

## PERBANDINGAN ANALISIS FAKTOR KLASIK DAN ANALISIS FAKTOR *ROBUST* UNTUK DATA INFLASI KELOMPOK BAHAN MAKANAN DI JAWA TENGAH

Erna Puspitasari<sup>1</sup>, Moch. Abdul Mukid<sup>2</sup>, Sudarno<sup>3</sup>

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

<sup>2,3</sup>Staf Pengajar Jurusan Statistika FSM Universitas Diponegoro

### ABSTRACT

Factor analysis is a statistical method used to describe a set of variables based on common dimensions. Factor analysis that is often used is the classical factor analysis with principal components method. Classical factor analysis can not work properly if the data contained many outliers. In order factor analysis remains optimal in explaining a set of variables even in conditions of data containing many outliers, we need a robust estimator. Through factor analysis is expected to obtain robust high accuracy analysis results for data containing many outliers. Estimator fast-MCD is one of the robust estimator that aims to get the smallest determinant of the covariance matrix. Robust factor analysis with fast-MCD method in this thesis is applied to explain the many subgroups of food at food inflation rate in Central Java into a more modest dimensions. The total proportion of the data variance can be explained by factors that are formed through a robust method of factor analysis in foodstuffs inflation data in Central Java that is equal to 72.9 percent larger than the classical factor analysis method which generates at 53.5 percent. This suggests that a more robust factor analysis method is able to cope with food inflation data in Central Java group containing outliers of the classical factor analysis method.

Keywords: Inflation, Outlier, Robust Factor Analysis, fast-MCD.

### 1. PENDAHULUAN

Inflasi merupakan bagian dari keadaan perekonomian yang terjadi di setiap Negara. Inflasi yang terus meningkat dapat memperlambat pertumbuhan ekonomi di Negara itu sendiri. Di provinsi Jawa Tengah, laju inflasi selama 5 tahun terakhir masih naik turun dengan angka inflasi tertinggi terjadi pada bulan Juli tahun 2013 yakni sebesar 3,41 (BPS, 2013). Untuk mengukur tingkat inflasi dapat menggunakan Indeks Harga Konsumen (IHK) yang dihitung dari pengeluaran masyarakat berupa konsumsi rumah tangga terhadap jenis barang dan jasa. Menurut Badan Pusat Statistik (BPS), pengeluaran tersebut dibagi menjadi tujuh kelompok yakni :

1. Kelompok bahan makanan,
2. Kelompok makanan jadi, minuman, rokok dan tembakau,
3. Kelompok perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar,
4. Kelompok sandang,
5. Kelompok kesehatan,
6. Kelompok pendidikan, rekreasi dan olah raga,
7. Kelompok transportasi, komunikasi dan jasa keuangan.

Dari tujuh kelompok tersebut masing-masing kelompok dibagi lagi menjadi beberapa subkelompok dan kelompok yang memiliki jumlah subkelompok paling banyak adalah kelompok bahan makanan, yang dibagi menjadi sebelas subkelompok yang selanjutnya subkelompok ini menjadi faktor penjelas yang mempengaruhi besarnya inflasi pada

kelompok bahan makanan. Dari banyaknya subkelompok tersebut, ingin ditemukan subkelompok (faktor) yang lebih ringkas yang paling mampu menjelaskan tingkat inflasi pada kelompok bahan makanan sehingga laju inflasi pada kelompok bahan makanan dapat disajikan dengan lebih efisien. Metode yang digunakan untuk permasalahan tersebut ialah analisis faktor.

Analisis faktor merupakan suatu analisis statistik yang berfungsi untuk mereduksi atau meringkas beberapa variabel independen menjadi lebih sedikit variabel (Baroroh, 2013). Analisis faktor yang sering digunakan adalah analisis faktor klasik, dengan dua metode dasar analisis yang sering digunakan yakni *principal component analysis* dan *common factor analysis* yang sering disebut *principal axis factoring* (Simamora, 2005). Tujuan kedua metode ini berbeda, *principal component analysis* bertujuan untuk mengetahui jumlah faktor minimal yang dapat diekstrak sedangkan *common factor analysis* bertujuan untuk mengetahui dimensi-dimensi laten atau konstruk yang mendasari variabel-variabel asli.

