# ANALISIS FAKTOR

Skripsi

Diajukan untuk Memenuhi Salah Satu Syarat
Memperoleh Gelar Sarjana Pendidikan
Program Studi Pendidikan Matematika

Oleh:

**THERESIA**

NIM : 971414012

NIRM: 970051120501120011

**PROGRAM STUDI PENDIDIKAN MATEMATIKA**
**JURUSAN PENDIDIKAN MATEMATIKA DAN IPA**
**FAKULTAS KEGURUAN DAN ILMU PENDIDIKAN**
**UNIVERSITAS SANATA DHARMA**
**YOGYAKARTA**
**2003**

SKRIPSI

# ANALISIS FAKTOR

Oleh:

**THERESIA**

NIM : 971414012

NIRM: 970051120501120011

Telah disetujui oleh:

Pembimbing

Ir. Ig. Aris Dwiatmoko, M.Sc. Tanggal: 11 Agustus 2003

SKRIPSI

**ANALISIS FAKTOR**

Dipersiapkan dan ditulis oleh:

**THERESIA**
NIM: 971414012
NIRM: 970051120501120011

Telah dipertahankan di depan Panitia Penguji
pada tanggal 4 September 2003
dan dinyatakan memenuhi syarat.

Susunan Panitia Penguji

| | | Nama Lengkap | Tanda Tangan |
|---|---|---|---|
| Ketua | : | Drs. A. Atmadi, M.Si. | ........................................ |
| Sekretaris | : | Drs. Th. Sugiarto, M.T. | ........................................ |
| Anggota | : | Ir. Ig. Aris Dwiatmoko, M.Sc. | ........................................ |
| Anggota | : | Drs. A. Mardjono | ........................................ |
| Anggota | : | M. Andy Rudhito, S.Pd., M.Si. | ........................................ |

Yogyakarta, 4 September 2003.
Fakultas Keguruan dan Ilmu Pendidikan
Universitas Sanata Dharma
Dekan,

(Dr. A.M. Slamet Soewandi, M.Pd.)

*Aku menyayangi mereka, aku membutuhkan mereka, aku bersyukur kepada Tuhan karena memiliki mereka, mereka adalah bagian dari hidupku, mereka memberikan segalanya untukku. Dengan segenap kasih sayang, kupersembahkan skripsi ini kepada mereka.*

*(Renungan Sore, Mei 2003 )*

*Untuk:*

- *Papa (almarhum) dan Mama*
- *Kakak-kakakku;*
  - *Sukarny R. – Junaedi*
  - *Yohanes R. – Antonia*
  - *Sabirin R. – Lusiana*
  - *Petrus R. – Angela*
  - *Raenis R.*
- *Adikku: Hendrikus R.*
- *P. Yakob Willi (Switzerland)*
- *Keponakanku:*
  - *Aurelia Juniarny*
  - *Afnindy Leo Putra*
  - *Agatha Nina Sary*
  - *Asri Brigitha Lasary*
    - *Boyke Yoan Valentino*
    - *Renaldo Yoan Dominggo*
  - *Jessica Esa Samarinti*
  - *Hesky Zambrota Samarinti*
    - *Pricilla Dominiq Regin*
- *Koko Dony*

"Setiap saat Tuhan memberikan anugerahnya kepada kita"

## PERNYAATAN KEASLIAN KARYA

Saya menyatakan dengan sesungguhnya bahwa skripsi yang saya tulis ini tidak memuat karya atau bagian karya orang lain, kecuali yang telah disebutkan dalam kutipan dan daftar pustaka, sebagaimana layaknya karya ilmiah.

Yogyakarta, 11 Agustus 2003

Penulis

THERESIA

## ABSTRAK

Analisis faktor adalah metode statistika multivariat yang digunakan untuk menganalisis matriks koefisien korelasi. Metode analisis faktor mereduksi himpunan variabel asli menjadi variabel baru yang jumlahnya lebih sedikit. Variabel baru tersebut dinamakan faktor, yang akan digunakan dalam interpretasi sehingga informasi yang lebih kompleks dapat dimengerti dengan lebih mudah. Melalui analisis faktor jumlah variabel dapat diminimumkan dengan tetap memaksimumkan informasi dalam analisis. Dalam analisis faktor, semua variabel dinyatakan dalam bentuk standar. Bentuk umum persamaan analisis faktor adalah:

$$Z_1 = a_{11}F_1 + a_{12}F_2 + \cdots + a_{1m}F_m + d_1U_1$$
$$Z_2 = a_{21}F_1 + a_{22}F_2 + \cdots + a_{2m}F_m + d_2U_2$$
$$\vdots$$
$$Z_n = a_{n1}F_1 + a_{n2}F_2 + \cdots + a_{nm}F_m + d_nU_n$$

dimana $Z_j$ ($j$ = 1, 2, ..., $n$) adalah skor standar variabel ke-$j$. $F_k$ ($k$ = 1, 2, .., $m$) adalah faktor umum ke-$k$. $U_j$ ($j$ = 1, 2, ..., $n$) adalah faktor unik ke-$j$. $a_{jk}$ adalah beban faktor umum ke-$k$ pada variabel ke-$j$ dan $d_j$ adalah beban faktor unik ke-$j$ pada variabel ke-$j$. Beban faktor merupakan korelasi setiap variabel dengan faktor yang menunjukkan derajat korespondensi antara variabel dan faktor.

Ada dua metode untuk menentukan faktor umum melalui ekstraksi faktor yaitu metode diagonal dan metode pusat. Metode diagonal digunakan jika komunalitas pada matriks korelasi telah diketahui. Komunalitas ($h_j^2$) merupakan jumlah kuadrat beban faktor umum yang digunakan untuk mengetahui apakah variabel merupakan ukuran yang baik atau ukuran yang dapat dipercaya bagi faktor. Semakin besar komunalitas, semakin baik ukuran tersebut dan sebaliknya. Sedangkan metode pusat digunakan jika komunalitas pada matriks korelasi tidak diketahui dan harus diduga dari data.

Hasil dari ekstraksi faktor berupa matriks faktor. Matriks faktor yang tidak dirotasi tidak dapat diinterpretasi secara langsung karena beban-beban faktor belum sederhana. Sederhana berarti beban faktor yang tinggi pada setiap variabel adalah tunggal dan terdapat hanya pada satu faktor. Oleh sebab itu diperlukan rotasi faktor. Ada dua macam teknik rotasi faktor yaitu rotasi ortogonal dan rotasi oblique. Dalam rotasi ortogonal, sudut antar sumbu yang dirotasi sebesar $90^0$ yaitu diasumsikan bahwa faktor tidak bekorelasi satu sama lain. Sedangkan pada rotasi oblique sumbu tidak harus ortogonal satu sama lain. Dengan kata lain, diasumsikan bahwa faktor berkorelasi satu sama lain.

Beban tertinggi dan signifikan pada masing-masing faktor yang telah dirotasi dapat diidentifikasi. Beban-beban tersebut mempunyai peranan yang penting dalam interpretasi suatu faktor karena beban-beban tersebut digunakan dalam menamai suatu faktor sehingga faktor tersebut menjadi bermakna.

## ABSTRACT

Factor analysis is a multivariate statistical method for analyzing matrix correlation coefficient. The method reduces the set of original variables into a smaller number of new variables. These new variables called factors, it would be use in the interpretation, and therefore the more complex information could be understood easily. By factor analysis the sum of variables can be minimized and at the same time maximize the information content in the analysis. In this analysis, all variables can be represent in standard form. The general model of the factor analysis is:

$$Z_1 = a_{11}F_1 + a_{12}F_2 + \ldots + a_{1m}F_m + d_1U_1$$
$$Z_2 = a_{21}F_1 + a_{22}F_2 + \ldots + a_{2m}F_m + d_2U_2$$
$$\vdots$$
$$Z_n = a_{n1}F_1 + a_{n2}F_2 + \ldots + a_{nm}F_m + d_nU_n$$

where $Z_j$ ($j = 1, 2, \ldots, n$) is $j^{\text{th}}$ variable standard score. $F_k$ ($k = 1, 2, 3, \ldots, m$) is $k^{\text{th}}$ common factors. $U_j$ ($j = 1, 2, \ldots, n$) is $j^{\text{th}}$ unique factors. $a_{jk}$ is $k^{\text{th}}$ common factors loading on $j^{\text{th}}$ variable and $d_j$ is $j^{\text{th}}$ unique factors loading on the $j^{\text{th}}$ variable unity. Loadings factor is the correlation of each variable and factor that show the degree of correspondence between variable and factor.

There are two methods factor extraction to determine the common factors, which are diagonal and centroid method. The first method is applied when the communality on the correlation matrix is known. Communality ($h_j^2$) is the square of common factors loading. It is use to know whether the variable is a good measure or reliable for the factor. The larger communality, the better the measure and vice versa. The centroid method is applied when the communality of the matrix is unknown and has to be estimated from the data.

The result of the factor extraction is the factor matrix. The unrotated factor matrix can not be interpreted directly because the factor loadings is not a simple one. Simple means that the high factor loading in every variable is single and it is only on one factor. Therefore, the factor rotation is needed. There are two factor rotation techniques, which are orthogonal rotation and oblique rotation. In the first, the angle between the rotated axes is $90^0$, it is assumed that the factor has no correlation. On the other hand, in the oblique rotation the axis has not to be orthogonal each other. In other words, it is assumed that the factor correlate each other.

The highest and the significant loading on each rotated factor can be identified. It has important role in the interpretation of the factor since it is determine the name of the factor and thus it becomes meaningful.

# KATA PENGANTAR

Terima kasih yang sebesar–besarnya penulis ucapkan kepada Allah Bapa, karena telah menciptakan penulis dengan segala kasih sayang dan karunia-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi yang berjudul "ANALISIS FAKTOR".

Penulisan skripsi ini tidak akan berhasil dengan baik tanpa dukungan dan bantuan dari berbagi pihak. Oleh sebab itu penulis ingin mengucapkan terima kasih kepada:

1. Bapak Aris Dwiatmoko, selaku pembimbing skripsi yang telah mengarahkan, memberi dorongan dan membimbing penulisan skripsi ini dengan sangat penuh kesabaran serta pengertian.
2. Bapak Sugiarto, selaku Kaprodi Pendidikan Matematika sekaligus pembimbing akademik mahasiswa Pendidikan Matematika angkatan 1997 Universitas Sanata Dharma, yang selalu memberi dorongan dan petunjuk.
3. Semua dosen JP. MIPA dan F. MIPA Universitas Sanata Dharma.
4. Staf Sekretariat JP. MIPA dan F. MIPA Universitas Sanata Dharma.
5. Seluruh Staf perpustakaan Universitas Sanata Dharma.
6. Mama, kakak-kakak, adik serta keponakan penulis atas segala yang diberikan.
7. P. Yakob Willy atas bantuan dan kepercayaan yang diberikan kepada penulis serta P. Sirilus, P. Filli dan para pastor di Pastoran Katolik Ngabang serta para suster KFS di Iromejan Yogyakarta.

8. Koko Dony dan keluarga di Semarang (Krys, Kosmas, Lala, Tante Lely, Om Ing Hwie, dan Emak). Terima kasih atas bantuan serta dukungan dan kepercayaan yang diberikan sejak penulis semester III.
9. Keluarga penulis di Semarang: Ko Sim dan keluarga. Terimakasih atas perhatian dan kerjasamanya selama penulis berada di Yogyakarta
10. Sahabat penulis: Mila Ardiana (Noni'), Wiwin Okta, Hengky dan Uwanty.
11. Teman-teman penulis di kost Dewi: Shinta, Alfon, Agnes, Ana, Ade, N'cis, Era, Desny, dan Denty serta rekan-rekan P. Mat. Universitas Sanata Dharma angkatan 1997.
12. Semua pihak yang terlibat dalam pembuatan skripsi ini yang tidak bisa disebutkan satu persatu.

Semoga jasa baik yang diberikan membuahkan berkat dari Tuhan.

Penulisan skripsi ini masih mengalami banyak kekurangan sehingga pembaca diharapkan dapat memberi saran dan kritik yang bersifat membangun.

Akhir kata, semoga skripsi ini bermanfaat pada perkembangan matematika dan penerapannya pada ilmu lain terutama di bidang penelitian.

Yogyakarta, 11 Agustus 2003

Penulis

THERESIA

## DAFTAR ISI

# DAFTAR TABEL

Halaman

# DAFTAR GAMBAR

Halaman

# BAB I

# PENDAHULUAN

## 1.1 Latar Belakang

Analisis data yang perlu dilakukan oleh seorang peneliti ditentukan antara lain oleh masalah yang hendak dipecahkan. Berdasarkan masalah yang hendak dipecahkan tersebut, peneliti menentukan obyek penelitian dan satu atau lebih variabel yang akan diukur.

Data yang diperoleh dengan mengukur lebih dari satu variabel pada setiap individu anggota sampel disebut **data multivariat**. Metode statistika multivariat adalah teknik-teknik analisis statistika yang memperlakukan sekelompok variabel yang saling berkorelasi sebagai satu sistem dengan memperhitungkan korelasi antar variabel-variabel itu. Analisis demikian disebut **analisis statistika multivariat**, atau disingkat **analisis multivariat**. Analisis multivariat memungkinkan peneliti untuk mencari pemecahan atas masalah-masalah yang lebih umum, atau lebih kompleks atau masalah-masalah yang sesuai dengan keadaan nyata.

Salah satu tujuan dari analisis multivariat adalah menemukan dan menafsirkan struktur atau ciri-ciri yang mendasari data. Agar struktur atau ciri-ciri yang ditemukan itu bermakna maka peneliti perlu bijaksana dalam memilih variabel-variabel yang diukur. Dalam hal variabel tersebut cukup banyak, metode statistika multivariat dapat digunakan untuk mencari variabel-variabel baru yang jumlahnya lebih sedikit tetapi mampu menghasilkan penjelasan tentang variasi dari variabel-variabel semula yang jumlahnya lebih banyak tersebut.

Ada bermacam-macam metode analisis multivariat. Salah satunya adalah **Analisis Faktor** yang akan dibahas dalam tulisan ini. Analisis Faktor adalah metode statistika multivariat yang digunakan untuk menganalisis tabel, atau matriks koefisien korelasi. Pada matriks korelasi yang berukuran besar (dimana variabel-variabelnya sangat banyak), interpretasi intuitif secara langsung pada interkorelasi antar variabel adalah tidak sederhana. Oleh sebab itu diperlukan Analisis Faktor. Analisis Faktor mereduksi himpunan variabel asli menjadi variabel baru yang jumlahnya lebih sedikit. Variabel yang lebih sedikit tersebut dinamakan **faktor** (*factor*), yang akan digunakan untuk interpretasi sehingga informasi yang sangat kompleks pada interkorelasi antar variabel akan dapat dimengerti dengan lebih mudah.

Jadi, Analisis Faktor bertujuan untuk mendefinisikan matriks struktur data, sehingga masalah dari struktur yang dianalisis melalui korelasi antar variabel yang berjumlah banyak dapat didefinisikan melalui hal yang bersifat umum yaitu faktor. Melalui Analisis Faktor dapat diidentifikasi bagian dari struktur variabel serta dapat ditentukan besarnya setiap variabel yang diterangkan oleh bagian dari struktur tersebut. Melalui analisis faktor, variabel yang berjumlah sangat banyak dapat diterangkan hanya oleh variabel baru yang berjumlah lebih sedikit namun dapat menerangkan variabel-variabel asli tersebut. Dengan demikian interpretasi intuitif terhadap variabel-variabel tersebut menjadi lebih sederhana sehingga mempermudah peneliti memahami makna dari variabel-variabel yang dianalisis. Hal inilah yang melatar belakangi penulis untuk membahas topik analisis faktor.

## 1.2 Perumusan Masalah

Pokok-pokok permasalahan yang akan dibahas dalam tulisan ini dirumuskan sebagai berikut:

- Apakah yang dimaksud dengan Analisis Faktor?
- Bagaimana cara menentukan faktor?
- Mengapa harus dilakukan rotasi faktor?
- Bagaimana menginterpretasikan suatu faktor?
- Bagaimana menentukan skor faktor?
- Bagaimana aplikasi Analisis Faktor pada berbagai bidang?

## 1.3 Tujuan Penulisan

Tujuan penulisan skripsi ini adalah untuk memperkenalkan metode analisis data dalam statistika multivariat yaitu Analisis Faktor yang sering dipergunakan dalam penelitian khususnya di bidang psikologi. Pada umumnya variabel yang dipergunakan dalam penelitian jumlahnya cukup banyak sehingga diperlukan Analisis Faktor untuk mereduksinya agar variabel yang berjumlah banyak tersebut menjadi lebih sedikit. Analisis faktor kurang dikenal di kalangan masyarakat luas terutama masyarakat yang tidak bergerak di bidang penelitian. Oleh sebab itu melalui penulisan skripsi tersebut, pembaca diharapkan dapat mengenal metode analisis faktor dan dapat menerapkannya di berbagai ilmu pengetahuan.

### 1.4 Manfaat Penulisan

Manfaat yang akan diperoleh setelah mempelajari topik ini adalah dapat menggunakan analisis faktor untuk mereduksi variabel asli yang berjumlah banyak yang saling berkorelasi menjadi variabel yang lebih sedikit yang dinamakan faktor namun dapat memberikan informasi maksimum mengenai korelasi yang kompleks antar variabel-variabel asli tersebut.

### 1.5 Metode Penulisan

Metode yang digunakan penulis dalam menyusun skripsi ini adalah metode studi pustaka yaitu dengan mempelajari buku–buku yang berkaitan dengan topik skripsi ini, sehingga tidak ada hal-hal baru.

### 1.6 Pembatasan Masalah

Dalam menyusun skripsi ini, penulis hanya membahas analisis faktor yaitu bagaimana cara menentukan banyaknya faktor, setelah itu bagaimana merotasikan suatu faktor dan bagaimana menginterpretasikan suatu faktor tersebut agar faktor yang diperoleh menjadi bermakna. Beberapa materi prasyarat yang diperlukan untuk memahami analisis faktor tidak dibahas dalam tulisan ini misalnya matriks, vektor, variabel acak, dan lain-lain. Materi prasyarat yang dibahas adalah materi yang berkaitan langsung dengan analisis faktor.

## 1.7 Sistematika Pembahasan

Sistematika pembahasan mengenai Analisis faktor adalah sebagai berikut: Pada bab I disajikan mengenai latar belakang, perumusan masalah, tujuan penulisan, manfaat penulisan, metode penulisan, pembatasan masalah serta sistematika penulisan. Sebagai dasar untuk mengetahui analisis faktor, maka pada bab II disajikan landasan teori yang menyajikan materi-materi yang mendasari analisis faktor dan berkaitan langsung dengan analisis faktor. Pada bab III disajikan isi dari analisis faktor tersebut mulai dari pengertian analisis faktor, cara-cara menentukan jumlah faktor, cara merotasi faktor serta cara menginterpretasi suatu faktor. Walaupun bab III telah menyajikan analisis faktor secara lengkap, namun diperlukan aplikasi analisis faktor agar pembaca dapat memahami analisis faktor secara lebih memadai serta mengetahui kegunaan analisis faktor dalam berbagai bidang. Oleh sebab itu pada bab IV disajikan aplikasi analisis faktor dalam berbagai bidang antara lain dalam bidang psikologi, politik, serta pertahanan dan keamanan. Pada bab V disajikan kesimpulan tentang analisis faktor.

# BAB II

# LANDASAN TEORI

Sebelum membahas tentang analisis faktor, terlebih dahulu akan dibahas beberapa materi prasyarat sebagai landasan teori yang berhubungan langsung dengan analisis faktor.

## 2.1 Variansi dan Kovariansi

Pembahasan variansi bermanfaat dalam membantu pemahaman korelasi antara faktor dan variabel. Sedangkan Kovariansi bermanfaat untuk menentukan korelasi antara dua variabel.

**Definisi 2.1.1**

Andaikan $X$ variabel acak dengan distribusi peluang $f(x)$ dan mean $\mu$, maka **variansi** $X$ didefinisikan sebagai nilai harapan dari $(X-\mu)^2$, yaitu

$$\text{var } X = E\left[(X-\mu)^2\right]$$

dimana $\mu = E(X)$

Variansi suatu variabel sering dilambangkan dengan $\sigma^2$ (baca = sigma kuadrat)

**Definisi 2.1.2**

Andaikan terdapt dua buah variabel acak yaitu $X$ dan $Y$ dengan distribusi peluang bersama $f(x,y)$, dan masing-masing mempunyai mean $\mu_X$ dan $\mu_Y$, maka

**kovariansi** $X$ dan $Y$ didefinisikan sebagai nilai harapan dari $(X-\mu_X)(Y-\mu_Y)$, yaitu

$$\operatorname{cov}(X,Y)=E[(X-\mu_X)(Y-\mu_Y)]$$

dimana $\mu_X = E(X)$ dan $\mu_Y = E(Y)$.

**Teorema 2.1.3**

Jika $X$ dan $Y$ adalah variabel acak dengan $a$ dan $b$ suatu konstanta, maka

1. $\operatorname{var}(a+bX)=b^2 \operatorname{var}(X)$
2. $\operatorname{var}(aX+bY)=a^2 \operatorname{var}(X) + b^2 \operatorname{var}(Y) + 2ab\operatorname{cov}(X,Y)$

**Bukti:**

Akan dibuktikan hanya untuk $X$ dan $Y$ diskret.

1. Menurut definisi

$$\operatorname{var}(a+bX)=E\left\{[(a+bX)-\mu_{a+bX}]^2\right\}$$

Untuk membuktikan teorema tersebut terlebih dahulu dicari mean dari $a+bX$ yaitu:

$$\mu_{a+bX} = E(a+bX)$$

$$=\sum_x (a+bx)f(x)$$

$$=\sum_x af(x)+\sum_x bxf(x)$$

$$=a\sum_x f(x)+b\sum_x xf(x)$$

$$=a+bE(X)$$

$$=a+b\mu$$

Jadi,

$$\operatorname{var}(a+bX)=E\left[(a+bX-a-b\mu)^2\right]$$

$$=E\left\{[b(X-\mu)]^2\right\}$$

$$=b^2E\left[(X-\mu)^2\right]$$

$$=b^2\operatorname{var}(X)$$

2. Menurut definisi

$$\operatorname{var}(aX+bY)=E[(aX+bY)-\mu_{aX+bY}]^2$$

$$=E\left\{[(aX+bY)-(a\mu_X+b\mu_Y)]^2\right\}$$

$$=E\left\{[a(X-\mu_X)+b(Y-\mu_Y)]^2\right\}$$

$$=a^2E\left[(X-\mu_X)^2\right]+b^2E\left[(Y-\mu_Y)^2\right]$$

$$+2abE[(X-\mu_X)(Y-\mu_Y)]$$

$$=a^2\operatorname{var}(X)\quad+\quad b_2\operatorname{var}(Y)\quad+\quad 2ab\operatorname{cov}(X,Y)$$

**Teorema 2.1.6**

Misalkan $X_1,\cdots,X_m$ dan $Y_1,\cdots,Y_n$ adalah variabel acak dengan $E(X_i)=\mu_i$ dan $E(Y_j)=v_j$. Didefinisikan $U_1=\sum_{i=1}^{m}a_iX_i$ dan $U_2=\sum_{j=1}^{n}b_jY_j$ dengan konstanta $a_1,\cdots,a_m$, $b_1,\cdots,b_n$. Maka

$$\operatorname{cov}(U_1,U_2)=\sum_{i=1}^{m}\sum_{j=1}^{n}a_ib_j\operatorname{cov}(X_i,Y_j)$$

**Bukti:**

$$\operatorname{cov}(U_1,U_2) = \operatorname{cov}\left(\sum_{i=1}^{m} a_i X_i, \sum_{j=1}^{n} b_j Y_j\right)$$

$$= E\left\{\left[\sum_{i=1}^{m} a_i X_i - E\left(\sum_{i=1}^{m} a_i X_i\right)\right]\left[\sum_{j=1}^{n} b_j Y_j - E\left(\sum_{j=1}^{n} b_j Y_j\right)\right]\right\}$$

$$= E\left[\left(\sum_{i=1}^{m} a_i X_i - \sum_{i=1}^{m} a_i E(X_i)\right)\left(\sum_{j=1}^{n} b_j Y_j - \sum_{j=1}^{n} b_j E(Y_j)\right)\right]$$

$$= E\left[\left(\sum_{i=1}^{m} a_i X_i - \sum_{i=1}^{m} a_i \mu_i\right)\left(\sum_{j=1}^{n} b_j Y_j - \sum_{j=1}^{n} b_j v_j\right)\right]$$

$$= E\left\{\left[\sum_{i=1}^{m} a_i (X_i - \mu_i)\right]\left[\sum_{j=1}^{n} b_j (Y_j - v_j)\right]\right\}$$

$$= E\left[\sum_{i=1}^{m}\sum_{j=1}^{n} a_i b_j (X_i - \mu_i)(Y_j - v_j)\right]$$

$$= \sum_{i=1}^{m}\sum_{j=1}^{n} a_i b_j E\left[(X_i - \mu_i)(Y_j - v_j)\right]$$

$$= \sum_{i=1}^{m}\sum_{j=1}^{n} a_i b_j \operatorname{cov}(X_i, Y_j)$$

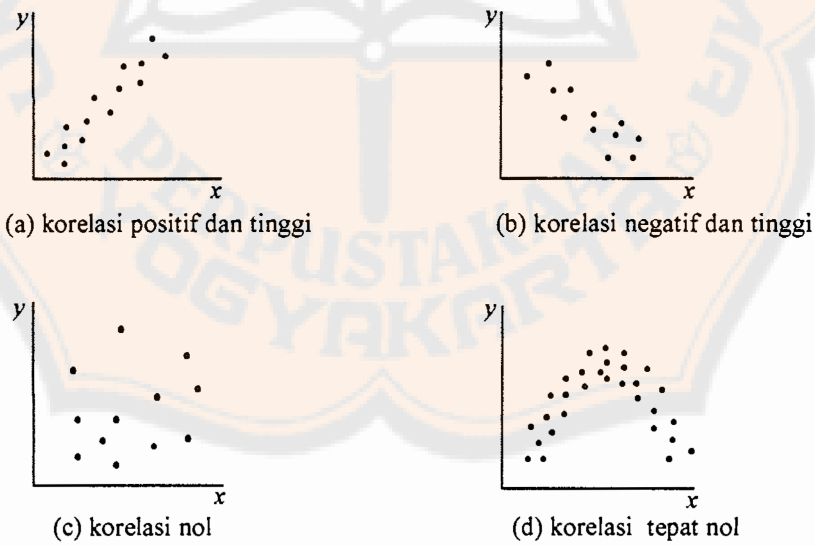
## 2.2 Koefisien Korelasi

Pada subbab ini, dibicarakan mengenai koefisien korelasi yang sangat membantu untuk memahami korelasi pada analisis faktor, karena input dari analisis faktor adalah matriks korelasi yang memuat koefisien korelasi variabel.

Andaikan terdapat dua variabel acak $X$ dan $Y$. **Analisis korelasi** mencoba mengukur kekuatan hubungan antara dua variabel tersebut melalui sebuah bilangan yang disebut **koefisien korelasi**.

**Koefisien korelasi linear** didefinisikan sebagai ukuran hubungan **linear** antara dua variabel acak $X$ dan $Y$, dan dilambangkan dengan $r$. Jadi $r$ mengukur sejauh mana titik-titik menggerombol di sekitar sebuah garis lurus. Oleh karena itu, dengan membuat suatu diagram pencar bagi $n$ pengamatan $\{(x_i, y_i), i = 1, 2, \ldots, n\}$ dalam sampel acak (Gambar 2.2.1), dapat ditarik kesimpulan tertentu mengenai $r$. Bila titik-titik menggerombol mengikuti sebuah garis lurus dengan kemiringan positif, maka ada **korelasi positif yang tinggi** antara kedua variabel acak tersebut. Bila titik-titik menggerombol mengikuti sebuah garis lurus dengan kemiringan negatif, maka antara kedua variabel itu terdapat **korelasi negatif yang tinggi**. Korelasi antara kedua variabel acak tersebut akan semakin menurun secara numerik dengan semakin memencarnya atau semakin menjauhnya titik-titik dari suatu garis lurus. Bila titik-titiknya mengikuti suatu pola yang acak dengan kata lain tidak ada pola, seperti dalam




**Gambar 2.2.1**

Diagram Pencar menunjukkan Derajat Korelasi.

Gambar 2.2.1c, maka antara kedua variabel tersebut mempunyai **korelasi nol**, dan disimpulkan tidak ada hubungan linear antara *X* dan *Y*.

Karena koefisien korelasi antara dua variabel adalah suatu ukuran tingkat keeratan hubungan linear antara kedua variabel tersebut, maka jika nilai $r = 0$, berarti tidak ada hubungan linear (bukan berarti bahwa antara kedua variabel itu pasti tidak terdapat hubungan). Jadi jika antara *X* dan *Y* terdapat suatu hubungan kuadratik seperti ditunjukkan pada Gambar 2.2.1d, diperoleh **korelasi nol** meskipun jelas ada hubungan tak linear antara kedua variabel tersebut.

Ukuran korelasi linear antara dua variabel yang paling banyak digunakan adalah **koefisien korelasi momen-hasilkali Pearson** atau **koefisien korelasi sampel**.

**Definisi 2.2.1**

Ukuran hubungan linear antara dua variabel *X* dan *Y* diduga dengan koefisien korelasi sampel $r$, didefinisikan sebagai

$$r_{xy} = \frac{n\sum_{i=1}^{n} x_i y_i - \left(\sum_{i=1}^{n} x_i\right)\left(\sum_{i=1}^{n} y_i\right)}{\sqrt{\left[n\sum_{i=1}^{n} x_i^2 - \left(\sum_{i=1}^{n} x_i\right)^2\right]\left[n\sum_{i=1}^{n} y_i^2 - \left(\sum_{i=1}^{n} y_i\right)^2\right]}} \qquad (2.2.1)$$

Nilai $r$ adalah dari -1 sampai +1. Tanda (-) menyatakan korelasi negatif sedangkan tanda (+) menyatakan korelasi positif. Hubungan linear sempurna terdapat antara nilai-nilai *X* dan *Y* dalam sampel, bila $r = +1$ atau $r = -1$ (Walpole, 1990).

### 2.3 Matriks Korelasi

Pembahasan tentang matriks korelasi akan mempermudah dalam mempelajari analisis faktor, karena analisis faktor selalui diawali dengan matriks korelasi yang merupakan input data yang akan dianalisis.

**Matriks korelasi** adalah suatu matriks simetri yang elemen-elemennya terdiri dari koefisien-koefisien korelasi antar variabel. Misalnya bila ada $k$ variabel $X_1, X_2, \cdots, X_k$ maka matriks korelasi antar variabel didefinisikan sebagai

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & \cdots & r_{1k} \\ r_{21} & r_{22} & \cdots & r_{2k} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ r_{k1} & r_{k2} & \cdots & r_{kk} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & r_{12} & \cdots & r_{1k} \\ r_{21} & 1 & \cdots & r_{2k} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ r_{k1} & r_{k2} & \cdots & 1 \end{bmatrix}$$

Dimana $r_{ij}$ adalah korelasi antara $X_i$ dan $X_j$.

Dapat ditunjukkan bahwa koefisien korelasi antara suatu variabel dengan dirinya sendiri selalu bernilai satu dengan kata lain $r_{ii} = 1$

$$r_{ii} = \frac{n\sum_{i=1}^{n} x_i x_i - \left(\sum_{i=1}^{n} x_i\right)\left(\sum_{i=1}^{n} x_i\right)}{\sqrt{\left[n\sum_{i=1}^{n} x_i^2 - \left(\sum_{i=1}^{n} x_i\right)^2\right]\left[n\sum_{i=1}^{n} x_i^2 - \left(\sum_{i=1}^{n} x_i\right)^2\right]}}$$

$$= \frac{n\sum_{i=1}^{n} x_i^2 - \left(\sum_{i=1}^{n} x_i\right)^2}{\sqrt{\left[n\sum_{i=1}^{n} x_i^2 - \left(\sum_{i=1}^{n} x_i\right)^2\right]^2}}$$

$$= \frac{n\sum_{i=1}^{n} x_i^2 - \left(\sum_{i=1}^{n} x_i\right)^2}{n\sum_{i=1}^{n} x_i^2 - \left(\sum_{i=1}^{n} x_i\right)^2} = 1$$

## 2.4 Representasi Geometris dari Koefisien Korelasi

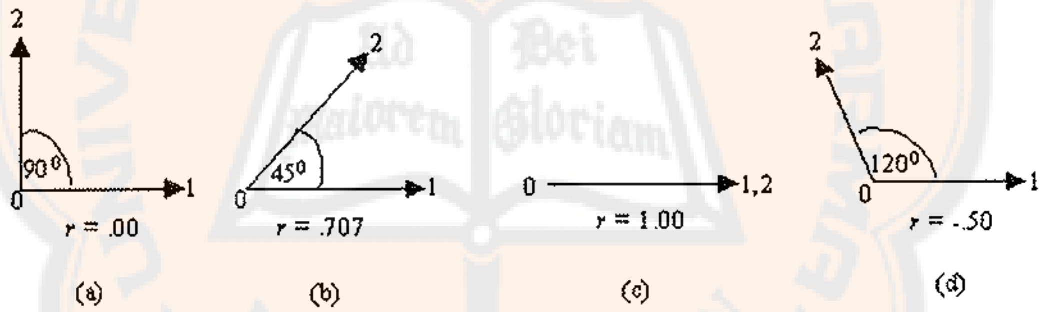
Jika setiap variabel yang berkorelasi digambarkan dengan vektor ($V$), maka korelasi antara dua variabel dapat ditunjukkan dengan perkalian panjang antara dua vektor $V_1$ dan $V_2$ dan cosinus dari sudut $(\phi)$ antara kedua variabel tersebut, yaitu:

$$r_{12} = V_1 V_2 \cos\phi_{12} \tag{2.4.1}$$

Jika setiap variabel digambarkan dengan vektor satuan panjang, maka koefisien korelasi sama dengan cosinus sudut antara variabel tersebut. Jadi,

$$r_{12} = \cos\phi_{12} \tag{2.4.2}$$

Sebagai ilustrasi perhatikan Gambar 2.4.1




**Gambar 2.4.1**

Representasi Vektorial suatu koefisien korelasi

Dari Gambar 2.4.1$a$ tampak bahwa sudut antara kedua vektor 1 dan 2 adalah $90^0$. Karena cosinus sudut $90^0$ adalah 0.0 maka $r$ sama dengan nol dapat dinyatakan sebagai dua vektor satuan panjang yang ortogonal atau tegak lurus satu sama lain.

Jika sudut antara kedua vektor 1 dan 2 adalah $45^0$, maka $r$ sama dengan 0.707 seperti terlihat dalam Gambar 2.4.1*b*.

Jika terdapat 2 vektor satuan yang berimpit (seperti pada Gambar 2.4.1*c*) maka $r$ dari kedua vektor tersebut adalah 1.0 karena sudut yang dibentuk oleh kedua vektor tersebut tidak tampak atau nol. Dengan kata lain $r$ dapat disajikan melalui satu vektor satuan yang kolinear satu sama lain.

Dari Gambar 2.4.1.a, b, c dapat disimpulkan bahwa sebarang $r$ yang bernilai antara 0 dan +1.0 dapat disajikan melalui dua vektor satuan dengan sudut antara kedua vektor sebesar antara $0^0$ dan $90^0$.

Untuk $r$ yang bernilai antara 0 dan -1.0 dapat disajikan melalui dua vektor satuan dimana sudut antara kedua vektor tersebut adalah antara $90^0$ dan $180^0$. Perhatiakan Gambar 2.4.1*d*. Sebuah $r$ yang bernilai -0.50 dapat disajikan melalui dua vektor satuan yang dipisahkan oleh sudut sebesar $120^0$, karena cosinus dari $120^0$ adalah -0.50.

## 2.5 Regresi Berganda.

Tujuan pembahasan regresi berganda pada analisis faktor adalah untuk mempermudah dalam mempelajari skor faktor, karena persamaan yang digunakan dalam skor faktor merupakan persamaan regresi berganda.

Pada umumnya persoalan penelitian yang menggunakan analisis regresi memerlukan lebih dari satu variabel bebas dalam model regresi. Jadi andaikan terdapat variabel tak bebas $Y$ dan variabel bebas $X_{1,}X_2,\cdots,X_k$ maka diperlukan **model regresi linear berganda** untuk menduga variabel tak bebas tersebut berdasarkan hasil pengukuran pada variabel bebas tersebut. Sebagai ilustrasi misalnya akan diduga kecepatan angin sebagai fungsi dari ketinggian tempat di atas muka bumi, suhu dan tekanan. Pendugaan persamaan untuk peramalan dapat dilakukan dengan menggunaan prosedur **kuadrat terkecil** terhadap data hasil pengukuran ketinggian tempat, suhu, dan tekanan, untuk menghitung koefisien regresinya.

Sampel acak berukuran $n$ berupa pasangan pengamatan $X$ dan $Y$ dapat dituliskan sebagai $\{(x_{1i}, x_{2i}, ..., x_{ki}, y_i; i = 1, 2, ..., n)\}$. Nilai $y_i$ adalah nilai yang berasal dari suatu variabel acak $Y_i$. Dalam hal ini, mean $Y|x_1, x_2, \cdots, x_k$ diberikan oleh model linear regresi berganda

$$\mu_{Y|x_1, x_2, \cdots, x_k} = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \cdots + \beta_k x_k \qquad (2.5.1)$$

dimana $\beta_0, \beta_1, \cdots, \beta_k$ adalah parameter yang harus diduga dari data. Dengan melambangkan nilai dugaannya dengan $b_0, b_1, \cdots, b_k$ maka persamaan regresi sampelnya dapat ditulis dalam bentuk

$$\hat{y} = b_0 + b_1 x_1 + b_2 x_2 + \cdots + b_k x_k \qquad (2.5.2)$$

dan setiap pengamatan memenuhi hubungan

$$y_i = b_0 + b_1 x_{1i} + b_2 x_{2i} + \cdots + b_k x_{ki} + e_i \qquad (2.5.3)$$

dimana $e_i$ adalah penduga galat.

Nilai dugaan kuadrat terkecil $b_0, b_1, \cdots, b_k$ dapat diperoleh dengan meminimumkan bentuk **Jumlah Kuadrat Galat (JKG)**, yaitu

$$JKG = \sum_{i=1}^{n} e_i^2 = \sum_{i=1}^{n} \left(y_i - b_0 - b_1 x_{1i} - b_2 x_{2i} - \cdots - b_k x_{ki}\right)^2 \qquad (2.5.4)$$

Jika *JKG* diturunkan berturut-turut terhadap $b_0, b_1, \cdots, b_k$, dan kemudian disamakan dengan nol, maka diperoleh $(k + 1)$ persamaan yaitu

$$
\begin{aligned}
& nb_0 + b_1 \sum_{i=1}^{n} x_{1i} + b_2 \sum_{i=1}^{n} x_{2i} + \cdots + b_k \sum_{i=1}^{n} x_{ki} = \sum_{i=1}^{n} y_i \\
& b_0 \sum_{i=1}^{n} x_{1i} + b_1 \sum_{i=1}^{n} x_{1i}^2 + b_2 \sum_{i=1}^{n} x_{1i} x_{2i} + \cdots + b_k \sum_{i=1}^{n} x_{1i} x_{ki} = \sum_{i=1}^{n} x_{1i} y_i \\
& \vdots \qquad\qquad \vdots \qquad\qquad \vdots \qquad\qquad \vdots \qquad\qquad \vdots \\
& b_0 \sum_{i=1}^{n} x_{ki} + b_1 \sum_{i=1}^{n} x_{ki} x_{1i} + b_2 \sum_{i=1}^{n} x_{ki} x_{2i} + \cdots + b_k \sum_{i=1}^{n} x_{ki}^2 = \sum_{i=1}^{n} x_{ki} y_i
\end{aligned}
\tag{2.5.5}
$$

Sistem persamaan linear yang sering disebut **persamaan normal** tersebut dapat diselesaikan untuk memperoleh $b_1, b_2, \cdots, b_k$ dengan menggunakan berbagai cara penyelesaian sistem persamaan linear.

# BAB III

# ANALISIS FAKTOR

Telah dijelaskan bahwa Analisis faktor adalah salah satu metode statistika multivariat untuk menganalisis suatu interkorelasi variabel pengamatan yang jumlahnya cukup banyak dengan tujuan menentukan apakah variasi yang disajikan dapat dihitung secara memadai melalui variabel yang lebih sedikit jumlahnya yaitu faktor yang dapat memberikan informasi maksimum.

Jadi analisis faktor mereduksi variabel asli menjadi variabel baru yang jumlahnya lebih sedikit.

Analisis faktor pertama kali diperkenalkan oleh C. Spearman. Dalam paper tentang teori inteligensi yang diterbitkan pada tahun 1904 (Ferguson, 1971), Spearman menyatakan bahwa "*all branches of intellectual activity have in common one fundamental function (or group of functions), .... different from that in all others.*" Yang artinya kira-kira seperti ini "*Semua cabang aktivitas intelektual memiliki satu fungsi fundamental umum (atau kelompok fungsi), ... berbeda dari yang lainnya*". Spearman menganalisis tabel interkorelasi antar tes psikologi yang dimaksudkan untuk menunjukkan bahwa interkorelasi dapat dihitung untuk satu faktor umum, umum untuk semua variabel dan faktor yang bersifat khusus atau unik untuk masing-masing variabel. Hal tersebut dikenal dengan **teori dua faktor** (*theory of two factors*).

Pengikut Spearman yang bekerja dibidang analisis faktor antara lain L.L. Thurstone. Thurstone menggeneralisasi metode analisis faktor dan memperkenalkan analisis faktor berganda yang dikenal dengan **teori faktor berganda** (*multiple factors theory*). Model analisis berganda dapat diaplikasikan pada data yang meliputi sebarang jumlah faktor umum.

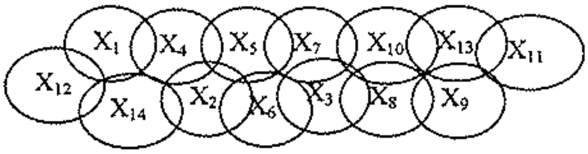
Dalam regresi berganda dibedakan antara variabel bebas dan variabel tak bebas. Sedangkan analisis faktor biasanya diaplikasikan pada data yang tidak membedakan antara variabel bebas dan variabel tak bebas. Analisis faktor berkonsentrasi dengan mempelajari **kesalingtergantungan** (*interdependence*) variabel dan menemukan struktur antar kesalingtergantungan tersebut.

Dalam berbagai aplikasi Analisis Faktor, variabel-variabel yang digunakan merupakan tes psikologi. Walaupun demikian metode tersebut sangat umum dan dapat diaplikasikan pada korelasi antar variabel dari berbagai ilmu seperti ekonomi, psikologi, meteorologi, fisika, dan lain-lain.

Contoh-contoh berikut menggambarkan analisis faktor dalam mereduksi variabel asli menjadi variabel baru berupa faktor-faktor.

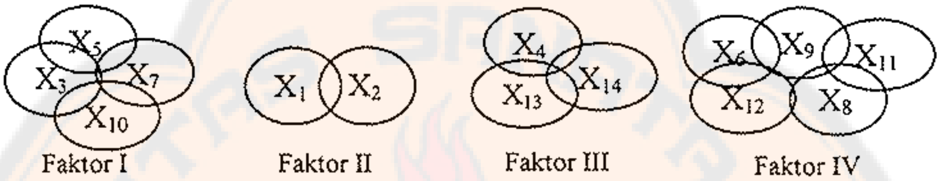
**Contoh 3.1**

Andaikan terdapat 14 variabel asli teramati yaitu $X_1$, $X_2$, $X_3$,…,$X_{14}$ seperti dalam Gambar 3.1. Setelah dianalisis melalui analisis faktor, variabel-variabel asli tersebut jumlahnya menjadi 4 variabel baru atau 4 faktor seperti dalam Gambar 3.2. Variabel $X_3$, $X_5$, $X_7$, $X_{10}$ mengelompok menjadi satu pada faktor I. Variabel $X_1$, $X_2$ mengelompok menjadi satu faktor pada faktor II yang terpisah dari faktor pertama, Variabel $X_4$, $X_{13}$, $X_{14}$ mengelompok pada faktor III dan sisanya mengelompok pada faktor IV.




