.845**	0.312	0.205	0.094
X 20	**0.986**	-0.039	0.003	0.025	**0.938**	0.171	0.255	-0.032
X 21	**0.836**	-0.010	-0.056	-0.194	**0.835**	0.197	0.004	-0.059
X 22	**0.957**	-0.036	-0.030	0.020	**0.912**	0.162	0.238	-0.063
X 23	**0.786**	0.216	-0.105	0.425	**0.609**	0.267	0.597	-0.238
X 24	**0.986**	0.018	-0.046	-0.074	**0.945**	0.234	0.159	-0.078
X 25	**0.908**	0.178	-0.003	0.075	**0.800**	0.346	0.307	-0.088
X 26	0.223	**0.702**	0.237	0.013	0.023	**0.748**	0.183	0.069
X 27	**-0.921**	0.144	0.170	0.000	**-0.914**	-0.030	-0.175	0.171
X 28	**-0.815**	0.318	-0.013	-0.028	**-0.845**	0.127	-0.188	-0.043
X 29	**-0.994**	0.018	-0.006	0.043	**-0.954**	-0.205	-0.195	0.025
X 30	**0.628**	0.119	0.098	0.558	0.448	0.155	**0.710**	-0.033
X 31	0.453	**0.644**	0.073	-0.263	0.318	**0.766**	-0.059	-0.049
X 32	**-0.984**	0.053	0.031	0.028	**-0.951**	-0.161	-0.197	0.054
X 33	-0.242	0.071	0.157	**0.385**	-0.331	-0.031	**0.342**	0.094
X 34	**0.873**	-0.124	0.030	0.089	**0.838**	0.059	0.284	0.008
X 35	**0.626**	-0.319	-0.107	0.273	**0.621**	-0.239	0.356	-0.098
X 36	**0.834**	-0.005	0.395	-0.023	**0.778**	0.253	0.244	0.352
X 37	0.279	**0.741**	-0.196	0.193	0.049	**0.680**	0.299	-0.385
X 38	**0.967**	0.025	0.045	0.000	**0.907**	0.239	0.241	-0.001
X 39	**-0.998**	0.024	0.007	0.028	**-0.956**	-0.195	-0.208	0.038
X 41	**0.919**	-0.054	-0.053	-0.135	**0.912**	0.163	0.076	-0.058
X 44	**0.816**	-0.020	-0.014	-0.026	**0.783**	0.159	0.165	-0.039
X 45	**0.998**	-0.026	-0.010	-0.031	**0.957**	0.193	0.204	-0.040
X 46	**0.998**	-0.026	-0.009	-0.032	**0.957**	0.195	0.203	-0.039
X 47	**-0.991**	0.006	0.005	0.056	**-0.950**	-0.217	-0.182	0.036
X 48	**-0.979**	0.021	0.030	0.086	**-0.950**	-0.201	-0.145	0.053
X 49	**-0.997**	0.015	0.010	0.045	**-0.957**	-0.206	-0.192	0.040
X 50	**-0.675**	0.126	0.152	0.184	**-0.714**	-0.034	0.053	0.122

KESIMPULAN

Hasil yang diperoleh menunjukkan bahwa komponen yang dihasilkan sebanyak 47 komponen sesuai dengan banyaknya peubah asal. Jika data direduksi dengan menggunakan matriks ragam peragam maka komponen utama yang digunakan hanya satu yaitu komponen utama pertama yang menjelaskan keragaman peubah asal sebesar 99,801% dari total keragaman dengan nilai akar ciri 41,565. Komponen utama pertama dapat diidentifikasikan sebagai komponen pendapatan asli daerah Kota Bengkulu. Dan jika data direduksi dengan menggunakan matriks korelasi maka komponen utama yang digunakan ada empat komponen. Keempat komponen utama ini mampu menjelaskan keragaman peubah asal sebesar 83,83% dari total keragaman. Penggunaan matriks korelasi memang cukup efektif kecuali pada dua hal. Pertama, secara teori pengujian statistik terhadap akar ciri matriks korelasi jauh lebih rumit dibandingkan penggunaan matriks ragam peragam. Kedua, dengan menggunakan matriks korelasi setiap peubah dipaksakan memiliki ragam yang sama sehingga seringkali tujuan untuk mendapatkan peubah yang kontribusinya paling besar menjadi tidak tercapai.

DAFTAR PUSTAKA

[1]. Anonim. 1999. Panduan Pengelolahan Data dengan Paket Program Minitab Windows. Edisi Kedua. Jurusan Statistika FMIPA IPB
[2]. Anonim. 2001. http://www.qematel.com/edisi40/gema%2utama .
[3]. Anonim. 2003. Analisis Peubah Ganda. Jurusan Matematika IPB
[4]. Anton, H. 1995. Aljabar Linier Elementer. Edisi Kelima. Erlangga. Jakarta
[5]. Brotodiharjo,R.S. 1998. Pengantar Ilmu Hukum Pajak. Refika Aditama. Bandung
[6]. Gaspersz,V. 1992. Teknik Analisis Dalam Penelitian Percobaan 2. Tarsito. Bandung.
[7]. Ichsan, M.H. 1986. Buku Materi Pokok Administrasi Perpajakan. Universitas Terbuka. Depdikbud Jakarta.
[8]. Johnson, R.A & Wichern, D.W. 2002. Multivaria te Analysis Methods and Application. By John Wiley & Sons.
[9]. James, M.G & Weaver, W. 1987. Aljabar Matriks Untuk Para Insinyur. Edisi Kedua. Erlangga. Jakarta.
[10]. Mamesah, D.J. 1995. Sistem Administrasi Keuangan Daerah. Gramedia Pustaka Utama. Jakarta.
[11]. Moehar, D. 2002. Metode Penelitian Sosial Ekonomi. Bumi Aksara. Bandung
[12]. Santoso, S. 2004. Buku Latihan SPSS Statistik Multivariat. PT Elex Media Komputindo Kelompok Gramedia. Jakarta.
[13]. Sujamto. 1984. Otonomi Daerah yang Nyata dan Bertanggung Jawab. Cetakan Pe rtama. Chalia Indonesia. Jakarta.
[14]. Sugiyono. 2003. Statistika Untuk Penelitian. Alfabeta. Bandung.
[15]. Supranto, J. 2004. Analisis Multivariat: Arti & Interprestasi. Rineka Cipta. Jakarta
[16]. Taufiqurrahman. 2003. Skripsi ”Analisis Dana Alokasi Umum Propinsi Ben gkulu dalam Kerangka Pelaksanaan Otonomi Daerah”. UNIB. Bengkulu
[17]. William, R.D & M.Goldstein. 1984. Multivariate Analysis Metho ds And Applications. John, W & Sons. Canada.