Analisis faktor klasik tidak dapat bekerja dengan baik jika data yang dianalisis mengandung pencilan. Hal ini dikarenakan rata-rata sampel dan matriks varian kovarian sampel sangat sensitif terhadap pencilan dan berpengaruh pada keakuratan hasil analisis faktor. Agar analisis faktor tetap optimal dalam penganalisisan meskipun dalam kondisi data yang mengandung pencilan maka diperlukan suatu penaksir yang *robust*. Analisis faktor yang mengandung penaksir *robust* selanjutnya disebut sebagai analisis faktor *robust*.

Metode yang akan digunakan dalam analisis faktor robust pada penulisan tugas akhir ini adalah metode *fast minimum covariance determinant (fast-MCD)*. Metode ini belum begitu banyak digunakan dalam mengatasi data pencilan serta lebih unggul dari metode lain baik dari segi efisiensi dan kecepatan perhitungan statistik (Rousseeuw dan Driessen, 1999). Selain itu, metode analisis faktor klasik yang digunakan dalam penulisan tugas akhir ini adalah *principal component analysis*.

Penelitian ini diharapkan dapat bermanfaat untuk mengetahui faktor-faktor baru yang lebih ringkas. Faktor-faktor baru tersebut diharapkan dapat menjelaskan tingkat inflasi kelompok bahan makanan di provinsi Jawa Tengah serta untuk mengetahui perbandingan hasil yang didapat dari metode analisis faktor klasik dan metode analisis faktor robust.

## **2. TINJAUAN PUSTAKA**

### **2.1. Inflasi**

Inflasi adalah banyaknya jumlah uang yang beredar sehingga nilai mata uang menjadi turun dan terjadi kenaikan harga-harga barang (Untoro, 2010).

### **2.2. Bahan Makanan**

Bahan makanan disini telah dibagi menjadi sebelas subkelompok, yang nantinya sebelas subkelompok ini digunakan sebagai variabel yang akan dianalisis, meliputi:

X1 : Padi-padian, Umbi-umbian dan Hasilnya

X2 : Daging dan Hasil-hasilnya

X3 : Ikan Segar

X4 : Ikan Diawetkan

X5 : Telur, Susu dan Hasil-hasilnya

X6 : Sayur-sayuran

X7 : Kacang-kacangan

X8 : Buah-buahan

X9 : Bumbu-bumbuan

X10 : Lemak dan Minyak

X11 : Bahan Makanan Lainnya

### 2.3. Asumsi

Terdapat beberapa asumsi sebelum melakukan analisis faktor, asumsi tersebut adalah identifikasi kecukupan sampel data dan multikolinieritas.

#### 2.3.1. Identifikasi Kecukupan Data

Kecukupan data dapat diidentifikasi melalui nilai *Measure of Sampling Adequacy* (MSA) dan *Kaiser-Meyer-Olkin* (KMO). Sekelompok data dikatakan memenuhi syarat kecukupan untuk dianalisis faktor jika nilai MSA dan KMO lebih besar daripada 0,5 (Widarjono, 2010).

Hipotesis :

$H_0$  : Ukuran data cukup untuk difaktorkan

$H_1$  : Ukuran data tidak cukup untuk difaktorkan

Statistik uji :

$$KMO = \frac{\sum_{i=1}^p \sum_{j=1}^p r_{ij}^2}{\sum_{i=1}^p \sum_{j=1}^p r_{ij}^2 + \sum_{i=1}^p \sum_{j=1}^p a_{ij}^2} \quad (1)$$

$i = 1, 2, 3, \dots, p$  dan  $j = 1, 2, \dots, p$ , untuk  $i \neq j$

$r_{ij}$  = Koefisien korelasi antara variabel  $i$  dan  $j$

$a_{ij}$  = Koefisien korelasi parsial antara variabel  $i$  dan  $j$

Daerah kritis : tolak  $H_0$  apabila nilai KMO lebih kecil dari 0,5 sehingga dapat disimpulkan ukuran data telah cukup difaktorkan (Widarjono, 2010).