**Gambar 3.1**

Empat belas variabel asli




**Gambar 3.2**

Empat belas variabel direduksi menjadi empat faktor

**Contoh 3.2**

Andaikan terdapat 24 tes psikologi yang digunakan untuk 145 siswa kelas enam dan kelas tujuh dipinggiran kota Chicago. Tes-tes tersebut diperlakukan sebagai variabel teramati. Dengan menggunakan analisis faktor, diharapkan 24 variabel tersebut dapat diterangkan melalui variabel baru yang jumlahnya lebih sedikit. Matriks korelasi variabel diberikan pada Tabel 3.1. Melalui aplikasi analisis faktor diperoleh 4 faktor yang menerangkan tes-tes tersebut yaitu **faktor kemampuan persepsi, faktor kemampuan verbal, faktor kemampuan kecepatan, dan faktor kemampuan memori**. Keempat faktor itu disajikan pada Tabel 3.2. Proses analisis faktor lebih lengkap mengenai contoh tersebut dapat dilihat pada BAB IV (hal. 98).

**Tabel 3.1**

Matriks Korelasi 24 Tes Psikologi

| *Tes* | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 | 10 | 11 | 12 | 13 | 14 | 15 | 16 | 17 | 18 | 19 | 20 | 21 | 22 | 23 | 24 |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 1 | | .318 | .403 | .468 | .321 | .335 | .304 | .332 | .326 | .116 | .308 | .314 | .489 | .125 | .238 | .414 | .176 | .368 | .270 | .365 | .369 | .413 | .474 | .282 |
| 2 | .318 | | .317 | .230 | .285 | .234 | .157 | .157 | .195 | .057 | .150 | .145 | .239 | .103 | .131 | .272 | .005 | .255 | .112 | .292 | .306 | .232 | .348 | .211 |
| 3 | .403 | .317 | | .305 | .247 | .268 | .223 | .382 | .184 | -.075 | .091 | .140 | .321 | .177 | .065 | .263 | .177 | .211 | .312 | .297 | .165 | .250 | .383 | .203 |
| 4 | .468 | .230 | .305 | | .227 | .327 | .335 | .391 | .325 | .099 | .110 | .160 | .327 | .066 | .127 | .322 | .187 | .251 | .137 | .339 | .349 | .380 | .335 | .248 |
| 5 | .321 | .285 | .247 | .227 | | .622 | .656 | .578 | .723 | .311 | .344 | .215 | .344 | .280 | .229 | .187 | .208 | .263 | .190 | .398 | .318 | .441 | .435 | .420 |
| 6 | .335 | .234 | .268 | .327 | .622 | | .722 | .527 | .714 | .203 | .353 | .095 | .309 | .292 | .251 | .291 | .273 | .167 | .251 | .435 | .263 | .386 | .431 | .433 |
| 7 | .304 | .157 | .223 | .335 | .656 | .722 | | .619 | .685 | .246 | .232 | .181 | .345 | .236 | .172 | .180 | .228 | .159 | .226 | .451 | .314 | .396 | .405 | .437 |
| 8 | .332 | .157 | .382 | .391 | .578 | .527 | .619 | | .532 | .285 | .300 | .271 | .395 | .252 | .175 | .296 | .255 | .250 | .274 | .427 | .362 | .357 | .501 | .388 |
| 9 | .326 | .195 | .184 | .325 | .723 | .714 | .685 | .532 | | .170 | .280 | .113 | .280 | .260 | .248 | .242 | .274 | .208 | .274 | .446 | .266 | .483 | .504 | .424 |
| 10 | .116 | .057 | -.075 | .099 | .311 | .203 | .246 | .285 | .170 | | .484 | .585 | .408 | .172 | .154 | .124 | .289 | .317 | .190 | .173 | .405 | .160 | .262 | .531 |
| 11 | .308 | .150 | .091 | .110 | .344 | .353 | .232 | .300 | .280 | .484 | | .428 | .535 | .350 | .240 | .314 | .362 | .350 | .290 | .202 | .399 | .304 | .251 | .412 |
| 12 | .314 | .145 | .140 | .160 | .215 | .095 | .181 | .271 | .113 | .585 | .428 | | .512 | .131 | .173 | .119 | .278 | .349 | .110 | .246 | .355 | .193 | .350 | .414 |
| 13 | .489 | .239 | .321 | .327 | .344 | .309 | .345 | .395 | .280 | .408 | .535 | .512 | | .195 | .139 | .281 | .194 | .323 | .263 | .241 | .425 | .279 | .382 | .358 |
| 14 | .125 | .103 | .177 | .066 | .280 | .292 | .236 | .252 | .260 | .172 | .350 | .131 | .195 | | .370 | .412 | .341 | .201 | .206 | .302 | .183 | .243 | .242 | .304 |
| 15 | .238 | .131 | .065 | .127 | .229 | .251 | .172 | .175 | .248 | .154 | .240 | .173 | .139 | .370 | | .325 | .345 | .334 | .192 | .272 | .232 | .246 | .256 | .165 |
| 16 | .414 | .272 | .263 | .322 | .187 | .291 | .180 | .296 | .242 | .124 | .314 | .119 | .281 | .412 | .325 | | .324 | .344 | .258 | .388 | .348 | .283 | .360 | .262 |
| 17 | .176 | .005 | .177 | .187 | .208 | .273 | .228 | .255 | .274 | .289 | .362 | .278 | .194 | .341 | .345 | .324 | | .448 | .324 | .262 | .173 | .273 | .287 | .326 |
| 18 | .368 | .255 | .211 | .251 | .263 | .167 | .159 | .250 | .208 | .317 | .350 | .349 | .323 | .201 | .334 | .344 | .448 | | .358 | .301 | .357 | .317 | .272 | .405 |
| 19 | .270 | .112 | .312 | .137 | .190 | .251 | .226 | .274 | .274 | .190 | .290 | .110 | .263 | .206 | .192 | .258 | .324 | .358 | | .167 | .331 | .342 | .303 | .374 |
| 20 | .365 | .292 | .297 | .339 | .398 | .435 | .451 | .427 | .446 | .173 | .202 | .246 | .241 | .302 | .272 | .388 | .262 | .301 | .167 | | .413 | .463 | .509 | .366 |
| 21 | .369 | .306 | .165 | .349 | .318 | .263 | .314 | .362 | .266 | .405 | .399 | .355 | .425 | .183 | .232 | .348 | .173 | .357 | .331 | .413 | | .374 | .451 | .448 |
| 22 | .413 | .232 | .250 | .380 | .441 | .386 | .396 | .357 | .483 | .160 | .304 | .193 | .279 | .243 | .246 | .283 | .273 | .317 | .342 | .463 | .374 | | .503 | .375 |
| 23 | .474 | .348 | .383 | .335 | .435 | .431 | .405 | .501 | .504 | .262 | .251 | .350 | .382 | .242 | .256 | .360 | .287 | .272 | .303 | .509 | .451 | .503 | | .434 |
| 24 | .282 | .211 | .203 | .248 | .420 | .433 | .437 | .388 | .424 | .531 | .412 | .414 | .358 | .304 | .165 | .262 | .326 | .405 | .374 | .366 | .448 | .375 | .434 | |

Sumber: Ferguson, 1971

**Tabel 3.2**

Matriks Faktor

| Tes | Faktor I | Faktor II | Faktor III | Faktor IV |
|---|---|---|---|---|
| 1 . Visual Perception ........................ | .572 | -.040 | .176 | .042 |
| 2 . Cubes ........................................ | .436 | -.028 | .079 | -.017 |
| 3 . Paper Form Board ........................ | .501 | .000 | .000 | .000 |
| 4 . Flags .......................................... | .485 | .059 | .070 | -.039 |
| 5 . General Information ..................... | .030 | .578 | .050 | .032 |
| 6 . Paragraph Comprehension .......... | -.006 | .585 | -.099 | .170 |
| 7 . Sentence Completion .................. | .000 | .638 | .000 | .000 |
| 8 . Word Classification ..................... | .224 | .382 | .135 | .001 |
| 9 . Word Meaning ............................ | -.005 | .610 | -.140 | .169 |
| 10. Addition ..................................... | .000 | .000 | .706 | .000 |
| 11. Code .......................................... | .039 | -.016 | .466 | .289 |
| 12. Counting Dot .............................. | .283 | -.128 | .678 | -.093 |
| 13. Straight-Curved Capital ............... | .352 | .024 | .515 | -.069 |
| 14. Word Cognition ........................... | .000 | .000 | .000 | .518 |
| 15. Number Recognition ..................... | .135 | -.113 | -.015 | .494 |
| 16. Figur Recognition ........................ | .406 | -.194 | .013 | .434 |
| 17. Objec-Number ............................ | .099 | -.111 | .140 | .495 |
| 18. Number-Figure ............................ | .376 | -.260 | .308 | .332 |
| 19. Figure-Word ................................ | .263 | -.096 | .151 | .274 |
| 20. Deduction .................................... | .383 | .131 | -.016 | .201 |
| 21. Numerical Puzzles ....................... | .418 | -.077 | .366 | .097 |
| 22. Problem Reasoning ...................... | .341 | .128 | -.015 | .240 |
| 23. Series Completion ........................ | .480 | .120 | .130 | .083 |
| 24. Arithmetic Problems .................... | .194 | .092 | .404 | .152 |

### 3.1 Model Analisis Faktor

Telah disebutkan bahwa analisis faktor mereduksi variabel asli menjadi variabel baru yang jumlahnya lebih sedikit yang disebut **faktor**. Faktor-faktor tersebut terbagi menjadi dua bagian yakni **faktor yang tak tampak** atau **faktor umum** (*common factor*) dan **faktor unik** (*unique factor*). Faktor umum memuat faktor-faktor sekutu yaitu faktor-faktor yang dimiliki oleh semua variabel asli. Sedangkan faktor unik merupakan faktor yang hanya dimiliki oleh variabel asli yang bersangkutan.

Dalam analisis faktor, semua variabel asli teramati $X_1, X_2, \cdots X_n$ dinyatakan dalam bentuk standar $Z$ dengan mean nol dan variansi 1 melalui tranformasi

$$Z = \frac{X - \mu}{\sigma} \qquad (3.1.1).$$

Mean dari $Z$ adalah nol, karena

$$E(Z) = \frac{1}{\sigma}E(X - \mu) = \frac{1}{\sigma}(E(X) - \mu) = \frac{1}{\sigma}(\mu - \mu) = 0$$

sedangkan variansi $Z$ adalah 1, yaitu

$$\sigma_z^2 = \sigma_{(X-\mu)/\sigma}^2 = \sigma_{(X/\sigma)}^2 = \frac{\sigma^2}{\sigma^2} = 1.$$

Transformasi sering dilakukan untuk skor atau nilai, karena keduanya dibentuk sebarang. Untuk menangani pengamatan semacam ini kadang-kadang diinginkan mempunyai skor yang dapat dibandingkan dengan mudah. Karena data asli pada analisis faktor berupa skor-skor maka variabel-variabel dalam analisis faktor dinyatakan dalam bentuk standar.

Pada pembahasan terdahulu model teori Thurstone lebih luas karena dapat digunakan untuk sebarang jumlah faktor umum. Jadi tidak hanya untuk model satu faktor umum. Oleh sebab itu pada skripsi ini akan digunakan model teori Thurstone. Untuk memahami model analisis faktor, akan dibahas model mulai satu faktor umum sampai *n* faktor umum.

### 3.1.1 Model Satu Faktor Umum

Andaikan terdapat variabel asli teramati $X_1$ dan $X_2$. Diasumsikan bahwa kedua variabel tersebut telah ditransformasi dalam bentuk standar $Z_1$ dan $Z_2$. Kedua variabel itu dipengaruhi oleh faktor umum atau faktor yang tak tampak yang dinotasikan dengan *F*, selain itu masing-masing variabel itu dipengaruhi oleh faktor unik yang dinotasikan dengan $U_1$ dan $U_2$. Kedua variabel tersebut dapat disajikan secara aljabar dengan persamaan berikut:

$$
\begin{aligned}
Z_1 &= a_1\ F + \mathrm{d}_1 U_1 \\
Z_2 &= a_2\ F + \mathrm{d}_2 U_2
\end{aligned}
\tag{3.1.2}
$$

dimana $Zj$ ($j$ = 1, 2) menyatakan **skor standar** (*standard score*) pada variabel ke-*j* yang merupakan fungsi satu **faktor umum** *F* dan **faktor unik** pada variabel ke-*j* yaitu $U_j$, $a_j$ merupakan **beban faktor** (*factor loading*) pada faktor umum, dan $d_j$ **beban faktor** (*factor loading*) pada faktor unik atau sering disebut sebagai **ketunggalan** (*uniqueness*) variabel ke-*j*. Analisis faktor terutama berkonsentrasi pada penentuan beban faktor $a_j$ (Ferguson, 1971). Oleh sebab itu, pembahasan selanjutnya dititikberatkan pada beban faktor $a_j$.

Beban faktor menyatakan korelasi antara setiap variabel dengan faktor yang menunjukkan derajat korespondensi antara variabel dan faktor. Karena beban faktor merupakan korelasi setiap variabel dan faktor, maka cakupan nilainya adalah antara -1.0 sampai +1.0 seperti halnya koefisien korelasi (Kerlinger, 1990). Tanda (-) menyatakan beban faktor negatif dan tanda (+) menyatakan beban faktor positif. Beban faktor mempunyai arti dalam menginterpretasi setiap variabel. Dengan beban yang besar menjadikan variabel terwakili oleh faktor. Contoh berikut akan menggambarkan model analisis faktor dengan satu faktor umum.

**Contoh 3.1.1**

Andaikan diperoleh skor tes siswa SMU pada mata pelajaran berikut: *Matematika (M)*, *Fisika (F)*, *Kimia (K)*, *Bahasa Inggris (B)*, *Sejarah (S)*, dan *Bahasa Perancis (P)*. Kemudian diasumsikan bahwa prestasi siswa pada tes tersebut dipengaruhi oleh **tingkat kecerdasan umum** siswa (*general inteligence level*) yang dinotasikan dengan $I$. Selain itu, dihipotesiskan bahwa kecerdasan siswa pada masing-masing tes dinotasikan dengan $A_j$ ($j = m, f, k, b, s, p$) dapat berbeda-beda yakni setiap siswa dapat memiliki kecerdasan yang lebih tinggi misalnya pada tes matematika daripada bahasa Perancis. Oleh sebab itu, dapat diasumsikan bahwa keberhasilan siswa untuk sebarang tes yang diberikan merupakan fungsi dari:

1. Tingkat kecerdasan umum siswa dan
2. Kecerdasan siswa pada khusus tes tertentu yang diberikan.

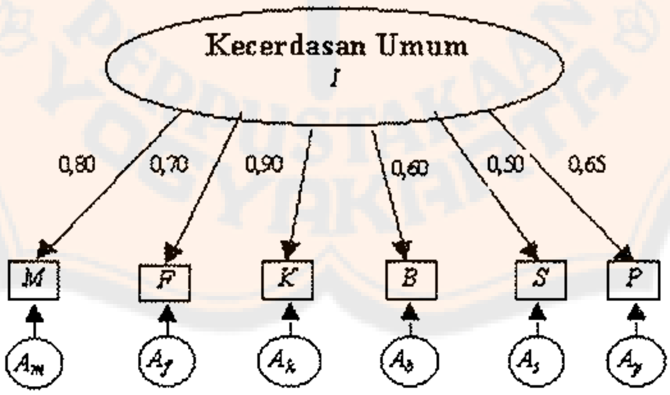
Andaikan skor tes-tes diatas disajikan melalui persamaan berikut:

$$M = 0.80I + A_m; \qquad F = 0.70I + A_f; \qquad K = 0.90I + A_k;$$

$$B = 0.60I + A_b; \qquad S = 0.50I + A_s; \qquad P = 0.65I + A_p; \qquad (3.1.3)$$

Dari persamaan 3.1.3, tampak bahwa tingkat kecerdasan umum $I$ menyatakan **faktor umum**, sedangkan tingkat kecerdasan khusus $A_j$ menyatakan **faktor unik**. Koefisisen (0.80; 0.70; 0.90; 0.60; 0.50; 0.65) menyatakan **beban faktor**. Dapat diamati pula bahwa prestasi siswa pada sebarang tes yang diberikan, misalnya matematika, merupakan fungsi linear dari tingkat kecerdasan umum $I$ dan tingkat kecerdasan siswa pada khusus mata pelajaran matematika $A_m$.

Hubungan antara keberhasilan siswa dan tingkat kecerdasan umum siswa dapat dilihat dalam Gambar 3.1.1. Untuk sebarang tes ke-$j$ yang diberikan, tanda panah dari $I$ dan $A_j$ pada tes menunjukkan bahwa nilai dari tes tersebut merupakan fungsi dari $I$ dan $A_j$ dan tes-tes tersebut merupakan variabel teramati dan biasanya dinamakan **indikator** (*indicator*) untuk $I$.




**Gambar 3.1.1.**

Model satu faktor umum

**Asumsi-Asumsi**

Dalam analisis faktor, semua variabel, faktor umum dan faktor unik dinyatakan dalam bentuk standar, sehingga dapat diasumsikan bahwa

1. Mean suatu variabel, faktor umum, serta faktor unik adalah nol
2. Variansi suatu variabel, faktor umum, serta faktor unik adalah satu
3. Faktor unik tidak berkorelasi dengan dirinya sendiri maupun dengan faktor umum, yaitu cov ($F$, $U_i$) = 0 dan cov ($U_i$, $U_j$) = 0

Berdasarkan asumsi diatas dan persamaan 3.1.1 maka diperoleh sifat-sifat berikut:

**Sifat 3.1.1**:

Variansi dari $Z_1 = a_1{}^2 + d_1{}^2$

**Bukti :**

$$\operatorname{var} Z_1 = E\left[(X_1 - \mu_{X_1})^2\right]$$

$$= E\left[(X_1)^2\right], \text{ karena } \mu_{X_1} = 0$$

$$= E\left[(a_1 F + d_1 U_1)^2\right]$$

$$= a_1^2 E(F^2) + d_1^2 E(U_1^2) + 2a_1 d_1 E(FU_1)$$

$$= a_1^2 \operatorname{var} F + d_1^2 \operatorname{var} U_1 + 2a_1 d_1 \operatorname{cov}(FU_1)$$

$$= a_1^2.1 + d_1^2.1 + 2a_1 d_1.0$$

$$= a_1^2 + d_1^2$$

Karena $Z_j$ merupakan bentuk standar dari variabel maka,

$$\operatorname{var} Z_1 = a_1^2 + d_1^2 = 1$$

**Sifat 3.1.2:**

Kovariansi atau korelasi antara $Z_1$ dan $F$ sama dengan $a_1$

**Bukti :**

$$\begin{aligned}
\text{cov }(FZ_1) &= E[(F-\mu_F)(X_1-\mu_{X_1})] \\
&= E[(FX_1)], \text{ karena } \mu_F = \mu_{X_1} = 0 \\
&= E[F(a_1F + d_1U_1)] \\
&= a_1E(F^2) + d_1E(FU_1) \\
&= a_1 \text{ var } F + d_1 \text{ cov }(FU_1) \\
&= a_1.1 + d_1.0 \\
&= a_1
\end{aligned}$$

**Sifat 3.1.3 :**

Kovariansi atau korelasi antara $Z_1$ dan $Z_2$ sama dengan $a_1a_2$

**Bukti** :

$$\begin{aligned}
\text{cov }(Z_1Z_2) &= E[(X_1-\mu_1)(X_2-\mu_2)] \\
&= E[(X_1X_2)], \text{ karena } \mu_1 = \mu_2 = 0 \\
&= E[(a_1F + d_1U_1)(a_2F + d_2U_2)] \\
&= a_1a_2E(F^2) + a_1d_2E(FU_2) + a_2d_1E(FU_1) + d_1d_2E(U_1U_2) \\
&= a_1a_2 \text{ var } F + a_1d_2 \text{ cov}(FU_2) + a_2d_1 \text{ cov}(FU_1) + d_1d_2 \text{ cov}(U_1U_2) \\
&= a_1a_2.1 + a_1d_2.0 + a_2d_1.0 + d_1d_2.0 \\
&= a_1a_2
\end{aligned}$$

Berdasarkan sifat 3.1.1, 3.1.2, 3.1.3 serta persamaan 3.1.3 maka dapat diuraikan bahwa:

1. **Variansi total** (*total variance*) sebarang variabel dapat dikelompokkan kedalam dua komponen:

   a. Variansi pada faktor umum $I$ diberikan oleh kuadrat beban faktor umum. Variansi pada faktor umum tersebut dinamakan **variansi umum** (*common variance*) atau sering disebut sebagai **komunalitas variabel** (*communality*) yang dinotasikan dengan $h_j^2$.

   b. Variansi pada faktor unik $A_j$ merupakan variansi suatu variabel dikurangi komunalitas. Variansi ini disebut **variansi unik** (*unique variance*) karena unik pada variabel tertentu.

   **Contoh**:

   Variansi umum untuk variabel $M$ adalah $0.80^2 = 0.640$.

   Untuk setiap variabel yang telah distandarkan variansinya sama dengan 1. Sehingga, variansi unik untuk variabel $M$ adalah

   $1.0 - 0.640 = 0.360$.

   Jadi bagian variansi suatu variabel diterangkan oleh 36 persen faktor unik dan 64 persen faktor umum.

2. Korelasi sederhana antara sebarang variabel dan faktor umum $I$ sama dengan beban faktor umum yaitu 0.80; 0.70; 0.90; 0.60; 0.50; dan 0.65.

3. Korelasi antara sebarang dua variabel merupakan perkalian beban faktor umum pada kedua variabel tersebut.

**Contoh:**

Korelasi antara variabel $M$ dan $F$ adalah perkalian beban faktor pada variabel $M$ (0.80) dan beban faktor pada variabel $F$ (0.70) yaitu:

(0.80 x 0.70) = 0.56.

Jadi besarnya korelasi antara variabel $M$ dan $F$ adalah 0.56.

Dari contoh diatas, tampak bahwa korelasi antar variabel terjadi karena faktor umum $I$. Jika terdapat beban faktor pada sebarang sebuah variabel bernilai nol, maka korelasi antara variabel tersebut dan variabel lainnya akan menjadi nol. Jadi, faktor umum menghubungkan variabel secara bersama-sama sehingga faktor umum bertanggungjawab pada semua korelasi antar variabel.

Faktor umum yang merupakan faktor tidak tampak dapat dihitung melalui matriks korelasi. Jadi jika diberikan matriks korelasi antar variabel, maka tujuan analisis faktor adalah untuk

1. Menentukan beban faktor, komunalitas, dan variansi unik, dan
2. Mengidentifikasi faktor umum yang bertanggung jawab pada korelasi antar variabel

Untuk model faktor yang disajikan pada Gambar 3.1.1, Tabel 3.1.1 memberikan korelasi antar variabel, sedangkan Tabel 3.1.2 memberikan beban faktor, komunalitas, dan faktor unik.

**Tabel 3.1.1.**

Matriks Korelasi

| Variabel | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 |
|---|---|---|---|---|---|---|
| 1. Matematika ........... | 1.000 | | | | | |
| 2. Fisika .................... | 0.56 | 1.000 | | | | |
| 3. Kimia .................... | 0.72 | 0.63 | 1.000 | | | |
| 4. Bahasa Inggris ....... | 0.48 | 0.42 | 0.54 | 1.000 | | |
| 5. Sejarah ................. | 0.40 | 0.35 | 0.45 | 0.30 | 1.000 | |
| 6. Bahasa Perancis ..... | 0.52 | 0.46 | 0.35 | 0.39 | 0.33 | 1.000 |

**Tabel 3.1.2**

| Variabel | Beban Faktor $l$ | Komunalitas | Variansi Unik $A_i$ |
|---|---|---|---|
| 1. Matematika ........... | 0.800 | 0.640 | 0.360 |
| 2. Fisika .................... | 0.700 | 0.490 | 0.510 |
| 3. Kimia .................... | 0.900 | 0.810 | 0.190 |
| 4. Bahasa Inggris ....... | 0.600 | 0.360 | 0.640 |
| 5. Sejarah ................. | 0.500 | 0.250 | 0.750 |
| 6. Bahasa Perancis ..... | 0.650 | 0.423 | 0.577 |
| Total | | 2.973 | 3.027 |

Dari matriks korelasi Tabel 3.1.1, maka tujuan dari analisis faktor adalah untuk memperoleh struktur seperti yang disajikan dalam Gambar 3.1.1 dan Tabel 3.1.2 dimana matriks korelasi merupakan input pada prosedur analisis faktor dan outputnya adalah komunalitas, variansi unik dan beban faktor.

### 3.1.2 Model Dua Faktor Umum

Model satu faktor umum tidak selalu memungkinkan secara lengkap menerangkan relasi antar variabel. Oleh sebab itu diperlukan dua atau lebih faktor umum yang bertanggung jawab pada korelasi antar variabel. Andaikan terdapat lima variabel asli $X_1, X_2, X_3, X_4, X_5$ yang telah ditransformasi dalam bentuk standar $Z_1, Z_2, Z_3, Z_4, Z_5$. Kelima variabel tersebut dipengaruhi oleh dua faktor umum $F_1$ dan $F_2$ dan masing-masing variabel dipengaruhi oleh faktor unik $U_1, U_2, U_3, U_4, U_5$. Model analisis faktor dari kelima variabel tersebut adalah

$$
\begin{aligned}
Z_1 &= a_{11}F_1 + a_{12}F_2 + d_1U_1 \\
Z_2 &= a_{21}F_1 + a_{22}F_2 + d_2U_2 \\
Z_3 &= a_{31}F_1 + a_{32}F_2 + d_3U_3 \\
Z_4 &= a_{41}F_1 + a_{42}F_2 + d_4U_4 \\
Z_5 &= a_{51}F_1 + a_{52}F_2 + d_5U_5
\end{aligned}
\tag{3.1.4}
$$

dimana $Z_j$ ($j$ = 1, 2, ..., 5) merupakan fungsi dari dua faktor umum dan lima faktor unik

Pada model dua faktor umum, dapat pula diturunkan tiga sifat yang serupa seperti pada model satu faktor umum, yaitu:

**Sifat 3.1.4:**

Variansi dari $Z_1 = a_{11}^2 + a_{12}^2 + d_1^2$

**Bukti :**

$$\operatorname{var} Z_1 = E\left[(X_1 - \mu_{X_1})^2\right]$$

$$= E\left[(X_1^2)\right], \text{ karena } \mu_{X_1} = 0$$

$$= E\left[(a_{11}F_1 + a_{12}F_2 + d_1U_1)^2\right]$$

$$= a_{11}^2E(F_1^2) + a_{12}^2E(F_2^2) + d_1^2E(U_1^2)$$

$$+ 2a_{11}a_{12}E(F_1F_2) + 2a_{11}d_1E(F_1U_1) + 2a_{12}d_1E(F_2U_1)$$

$$= a_{11}^2 + a_{12}^2 + d_1^2$$

**Sifat 3.1.5 :**

Kovariansi atau korelasi antara $Z_1$ dan $F_1$ sama dengan $a_{11}$

**Bukti :**

$$\text{cov }(F_1 Z_1) = E[(F_1 - \mu_{F_1})(X_1 - \mu_{X_1})]$$

$$= E[(F_1 X_1)] \text{ karena } \mu_{F_1} = \mu_{X_1} = 0$$

$$= E[F_1(a_{11}F_1 + a_{12}F_2 + d_1 U_1)]$$

$$= a_{11}E(F_1^2) + a_{12}E(F_1F_2) + d_1E(F_1U_1)$$

$$= a_{11}$$

**Sifat 3.1.6 :**

Kovariansi atau korelasi antara $Z_1$ dan $Z_2$ sama dengan $a_{11}a_{21} + a_{12}a_{22}$

**Bukti :**

$$\text{cov }(Z_1 Z_2) = E[(X_1 - \mu_{X_1})(X_2 - \mu_{X_2})]$$

$$= E[(X_1 X_2)] \text{ karena } \mu_{X_1} = \mu_{X_2} = 0$$

$$= E[(a_{11}F_1 + a_{12}F_2 + d_1U_1)(a_{21}F_1 + a_{22}F_2 + d_2U_2)]$$

$$= a_{11}a_{21}E(F_1^2) + a_{11}a_{22}E(F_1F_2) + a_{11}d_2E(F_1U_2)$$

$$+ a_{12}a_{21}E(F_1F_2) + a_{12}a_{22}E(F_2^2) + a_{12}d_1(F_2U_2)$$

$$+ a_{21}d_1E(F_1U_1) + a_{22}d_1E(F_1U_2) + d_1d_2E(U_1U_2)$$

$$= a_{11}a_{21} + a_{12}a_{22}$$

**Contoh 3.1.2**

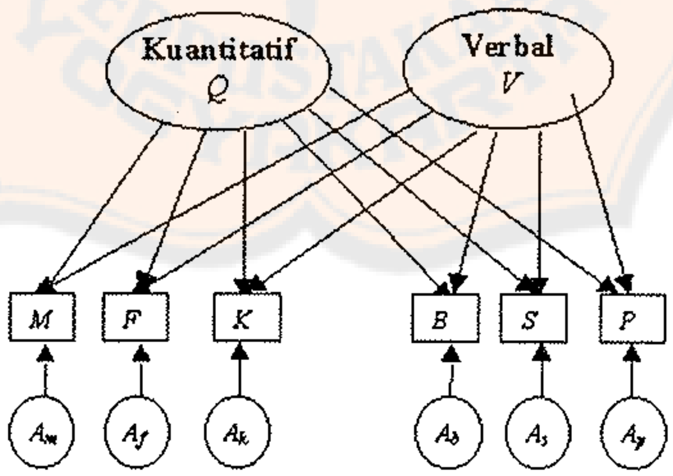
Contoh berikut akan menggambarkan analisis faktor dengan dua faktor umum. Dalam contoh 3.1.1 dapat dihipotesiskan bahwa keberhasilan siswa bukan hanya merupakan fungsi dari satu faktor umum namun dua faktor umum. Kedua faktor itu misalnya faktor **kemampuan kuantitatif** (*quantitative ability*) dinotasikan dengan $Q$ dan faktor **kemampuan verbal** (*verbal ability*) dinotasikan dengan $V$. Persamaan model dua faktor dari keberhasilan siswa tersebut misalnya diberikan oleh

$$M = 0.800Q + 0.200V + A_m; \qquad F = 0.700Q + 0.300V + A_f$$

$$K = 0.600Q + 0.300V + A_k; \qquad B = 0.200Q + 0.800V + A_b$$

$$S = 0.150Q + 0.820V + A_s; \qquad P = 0.250Q + 0.850V + A_p \qquad (3.1.5)$$

Dari persamaan 3.1.5 tampak bahwa keberhasilan siswa untuk sebarang tes yang diberikan merupakan fungsi atau kombinasi linear dari dua faktor umum $Q$ dan $V$ serta faktor unik $A_j$. Kedua faktor umum $Q$ dan $V$ diasumsikan tidak berkorelasi. Model dua faktor tersebut disajikan pada Gambar 3.1.2




**Gambar 3.1.2**

Model dua faktor Umum

Untuk model faktor yang disajikan pada Gambar 3.1.2, Tabel 3.1.3 memberikan korelasi antar variabel, sedangkan Tabel 3.1.4 memberikan beban faktor, komunalitas, dan variansi unik.

**Tabel 3.1.3**

Matriks Korelasi

| Variabel | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 |
|---|---|---|---|---|---|---|
| 1. Matematika ........... | 1.000 | | | | | |
| 2. Fisika ..................... | 0.620 | 1.000 | | | | |
| 3. Kimia ..................... | 0.540 | 0.510 | 1.000 | | | |
| 4. Bahasa Inggris ....... | 0.320 | 0.380 | 0.360 | 1.000 | | |
| 5. Sejarah .................. | 0.284 | 0.351 | 0.336 | 0.686 | 1.000 | |
| 6. Bahasa Perancis ..... | 0.370 | 0.430 | 0.405 | 0.730 | 0.735 | 1.000 |

**Tabel 3.1.4**

| Variabel | Beban Faktor | | Komunalitas | | | Variansi Unik |
|---|---|---|---|---|---|---|
| | $Q$ | $V$ | $Q$ | $V$ | Total | $A_i$ |
| 1. Matematika ........... | 0.800 | 0.200 | 0.640 | 0.040 | 0.680 | 0.320 |
| 2. Fisika ..................... | 0.700 | 0.300 | 0.490 | 0.090 | 0.580 | 0.420 |
| 3. Kimia ..................... | 0.600 | 0.300 | 0.360 | 0.090 | 0.450 | 0.550 |
| 4. Bahasa Inggris ....... | 0.200 | 0.800 | 0.040 | 0.640 | 0.680 | 0.320 |
| 5. Sejarah .................. | 0.150 | 0.820 | 0.023 | 0.672 | 0.695 | 0.305 |
| 6. Bahasa Perancis ..... | 0.250 | 0.850 | 0.063 | 0.723 | 0.786 | 0.214 |
| Total | | | 1.616 | 2.255 | 3.871 | 2.129 |

Berdasarkan sifat 3.1.4, 3.1.5, 3.1.6 dan persamaan 3.1.5 maka :

1. Variansi total sebarang variabel dapat dibagi dalam tiga komponen:

   a. Variansi pada faktor umum $Q$ sama dengan kuadrat dari beban faktor $Q$. Variansi ini dinamakan komunalitas variabel pada faktor umum $Q$.

   b. Variansi pada faktor umum $V$ sama dengan kuadrat beban faktor $V$. Variansi tersebut menyatakan komunalitas variabel pada faktor umum $V$. Jadi, total variansi suatu variabel pada kedua faktor umum $Q$ dan $V$ menyatakan total komunalitas pada variabel tersebut.

c. Variansi faktor unik sama dengan variansi suatu variabel dikurangi total komunalitas suatu variabel

2. Koefisien pada persamaan 3.1.5 menyatakan beban faktor.

3. Korelasi antara sebarang dua variabel sama dengan jumlah dari perkalian beban faktor pada kedua variabel tersebut (perhatikan sifat 3.1.6).

**Contoh:**

Korelasi antara tes Matematika dan Sejarah diberikan oleh:

$(0.800 \times 0.150) + (0.200 \times 0.820) = 0.284.$

Tampak bahwa korelasi antar variabel tergantung pada faktor umum $Q$ dan $V$. Jika beban faktor pada salah satu variabel adalah nol, maka korelasi antar variabel tersebut dengan variabel lainnya akan menjadi nol.

### 3.1.3 Model *m* Faktor Umum

Konsep tentang model analisis faktor dapat diperluas dengan $m$ faktor umum. Jika terdapat $n$ variabel teramati yaitu $X_1, X_2, \cdots, X_n$ yang sudah di transformasi dalam bentuk standar $Z_1, Z_2, \cdots, Z_n$ dimana semua variabel dipengaruhi oleh $m$ faktor umum yaitu $F_1, F_2, \cdots, F_m$ dan faktor unik $U_1, U_2, \cdots, U_n$. Maka model persamaannya dapat disajikan sebagai berikut:

$$
\begin{aligned}
Z_1 &= a_{11}F_1 + a_{12}F_2 + \cdots + a_{1m}F_m + d_1U_1 \\
Z_2 &= a_{21}F_1 + a_{22}F_2 + \cdots + a_{2m}F_m + d_2U_2 \qquad (3.1.6) \\
&\vdots \\
Z_n &= a_{n1}F_1 + a_{n2}F_2 + \cdots + a_{nm}F_m + d_nU_n
\end{aligned}
$$

dimana $Z_j$ adalah skor standar variabel ke-$j$ ($j$ = 1, 2, ..., $n$) yang merupakan fungsi $m$ faktor umum $F_k$ ($k$ = 1, 2, 3, ..., $m$), dan faktor unik $U_j$ ($j$ = 1, 2, ..., $n$), sedangkan $a_{jk}$ adalah beban faktor $Z_j$ pada faktor umum $F_k$, dan $d_j$ merupakan beban faktor $Z_j$ pada faktor unik $U_j$.

Susunan persamaan 3.1.6 dinamakan **pola faktor** (*Factor pattern*). Cara penulisan pola faktor dalam bentuk tabel matriks adalah dengan menempatkan beban-beban faktor sebagai entri pada tabel yang bersesuaian dengan jumlah faktor dan variabel seperti terlihat pada Tabel 3.1.5. Faktor diletakkan sesuai dengan urutan faktor misalnya faktor I diletakkan lebih dahulu dari faktor II. Nilai $h_j^2$ menyatakan komunalitas yang merupakan jumlah dari kuadrat beban faktor umum.

Tabel 3.1.5 merupakan salah satu hasil akhir dari analisis faktor dan sering disebut **matriks faktor** yaitu suatu tabel koefisien yang mengungkapkan relasi-relasi antara variabel-variabel dengan faktor-faktor (Kerlinger, 1990).

**Tabel 3.1.5**

Matriks Faktor

| Variabel | Faktor Umum | | | | $h_i^2$ |
|---|---|---|---|---|---|
| | I | II | ... | $m$ | |
| 1 | $a_{11}$ | $a_{12}$ | ... | $a_{1m}$ | $h_1^2$ |
| 2 | $a_{21}$ | $a_{22}$ | ... | $a_{2m}$ | $h_2^2$ |
| ... | ... | ... | ... | ... | ... |
| $n$ | $a_{n1}$ | $a_{n2}$ | ... | $a_{nm}$ | $h_n^2$ |

Pada persamaan 3.1.6, interkorelasi antara $n$ variabel diterangkan oleh $m$ faktor umum. Tampak bahwa jumlah faktor umum $m$ lebih sedikit dari $n$ variabel. Sedangkan jumlah faktor unik sama dengan jumlah variabel.

Jika $F_1$, $F_2$, ..., $F_m$ tidak berkorelasi satu sama lain, maka model faktor dinamakan **model ortogonal** (*orthogonal model*) dan jika berkorelasi maka model faktor dinamakan **model oblique** (*oblique model*). Model ortogonal akan dijelaskan melalui **rotasi ortogonal** (*ortogonal rotation*) dan model oblique akan dijelaskan melalui **rotasi oblique** (*oblique rotation*). Kedua rotasi tersebut akan dibahas pada subbab rotasi faktor.

Ketiga sifat pada model satu faktor umum juga dapat diturunkan pada model *m* faktor umum, yaitu:

**Sifat 3.1.7 :**

Variansi dari $Z_j = a_{j1}^2 + a_{j2}^2 + \cdots + a_{jm}^2 + d_j^2$

**Bukti :**

$$\operatorname{var} z_j = E\left[\left(X_j - \mu_{X_j}\right)^2\right]$$

$$= E\left[\left(X_j\right)^2\right]$$

$$= E\left[\left(a_{j1}F_1 + a_{j2}F_2 + \cdots + a_{jm}F_m + d_jU_j\right)^2\right]$$

$$= \left(a_{j1}^2 E\left(F_1^2\right) + a_{j2}^2 E\left(F_2^2\right) + \cdots + a_{jm}^2\left(F_m^2\right) + d_j^2 E\left(U_j^2\right)\right)$$

$$+ \left(2a_{j1}a_{j2}E\left(F_1F_2\right) + \cdots + 2a_{j1}a_{jm}E\left(F_1F_m\right) + 2a_{j1}d_jE\left(F_1U_j\right)\right)$$

$$+ \left(\cdots + a_{j2}a_{jm}E\left(F_2F_m\right) + 2a_{j2}d_jE\left(F_2U_j\right)\right) + \left(\cdots\right) + \left(2a_{jm}d_jE\left(F_mU_j\right)\right)$$

$$= a_{j1}^2 + a_{j2}^2 + \cdots + a_{jm}^2 + d_j^2$$

Karena $Z_j$ merupakan bentuk standar dari variabel maka,

$$\operatorname{var} Z_j = a_{j1}^2 + a_{j2}^2 + \cdots + a_{jm}^2 + d_j^2 = 1$$

**Sifat 3.1.8 :**

Kovariansi atau korelasi antara $Z_j$ dan $F_1$ sama dengan $a_{j1}$

**Bukti :**

$$\text{cov}\,(F_1 Z_j) = E[(F_1 - \mu_{F_1})(X_j - \mu_{X_j})]$$

$$= E[(F_1 X_j)]$$

$$= E[F_1(a_{j1}F_1 + a_{j2}F_2 + \cdots + a_{jm}F_m + d_j U_j)]$$

$$= a_{j1}E(F_1^2) + a_{j2}(F_1 F_2) + \cdots + a_{jm}(F_1 F_m) + d_j E(F_1 U_j)$$

$$= a_{j1}$$

**Sifat 3.1.9 :**

Kovariansi atau korelasi antara $Z_i$ dan $Z_j$ $= a_{i1}a_{j1} + a_{i2}a_{j2} + \cdots + a_{im}a_{jm}$

**Bukti :**

$$\text{cov}(Z_i Z_j) = E[(X_i - \mu_{X_i})(X_j - \mu_{X_j})]$$

$$= E[(X_i X_j)]$$

$$= E[(a_{i1}F_1 + a_{i2}F_2 + \cdots + a_{im}F_m + d_i U_i)(a_{j1}F_1 + a_{j2}F_2 + \cdots + a_{jm}F_m + d_j U_j)]$$

$$= [a_{i1}a_{j1}E(F_1^2) + a_{i1}a_{j2}E(F_1F_2) + \cdots + a_{i1}a_{jm}E(F_1F_m) + a_{i1}d_jE(F_1U_j)]$$

$$+ [a_{i2}a_{j1}E(F_1F_2) + a_{i2}a_{j2}E(F_2^2) + \cdots + a_{i2}a_{jm}E(F_1F_m) + a_{i2}d_jE(F_2U_j)]$$

$$+ [\cdots]$$

$$+ [a_{im}a_{j1}E(F_1F_m) + a_{im}a_{j2}E(F_2F_m) + \cdots + a_{im}a_{jm}E(F_m^2) + a_{im}d_jE(F_mU_i)]$$

$$+ d_i a_{j1}E(F_1U_j) + d_i a_{j2}E(F_2U_j) + \cdots + d_i a_{jm}E(F_mU_j) + d_i d_j E(U_iU_j)$$

$$= a_{i1}a_{j1} + a_{i2}a_{j2} + \cdots + a_{im}a_{jm}$$

## 3.2 Komunalitas

Analisis faktor diawali dengan matriks korelasi. Apakah nilai yang sesuai untuk disisipkan pada elemen diagonal matriks korelasi? Sebagian besar metode analisis faktor mengasumsikan bahwa elemen diagonal yang sesuai untuk disisipkan pada matriks korelasi adalah komunalitas $h_j^2$, yaitu jumlah kuadrat beban faktor umum. Pada umumnya, nilai awal komunalitas tidak diketahui dan harus diduga dari data (Ferguson, 1971). Berbagai metode yang digunakan untuk menduga komunalitas. Salah satu metode yang digunakan adalah dengan menganggap nilai korelasi tertinggi pada setiap baris atau kolom sebagai penduga komunalitas atau sebagai komunalitas awal suatu variabel (Suryanto, 1998). Penduga komunalitas disajikan dengan tanda kurung.

**Contoh 3.2.1**

Andaikan diperoleh matriks korelasi seperti dalam Tabel 3.2.1 yang akan dianalisis dengan analisis faktor. Karena komunalitas pada matriks tersebut belum diketahui, maka perlu diduga dari data yang tersedia. Nilai penduga komunalitas berturut-turut adalah 0.54; 0.71; 0.71; 0.65; dan 0.65. Hasilnya disajikan dalam Tabel 3.2.2.