Selain nilai KMO juga terdapat nilai MSA yang menunjukkan ukuran kecukupan data untuk tiap variabel.

Hipotesis :

$H_0$ : Variabel belum memadai untuk dianalisis lebih lanjut

$H_1$ : Variabel sudah memadai untuk dianalisis lebih lanjut

Statistik uji :

$$MSA_i = \frac{\sum_{j=1}^p r_{ij}^2}{\sum_{j=1}^p r_{ij}^2 + \sum_{j=1}^p a_{ij}^2}, \text{ untuk } i \neq j \quad (2)$$

dimana  $r_{ij}$  = koefisien korelasi antara variabel  $i$  dan variabel  $j$

$a_{ij}$  = koefisien korelasi parsial antara variabel  $i$  dan variabel  $j$

Daerah kritis : tolak  $H_0$  jika nilai  $MSA_i$  atau diagonal *Anti Image Correlation*  $> 0,5$ .

#### 2.3.2. Multikolinieritas

Uji multikolinieritas dimaksudkan untuk mengetahui ada tidaknya hubungan (korelasi) yang signifikan antar variabel bebas.

Hipotesis :

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

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

Statistik tabel :  $\chi_{tabel}^2 = \chi_{\alpha, \frac{1}{2}(p(p-1))}^2$ , dengan taraf signifikan  $\alpha = 5\%$

Statistik uji :

$$\chi_{hitung}^2 = - \left\{ n - 1 - \frac{2p+5}{6} \right\} \ln |\mathbf{R}| \quad (3)$$

Daerah kritis : terima hipotesis  $H_0$  yang berarti antar variabel bersifat saling bebas jika nilai  $\chi_{hitung}^2 \leq \chi_{tabel}^2$  (Morrison, 2005).



Misalkan  $n$  adalah banyaknya pengamatan dan  $p$  adalah banyaknya variabel, algoritma *Fast-MCD* menurut Rousseeuw dan Driessen (1999) adalah sebagai berikut:

1. Menentukan  $h = \lceil \frac{n+p+1}{2} \rceil$ , tetapi dapat juga memilih  $h$  dengan  $\lceil \frac{n+p+1}{2} \rceil \leq h \leq n$ .
2. Jika  $h=n$ , maka perkiraan lokasi  $\bar{\mathbf{x}}_{\text{MCD}}$  adalah rata-rata dari himpunan data tersebut dan perkiraan  $\mathbf{S}_{\text{MCD}}$  adalah matriks kovariansinya.
3. Untuk  $h < n$  dan  $p \geq 2$ . Jika  $n$  kecil (misalkan  $n \leq 600$ ), maka
  - a. Bentuk  $h$  himpunan bagian  $H_1$  awal dengan cara :
    1. Ambil secara acak  $(p+1)$  himpunan bagian  $J$  dan hitung  $\bar{\mathbf{x}}_0 =$  rata-rata ( $J$ ) dan  $\mathbf{S}_0 =$  cov ( $J$ ) [Jika  $\det(\mathbf{S}_0) = 0$ , maka perluas  $J$  dengan menambah satu demi satu pengamatan acak lainnya sampai  $\det(\mathbf{S}_0) > 0$ ].
    2. Hitung jarak  $d_0^2(i) = (\mathbf{x}_i - \bar{\mathbf{x}}_0)^T \mathbf{S}_0^{-1} (\mathbf{x}_i - \bar{\mathbf{x}}_0)$  untuk  $i = 1, \dots, n$ . Urutkan kedalam  $d_0(\pi(1)) \leq \dots \leq d_0(\pi(n))$  dan tempatkan pada  $H_1 = \{\pi(1), \dots, \pi(h)\}$ .
  - b. Lakukan dua kali *C-Step* terhadap  $H_1$  sehingga menghasilkan  $H_3$ .
  - c. Ulangi langkah a dan b sampai 500 kali.
  - d. Dari  $H_3$  yang dihasilkan kemudian hitung  $\det(\mathbf{S}_3)$ , selanjutnya pilih sepuluh hasil dengan  $\det(\mathbf{S}_3)$  terkecil, lakukan *C-Step* sampai konvergen.
  - e. Laporkan solusi  $(\bar{\mathbf{x}}, \mathbf{S})$  dengan  $\det(\mathbf{S})$  terkecil, dimana  $\bar{\mathbf{x}}$  merupakan rata-rata dari himpunan *MCD* dan  $\mathbf{S}$  merupakan matriks kovariansinya.