**Tabel 3.2.1**

Matriks Korelasi tanpa Komunalitas

| Variabel | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |
|---|---|---|---|---|---|
| 1 | ... | 0.50 | 0.54 | 0.33 | 0.38 |
| 2 | 0.50 | ... | 0.71 | 0.39 | 0.41 |
| 3 | 0.54 | 0.71 | ... | 0.49 | 0.50 |
| 4 | 0.33 | 0.39 | 0.49 | ... | 0.65 |
| 5 | 0.38 | 0.41 | 0.50 | 0.65 | ... |

**Tabel 3.2.2**

Matriks Korelasi dengan Komunalitas

| Variabel | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |
|---|---|---|---|---|---|
| 1 | (0.54) | 0.50 | 0.54 | 0.33 | 0.38 |
| 2 | 0.50 | (0.71) | 0.71 | 0.39 | 0.41 |
| 3 | 0.54 | 0.71 | (0.71) | 0.49 | 0.50 |
| 4 | 0.33 | 0.39 | 0.49 | (0.65) | 0.65 |
| 5 | 0.38 | 0.41 | 0.50 | 0.65 | (0.65) |

Telah disebutkan bahwa komunalitas merupakan variansi umum. Komunalitas digunakan untuk menaksir derajat apakah variabel yang digunakan merupakan **ukuran yang baik** (*good measure*) atau **ukuran yang dapat dipercaya** (*reliable measure*) bagi faktor. Semakin besar nilai suatu komunalitas berarti semakin baik ukuran variabel tersebut, sebaliknya jika nilai suatu komunalitas semakin kecil maka ukuran variabel tersebut semakin kurang baik.

Komunalitas merupakan kuadrat dari beban faktor umum atau variansi umum yang dapat disajikan melalui persamaan

$$h_j^2 = a_{j1}^2 + a_{j2}^2 + \cdots + a_{jm}^2, \quad j = 1,2,\ldots,n \tag{3.2.1}$$

dimana $h_j^2$ merupakan komunalitas variabel pada variabel ke-$j$, $a_{jm}^2$ menyatakan beban faktor umum.

Menurut sifat 3.1.7 dan persamaan 3.2.1 diperoleh

$$h_j^2 + d_j^2 = 1 \tag{3.2.2}$$

## 3.3 Langkah-Langkah Analisis Faktor

Untuk mempermudah penyelesaian analisis data dengan menggunakan analisis faktor, maka diperlukan langkah-langkah sistematis. Secara umum langkah-langkah analisis faktor adalah sebagai berikut:

**1. Menentukan Ukuran Sampel dan Variabel**

Sebelum menganalisis data lebih lanjut, pertama-tama harus diperhatikan ukuran sampel yang akan diteliti. Dalam analisis faktor, ukuran sampel secara umum minimal 50 pengamatan dan akan lebih baik jika ukuran tersebut melebihi 100 pengamatan. Sedangkan (Hair *at al.*, 1995).

Tidak ada suatu aturan khusus mengenai jumlah minimal variabel yang digunakan dalam analisis faktor.

Variabel dalam analisis faktor secara umum diasumsikan merupakan **ukuran metrik** (*metric measurement*). Walaupun demikian, dalam beberapa kasus **variabel dummy** (*dummy variable*) yang diberi kode 0-1 juga dianggap dapat digunakan.

**2. Menentukan Matriks Korelasi**

Setelah diperoleh data, langkah selanjutnya adalah menentukan matriks korelasi. Korelasi antar variabel dapat dihitung secara komputasional atau melalui rumus yang telah dibahas terdahulu.

**3. Menentukan Jumlah Faktor Umum**

Jika matriks korelasi telah ditentukan langkah selanjutnya adalah menentukan jumlah faktor umum melalui metode ekstraksi faktor. Ada dua metode ekstraksi faktor yaitu; (1) **analisis komponen utama** (*principal component analysis*) dan (2) **analisis faktor umum** (*common* *factor analysis*). Pemilihan metode ekstraksi faktor yang digunakan tergantung dari tujuan analis. Analisis komponen utama digunakan jika tujuan dari analis adalah meringkas sebagian besar informasi asli (variansi) dalam meminimumkan jumlah faktor untuk tujuan prediksi. Sedangkan analisis faktor umum digunakan jika tujuan dari analis adalah untuk mengidentifikasi faktor mengenai apa yang dibagikan variabel pada faktor umum (Hair *at al.*, 1995). Metode komponen utama tidak dibahas dalam skripsi ini karena telah dibahas pada skripsi yang lain (Deisyrey J. Soebono, 2002). Metode faktor umum yang akan dibahas meliputi dua metode yaitu **metode diagonal** (*diagonal method*) dan **metode pusat** (*centroid method*). Metode diagonal digunakan jika komunalitas pada matriks korelasi telah diketahui. Sedangkan metode pusat digunakan jika komunalitas pada matriks korelasi belum diketahui. Hasil dari ektraksi faktor disajikan pada matriks faktor seperti pada halaman 36.

### 4. Melakukan Rotasi Faktor

Untuk memudahkan interpretasi faktor diperlukan **struktur faktor sederhana** yaitu beban faktor yang tertinggi pada setiap variabel terdapat hanya pada satu faktor atau tunggal. Matriks faktor yang diperoleh dari ekstraksi faktor belum dapat diinterpretasi jika beban-beban faktor belum sederhana. Oleh sebab itu diperlukan **rotasi faktor** (*factor rotation*).

Secara geometris, rotasi faktor merupakan pemutaran sumbu asli sampai pada posisi yang diinginkan agar diperoleh struktur faktor sederhana. Dengan demikian, rotasi faktor harus disesuaikan dengan posisi beban-beban faktor sehingga beban-beban faktor itu hanya tinggi pada satu faktor.

Dalam rotasi faktor, faktor-faktor diperlakukan sebagai sumbu koordinat dan disebut sebagai **sumbu referensi**. Sedangkan beban-beban faktor diperlakukan sebagai **koordinat-koordinat** dan diplot bersesuaian dengan sumbu-sumbu referensi (Kerlinger, 1990).

### 5. Interpretasi Faktor

Interpretasi faktor sangat diperlukan dalam analisis faktor agar faktor-faktor tersebut mempunyai arti sehingga dapat memberikan informasi yang jelas mengenai variabel yang dianalisis. Interpretasi faktor menjelaskan makna dari faktor yang memuat beban-beban faktor yang signifikan. Langkah-langkah interpretasi akan dijelaskan secara rinci pada subbab tentang interpretasi faktor. Jika interpretasi telah dilakukan maka analisis dianggap sudah lengkap.

Langkah-langkah analisis faktor tersebut akan dijelaskan satu persatu. Karena dalam skripsi ini data sudah berupa matriks korelasi, maka pembahasan langkah analisis akan dimulai dari menentukan jumlah faktor umum. Sedangkan matriks korelasi telah dibahas pada bab II halaman 12.

### 3.4 Menentukan Jumlah Faktor Umum

Pada bagian ini akan dibahas bagaimana cara menentukan faktor umum melalui ekstraksi faktor. Secara umum tujuan dari ekstraksi faktor adalah untuk membatasi jumlah faktor yang lebih sedikit dari variabel asli agar mempermudah dalam interpretasi faktor. Metode yang akan digunakan dalam ekstraksi faktor adalah metode faktor umum yang meliputi dua metode yaitu metode diagonal dan metode pusat.

#### 3.4.1 Metode Diagonal

Metode diagonal merupakan metode ekstraksi faktor untuk menentukan banyaknya faktor melalui perhitungan-perhitungan sederhana. Metode diagonal digunakan dalam berbagai masalah, dimana pendekatan penyelesaiannya memerlukan penduga komunalitas yang akurat. Metode tersebut dapat diaplikasikan pada tabel korelasi dari sebarang pola. Contoh berikut menggambarkan aplikasi metode diagonal pada matriks korelasi melalui langkah demi langkah.

**Contoh 3.4.1.1**

Andaikan dipunyai matriks korelasi dari lima variabel asli seperti terlihat dalam Tabel 3.4.1.1. Komunalitas dari matriks korelasi tersebut telah **diketahui** dan disisipkan pada diagonal utama dengan tanda kurung. Melalui metode diagonal akan ditentukan faktor umum yang jumlahnya lebih sedikit dari variabel asli namun dapat menjelaskan variabel-variabel asli tersebut.

**Tabel 3.4.1.1**

Matriks Korelasi

| Variabel | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |
|---|---|---|---|---|---|
| 1 | (0.52) | 0.48 | 0.36 | 0.40 | 0.58 |
| 2 | 0.48 | (0.64) | 0.00 | 0.16 | 0.72 |
| 3 | 0.36 | 0.00 | (0.81) | 0.63 | 0.09 |
| 4 | 0.40 | 0.16 | 0.63 | (0.53) | 0.25 |
| 5 | 0.58 | 0.72 | 0.09 | 0.25 | (0.82) |

Bentuk umum tabel beban faktor yang diperoleh melalui metode diagonal ditampilkan pada Tabel 3.4.1.2. Tampak bahwa elemen-elemen disebelah kanan diagonal utama adalah nol.

**Tabel 3.4.1.2**

Matriks Faktor diperoleh melalui Metode Diagonal

| | Faktor | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|
| Variabel | I | II | III | IV | V | $h_i^2$ |
| 1 | $a_{11}$ | 0 | 0 | 0 | 0 | $h_1^2$ |
| 2 | $a_{21}$ | $a_{22}$ | 0 | 0 | 0 | $h_2^2$ |
| 3 | $a_{31}$ | $a_{32}$ | $a_{33}$ | 0 | 0 | $h_3^2$ |
| 4 | $a_{41}$ | $a_{42}$ | $a_{43}$ | $a_{44}$ | 0 | $h_4^2$ |
| 5 | $a_{51}$ | $a_{52}$ | $a_{53}$ | $a_{54}$ | $a_{55}$ | $h_5^2$ |

Adapun langkah-langkah dalam metode diagonal adalah sebagai berikut:

**a. Menentukan Beban Variabel 1 pada Faktor I**

Telah diketahui bahwa kuadrat beban faktor sama dengan komunalitas variabel. Maka, beban faktor variabel 1 pada pada faktor I yang dinotasikan dengan $a_{11}$ adalah

$$a_{11} = \sqrt{h_1^2} \tag{3.4.1}$$

Dengan mensubtitusi nilai yang telah diketahui maka diperoleh

$$a_{11} = \sqrt{0.52} = 0.7211$$

b. **Mengisi Beban variabel 1 pada Faktor Berikut dengan Nol.**

Beban variabel 1 pada faktor lain adalah nol. (Perhatikan Tabel 3.4.1.2.)

c. **Menentukan Beban Variabel Berikut pada Faktor I**

Untuk menentukan beban $a_{kj}$ (yaitu beban variabel $k$ pada faktor $j$) yang berada disebelah kiri diagonal utama dapat diperoleh melalui rumus kefisien korelasi $r$ antara variabel $j$ dan $k$, yaitu:

$$r_{jk} = a_{j1}a_{k1} + a_{j2}a_{k2} + \cdots + a_{jj}a_{kj} + \cdots + a_{jr}a_{kr}$$

$$r_{jk} = a_{j1}a_{k1} + a_{j2}a_{k2} + \cdots + a_{jj-1}a_{kj-1} + a_{jj}a_{kj} + 0 + 0$$

$$a_{kj} = \frac{r_{jk} - (a_{j1}a_{k1} + a_{j2}a_{k2} + \cdots + a_{jj-1}a_{kj-1})}{a_{jj}} \tag{3.4.2}$$

Jadi, beban variabel lain pada faktor I dapat diperoleh melalui korelasi antara dua variabel. Korelai antara variabel 1 dan 2 dinyatakan sebagai perkalian antar beban faktor umum yaitu:

$$r_{12} = a_{11}a_{21} + a_{12}a_{22} + a_{13}a_{23} + a_{14}a_{24} + a_{15}a_{25}.$$

$$r_{12} = a_{11}a_{21} + 0 + 0 + 0 + 0$$

$$a_{21} = \frac{r_{12}}{a_{11}}$$

Dengan mensubsitusi nilai yang telah dikethaui, maka

$$a_{21} = \frac{r_{12}}{a_{11}} = \frac{0.48}{0.7211} = 0.6656$$

Dengan cara serupa diperoleh

$$a_{31} = \frac{r_{13}}{a_{11}} = \frac{0.36}{0.7211} = 0.4992$$

$$a_{41} = \frac{r_{14}}{a_{11}} = \frac{0.40}{0.7211} = 0.5547$$

$$a_{51} = \frac{r_{15}}{a_{11}} = \frac{0.58}{0.7211} = 0.8043$$

Nilai–nilai tersebut ditempatkan pada kolom pertama Tabel 3.4.1.3.

Dari proses tersebut, maka rumus umum untuk memperoleh beban pada variabel ke-$j$ kolom pertama sesudah nilai $a_{11}$ dapat dinyatakan sebagai

$$a_{j1} = \frac{r_{1j}}{a_{11}} \tag{3.4.3}$$

**Tabel 3.4.1.3**

Beban Faktor diperoleh melalui Metode Diagonal

| Variabel | Faktor | | | | | $h^2$ |
|---|---|---|---|---|---|---|
| | I | II | III | IV | V | |
| 1 | 0.7211 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0.52 |
| 2 | 0.6656 | 0.4438 | 0 | 0 | 0 | 0.64 |
| 3 | 0.4992 | -0.7489 | 0.000 | 0 | 0 | 0.81 |
| 4 | 0.5547 | -0.4714 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.53 |
| 5 | 0.8043 | 0.4161 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.82 |

**d. Menentukan Beban Variabel 2 pada Faktor II**

Pada Tabel 3.4.1.2 dapat dilihat bahwa variansi faktor umum pada variabel 2 dihitung untuk 2 faktor yaitu

$$a_{21}^2 + a_{22}^2 = h_2^2$$

$$a_{22} = \sqrt{h_2^2 - a_{21}^2} \tag{3.4.4}$$

$$= \sqrt{0.64 - (0.6656)^2} = 0.4438$$

**e. Mengisi Beban Variabel 2 pada Faktor Berikutnya dengan Nol.**

Beban variabel 2 pada faktor lainnya adalah nol.

**f. Menentukan Beban Variabel Berikutnya pada Faktor II**

Beban variabel selanjutnya pada faktor II dapat diperoleh dengan menggunakan rumus korelasi antar variabel 2 dan 3, yaitu

$$r_{23} = a_{21}a_{31} + a_{22}a_{32} + a_{23}a_{33} + a_{24}a_{34} + a_{25}a_{35}$$

$$r_{23} = a_{21}a_{31} + a_{22}a_{32}$$

$$a_{32} = \frac{r_{23} - a_{21}a_{31}}{a_{22}} = \frac{0.00 - (0.6656)(0.4992)}{0.4438} = -0.7489$$

Dengan cara serupa diperoleh

$$a_{42} = \frac{r_{24} - a_{21}a_{41}}{a_{22}} = \frac{0.16 - (0.6656)(0.5547)}{0.4438} = -0.4714$$

$$a_{52} = \frac{r_{25} - a_{21}a_{51}}{a_{22}} = \frac{0.72 - (0.6656)(0.8043)}{0.4438} = 0.4161.$$

Melalui proses diatas, maka rumus umum untuk memperoleh beban variabel $j$ pada faktor II sesudah beban $a_{22}$ adalah

$$a_{j2} = \frac{r_{2j} - a_{21}a_{j1}}{a_{22}} \tag{3.4.5}$$

Nilai–nilai untuk faktor kedua diletakkan pada kolom 2 Tabel 3.4.1.3

**g. Menentukan Beban Variabel 3 pada Faktor III.**

Ketika akan memulai pada faktor yang baru, langkah pertama selalu dimulai dengan menentukan beban pada diagonal utama kolom tersebut. Untuk faktor III

$$a_{31}^2 + a_{32}^2 + a_{33}^2 = h_2^2$$

$$a_{33} = \sqrt{h_3^2 - \left(a_{31}^2 + a_{32}^2\right)} \tag{3.4.6}$$

$$a_{33} = \sqrt{0.81 - \left(0.4992^2 + 0.7489^2\right)} \approx 0.00$$

Menurut Fruchter (1954) jika beban $a_{jj}$ mendekati nol atau nol, maka terdapat $j$-1 faktor. Jika nilai $a_{jj}$ secara signifikan lebih besar dari nol, maka nilai beban faktor pada faktor berikutnya dapat ditentukan melalui rumus umum koefisien korelasi. Analisis dilakukan sampai diperoleh nilai diagonal utama $a_{jj}$ menjadi nol secara signifikan.

Karena nilai $a_{33}$ mendekati nol, maka hanya terdapat dua faktor yang dapat menjelaskan kelima variabel di atas.

Dari proses penentuan beban faktor pada sel diagonal utama $a_{jj}$ (beban variabel $j$ pada sel diagonal utama faktor $j$) diatas, maka rumus umum untuk menentukan nilai sel diagonal utama tersebut adalah

$$a_{j1}^2 + a_{j2}^2 + \cdots + a_{j,j-1}^2 + a_{jj}^2 = h_j^2$$

$$a_{jj} = \sqrt{h_j^2 - (a_{j1}^2 + a_{j2}^2 + \cdots + a_{j,j-1}^2)} \tag{3.4.7}$$

**h. Melakukan Pemeriksaan Keakuratan Perhitungan**

Keakuratan perhitungan dapat diperiksa melalui komunalitas variabel.

**Contoh**

Komunalitas variabel 2 adalah: $0.6656^2 + 0.4438^2 = 0.64$ (mendekati)

Dari proses metode diagonal maka diperoleh dua faktor umum yang menerangkan lima variabel diatas seperti pada Tabel 3.4.1.4.

**Tabel 3.4.1.4**

Matriks Faktor

| Variabel | Faktor | | $h^2$ |
|---|---|---|---|
| | I | II | |
| 1 | 0.72 | 0.00 | 0.52 |
| 2 | 0.67 | 0.44 | 0.64 |
| 3 | 0.50 | -0.75 | 0.81 |
| 4 | 0.55 | -0.47 | 0.53 |
| 5 | 0.80 | 0.42 | 0.82 |

Secara teoretis, metode diagonal merupakan metode yang tepat dan dapat digunakan pada sebarang ukuran matriks korelasi dimana penduga komunalitas variabel telah tersedia dengan akurat.

### 3.4.2 Metode Pusat

Metode ekstraksi faktor yang banyak digunakan pada data eksperimental adalah metode pusat yang diperkenalkan oleh Thurstone (Fruchter, 1954). Tujuan dari metode pusat adalah untuk menentukan banyaknya faktor melalui perhitungan-perhitungan pada matriks korelasi dan matriks korelasi residual dimana komunalitas awal dari matrik korelasi tersebut belum diketahui. Metode tersebut didasarkan pada penjumlahan setiap entri tanpa elemen diagonal pada matriks korelasi atau matriks residual yang bertujuan untuk menemukan apakah terdapat nilai negatif pada hasil penjumlah tersebut. Perhitungan beban faktor menggunakan prosedur matematika dan tidak memerlukan pemahaman tentang geometri. Contoh berikut menguraikan langkah-langkah metode pusat dalam mengekstraksi faktor pada matriks korelasi Tabel 3.2.2 (hal.40).

**Contoh 3.4.2**

Dari matriks korelasi Tabel 3.2.2 (hal. 40) akan ditentukan banyaknya faktor yang melandasi variabel-variabel tersebut. Matriks korelasi tersebut disajikan kembali pada Tabel 3.4.2.1. Adapun langkah-langkah metode pusat untuk mengekstraksi faktor adalah: pertama-tama akan ditentukan beban faktor pusat pertama, kemudian menentukan beban faktor pusat kedua dan seterusnya.

**Tabel 3.4.2.1**

Matriks Korelasi dan Perhitungan Beban Faktor Pusat Pertama

| Variabel | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | $\Sigma_{j1}$ |
|---|---|---|---|---|---|---|
| 1 | (0.54) | 0.50 | 0.54 | 0.33 | 0.38 | 1.75 |
| 2 | 0.50 | (0.71) | 0.71 | 0.39 | 0.41 | 2.01 |
| 3 | 0.54 | 0.71 | (0.71) | 0.49 | 0.50 | 2.24 |
| 4 | 0.33 | 0.39 | 0.49 | (0.65) | 0.65 | 1.86 |
| 5 | 0.38 | 0.41 | 0.50 | 0.65 | (0.65) | 1.94 |
| $\Sigma_{j1}$ | 1.75 | 2.01 | 2.24 | 1.86 | 1.94 | $\Sigma\Sigma_{j1} = 9.80$ |
| $t_{j1}$ | 2.29 | 2.72 | 2.95 | 2.51 | 2.59 | $T_1 = 13.06$, $\sqrt{T_1} = 3.613862$, $1/\sqrt{T_1} = .276712$ |
| $a_{j1}$ | .634 | .753 | .816 | .695 | .717 | $\Sigma a_{j1} = 3.615$ |

**1. Menentukan Beban Faktor Pusat Pertama**

Untuk menentukan beban faktor pusat pertama berdasarkan Tabel 3.4.2.1 diperlukan langkah-langkah sebagai berikut:

**a. Menentukan Komunalitas.**

Jika terdapat data eksperimental dimana komunalitas variabel tidak diketahui, maka komunalitas variabel tersebut harus ditentukan dari data yang tersedia. Pada sel diagonal utama Tabel 3.4.2.1, telah disisipkan korelasi tertinggi antar variabel. Nilai tersebut adalah penduga awal komunalitas variabel dan penduga tersebut selalu positif dengan mengabaikan tanda negatif pada koefisien korelasi tertinggi.

**b. Menentukan nilai $\Sigma_{jj}$.**

Nilai $\Sigma_{jj}$ merupakan jumlah nilai pada setiap kolom atau baris pada matriks korelasi. Pertama-tama akan ditentukan nilai $\Sigma j_1$. Jumlahkan nilai pada setiap kolom atau setiap baris secara aljabar tanpa penduga komunalitas. Hasil setiap kolom dilambangkan $\Sigma_{j1}$ dan ditempatkan pada baris pertama dibawah matriks korelasi dan jumlah nilai pada setiap baris dilambangkan $\Sigma_{j1}$ ditempatkan pada kolom pertama disebelah kanan matriks korelasi.

**Contoh:**

Jumlah nilai pada kolom pertama $\Sigma_{j1}$ adalah

$0.50 + 0.54 + 0.33 + 0.38 = 1.75$

Jumlah nilai pada baris ketiga $\Sigma_{j1}$ adalah

0.54 + 0.71 + 0.49 + 0.50 = 2.24

Nilai total baris dan kolom yang dinyatakan dengan $\Sigma\Sigma_{j1}$ harus sama. Jika ada perbedaan, maka terjadi kesalahan perhitungan.

c. **Merefleksi Nilai Negatif dari $\Sigma_{jj}$.**

Secara umum nilai $\Sigma_{jj}$ pada tabel interkorelasi bernilai positif. Walaupun demikian, jika terdapat nilai $\Sigma_{jj}$ negatif maka diperlukan suatu proses **refleksi** (*reflection*) pada nilai tersebut. Dalam contoh pada Tabel 3.4.2.1, semua nilai $\Sigma_{j1}$ adalah positif oleh sebab itu refleksi pada variabel tidak diperlukan.

d. **Menentukan Nilai $t_{jj}$.**

Nilai $t_{jj}$ merupakan jumlah nilai pada setiap kolom ($\Sigma_{jj}$) ditambah penduga komunalitas. Pertama-tama akan ditentukan nilai $t_{j1}$. Jumlahkan setiap nilai penduga komunalitas dengan setiap nilai $\Sigma_{j1}$. Hasil setiap penjumlahan dilambangkan dengan $t_{j1}$. (Perhatikan Tabel 3.4.2.1).

**Contoh:**

Jumlah nilai penduga komunalitas variabel 1 dengan $\Sigma_{j1}$ variabel 1 adalah

$t_{11}$ = 0.54 + 1.75 = 2.29

e. **Menentukan Nilai $T_j$.**

Nilai $T_j$ merupakan jumlah dari nilai $t_{jj}$. Jumlahkan semua nilai $t_{j1}$. Hasil dari penjumlahan nilai $t_{j1}$ dilambangkan dengan $T_1$.

**Contoh:**

Jumlah semua nilai $t_{j1}$ adalah

$$\Sigma t_{j1} = 2.29 + 2.72 + 2.95 + 2.51 + 2.59 = 13.06 = T_1$$

f. **Menentukan Nilai $\sqrt{T_j}$ dan $\frac{1}{\sqrt{T_j}}$.**

**Contoh:**

$$\sqrt{T_1} = \sqrt{13.06} = 3.613862$$

$$\frac{1}{\sqrt{T_1}} = \frac{1}{3.613862} = 0.276712$$

g. **Menentukan Nilai Beban Faktor Pusat $a_{jj}$.**

Pertama-tama akan ditentukan nilai $a_{j1}$. Nilai $a_{j1}$ merupakan hasil perkalian setiap entri pada baris $t_{j1}$ dengan $\frac{1}{\sqrt{T_1}}$, yaitu

$$a_{j1} = t_{j1}\left(\frac{1}{\sqrt{T_1}}\right) \tag{3.4.8}$$

**Contoh:**

Beban faktor pusat I pada variabel 3 adalah

$$a_{31} = 2.95 \times 0.276712 = 0.816 \text{ (pembulatan)}.$$

**h. Melakukan Pemeriksaan melalui Rumus $\sum a_{j1} = \sqrt{T_1}$**

Jika nilai $\sum a_{j1} \neq \sqrt{T_1}$ maka terjadi kesalahan perhitungan. Oleh sebab itu harus dilakukan perhitungan ulang.

**Contoh:**

$$\sum a_{j1} = 0.634 + 0.753 + 0.816 + 0.695 + 0.717 = 3.615$$

$$\sqrt{T_1} = \sqrt{13.06} = 3.613862 = 3.615 \text{ (pembulatan)}$$

Karena nilai $\sum a_{j1} = \sqrt{T_1}$ maka tidak terjadi kesalahan perhitungan.

**i. Meletakkan Beban Faktor pada Kolom Pertama Matriks Faktor.**

Hasil beban faktor pusat pertama yang telah diperoleh ditempatkan pada matriks faktor pusat (dinotasikan $F_c$) Tabel 3.4.2.2

**Tabel 3.4.2.2**

Matriks Faktor Pusat ($F_c$)

| Tes | Faktor | | | | |
|---|---|---|---|---|---|
| | I | II | III | ... | $m$ |
| 1 | 0.62 | ... | ... | ... | ... |
| 2 | 0.75 | ... | ... | ... | ... |
| 3 | 0.82 | ... | ... | ... | ... |
| 4 | 0.70 | ... | ... | ... | ... |
| 5 | 0.72 | ... | ... | ... | ... |

**2. Menentukan Beban Faktor Pusat Kedua**

Sebelum menentukan beban pusat faktor kedua terlebih dahulu akan ditentukan matriks korelasi residual dan refleksi.

**a. Perhitungan Matriks Korelasi Residual**

**Matriks korelasi residual** (*residual correlation matrix*) adalah matriks yang diperoleh dengan cara mengurangkan nilai pada sel yang bersesuaian pada korelasi sebelumnya atau matriks korelasi residual sebelumnya dengan harga mutlak hasil perkalian beban faktor pada kolom dan baris yang bersesuaian. Adapun langkah-langkah untuk membuat matriks korelasi residual adalah:

**1) Membuat Matriks Tabular**

Buat matriks tabular seperti terlihat pada Tabel 3.4.2.3.

**2) Meletakkan setiap Beban Faktor Pertama $a_{j1}$ yang telah ditentukan.**

Beban faktor pertama yang telah ditentukan diletakkan diatas kolom yang bersesuaian dengan setiap variabel dan disebelah kiri Variabel. (Perhatikan Tabel 3.4.2.3.) Ketika menggunakan beban faktor untuk menghitung korelasi residual, maka semua beban faktor harus positif tanpa memperhatikan tandanya pada matriks

**Tabel 3.4.2.3**

Matriks Korelasi Residual Pertama

| $a_{j1}$ | | (.634) | (.753) | (.816) | • (.695) | • (.717) | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | No. | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | $\Sigma_0$ |
| (.634) | 1 | .111 (.138) | .023 | .023 | ±.111 | ±.075 | -.002 |
| (.753) | 2 | .023 | .133 (.143) | .096 | ±.133 | ±.130 | -.001 |
| (.816) | 3 | .023 | .096 | .096 (.044) | ±.077 | ±.085 | .001 |
| *(.695) | 4 | ±.111 | ±.133 | ±.077 | .152 (.167) | .152 | -.002 |
| *(.717) | 5 | ±.075 | ±.130 | ±.085 | .152 | .152 (.136) | -.002 |
| | $\Sigma_0$ | -.002 | -.001 | .001 | -.002 | -.002 | |
| | $\Sigma_{f2}$ | -.140 | -.144 | -.043 | -.169 | -.138 | $\Sigma\Sigma_{f2}$ = -.634 |
| Kolom | 4 | .082 | .122 | .111 | .169 | -.442 | .042 |
| | 5 | .232 | .382 | .281 | .473 | .442 | .810 |
| | $t_{f2}$ | .343 | .515 | .377 | .625 | .594 | $T_2$ = 2.454, $\sqrt{T_2}$ = 1.566524, $1/T_2$ = .638356 |
| | $a_{f2}$ | .219 | .329 | .241 | .399 | .379 | $\Sigma a_{f2}$ =1.567 |

3) **Menghitung Korelasi Residual**

Korelasi residual dihitung dengan rumus

$$_1\rho_{jk} = r_{jk} - \left|a_{j1} \cdot a_{k1}\right| \tag{3.4.9}$$

dimana $1\rho_{jk}$ adalah korelasi residual pertama antara variabel $j$ dan $k$.

**Contoh:**

Untuk memperoleh korelasi residual pada sel$_{31}$ (Tabel 3.4.2.3) maka kurangkan nilai pada sel$_{31}$ dari matriks terdahulu (Tabel 3.4.2.1), dengan harga mutlak beban faktor pertama pada baris 3 dan kolom 1, yaitu:

$$1\rho_{31} = 0.54 - (0.816)(0.634) = 0.023$$

4) **Menentukan Nilai Diagonal Residual**

Nilai diagonal matriks residual sama dengan nilai penduga komunalitas terdahulu dikurangi kuadrat beban faktor pada variabel tersebut.

**Contoh:**

Nilai diagonal korelasi residual pada $sel_{22}$ adalah nilai penduga komunalitas terdahulu pada variabel 2 (0.71) dikurangi kuadrat beban faktor pada variabel 2 ($0.753^2$), yaitu

$$0.71 - (0.753^2) = 0.71 - 0.567009 = 0.142991 = 0.143 \text{ (pembulatan)}$$

5) **Menentukan Nilai $\Sigma_0$**

Baris $\Sigma_0$ adalah hasil penjumlahan nilai dari setiap kolom dengan komunalitas residual, demikian pula kolom $\Sigma_0$. Nilai $\Sigma_0$ mendekati nol. Hal tersebut membantu dalam keakuratan perhitungan.

**Contoh:**

Jumlah nilai pada baris pertama adalah

$$0.138 + 0.23 + 0.23 - 0.111 - 0.75 = -0.002 = -0.00 \text{ (pembulatan).}$$

6) **Menduga kembali Nilai Komunalitas**

Komunalitas dapat diduga kembali dengan menyisipkan korelasi residual tertinggi pada setiap kolom. Nilai tertinggi dari korelasi tersebut diletakkan pada sel diagonal diatas komunalitas residual. Komunalitas yang diduga memiliki tanda positif tanpa memperhatikan tanda negatif pada koefisien korelasi yang diduga. Nilai yang diduga kembali tersebut tidak akan digunakan, sampai pada langkah 11) pada proses refleksi berikutnya.

**b. Refleksi**

Tujuan dari refleksi adalah untuk membentuk nilai $\Sigma_{jj}$ positif setinggi mungkin. Jika terdapat nilai $\Sigma_{jj}$ negatif, maka diperlukan refleksi dari baris dan kolom yang bersesuaian. Adapun langkah-langkah dalam proses refleksi adalah:

**1). Menghitung nilai $\Sigma_{jj}$ dan $\Sigma\Sigma_{jj}$.**

Sebelum melakukan proses refleksi, nilai $\Sigma_{jj}$ pada setiap kolom harus dihitung. Setelah menentukan nilai $\Sigma_{j1}$ kemudian ditentukan nilai $\Sigma_{j2}$ dan nilai $\Sigma\Sigma_{j2}$ (lihat Tabel 3.4.2.3).

**Contoh:**

Nilai $\Sigma_{j2}$ pada kolom pertama adalah

$$0.23 + 0.23 - 0.111 - 0.075 = -0.140$$

**2). Memilih Nilai Negatif Tertinggi dari $\Sigma_{jj}$ untuk Direfleksi.**

Pada Tabel 3.4.2.3 $\Sigma_{j2}$ yang memiliki nilai negatif tertinggi adalah kolom 4 dengan nilai -0.169. Karena kolom 4 memiliki nilai negatif tertinggi, maka kolom 4 akan direfleksikan pertama kali. Lambangkan baris dibawah $\Sigma_{j2}$ dengan "kolom 4" yaitu kolom yang direfleksi.

**3). Menandai variabel yang Direfleksi.**

Letakkan tanda bintang diatas kolom dan didepan baris yang bersesuaian dengan variabel 4 untuk menyatakan bahwa variabel 4 tersebut telah direfleksi. (Lihat Tabel 3.4.2.3).

**4). Mengisi Baris yang Dilambangkan "Kolom yang Direfleksi".**

Untuk mengisi baris yang dilambangkan "kolom 4" pertama-tama nilai kolom 4 yang direfleksi yaitu -0.169 ditulis kembali pada baris tersebut dengan tanda positif yaitu 0.169. Kemudian pada setiap baris yang bersesuaian dengan kolom yang direfleksi yaitu baris 4, nilai-nilai pada baris tersebut tandanya diganti kemudian dikalikan dengan dua dan dijumlahkan dengan baris diatasnya yaitu $\Sigma_{j2}$ yang bersesuaian. Letakkan jumlah nilai tersebut pada sel yang bersesuaian pada baris "kolom 4".

**Contoh:**

Untuk memperoleh nilai pada kolom pertama pada baris yang dilambangkan dengan "kolom 4", tukar tanda pada baris keempat kolom pertama (-0.111) kalikan dengan 2 dan jumlahkan dengan nilai $\Sigma_{j2}$ untuk kolom 1:

$$2\,(0.111) + -0.140 = 0.082$$

5). **Menjumlah Semua Nilai pada Baris "Kolom yang Direfleksi".**

Sesudah semua nilai pada baris "kolom 4" diperoleh, kemudian nilai-nilai yang diperoleh tersebut dijumlahkan. Jika perhitungan benar, maka nilai total baris "kolom 4" harus sama dengan nilai total baris $\Sigma\Sigma_{j2}$ ditambah empat kali nilai kolom yang sudah direfleksi. Lakukan pemeriksaan sebelum proses refleksi berikutnya.

**Contoh:**

Nilai total "kolom 4" adalah:

$$0.082 + 0.122 + 0.111 + 0.169 + (-0.442) = 0.042$$

Nilai $\Sigma\Sigma_{j2}$ = -0.634 ditambah empat kali nilai kolom yang sudah direfleksi 0.169. Jadi,

$-0.634 + 4(0.169) = 0.042$ sama dengan nilai total "kolom 4".

6). **Memilih Kolom Berikutnya untuk Direfleksi**

Jika pada baris "kolom yang direfleksi" terdapat nilai negatif, pilih kolom dengan nilai negatif terbesar sebagai kolom berikut yang akan direfleksi. Pada Tabel 3.4.2.3 nilai negatif terbesar baris "kolom 4" adalah -0.442 yang merupakan kolom 5. Karena kolom 5 memiliki nilai negatif tertinggi maka refleksi berikutnya adalah kolom 5. Lambangkan baris dibawah baris "kolom 4" dengan "kolom 5". Letakkan tanda bintang pada baris dan kolom yang bersesuaian pada variabel 5 untuk menandakan bahwa variabel tersebut telah direfleksi.

7) **Mengulangi Proses Langkah 1) sampai dengan Langkah 4).**

Kolom yang telah direfleksi tandanya tidak diganti sebelum dijumlah dengan nilai yang digandakan (langkah 4). Untuk mengisi baris "kolom 5" pertama-tama nilai kolom 5 yang direfleksi yaitu -0.442 ditulis kembali pada baris "kolom 5" dengan tanda positif yaitu 0.422. Nilai-nilai pada baris yang bersesuaian dengan kolom yang direfleksi yaitu baris 5 (kecuali pada baris 5 kolom 4) tandanya diganti kemudian dikalikan dengan dua dan dijumlahkan dengan baris diatasnya yaitu baris "kolom 4" yang bersesuaian. Sedangkan nilai kolom 4 tandanya tidak diganti karena sudah direfleksi. Letakkan nilai-nilai tersebut pada sel yang bersesuaian pada baris "kolom 5".

**Contoh:**

Untuk memperoleh nilai kolom ketiga baris "kolom 5" tukar tanda pada baris kelima kolom ketiga (-0.085) kalikan dengan 2 dan dijumlah dengan nilai baris "Kolom 4" untuk kolom 3 (0.111), yaitu

$$2(0.085) + 0.111 = 0.281$$

Untuk memperoleh nilai kolom keempat pada baris "kolom 5" tanda pada baris kelima kolom keempat tidak diganti yaitu (0.152) dikali 2 dan dijumlah dengan nilai baris "kolom 4" untuk kolom 4 (0.169), yaitu:

$$2(0.152) + 0.169 = 0.473$$

8). **Menggarisbawahi Nilai pada Kolom yang Direfleksi.**

Agar kolom yang direfleksi dapat diletakkan dengan mudah, maka nilai pada kolom yang direfleksi digarisbawahi (Perhatikan Tabel 3.4.2.3 kolom 4 dan 5)

9). **Melanjutkan Proses Refleksi.**

Lanjutkan proses refleksi sampai semua nilai "kolom yang direfleksi" menjadi nol atau positif, pergunakan langkah 5 untuk memeriksa perhitungan.

Dalam Tabel 3.4.2.3 proses refleksi berhenti sampai pada "kolom 5". Semua nilai kolom total adalah positif.

10). **Mengganti Tanda pada Nilai Matriks Korelasi atau Matriks Residual**

Ganti tanda pada matriks korelasi atau matrik residual sebagai berikut:

a). Tukar tanda pada semua nilai baris yang direfleksi tidak pada kolom yang direfleksi.

b). Tukar tanda pada semua nilai kolom yang direfleksi tidak pada baris yang direfleksi.

11). **Cara menentukan Beban Faktor Kedua**

Beban faktor untuk faktor II diperoleh melalui langkah berikut:

a). Jumlahkan nilai baris terakhir yang direfleksi dengan penduga komunalitas. Pada contoh diatas baris terakhir yang direfleksi adalah "kolom 5". Hasil penjumlahan diletakkan pada baris $t_{j2}$ yang diletakkan dibawah kolom yang direfleksi "kolom 5"

b). Jumlah dari nilai baris $t_{j2}$ adalah $\sum t_{j2}$ atau $T_2$.

c). Beban faktor untuk variabel $j$ pada faktor kedua adalah

$$a_{j2} = t_{j2}\left(\frac{1}{\sqrt{T_2}}\right) \tag{3.4.10}$$

**Contoh:**

Beban faktor untuk variabel kedua faktor kedua adalah

$$a_{22} = t_{22}\left(\frac{1}{\sqrt{T_2}}\right)$$

$= 0.515(0.6383)$

$= 0.329$ (pembulatan)

Letakkan Beban faktor kedua pada kolom II matriks faktor pusat (Lihat Tabel 3.4.2.5).

**12) Mengurutkan Tanda Beban Faktor Pusat**

Tanda dari beban faktor pusat diurutkan sebagai berikut:

a. Tanda dari variabel yang telah direfleksi pada faktor sebelumnya merupakan kebalikan tanda pada faktor berikutnya.

b. Tanda dari variabel yang belum direfleksi pada faktor sebelumnya sama dengan tanda variabel tersebut pada faktor sebelumnya.

**Contoh**:

Jika terdapat empat faktor pusat, variabel yang telah direfleksikan satu kali pada tabel residual pertama dan kedua memiliki tanda sebagai berikut:

| | Faktor | | | |
|---|---|---|---|---|
| | I | II | III | IV |
| Variabel | + | - | + | + |

Pada Faktor I, belum terjadi proses refleksi sehingga tanda dari beban faktor pada variabel tersebut masih positif. Pada residual pertama variabel tersebut telah mengalami refleksi sehingga tanda beban faktor berubah menjadi negatif. Pada residual kedua variabel tersebut mengalami refleksi kembali sehingga tanda beban faktor ketiga menjadi positif. Sedangkan pada residual keempat, variabel tidak mengalami refleksi sehingga tanda beban faktor untuk faktor keempat sama dengan faktor ketiga.

13) **Cara Menentukan Matriks Korelasi Residual Berikutnya**

Tabel residual kedua dan berikutnya diperoleh dengan prosedur yang sama seperti yang digunakan untuk memperoleh matriks korelasi residual pertama.. Tabel 3.4.2.4 menyajikan korelasi residual kedua.

Rumus untuk residual kedua adalah:

$$_2\rho_{jk} = {_1\rho_{jk}} - a_{j2}a_{k2} \tag{3.4.11}$$

dimana $_2\rho$ menyatakan residual kedua.

Rumus untuk residual ke-$s$ adalah

$$_s\rho_{jk} = {_{s-1}\rho_{jk}} - a_{js}a_{ks} \tag{3.4.12}$$

**Tabel 3.4.2.4**

Matriks Korelasi Residual kedua

| $a_{f2}$ | | .219 | .329 | 0.241 | 0.399 | 0.379 | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | Variabel | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | $\Sigma_0$ |
| .219 | 1 | .063 | .049 | -.030 | .240 | -.080 | .000 |
| .329 | 2 | -.049 | .025 | .017 | .002 | .005 | .000 |
| .241 | 3 | -.030 | .017 | .038 | -.019 | -.006 | .000 |
| .399 | 4 | .024 | .002 | -.019 | -.007 | .001 | .001 |
| .379 | 5 | -.008 | .005 | -.006 | .001 | .008 | .000 |
| | $\Sigma_0$ | .000 | .000 | .000 | .001 | .000 | |

**Tabel 3.4.2.5**

Matriks Faktor Pusat ($F_c$)

| Variabel | Faktor | | $h^2$ |
|---|---|---|---|
| | I | II | |
| 1 | .62 | .22 | .43 |
| 2 | .75 | .33 | .67 |
| 3 | .82 | .24 | .73 |
| 4 | .70 | -.40 | .65 |
| 5 | .72 | -.38 | .66 |

Jadi, melalui metode pusat diperoleh dua faktor umum yang mendasari lima variabel diatas kedua faktor disajikan pada Tabel 3.4.2.5. Metode pusat merupakan metode ekstraksi faktor yang memerlukan ketelitian sangat tinggi terutama dalam mengubah tanda matriks korelasi sehingga proses analisis menjadi lama. Metode tersebut membutuhkan ketelitian dan kesabaran karena dikerjakan secara manual.