### 2.7. Analisis Faktor *Robust*

Analisis faktor yang menggunakan penaksir *robust* dan memenuhi asumsi analisis faktor selanjutnya disebut sebagai analisis faktor *robust*. Konsep dasar analisis faktor *robust* yang menggunakan penaksir *fast-MCD* adalah dengan mengganti  $\bar{\mathbf{x}}$  dan  $\mathbf{S}$  dari data dengan  $\bar{\mathbf{x}}_{\text{MCD}}$  dan  $\mathbf{S}_{\text{MCD}}$  yang merupakan vektor rata-rata dan matriks kovariansi yang didapat dengan metode *fast-MCD*.

## 3. METODOLOGI PENELITIAN

### 3.1. Sumber Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data sekunder yaitu data inflasi kelompok bahan makanan di provinsi Jawa Tengah selama lima tahun dari bulan November 2008 sampai Oktober 2013 yang diperoleh dari website resmi Badan Pusat Statistik (BPS, 2013).

### 3.2. Langkah Analisis

Adapun metode analisis yang digunakan untuk mencapai tujuan penelitian adalah sebagai berikut :

1. Menyiapkan data yang akan digunakan dalam penelitian
2. Melakukan pengujian asumsi analisis faktor, yaitu uji kecukupan data dan uji multikolinieritas
3. Mendeteksi adanya pencilan
4. Melakukan perhitungan analisis faktor klasik dan analisis faktor *robust* dengan langkah sebagai berikut:
  - a. Menghitung penaksir parameter model untuk analisis faktor klasik dan melakukan *c-steps* untuk analisis faktor *robust*
  - b. Melakukan analisis faktor dengan menggunakan penaksir klasik dan penaksir *robust*
  - c. Menentukan faktor-faktor baru dari interpretasi hasil analisis faktor klasik dan hasil analisis faktor *robust*
  - d. Menghitung proporsi kumulatif varian yang dapat dijelaskan dan matriks residual data dari hasil yang dihasilkan analisis faktor klasik dan hasil analisis faktor *robust*
5. Membandingkan hasil proporsi kumulatif varian yang dapat dijelaskan dari hasil analisis faktor klasik dengan hasil analisis faktor *robust*.

## 4. HASIL DAN PEMBAHASAN

### 4.1. Uji Kecukupan Data

Berikut merupakan uji kecukupan sampel melalui nilai *Kaiser-Meyer-Olkin (KMO)* dan *Measure of Sampling Adequacy (MSA)*:

Hipotesis :

$H_0$ : Ukuran data cukup untuk difaktorkan

$H_1$ : Ukuran data tidak cukup untuk difaktorkan

Statistik Hitung :

$$\text{Nilai KMO} = 0,499$$

Kriteria Pengujian :  $H_0$  ditolak jika nilai  $\text{KMO} < 0,50$

Keputusan :  $H_0$  ditolak karena nilai  $\text{KMO} = 0,499 < 0,50$

Kesimpulan : Ukuran data sebanyak 60 pengamatan dengan jumlah variabel sebanyak sebelas yang didapat tidak cukup untuk difaktorkan.