## 3. Kriteria Kecukupan suatu Faktor

Pada proses ekstraksi faktor menggunakan metode pusat, tidak ada kriteria eksak untuk menentukan kapan ekstraksi faktor harus berhenti. Walaupun demikian, ada beberapa kriteria empiris yang telah dikembangkan. Salah satu kriteria tersebut adalah kriteria $\phi$ Tucker (dibaca: phi Tucker) (Fruchter, 1954). Kriteria $\phi$ Tucker menggunakan prinsip bahwa jika tidak terdapat pengurangan yang signifikan pada ukuran nilai residual dari satu matriks ($s$) pada matriks berikutnya ($s$ + 1), maka faktor umum yang signifikan telah diekstraksi. Adapun langkah-langkah untuk kriteria $\phi$ Tucker sebagai berikut:

1. Tentukan jumlah mutlak entri pada setiap kolom matriks korelasi residual $s$ tanpa komunalitas yaitu $\Sigma|\Sigma_{js}|$.
2. Tentukan jumlah komunalitas residual pada setiap matriks korelasi residual $s$ yaitu $\sum h^2_{resid}$.
3. Tentukan jumlah mutlak entri pada setiap kolom matriks korelasi residual ($s$ + 1) tanpa komunalitas yaitu $\Sigma|\Sigma_{j,s+1}|$.
4. Tentukan jumlah komunalitas yang diduga kembali pada setiap matriks korelasi residual ($s$ + 1) yaitu $\sum h^2_{re-est}$.
5. Nilai $\phi$ diperoleh dari rumus

$$\phi_{\frac{s+1}{s}} = \frac{\sum|\rho_{s+1}|}{\sum|\rho_s|} = \frac{\sum\left|\sum_{j,s+1}\right| + \sum h^2_{resid}}{\sum\left|\sum_{js}\right| + \sum h^2_{re-est}}. \qquad (3.4.13)$$

6. Buat tabel $\phi$ Tucker seperti Tabel 3.4.2.6.
7. Hitung ($n$ - 1)/($n$ + 1) dimana $n$ menyatakan jumlah variabel.
8. Jika $\phi$ melebihi nilai ($n$ - 1)/($n$ + 1), terdapat $s$ faktor yang signifikan. Keakuratan kriteria tersebut tergantung pada refleksi. Jika refleksi pada matriks tidak menghasilkan jumlah positif yang besar maka phi dapat

melebihi nilai $(n - 1)/(n + 1)$. Jika terdapat $s$ faktor signifikan, diperlukan $(s + 1)$ faktor yang dihitung dan $(s + 1)$ tabel residual.

**Tabel 3.4.2.6**

Kriteria Kecukupan suatu faktor

| Faktor | $\phi$ Tucker |
|---|---|
| I | $\phi_{1/0}$ |
| II | $\phi_{2/1}$ |
| ... | ... |
| $s$ | $\phi_{s/(s-1)}$ |
| Nilai Kriteria | $(n - 1)/(n + 1)$ |

Karena kriteria $\phi$ Tucker tidak eksak, maka diperlukan latihan ekstraksi faktor lebih dari jumlah minimum faktor yang ditunjukkan. Jika rotasi diawali dengan banyak faktor, maka beberapa faktor dapat "diabaikan" jika memiliki beban yang rendah. Sebagai contoh: Beban faktor yang rendah diterima hanya bernilai antara ±0.20. (Fruchter, 1954).

4. **Pemeriksaan Beban Faktor Pusat**

Pemeriksaan beban faktor diperlukan untuk mengetahui apakah proses ekstraksi faktor yang digunakan sudah benar. Adapun langkah yang diperlukan dalam pemeriksaan beban pusat adalah

a) Menentukan perkalian silang antar beban faktor pada setiap variabel dengan variabel lain yang berdekatan. Untuk variabel $j$ dan $k$ diperoleh

$$j \times k = (a_{j1} \times a_{k1}) + (a_{j2} \times a_{k2}) + \cdots + (a_{jn} \times a_{kn}) \qquad (3.4.14)$$

b) Tentukan jumlah refleksi setiap variabel dengan menghitung banyaknya perubahan tanda beban pusat pada variabel.

**Tabel 3.4.2.7**

Pemeriksaan Nilai Beban Faktor

| Tes | Perkalian Silang Beban Faktor | Korelasi Residual Faktor Terakhir | Genap/Ganjil | Perkalian Silang + Residual Terakhir | Korelasi Awal |
|---|---|---|---|---|---|
| 1,2 | 1 x 2 | ... | ... | ... | ... |
| 2,3 | 2 x 3 | ... | ... | ... | ... |
| ... | ... | ... | ... | ... | ... |
| $n$, 1 | $n$ x 1 | ... | ... | ... | ... |

c) Letakkan korelasi residual sebelum refleksi faktor terakhir dari dua variabel yang berdekatan pada kolom kedua.

d) Tentukan jumlah refleksi pada setiap dua variabel yang berdekatan. Jika jumlah refleksi pada dua variabel adalah genap maka tanda korelasi residual sebelum dijumlah dengan perkalian silang beban faktor tidak berubah. Tetapi, jika jumlah refleksi kedua variabel adalah ganjil maka tanda korelasi residual berubah sebelum dijumlah dengan perkalian silang beban faktor.

e) Tentukan jumlah koefisien korelasi dan perkalian silang beban faktor.

f) Letakkan korelasi residual awal antar dua variabel yang berdekatan pada kolom terakhir Tabel 3.3.3.2. Jika proses ekstraksi faktor sudah benar, maka nilainya sama dengan jummlah perkalian beban faktor (pembulatan).

Aplikasi kriteria $\phi$ Tucker dan pemeriksaan beban faktor pusat dapat dilihat pada BAB IV.

### 3.5 Rotasi Faktor

Setelah menentukan jumlah faktor umum, langkah selanjutnya adalah menginterpretasi faktor agar faktor tersebut menjadi bermakna. Untuk memudahkan interpretasi faktor diperlukan **struktur faktor sederhana** yaitu beban faktor yang tinggi pada setiap variabel terdapat hanya pada satu faktor. Penggumpalan variabel pada faktor yang terjadi dalam matriks faktor belum dapat diinterpretasikan secara langsung. Sebab dimungkinkan adanya variabel yang memiliki beban faktor yang besarnya sama atau hampir sama pada 2 faktor. sehingga struktur faktor tidak sederhana. Maka untuk menginterpretasikan faktor secara lebih memadai dilakukan rotasi faktor agar dapat diperoleh solusi faktor yang lebih berarti secara teoretis dan praktis dan jika memungkinkan menemukan struktur faktor yang lebih sederhana. Rotasi faktor dalam banyak kasus memperbaiki interpretasi dengan mereduksi beberapa **dualisme** (ambiguitis) yang sering kali menyertai faktor yang belum dirotasi (Hair *at al*., 1995).

Ada dua jenis rotasi faktor yaitu **rotasi ortogonal** *(orthogonal rotation)* dan **rotasi oblique** *(oblique rotation)*. Rotasi ortogonal berarti rotasi yang bersifat bahwa setelah rotasi sumbu–sumbu referensi dalam kedudukannya yang baru tetap ortogonal atau saling tegak lurus satu sama lain. Sedangkan Rotasi oblique yaitu rotasi yang bersifat bahwa setelah rotasi, dalam kedudukannya yang baru, sumbu–sumbu referensi tidak semuanya ortogonal. Dengan kata lain, jika faktor dapat dirotasi dan diletakkan sedemikian sehingga masing–masing vektor faktor memiliki sudut sebesar $90^0$ dengan setiap faktor lainnya, maka rotasi tersebut dinamakan rotasi ortogonal. Dalam rotasi ortogonal diasumsikan bahwa tidak ada korelasi antar faktor umum. Jika sudut antara vektor faktor yang dirotasi tidak sebesar $90^0$, maka rotasi demikian dinamakan rotasi oblique.

Tabel 3.5.1. menyajikan perbandingan beban faktor yang dirotasi secara ortogonal dan tidak dirotasi. Plot beban-beban faktor tersebut dapat dilihat dalam Gambar 3.5.1 dimana faktor dirotasi secara ortogonal. Sedangkan Gambar 3.5.2 menyajikan rotasi faktor secara oblqiue.

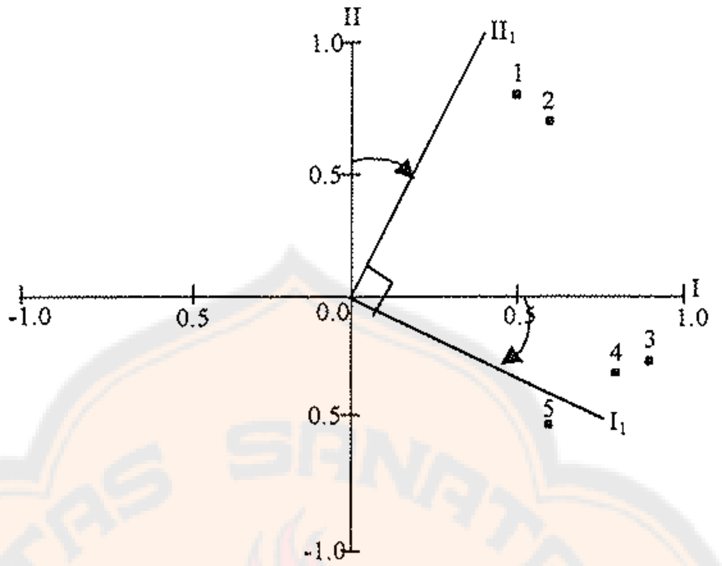
**Tabel 3.5.1**

Perbandingan antara Beban Faktor dirotasi dan tidak dirotasi

| Variabel | Beban Faktor tidak dirotasi | | Beban Faktor dirotasi | |
|---|---|---|---|---|
| | I | II | I | II |
| 1 | .50 | .80 | .03 | .94 |
| 2 | .60 | .70 | .16 | .90 |
| 3 | .90 | -.25 | .95 | .24 |
| 4 | .80 | -.30 | .84 | .15 |
| 5 | .60 | -.50 | .76 | -.13 |

Sebelum dirotasi, hampir semua faktor I memiliki beban yang tinggi. Ini artinya semua variabel mengukur hal yang sama. Sedangkan faktor II bersifat **dwikutub** atau **bipolar** yaitu faktor yang mempunyai beban positif dan beban negatif cukup berarti. Jika faktor tersebut diinterpretasi, maka akan mengalami kesulitan karena ada beban-beban faktor yang hampir sama besar pada kedua faktor. Oleh sebab itu diperlukan suatu pemecahan atau posisi yang unik agar beban-beban faktor tersebut tinggi hanya pada satu faktor melalui rotasi faktor.

Gambar 3.5.1 menunjukkan lima variabel dirotasi secara ortogonal. Sumbu I dan II merupakan sumbu referensi sebelum dirotasi. Sumbu $I_1$ dan $II_1$ adalah sumbu yang dirotasi secara ortogonal. Pada faktor I, semua variabel memiliki beban yang tinggi. Pada faktor II, variabel 1 dan 2 memiliki beban faktor sangat tinggi pada arah positif, variabel 5 memiliki beban cukup tinggi pada arah negatif

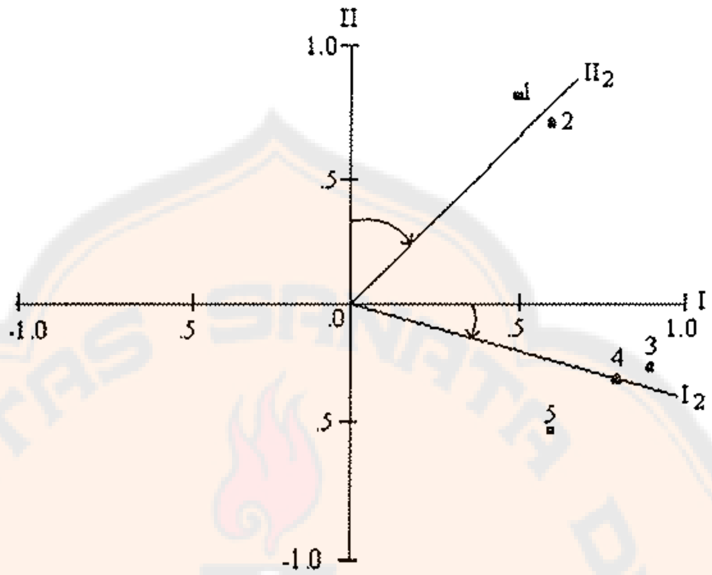



**Gambar 3.5.1**

Rotasi Faktor Ortogonal

sedangkan variabel 3 dan 4 memiliki beban yang sangat rendah pada arah negatif. Tampak bahwa terdapat dua kelompok variabel. Variabel 1 dan 2 mengelompok menjadi satu, demikian pula variabel 3, 4 dan 5. Walaupun demikian, penggumpalan variabel 1 dan 2 tidak kelihatan dari beban faktor yang tidak dirotasi. Dengan rotasi sumbu asli searah jarum jam sebesar $90^0$ yang ortogonal satu sama lain diperoleh secara lengkap penggumpalan variabel yang berbeda dimana variabel 1 dan 2 menggumpal pada faktor II sedangkan sisanya pada faktor I. Penggumpalan dari variabel tersebut lebih kelihatan setelah rotasi walaupun posisi relatif atau konfigurasi dari variabel tidak berubah.

Rotasi oblique untuk Tabel 3.5.1 dapat dilihat pada Gambar 3.5.2. Sumbu I dan II merupakan sumbu referensi sebelum rotasi. Sedangkan sumbu $I_2$ dan $II_2$ merupakan sumbu sesudah rotasi. Dari Gambar 3.5.1 tampak bahwa rotasi oblique lebih lentur sebab sumbu faktor tidak perlu ortogonal. Rotasi oblique juga lebih realistik sebab secara teoretis faktor tidak diasumsikan tidak berkorelasi satu sama




**Gambar 3.5.2**

Rotasi Faktor Oblique

lain (Hair *at al.*, 1995). Rotasi oblique menyajikan kelompok variabel secara lebih akurat. Keakuratan ini merupakan fakta bahwa setiap sumbu faktor yang dirotasi menjadi lebih dekat dengan masing-masing kelompok variabel. Perhatikan Gambar 3.5.2. Tampak bahwa kelompok variabel-variabel itu sangat dekat dengan faktor $I_2$ dan $II_2$ dirotasi. Bandingkan dengan rotasi ortogonal. Walaupun demikian, konfigurasi dari variabel-variabel itu tidak berubah. Variabel 1 dan 2 tetap mengelompok menjadi satu demikian halnya variabel 3, 4, dan 5. Solusi oblique memberikan informasi tentang keberadaan faktor yang secara aktual berkorelasi satu sama lain.

### 3.5.1 Rotasi Ortogonal

Rotasi orotogonal merupakan salah satu rotasi yang mempertahankan kebebasan faktor-faktor yakni sudut antara sumbu referensi dijaga agar tetap $90^0$. Ini berarti bahwa korelasi antara kedua faktor itu nol.

Dalam rotasi ortogonal, faktor-faktor yang diplot merupakan kombinasi pasangan sumbu atau faktor. Untuk $r$ faktor diperlukan plot faktor sebanyak $\frac{1}{2}r(r-1)$. Besarnya sudut antar sumbu yang dirotasi dapat digunakan untuk menyajikan konfigurasi vektor variabel.

Sumbu dapat dirotasi searah jarum jam atau berlawanan arah jarum jam tanpa mempengaruhi korelasi antar variabel.

Untuk rotasi searah jarum jam dari sepasang sumbu referensi ortogonal I dan II, rotasi beban faktor untuk variabel $j$ dihitung dari persamaan

$$\begin{aligned} a'_{j1} &= a_{j1}\cos\phi - a_{j2}\sin\phi \\ a'_{j2} &= a_{j1}\sin\phi + a_{j2}\cos\phi \end{aligned} \qquad (3.5.1)$$

dimana $a'_{j1}$ menyatakan beban faktor pada variabel $j$ faktor I sesudah rotasi, $a_{j1}$ adalah beban faktor pada variabel $j$ faktor I sebelum rotasi, $a'_{j2}$ menyatakan beban faktor pada variabel $j$ faktor II sesudah rotasi, $a_{j2}$ beban pada variabel $j$ faktor II sebelum rotasi dan $\phi$ menyatakan sudut antara sumbu semula sampai pada sumbu yang dirotasi,

Untuk rotasi sepasang sumbu referensi yang ortogonal berlawanan arah jarum jam, beban faktor yang dirotasi dihitung melalui persamaan

$$a'_{j1} = a_{j1}\cos\phi \quad + \quad a_{j2}\sin\phi$$
$$a'_{j2} = -a_{j1}\sin\phi \quad + \quad a_{j2}\cos\phi \qquad (3.5.2)$$

Rotasi dapat juga ditulis dalam bentuk matriks. Matriks tersebut dinamakan **matriks transformasi** yang dilambangkan dengan **Λ.** Untuk rotasi searah jarum jam, matriks transformasi berbentuk

$$\begin{vmatrix} \cos\phi & \sin\phi \\ -\sin\phi & \cos\phi \end{vmatrix} \qquad (3.5.3)$$

dan untuk rotasi berlawanan arah jarum jam matriks transformasi berbentuk

$$\begin{vmatrix} \cos\phi & -\sin\phi \\ \sin\phi & \cos\phi \end{vmatrix} \qquad (3.5.4)$$

Perkalian matriks faktor dengan matriks transformasi yang berlawanan arah jarum jam menghasilkan matriks faktor rotasi berlawanan arah jarum jam:

$$\mathbf{F}\,.\,\Lambda = \mathbf{F}_1 \qquad (3.5.5)$$

dimana **F** =

| Variabel | Faktor I | Faktor II |
|---|---|---|
| 1 | $a_{11}$ | $a_{12}$ |
| 2 | $a_{21}$ | $a_{22}$ |
| 3 | $a_{31}$ | $a_{32}$ |
| 4 | $a_{41}$ | $a_{42}$ |

, $\Lambda = \begin{vmatrix} \cos\phi & -\sin\phi \\ \sin\phi & \cos\phi \end{vmatrix}$ dan $\mathbf{F}_1$ =

| Variabel | Faktor $I_1$ | Faktor $II_1$ |
|---|---|---|
| 1 | $a'_{11}$ | $a'_{12}$ |
| 2 | $a'_{21}$ | $a'_{22}$ |
| 3 | $a'_{31}$ | $a'_{32}$ |
| 4 | $a'_{41}$ | $a'_{42}$ |

dimana $a'_{11} = a_{11}\cos\phi + a_{12}\sin\phi$, $a'_{12} = a_{11}(-\sin\phi) + a_{12}\cos\phi$, dan seterusnya.

**Contoh**

Andaikan terdapat empat variabel yang telah dianalisis menggunakan analisis faktor. Matriks faktor keempat variabel tersebut disajikan pada Tabel 3.5.1.1 dan dirotasi secara ortogonal sebesar $50^0$. Karena hanya terdapat dua faktor umum maka plot faktor yang diperlukan hanya 1 yang merupakan kombinasi faktor I dan II. Hasil rotasi beban faktor ditampilkan pada Tabel 3.5.1.3 dan plot rotasi beban faktor disajikan pada Gambar 3.5.1.1.

**Tabel 3.5.1.1**

Matriks Faktor Sebelum Rotasi

| Tes | Faktor I | Faktor II | $h^2$ |
|---|---|---|---|
| 1 | 0.6 | 0.4 | 0.52 |
| 2 | 0.6 | 0.6 | 0.72 |
| 3 | 0.7 | -0.3 | 0.58 |
| 4 | 0.4 | -0.5 | 0.41 |

Perhitungan beban faktor yang dirotasi adalah sebagai berikut:

sin $50^0 = 0.766$, dan cos $50^0 = 0.643$.

Beban faktor untuk variabel 1 faktor $I_1$ adalah

$$(0.6)\,(0.643) - (0.4)\,(0.766) = (0.3858)\,(0.3064) = 0.0749$$

Beban faktor untuk variabel 1 faktor $II_1$ adalah

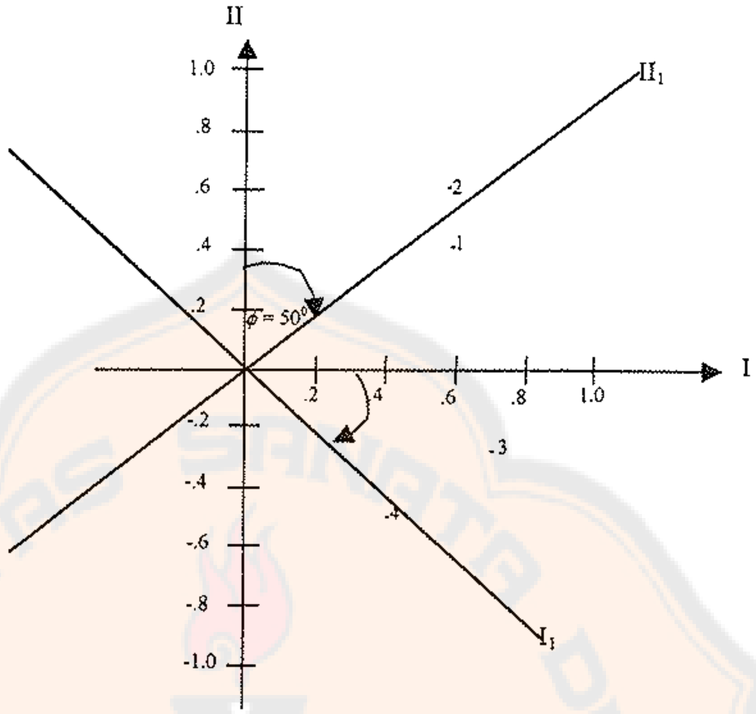
$$(0.6)\,(0.766) + (0.4)\,(0.643) = (0.4596) + (0.2572) = 0.7168$$

Beban pada faktor III dan IV dihitung secara serupa seperti pada Tabel 3.5.1.2.

**Tabel 3.5.1.2**

Perhitungan Rotasi Beban Faktor Searah Jarum Jam Sebesar $50^0$

| Tes | 1 | 2 | 3 | 4 |
|---|---|---|---|---|
| $a_{j1}\cos\phi$ | 0.3858 | 0.3858 | 0.4501 | 0.2572 |
| $-a_{j2}\sin\phi$ | -0.3064 | -0.4596 | 0.2298 | 0.3830 |
| $a'_{j1}$ | 0.0794 | -0.0738 | 0.6799 | 0.6402 |
| $a_{j1}\sin\phi$ | 0.4596 | 0.4596 | 0.5362 | 0.3064 |
| $a_{j2}\cos\phi$ | 0.2572 | 0.3858 | -0.1929 | -0.3215 |
| $a'_{j2}$ | 0.7168 | 0.8454 | 0.3433 | -0.0151 |




**Gambar 3.5.1.1**

Rotasi Faktor

**Tabel 3.5.1.3**

Rotasi Matriks Faktor

| Tes | Faktor $I_1$ | Faktor $II_1$ | $h^2$ |
|---|---|---|---|
| 1 | 0.08 | 0.72 | 0.52 |
| 2 | -0.07 | 0.85 | 0.73 |
| 3 | 0.68 | 0.34 | 0.58 |
| 4 | 0.64 | -0.02 | 0.41 |

Melalui rotasi ortogonal diperoleh matriks faktor yang lebih sederhana seperti pada Tabel 3.5.1.3.

Jika jumlah faktor lebih dari dua maka untuk menentukan beban faktor akan mengalami kesulitan, karena kombinasi plot faktor dapat melebihi jumlah faktor selain itu akan kesulitan dalam memilih beban faktor yang akan digunakan. Oleh sebab itu, berikut akan diperkenalkan rotasi yang lain.

### 3.5.2 Rotasi Oblique

Rotasi oblique merupakan rotasi yang mempertahankan korelasi faktor umum. Dalam rotasi oblique juga akan ditentukan matriks transformasi seperti pada rotasi ortogonal. Namun cara penentuannya berbeda. Ada bermacam-macam metode dalam rotasi oblique. Salah satu metode yang dibahas dalam skripsi ini adalah **rotasi langsung** (*direct rotation*) untuk struktur utama dan sederhana.

#### 3.5.2.1 Rotasi Langsung untuk Struktur Utama dan Sederhana

Rotasi langsung merupakan salah satu metode rotasi oblique yang diperkenalkan oleh Harris (Fruchter, 1954). Dalam penyajiannya, rotasi langsung lebih teoritis dan sangat sesuai untuk permasalahan dimana terdapat semua beban positif yang tinggi pada beban faktor pertama. Rotasi tersebut secara langsung menentukan beban pada **sumbu utama** (*primary axes*) dan beban pada **sumbu sederhana** (*simple axes*) (normal dari bidang) yaitu beban yang sesuai untuk struktur sederhana. Untuk memahami rotasi oblique melalui rotasi langsung, akan diberikan sebuah contoh pada Tabel 3.5.2.1 yang menyajikan korelasi sebelas variabel dimana penduga komunalitas variabel telah disisipkan pada diagonal utama (Fructer, 1954). Variabel-variabel tersebut merupakan tes yang diterapkan pada **Tentara Angkatan Udara Amerika Serikat** (*U.S. Army Air Forces*) selama perang dunia II. Himpunan Variabel tersebut digunakan untuk menggolongkan calon perwira penerbang dalam latihan yang bertugas pada posisi awak pesawat udara seperti **pilot** (*pilot*), **pengebom** (*bombardier*) dan **pemandu** (*navigator*). Faktor umum dari sebelas variabel tersebut telah ditentukan melalui metode pusat yang disajikan pada Tabel 3.5.2.2. Tampak bahwa semua beban faktor pada faktor I adalah positif dan tinggi sedangkan beban faktor pada faktor lainnya lebih rendah. Melalui rotasi langsung diharapkan diperoleh struktur yang sederhana yang secara mudah diinterpretasi sehingga variansi pada faktor pertama dapat diredistribusi pada faktor lainnya agar diperoleh kesederhanaan beban faktor. Adapun langkah-langkah dalam rotasi langsung adalah sebagai berikut:

**Tabel 3.5.2.1**

Matriks Korelasi

| Variabel | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 | 10 | 11 |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 1. Dial and Tabel Reading ........ | (.55) | .40 | .41 | .37 | .20 | .32 | .52 | .55 | .02 | .27 | .36 |
| 2. Spatial Orientation I ............ | .40 | (.46) | .18 | .28 | .15 | .46 | .23 | .23 | .01 | .14 | .30 |
| 3. Reading Comprehension ....... | .41 | .18 | (.41) | .33 | .32 | .18 | .29 | .35 | .18 | .41 | .20 |
| 4. Instrument Comprehension ... | .37 | .28 | .33 | (.38) | .38 | .28 | .17 | .22 | .22 | .26 | .36 |
| 5. Mechanical Principles .......... | .20 | .15 | .32 | .38 | (.47) | .16 | -.02 | .08 | .47 | .33 | .31 |
| 6. Speed of Identification ......... | .32 | .46 | .18 | .28 | .16 | (.46) | .15 | .18 | .07 | .14 | .28 |
| 7. Numerical Operations I ........ | .52 | .23 | .29 | .17 | -.02 | .15 | (.67) | .67 | -.13 | .13 | .16 |
| 8. Numerical Operations II ........ | .55 | .23 | .35 | .22 | .08 | .18 | .67 | (.67) | -.06 | .20 | .12 |
| 9. Mechanical Information ....... | .02 | .01 | .18 | .22 | .47 | .07 | -.13 | -.06 | (.47) | .25 | .18 |
| 10. Practical Jugment ................ | .27 | .14 | .41 | .26 | .33 | .14 | .13 | .20 | .25 | (.41) | .20 |
| 11. Complex Coordination ......... | .36 | .30 | .20 | .36 | .31 | .28 | 16 | .12 | .18 | .20 | (.36) |

Sumber: Fruchter, 1954

**Tabel 3.5.2.2**

Matriks Faktor Pusat ($F_c$)

| Tes | Faktor | | | | | $h^2$ |
|---|---|---|---|---|---|---|
| | I | II | III | IV | V | |
| 1. Dial and Tabel Reading ........ | 0.70 | -0.29 | -0.08 | -0.11 | 0.15 | 0.62 |
| 2. Spatial Orientation I ............ | 0.50 | -0.25 | 0.38 | -0.15 | -0.09 | 0.49 |
| 3. Reading Comprehension ....... | 0.58 | 0.12 | -0.29 | -0.15 | -0.11 | 0.47 |
| 4. Instrument Comprehension ... | 0.57 | 0.17 | 0.11 | -0.06 | 0.17 | 0.40 |
| 5. Mechanical Principles .......... | 0.50 | 0.52 | 0.08 | 0.16 | -0.02 | 0.55 |
| 6. Speed of Identification ......... | 0.47 | -0.16 | 0.39 | -0.12 | -0.15 | 0.44 |
| 7. Numerical Operations I ........ | 0.50 | -0.51 | -0.33 | 0.15 | 0.16 | 0.67 |
| 8. Numerical Operations II ........ | 0.57 | -0.46 | -0.35 | 0.21 | 0.02 | 0.70 |
| 9. Mechanical Information ........ | 0.30 | 0.52 | 0.06 | 0.21 | -0.13 | 0.42 |
| 10. Practical Jugment ................ | 0.48 | 0.25 | -0.22 | -0.15 | -0.19 | 0.40 |
| 11. Complex Coordination .......... | 0.50 | 0.10 | 0.22 | -0.07 | 0.22 | 0.36 |

### 1. Menentukan Perluasan Beban Faktor

Langkah pertama adalah menentukan perluasan nilai beban faktor. Perluasan nilai beban faktor berarti perluasan beban dari setiap variabel sedemikian sehingga beban faktor bernilai +1.00 pada sumbu pusat pertama.

Tabel 3.5.2.3 memberikan perluasan nilai beban faktor pada Tabel 3.5.2.2. Nilai perluasan beban faktor untuk sumbu pusat II, III, IV dan V diperoleh melalui perkalian ($1/a_{j1}$) dengan beban pusat pada masing-masing variabel ke-$j$ faktor II, III, IV, dan V.

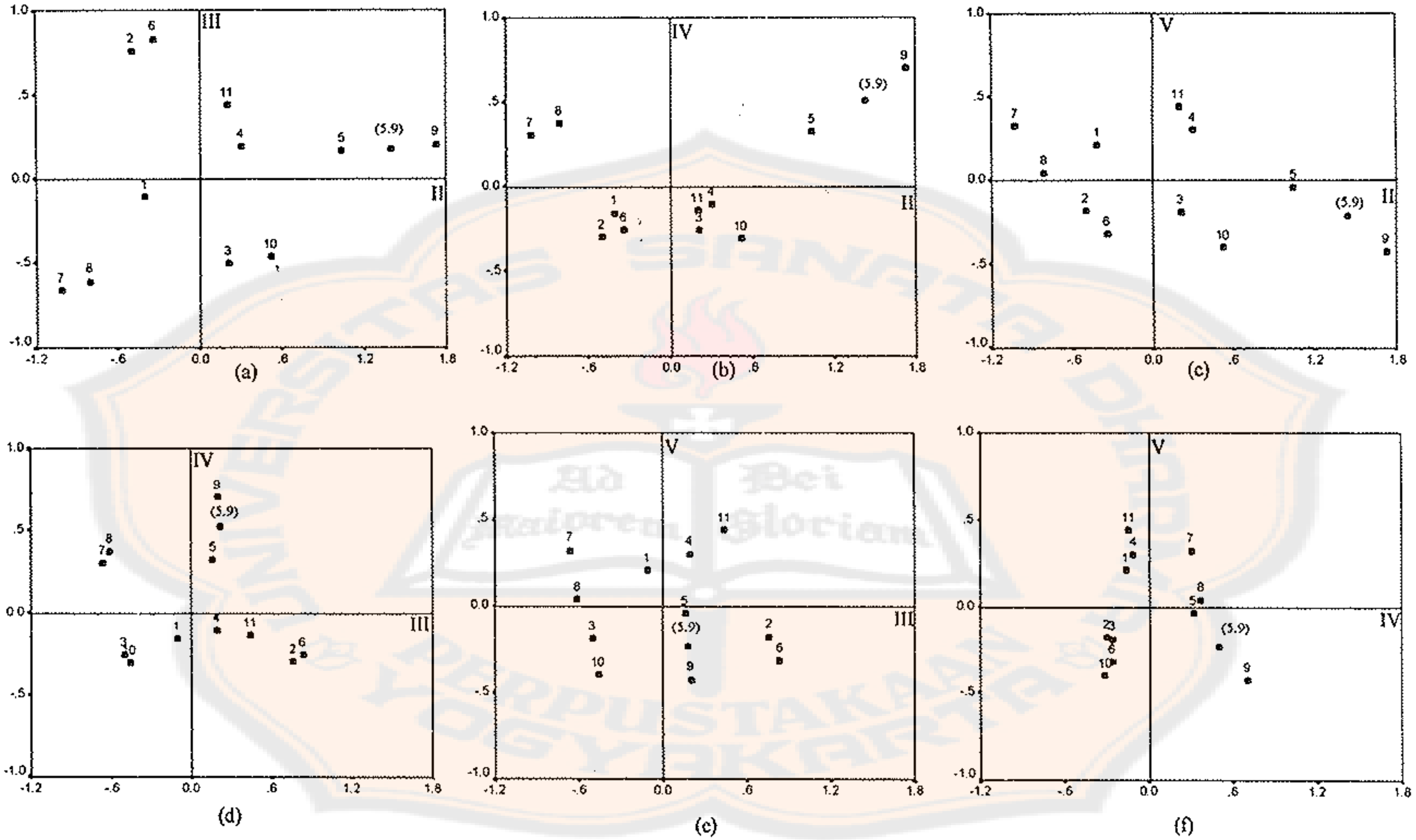
**Contoh**

Nilai dari $1/a_{11}$ adalah 1/0.70 = 1.4286. Beban pusat pada variabel 1 faktor II dan V berturut-turut adalah -0.29 dan 0.15. Nilai perluasan beban faktor pada variabel 1 faktor II dan V berturut-turut adalah 1.428 x (-0.29) = -0.41 dan 1.428 x (0.15) = 0.21. Nilai perluasan beban faktor pada setiap faktor dapat ditentukan dengan cara serupa.

**Tabel 3.5.2.3**

Perluasan Beban Faktor

| Variabel | $1/a_{j1}$ | Faktor | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|
| | | I | II | III | IV | V |
| 1 | 1.4286 | 1.00 | -.41 | -.11 | -.16 | .21 |
| 2 | 2.0000 | 1.00 | -.50 | .76 | -.30 | -.18 |
| 3 | 1.7241 | 1.00 | .21 | -.50 | -.26 | -.19 |
| 4 | 1.7544 | 1.00 | .30 | .19 | -.11 | .30 |
| 5 | 2.0000 | 1.00 | 1.04 | .16 | .32 | -.04 |
| 6 | 2.1277 | 1.00 | -.34 | .83 | -.26 | -.32 |
| 7 | 2.0000 | 1.00 | -1.02 | -.66 | .30 | .32 |
| 8 | 1.7544 | 1.00 | -.81 | -.61 | .37 | .04 |
| 9 | 3.3333 | 1.00 | 1.73 | .20 | .70 | -.43 |
| 10 | 2.0833 | 1.00 | .52 | -.46 | -.31 | -.40 |
| 11 | 2.0000 | 1.00 | .20 | .44 | -.14 | .44 |




**Gambar 3.5.2.1**

Plot Perluasan Beban Faktor pada Tabel 3.5.2.3

**2. Memplot Perluasan Beban Faktor**

Perluasan beban faktor II sampai faktor V diplot pada Gambar 3.5.2.1. Untuk $r$ faktor (tidak termasuk faktor pertama), diperlukan plot faktor sebanyak $\frac{1}{2}r(r-1)$ yang merupakan kombinasi $r$ faktor. Karena jumlah faktor sesudah faktor I adalah 4 faktor, maka terdapat enam plot faktor yaitu plot Faktor II dan III, II dan IV, II dan V, III dan IV, III dan V, serta IV dan V.

**3. Menentukan Variabel pada Sudut Konfigurasi**

Konfigurasi dari lima faktor dengan dimensi lima pada Gambar 3.5.2.1 tidak tampak. Walaupun demikian, menurut Haris hal tersebut dapat ditentukan melalui variabel yang terletak pada sudut perpotongan bidang konfigurasi (Fruchter, 1954). Berikut ini akan dicoba menentukan variabel yang terdapat pada sudut perpotongan bidang konfigurasi.

Pada Gambar 3.5.2.1*a* variabel 2 dan 6 terlihat pada satu sudut yang sama, variabel 7 dan 8 pada sudut lain dan variabel 9 pada sudut ketiga sedangkan variabel 3 dan 10 menunjukkan sudut keempat.

Pada Gambar 3.5.2.1*b* variabel 7 dan 8, 3 dan 10, 9, 2 dan 6 muncul pada sudut perpotongan bidang konfigurasi.

Pada Gambar 3.5.2.1*c* variabel 7, 6, 9 muncul kembali pada masing-masing sudut perpotongan konfigurasi demikian halnya variabel 11 tampak pada sudut perpotongan konfigurasi yang lain.

Pada Gambar 3.5.2.1*d* variabel 7 dan 8, terlihat pada satu sudut perpotongan konfigurasi, variabel 3 dan 10 muncul pada sudut yang lain, variabel 2 dan 6 pada sudut ketiga dan variabel 9 terlihat pada sudut keempat.

Pada Gambar 3.5.2.1*e* sudut terlihat pada variabel 7, 10, 6, dan 11.

Pada Gambar 3.5.2.1*f* sudut terlihat pada varibel 11, 10 dan 9.

Jika dipilih satu variabel yang mewakili setiap sudut pada lima sumbu utama, maka sudut yang tetap konsisten dan sangat berarti dari variabel semula diwakili oleh variabel 6, 7, 9, 10 dan 11. Pemeriksaan dari gambar menunjukkan bahwa variabel 5 dan 9 terlihat muncul di sekitar tempat yang sama (seperti yang diinginkankan karena keduanya memuat tes mekanika). Oleh sebab itu diperlukan titik diantara dua variabel tersebut. Titik tersebut dilambangkan dengan (5,9) untuk menyajikan faktor mekanik

**4. Menentukan Beban pada Sumbu Utama**

Setelah menentukan variabel pada sudut konfigurasi, langkah selanjutnya adalah menentukan beban pada sumbu utama. Proses penentuan beban pada sumbu utama tersebut disajikan pada Tabel 3.5.2.4. Adapun cara menentukan beban pada sumbu utama adalah sebagai berikut:

**a. Menentukan Matriks $\mathbf{P}'$**

Matriks $\mathbf{P}'$ sering disebut sebagai **bilangan arah** (*direction numbers*) pada faktor utama. Matriks $\mathbf{P}'$ memuat variabel yang mewakili setiap sumbu utama. Letakkan setiap variabel dan faktor pada baris dan kolom yang bersesuaian seperti pada Tabel 3.5.2.4. Entri pada matriks tersebut diisi sesuai dengan nilai perluasan beban-beban faktor I, II, III, IV dan V pada variabel yang dipilih. Jumlah kuadrat entri pada setiap kolom diletakkan pada baris $\Sigma l^2$. Kemudian tentukan nilai $\sqrt{\Sigma l^2}$ dan $D_1 = 1/\sqrt{\Sigma l^2}$.

**Contoh**:

Nilai perluasan faktor I pada semua variabel yang dipilih adalah 0. Nilai perluasan faktor II pada variabel 7 adalah -1.02, dan seterusnya. Untuk kolom 1:

$\Sigma l^2 = 1.9745$

$\sqrt{\Sigma l^2} = 1.4052$

$D_1 = 1/\sqrt{\Sigma l^2} = 1/1.4052 = .7116$

**b. Menentukan Matriks $\mathbf{T}'$**

Matriks $\mathbf{T}'$ merupakan **matriks taransformasi** (*transformation matrix*) atau **cosinus arah** (*direction cosines*) pada faktor utama.

**c. Menentukan Matriks $\mathbf{T}'\mathbf{T}$**

Matriks $\mathbf{T}'\mathbf{T}$ merupakan matriks korelasi antar sumbu utama. Matriks tersebut memuat cosinus sudut antar sumbu utama.

**d. Menentukan Matriks $\mathbf{R}_{jp}$**

Matriks $\mathbf{R}_{jp}$ memuat beban pada sumbu utama yang diperoleh melalui perkalian matriks beban pusat dan $\mathbf{T}'$ (yaitu $\mathbf{R}_{jp} = \mathbf{F}_c\mathbf{T}'$).

**Tabel 3.5.2.4**

Langkah Perhitungan Beban Faktor Utama Oblique

**P′**

Bilangan Arah pada Faktor Utama

| | $P_1$ (6) | $P_2$ (7) | $P_3$ (5,9) | $P_4$ (10) | $P_5$ (11) |
|---|---|---|---|---|---|
| I | 1.00 | 1.00 | 1.00 | 1.00 | 1.00 |
| II | -.34 | -1.02 | 1.40 | .52 | .20 |
| III | .83 | -.66 | .20 | -.46 | 44 |
| IV | -.26 | .30 | .52 | -.31 | -.14 |
| V | -.32 | .32 | -.24 | -.40 | .44 |
| $\sum f^2$ | 1.9745 | 2.6684 | 3.3280 | 1.7381 | 1.4468 |
| $\sqrt{\sum f^2}$ | 1.4052 | 1.6335 | 1.8243 | 1.3184 | 1.2028 |
| $D_1$ | .7116 | .6122 | .5482 | .7585 | .8314 |

$$\mathbf{T}' = \mathbf{P}'\mathbf{D}_1$$

Matriks Transformasi (Cosinus Arah) pada Faktor Utama

| | $P_1$ | $P_2$ | $P_3$ | $P_4$ | $P_5$ |
|---|---|---|---|---|---|
| I | .7116 | .6122 | .5482 | .7585 | .8314 |
| II | -.2419 | -.6244 | .7675 | .3944 | .1663 |
| III | .5906 | -.4041 | .1096 | -.3489 | .3658 |
| IV | -.1850 | .1837 | .2851 | -.2351 | -.1164 |
| V | -.2277 | .1959 | -.1316 | -.3034 | .3658 |

**TT′**

Cosinus Sudut antara Sumbu Utama

| | $P_1$ | $P_2$ | $P_3$ | $P_4$ | $P_5$ |
|---|---|---|---|---|---|
| $P_1$ | .9989 | .2694 | .2464 | .3509 | .7057 |
| $P_2$ | | 1.0001 | -.1613 | .2565 | .3076 |
| $P_3$ | | | 1.0002 | .6532 | .5422 |
| $P_4$ | | | | .9999 | .4850 |
| $P_5$ | | | | | 1.0000 |

$$\mathbf{R}_{jp} = \mathbf{F}_c\mathbf{T}'$$

Matriks Sumbu Utama

| Variabel | Faktor | | | | |
|---|---|---|---|---|---|
| | I | II | III | IV | V |
| 1. Dial and Tabel Reading ........ | 0.51 | 0.65 | 0.1 | 0.42 | 0.57 |
| 2. Spatial Orientation I ............. | 0.69 | 0.26 | 0.09 | 0.21 | 0.50 |
| 3. Reading Comprehension ....... | 0.27 | 0.35 | 0.35 | 0.66 | 0.37 |
| 4. Instrument Comprehension ... | 0.40 | 0.22 | 0.42 | 0.42 | 0.61 |
| 5. Mechanical Principles ........... | 0.25 | -0.03 | 0.73 | 0.52 | 0.51 |
| 6. Speed of Identification .......... | 0.66 | 0.18 | 0.16 | 0.23 | 0.47 |
| 7. Numerical Operations I ......... | 0.22 | 0.82 | -0.13 | 0.21 | 0.25 |
| 8. Numerical Operations II ........ | 0.27 | 0.82 | -0.02 | 0.32 | 0.25 |
| 9. Mechanical Information ........ | 0.11 | -0.15 | 0.65 | 0.40 | 0.29 |
| 10. Practical Jugment .................. | 0.22 | 0.16 | 0.41 | 0.63 | 0.31 |
| 11. Complex Coordination .......... | 0.42 | 0.18 | 0.33 | 0.29 | 0.60 |

**5. Menentukan Beban pada Sumbu Sederhana**

Setelah menentukan beban pada sumbu utama, langkah selanjutnya adalah menentukan beban pada sumbu sederhana yang merupakan solusi akhir dari rotasi oblique. Proses penentuan beban pada sumbu sederahana tersebut disajikan pada Tabel 3.5.2.6. Adapun langkah-langkah untuk memperoleh beban sumbu sederhana adalah:

**a. Menentukan Matriks $\mathbf{T}^{-1}$**

Matriks $\mathbf{T}^{-1}$ merupakan invers dari matriks $\mathbf{T}$ (dimana $\mathbf{T}$ merupakan transpose dari matriks $\mathbf{T}'$) yang dapat diperoleh melalui perhitungan invers biasa. Perhitungan dan prosedur khusus untuk memperoleh nilai Matriks $\mathbf{T}^{-1}$ ditunjukkan pada Tabel 3.5.2.5. Keakuratan perhitungan dapat diperiksa melalui perkalian dari $\mathbf{TT}^{-1} = \mathbf{I}$. Tentukan semua nilai $\Sigma l^2$, $\sqrt{\Sigma l^2}$ dan $D_2 = 1/\sqrt{\Sigma l^2}$ pada matriks $\mathbf{T}^{-1}$ seperti pada matriks $\mathbf{P}'$.

**b. Menentukan Matriks Λ**

Matriks Λ merupakan **matriks transformasi** yang diperoleh dari matriks $\mathbf{T}^{-1}$ dan $\mathbf{D}$ (yaitu $\Lambda = \mathbf{T}^{-1}\mathbf{D}$)

**c. Menentukan Matriks C**

Matriks **C** merupakan matriks korelasi antar sumbu sederhana yang diperoleh melalui perkalian $\Lambda'\Lambda$ (atau $\mathbf{C} = \Lambda'\Lambda$). Matriks tersebut menyajikan cosinus sudut antar sumbu sederhana.

**d. Menentukan Matriks V**

Matriks **V** merupakan matriks rotasi beban pusat pada sumbu sederhana yang diperoleh melalui perkalian matriks transformasi dan beban pusat. Dengan kata lain, $\mathbf{V} = \mathbf{F}_c\Lambda$. Hasilnya disajikan pada Tabel 3.5.2.7.

Jadi, melalui rotasi langsung dapat diperoleh beban faktor pada sumbu utama dan sumbu sederhana. Beban pada sumbu utama tidak digunakan untuk interpretasi karena yang digunakan hanya beban pada sumbu sederhana. Melalui rotasi oblique dengan menggunakan metode rotasi langsung diperoleh struktur faktor yang lebih sederhana seperti pada Tabel 3.5.2.7. Semua variabel memiliki beban yang tinggi dan signifikan hanya pada satu faktor. Tidak ada variabel yang memiliki beban faktor yang nilainya hampir sama pada lebih dari satu faktor. Struktur faktor yang sederhana seperti ini sangat diharapkan karena memudahkan dalam menginterpretasikan faktor.

## Tabel 3.5.2.5

Perhitungan matriks $\mathbf{T}^{-1}$ (invers dari matriks $\mathbf{T}$)

| | T | | | | | $\mathbf{T}^{-1}$ | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | *a* | *b* | *c* | *d* | *e* | *f* | *g* | *h* | *i* | *j* | |
| | I | II | III | IV | V | I | II | III | IV | V | |
| 1. | .7116 | -.2419 | .5906 | -.1850 | -.2277 | 1.0000 | | | | | |
| 2. | 1.0000 | -.3399 | .8300 | -.2600 | -.3200 | 1.4053 | .0000 | | | | |
| $P_1$ | 3. | .0000 | 1.5748 | -.5400 | -.6399 | 2.1077 | -.8165 | .0000 | | | |
| | | 4. | .0000 | .2446 | -.0312 | .3351 | .6649 | 6466 | .0000 | | $P_1$ |
| | | | 5. | .0000 | -.1630 | .4386 | .4210 | .3012 | .3493 | .0000 | |
| | | | | 6. | .0000 | .2620 | .4284 | .2307 | .2838 | .2520 | |
| 7. | .6122 | -.6244 | -.4041 | .1837 | .1959 | .0000 | | | | | |
| 8. | .0000 | -.4163 | -.9122 | .3429 | .3918 | -.8603 | 1.0000 | | | | |
| $P_2$ | 9. | 1.0000 | 2.1912 | -.8237 | -.9411 | 2.0665 | -2.4021 | .0000 | | | |
| | | 10. | .0000 | .2680 | -.0942 | -.3999 | -.3408 | .8997 | .0000 | | $P_2$ |
| | | | 11. | .0000 | -.2387 | -.2865 | -.6080 | .5213 | .3828 | .0000 | |
| | | | | 12. | .0000 | -.5451 | -.5971 | .4180 | 2869 | .3690 | |
| 13. | .5482 | .7675 | .1096 | .2851 | -.1316 | .0000 | | | | | |
| 14. | .0000 | .9538 | -.3454 | .4276 | .0438 | -.7704 | .0000 | | | | |
| $P_3$ | 15. | .0000 | -2.4354 | 1.2132 | .9414 | -2.7414 | 2.2911 | 1.0000 | | | |
| | | 16. | 1.0000 | -.4982 | -.3865 | 1.1256 | -.9407 | -.4106 | .0000 | | $P_3$ |
| | | | 17. | .0000 | -.1180 | .9148 | -.4439 | .2928 | -.7115 | .0000 | |
| | | | | 18. | .0000 | .7869 | -.4385 | 2416 | -.7589 | .1824 | |
| 19. | .7585 | .3944 | -.3489 | -.2351 | -.3034 | .0000 | | | | | |
| 20. | .0000 | .6522 | -.9785 | -.0379 | -.0607 | -1.0659 | .0000 | | | | |
| $P_4$ | 21. | .0000 | -2.4076 | .4993 | .5531 | -2.4137 | 1.5666 | .0000 | | | |
| | | 22. | .0000 | -.7002 | -.3774 | .2963 | -.6982 | -.9886 | 1.0000 | | $P_4$ |
| | | | 23. | 1.0000 | .5390 | -.4232 | .9971 | 1.4119 | -1.4282 | .0000 | |
| | | | | 24. | .0000 | .1608 | .9725 | 1.6452 | -1.2116 | -.8332 | |
| 25. | .8314 | | .3658 | -.1164 | .3658 | .0000 | | | | | |
| 26. | .0000 | .4489 | -.3243 | .0998 | .6318 | -1.1684 | .0000 | | | | |
| $P_5$ | 27. | .0000 | -1.3079 | .4696 | 1.0543 | -2.0961 | 1.0783 | .0000 | | | |
| | | 28. | .0000 | .6469 | -.7009 | .0295 | -.1520 | -.5370 | .0000 | | $P_5$ |
| | | | 29. | .0000 | .6469 | -.7009 | .0295 | -.2800 | -.2599 | 1.0000 | |
| | | | | 30. | 1.0000 | -1.0835 | .0456 | -.4328 | -.4018 | 1.5458 | |

Masukkan nilai dari matriks **T** pada baris 1, 7, 13, 19, dan 25, kolom *a* sampai dengan kolom *e*, dan masukkan matriks indentitas pada kolom *f* sampai dengan kolom *j* seperti yang terlihat pada tabel.

Baris 2. Bagi nilai $1a$ sampai dengan nilai $1f$ dengan nilai $1a$
Baris 8. $8a = 7a - 7a.(2a) = 0.0$; $8b = 7b - 7a.(2b)$; ...; $8f = 7f - 7a.(2f)$.
Baris 14. $14a = 13a - 13a.(2a) = 0.0$; $14b = 13b - 13a.(2b)$; ...; $14f = 13f - 13a.(2f)$.
Baris 20. $20a = 19a - 19a.(2a) = 0.0$; $20b = 19b - 19a.(2b)$; ...; $20f = 19f - 19a.(2f)$.
Baris 26. $26a = 25a - 25a.(2a) = 0.0$; $26b = 25b - 25a.(2b)$; ...; $26f = 25f - 25a.(2f)$.

Baris 9. Bagi nilai $8b$ sampai dengan nilai $8g$ dengan nilai $8b$
Baris 3. $3b = 2b - 2b.(9b) = 0.0$; $3c = 2c - 2b.(9c)$; ...; $3g = 2g - 2b.(9g)$.
Baris 15. $15b = 14b - 14b.(9b) = 0.0$; $15c = 14c - 14b.(9c)$; ...; $15g = 14g - 14b.(9g)$.
Baris 21. $21b = 20b - 20b.(9b) = 0.0$; $20c = 20c - 20b.(9c)$; ...; $20g = 20g - 20b.(9g)$.
Baris 27. $27b = 26b - 26b.(9b) = 0.0$; $27c = 20c - 20b.(9c)$; ...; $27g = 20g - 20b.(9g)$.

Baris 16. Bagi nilai $15c$ sampai dengan nilai $15h$ dengan nilai $15c$
Baris 4. $4c = 3c - 3c.(16c) = 0.0$; $4d = 3d - 3c.(16d)$; ...; $4h = 3h - 3c.(16h)$
Baris 10. $10c = 9c - 9c.(16c) = 0.0$; $10d = 9d - 9c.(16d)$; ...; $10h = 9h - 9c.(16h)$
Baris 22. $22c = 21c - 21c.(16c) = 0.0$; $22d = 21d - 21c.(16d)$; ...; $22h = 21h - 21c.(16h)$
Baris 28. $28c = 27c - 27c.(16c) = 0.0$; $28d = 27d - 27c.(16d)$; ...; $28h = 27h - 27c.(16h)$

Baris 23. Bagi nilai $22d$ sampai dengan nilai $22i$ dengan nilai $22d$
Baris 5. $5d = 4d - 4d.(23d) = 0.0$; $5e = 4e - 4d.(23e)$; ...; $5i = 4i - 4d.(23i)$.
Baris 11. $11d = 10d - 10d.(23d) = 0.0$; $11e = 10e - 10d.(23e)$; ...; $11i = 10i - 10d.(23i)$.
Baris 17. $17d = 16d - 16d.(23d) = 0.0$; $17e = 16e - 16d.(23e)$; ...; $17i = 16i - 16d.(23i)$.
Baris 29. $29d = 28d - 28d.(23d) = 0.0$; $29e = 28e - 28d.(23e)$; ...; $29i = 28i - 28d.(23i)$.

Baris 30. Bagi nilai $29e$ sampai dengan nilai $29j$ dengan nilai $29e$
Baris 6. $6e = 5e - 5e.(30e) = 0.0$; $6f = 5f - 5e.(30f)$; …; $6j = 5j - 5e.(30j)$.
Baris 12. $12e = 11e - 11e.(30e) = 0.0$; $12f = 11f - 11e.(30f)$; …; $12j = 11j - 11e.(30j)$.
Baris 18. $18e = 17e - 17e.(30e) = 0.0$; $18f = 17f - 17e.(30f)$; …; $18j = 17j - 17e.(30j)$.
Baris 24. $24e = 23e - 23e.(30e) = 0.0$; $24f = 23f - 23e.(30f)$; …; $24j = 23j - 23e.(30j)$.

**Tabel 3.5.2.6**

Langkah Perhitungan Beban Faktor Sederhana Oblique

$\mathbf{T}^{-1}$

Invers dari Transpose Matriks **T**

| | I | II | III | IV | V |
|---|---|---|---|---|---|
| $P_1$ | .2626 | .4284 | .2307 | .2838 | .2520 |
| $P_2$ | -.5451 | -.5971 | .4180 | .2869 | .3690 |
| $P_3$ | .7869 | -.4385 | .2416 | -.7589 | .1824 |
| $P_4$ | .1608 | .9725 | 1.6452 | -1.2116 | -.8332 |
| $P_5$ | -1.0835 | .0456 | -.4328 | -.4018 | 1.5458 |
| $\sum f^2$ | 2.1848 | 1.6802 | 3.1803 | 2.3682 | 3.3167 |
| $\sqrt{\sum f^2}$ | 1.4781 | 1.2962 | 1.7833 | 1.5389 | 1.8212 |
| $D_2$ | .6765 | .7715 | .5608 | .6498 | .5491 |

$\mathbf{I} = \mathbf{T}\mathbf{T}^{-1}$

Matriks Identitas

| I | II | III | IV | V |
|---|---|---|---|---|
| 1.0004 | -.0001 | .0004 | -.0002 | -.0002 |
| .0001 | 1.0000 | .0000 | -.0001 | .0001 |
| .0000 | -.0001 | .9999 | -.0001 | .0001 |
| .0000 | .0001 | .0002 | .9998 | .0002 |
| .0000 | .0000 | -.0001 | .0000 | 1.0000 |

$\Lambda$

Matriks Transformasi pada Faktor Sederhana

| | I | II | III | IV | V |
|---|---|---|---|---|---|
| $P_1$ | .1772 | .3305 | .1294 | .1844 | .1384 |
| $P_2$ | -.3688 | -.4607 | .2344 | .1864 | .2026 |
| $P_3$ | .5323 | -.3383 | .1355 | -.4931 | .1002 |
| $P_4$ | .1088 | .7503 | .9226 | -.7873 | -.4574 |
| $P_5$ | -.7330 | .0352 | -.2427 | -.2611 | .8488 |

$$C = \Lambda'\Lambda$$

Cosinus Sudut antara Sumbu Sederhana

| | I | II | III | IV | V |
|---|---|---|---|---|---|
| I | .9999 | .1042 | .2869 | -.1928 | -.6688 |
| II | | 1.0001 | .5726 | -.4580 | -.3948 |
| III | | | 1.0001 | -.6623 | -.5490 |
| IV | | | | .9999 | .1524 |
| V | | | | | .9999 |

**Tabel 3.5.2.7**

Matriks Rotasi Beban Faktor pada sumbu sederhana Oblique

$$V = F_c\Lambda$$

| Tes | Faktor | | | | | $h^2$ |
|---|---|---|---|---|---|---|
| | I | II | III | IV | V | |
| 1. Dial and Tabel Reading ....... | .07 | .32 | -.13 | .16 | .21 | 0.19 |
| 2. Spatial Orientation I .......... | .43 | .04 | -.06 | .00 | .05 | 0.19 |
| 3. Reading Comprehension ...... | -.03 | .12 | -.05 | .42 | .05 | 0.20 |
| 4. Instrument Comprehension ... | -.03 | .03 | .03 | .08 | .30 | 0.10 |
| 5. Mechanical Principles ........ | -.03 | .02 | .35 | .03 | .09 | 0.13 |
| 6. Speed of Identification ........ | .45 | .00 | .00 | .00 | .00 | 0.20 |
| 7. Numerical Operations I ........ | .00 | .63 | .00 | .00 | .00 | 0.40 |
| 8. Numerical Operations II ....... | .09 | .68 | .11 | .02 | -.13 | 0.50 |
| 9. Mechanical Information ....... | .01 | -.01 | .39 | -.01 | -.05 | 0.15 |
| 10. Practical Judgment ............ | .00 | .00 | .00 | .41 | .00 | 0.17 |
| 11. Complex Coordination ........ | .00 | .00 | .00 | .00 | .33 | 0.11 |

Tidak ada aturan khusus yang dikembangkan sebagai petunjuk dalam memilih teknik rotasi ortogonal atau oblique. Pemilihan rotasi ortogonal atau oblique tergantung pada masalah penelitian yang diberikan. Jika tujuan penelitian adalah mereduksi jumlah variabel asli tanpa memperhatikan hasil faktor yang berarti, rotasi yang tepat adalah rotasi ortogonal. Selain itu jika tujuan penelitian mereduksi variabel yang berjumlah besar menjadi himpunan variabel yang lebih sedikit dimana variabel tersebut tidak berkorelasi maka rotasi ortogonal merupakan rotasi terbaik. Walaupun demikian, jika tujuan utama analisis faktor adalah untuk memperoleh secara teoretis faktor yang berarti, maka solusi yang tepat adalah rotasi oblique. Kesimpulan ini adalah mendekati kebenaran sebab secara realistis sangat sedikit variabel yang tidak berkorelasi seperti pada rotasi ortogonal (Hair *at al*., 1995).

### 3.6 Interpretasi Faktor Umum

Jika rotasi matriks faktor telah ditentukan langkah selanjutnya adalah menginterpretasi faktor. Hal itu diperlukan agar faktor yang diperoleh tersebut menjadi bermakna. Interpretasi interrelasi kompleks yang disajikan pada matriks faktor bukan merupakan hal yang sederhana. Oleh sebab itu diperlukan langkah-langkah berikut:

**1. Menentukan Kriteria Beban Faktor yang Signifikan**

Keputusan dalam menginterpretasi suatu faktor umum harus mempertimbangkan beban faktor yang signifikan. Ada beberapa petunjuk yang dapat digunakan dalam menginterpretasi suatu faktor (Hair *at al*., 1995). Salah satu petunjuk tersebut didasarkan pada ukuran sampel seperti yang disajikan pada Tabel 3.6.1.

Sebagai contoh, untuk sampel sebanyak 100 responden, beban faktor yang dianggap signifikan adalah sebesar 0.55 dan diatasnya.

Sedangkan untuk sampel sebanyak 50, diperlukan beban faktor sebesar 0.75, untuk mencapai beban faktor yang signifikan. Jika beban faktor sebesar 0.30 dianggap signifikan, maka ukuran sampel yang diperlukan adalah 350 atau lebih, dan seterusnya.

**Tabel 3.6.1**

Petunjuk untuk Mengidentifikasi Beban Faktor Signifikan berdasarkan Ukuran Sampel

| Beban Faktor | Ukuran Sampel yang diperlukan agar signifikan |
|---|---|
| 0.30 | 350 |
| 0.35 | 250 |
| 0.40 | 200 |
| 0.45 | 150 |
| 0.50 | 120 |
| 0.55 | 100 |
| 0.60 | 85 |
| 0.65 | 70 |
| 0.70 | 60 |
| 0.75 | 50 |

Sumber: Hair *at al.*, 1995

**2. Menggarisbawahi Beban faktor tertinggi dan signifikan setiap variabel**

Interpretasi faktor dimulai pada variabel pertama faktor pertama sampai faktor terakhir. Tujuannya adalah untuk mencari beban tertinggi setiap variabel pada setiap faktor. Jika telah teridentifikasi, maka nilai tersebut digarisbawahi jika signifikan. Interpretasi tersebut dilanjutkan pada variabel berikutnya sampai variabel terakhir. Proses tersebut didasarkan pada hanya satu beban tertinggi sebagai beban yang signifikan untuk setiap variabel.

**3. Menentukan Komunalitas**

Komunalitas setiap variabel ditentukan untuk menyajikan jumlah variansi yang dijelaskan oleh faktor untuk setiap variabel. Setiap komunalitas variabel menaksir apakah ditemukan ukuran yang dapat diterima sebagai penjelas. Sebagai contoh, peneliti dapat menetapkan bahwa setengah dari variansi setiap variabel dapat diterima. Dengan menggunakan petunjuk tersebut, identifikasi semua variabel dengan komunalitas kurang dari 0.50 bukan sebagai penjelas yang cukup.

**4. Menamai Faktor**

Ketika solusi faktor telah ditentukan dimana semua variabel memiliki beban yang signifikan pada faktor, maka selanjutnya adalah mengartikan pola pada beban faktor. Variabel yang memiliki beban yang tinggi dianggap sangat penting dan berpengaruh pada pemilihan nama atau label untuk menyajikan faktor. Penamaan faktor disesuaikan dengan beban tertinggi yang terkandung pada faktor tersebut. Jika faktor telah diberi nama, maka faktor menjadi bermaka dan proses interpretasi telah selesai.

**Contoh 3.6.1**

Andaikan diberikan tes enam mata pelajaran kepada siswa SMP. Tes-tes tersebut diperlakukan sebagai variabel teramati. Tes–tes tersebut meliputi kosakata, bacaan, sinonim/padanan kata, numerik, aritmetika tes standar, dan aritmetika soal yang dibuat oleh guru. Faktor dari keenam variabel tersebut telah ditentukan dan diperoleh dua faktor umum. Kedua faktor tersebut telah dirotasi secara ortogonal. Matriks faktor disajikan dalam Tabel 3.6.2. Melalui rotasi faktor dihasilkan struktur faktor yang sangat sederhana karena setiap beban faktor yang tinggi terdapat pada hanya satu faktor. Sedangkan beban pada faktor lainnya sangat rendah. Andaikan jumlah sampel adalah 70 siswa maka beban faktor yang dianggap signifikan adalah 0.65 dan diatasnya. Beban faktor tertinggi dan signifikan telah digarisbawahi.

**Tabel 3.6.2**

Matrik Faktor

| Tes | Faktor | | $h^2$ |
|---|---|---|---|
| | I | II | |
| Kosakata .............................. | 0.83 | 0.01 | 0.70 |
| Bacaan ................................ | 0.79 | 0.10 | 0.63 |
| Sinonim ............................... | 0.70 | 0.10 | 0.50 |
| Numerik ............................... | 0.10 | 0.70 | 0.50 |
| Aritmetika Standar ............ | 0.10 | 0.79 | 0.63 |
| Aritmetika Guru .................. | 0.01 | 0.83 | 0.70 |
| Total Variansi ............... | 1.82 | 1.82 | 3.64 |
| % Variansi Umum ......... | 50.00 | 50.00 | 100.00 |

Karena struktur faktor sangat sederhana maka interpretasi dari faktor-faktor tersebut juga sederhana.

Faktor I meliputi tiga tes yang memiliki beban faktor tertinggi dan signifikan yaitu tes kosakata, tes bacaan, dan tes padanan kata. Ketiga tes tersebut banyak melibatkan penggunaan kata oleh sebab itu faktor I dapat dinamakan sebagai **faktor kemampuan verbal**.

Sedangkan tiga tes yang memiliki beban tinggi pada faktor II adalah tes numerik, aritmetika tes standar dan aritmetika tes yang dibuat oleh guru. Ketiga tes tersebut melibatkan pengerjaan numerikal dan aritmetika. Oleh sebab itu, faktor tersebut dinamakan **faktor kemampuan numerik**. Ketiga tes tersebut melibatkan penggunaan bilangan serta pengerjaan numerikal.

Jadi terdapat dua faktor yang melandasi keenam variabel diatas yakni faktor kemampuan verbal dan faktor kemampuan numerik.

Interpretasi dari contoh diatas sangat sederhana. Interpretasi faktor lebih jelas dapat dilihat pada Bab IV.

## 3.7 Skor Faktor

Jika ingin dibentuk himpunan baru yang merupakan gabungan himpunan variabel asli, maka himpunan baru tersebut dapat dihitung melalui skor faktor. Skor faktor merupakan ukuran gabungan setiap faktor yang menyajikan setiap subjek. Ukuran data asli dan hasil analisis faktor digunakan untuk menghitung skor faktor setiap individu. Secara konseptual, individu yang memiliki skor besar pada beberapa variabel dimana variabel tersebut memiliki beban faktor yang tinggi maka diperoleh skor faktor yang besar pada faktor tersebut. Oleh karena itu, skor faktor menunjukkan bahwa individu memiliki karakteristik khusus yang disajikan melalui faktor dengan derajat yang besar.

Cara menentukan skor faktor adalah melalui pendugaan. Regresi berganda merupakan salah satu teknik yang sering digunakan untuk menduga koefisien dari skor faktor (Sharma, 1996). Bentuk persamaan umum skor faktor untuk individu $i$ pada faktor $j$ adalah

(3.7.1)

dimana adalah penduga skor faktor untuk faktor $j$ pada individu $i$. adalah penduga koefisien skor faktor pada variabel $p$, dan adalah variabel teramati ke-$p$ pada individu $i$. Persamaan 3.7.1 dapat pula disajikan dalam bentuk matriks, yaitu

(3.7.2)

dimana adalah matriks [$n$ $x$ $m$] dari $m$ skor faktor untuk $n$ individu, adalah matriks [$n$ $x$ $p$] dari variabel teramati, dan adalah matriks [$p$ $x$ $m$] dari taksiran koefisien skor faktor. Untuk variabel asli yang telah distandarkan maka

(3.7.3)

Persamaan 3.7.3 dapat pula ditulis sebagai

atau

$\Lambda$ (3.7.4)

dimana $\Lambda$ merupakan matriks beban faktor [$p$ $x$ $m$] dan R adalah matriks korelasi pengamatan. Dari persamaa 3.7.4 diperoleh

$\Lambda$ dan

Melalui persamaan 3.7.4 diperoleh persamaan taksiran koefisien skor faktor yaitu

$\Lambda$ (3.7.5)

Dengan subtitusi persamaan 3.7.3 pada persamaan 3.7.5 diperoleh persamaan untuk taksiran skor faktor, yaitu

$\Lambda$ (3.7.6)

Melalui persamaan 3.7.6 dapat dilihat bahwa skor faktor merupakan fungsi dari variabel asli yang distandarkan dan matriks beban faktor.

**Contoh 3.7.1**

Dalam contoh berikut akan diilustrasikan cara menentukan skor faktor. Andaikan akan ditentukan skor faktor I dan II individu A pada matriks faktor Tabel 3.6.2 (hal. 94). Skor asli individu A pada keenam variabel teramati tersebut adalah misalnya 7, 5, 5, 3, 4, 2. Beban pada kedua faktor tersebut merupakan penduga koefisien skor. Untuk menentukan nilai pendugaan skor kedua faktor, dapat diperoleh melalui perkalian skor asli variabel dan beban-beban variabel pada faktor yang bersesuaian. Jadi,

Skor faktor I untuk individu A adalah

$$\hat{F}_{11} = (0.83)(7) + (0.79)(5) + (0.70)(5) + (0.10)(3) + (0.10)(4) + (0.01)(2)$$
$$= 13.98$$

Skor faktor II untuk individu A adalah

$$\hat{F}_{12} = (0.01)(7) + (0.10)(5) + (0.10)(5) + (0.70)(3) + (0.79)(4) + (0.83)(2)$$
$$= 7.99$$

Jadi skor faktor individu A pada faktor I adalah 13.98 dan skor faktor individu B pada faktor II adalah 7.99. Dari kedua skor faktor tersebut tampak bahwa seorang individu memiliki skor besar pada satu faktor dan memiliki skor lebih rendah pada faktor lainnya. Hal tersebut dipengaruhi oleh skor asli dan beban faktor yang ada. Dengan cara serupa skor-skor faktor pada individu lain dapat pula ditentukan jika skor-skor asli diketahui.

# BAB IV

# APLIKASI ANALISIS FAKTOR

Pada Bab ini akan dibahas mengenai aplikasi analisis faktor dalam berbagai bidang yaitu dalam bidang psikologi, politik, dan pertahanan keamanan. Analisis terhadap data-data pada aplikasi tersebut akan menggunakan langkah-langkah analisis faktor seperti yang telah dijelaskan terdahulu. Melalui aplikasi tersebut diharapkan pemahaman tentang analisis faktor semakin mudah dan dapat menggunakan analisis faktor dalam berbagai bidang penelitian..

## 4.1 Aplikasi Analisis Faktor di Bidang Psikologi

Contoh 3.2 (hal. 19) merupakan salah satu contoh aplikasi analisis faktor di bidang psikologi. Data asli yang digunakan disusun oleh Holzinger dan Swineford (Ferguson, 1971). Pada contoh tersebut variabel-variabel merupakan tes psikologi. Tes-tes tersebut diterapkan pada siswa kelas enam dan kelas tujuh dipinggiran kota Chicago yang bertujuan untuk mengetahui faktor-faktor kecerdasan siswa sekolah dasar. Sampel terdiri atas 145 siswa dan jumlah variabel adalah 24 tes psikologi. Melalui analisis faktor diharapkan dapat diidentifikasi faktor-faktor kecerdasan umum siswa tersebut. Pada skripsi ini, data akan dianalisis ulang menggunakan metode pusat untuk ekstraksi faktor seperti yang telah dijelaskan pada BAB III.

Dari Tabel 3.1 tampak bahwa komunalitas belum diketahui oleh sebab itu harus diduga dari data. Metode yang akan digunakan untuk menentukan komunalitas adalah dengan menganggap korelasi tertinggi pada setiap baris sebagai penduga komunalitas variabel. Matriks korelasi dengan penduga komunalitas disajikan kembali pada lampiran 1.

Adapun langkah utama yang digunakan dalam metode pusat adalah sebagai berikut: pertama-tama, menentukan matriks korelasi residual; kedua, merefleksi beberapa variabel untuk memaksimumkan jumlah positif nilai pada tabel korelasi residual; dan ketiga, menentukan beban pusat. Proses perhitungan analisis faktor disajikan pada lampiran 1 sampai dengan lampiran 7.

**Aplikasi Kriteria Kecukupan suatu Faktor**

Pada lampiran 1 sampai dengan lampiran 7 tampak bahwa ekstraksi faktor terus berlanjut. Untuk membatasi ekstraksi faktor maka diperlukan kriteria $\phi$ Tucker. Kriteria $\phi$ Tucker memerlukan jumlah mutlak semua entri pada matriks tanpa sel diagonal. Hal tersebut dapat diperoleh melalui jumlah nilai setiap kolom matriks korelasi yang ditempatkan pada baris $|\Sigma_{jk}|$. Perhatikan lampiran 1 sampai dengan lampiran 7. Untuk menentukan nilai $\phi$ Tucker, pertama-tama nilai $\Sigma\,|\Sigma_{jk}|$ dijumlah dengan komunalitas residual dan kemudian dijumlah dengan komunalitas yang diduga kembali. Nilai $\phi$ Tucker kemudian dihitung dengan prosedur yang digambarkan pada halaman 66-68. Setiap nilai $\phi$ Tucker diletakkan bersesuaian dengan faktor pada Tabel 4.1.1

Setelah semua nilai $\phi$ Tucker ditentukan, tampak bahwa nilai $\phi$ Tucker pada faktor V dan Faktor VI tidak bertambah secara signifikan dan cenderung bertahan pada faktor VI. Hal tersebut menunjukkan bahwa faktor V dan faktor VI tidak signifikan. Jadi, dapat disimpulkan bahwa hanya terdapat empat faktor dari ekstraksi faktor tersebut. Matriks Faktor disajikan pada Tabel 4.1.2

**Tabel 4.1.1**

Kriteria $\phi$ Tucker untuk membatasi ekstraksi faktor

| Faktor | $\phi$ Tucker | Beda |
|---|---|---|
| I | .262 | I, II = .523 |
| II | .785 | II, III = .024 |
| III | .761 | III, IV =.045 |
| IV | .716 | IV, V =.179 |
| V | .895 | V, VI =.006 |
| VI | .889 | |
| Nilai Kriteria | (24-1)/(24+1) = 0.92 | |

**Tabel 4.1.2**

Matriks Faktor Pusat ($F_c$)

| Tes | Faktor I | II | III | IV | $h^2$ | Jumlah Refleksi |
|---|---|---|---|---|---|---|
| 1. Visual Perception .................... | .600 | .104 | -.227 | -.242 | .481 | 1 |
| 2. Cubes .................................... | .381 | .134 | -.198 | -.206 | .245 | 1 |
| 3. Paper Form Board ...................... | .427 | .226 | -.266 | -.191 | .341 | 1 |
| 4. Flags ........................................ | .487 | .221 | -.178 | -.218 | .365 | 1 |
| 5. General Information .................. | .671 | .308 | .329 | .133 | .671 | 0 |
| 6. Paragraph Comprehension .......... | .666 | .345 | .245 | .289 | .706 | 0 |
| 7. Sentence Completion .................. | .646 | .374 | .353 | .148 | .704 | 0 |
| 8. Word Classification .................... | .668 | .236 | .172 | -.031 | .532 | 1 |
| 9. Word Meaning ............................ | .664 | .387 | .235 | .304 | .738 | 0 |
| 10. Addition .................................. | .468 | -.464 | .418 | -.183 | .643 | 3 |
| 11. Code ........................................ | .570 | -.401 | .208 | .073 | .534 | 2 |
| 12. Counting Dot ............................ | .483 | -.360 | .193 | -.382 | .546 | 3 |
| 13. Straight-Curved Capital .............. | .607 | -.141 | .140 | -.313 | .506 | 3 |
| 14. Word Cognition .......................... | .438 | -.185 | -.069 | .381 | .376 | 2 |
| 15. Number Recognition .................... | .408 | -.172 | -.209 | .290 | .324 | 2 |
| 16. Figur Recognition ...................... | .525 | -.094 | -.373 | .116 | .437 | 2 |
| 17. Objec Number ............................ | .483 | -.289 | -.097 | .264 | .396 | 2 |
| 18. Number Figure ............................ | .543 | -.304 | -.205 | -.039 | .431 | 1 |
| 19. Figure Word ................................ | .458 | -.135 | -.140 | .040 | .249 | 2 |
| 20. Deduction .................................... | .618 | .188 | -.167 | .036 | .446 | 2 |
| 21. Numerical Puzzles ........................ | .603 | -.131 | -.061 | -.201 | .425 | 1 |
| 22. Problem Reasoning ........................ | .613 | .153 | -.151 | .080 | .428 | 2 |
| 23. Series Completion ........................ | .687 | .172 | -.123 | -.128 | .533 | 1 |
| 24. Arithmetic Problems .................... | .655 | -.178 | .167 | -.045 | .491 | 3 |
| Total Variansi ................................ | 8.395 | 0.768 | 1.551 | 0.156 | 10.870 | |
| % Variansi Umum .......................... | 77.231 | 7.065 | 14.269 | 1.435 | 100.000 | |

**Pemeriksaan Beban Pusat**

Setelah faktor diperoleh melalui $\phi$ Tucker, maka perlu dilakukan pemeriksaan beban faktor untuk melihat apakah proses ekstraksi faktor sudah benar. Adapun langkah-langkah pemeriksaan beban faktor adalah:

1. Menentukan perkalian silang antar beban faktor pada setiap variabel dengan variabel lain yang berdekatan.

   **Contoh:**

   Perkalian silang variabel 1 dan 2 pada Tabel 4.1.3 adalah:

   $(.600)(.381) + (.104)(.134) + (-.227)(-.198) + (-.242)(-.206) = .3373$

   Tentukan semua perkalian beban faktor sampai pada variabel 24 dan 1. Letakkan hasilnya pada Tabel 4.1.3.

2. Menentukan jumlah refleksi setiap variabel. Hal tersebut dapat dilakukan dengan menghitung banyaknya perubahan tanda beban pusat pada variabel. Hasilnya diletakkan pada kolom paling kanan Tabel 4.1.2 matriks faktor.

   **Contoh**

   Perubahan tanda beban pusat pada variabel 10 Tabel 4.1.2 terjadi sebanyak tiga kali yaitu menjadi negatif pada faktor II kemudian berubah menjadi positif pada faktor III dan kembali menjadi negatif pada faktor 4. Oleh sebab itu jumlah refleksi pada variabel 10 adalah 3.

3. Letakkan korelasi residual sebelum refleksi pada faktor terakhir dari dua variabel yang berdekatan pada kolom kedua Tabel 4.1.3. Residual faktor terakhir pada data diatas dapat dilihat pada lampiran 4.

**Contoh**

Korelasi residual faktor IV untuk variabel 1 dan variabel 2 adalah -.0200

**Tabel 4.1.3**

Pemeriksaan Nilai Beban Faktor

| Tes | Perkalian silang beban faktor | Korelasi Residual (IV) | Genap/Ganjil | Perkalian silang + Residual Keempat (IV) | Korelasi Tabel 4.1 |
|---|---|---|---|---|---|
| 1,2 | .3373 | -.0200 | 2 (Genap) | .3173 | .318 |
| 2,3 | .2850 | .0320 | 2 (Genap) | .3170 | .317 |
| 3,4 | .3469 | -.0420 | 2 (Genap) | .3049 | .305 |
| 4,5 | .3073 | .0800 | 1 (Ganjil) | .2273 | .227 |
| 5,6 | .6722 | -.0500 | 0 (Genap) | .6222 | .622 |
| 6,7 | .6885 | .0340 | 0 (Genap) | .7225 | .722 |
| 7,8 | .5759 | -.0430 | 1 (Ganjil) | .6189 | .619 |
| 8,9 | .5659 | .0340 | 1 (Ganjil) | .5319 | .532 |
| 9,10 | .2850 | .0030 | 3 (Ganjil) | .1708 | .170 |
| 10,11 | .5531 | .0430 | 5 (Ganjil) | .4834 | .484 |
| 11,12 | .4319 | .0030 | 5 (Ganjil) | .4289 | .428 |
| 12,13 | .4905 | .0210 | 6 (Genap) | .5115 | .512 |
| 13,14 | .1630 | -.0320 | 5 (Ganjil) | .1950 | .195 |
| 14,15 | .3354 | .0350 | 4 (Genap) | .3704 | .370 |
| 15,16 | .3420 | -.0170 | 4 (Genap) | .3250 | .325 |
| 16,17 | .3475 | -.0240 | 4 (Genap) | .3235 | .324 |
| 17,18 | .3597 | -.0880 | 3 (Ganjil) | .4477 | .448 |
| 18,19 | .3169 | -.0410 | 3 (Ganjil) | .3579 | .358 |
| 19,20 | .2825 | -.1150 | 4 (Genap) | .1675 | .167 |
| 20,21 | .3510 | -.0620 | 3 (Ganjil) | .4130 | .413 |
| 21,22 | .3427 | -.0310 | 3 (Ganjil) | .3737 | .374 |
| 22,23 | .4558 | -.0470 | 3 (Ganjil) | .5028 | .503 |
| 23,24 | .4046 | .0300 | 4 (Genap) | .4346 | .434 |
| 24,1 | .3475 | -.0650 | 4 (Genap) | .2825 | .282 |

4. Tentukan jumlah refleksi pada setiap dua variabel yang berdekatan. Jika jumlah refleksi adalah genap maka korelasi residual tidak berubah sebelum dijumlah dengan perkalian silang beban faktor. Tetapi, jika jumlah refleksi pada kedua variabel tersebut ganjil tanda korelasi residual berubah sebelum dijumlah dengan perkalian silang beban faktor.

**Contoh:**

Jumlah refleksi antara variabel 4 dan variabel 5 adalah 1 + 0 = 1. Jumlah refleksi tersebut ganjil oleh sebab itu tanda korelasi pada kedua variabel tersebut sebelum dijumlah dengan perkalian silang beban faktor berubah dari positif menjadi negatif.

5. Hasil penjumlahan antara koefisien korelasi dengan perkalian silang beban faktor diletakkan pada kolom "jumlah perkalian beban faktor + korelasi residual faktor terakhir".
6. Letakkan korelasi residual awal (Tabel 3.1) antar dua variabel yang berdekatan pada kolom terakhir Tabel 4.1.3.

Dari Tabel 4.1.3 tampak bahwa jumlah perkalian beban ditambah korelasi residual terakhir sama dengan korelasi residual awal. Oleh sebab itu perhitungan penentuan faktor diatas sudah benar. Jadi terdapat empat faktor yang melandasi dua puluh empat variabel diatas.

**Rotasi Faktor**

Beban- beban faktor pada Tabel 4.1.2 belum dapat diinterpretasikan secara langsung karena beban-beben faktor yang tingg lebih banyak berada pada faktor I oleh sebab itu diperlukan rotasi faktor. Rotasi yang digunakan pada contoh ini adalah rotasi oblique dengan metode rotasi langsung. Adapun langkah-langkah yang diperlukan adalah pertama-tama menentukan perluasan beban faktor pusat seperti yang terlihat pada Tabel 4.1.4.

**Tabel 4.1.4**

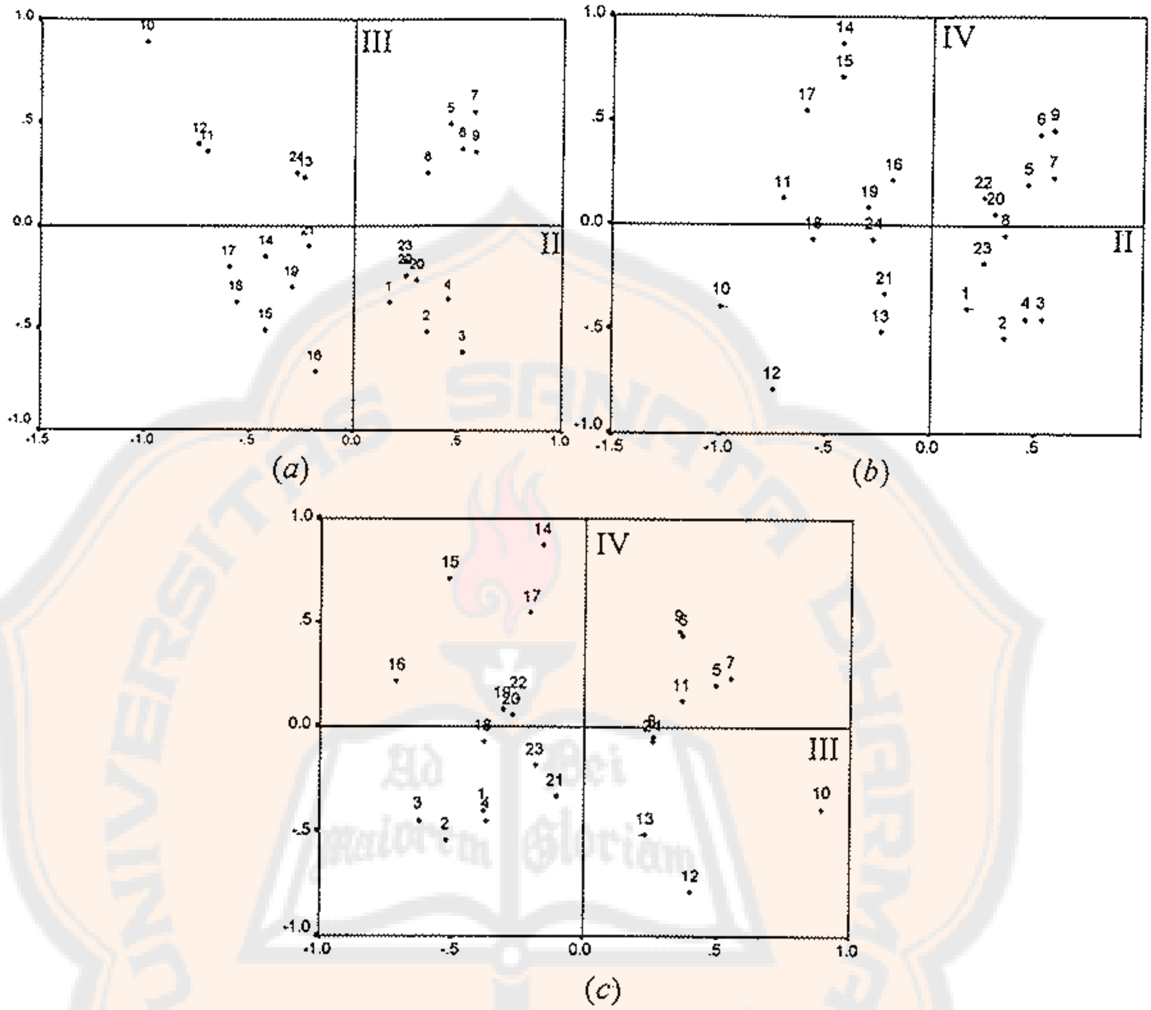
Perluasan Beban Faktor pada Tabel 4.1.2

| Tes | $1 / a_{i1}$ | Faktor | | | |
|---|---|---|---|---|---|
| | | I | II | III | IV |
| 1 | 1.6667 | 1.00 | .173 | -.378 | -.403 |
| 2 | 2.6247 | 1.00 | .352 | -.520 | -.541 |
| 3 | 2.3419 | 1.00 | .529 | -.623 | -.447 |
| 4 | 2.0534 | 1.00 | .454 | -.366 | -.448 |
| 5 | 1.4903 | 1.00 | .459 | .490 | .198 |
| 6 | 1.5015 | 1.00 | .518 | .368 | .434 |
| 7 | 1.5480 | 1.00 | .579 | .546 | .229 |
| 8 | 1.4970 | 1.00 | .353 | .257 | -.046 |
| 9 | 1.5060 | 1.00 | .583 | .354 | .458 |
| 10 | 2.1368 | 1.00 | -.991 | .893 | -.391 |
| 11 | 1.7544 | 1.00 | -.704 | .365 | .128 |
| 12 | 2.0704 | 1.00 | -.745 | .400 | -.791 |
| 13 | 1.6474 | 1.00 | -.232 | .231 | -.516 |
| 14 | 2.2831 | 1.00 | -.422 | -.158 | .870 |
| 15 | 2.4510 | 1.00 | -.422 | -.512 | .711 |
| 16 | 1.9048 | 1.00 | -.179 | -.710 | .221 |
| 17 | 2.0704 | 1.00 | -.598 | -.201 | .547 |
| 18 | 1.8416 | 1.00 | -.560 | -.378 | -.072 |
| 19 | 2.1834 | 1.00 | -.295 | -.306 | .087 |
| 20 | 1.6181 | 1.00 | .304 | -.270 | .058 |
| 21 | 1.6584 | 1.00 | -.217 | -.101 | -.333 |
| 22 | 1.6313 | 1.00 | .250 | -.246 | .131 |
| 23 | 1.4556 | 1.00 | .250 | -.179 | -.186 |
| 24 | 1.5267 | 1.00 | -.272 | .255 | -.069 |

Setelah menentukan nilai perluasan beban faktor, kemudian nilai perluasan beban faktor II sampai faktor IV diplot seperti terlihat pada Gambar 4.1. Banyaknya plot faktor adalah (½ )(3)(3-1) = 3 plot faktor yang merupakan kombinasi dari ketiga faktor tersebut yaitu plot faktor II dan III, faktor II dan IV, dan faktor III dan IV.