Uji KMO tidak terpenuhi karena nilai KMO kurang dari 0,5 sehingga perlu adanya eliminasi variabel melalui uji MSA. Variabel yang memiliki nilai MSA kurang dari setengah dan paling rendah nilainya akan dieliminasi satu demi satu dari variabel. Eliminasi ini dilakukan sampai nilai KMO lebih dari setengah dan semua nilai MSA tiap variabel lebih dari setengah (Widarjono, 2010). Berikut adalah uji MSA terhadap sebelas variabel :

Hipotesis :

$H_0$ : Variabel belum memadai untuk dianalisis lebih lanjut

$H_1$ : Variabel sudah memadai untuk dianalisis lebih lanjut

Statistik Hitung :

$\text{MSA}_1 = 0,536$	$\text{MSA}_4 = 0,632$	$\text{MSA}_7 = 0,382$	$\text{MSA}_{10} = 0,537$
$\text{MSA}_2 = 0,608$	$\text{MSA}_5 = 0,348$	$\text{MSA}_8 = 0,512$	$\text{MSA}_{11} = 0,266$
$\text{MSA}_3 = 0,670$	$\text{MSA}_6 = 0,631$	$\text{MSA}_9 = 0,283$	

Kriteria Pengujian :  $H_0$  ditolak jika nilai  $\text{MSA} > 0,50$

Keputusan : Untuk variabel  $X_1$ , variabel  $X_2$ , variabel  $X_3$ , variabel  $X_4$ , variabel  $X_6$ , variabel  $X_8$  dan variabel  $X_{10}$  sudah memadai untuk dianalisis, sedangkan variabel  $X_5$ , variabel  $X_7$ , variabel  $X_9$ , variabel  $X_{11}$  belum memadai untuk dianalisis lebih lanjut dan berpotensi untuk dieliminasi.

Dari empat variabel tersebut variabel yang memiliki nilai MSA terkecil adalah variabel  $X_{11}$  dengan nilai  $\text{MSA} = 0,266$  sehingga variabel  $X_{11}$  harus dieliminasi. Setelah variabel  $X_{11}$  dieliminasi dihasilkan nilai KMO sebesar 0,584 atau lebih dari 0,5 sehingga proses analisis faktor bisa dilanjutkan dengan mengeluarkan variabel yang memiliki nilai MSA terkecil yang kurang dari 0,5. Begitu seterusnya sampai nilai MSA masing-masing variabel lebih dari 0,5. Setelah dilakukan uji MSA terhadap sebelas variabel terlihat bahwa variabel yang layak untuk dianalisis faktor sebanyak tujuh yakni variabel  $X_2$ , variabel  $X_3$ , variabel  $X_4$ , variabel  $X_6$ , variabel  $X_7$ , variabel  $X_8$  dan variabel  $X_{10}$ . Dari ketujuh variabel tersebut menghasilkan nilai KMO sebesar 0,665 atau lebih dari 0,5 sehingga jumlah ukuran data cukup untuk difaktorkan.

### 4.2. Uji Multikolinieritas

Berikut hasil uji multikolinieritas terhadap tujuh variabel melalui uji *Bartlett sphericity*:

Hipotesis :

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

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

Statistik tabel :  $\chi^2_{tabel} = \chi^2_{\alpha, \frac{1}{2}(p(p-1))}$  dengan taraf signifikan ( $\alpha$ ) = 0,05 adalah  $\chi^2_{\alpha, \frac{1}{2}(7(7-1))} =$

$$\chi^2_{0,05(21)} = 32,67$$

Statistik hitung :

$$x_{hitung}^2 = 83,066$$

$$\text{Sig.} = 0,000$$

Kriteria Pengujian :  $H_0$  ditolak jika  $x_{hitung}^2 > x_{tabel}^2$  atau  $\text{Sig.} < \alpha$

Keputusan :  $H_0$  ditolak karena  $x_{hitung}^2 = 83,066 > x_{0,05(21)}^2 = 32,67$  atau  $\text{Sig.} = 0,000 < \alpha = 0,05$

Kesimpulan : Terdapat korelasi antar variabel yang akan digunakan untuk analisis faktor.

#### 4.3. Pencilan

Sebuah pengamatan dideteksi sebagai pencilan apabila jarak mahalnobisnya lebih besar dari quantil Distribusi Chi Kuadrat dengan derajat bebas  $p$ . Nilai quantil Distribusi Chi Kuadrat dengan derajat bebas  $p=7$  pada taraf signifikansi  $\alpha=0,05$  adalah 14,07. Berdasarkan jarak mahalnobis yang dihasilkan, terdapat 6 pengamatan dari 60 pengamatan yang dideteksi sebagai pencilan yakni {33,7782; 14,3575; 31,3742; 14,5280; 14,2937; 24,4966}, yaitu pengamatan ke 18, pengamatan ke 35, pengamatan ke 46, pengamatan ke 56, pengamatan ke 57 dan pengamatan ke 59.

#### 4.4. Analisis Faktor Klasik

Penaksir parameter untuk analisis faktor klasik dilakukan dengan mencari **R** yakni matriks korelasi dari data.

$$R = \begin{bmatrix} 1,000 & 0,590 & 0,169 & 0,343 & 0,158 & 0,356 & 0,111 \\ 0,590 & 1,000 & 0,325 & 0,402 & 0,444 & 0,307 & 0,292 \\ 0,169 & 0,325 & 1,000 & 0,483 & 0,185 & 0,216 & 0,105 \\ 0,343 & 0,402 & 0,483 & 1,000 & 0,174 & 0,152 & 0,012 \\ 0,158 & 0,444 & 0,185 & 0,174 & 1,000 & 0,223 & 0,214 \\ 0,356 & 0,307 & 0,216 & 0,152 & 0,223 & 1,000 & 0,032 \\ 0,111 & 0,292 & 0,105 & 0,012 & 0,214 & 0,032 & 1,000 \end{bmatrix}$$

Dalam penelitian ini penulis memakai metode Analisis Komponen Utama dan dalam menentukan jumlah faktor didasarkan oleh nilai eigen yang lebih dari satu.

**Tabel 1.** Nilai Eigen

Komponen	Nilai Eigen	% Varian	Kumulatif %
1	2,621	37,441	37,441
2	1,124	16,055	53,496
3	0,981	14,015	67,511
4	0,812	11,596	79,106
5	0,718	10,258	89,365
6	0,439	6,271	95,636
7	0,306	4,364	100,000

Dapat dilihat bahwa jumlah nilai eigen lebih dari satu sebanyak dua buah, oleh karena itu ditentukan jumlah faktor yang dibentuk sebanyak dua faktor. Adapun besar keragaman total data yang dapat diterangkan oleh kedua faktor adalah sebesar  $37,441\% + 16,055\% = 53,496\%$ .

Setelah menentukan banyaknya faktor, kemudian membentuk faktor loading. Faktor loading tersebut didapat dari hasil perkalian antara nilai eigen dengan *vectoreigen*. Namun nilai faktor loading awal menunjukkan hubungan antara faktor dengan variabel secara individu sehingga belum digunakan untuk mengumpulkan secara pasti tentang keanggotaan masing-masing faktor, oleh karena itu perlu dilakukan rotasi faktor matriks. Dari hasil rotasi faktor matrik tersebut dilakukan interpretasi pengelompokan variable.

**Tabel 2.** Hasil Pengelompokkan

<b>Faktor</b>	<b>Nilai Eigen</b>	<b>Variabel</b>	<b>Faktor Loading</b>
Faktor 1 :	2,621	- Daging dan hasil-hasilnya	0,603
Daging dan Hasil-hasilnya,		- Ikan diawetkan	0,707
Ikan Diawetkan, Sayur-		- Sayur-sayuran	0,808
sayuran, Buah-buahan		- Buah-buahan	0,471
Faktor 2 :	1,124	- Ikan segar	0,612
Ikan Segar, Kacang-kacangan,		- Kacang-kacangan	0,655
Lemak dan Minyak		- Lemak dan minyak	0,771