Dari Gambar 4.1.1 akan ditentukan variabel yang terletak pada sudut perpotongan. Pada Gambar 4.1.1*a* variabel 10 terlihat pada satu sudut, variabel 7 pada sudut yang lain, sedangkan variabel 3 pada sudut ketiga dan variabel 16 terlihat pada sudut keempat.




**Gambar 4.1.1**

Plot perluasan beban faktor dari Tabel 4.1.4

Pada Gambar 4.1.1*b*, variabel 14, 6 dan 9, 3 dan 4, dan 10 muncul pada masing-masing sudut perpotongan bidang, dan pada Gambar 4.1.1*c*, variabel 14, 10, 2 dan 3, dan 5 dan 7 muncul kembali pada sudut perpotongan.

Jika dipilih satu variabel untuk mewakili empat sumbu utama, maka variabel yang paling konsisten berada pada sudut perpotongan adalah variabel 3, 7, 10 dan 14.

Setelah memilih variabel yang mewakili empat sumbu utama langkah selanjutnya adalah menentukan beban pada sumbu utama yang disajikan pada Tabel 4.1.5. Sedangkan langkah perhitungan beban pada sumbu sederhana dan hasilnya berturut-turut disajikan pada Tabel 4.1.6 dan Tabel 4.1.7.

**Tabel 4.1.5**

Langkah Perhitungan Beban Faktor Sumbu Utama Oblique

**$P'$**

Bilangan Arah pada Faktor Utama

| | $P_1$ (3) | $P_2$ (7) | $P_3$ (10) | $P_4$ (14) |
|---|---|---|---|---|
| I | 1.0000 | 1.0000 | 1.0000 | 1.0000 |
| II | .5290 | .5790 | -.9910 | -.4220 |
| III | -.6230 | .5460 | .8930 | -.1580 |
| IV | -.4470 | .2290 | -.3910 | .8700 |
| $\Sigma l^2$ | 1.8678 | 1.6858 | 2.9324 | 1.9599 |
| $\sqrt{\Sigma l^2}$ | 1.3667 | 1.2984 | 1.7124 | 1.4000 |
| $D_1$ | .7317 | .7702 | .5840 | .7143 |

**$T' = P'D_1$**

Matriks Transformasi (Cosinus Arah) pada Faktor Utama

| | $P_1$ | $P_2$ | $P_3$ | $P_4$ |
|---|---|---|---|---|
| I | .7317 | .7702 | .5840 | .7143 |
| II | .3871 | .4459 | -.5787 | -.3014 |
| III | -.4558 | .4205 | .5215 | -.1129 |
| IV | -.3271 | .1764 | -.2283 | .6214 |

**$TT'$**

Cosinus Sudut antara Sumbu Utama

| | $P_1$ | $P_2$ | $P_3$ | $P_4$ |
|---|---|---|---|---|
| $P_1$ | 1.0000 | .4868 | .0403 | .2542 |
| $P_2$ | .4868 | 1.0000 | .3708 | .4779 |
| $P_3$ | .0403 | .3708 | 1.0000 | .3908 |
| $P_4$ | .2542 | .4779 | .3908 | 1.0000 |

$$R_{jp} = F_c T'$$

Matriks Sumbu Utama

| Tes | Faktor I | II | III | IV |
|---|---|---|---|---|
| 1. Visual Perception .......................... | 0.66 | 0.37 | 0.23 | 0.27 |
| 2. Cubes .......................................... | 0.49 | 0.23 | 0.09 | 0.13 |
| 3. Paper Form Board ........................ | 0.58 | 0.28 | 0.02 | 0.15 |
| 4. Flags ............................................ | 0.59 | 0.36 | 0.11 | 0.17 |
| 5. General Information ..................... | 0.42 | 0.82 | 0.35 | 0.43 |
| 6. Paragraph Comprehension .......... | 0.41 | 0.82 | 0.25 | 0.52 |
| 7. Sentence Completion .................. | 0.41 | 0.84 | 0.31 | 0.4 |
| 8. Word Classification .................... | 0.51 | 0.69 | 0.35 | 0.37 |
| 9. Word Meaning ............................ | 0.43 | 0.84 | 0.22 | 0.52 |
| 10. Addition ........................................ | 0.03 | 0.30 | 0.80 | 0.31 |
| 11. Code ............................................. | 0.14 | 0.36 | 0.66 | 0.55 |
| 12. Counting Dot ............................... | 0.25 | 0.23 | 0.68 | 0.19 |
| 13. Straight-Curved Capital .............. | 0.43 | 0.41 | 0.58 | 0.27 |
| 14. Word Cognition ........................... | 0.16 | 0.29 | 0.24 | 0.61 |
| 15. Number Recognition ................... | 0.23 | 0.2 | 0.16 | 0.55 |
| 16. Figur Recognition ........................ | 0.48 | 0.23 | 0.14 | 0.52 |
| 17. Objec Number ............................. | 0.2 | 0.25 | 0.34 | 0.61 |
| 18. Number Figure ............................ | 0.39 | 0.19 | 0.4 | 0.48 |
| 19. Figure Word ................................ | 0.33 | 0.24 | 0.26 | 0.41 |
| 20. Deduction ..................................... | 0.59 | 0.50 | 0.16 | 0.43 |
| 21. Numerical Puzzles ...................... | 0.48 | 0.34 | 0.44 | 0.35 |
| 22. Problem Reasoning ..................... | 0.55 | 0.49 | 0.17 | 0.46 |
| 23. Series Completion ....................... | 0.67 | 0.53 | 0.27 | 0.37 |
| 24. Arithmetic Problems ................... | 0.35 | 0.49 | 0.58 | 0.47 |

Perhitungan matriks $T^{-1}$ (invers dari matriks T)

| | *a* | *b* | *c* | *d* | *e* | *f* | *g* | *h* | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | I | II | III | IV | I | II | III | IV | |
| 1. | .7317 | .3871 | -.4558 | -.3271 | 1 | | | | |
| 2. | 1.0000 | .5290 | -.6229 | -.4470 | 1.3667 | .0000 | | | |
| $P_1$ | 3 | .0000 | -13.0255 | -7.6202 | 15.8674 | -13.776 | .0000 | | |
| | | 4 | .0000 | -.3744 | .7807 | .1017 | .6003 | .0000 | $P_1$ |
| | | | 5 | .0000 | .5220 | .2260 | .3470 | .3380 | |
| 6. | .7702 | .4459 | .4205 | .1764 | .0000 | | | | |
| 7. | .0000 | .0384 | .9003 | .5207 | -1.0526 | 1.0000 | | | |
| $P_2$ | 8 | 1.0000 | 23.4453 | 13.5599 | -27.4115 | 26.0417 | .0000 | | |
| | | 9 | .0000 | .5179 | -.2560 | 1.0626 | -1.0805 | .0000 | $P_2$ |
| | | | 10 | .0000 | .1019 | .8906 | -.7302 | -.4675 | |
| 11. | .5840 | -.5787 | .5215 | -.2283 | .0000 | | | | |
| 12. | .00000 | -.8877 | .8853 | .0328 | -.7981 | .0000 | | | |
| $P_3$ | 13. | .0000 | 21.6977 | 12.0699 | -25.1313 | 23.1172 | 1.0000 | | |
| | | 14. | 1.0000 | .5563 | -1.1582 | 1.0654 | .0461 | .0000 | $P_3$ |
| | | | 15. | .0000 | -.7738 | .8806 | .4224 | -.5022 | |
| 16. | .7143 | -.3014 | -.1129 | .6214 | .0000 | | | | |
| 17. | .00000 | -.6793 | .3321 | .9407 | -.9762 | | | | |
| $P_4$ | 18. | .0000 | 16.2585 | 10.1519 | -19.5968 | 17.6901 | | | |
| | | 19 | .0000 | 1.1077 | -.7654 | .3679 | -.7493 | 1.0000 | $P_4$ |
| | | | 20 | 1.0000 | -.6910 | .3321 | -.6764 | .9028 | |

Masukkan nilai dari matriks **T** pada baris 1, 6, 11 dan 16, kolom *a* sampai dengan kolom *d*, dan masukkan matriks indentitas pada kolom *e* sampai dengan kolom *h* seperti yang terlihat pada tabel.

Baris 2. Bagi nilai $1a$ sampai dengan nilai $1e$ dengan nilai $1a$

Baris 7. $7a = 6a - 6a.2a = 0.0$; $7b = 6b - 6a.2c$; ....; $7e = 6e - 6a.2e$.

Baris 12. $12a = 11a - 11a.2a = 0.0$; $12b = 11b - 11a.2b$; ....; $12e = 11e - 11a.2e$

Baris 17. $17a = 16a - 16a.2a = 0.0$; $17b = 16b - 16a.2b$; ...; $16e = 16e - 16a.2e$

Baris 8. Bagi nilai $8b$ sampai dengan nilai $8f$ dengan nilai $8b$

Baris 3. $3b = 2b - 2b.8b = 0.0$; $3c = 2c - 2b.8c$; ...; $3f = 2f - 2b.8f$

Baris 13. $15b = 14b - 14b.9b = 0.0$; $15c = 14c - 14b.9c$; ... ; $15f = 14f - 14b.9f$

Baris 18. $21b = 20b - 20b.\ 9b = 0.0$ $20c = 20c - 20b.\ 9c$; ...; $20f = 20f - 20b.\ 9f$

Baris 14. Bagi nilai $14c$ sampai dengan nilai $14g$ dengan nilai $14c$

Baris 4. $4c = 3c - 3c.14c = 0.0$; $4d = 3d - 3c.14d$; ...; $4g = 3g - 3c.14g$

Baris 9. $9c = 8c - 8c.14c = 0.0$; $9d = 8d - 8c.14d$; ...; $9g = 8g - 8c.14g$

Baris 19. $19c = 18c - 18c.14c = 0.0$; $19d = 18d - 18c.14d$; ...; $19g = 18g - 18c.14g$

Baris 20. Bagi nilai $20d$ sampai dengan nilai $22h$ dengan nilai $20d$

Baris 5. $5d = 4d - 4d.20d = 0.0$; $5e = 4e - 4d.20e$; ...; $5h = 4h - 4d.23h$.

Baris 10. $10d = 9d - 9d.20d = 0.0$; $10e = 9e - 9d.20e$; ...; $10h = 9h - 9d.20h$.

Baris 15. $15d = 14d - 14d.20d = 0.0$; $15e = 14e - 14d.20e$; ...; $15h = 14h - 14h.20h$.

**Tabel 4.1.6**

Langkah Perhitungan Beban Faktor Sederhana Oblique

$\mathbf{T}^{-1}$

Invers dari Transpose Matriks **T**

| | $P_1$ | $P_2$ | $P_3$ | $P_4$ |
|---|---|---|---|---|
| $P_1$ | .5220 | .2260 | .3470 | .3380 |
| $P_2$ | .1019 | .8906 | -.7302 | -.4675 |
| $P_3$ | -.7738 | .8806 | .4224 | -.5022 |
| $P_4$ | -.6910 | .3321 | -.6764 | .9028 |
| $\Sigma f^2$ | 1.3591 | 1.7300 | 1.2895 | 1.4001 |
| $\sqrt{\Sigma f^2}$ | 1.1658 | 1.3153 | 1.1356 | 1.1833 |
| $D_2$ | .8578 | .7603 | .8806 | .8451 |

Matriks Transformasi pada Faktor Sederhana

$$\Lambda$$

| | I | II | III | IV |
|---|---|---|---|---|
| $P_1$ | .4478 | .1718 | .3056 | .2856 |
| $P_2$ | .0874 | .6771 | -.6430 | -.3951 |
| $P_3$ | -.6638 | .6695 | .3720 | -.4244 |
| $P_4$ | -.5927 | .2525 | -.5956 | .7630 |

Cosinus Sudut antara Sumbu Sederhana

$$\mathbf{C} = \Lambda'\Lambda$$

| | I | II | III | IV |
|---|---|---|---|---|
| I | 1.0001 | -.4580 | .1867 | -.0772 |
| II | -.4580 | 1.0000 | -.2842 | -.3099 |
| III | .1867 | -.2842 | 1.0000 | -.2710 |
| IV | -.0772 | -.3099 | -.2710 | 1.0000 |

**Interpretasi Faktor**

Hasil rotasi matriks faktor secara oblique ditampilkan pada Tabel 4.1.7. Faktor-faktor tersebut harus diinterpretasi agar mempunyai makna. Untuk menginterpretasi faktor maka harus ada kriteria beban faktor yang dianggap signifikan. Karena ukuran sampel sebanyak 145 siswa maka beban faktor dianggap sudah signifikan jika bernilai 0.45. Setiap beban tertinggi dan sekaligus signifikan pada masing-masing faktor telah digarisbawahi. Tampak bahwa tidak semua beban faktor tertinggi adalah signifikan.

Ferguson *at al.* (1989) menggunakan **analisis komponen utama** (*principal component analysis*) untuk ekstraksi faktor dan menghasilkan lima faktor umum. Namun hanya empat faktor umum yang digunakan untuk rotasi dan interpretasi. Keempat faktor umum tersebut dirotasi secara ortogonal dan hasilnya disajikan dalam Tabel 4.1.8.

**Tabel 4.1.7**

Matriks Rotasi Beban Faktor pada sumbu sederhana Oblique

$$\mathbf{V} = \mathbf{F}_c\Lambda$$

| Tes | Faktor I | Faktor II | Faktor III | Faktor IV | $h^2$ |
|---|---|---|---|---|---|
| 1. Visual Perception | .572 | -.040 | .176 | .042 | .362 |
| 2. Cubes | .436 | -.028 | .079 | -.017 | .197 |
| 3. Paper Form Board | .501 | .000 | .000 | .000 | .251 |
| 4. Flags | .485 | .059 | .070 | -.039 | .245 |
| 5. General Information | .030 | .578 | .050 | .032 | .339 |
| 6. Paragraph Comprehension | -.006 | .585 | -.099 | .170 | .381 |
| 7. Sentence Completion | .000 | .638 | .000 | .000 | .407 |
| 8. Word Classification | .224 | .382 | .135 | .001 | .214 |
| 9. Word Meaning | -.005 | .611 | -.140 | .169 | .420 |
| 10. Addition | .000 | .000 | .706 | .000 | .498 |
| 11. Code | .039 | -.016 | .466 | .289 | .302 |
| 12. Counting Dot | .283 | -.128 | .678 | -.093 | .565 |
| 13. Straight-Curved Capital | .352 | .024 | .515 | -.069 | .394 |
| 14. Word Cognition | .000 | .000 | .000 | .518 | .268 |
| 15. Number Recognition | .135 | -.113 | -.015 | .494 | .275 |
| 16. Figur Recognition | .406 | -.194 | .013 | .434 | .391 |
| 17. Objec Number | .099 | -.111 | .140 | .495 | .287 |
| 18. Number Figure | .376 | -.260 | .308 | .332 | .414 |
| 19. Figure Word | .263 | -.096 | .151 | .274 | .176 |
| 20. Deduction | .383 | .131 | -.016 | .201 | .205 |
| 21. Numerical Puzzles | .418 | -.077 | .366 | .097 | .324 |
| 22. Problem Reasoning | .341 | .128 | -.015 | .240 | .190 |
| 23. Series Completion | .480 | .120 | .130 | .083 | .269 |
| 24. Arithmetic Problems | .194 | .092 | .404 | .152 | .232 |
| Total Variansi | 2.37 | 1.826 | 1.985 | 1.427 | 7.608 |
| % Variansi Umum | 31.151 | 24.001 | 26.091 | 18.757 | 100 |

Untuk Tabel 4.1.7, pada faktor I beban faktor tertinggi yang signifikan terdapat pada tes 1 Visual Perception, tes 3 Paper Form Board, tes 4 Flags, dan tes 23 Series Completion. Hampir semua tes pada faktor I memerlukan kemampuan persepsi. Oleh sebab itu faktor I dapat dinamakan **faktor kemampuan persepsi**.

Tes-tes dengan beban faktor tertinggi yang siginifikan pada faktor II adalah tes 5 General Information, tes 6 Paragraph Comprehension, tes 7 Sentence Completion, dan tes 9 Word Meaning. Tes-tes tersebut banyak melibatkan kemampuan berbahasa maka faktor II dinamakan **faktor kemampuan verbal**.

Pada faktor III beban faktor tertinggi signifikan terdapat pada tes 10 Addition, tes 11 Code, tes 12 Counting Dots, dan tes 13 Straight-Curved Capitals. Ketiga tes tersebut memerlukan kecepatan yang tinggi maka faktor III dapat dinamakan **faktor kemampuan kecepatan**.

Sedangkan pada faktor IV terdapat 3 tes yang memiliki beban tertinggi yang signifikan, yaitu tes 14 Word Recognition, tes 15 Number Recognition, dan tes 17 Object-Number. Jika diperhatikan tes-tes tersebut memerlukan ingatan untuk mengenali suatu objek oleh sebab itu faktor IV dinamakan **faktor kemampuan memori**.

**Tabel 4.1.8**

Matriks Rotasi Beban Faktor secara Ortogonal

| Tes | Faktor | | | | $h^2$ |
|---|---|---|---|---|---|
| | I | II | III | IV | |
| 1. Visual Perception | .151 | .204 | .658 | .165 | .526 |
| 2. Cubes | .111 | .089 | .458 | .069 | .235 |
| 3. Paper Form Board | .144 | -.013 | .579 | .118 | .370 |
| 4. Flags | .231 | .090 | .557 | .080 | .378 |
| 5. General Information | .745 | .220 | .199 | .149 | .666 |
| 6. Paragraph Comprehension | .764 | .078 | .199 | .225 | .680 |
| 7. Sentence Completion | .803 | .155 | .196 | .084 | .714 |
| 8. Word Classification | .577 | .233 | .345 | .137 | .526 |
| 9. Word Meaning | .795 | .048 | .203 | .224 | .726 |
| 10. Addition | .172 | .762 | -.090 | .157 | .643 |
| 11. Code | .191 | .572 | .102 | .396 | .530 |
| 12. Counting Dot | .018 | .704 | .178 | .083 | .535 |
| 13. Straight-Curved Capital | .168 | .552 | .413 | .078 | .510 |
| 14. Word Cognition | .207 | .081 | .060 | .561 | .368 |
| 15. Number Recognition | .125 | .082 | .105 | .513 | .297 |
| 16. Figur Recognition | .073 | .059 | .414 | .514 | .444 |
| 17. Objec Number | .142 | .222 | .061 | .588 | .419 |
| 18. Number Figure | .026 | .356 | .285 | .455 | .416 |
| 19. Figure Word | .130 | .168 | .250 | .385 | .256 |
| 20. Deduction | .348 | .100 | .426 | .300 | .429 |
| 21. Numerical Puzzles | .171 | .437 | .405 | .212 | .429 |
| 22. Problem Reasoning | .351 | .133 | .407 | .301 | .392 |
| 23. Series Completion | .368 | .225 | .521 | .225 | .508 |
| 24. Arithmetic Problems | .351 | .479 | .176 | .292 | .469 |
| Total Variansi | 3.613 | 2.616 | 2.934 | 2.300 | 11.462 |
| % Variansi Umum | 31.522 | 22.823 | 25.598 | 20.066 | 100.00 |

Sumber : Ferguson *at al.*, 1989.

Untuk Tabel 4.1.8, Ferguson memberikan nama masing-masing setiap faktor sebagai berikut: faktor I dinamakan **faktor kemampuan verbal**, faktor II dinamakan **faktor kecepatan**, faktor III dinamakan **faktor kemampuan deduksi** dan faktor IV dinamakan **faktor kemampuan memori**.

Semua faktor telah diidentifikasi dengan jelas. Jumlah faktor umum yang dianalisis ulang menggunakan metode pusat serta analisis komponen utama adalah sama yaitu empat faktor dan hampir setiap faktor memiliki variabel tertinggi dan signifikan yang sama. Dari interpretasi faktor Tabel 4.1.7 dapat disimpulkan bahwa faktor-faktor kecerdasan siswa dipengaruhi oleh 4 faktor yaitu faktor kemampuan persepsi, verbal, kecepatan dan memori. Jadi, melalui analisis faktor 24 veriabel asli dapat diminumkan menjadi 4 variabel baru yang memberikan informasi maksimum mengenai faktor kecerdasan siswa.

### 4.2 Aplikasi Analisis Faktor di Bidang Politik

Setelah membahas aplikasi analisis faktor dalam bidang psikologi, berikut akan dibahas aplikasi analisis faktor dalam bidang politik. Dalam aplikasi ini, akan digunakan data karakteristik politik yang digunakan di suatu negara yang terdapat dalam buku Rummel (1970). Sampel terdiri atas 79 negara dengan 10 variabel karakteristik politik. Matriks korelasi dari 10 karakteristik politik tersebut disajikan dalam Tabel 4.2.1. Melalui analisis faktor diharapkan dapat diidentifikasi karakteristik politik terjadi di negara-negara tersebut. Dalam skripsi ini, matriks korelasi akan dianalisis ulang menggunakan metode pusat.

**Tabel 4.2.1**

Matriks Korelasi 10 Karakteristik Politik

| Karakteristik | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 | 10 |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 1. Gaya Sistem ............................... | | -.67 | -.39 | -.61 | -.72 | -.87 | -.38 | -.51 | -.14 | .12 |
| 2. Status Konstitusional .................. | -.67 | | .78 | .87 | .92 | .71 | .73 | .85 | -.13 | -.49 |
| 3. Karakter Representatif ............... | -.39 | .78 | | .81 | .74 | .34 | .76 | .83 | -.44 | -.64 |
| 4. Sistem Elektoral .......................... | -.61 | .87 | .81 | | .88 | .60 | .77 | .84 | -.22 | -.47 |
| 5. Kebebasan Kelompok Oposisi .... | -.72 | .92 | .74 | .88 | | .75 | .75 | .86 | -.23 | -.36 |
| 6. Rejim Non-Komunis .................... | -.87 | .71 | .34 | .60 | .75 | | .47 | .49 | .15 | -.60 |
| 7. Pimpinan Politik .......................... | -.38 | .73 | .76 | .77 | .75 | .47 | | .80 | -.29 | -.55 |
| 8. Distribusi Kekuasaan Horisontal .. | -.51 | .85 | .83 | .84 | .86 | .49 | .80 | | -.37 | -.53 |
| 9. Model Kerajaan ........................... | -.14 | -.13 | -.44 | -.22 | -.23 | .15 | -.29 | -.37 | | .00 |
| 10. Partisipasi Militer ...................... | .12 | -.49 | -.64 | -.47 | -.36 | -.60 | -.55 | -.53 | .00 | |

Sumber: Rummel, 1970.

Matriks korelasi dengan penduga komunalitas disajikan kembali pada Lampiran 8. Pada lampiran 8 tampak bahwa ada $\Sigma_{j1}$ yang bernilai negatif sehingga untuk menentukan beban faktor pertama harus melalui refleksi. Analisis lebih lengkap disajikan pada Lampiran 8-17 sesuai dengan langkah-langkah metode pusat. Untuk membatasi ekstraksi faktor, digunakan kriteria $\phi$ Tucker dimana nilai-nilainya disajikan pada Tabel 4.2.2.

**Tabel 4.2.2**

Kriteria $\phi$ Tucker

| Faktor | $\phi$ Tucker | Beda |
|---|---|---|
| I | .182 | I, II= .335 |
| II | .517 | II, III= .192 |
| III | .709 | III, IV= .077 |
| IV | .786 | IV, V= .072 |
| V | .858 | V, VI= .177 |
| VI | .681 | VI, VII= .058 |
| VII | .739 | VII, VIII= .018 |
| VIII | .757 | VIII, IX= .029 |
| IX | .786 | |
| Nilai Kriteria | (10-1)/(11+1)= .818 | |

Dari Tabel 4.2.2 tampak bahwa beda nilai phi Tucker pada faktor I,II; II,III; dan III,IV cukup besar. Namun pada faktor IV,V menjadi lebih kecil dari beda faktor sebelumnya. Kemudian beda pada faktor V,VI kembali menjadi lebih besar. Namun beda pada faktor VI,VII; VII,VIII; dan VIII,IX kembali menjadi kecil. Jadi dapat dianggap bahwa phi Tucker pada faktor IV dan V tidak bertambah secara signifikan demikian halnya pada faktor VI dan VII, VII dan VIII, dan VIII dan IX nilainya tidak bertambah secara signifikan. Hal itu menunjukkan bahwa hanya terdapat tiga faktor umum yang signifikan dari 10 karakter politik di atas yaitu faktor I, II, dan III. Ketiga faktor disajikan pada matriks faktor pusat Tabel 4.2.3 dimana tanda dari beban faktor setiap variabel disesuaikan dengan refleksi setiap variabel tersebut.

Rummel menggunakan **metode sumbu utama** (*principal axes technique*) untuk ekstraksi faktor yang menghasilkan tiga faktor umum seperti disajikan dalam matriks faktor Tabel 4.2.4. Melalui metode pusat dan metode sumbu utama tampak bahwa jumlah faktor yang dihasilkan sama yaitu tiga faktor dan nilai setiap beban faktor juga hampir sama.

**Tabel 4.2.3**

Matriks Faktor Pusat ($F_c$)

| Karakteristik | Faktor I | Faktor II | Faktor III | $h^2$ |
|---|---|---|---|---|
| 1. Gaya Sistem ................................ | -.66 | .63 | -.09 | .84 |
| 2. Status Konstitusional .................. | .93 | -.15 | .06 | .89 |
| 3. Karakter Representatif ............... | .86 | .42 | .15 | .94 |
| 4. Sistem Elektoral .......................... | .92 | -.02 | .12 | .86 |
| 5. Kebebasan Kelompok Oposisi .... | .94 | -.22 | .20 | .97 |
| 6. Rejim Non-Komunis .................... | .73 | -.50 | .40 | .94 |
| 7. Pimpinan Politik .......................... | .83 | .25 | -.05 | .75 |
| 8. Distribusi Kekuasaan Horisontal .. | .91 | .22 | .41 | 1.04 |
| 9. Model Kerajaan ............................ | -.24 | .45 | .33 | .37 |
| 10. Partisipasi Militer ....................... | -.58 | .23 | -.50 | .64 |
| Total Variansi .............................. | 6.21 | 1.26 | .78 | 8.25 |
| % Variansi Umum ........................ | 75.27 | 15.27 | 9.46 | 100.00 |

**Tabel 4.2.4**

Matriks Faktor Sumbu Utama

| Karakteristik | Faktor[a] I | II | III | $h^2$ |
|---|---|---|---|---|
| 1. Gaya Sistem ................................ | -.69 | -.62 | -.09 | .86 |
| 2. Status Konstitusional .................. | .95 | .10 | -.05 | .91 |
| 3. Karakter Representatif ............... | .86 | -.38 | -.03 | .89 |
| 4. Sistem Elektoral .......................... | .93 | -.01 | .01 | .87 |
| 5. Kebebasan Kelompok Oposisi .... | .95 | .13 | .14 | .94 |
| 6. Rejim Non-Komunis ................... | .70 | .65 | .12 | .93 |
| 7. Pimpinan Politik ......................... | .84 | -.24 | -.07 | .77 |
| 8. Distribusi Kekuasaan Horisontal .. | .92 | -.20 | .05 | .89 |
| 9. Model Kerajaan ........................... | -.25 | .66 | -.67 | .95 |
| 10. Partisipasi Militer ....................... | -.54 | .40 | .69 | .93 |
| Total Variansi ............................ | 6.28 | 1.67 | .97 | 8.93 |
| % Variansi Umum ...................... | 70.4 | 18.7 | 10.9 | 100.0 |

[a] Ekstraksi faktor menggunakan metode sumbu utama (principal axes technique)
Sumber: Rummel, 1970.

Pada Tabel 4.2.3 tampak bahwa nilai beban pada faktor III sangat kecil oleh sebab itu faktor III tersebut dapat diabaikan (lihat halaman 68). Jadi, hanya dengan dua faktor umum variansi data sudah dapat dijelaskan dengan 90.54%. Matriks faktor pusat dengan dua faktor umum disajikan pada Tabel 4.2.5 dan hanya dua faktor yang akan digunakan untuk interpretasi dan rotasi. Pemeriksaan beban faktor disajikan pada Tabel 4.2.6.

**Tabel 4.2.5**

Matriks Faktor Pusat ($F_c$)

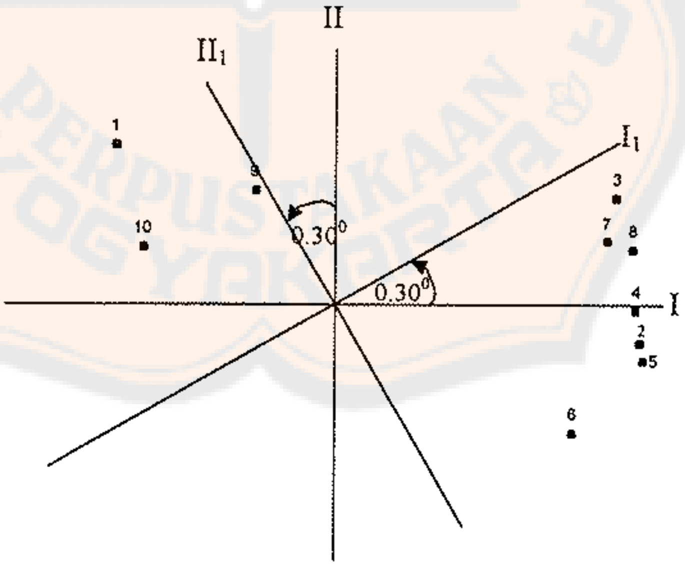
| Karakteristik | Faktor I | II | $h^2$ | Jumlah Refleksi |
|---|---|---|---|---|
| 1. Gaya Sistem ................................ | -.66 | .63 | .83 | 2 |
| 2. Status Konstitusional .................. | .93 | -.15 | .89 | 1 |
| 3. Karakter Representatif ............... | .86 | .42 | .92 | 0 |
| 4. Sistem Elektoral .......................... | .92 | -.02 | .85 | 1 |
| 5. Kebebasan Kelompok Oposisi .... | .94 | -.22 | .93 | 1 |
| 6. Rejim Non-Komunis ................... | .73 | -.50 | .78 | 1 |
| 7. Pimpinan Politik ......................... | .83 | .25 | .75 | 0 |
| 8. Distribusi Kekuasaan Horisontal .. | .91 | .22 | .88 | 0 |
| 9. Model Kerajaan ........................... | -.24 | -.45 | .26 | 1 |
| 10. Partisipasi Militer ....................... | -.58 | -.23 | .39 | 1 |

**Tabel 4.2.6**

Pemeriksaan Nilai Beban Faktor

| Tes | Perkalian silang beban faktor | Korelasi Residual (II) | Genap/Ganjil | Perkalian silang + Residual Kedua (II) | Korelasi Tabel 4.2.1 |
|---|---|---|---|---|---|
| 1,2 | -.7083 | -.035 | 3 (Ganjil) | -.6733 | -.67 |
| 2,3 | .7368 | -.038 | 1 (Ganjil) | .7748 | .78 |
| 3,4 | .7828 | -.030 | 1 (Ganjil) | .8128 | .81 |
| 4,5 | .8692 | .017 | 2 (Genap) | .8862 | .88 |
| 5,6 | .7962 | -.048 | 2 (Genap) | .7482 | .75 |
| 6,7 | .4809 | .009 | 1 (Ganjil) | .4719 | .47 |
| 7,8 | .8103 | -.011 | 0 (Genap) | .7993 | .80 |
| 8,9 | -.3174 | .053 | 1 (Ganjil) | -.3704 | -.37 |
| 9,10 | .2427 | -.242 | 2 (Genap) | .0007 | .00 |
| 10,1 | .2379 | .117 | 3 (Ganjil) | .1209 | .12 |

Tentukan entri-entri pada Tabel 4.2.6 sesuai dengan cara pemeriksaan beban faktor. Setelah semua entri ditentukan, tampak bahwa nilai perkalian antar dua variabel ditambah residual kedua sama dengan nilai korelasi awal. Oleh sebab itu dapat disimpulkan bahwa perhitungan sudah benar. Plot beban faktor disajikan pada Gambar 4.2.1 dengan rotasi faktor berlawanan arah jarum jam sebesar $\phi = 30^0$ ortogonal satu sama lain.




**Gambar 4.2.1**

Dari Gambar 4.2.1 tampak bahwa variabel-variabel sebelum dirotasi terbagi menjadi 2 kelompok. Kelompok pertama memuat variabel 1, 9 dan 10. Sedangkan kelompok kedua memuat variabel 2, 3, 4, 5, 6, 7, dan 8. Dari kedua kelompok variabel tersebut ada beberapa variabel yang berjarak hampir sama pada kedua faktor. Melalui rotasi faktor, diharapkan variabel-variabel tersebut hanya dekat pada satu faktor sehingga memudahkan interpretasi. Setelah dirotasi, nilai-nilai beban faktor pada variabel-variabel tersebut akan berubah. Walaupun demikian pola dari variabel tidak berubah. Perhitungan beban faktor disajikan dalam Tabel 4.2.7 dan hasil rotasi disajikan pada matriks faktor Tabel 4.2.8

**Tabel 4.2.7**

Perhitungan Rotasi Beban Faktor berlawanan Arah jarum jam sebesar $30^0$

| Variabel | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 | 10 |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| $a_{j1}\cos\phi$ | -.5716 | .8054 | .7448 | .7967 | .8141 | .6322 | .7188 | .7881 | -.2078 | -.5023 |
| $a_{j2}\sin\phi$ | .3150 | -.0750 | .2100 | -.0100 | -.1100 | -.2500 | .1250 | .1100 | .2250 | .1150 |
| $a_{j1}$ | -.2566 | .7304 | .9548 | .7867 | .7041 | .3822 | .8438 | .8981 | .0172 | -.3873 |
| $-a_{j1}\sin\phi$ | .3300 | -.4650 | -.4300 | -.4600 | -.4700 | -.3650 | -.4150 | -.4550 | .1200 | .2900 |
| $a_{j2}\cos\phi$ | .5456 | -.1299 | .3637 | -.0173 | -.1905 | -.4330 | .2165 | .1905 | .3897 | .1992 |
| $a_{j2}$ | .8756 | -.5949 | -.0663 | -.4773 | -.6605 | -.7980 | -.1985 | -.2645 | .5097 | .4892 |

**Tabel 4.2.8**

Rotasi Matriks Faktor

| Karakteristik | Faktor | | $h^2$ |
|---|---|---|---|
| | I | II | |
| 1. Gaya Sistem | -.26 | .88 | .83 |
| 2. Status Konstitusional | .73 | -.59 | .89 |
| 3. Karakter Representatif | .95 | -.07 | .92 |
| 4. Sistem Elektoral | .79 | -.48 | .85 |
| 5. Kebebasan Kelompok Oposisi | .70 | -.66 | .93 |
| 6. Rejim Non-Komunis | .38 | -.80 | .78 |
| 7. Pimpinan Politik | .84 | -.20 | .75 |
| 8. Distribusi Kekuasaan Horisontal | .90 | -.26 | .88 |
| 9. Model Kerajaan | .02 | .51 | .26 |
| 10. Partisipasi Militer | -.39 | .49 | .39 |
| Total Variansi | 4.43 | 3.04 | 7.47 |
| % Variansi Umum | 59.30 | 40.70 | 100.00 |

Setelah rotasi tampak bahwa variansi setiap faktor hampir sama besar. Karena jumlah sampel yang diamati sebanyak 79 negara maka kriteria beban faktor yang dianggap signifikan adalah 0.60 dan diatasnya. Dalam Tabel 4.2.8 semua beban faktor setiap variabel tertinggi yang signifikan telah digaris bawahi.

Pada faktor I, beban faktor yang signifikan terdapat pada variabel 2 (Status Konstitusional), variabel 3 (Karakter Representatif), variabel 4 (Sistem Elektoral), variabel 5 (Kebebasan Kelompok Oposisi), variabel 7 (Pimpinan Politik), dan variabel 8 (Distribusi Kekuasaan Horisontal). Semua variabel pada faktor I bersifat konstitusional oleh sebab itu faktor I dapat diinterpretasikan sebagai **karakter politik konstitusional.**

Pada Faktor II, beban faktor yang signifikan terdapat pada variabel 1 (Gaya Sistem) dan variabel 6 (Rejim Non-Komunis). Kedua variabel tersebut mengacu pada hal yang tidak bersifat konstitusional. Oleh sebab itu faktor II dapat diinterpretasikan sebagai **karakter politik inkonstitusional.**

Jadi, melalui analisis faktor dimana ekstraksi faktor menggunakan metode pusat dapat diidentifikasi dua karakter politik yang digunakan pada 79 negara tersebut yaitu karakter politik konstitusional dan inkonstitusional.

### 4.3 Aplikasi Analisis Faktor di Bidang Pertahanan dan Keamanan

Setelah membahas aplikasi analisis faktor dalam bidang politik, berikut akan dibahas aplikasi analisis faktor dalam bidang pertahanan keamanan. Dalam aplikasi ini, akan digunakan data konflik domestik yang digunakan di suatu negara pada tahun 1962-1963 yang terdapat dalam buku Rummel (1970). Sampel terdiri atas 105 negara dengan 10 variabel konflik domestik. Matriks korelasi dari 10 konflik domestik tersebut disajikan dalam Tabel 4.3.1.

**Tabel 4.3.1**

Matriks Korelasi 10 Variabel Konflik Domestik di 105 Negara tahun 1962-1963

| Variabel | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 | 10 |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 1. Demonstrasi .............................. | | .16 | .11 | .53 | .25 | .05 | .01 | .08 | .11 | .22 |
| 2. Krisis Kepemerintahan ............. | .16 | | .32 | .30 | .30 | .17 | -.02 | .21 | .37 | .06 |
| 3. Pembersihan pada Pemerintahan | .11 | .32 | | .21 | .31 | .22 | .13 | .64 | .36 | .20 |
| 4. Kerusuhan .................................. | .53 | .30 | .21 | | .53 | .35 | .04 | .16 | .18 | .37 |
| 5. Pengeboman ............................. | .25 | .30 | .31 | .53 | | .71 | .15 | .23 | .17 | .19 |
| 6. Terorisme Skala Kecil .............. | .05 | .17 | .22 | .35 | .71 | | .49 | .16 | .07 | .52 |
| 7. Perang Gerilya Skala Kecil ....... | .01 | -.02 | .13 | .04 | .15 | .49 | | .11 | .00 | .51 |
| 8. Komplotan Kejahatan ............... | .08 | .21 | .64 | .16 | .23 | .16 | .11 | | .39 | .15 |
| 9. Kudeta ....................................... | .11 | .37 | .36 | .18 | .17 | .07 | .00 | .39 | | .19 |
| 10. Jumlah Korban Meninggal dalam Konflik Domestik .......... | .22 | .06 | .20 | .37 | .19 | .52 | .51 | .15 | .19 | |

Sumber: Rummel, 1970.

Melalui analisis faktor diharapkan dapat diidentifikasi konflik domestik terjadi di negara-negara tersebut. Dalam skripsi ini, matriks korelasi akan dianalisis ulang menggunakan metode pusat. Matriks korelasi dengan penduga komunalitas disajikan kembali pada lampiran 18. Adapun langkah-langkah analisis lebih lengkap disajikan pada lampiran 18-26. Untuk membatasi ekstraksi faktor, digunakan kriteria $\phi$ Tucker yang disajikan pada Tabel 4.3.2.

**Tabel 4.3.2**

Kriteria $\phi$ Tucker

| Faktor | $\phi$ Tucker | Beda |
|---|---|---|
| I | .529 | I, II = .098 |
| II | .627 | II, III = .012 |
| III | .615 | III, IV = .075 |
| IV | .690 | IV, V = .245 |
| V | .445 | V, VI = .304 |
| VI | .749 | VI, VII = .019 |
| VII | .768 | VII, VIII = .138 |
| VIII | .906 | |
| Nilai Kriteria | (10-1)/(10+1) =.881 | |

Dari Tabel 4.3.2 tampak bahwa beda nilai $\phi$ Tucker pada faktor I,II; II,III; dan III,IV tidak bertambah secara signifikan, namun pada faktor IV,V dan V,VI bertambah secara signifikan. Sedangkan pada faktor VI,VII bedanya sangat kecil. Hal ini menandakan bahwa nilai $\phi$ Tucker pada faktor VI dan VII tidak bertambah secara signifikan. Sedangkan beda $\phi$ Tucker pada faktor VII,VIII kembali menjadi besar.

Dari uraian di atas dapat disimpulkan bahwa hanya terdapat 5 faktor yang signifikan yaitu faktor I, II, III, IV dan V. Sedangkan faktor VI, VII dan VIII dianggap tidak signifikan karena nilai phi Tucker pada faktor VI dan VII cenderung konstan, walaupun pada faktor VIII menjadi lebih besar. Kelima faktor tersebut disajikan pada Tabel 4.3.3.