#### 4.5. Analisis Faktor *Robust*

Penaksir parameter untuk analisis faktor *robust* dilakukan dengan mencari **S** yang merupakan matriks varian kovarian dari data dengan metode *C-Step* melalui algoritma *fast-MCD* kemudian mencari **R** yakni matriks korelasi *robust*.

$$R = \begin{bmatrix} 1,000 & 0,638 & -0,019 & 0,249 & 0,233 & 0,294 & 0,182 \\ 0,638 & 1,000 & 0,379 & 0,338 & 0,311 & 0,249 & 0,190 \\ -0,019 & 0,379 & 1,000 & 0,217 & 0,266 & 0,441 & 0,534 \\ 0,249 & 0,338 & 0,217 & 1,000 & -0,090 & 0,206 & -0,005 \\ 0,233 & 0,311 & 0,266 & -0,090 & 1,000 & 0,181 & 0,445 \\ 0,294 & 0,249 & 0,441 & 0,206 & 0,181 & 1,000 & 0,266 \\ 0,182 & 0,190 & 0,534 & -0,005 & 0,445 & 0,266 & 1,000 \end{bmatrix}$$

Dalam penelitian ini penulis memakai metode Analisis Komponen Utama dan dalam menentukan jumlah faktor didasarkan oleh nilai eigen yang lebih dari satu.

**Tabel 3.** Nilai Eigen untuk Analisis Faktor *Robust*

<b>Komponen</b>	<b>Nilai Eigen</b>	<b>% Varian</b>	<b>Kumulatif %</b>
1	2,633	37,609	37,609
2	1,386	19,798	57,407
3	1,081	15,448	72,855
4	0,716	10,228	83,083
5	0,518	7,398	90,481
6	0,517	7,379	97,850
7	0,150	2,141	1,000

Dapat dilihat bahwa jumlah nilai eigen lebih dari satu sebanyak dua buah, oleh karena itu ditentukan jumlah faktor yang dibentuk sebanyak dua faktor. Adapun besar keragaman total data yang dapat diterangkan oleh kedua faktor adalah sebesar  $37,609\% + 19,798\% + 15,448\% = 72,855\%$ .

Setelah menentukan banyaknya faktor, kemudian membentuk faktor loading. Faktor loading tersebut didapat dari hasil perkalian antara nilai eigen dengan *vectoreigen*. Namun nilai faktor loading awal menunjukkan hubungan antara faktor dengan variabel secara individu sehingga belum digunakan untuk mengumpulkan secara pasti tentang keanggotaan masing-masing faktor, oleh karena itu perlu dilakukan rotasi faktor matriks. Dari hasil rotasi faktor matrik tersebut dilakukan interpretasi pengelompokan variable.

**Tabel 4.** Hasil Pengelompokkan Analisis Faktor *Robust*

<b>Faktor</b>	<b>Nilai Eigen</b>	<b>Variabel</b>	<b>Faktor Loading</b>
Faktor 1 :	2,633	- Ikan diawetkan	-0,899
Ikan Diawetkan, Buah-buahan, Lemak dan Minyak		- Buah-buahan	-0,666
		- Lemak dan minyak	-0,597
Faktor 2 :	1,386	- Daging dan hasil-	-0,917
Daging dan hasil-hasilnya dan Ikan Segar		hasilnya	
		- Ikan segar	-0,827
Faktor 3 :	1,081	- Kacang-kacangan	-0,619
Kacang-kacangan dan Sayur- sayuran		- Sayur-sayuran	0,767

#### 4.6. Perbandingan Hasil Analisis Faktor Klasik dan Analisis Faktor *Robust*

**Tabel 5.** Perbandingan Hasil Proporsi Kumulatif Varian Analisis Faktor Klasik dengan Analisis Faktor *Robust*

Metode Analisis	Proporsi Kumulatif Varian yang Dapat Dijelaskan (%)	Proporsi Kumulatif Varian yang Tidak Dapat Dijelaskan (%)
Analisis Faktor Klasik	53,496	46,504
Analisis Faktor <i>Robust</i>	72,855	27,145

Dari Tabel 4.6 tersebut terlihat bahwa proporsi kumulatif varian dari variabel asli yang dapat dijelaskan oleh faktor yang dibentuk sebesar 53,496% untuk analisis faktor klasik dan 72,855 % untuk analisis faktor *robust*. Hal ini menunjukkan bahwa dalam penelitian ini analisis faktor *robust* lebih baik dalam mengatasi pencilan yang terkandung dalam data dibandingkan analisis faktor klasik.