**Tabel 4.3.3**

Matriks Faktor Pusat ($F_c$)

| Variabel | Faktor | | | | | $h^2$ |
|---|---|---|---|---|---|---|
| | I | II | III | IV | V | |
| 1. Demonstrasi ............................ | .391 | -.164 | .389 | .225 | -.309 | .477 |
| 2. Krisis Kepemerintahan ............. | .427 | .258 | .290 | .045 | .235 | .390 |
| 3. Pembersihan pada Pemerintahan | .599 | .482 | -.173 | -.106 | -.164 | .659 |
| 4. Kerusuhan ................................ | .610 | -.257 | .432 | .060 | -.161 | .654 |
| 5. Pengeboman ............................ | .677 | -.205 | .194 | -.468 | .153 | .780 |
| 6. Terorisme Skala Kecil .............. | .658 | -.410 | -.263 | -.308 | .344 | .883 |
| 7. Perang Gerilya Skala Kecil ....... | .368 | -.287 | -.502 | .141 | .120 | .504 |
| 8. Komplotan Kejahatan ................ | .528 | .494 | -.211 | -.097 | -.228 | .629 |
| 9. Kudeta ...................................... | .425 | .405 | .103 | .201 | .193 | .433 |
| 10. Jumlah Korban Meninggal dalam Konflik Domestik .......... | .559 | -.336 | -.313 | .411 | .043 | .694 |
| Total Variansi ............................ | 2.865 | 1.205 | .964 | .620 | .451 | 6.105 |
| % Variansi Umum ...................... | 46.93 | 19.74 | 15.79 | 10.15 | 7.39 | 100.0 |

Dari Tabel 4.3.3 tampak bahwa variansi pada faktor III, IV dan V sangat kecil oleh sebab itu ketiga faktor tersebut tidak akan digunakan dalam rotasi dan interpretasi. Ketiga faktor tersebut dapat diabaikan. Kedua faktor yang akan digunakan dalam rotasi dan interpretasi disajikan dalam Tabel 4.3.4 dan pemeriksaan beban faktor disajikan dalam Tabel 4.3.5

**Tabel 4.3.4**

Matriks Faktor Pusat ($F_c$)

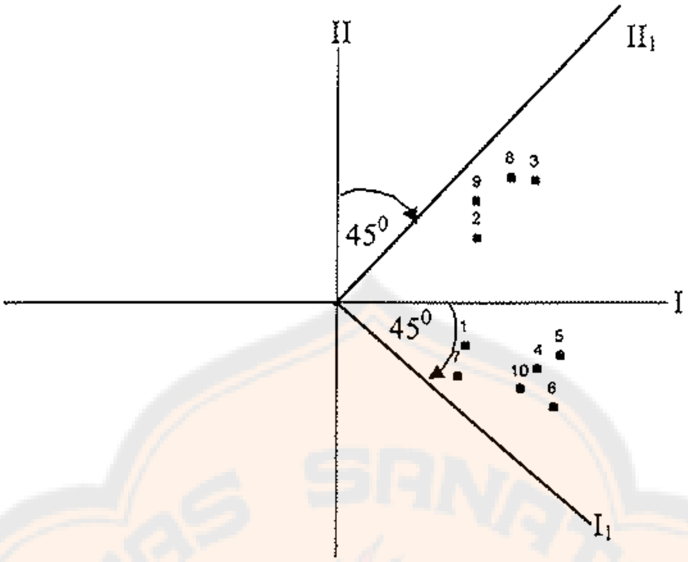
| Variabel | Faktor | | | Jumlah Refleksi |
|---|---|---|---|---|
| | I | II | $h^2$ | |
| 1. Demonstrasi ............................ | .391 | -.164 | .180 | 1 |
| 2. Krisis Kepemerintahan ............. | .427 | .258 | .249 | 0 |
| 3. Pembersihan pada Pemerintahan | .599 | .482 | .591 | 0 |
| 4. Kerusuhan ................................ | .610 | -.257 | .438 | 1 |
| 5. Pengeboman ............................ | .677 | -.205 | .500 | 1 |
| 6. Terorisme Skala Kecil .............. | .658 | -.410 | .601 | 1 |
| 7. Perang Gerilya Skala Kecil ....... | .368 | -.287 | .218 | 1 |
| 8. Komplotan Kejahatan ............... | .528 | .494 | .523 | 0 |
| 9. Kudeta ........................................ | .425 | .405 | .345 | 0 |
| 10. Jumlah Korban Meninggal dalam Konflik Domestik .......... | .559 | -.336 | .425 | 1 |

**Tabel 4.3.5**

Pemeriksaan Nilai Beban Faktor

| Variabel | Perkalian silang beban faktor | Korelasi Residual (II) | Genap/Ganjil | Perkalian silang + Residual Kedua (II) | Korelasi Tabel 4.3.1 |
|---|---|---|---|---|---|
| 1,2 | .125 | -.035 | 1 (ganjil) | .160 | .16 |
| 2,3 | .380 | -.060 | 0 (genap) | .320 | .32 |
| 3,4 | .242 | .031 | 1 (ganjil) | .211 | .21 |
| 4,5 | .466 | .064 | 2 (genap) | .530 | .53 |
| 5,6 | .530 | .181 | 2 (genap) | .711 | .71 |
| 6,7 | .360 | .130 | 2 (genap) | .490 | .49 |
| 7,8 | .053 | -.058 | 1 (ganjil) | .111 | .11 |
| 8,9 | .424 | -.034 | 0 (genap) | .390 | .39 |
| 9,10 | .101 | -.088 | 1 (ganjil) | .189 | .19 |
| 10,1 | .274 | -.054 | 2 (genap) | .220 | .22 |

Dari tabel 4.3.5 tampak bahwa jumlah dari perkalian silang dan residual II sama dengan korelasi awal Tabel 4.3.1. Jadi dapat disimpulkan bahwa perhitungan sudah benar. Plot kedua faktor disajikan pada Gambar 4.3.1 dan dirotasi searah jarum jam sebesar $\phi = 45^0$ ortogonal satu sama lain.




**Gambar 4.3.1**

Dari Gambar 4.3.1 tampak bahwa setelah dirotasi variabel-variabel lebih dekat hanya pada satu faktor sehingga akan memudahkan dalam interpretasi. Walaupun demikian pola dari variabel tidak berubah. Perhitungan beban faktor dengan rotasi ortogonal searah jarum jam sebesar $\phi = 45^0$ disajikan dalam Tabel 4.3.6 dan hasil perhitungan disajikan pada matriks faktor Tabel 4.3.7.

**Tabel 4.3.6**

Perhitungan Rotasi Beban Faktor searah jarum jam sebesar $45^0$

| Variabel | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 | 10 |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| $a_{j1}\cos\phi$ | .276 | .302 | .424 | .431 | .479 | .465 | .260 | .373 | .301 | .395 |
| $-a_{j2}\sin\phi$ | .116 | -.182 | -.341 | .182 | .145 | .290 | .203 | -.349 | -.286 | .238 |
| $a_{j1}$ | .392 | .120 | .083 | .613 | .624 | .755 | .463 | .024 | .015 | .633 |
| $a_{j1}\sin\phi$ | .276 | .302 | .424 | .431 | .479 | .465 | .260 | .373 | .301 | .395 |
| $a_{j2}\cos\phi$ | -.116 | .182 | .341 | -.182 | -.145 | -.290 | -.203 | .349 | .286 | -.238 |
| $a_{j2}$ | .160 | .484 | .765 | .249 | .334 | .175 | .057 | .722 | .587 | .157 |

Dalam Tabel 4.3.7 semua beban tertinggi setiap variabel telah digaris bawahi. Karena jumlah sampel sebanyak 105 negara maka level signifikansi adalah 0.55. Sedangkan beban yang kurang dari 0.55 dianggap tidak signifikan.

Adapun Variabel-variabel tertinggi yang signifikan pada setiap faktor adalah sebagai berikut:

**Tabel 4.3.7**

Rotasi Matriks Faktor

| Variabel | Faktor $I_1$ | Faktor $II_1$ | $h^2$ |
|---|---|---|---|
| 1. Demonstrasi | .392 | .160 | .179 |
| 2. Krisis Kepemerintahan | .120 | .484 | .249 |
| 3. Pembersihan pada Pemerintahan | .083 | .765 | .592 |
| 4. Kerusuhan | .613 | .249 | .438 |
| 5. Pengeboman | .624 | .334 | .501 |
| 6. Terorisme Skala Kecil | .755 | .175 | .601 |
| 7. Perang Gerilya Skala Kecil | .463 | .057 | .218 |
| 8. Komplotan Kejahatan | .024 | .722 | .522 |
| 9. Kudeta | .015 | .587 | .345 |
| 10. Jumlah Korban Meninggal dalam Konflik Domestik | .633 | .157 | .425 |
| Total Variansi | 2.126 | 1.943 | 4.069 |
| % Variansi Umum | 52.249 | 47.751 | 100 |

Pada Faktor I, beban faktor tertinggi dan signifikan terdapat pada 4 variabel yaitu variabel kerusuhan, pengeboman, terorisme skala kecil dan jumlah korban meninggal dalam konflik domestik. Jadi, faktor I dapat diinterpretasikan sebagai **konflik yang dilakukan oleh rakyat biasa**.

Pada faktor II, beban faktor tertinggi dan signifikan signifikan terdapat pada 3 variabel yaitu variabel pembersihan pada pemerintahan, komplotan kejahatan dan kudeta. Variabel-variabel pada faktor II lebih banyak melibatkan sekelompok orang. Jadi faktor II dapat diiterpretasikan sebagai **konflik yang dilakukan kelompok tertentu**.

Jadi, melalui analisis faktor dapat diidentifikasi konflik-konflik domestik yang terjadi di 105 negara pada tahun 1962-1963 yaitu konflik yang disebabkan oleh rakyat biasa dan konflik yang disebabkan oleh kelompok tertentu.

# BAB V

# PENUTUP

**Analisis faktor** adalah sebuah metode statistika multivariat yang digunakan untuk menganalisis matriks koefisien korelasi. Pemeriksaan secara langsung pada matriks koefisien korelasi yang berukuran besar menunjukkan bahwa interpretasi intuitif pada interkorelasi antar variabel yang mungkin adalah tidak sederhana. Oleh sebab itu diperlukan metode analisis faktor. Metode analisis faktor mereduksi himpunan variabel asli menjadi variabel yang jumlahnya lebih sedikit. Variabel yang lebih sedikit tersebut dinamakan **faktor**, yang akan diinterpretasi sehingga informasi yang sangat kompleks pada interkorelasi antar variabel akan dapat dimengerti dengan lebih mudah.

Faktor-faktor tersebut terbagi menjadi dua faktor yakni **faktor umum** atau **faktor yang tak tampak** dan **faktor unik**. Faktor umum memuat faktor-faktor sekutu yaitu faktor-faktor yang dimiliki oleh semua variabel semula. Sedangkan faktor unik merupakan faktor yang hanya dimiliki oleh variabel semula yang bersangkutan.

Ada dua metode ekstraksi faktor yakni **metode diagonal** dan **metode pusat**. Hasil akhir dari metode ekstraksi faktor adalah matriks faktor yang memuat faktor dan beban-beban faktor. Pada umumnya semua beban pada faktor I cukup tinggi dari pada beban faktor lainnya. Oleh sebab itu diperlukan **rotasi faktor** agar diperoleh struktur faktor yang sederhana yang secara mudah dapat diinterpretasi sehingga faktor menjadi bermakna.

## DAFTAR PUSTAKA

Cooper, J.C.B. (1983). *Factor Analysis: An Overview*. Vol. 37, No. 2. The American Statistician.

Dixon, W.J. dan Massey, F.J. Jr. (alih bahasa: Sri Kustamtini Samiyono). (1991). *Pengantar Analisis Statistik*. Edisi ke-4. Yogyakarta: Gadjah Mada University Press.

Ferguson, G.A. (1971). *Statistical Analysis in Psychology & Education*. 3rd Edition. Tokyo: McGraw-Hill Kogakhusa, Ltd.

Ferguson, G.A. dan Takane, Y. (1989). *Statistical Analysis in Psychology & Education*. Sixth Edition. Tokyo: McGraw-Hill Kogakhusa, Ltd.

Fruchter, B. (1954). *Introduction to Factor Analysis*. Canada: D. Van Nostrand Company, Inc.

Hair, J.F. *at al.* (1995). *Multivariate Data Analysis with Readings*. Fourth Edition. New Jersey: Prentice-Hall, Inc.

Kerlinger, F.N. (alih bahasa: Landung R. Simatupang). (1990). *Asas-asas Penelitian Behavioral*. Yogyakarta: Gadjah Mada University Press.

Menil, V.C. (1992). *Factor Analysis: An Analysis of Variable Interdependence*. Vol. 41. The Philippine Statistician.

Rummel, R.J. (1970). *Applied Factor analysis*. Evanston: Northwestern University Press.

Sharma, S. (1996). *Applied Multivariate Techniques*. Canada: John Wiley and Sons, Inc.

Suryanto (1988). *Metode Statistika Multivariat*. Jakarta: Departemen Pendidikan dan Kebudayaan Direktorat Jenderal Pendidikan Tinggi Proyek Pengembangan Lembaga Pendidikan Tenaga Kependidikan.

Walpole, R.E. (alih bahasa: Bambang Sumantri). (1990). *Pengantar Statistika*. Edisi ke-3. Jakarta: P.T. Gramedia Pustaka Utama.

Walpole, R.E. and Myers, R.H. (alih bahasa: R.K. Sembiring). (1995). *Ilmu Peluang dan Statistika untuk Insinyur dan Ilmuan*. Edisi ke-4. Bandung: Penerbit ITB.

Yoanita. (2002). *Regresi Ridge*. Yogyakarta: Skripsi Perpustakaan Universitas Sanata Dharma.

**Lampiran 1**

Matriks Korelasi untuk 24 Tes Psikologi pada 145 Siswa dengan Komunalitas Sudah diketahui

| *Tes* | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 | 10 | 11 | 12 | 13 | 14 | 15 | 16 | 17 | 18 | 19 | 20 | 21 | 22 | 23 | 24 | $\Sigma_{j1}$ |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 1 | (.489) | .318 | .403 | .468 | .321 | .335 | .304 | .332 | .326 | .116 | .308 | .314 | .489 | .125 | .238 | .414 | .176 | .368 | .270 | .365 | .369 | .413 | .474 | .282 | 7.528 |
| 2 | .318 | (.348) | .317 | .230 | .285 | .234 | .157 | .157 | .195 | .057 | .150 | .145 | .239 | .103 | .131 | .272 | .005 | .255 | .112 | .292 | .306 | .232 | .348 | .211 | 4.751 |
| 3 | .403 | .317 | (.403) | .305 | .247 | .268 | .223 | .382 | .184 | -.075 | .091 | .140 | .321 | .177 | .065 | .263 | .177 | .211 | .312 | .297 | .165 | .250 | .383 | .203 | 5.309 |
| 4 | .468 | .230 | .305 | (.468) | .227 | .327 | .335 | .391 | .325 | .099 | .110 | .160 | .327 | .066 | .127 | .322 | .187 | .251 | .137 | .339 | .349 | .380 | .335 | .248 | 6.045 |
| 5 | .321 | .285 | .247 | .227 | (.723) | .622 | .656 | .578 | .723 | .311 | .344 | .215 | .344 | .280 | .229 | .187 | .208 | .263 | .190 | .398 | .318 | .441 | .435 | .420 | 8.242 |
| 6 | .335 | .234 | .268 | .327 | .622 | (.722) | .722 | .527 | .714 | .203 | .353 | .095 | .309 | .292 | .251 | .291 | .273 | .167 | .251 | .435 | .263 | .386 | .431 | .433 | 8.182 |
| 7 | .304 | .157 | .223 | .335 | .656 | .722 | (.722) | .619 | .685 | .246 | .232 | .181 | .345 | .236 | .172 | .180 | .228 | .159 | .226 | .451 | .314 | .396 | .405 | .437 | 7.909 |
| 8 | .332 | .157 | .382 | .391 | .578 | .527 | .619 | (.619) | .532 | .285 | .300 | .271 | .395 | .252 | .175 | .296 | .255 | .250 | .274 | .427 | .362 | .357 | .501 | .388 | 8.306 |
| 9 | .326 | .195 | .184 | .325 | .723 | .714 | .685 | .532 | (.723) | .170 | .280 | .113 | .280 | .260 | .248 | .242 | .274 | .208 | .274 | .446 | .266 | .483 | .504 | .424 | 8.156 |
| 10 | .116 | .057 | -.075 | .099 | .311 | .203 | .246 | .285 | .170 | (.585) | .484 | .585 | .408 | .172 | .154 | .124 | .289 | .317 | .190 | .173 | .405 | .160 | .262 | .531 | 5.666 |
| 11 | .308 | .150 | .091 | .110 | .344 | .353 | .232 | .300 | .280 | .484 | (.535) | .428 | .535 | .350 | .240 | .314 | .362 | .350 | .290 | .202 | .399 | .304 | .251 | .412 | 7.089 |
| 12 | .314 | .145 | .140 | .160 | .215 | .095 | .181 | .271 | .113 | .585 | .428 | (.585) | .512 | .131 | .173 | .119 | .278 | .349 | .110 | .246 | .355 | .193 | .350 | .414 | 5.877 |
| 13 | .489 | .239 | .321 | .327 | .344 | .309 | .345 | .395 | .280 | .408 | .535 | .512 | (.535) | .195 | .139 | .281 | .194 | .323 | .263 | .241 | .425 | .279 | .382 | .358 | 7.584 |
| 14 | .125 | .103 | .177 | .066 | .280 | .292 | .236 | .252 | .260 | .172 | .350 | .131 | .195 | (.412) | .370 | .412 | .341 | .201 | .206 | .302 | .183 | .243 | .242 | .304 | 5.443 |
| 15 | .238 | .131 | .065 | .127 | .229 | .251 | .172 | .175 | .248 | .154 | .240 | .173 | .139 | .370 | (.370) | .325 | .345 | .334 | .192 | .272 | .232 | .246 | .256 | .165 | 5.079 |
| 16 | .414 | .272 | .263 | .322 | .187 | .291 | .180 | .296 | .242 | .124 | .314 | .119 | .281 | .412 | .325 | (.414) | .324 | .344 | .258 | .388 | .348 | .283 | .360 | .262 | 6.609 |
| 17 | .176 | .005 | .177 | .187 | .208 | .273 | .228 | .255 | .274 | .289 | .362 | .278 | .194 | .341 | .345 | .324 | (.448) | .448 | .324 | .262 | .173 | .273 | .287 | .326 | 6.009 |
| 18 | .368 | .255 | .211 | .251 | .263 | .167 | .159 | .250 | .208 | .317 | .350 | .349 | .323 | .201 | .334 | .344 | .448 | (.448) | .358 | .301 | .357 | .317 | .272 | .405 | 6.808 |
| 19 | .270 | .112 | .312 | .137 | .190 | .251 | .226 | .274 | .274 | .190 | .290 | .110 | .263 | .206 | .192 | .258 | .324 | .358 | (.374) | .167 | .331 | .342 | .303 | .374 | 5.754 |
| 20 | .365 | .292 | .297 | .339 | .398 | .435 | .451 | .427 | .446 | .173 | .202 | .246 | .241 | .302 | .272 | .388 | .262 | .301 | .167 | (.509) | .413 | .463 | .509 | .366 | 7.755 |
| 21 | .369 | .306 | .165 | .349 | .318 | .263 | .314 | .362 | .266 | .405 | .399 | .355 | .425 | .183 | .232 | .348 | .173 | .357 | .331 | .413 | (.451) | .374 | .451 | .448 | 7.606 |
| 22 | .413 | .232 | .250 | .380 | .441 | .386 | .396 | .357 | .483 | .160 | .304 | .193 | .279 | .243 | .246 | .283 | .273 | .317 | .342 | .463 | .374 | (.503) | .503 | .375 | 7.693 |
| 23 | .474 | .348 | .383 | .335 | .435 | .431 | .405 | .501 | .504 | .262 | .251 | .350 | .382 | .242 | .256 | .360 | .287 | .272 | .303 | .509 | .451 | .503 | (.509) | .434 | 8.678 |
| 24 | .282 | .211 | .203 | .248 | .420 | .433 | .437 | .388 | .424 | .531 | .412 | .414 | .358 | .304 | .165 | .262 | .326 | .405 | .374 | .366 | .448 | .375 | .434 | (.531) | 8.22 |
| $\Sigma_{j1}$ | 7.528 | 4.751 | 5.309 | 6.045 | 8.242 | 8.182 | 7.909 | 8.306 | 8.156 | 5.666 | 7.089 | 5.877 | 7.584 | 5.443 | 5.079 | 6.609 | 6.009 | 6.808 | 5.754 | 7.755 | 7.606 | 7.693 | 8.678 | 8.220 | $\Sigma\Sigma_{j1}$ = 166.298 |
| $t_{j1}$ | 8.017 | 5.099 | 5.712 | 6.513 | 8.965 | 8.904 | 8.631 | 8.925 | 8.879 | 6.251 | 7.624 | 6.462 | 8.119 | 5.855 | 5.449 | 7.023 | 6.457 | 7.256 | 6.128 | 8.264 | 8.057 | 8.196 | 9.187 | 8.751 | $T_1$ = 178.724<br>$\sqrt{T_1}$ = 13.36877<br>$1/\sqrt{T_1}$ = .0748012 |
| $a_{j1}$ | .600 | .381 | .427 | .487 | .671 | .666 | .646 | .668 | .664 | .468 | .570 | .483 | .607 | .438 | .408 | .525 | .483 | .543 | .458 | .618 | .603 | .613 | .687 | .655 | $\Sigma a_{j1}$ = 13.369 |
| $\lvert\Sigma_{j1}\rvert$ | 7.528 | 4.751 | 5.459 | 6.045 | 8.242 | 8.182 | 7.909 | 8.306 | 8.156 | 5.816 | 7.089 | 5.877 | 7.584 | 5.443 | 5.079 | 6.609 | 6.009 | 6.808 | 5.754 | 7.755 | 7.606 | 7.693 | 8.678 | 8.22 | $\Sigma\lvert\Sigma_{j1}\rvert$ = 166.598<br>$\Sigma h^2_{\text{Reest}}$ = 12.426<br>$\phi_{1/0}$ = 0.262 |

Sumber: Ferguson, 1971

| | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| *.408 | 15 | ±007 | ±024 | ±109 | ±072 | ±045 | ±021 | ±092 | ±098 | ±023 | -.037 | .007 | -.024 | -.109 | .191 | .204 | .111 | .148 | .112 | .005 | ˙.020 | -.014 | ±004 | ±024 | -.102 | -.007 |
| *.525 | 16 | ˙.099 | ˙.072 | ˙.039 | ˙.066 | ±165 | ±059 | ±159 | ±055 | ±107 | -.122 | .015 | -.135 | -.038 | .182 | .111 | .182<br>.138 | .070 | .059 | .018 | ˙.064 | .031 | ±039 | ±001 | -.082 | .002 |
| *.483 | 17 | ±114 | ±179 | ±029 | ±048 | ±116 | ±049 | ±084 | ±068 | ±047 | .063 | .087 | .045 | .099 | .129 | .148 | .070 | .186<br>.215 | .186 | .103 | ±036 | -.118 | ±023 | ±045 | .010 | .001 |
| *.543 | 18 | ˙.042 | ˙.048 | ±021 | ±013 | ±101 | ±195 | ±192 | ±113 | ±153 | .063 | .040 | .087 | -.007 | -.037 | .112 | .059 | .186 | .196<br>.153 | .109 | ±035 | .030 | ±016 | ±101 | .049 | -.006 |
| *.458 | 19 | ±005 | ±062 | ˙.116 | ±086 | ±117 | ±054 | ±070 | ±032 | ±030 | -.024 | .029 | -.111 | -.015 | .005 | .005 | .018 | .103 | .109 | .117<br>.164 | ±116 | .055 | ˙.061 | ±012 | .074 | .005 |
| .618 | 20 | -.006 | .057 | .033 | .038 | -.017 | .023 | .052 | .014 | .036 | ±116 | ±150 | ±052 | ±134 | ˙.031 | ˙.020 | ˙.064 | ±036 | ±035 | ±116 | .150<br>.127 | ˙.040 | .084 | .084 | ±039 | .002 |
| *.603 | 21 | ˙.007 | ˙.076 | ±092 | ˙.055 | ±087 | ±139 | ±076 | ±041 | ±134 | .123 | .055 | .064 | .059 | -.081 | -.014 | .031 | -.118 | .030 | .055 | ˙.040 | .139<br>.087 | ˙.004 | ˙.037 | .053 | -.006 |
| .613 | 22 | .045 | -.002 | -.012 | .081 | .030 | -.022 | .000 | -.052 | .076 | ±127 | ±045 | ±103 | ±093 | ±025 | ±004 | ±039 | ±023 | ±016 | ˙.061 | .084 | ˙.004 | .127<br>.127 | .082 | ±027 | .000 |
| .687 | 23 | .062 | .086 | .090 | .000 | -.026 | -.027 | -.039 | .042 | .048 | ±060 | ±141 | ˙.018 | ±035 | ±059 | ±024 | ±001 | ±045 | ±101 | ±012 | .084 | ˙.037 | .082 | .141<br>.037 | ±016 | .000 |
| *.655 | 24 | ±111 | ±039 | ±077 | ±071 | ±020 | ±003 | ˙.014 | ±050 | ±011 | .224 | .039 | .098 | -.040 | .017 | -.102 | -.082 | .010 | .049 | .074 | ±039 | .053 | ±027 | ±016 | .224<br>.102 | -.008 |
| | $\Sigma_0$ | -.007 | .004 | .004 | .001 | -.006 | -.003 | -.006 | -.009 | .001 | -.007 | .004 | .006 | .005 | -.004 | -.007 | .002 | .001 | -.006 | .005 | .002 | -.006 | .000 | .000 | -.008 | |
| | $\Sigma_{j2}$ | -.136 | -.199 | -.217 | -.230 | -.279 | -.281 | -.311 | -.182 | -.281 | -.373 | -.206 | -.346 | -.162 | -.224 | -.211 | -.136 | -.214 | -.159 | -.159 | -.125 | -.093 | -.127 | -.037 | -.110 | $\Sigma\Sigma_{j2}$ = -4.798 |
| Kolom | 10 | .194 | .043 | .333 | .028 | -.273 | -.063 | -.199 | -.126 | .001 | .373 | -.640 | 1.064 | -.410 | -.158 | -.137 | .108 | -.340 | -.285 | -.111 | .107 | -.339 | .127 | .083 | -.558 | -3.306 |
| | 12 | .146 | .121 | .465 | .178 | -.055 | .391 | .063 | -.022 | .417 | 1.091 | -.946 | 1.064 | -.848 | .004 | -.089 | .378 | -.430 | -.459 | .111 | .211 | -.467 | .333 | .047 | -.754 | .950 |
| | 11 | .214 | .255 | .769 | .514 | .021 | .445 | .335 | .140 | .613 | 1.525 | .946 | 1.370 | 1.226 | -.196 | -.103 | .348 | -.604 | -.539 | .053 | .511 | -.577 | .423 | .329 | -.832 | 4.734 |
| | 13 | -.036 | .239 | .645 | .452 | .147 | .635 | .429 | .160 | .859 | 1.773 | 1.324 | 1.808 | 1.226 | -.054 | .115 | .424 | -.406 | -.525 | .083 | .779 | -.695 | .609 | .399 | -.752 | 9.638 |
| | 24 | .186 | .317 | .799 | .594 | .187 | .641 | .401 | .260 | .881 | 2.221 | 1.402 | 2.004 | 1.146 | -.088 | .319 | .588 | -.426 | -.623 | -.065 | .857 | -.801 | .663 | .431 | .752 | 12.646 |
| | 21 | .172 | .165 | .983 | .484 | .361 | .919 | .553 | .342 | 1.149 | 2.467 | 1.512 | 2.132 | 1.264 | .074 | .347 | .526 | -.190 | -.683 | -.175 | .777 | .801 | .655 | .357 | .858 | 15.850 |
| | 18 | .088 | .069 | .025 | .510 | .563 | 1.309 | .937 | .568 | 1.455 | 2.593 | 1.592 | 2.306 | 1.250 | .148 | .123 | .408 | -.562 | .683 | -.393 | .847 | .861 | .687 | .559 | .956 | 18.582 |
| | 17 | .316 | .427 | 1.083 | .606 | .795 | 1.407 | 1.105 | .704 | 1.549 | 2.719 | 1.766 | 2.396 | 1.052 | -.110 | -.173 | .268 | .562 | 1.055 | -.599 | .919 | .625 | .733 | .649 | .976 | 20.830 |
| | 19 | .326 | .551 | .851 | .778 | 1.029 | 1.515 | 1.245 | .768 | 1.609 | 2.671 | 1.824 | 2.174 | 1.022 | -.120 | -.183 | .232 | .768 | 1.273 | .599 | 1.151 | .735 | .611 | .673 | 1.124 | 23.226 |
| | 15 | .340 | .599 | 1.069 | .922 | 1.119 | 1.557 | 1.429 | .964 | 1.655 | 2.597 | 1.838 | 2.126 | .804 | -.502 | .183 | .010 | 1.064 | 1.497 | .609 | 1.111 | .707 | .619 | .721 | .920 | 23.958 |
| | 14 | .616 | .727 | 1.089 | 1.216 | 1.147 | 1.557 | 1.523 | 1.046 | 1.717 | 2.531 | 2.038 | 1.964 | .662 | .502 | .565 | -.354 | 1.322 | 1.423 | .619 | 1.049 | .545 | .669 | .839 | .954 | 25.966 |
| | 16 | .418 | .583 | 1.011 | 1.084 | 1.477 | 1.675 | 1.841 | 1.156 | 1.931 | 2.287 | 2.068 | 1.694 | .586 | .866 | .787 | .354 | 1.462 | 1.541 | .655 | .921 | .607 | .747 | .841 | .790 | 27.382 |
| | $t_{j2}$ | .594 | .762 | 1.286 | 1.260 | 1.754 | 1.967 | 2.133 | 1.343 | 2.208 | 2.646 | 2.285 | 2.053 | .805 | 1.057 | .978 | .536 | 1.648 | 1.736 | .772 | 1.071 | .746 | .874 | .982 | 1.014 | $T_2$ = 32.510<br>$\sqrt{T_2}$ = 5.701754<br>$1/\sqrt{T_2}$ = 1753846 |
| | $a_{j2}$ | .104 | .134 | .226 | .221 | .308 | .345 | .374 | .236 | .387 | .464 | .401 | .360 | .141 | .185 | .172 | .094 | .289 | .304 | .135 | .188 | .131 | .153 | .172 | .178 | $\Sigma a_{j2}$ = 5.702 |
| | $\lvert\Sigma_{j2}\rvert$ | 1.768 | 1.525 | 1.887 | 1.588 | 2.007 | 1.975 | 2.399 | 1.594 | 2.391 | 2.719 | 2.068 | 2.48 | 1.796 | 1.534 | 1.399 | 1.788 | 1.896 | 1.809 | 1.309 | 1.277 | 1.471 | 1.053 | 1.135 | 1.266 | $\Sigma\lvert\Sigma_{j2}\rvert$ = 42.134<br>$\Sigma h^2_{Resid}$ = 4.764<br>$\Sigma h^2_{Reest}$ = 5.128<br>$\phi_{2/1}$ = .785 |

**Lampiran 3**

Matriks Korelasi Residual Kedua

| $a_c$ | No.Tes | *<br>.104<br>1 | *<br>.134<br>2 | *<br>.226<br>3 | *<br>.221<br>4 | .308<br>5 | .345<br>6 | .374<br>7 | .236<br>8 | .387<br>9 | *<br>.464<br>10 | *<br>.401<br>11 | *<br>.360<br>12 | *<br>.141<br>13 | .185<br>14 | .172<br>15 | .094<br>16 | .289<br>17 | .304<br>18 | .135<br>19 | *<br>.188<br>20 | .131<br>21 | *<br>.153<br>22 | *<br>.172<br>23 | *<br>.178<br>24 | $\Sigma_0$ |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| *.104 | 1 | .153<br>.165 | .075 | .123 | .153 | ±114 | ±101 | ±123 | ±094 | ±112 | .117 | -.008 | -.061 | -.140 | ˙119 | ±011 | ±109 | ˙084 | ±074 | ±009 | -.026 | ±021 | .029 | .044 | .092 | -.002 |
| *.134 | 2 | .075 | .140<br>.161 | .124 | .014 | ±012 | ±066 | ±139 | ±130 | ±110 | .059 | .013 | -.009 | -.027 | ˙039 | ˙001 | ±085 | ˙140 | ±089 | ˙044 | .032 | ±094 | -.023 | .063 | .015 | -.004 |
| *.226 | 3 | .123 | .124 | .187<br>.224 | .047 | ±110 | ±094 | ±138 | ˙044 | ±187 | .170 | .061 | -.015 | -.094 | ±032 | ˙070 | ±060 | ±036 | ±048 | ±147 | -.009 | ˙062 | -.047 | .051 | .037 | -.004 |
| *.221 | 4 | .153 | .014 | .047 | .168<br>.127 | ±168 | ±073 | ±063 | ˙014 | ±084 | .026 | .079 | -.005 | -.062 | ˙106 | ˙034 | ±087 | ±016 | ±054 | ˙056 | -.004 | ±084 | .047 | -.038 | .032 | -.003 |
| .308 | 5 | ±114 | ±012 | ±110 | ±168 | .168<br>.182 | .069 | .108 | .057 | .158 | ±140 | ±086 | ±002 | ˙020 | -.043 | -.008 | .136 | .027 | .007 | .075 | ±075 | .047 | ±017 | ±079 | ±035 | -.003 |
| .345 | 6 | ±101 | ±066 | ±094 | ±073 | .069 | .163<br>.173 | .163 | .001 | .138 | ±051 | ±111 | ˙103 | ˙046 | -.064 | -.038 | .027 | -.051 | .090 | .007 | ±042 | .094 | ±075 | ±086 | ±058 | .001 |
| .374 | 7 | ±123 | ±139 | ±138 | ±063 | .108 | .163 | .163<br>.152 | .099 | .111 | ±118 | ±014 | ±004 | ±006 | -.022 | .028 | .124 | -.024 | .078 | .020 | ±018 | .027 | ±057 | ±103 | ±081 | .000 |
| .236 | 8 | ±094 | ±130 | ˙044 | ˙014 | .057 | .001 | .099 | .130<br>.131 | -.003 | ±082 | ±014 | ±033 | ±023 | -.003 | .057 | .033 | .000 | .041 | .000 | ±030 | .010 | ±088 | ˙001 | ˙008 | -.004 |
| .387 | 9 | ±112 | ±110 | ±187 | ±084 | .158 | .138 | .111 | -.003 | .187<br>.127 | ±039 | ±057 | ˙069 | ˙068 | -.041 | -.044 | .071 | -.065 | .035 | -.022 | ±037 | .083 | ˙017 | ±019 | ±058 | -.001 |
| *.464 | 10 | .117 | .059 | .170 | .026 | ±140 | ±051 | ±118 | ±082 | ±039 | .192<br>.144 | .031 | .192 | .059 | ±119 | ±117 | ±166 | ±071 | ±078 | ±087 | .029 | ˙062 | .056 | -.020 | .141 | -.002 |
| *.401 | 11 | -.008 | .013 | .061 | .079 | ±086 | ±111 | ±014 | ±014 | ±057 | .031 | .132<br>.056 | .009 | .132 | ˙026 | ±062 | ±023 | ±029 | ±082 | ±025 | .075 | ˙002 | -.016 | .072 | -.032 | -.003 |
| *.360 | 12 | -.061 | -.009 | -.015 | -.005 | ±002 | ˙103 | ±004 | ±033 | ˙069 | .192 | .009 | .192<br>.229 | .168 | ±148 | ±086 | ±169 | ±059 | ±022 | ±160 | -.016 | ˙017 | .048 | -.080 | .034 | .000 |
| *.141 | 13 | -.140 | -.027 | -.094 | -.062 | ˙020 | ˙046 | ±006 | ±023 | ˙068 | .059 | .132 | .168 | .168<br>.199 | ±097 | ±133 | ±051 | ±140 | ±050 | ±034 | .107 | ˙041 | .071 | .011 | -.065 | .000 |
| .185 | 14 | ˙119 | ˙039 | ±032 | ˙106 | -.043 | -.064 | -.022 | -.003 | -.041 | ±119 | ˙026 | ±148 | ±097 | .165<br>.157 | .159 | .165 | .076 | -.093 | -.020 | -.066 | -.105 | ±003 | ˙027 | ±016 | .002 |
| .172 | 15 | ±011 | ˙001 | ˙070 | ˙034 | -.008 | -.038 | .028 | .057 | -.044 | ±117 | ±062 | ±086 | ±133 | .159 | .159<br>.161 | .095 | .098 | .060 | -.018 | -.052 | -.037 | ±022 | ±006 | ±133 | -.004 |
| .094 | 16 | ±109 | ±085 | ±060 | ±087 | .136 | .027 | .124 | .033 | .071 | ±166 | ±023 | ±169 | ±051 | .165 | .095 | .169<br>.173 | .043 | .030 | .005 | -.082 | .019 | ˙025 | ±015 | ±099 | .000 |
| .289 | 17 | ˙084 | ˙140 | ±036 | ±016 | .027 | -.051 | -.024 | .000 | -.065 | ±071 | ±029 | ±059 | ±140 | .076 | .098 | .043 | .156<br>.102 | .098 | .064 | -.018 | -.156 | ±021 | ±005 | ±041 | .000 |
| .304 | 18 | ±074 | ±089 | ±048 | ±054 | .007 | .090 | .078 | .041 | .035 | ±078 | ±082 | ±022 | ±050 | -.093 | .060 | .030 | .098 | .098<br>.103 | .068 | -.022 | -.010 | ±031 | ˙049 | ±005 | .001 |
| .135 | 19 | ±009 | ˙044 | ±147 | ˙056 | .075 | .007 | .020 | .000 | -.022 | ±087 | ±025 | ±160 | ±034 | -.020 | -.018 | .005 | .064 | .068 | .160<br>.099 | .091 | .037 | ±082 | ±011 | ˙050 | .001 |
| *.188 | 20 | -.026 | .032 | -.009 | -.004 | ±075 | ±042 | ±018 | ±030 | ±037 | .029 | .075 | -.016 | .107 | ±066 | ±052 | ±082 | ±018 | ±022 | ˙091 | .107<br>.115 | ±065 | .055 | .052 | .006 | .000 |
| .131 | 21 | ±021 | ±094 | ˙062 | ±084 | .047 | .094 | .027 | .010 | .083 | ˙062 | ˙002 | ˙017 | ˙041 | -.105 | -.037 | .019 | -.156 | -.010 | .037 | -.065 | .156<br>.122 | ±024 | ±060 | ˙030 | -.003 |
| *.153 | 22 | .029 | -.023 | -.047 | .047 | ±017 | ±075 | ±057 | ±088 | ˙017 | .056 | -.016 | .048 | .071 | ±003 | ±022 | ˙025 | ±021 | ±031 | ±082 | .055 | ±024 | .088<br>.104 | .056 | .000 | .002 |
| *.172 | 23 | .044 | .063 | .051 | -.038 | ±079 | ±086 | ±103 | ˙001 | ±019 | -.020 | .072 | -.080 | .011 | ˙027 | ±006 | ±015 | ±005 | ˙049 | ±011 | .052 | ±060 | .056 | .103<br>.111 | -.015 | .000 |
| *.178 | 24 | .092 | .015 | .037 | .032 | ±035 | ±058 | ±081 | ˙008 | ±058 | .141 | -.032 | .034 | -.065 | ±016 | ±133 | ±099 | ±041 | ±005 | ˙050 | .006 | ˙030 | .000 | -.015 | .141<br>.192 | -.001 |
| | $\Sigma_0$ | -.002 | -.004 | -.004 | -.003 | -.003 | .001 | .000 | -.004 | -.001 | -.002 | -.003 | .000 | .000 | .002 | -.004 | .000 | .000 | .001 | .001 | .000 | -.003 | .002 | .000 | -.001 | |
| | $\Sigma_\beta$ | -.167 | -.165 | -.228 | -.130 | -.185 | -.172 | -.152 | -.135 | -.128 | -.146 | -.059 | -.229 | -.199 | -.155 | -.165 | -.173 | -.102 | -.102 | -.098 | -.115 | -.125 | -.102 | -.111 | -.193 | $\Sigma\Sigma_\beta$ = -3.536 |
| Kolom | 12 | -.045 | -.147 | -.198 | -.120 | -.181 | -.378 | -.144 | -.069 | -.266 | -.530 | -.077 | .229 | -.535 | .141 | .007 | .165 | .016 | -.058 | .222 | -.083 | -.159 | -.198 | .049 | -.261 | -2.62 |
| | 13 | .235 | -.093 | -.010 | .004 | -.221 | -.470 | -.132 | -.023 | -.402 | -.648 | -.341 | .565 | .535 | .335 | .273 | .267 | .296 | .042 | .290 | -.297 | -.241 | -.340 | .027 | -.131 | -0.48 |
| | 10 | .001 | -.211 | -.350 | -.048 | .059 | -.368 | .104 | .141 | -.324 | .648 | -.403 | .949 | .653 | .573 | .507 | .599 | .438 | .198 | .464 | -.355 | -.365 | -.452 | .067 | -.413 | 2.112 |
| | 22 | -.057 | -.165 | -.256 | -.142 | .093 | -.218 | .218 | .317 | -.358 | .760 | -.371 | 1.045 | .795 | .579 | .551 | .549 | .480 | .260 | .628 | -.465 | -.317 | .452 | -.045 | -.413 | 3.92 |
| | 20 | -.005 | -.229 | -.238 | -.134 | .243 | -.134 | .254 | .377 | -.284 | .818 | -.521 | 1.013 | 1.009 | .711 | .655 | .713 | .516 | .304 | .446 | .465 | -.187 | .562 | -.149 | -.425 | 5.78 |
| | 11 | .011 | -.255 | -.360 | -.292 | .415 | .088 | .282 | .405 | -.170 | .880 | .521 | 1.031 | 1.273 | .659 | .779 | .759 | .574 | .468 | .496 | .615 | -.191 | .530 | -.293 | -.361 | 7.864 |
| | 24 | -.173 | -.285 | -.434 | -.356 | .485 | .204 | .444 | .389 | -.054 | 1.162 | .457 | 1.099 | 1.143 | .691 | 1.045 | .957 | .656 | .478 | .396 | .627 | -.251 | .530 | -.263 | .361 | 9.308 |
| | 3 | -.419 | -.533 | .434 | -.450 | .705 | .392 | .720 | .301 | .320 | 1.502 | .579 | 1.069 | .955 | .755 | .905 | 1.077 | .728 | .574 | .690 | .609 | -.375 | .436 | -.365 | .435 | 11.044 |
| | 2 | -.569 | .533 | .682 | -.478 | .729 | .524 | .998 | .561 | .540 | 1.620 | .605 | 1.051 | .901 | .677 | .903 | 1.247 | .448 | .752 | .602 | .673 | -.187 | .390 | -.491 | .465 | 13.176 |
| | 1 | .569 | .683 | .928 | -.784 | .957 | .726 | 1.244 | .749 | .764 | 1.854 | .589 | .929 | .621 | .439 | .925 | 1.465 | .280 | .900 | .620 | .621 | -.145 | .448 | -.579 | .649 | 15.452 |
| | 4 | .875 | .711 | 1.022 | .784 | 1.293 | .872 | 1.370 | .721 | .932 | 1.906 | .747 | .919 | .497 | .227 | .857 | 1.639 | .312 | 1.008 | .508 | .613 | .023 | .542 | -.503 | .713 | 18.588 |
| | 23 | .963 | .837 | 1.124 | .708 | 1.451 | 1.044 | 1.576 | .719 | .970 | 1.866 | .891 | .759 | .519 | .173 | .869 | 1.669 | .322 | .910 | .530 | .717 | .143 | .654 | .503 | .683 | 20.6 |
| | $t_\beta$ | 1.116 | .977 | 1.311 | .876 | 1.619 | 1.207 | 1.739 | .849 | 1.157 | 2.058 | 1.023 | .951 | .687 | .338 | 1.028 | 1.838 | .478 | 1.008 | .690 | .824 | .299 | .742 | .606 | .824 | $T_3$ = 24.245<br>$\sqrt{T_3}$ = 4.923921<br>$1/\sqrt{T_3}$ = .2030902 |
| | $a_\beta$ | .227 | .198 | .266 | .178 | .329 | .245 | .353 | .172 | 0.235 | 0.418 | .208 | .193 | .140 | .069 | .209 | .373 | .097 | .205 | .140 | .167 | .061 | .151 | .123 | .167 | $\Sigma a_\beta$ = 4.924 |
| | $\Sigma\lvert\Sigma_\beta\rvert$ | 1.839 | 1.403 | 1.806 | 1.346 | 1.593 | 1.648 | 1.668 | .865 | 1.628 | 2.03 | 1.059 | 1.509 | 1.645 | 1.589 | 1.369 | 1.719 | 1.362 | 1.214 | 1.132 | 1.009 | 1.187 | .910 | .963 | 1.083 | $\Sigma\lvert\Sigma_\beta\rvert$ = 33.576<br>$\Sigma h^2_{Resid}$ = 3.509<br>$\Sigma h^2_{Reest}$ = 3.645<br>$\phi_{3/2}$ = .761 |