## 5. PENUTUP

### 5.1. Kesimpulan

Berdasarkan hasil analisis dapat diambil kesimpulan sebagai berikut :

- Pengelompokkan variabel pada data inflasi kelompok bahan makanan di Jawa Tengah dengan analisis faktor klasik menghasilkan dua faktor yakni :
  - Faktor 1 beranggotakan subkelompok daging dan hasil-hasilnya, subkelompok ikan diawetkan, subkelompok sayur-sayuran dan subkelompok buah-buahan.
  - Faktor 2 beranggotakan subkelompok ikan segar, subkelompok kacang-kacangan dan subkelompok lemak dan minyak.
- Pengelompokkan variabel pada data inflasi kelompok bahan makanan di Jawa Tengah dengan analisis faktor *robust* menghasilkan tiga faktor yakni :
  - Faktor 1 beranggotakan subkelompok ikan diawetkan, subkelompok buah-buahan dan subkelompok lemak dan minyak.
  - Faktor 2 beranggotakan subkelompok daging dan hasil-hasilnya dan subkelompok ikan segar.
  - Faktor 3 beranggotakan subkelompok sayur-sayuran dan subkelompok kacang-kacangan.
- Analisis faktor *robust* menghasilkan proporsi kumulatif total varian yang dapat dijelaskan lebih besar daripada proporsi kumulatif total varian yang dapat dijelaskan yang dihasilkan oleh analisis faktor klasik. Hal ini terjadi karena analisis faktor *robust* mampu mengatasi adanya pencilan yang terdapat dalam data.

## 5.2. Saran

Dari hasil penelitian ini dapat diberikan beberapa saran sebagai berikut :

1. Analisis faktor klasik pada penelitian ini hanya menggunakan metode *principal component* sehingga memungkinkan penelitian selanjutnya untuk menggunakan metode yang lain.
2. Analisis faktor *robust* pada penelitian ini hanya menggunakan metode *fast-MCD* sehingga memungkinkan penelitian selanjutnya untuk menggunakan penaksir *robust* yang lain.

## 6. DAFTAR PUSTAKA

- Baroroh, A. 2013. *Analisis Multivariat dan Time Series dengan SPSS 21*. PT. Elex Media Komputindo. Jakarta.
- BPS. 2013. *Perkembangan Indeks Harga Konsumen/Inflasi di Jawa Tengah Bulan Juli 2013 Inflasi 3,41 Persen*. Available at [http://jateng.bps.go.id/offrel/brs\\_inflasi\\_1308\\_33](http://jateng.bps.go.id/offrel/brs_inflasi_1308_33) (diakses tanggal 1 November 2013).
- Johnson, R. A., Wichern, D. W. 2007. *Applied Multivariate Statistical Analysis*. Sixth Edition, Prentice Hall. New Jersey.
- Morrison, D.F. 2005. *Multivariate Statistical Methods Fourth Edition*. The Wharton School University of Pennsylvania.
- Rousseeuw, P.J., Driessen, K. V. 1999. A Fast Algorithm for the Minimum Covariance Determinant Estimator. *Technometrics*, Vol. 46, no. 3, 293-305.
- Simamora, B. 2005. *Analisis Multivariat Pemasaran*. PT Gramedia Pustaka Utama. Jakarta.
- Untoro, J. 2010. *Buku Pintar Pelajaran SMA/MA IPS 6 in 1*. PT Wahyu Media. Jakarta.
- Widarjono, A. 2010. *Analisis Statistika Multivariat Terapan*. Unit Penerbit dan Percetakan Sekolah Tinggi Ilmu Manajemen YKPN. Yogyakarta.