**Lampiran 4**

Matriks Korelasi Residual Ketiga

| $a_\beta$ | | .227 | .198 | .266 | .178 | .329 | .245 | .353 | *.172 | .235 | *.418 | .208 | *.193 | *.140 | *.069 | *.209 | *.373 | *.097 | .205 | *.140 | *.167 | .061 | *.151 | .123 | *0.167 | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | No.Tes | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 | 10 | 11 | 12 | 13 | 14 | 15 | 16 | 17 | 18 | 19 | 20 | 21 | 22 | 23 | 24 | $\Sigma_0$ |
| .227 | 1 | $\underline{.172}$<br>.101 | .030 | .063 | .113 | .039 | .045 | .043 | '.055 | .059 | '.022 | -.055 | ±105 | ±172 | ±135 | ±036 | '.024 | ±106 | .027 | ±023 | ±064 | .007 | ±005 | .016 | '.054 | -.003 |
| .198 | 2 | .030 | $\underline{.159}$<br>.101 | .071 | -.021 | -.053 | .017 | .069 | '.096 | .063 | ±024 | -.028 | ±047 | ±055 | ±053 | ±042 | '.011 | ±159 | .048 | ±072 | ±001 | .082 | ±053 | .039 | ±018 | .001 |
| .266 | 3 | .063 | .071 | $\underline{.131}$<br>.116 | .000 | .022 | .029 | .044 | ±090 | .124 | '.059 | .006 | ±066 | ±131 | '.014 | ±126 | ±039 | '.010 | -.007 | '.110 | ±053 | -.078 | ±087 | .018 | ±007 | .002 |
| .178 | 4 | .113 | -.021 | .000 | $\underline{.118}$<br>.136 | .109 | .029 | .000 | ±045 | .042 | ±048 | .042 | ±039 | ±087 | ±118 | ±071 | '.021 | ±001 | .018 | ±081 | ±034 | .073 | '.020 | -.060 | '.002 | .000 |
| .329 | 5 | .039 | -.053 | .022 | .109 | $\underline{.109}$<br>.060 | -.012 | -.008 | '.000 | .081 | '.002 | .018 | ±061 | ±066 | ±066 | ±077 | '.013 | ±005 | -.060 | '.029 | '.020 | .027 | ±033 | .039 | ±020 | -.002 |
| .245 | 6 | .045 | .017 | .029 | .029 | -.012 | $\underline{.150}$<br>.103 | .077 | ±041 | .080 | ±051 | .060 | ±150 | ±080 | ±081 | ±089 | ±064 | ±075 | .040 | ±027 | '.001 | .079 | '.038 | .056 | '.017 | .001 |
| .353 | 7 | .043 | .069 | .044 | .000 | -.008 | .077 | $\underline{.077}$<br>.038 | '.038 | .028 | ±030 | -.059 | ±064 | ±043 | ±046 | ±046 | ±008 | ±058 | .006 | ±029 | ±041 | .005 | '.004 | .060 | '.022 | .002 |
| *.172 | 8 | '.055 | '.096 | ±090 | ±045 | '.000 | ±041 | '.038 | $\underline{.096}$<br>.100 | ±043 | .010 | ±022 | .000 | -.001 | -.015 | .021 | -.031 | -.017 | '.006 | -.024 | .001 | '.000 | .062 | ±022 | -.037 | .001 |
| .235 | 9 | .059 | .063 | .124 | .042 | .081 | .080 | .028 | ±043 | $\underline{.124}$<br>$\underline{.132}$ | ±059 | .008 | ±114 | ±101 | ±057 | ±093 | ±017 | ±088 | -.013 | ±055 | ±002 | .069 | ±052 | -.010 | '.019 | .001 |
| *.172 | 10 | '.022 | ±024 | '.059 | ±048 | '.002 | ±051 | ±030 | .010 | ±059 | $\underline{.111}$<br>.017 | ±056 | .111 | .000 | .090 | .030 | .010 | .030 | ±008 | .028 | -.041 | ±087 | -.007 | ±071 | .071 | -.002 |
| .208 | 11 | -.055 | -.028 | .006 | .042 | .018 | .060 | -.059 | ±022 | .008 | ±056 | $\underline{.103}$<br>.089 | ±031 | '.103 | ±040 | '.019 | ±055 | '.009 | .039 | ±004 | '.040 | -.015 | -.047 | .046 | ±067 | .000 |
| *.193 | 12 | ±105 | ±047 | ±066 | ±039 | ±061 | ±150 | ±064 | .000 | ±114 | .111 | ±031 | $\underline{.150}$<br>.155 | .141 | .135 | .046 | .097 | .040 | ±018 | .133 | -.048 | ±029 | .019 | ±104 | .002 | .003 |
| *.140 | 13 | ±172 | ±055 | ±131 | ±087 | ±066 | ±080 | ±043 | -.001 | ±101 | .000 | '.103 | .141 | $\underline{.172}$<br>.148 | .087 | .104 | -.001 | .126 | '.021 | .014 | .084 | ±050 | .050 | ±006 | -.088 | -.003 |
| *.069 | 14 | ±135 | ±053 | .014 | ±118 | ±066 | ±081 | ±046 | -.015 | ±057 | .090 | ±040 | .135 | .087 | $\underline{.145}$<br>.160 | .145 | .139 | .069 | ±107 | -.030 | .054 | ±109 | -.007 | ±035 | .004 | -.002 |
| *.209 | 15 | ±036 | ±042 | ±126 | ±071 | ±077 | ±089 | ±046 | .021 | ±093 | .030 | '.019 | .046 | .104 | .145 | $\underline{.145}$<br>.115 | .017 | .078 | '.017 | -.047 | .017 | ±050 | -.010 | ±020 | .098 | .000 |
| *.373 | 16 | '.024 | '.011 | ±039 | '.021 | '.013 | ±064 | ±008 | -.031 | ±017 | .010 | ±055 | .097 | -.001 | .139 | .017 | $\underline{.139}$<br>.030 | .007 | ±046 | -.047 | .020 | ±004 | -.081 | ±031 | .037 | .002 |
| *.097 | 17 | ±106 | ±159 | '.010 | ±001 | ±005 | ±075 | ±058 | -.017 | ±088 | .030 | '.009 | .040 | .126 | .069 | .078 | .007 | $\underline{.162}$<br>.147 | '.078 | .050 | .002 | ±162 | .006 | ±007 | .025 | -.001 |
| .205 | 18 | .027 | .048 | -.007 | .018 | -.060 | .040 | .006 | '.006 | -.013 | ±008 | .039 | ±018 | '.021 | ±107 | '.017 | ±046 | '.078 | $\underline{.107}$<br>.056 | '.039 | ±012 | -.023 | '.000 | -.074 | ±029 | -.002 |
| *.140 | 19 | ±023 | ±072 | '.110 | ±081 | '.029 | ±027 | ±029 | -.024 | ±055 | .028 | ±004 | .133 | .014 | -.030 | -.047 | -.047 | .050 | '.039 | $\underline{.133}$<br>.140 | -.114 | '.028 | .061 | ±006 | -.073 | .000 |
| *.167 | 20 | ±064 | ±001 | ±053 | ±034 | '.020 | '.001 | ±041 | .001 | ±002 | -.041 | '.040 | -.048 | .084 | .054 | .017 | .020 | .002 | ±012 | -.114 | $\underline{.114}$<br>.079 | '.055 | .030 | '.031 | -.022 | .002 |
| .061 | 21 | .007 | .082 | -.078 | .073 | .027 | .079 | .005 | '.000 | .069 | ±087 | -.015 | ±029 | ±050 | ±109 | ±050 | ±004 | ±162 | -.023 | '.028 | '.055 | $\underline{.162}$<br>.152 | '.015 | .052 | ±040 | -.003 |
| *.151 | 22 | ±005 | ±053 | ±087 | '.020 | ±033 | '.038 | '.004 | .062 | ±052 | -.007 | ±047 | .019 | .050 | -.007 | -.010 | -.081 | .006 | '.000 | .061 | .030 | '.015 | $\underline{.087}$<br>.065 | '.037 | -.025 | .000 |
| .123 | 23 | .016 | .039 | .018 | -.060 | .039 | .056 | .060 | ±022 | -.010 | ±071 | .046 | ±104 | ±006 | ±035 | ±020 | ±031 | ±007 | -.074 | ±006 | .031 | .052 | '.037 | $\underline{.104}$<br>.088 | ±036 | .000 |
| *.167 | 24 | '.054 | ±018 | ±007 | '.002 | ±020 | '.017 | '.022 | -.037 | '.019 | .071 | ±067 | .002 | -.088 | .004 | .098 | .037 | .025 | ±029 | -.073 | -.022 | ±040 | -.025 | ±036 | $\underline{.098}$<br>.113 | .002 |
| | $\Sigma_0$ | -.003 | .001 | .002 | .000 | -.002 | .001 | .002 | .001 | .001 | -.002 | .000 | .003 | -.003 | -.002 | .000 | .002 | -.001 | -.002 | .000 | .002 | -.003 | .000 | .000 | .002 | |
| | $\Sigma_{j4}$ | -.104 | -.100 | -.114 | -.136 | -.062 | -.102 | -.036 | -.099 | -.131 | -.019 | -.089 | -.152 | -.151 | -.162 | -.115 | -.028 | -.148 | -.058 | -.140 | -.077 | -.155 | -.065 | -.088 | -.111 | $\Sigma\Sigma_{j4}$ = -.162 |
| Kolom | 14 | .166 | .006 | -.142 | .100 | .070 | .060 | .056 | -.069 | -.017 | -.199 | -.009 | -.422 | -.325 | .162 | -.405 | -.306 | -.286 | .156 | -.080 | -.185 | .063 | -.051 | -.018 | -.119 | -1.794 |
| | 12 | .376 | .100 | -.010 | .178 | .192 | .360 | .184 | -.069 | .211 | -.421 | .053 | .422 | -.607 | .432 | -.497 | -.500 | -.366 | .192 | -.346 | -.089 | .121 | -.089 | .190 | -.123 | -.106 |
| | 13 | .720 | .210 | .252 | .352 | .324 | .520 | .270 | -.067 | .413 | -.421 | -.153 | .704 | .607 | .606 | -.705 | -.498 | -.618 | .150 | -.374 | -.257 | .221 | -.189 | .202 | .053 | 2.322 |
| | 15 | .792 | .294 | .504 | .494 | .478 | .698 | .362 | -.109 | .599 | -.481 | -.191 | .796 | .815 | .896 | .705 | -.532 | -.774 | .116 | -.280 | -.291 | .321 | -.169 | .242 | -.143 | 5.142 |
| | 17 | 1.004 | .612 | .484 | .496 | .488 | .848 | .478 | -.075 | .775 | -.541 | -.209 | .876 | 1.067 | 1.034 | .861 | -.546 | .774 | -.040 | -.380 | -.295 | .645 | -.181 | .256 | -.193 | 8.238 |
| | 16 | .956 | .590 | .562 | .454 | .462 | .976 | .494 | -.013 | .809 | -.561 | -.099 | 1.070 | 1.065 | 1.312 | .895 | .546 | .788 | .052 | -.286 | -.335 | .653 | -.019 | .318 | -.267 | 10.422 |
| | 10 | .912 | .638 | .444 | .550 | .458 | 1.078 | .554 | -.033 | .927 | .561 | .013 | 1.292 | 1.065 | 1.492 | .955 | .566 | .848 | .068 | -.342 | -.253 | .827 | -.005 | .460 | -.409 | 12.666 |
| | 24 | .804 | .674 | .458 | .546 | .498 | 1.044 | .510 | .041 | .889 | .703 | .147 | 1.296 | .889 | 1.500 | 1.151 | .640 | .898 | .126 | -.196 | -.209 | .907 | .045 | .532 | .409 | 14.302 |
| | 20 | .932 | .676 | .564 | .614 | .458 | 1.042 | .592 | .039 | .893 | .621 | .067 | 1.200 | 1.057 | 1.608 | 1.185 | .680 | .902 | .150 | .032 | .209 | .797 | -.015 | .470 | .365 | 15.138 |
| | 22 | .942 | .782 | .738 | .574 | .524 | .966 | .584 | -.085 | .997 | .607 | .161 | 1.238 | 1.157 | 1.594 | 1.165 | .518 | .914 | .150 | -.090 | .269 | .767 | .015 | .396 | .315 | 15.198 |
| | 19 | .988 | .926 | .518 | .736 | .466 | 1.020 | .642 | -.037 | 1.107 | .663 | .169 | 1.504 | 1.185 | 1.534 | 1.071 | .424 | 1.014 | .072 | .090 | .041 | .711 | .137 | .408 | .169 | 15.558 |
| | 8 | .878 | .734 | .698 | .826 | .466 | 1.102 | .566 | .037 | 1.193 | .683 | .213 | 1.504 | 1.183 | 1.504 | 1.113 | .362 | .980 | .060 | .042 | .043 | .711 | .261 | .452 | .095 | 15.706 |
| | $t_{j4}$ | 1.05 | 0.893 | .829 | .944 | .575 | 1.252 | .643 | .133 | 1.317 | .794 | .316 | 1.654 | 1.355 | 1.649 | 1.258 | .501 | 1.142 | .167 | .175 | .157 | .873 | .348 | .556 | .193 | $T_4$ = 18.774<br>$\sqrt{T_4}$ = 4.332897<br>$1/\sqrt{T_4}$ = .2307924 |
| | $a_{j4}$ | .242 | .206 | .191 | .218 | .133 | .289 | .148 | .031 | .304 | .183 | .073 | .382 | .313 | .381 | .290 | .116 | .264 | .039 | .040 | .036 | .201 | .080 | .128 | .045 | $\Sigma a_{j4}$ = 4.333 |
| | $\lvert\Sigma_{j4}\rvert$ | 1.298 | 1.152 | 1.254 | 1.074 | .860 | 1.238 | .828 | .677 | 1.277 | .945 | .869 | 1.6 | 1.611 | 1.636 | 1.299 | 0.82 | 1.208 | .736 | 1.124 | .787 | 1.139 | .749 | .876 | .813 | $\Sigma\lvert\Sigma_{j4}\rvert$ = 25.870<br>$\Sigma h^2_{Resid}$ = 2.441<br>$\Sigma h^2_{Reest}$ = 3.068<br>$\phi_{4/3}$ = .716 |

**Lampiran 5**

Matriks Korelasi Residual Keempat

| $a_\mu$ | | .242 | *.206 | .191 | .218 | .133 | *.289 | *.148 | .031 | .304 | *.183 | *.073 | *.382 | .313 | *.381 | .29 | *.116 | *.264 | *.039 | *.040 | .036 | *.201 | .080 | *.128 | *.045 | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | No.Tes | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 | 10 | 11 | 12 | 13 | 14 | 15 | 16 | 17 | 18 | 19 | 20 | 21 | 22 | 23 | 24 | $\Sigma_0$ |
| .242 | 1 | .096<br>.113 | ±020 | .017 | .060 | .007 | ±025 | ˙.007 | -.063 | -.015 | ±066 | ±073 | ˙.013 | .096 | ˙.043 | -.034 | ±052 | ˙.042 | ˙.018 | ˙.013 | .055 | ±042 | -.014 | ±015 | ±065 | .000 |
| *.206 | 2 | ±020 | .105<br>.117 | ˙.032 | ±066 | ±080 | -.043 | .039 | ±102 | ˙.000 | -.014 | -.043 | -.032 | ±009 | -.025 | ±018 | -.035 | .105 | .040 | .064 | ±006 | .041 | .037 | .013 | .009 | .004 |
| .191 | 3 | .017 | ˙.032 | .118<br>.095 | -.042 | -.003 | ±026 | ˙.016 | .084 | .066 | ±094 | ±008 | ±007 | .071 | ±087 | .071 | ˙.017 | -.060 | ±014 | ±118 | .046 | ±116 | .072 | ±006 | ±002 | .004 |
| .218 | 4 | .060 | ±066 | -.042 | .088<br>.070 | .080 | ±034 | ±032 | .038 | -.024 | ˙.008 | ˙.026 | ±044 | .019 | ˙.035 | .008 | ±046 | ±057 | ˙.009 | ˙.072 | .026 | ˙.029 | -.037 | ±088 | ±012 | -.002 |
| .133 | 5 | .007 | ±080 | -.003 | .080 | .080<br>.091 | ±050 | ±028 | -.004 | .041 | ±026 | ˙.008 | ˙.010 | .024 | ˙.015 | .038 | ±028 | ±030 | ±065 | ±034 | -.025 | ˙.000 | .022 | ˙.022 | ˙.014 | -.001 |
| *.289 | 6 | ±025 | -.043 | ±026 | ±034 | ±050 | .061<br>.066 | .034 | ˙.032 | ±008 | -.002 | .039 | .040 | ±010 | -.029 | ˙.005 | .030 | -.001 | .029 | .015 | ±011 | .021 | ±061 | .019 | -.030 | .000 |
| *.148 | 7 | ˙.007 | .039 | ˙.016 | ±032 | ±028 | .034 | .070<br>.055 | ±043 | ±017 | .003 | -.070 | .007 | ±003 | -.010 | ˙.003 | -.009 | .019 | .000 | .023 | ˙.036 | -.025 | ±016 | .041 | -.029 | .001 |
| .031 | 8 | -.063 | ±102 | .084 | .038 | -.004 | ˙.032 | ±043 | .102<br>.095 | .034 | ˙.004 | ˙.020 | ±012 | -.011 | ±027 | .012 | ±035 | ±025 | ±007 | ±025 | .000 | ±006 | .060 | ˙.018 | ±038 | -.001 |
| .304 | 9 | -.015 | ˙.000 | .066 | -.024 | .041 | ±008 | ±017 | .034 | .066<br>.032 | ˙.003 | ±014 | ±002 | .006 | ±059 | .005 | ±018 | ˙.008 | ±025 | ˙.043 | -.009 | ˙.008 | .028 | ±049 | ±033 | .001 |
| *.183 | 10 | ±066 | -.014 | ±094 | ˙.008 | ±026 | -.002 | .003 | ˙.004 | ˙.003 | .094<br>.078 | .043 | .041 | ±057 | .020 | ±023 | -.011 | -.018 | .001 | .021 | ±048 | .050 | ±022 | .048 | .063 | .002 |
| *.073 | 11 | ±073 | -.043 | ±008 | ˙.026 | ˙.008 | .039 | -.070 | ˙.020 | ±014 | .043 | .126<br>.098 | .003 | ±126 | .012 | ±040 | .047 | -.028 | .036 | .001 | ±043 | -.030 | ˙.041 | .037 | .064 | .000 |
| *.382 | 12 | ˙.013 | -.032 | ±007 | ±044 | ˙.010 | .040 | .007 | ±012 | ±002 | .041 | .003 | .118<br>.004 | ˙.021 | -.011 | ±065 | .053 | -.061 | .003 | .118 | ±062 | -.048 | ±012 | .055 | -.015 | -.003 |
| .313 | 13 | .096 | ±009 | .071 | .019 | .024 | ±010 | ±003 | -.011 | .006 | ±057 | ±126 | ˙.021 | .126<br>.074 | ±032 | .013 | ±037 | ˙.043 | ±033 | ˙.001 | .073 | ±013 | .025 | ±034 | ±102 | -.001 |
| *.381 | 14 | ˙.043 | -.025 | ±087 | ˙.035 | ˙.015 | -.029 | -.010 | ±027 | ±059 | .020 | .012 | -.011 | ±032 | .095<br>.000 | ˙.035 | .095 | -.032 | .092 | -.045 | ˙.040 | .032 | ±037 | -.014 | -.013 | -.002 |
| .290 | 15 | -.034 | -.018 | .071 | .008 | .038 | ˙.005 | ˙.003 | .012 | .005 | ±023 | ±040 | ±065 | .013 | ˙.035 | .085<br>.061 | ±017 | ˙.001 | ±028 | ±059 | .007 | ±008 | -.033 | ±017 | ˙.085 | .002 |
| *.116 | 16 | ±052 | -.035 | ˙.017 | ±046 | ±028 | .030 | -.009 | ±035 | ±018 | -.011 | .047 | .053 | ±037 | .095 | ±017 | .095<br>.126 | -.024 | .041 | -.052 | ˙.016 | -.019 | ±090 | .016 | .032 | .000 |
| *.264 | 17 | ˙.042 | .105 | ±060 | ±057 | ±030 | -.001 | .019 | ±025 | ˙.008 | -.018 | -.028 | -.061 | .043 | -.032 | ˙.001 | -.024 | .109<br>.092 | -.088 | .039 | ±008 | .109 | ±015 | -.027 | .013 | -.003 |
| *.039 | 18 | ˙.018 | .040 | ±014 | ˙.009 | ±065 | .029 | .000 | ±007 | ±025 | .001 | .036 | .003 | ±033 | .092 | ±028 | .041 | -.088 | .092<br>.105 | -.041 | .011 | -.031 | ±003 | -.079 | .027 | -.002 |
| *.040 | 19 | ˙.013 | .064 | ±118 | ˙.072 | ±034 | .015 | .023 | ±025 | ˙.043 | .021 | .001 | .118 | .001 | -.045 | ±059 | -.052 | .039 | -.041 | .118<br>.131 | -.115 | -.036 | .058 | .001 | -.075 | .000 |
| .036 | 20 | .055 | ±006 | .046 | .026 | -.025 | ±011 | ˙.036 | .000 | -.009 | ±048 | ±043 | ±062 | .073 | ˙.040 | .007 | ˙.016 | ±008 | ˙.011 | ±115 | .115<br>.113 | ±062 | .027 | ±036 | ±024 | .001 |
| *.201 | 21 | ±042 | .041 | ±116 | ˙.029 | ˙.000 | .021 | -.025 | ±006 | ˙.008 | .050 | -.030 | -.048 | ±013 | .032 | ±008 | -.019 | .109 | -.031 | -.036 | ±062 | .116<br>.122 | ±031 | .026 | .031 | .002 |
| .080 | 22 | -.014 | .037 | .072 | -.037 | .022 | ±061 | ±016 | .060 | .028 | ±022 | ˙.041 | ±012 | .025 | ±037 | -.033 | ±090 | ±015 | ±003 | ˙.058 | .027 | ±031 | .090<br>.081 | ±047 | ±029 | .004 |
| *.128 | 23 | ±015 | .013 | ±006 | ±088 | ˙.022 | .019 | .041 | ˙.018 | ±049 | .048 | .037 | .055 | ±034 | -.014 | ±017 | .016 | -.027 | -.079 | .001 | ±036 | .026 | ±047 | .088<br>.088 | .030 | .002 |
| *.045 | 24 | ±065 | .009 | ±002 | ±012 | ˙.014 | -.030 | -.029 | ±038 | ±033 | .063 | .064 | -.015 | ±102 | -.013 | ˙.085 | .032 | .013 | .027 | -.075 | ±024 | .031 | ±029 | .030 | .102<br>.096 | -.003 |
| | $\Sigma_0$ | .000 | .004 | .004 | -.002 | -.001 | .000 | .001 | -.001 | .001 | .002 | .000 | -.003 | -.001 | -.002 | .002 | .000 | -.003 | -.002 | .000 | .001 | .002 | .004 | .002 | -.003 | |
| | $\Sigma_\beta$ | -.113 | -.113 | -.091 | -.072 | -.092 | -.066 | -.054 | -.096 | -.031 | -.076 | -.098 | -.007 | -.075 | -.002 | -.059 | -.126 | -.095 | -.107 | -.131 | -.112 | -.120 | -.077 | -.086 | -.099 | $\Sigma\Sigma_\beta$ = -.131 |
| Kolom | 19 | -.139 | -.241 | .145 | -.216 | -.024 | -.096 | -.100 | -.046 | -.117 | -.118 | -.100 | -.243 | -.077 | .088 | .059 | -.022 | -.173 | -.025 | .131 | .118 | -.048 | -.193 | -.088 | .051 | -1.474 |
| | 12 | -.165 | -.177 | .159 | -.128 | -.044 | -.176 | -.114 | -.022 | -.113 | -.200 | -.106 | .243 | -.119 | .110 | .189 | -.128 | -.051 | -.031 | .367 | .242 | .048 | -.169 | -.198 | .081 | -0.502 |
| | 10 | -.033 | -.149 | .347 | -.144 | .008 | -.172 | -.120 | -.030 | -.119 | .200 | -.192 | .325 | -.005 | .070 | .235 | -.106 | -.015 | -.033 | .409 | .338 | -.052 | -.125 | -.294 | -.045 | .298 |
| | 23 | -.003 | -.175 | .359 | .032 | -.036 | -.210 | -.202 | -.066 | -.021 | .296 | -.266 | .435 | .063 | .098 | .269 | -.138 | .039 | .125 | .411 | .410 | -.104 | -.031 | .294 | -.105 | 1.474 |
| | 11 | .143 | -.089 | .375 | -.020 | -.052 | -.288 | -.062 | -.106 | .007 | .382 | .266 | .441 | .315 | .074 | .349 | -.232 | .095 | .053 | .413 | .496 | -.044 | -.113 | .368 | -.233 | 2.538 |
| | 6 | .193 | -.003 | .427 | .048 | .048 | .288 | -.130 | -.170 | .023 | .378 | .344 | .521 | .335 | .132 | .339 | -.292 | .097 | -.005 | .443 | .518 | -.086 | .009 | .406 | -.173 | 3.690 |
| | 16 | .297 | .067 | .393 | .140 | .104 | .348 | -.112 | -.100 | .059 | .356 | .438 | .627 | .409 | -.058 | .373 | .292 | .145 | -.087 | .339 | .486 | -.048 | .189 | .438 | -.237 | 4.858 |
| | 24 | .427 | .049 | .397 | .164 | .076 | .288 | -.054 | -.024 | .125 | .482 | .566 | .597 | .613 | -.032 | .203 | .356 | .119 | -.141 | .189 | .534 | -.110 | .247 | .498 | .237 | 5.806 |
| | 18 | .391 | -.031 | .425 | .146 | .206 | .346 | -.054 | -.010 | .175 | .484 | .638 | .603 | .679 | -.216 | .259 | .438 | .295 | .141 | .107 | .512 | -.048 | .253 | .340 | .291 | 6.370 |
| | 14 | .305 | .019 | .599 | .076 | .176 | .288 | -.034 | .044 | .293 | .524 | .662 | .581 | .743 | .216 | .189 | .628 | .359 | .325 | .017 | .432 | -.112 | .327 | .312 | .265 | 7.234 |
| | 21 | .389 | -.063 | .831 | .018 | .176 | .330 | .016 | .056 | .277 | .624 | .602 | .485 | .769 | .280 | .205 | .590 | .141 | .263 | -.055 | .556 | .112 | .389 | .364 | .327 | 7.682 |
| | 2 | .429 | .063 | .767 | .150 | .336 | .244 | -.062 | .260 | .277 | .596 | .516 | .421 | .787 | .230 | .241 | .520 | -.069 | .343 | .073 | .568 | .194 | .315 | .390 | .345 | 7.934 |
| | 17 | .345 | .273 | .887 | .264 | .396 | .242 | -.100 | .310 | .261 | .560 | .460 | .299 | .701 | .166 | .239 | .472 | .069 | .167 | .151 | .584 | .412 | .345 | .336 | .371 | 8.210 |
| | 7 | .331 | .351 | .855 | .328 | .452 | .310 | .100 | .396 | .295 | .566 | .320 | .313 | .707 | .146 | .233 | .454 | .107 | .167 | .197 | .512 | .362 | .377 | .418 | .313 | 8.610 |
| | $t_\beta$ | .427 | .456 | .973 | .416 | .532 | .371 | .170 | .498 | .361 | .660 | .446 | .431 | .833 | .241 | .318 | .549 | .216 | .259 | .315 | .627 | .478 | .467 | .506 | .415 | $T_5$ = 10.965<br>$\sqrt{T_5}$ = 3.311344<br>$1/\sqrt{T_5}$ = .3019922 |
| | $a_\beta$ | .129 | .138 | .294 | .126 | .161 | .112 | .051 | .150 | .109 | .199 | .135 | .130 | .252 | .073 | .096 | .166 | .065 | .078 | .095 | .189 | .144 | .141 | .153 | .125 | $\Sigma a_\beta$ = 3.311 |
| | $\lvert\Sigma_\beta\rvert$ | .855 | .873 | 1.075 | .892 | .654 | .594 | .510 | .700 | .515 | .686 | .852 | .735 | .859 | .840 | .625 | .820 | .853 | .721 | 1.069 | .786 | .814 | .817 | .738 | .835 | $\Sigma\lvert\Sigma_\beta\rvert$ = 18.718<br>$\Sigma h^2_{Resid}$ = 2.003<br>$\Sigma h^2_{Reest}$ = 2.335<br>$\phi_{54}$ = .895 |

**Lampiran 6**

Matriks Korelasi Residual Kelima

| $a_{j5}$ | | *.129 | .138 | .294 | *.126 | .161 | .112 | .051 | .150 | .109 | *.199 | *.135 | .130 | *.252 | .073 | .096 | .166 | .065 | .078 | .095 | *.189 | *.144 | .141 | *.153 | *.125 | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | No.Tes | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 | 10 | 11 | 12 | 13 | 14 | 15 | 16 | 17 | 18 | 19 | 20 | 21 | 22 | 23 | 24 | $\Sigma_0$ |
| *.129 | 1 | .082<br>.079 | ˙.002 | ±021 | .044 | ±014 | ˙.011 | ±014 | ±082 | ±029 | .040 | .056 | ±030 | .063 | ±052 | ±046 | ˙.031 | ±050 | ±028 | ±025 | .031 | .023 | ±032 | -.005 | .049 | .001 |
| .138 | 2 | ˙.002 | .096<br>.086 | -.073 | ˙.049 | .058 | -.058 | .032 | .081 | -.015 | ±041 | ±062 | -.050 | ±026 | -.035 | .005 | -.058 | .096 | .029 | .051 | ±020 | ˙.021 | -.056 | ±008 | ±008 | .000 |
| .294 | 3 | ±021 | -.073 | .090<br>.032 | ±079 | -.050 | -.007 | -.031 | .040 | .034 | ˙.035 | ±032 | -.031 | ±003 | .066 | .043 | -.066 | .041 | -.009 | .090 | ±010 | ˙.074 | .031 | ±039 | ±035 | .000 |
| *.126 | 4 | .044 | ˙.049 | ±079 | .084<br>.072 | ˙.060 | ˙.020 | ˙.026 | ˙.019 | ±038 | -.033 | -.043 | ˙.028 | -.013 | ±044 | ±004 | ˙.025 | ˙.049 | ±019 | ±084 | .002 | -.047 | ±055 | .069 | -.004 | .000 |
| .161 | 5 | ±014 | .058 | -.050 | ˙.060 | .060<br>.054 | .032 | .020 | -.028 | .023 | ±006 | ±030 | -.031 | ±017 | -.027 | .023 | .001 | .020 | .052 | .019 | ±055 | ±023 | -.001 | ±047 | ±034 | -.001 |
| .112 | 6 | ˙.011 | -.058 | -.007 | ˙.020 | .032 | .058<br>.048 | .028 | -.049 | -.004 | ±024 | ˙.024 | .025 | ±018 | -.037 | -.016 | .011 | -.008 | .020 | .004 | ±010 | ˙.005 | .045 | ˙.002 | ±044 | .000 |
| .051 | 7 | ±014 | .032 | -.031 | ˙.026 | .020 | .028 | .077<br>.067 | .035 | .011 | ±007 | ±077 | .000 | ±010 | -.014 | -.008 | -.017 | .016 | -.004 | .018 | ±046 | ±032 | .009 | ˙.033 | ±035 | .000 |
| .150 | 8 | ±082 | .081 | .040 | ˙.019 | -.028 | -.049 | .035 | .082<br>.080 | .018 | ±034 | ±040 | -.008 | ±049 | .016 | -.002 | .010 | .015 | -.005 | .011 | ±028 | ±016 | .039 | ±041 | ˙.019 | .001 |
| .109 | 9 | ±029 | -.015 | .034 | ±038 | .023 | -.004 | .011 | .018 | .053<br>.054 | ±025 | ±001 | -.012 | ±021 | .051 | -.005 | .000 | -.015 | .016 | -.053 | ±030 | ±024 | .013 | ˙.032 | ˙.019 | -.001 |
| *.199 | 10 | .040 | ±041 | ˙.035 | -.033 | ±006 | ±024 | ±007 | ±034 | ±025 | .044<br>.054 | .016 | ˙.015 | .007 | ˙.005 | ˙.004 | ±044 | ±031 | ±015 | ˙.002 | .010 | .021 | ±006 | .018 | .038 | -.001 |
| *.135 | 11 | .056 | ±062 | ±032 | -.043 | ±030 | ˙.024 | ±077 | ±040 | ±001 | .016 | .092<br>.108 | ±015 | .092 | ˙.002 | ˙.027 | ˙.025 | ±037 | ˙.025 | ±012 | .017 | -.049 | ±060 | .016 | .047 | -.003 |
| .130 | 12 | ±030 | -.050 | -.031 | ˙.028 | -.031 | .025 | .000 | -.008 | -.012 | ˙.015 | ±015 | .106<br>.101 | ±054 | -.020 | .053 | .031 | -.069 | -.007 | .106 | ˙.037 | ±067 | -.006 | ˙.035 | ±031 | .000 |
| *.000 | 13 | .063 | ±026 | ±003 | -.013 | ±017 | ±018 | ±010 | ±049 | ±021 | .007 | .092 | ±054 | .092<br>.062 | ˙.014 | ±011 | ±005 | ±059 | ˙.013 | ±025 | .025 | -.023 | ±011 | -.005 | .071 | -.003 |
| .073 | 14 | ±052 | -.035 | .066 | ±044 | -.027 | -.037 | -.014 | .016 | .051 | ˙.005 | ˙.002 | -.020 | ˙.014 | .086<br>.090 | -.042 | .083 | -.037 | .086 | -.052 | ±054 | ˙.021 | .027 | ±025 | ±022 | .000 |
| .096 | 15 | ±046 | .005 | .043 | ±004 | .023 | -.016 | -.008 | -.002 | -.005 | ˙.004 | ˙.027 | .053 | ±011 | -.042 | .097<br>.076 | .001 | -.007 | .021 | .050 | ±011 | ±006 | -.047 | ˙.002 | ±097 | .003 |
| .166 | 16 | ˙.031 | -.058 | -.066 | ˙.025 | .001 | .011 | -.017 | .010 | .000 | ±044 | ˙.025 | .031 | ±005 | .083 | .001 | .083<br>.067 | -.035 | .028 | -.068 | ±047 | ±043 | .067 | ±009 | ˙.011 | -.001 |
| .065 | 17 | ±050 | .096 | .041 | ˙.049 | .020 | -.008 | .016 | .015 | -.015 | ±031 | ±037 | -.069 | ±059 | -.037 | -.007 | -.035 | .100<br>.105 | -.093 | .033 | ±004 | ˙.100 | .006 | ±037 | ˙.005 | .004 |
| .078 | 18 | ±028 | .029 | -.009 | ±019 | .052 | .020 | -.004 | -.005 | .016 | ±015 | ˙.025 | -.007 | ˙.013 | .086 | .021 | .028 | -.093 | .093<br>.086 | -.048 | ±026 | ±042 | -.008 | ±091 | ˙.017 | -.002 |
| .095 | 19 | ±025 | .051 | .090 | ±084 | .019 | .004 | .018 | .011 | -.053 | ˙.002 | ±012 | .106 | ±025 | -.052 | .050 | -.068 | .033 | -.048 | .106<br>.109 | .097 | ±050 | -.071 | ±014 | ±087 | .001 |
| *.189 | 20 | .031 | ±020 | ±010 | .002 | ±055 | ±010 | ±046 | ±028 | ±030 | .010 | .017 | ˙.037 | .025 | ±054 | ±011 | ±047 | ±004 | ±026 | ˙.097 | .097<br>.079 | .035 | ˙.000 | .007 | .000 | -.001 |
| *.144 | 21 | .023 | ˙.021 | ˙.074 | -.047 | ±023 | ˙.005 | ±032 | ±016 | ±024 | .021 | -.049 | ±067 | -.023 | ˙.021 | ±006 | ±043 | ˙.100 | ±042 | ±050 | .035 | .100<br>.095 | ˙.011 | .004 | .013 | .001 |
| .141 | 22 | ±032 | -.056 | .031 | ±055 | -.001 | .045 | .009 | .039 | .013 | ±006 | ±060 | -.006 | ±011 | .027 | -.047 | .067 | .006 | -.008 | -.071 | ˙.000 | ˙.011 | .071<br>.070 | ˙.025 | ˙.011 | .001 |
| *.153 | 23 | -.005 | ±008 | ±039 | .069 | ±047 | ˙.002 | ˙.033 | ±041 | ˙.032 | .018 | .016 | ˙.035 | -.005 | ±025 | ˙.002 | ±009 | ±037 | ±091 | ±014 | .007 | .004 | ˙.025 | .091<br>.065 | .011 | -.002 |
| *.125 | 24 | .049 | ±008 | ±035 | -.004 | ±034 | ±044 | ±035 | ˙.019 | ˙.019 | .038 | .047 | ±031 | .071 | ±022 | ±097 | ˙.011 | ˙.005 | ˙.017 | ±087 | .000 | .013 | ˙.011 | .011 | .097<br>.086 | .000 |
| | $\Sigma_0$ | .001 | .000 | .000 | .000 | -.001 | .000 | .000 | .001 | -.001 | -.001 | -.003 | .000 | -.003 | .000 | .003 | -.001 | .004 | -.002 | .001 | -.001 | .001 | .001 | -.002 | .000 | |
| | $\Sigma_{j6}$ | -.078 | -.086 | -.032 | -.072 | -.055 | -.048 | -.067 | -.079 | -.055 | -.055 | -.111 | -.101 | -.065 | -.090 | -.073 | -.068 | -.101 | -.088 | -.108 | -.080 | -.094 | -.069 | -.067 | -.086 | $\Sigma\Sigma_{j6}$ = -1.828 |
| Kolom | 11 | -.190 | .038 | .032 | .014 | .005 | -.096 | .087 | .001 | -.053 | -.087 | .111 | -.071 | -.249 | -.094 | -.127 | -.118 | -.027 | -.138 | -.084 | -.114 | .004 | .051 | -.099 | -.180 | -1.384 |
| | 13 | -.316 | .090 | .038 | .040 | .039 | -.060 | .107 | .099 | -.011 | -.101 | .295 | .037 | .249 | -.122 | -.105 | -.108 | .091 | -.164 | -.034 | -.164 | .050 | .073 | -.089 | -.322 | -.388 |
| | 24 | -.414 | .106 | .108 | .048 | .107 | .028 | .177 | .061 | -.049 | -.177 | .389 | .099 | .391 | -.078 | .089 | -.130 | .081 | -.198 | .140 | -.164 | .024 | .051 | -.111 | .322 | .900 |
| | 1 | .414 | .102 | .150 | -.040 | .135 | .006 | .205 | .225 | .009 | -.257 | .501 | .159 | .517 | .026 | .181 | -.192 | .181 | -.142 | .190 | -.226 | -.022 | .115 | -.101 | .420 | 2.556 |
| | 10 | .494 | .184 | .080 | .026 | .147 | .054 | .219 | .293 | .059 | .257 | .533 | .129 | .531 | .016 | .173 | -.104 | .243 | -.112 | .186 | -.246 | -.064 | .127 | -.137 | .496 | 3.584 |
| | 20 | .556 | .224 | .100 | .022 | .257 | .074 | .311 | .349 | .119 | .277 | .567 | .055 | .581 | .124 | .195 | -.010 | .251 | -.060 | -.008 | .246 | -.134 | .127 | -.151 | .496 | 4.568 |
| | 23 | .546 | .240 | .178 | -.116 | .351 | .070 | .245 | .431 | .055 | .313 | .599 | -.015 | .571 | .174 | .191 | .008 | .325 | .122 | .020 | .260 | -.142 | .077 | .151 | .518 | 5.172 |
| | 21 | .592 | .198 | .030 | -.022 | .397 | .060 | .309 | .463 | .103 | .355 | .501 | .119 | .525 | .132 | .203 | .094 | .125 | .206 | .120 | .330 | .142 | .055 | .159 | .544 | 5.740 |
| | 4 | .680 | .100 | .188 | .022 | .277 | .020 | .257 | .425 | .179 | .289 | .415 | .063 | .499 | .220 | .211 | .044 | .027 | .244 | .288 | .334 | .048 | .165 | .297 | .536 | 5.828 |
| | $t_{j6}$ | .762 | .196 | .278 | .106 | .337 | .078 | .334 | .507 | .232 | .333 | .507 | .169 | .591 | .306 | .308 | .127 | .127 | .337 | .394 | .431 | .148 | .236 | .388 | .633 | $T_6$ = 7.865<br>$\sqrt{T_6}$ = 2.804461<br>$1/\sqrt{T_6}$ = .356575 |
| | $a_{j6}$ | .272 | .070 | .099 | .038 | .120 | .028 | .119 | .181 | .083 | .119 | .181 | .060 | .211 | .109 | .110 | .045 | .045 | .120 | .140 | .154 | .053 | .084 | .138 | .226 | $\Sigma a_{j6}$ = 2.805 |
| | $\lvert\Sigma_{j6}\rvert$ | .778 | .934 | .94 | .854 | .671 | .502 | .523 | .685 | .489 | .477 | .805 | .761 | .635 | .832 | .531 | .716 | .863 | .702 | 1.070 | .602 | .750 | .637 | .575 | .708 | $\Sigma\lvert\Sigma_{j6}\rvert$ = 17.040<br>$\Sigma h^2_{Resid}$ = 1.825<br>$\Sigma h^2_{Reest}$ = 2.037<br>$\phi_{6/5}$ = .889 |

**Lampiran 7**

Matriks Korelasi Residual Keenam

| $a_{j6}$ | | .272 | .070 | .099 | .038 | .120 | .028 | .119 | .181 | .083 | .119 | .181 | .060 | .211 | .109 | .110 | .045 | .045 | .120 | .140 | .154 | .053 | .084 | .138 | .226 | $\Sigma_0$ |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | No.Tes | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 | 10 | 11 | 12 | 13 | 14 | 15 | 16 | 17 | 18 | 19 | 20 | 21 | 22 | 23 | 24 | |
| .272 | 1 | .008 | -.021 | -.006 | .034 | -.019 | -.019 | -.018 | .033 | .006 | .008 | .007 | .014 | .006 | .022 | .016 | -.043 | .038 | -.005 | -.013 | -.011 | .009 | .009 | -.043 | -.012 | .000 |
| .070 | 2 | -.021 | .091 | -.080 | -.052 | .050 | -.060 | .024 | .068 | -.021 | .033 | .049 | -.054 | .011 | -.043 | -.003 | -.061 | .093 | .021 | .041 | .009 | -.025 | -.062 | -.002 | -.008 | -.002 |
| .099 | 3 | -.006 | -.080 | .080 | .075 | -.062 | -.010 | -.043 | .022 | .026 | -.047 | .014 | -.037 | -.018 | .055 | .032 | -.070 | .037 | -.021 | .076 | -.005 | -.079 | .023 | .025 | .013 | .000 |
| .038 | 4 | .034 | -.052 | .075 | .083 | -.065 | -.021 | -.031 | -.026 | .035 | -.038 | -.050 | -.030 | -.021 | .040 | .000 | -.027 | -.051 | .014 | .079 | -.004 | -.049 | .052 | .064 | -.013 | -.002 |
| .120 | 5 | -.019 | .050 | -.062 | -.065 | .046 | .029 | .006 | -.050 | .013 | -.008 | .008 | -.038 | -.008 | -.040 | .010 | -.004 | .015 | .038 | .002 | .037 | .017 | -.011 | .030 | .007 | .003 |
| .028 | 6 | -.019 | -.060 | -.010 | -.021 | .029 | .057 | .025 | -.054 | -.006 | .021 | -.029 | .023 | .012 | -.040 | -.019 | .010 | -.009 | .017 | .000 | .006 | -.006 | .043 | -.006 | .038 | .002 |
| .119 | 7 | -.018 | .024 | -.043 | -.031 | .006 | .025 | .063 | .013 | .001 | -.007 | .055 | -.007 | -.015 | -.027 | -.021 | -.022 | .011 | -.018 | .001 | .028 | .026 | -.001 | -.049 | .008 | .002 |
| .181 | 8 | .033 | .068 | .022 | -.026 | -.050 | -.054 | .013 | .049 | .003 | .012 | .007 | -.019 | .011 | -.004 | -.022 | .002 | .007 | -.027 | -.014 | .000 | .006 | .024 | .016 | -.060 | -.003 |
| .083 | 9 | .006 | -.021 | .026 | .035 | .013 | -.006 | .001 | .003 | .046 | .015 | -.014 | -.017 | .003 | .042 | -.014 | -.004 | -.019 | .006 | -.065 | .017 | .020 | .006 | -.043 | -.038 | -.002 |
| .119 | 10 | .008 | .033 | -.047 | -.038 | -.008 | .021 | -.007 | .012 | .015 | .030 | -.006 | -.022 | -.018 | -.018 | -.017 | .039 | .026 | .001 | -.019 | -.008 | .015 | -.004 | .002 | .011 | .001 |
| .181 | 11 | .007 | .049 | .014 | -.050 | .008 | -.029 | .055 | .007 | -.014 | -.006 | .059 | .004 | .054 | -.022 | -.047 | -.033 | .029 | -.047 | -.013 | -.011 | -.059 | .045 | -.009 | .006 | -.003 |
| .060 | 12 | .014 | -.054 | -.037 | -.030 | -.038 | .023 | -.007 | -.019 | -.017 | -.022 | .004 | .102 | .041 | -.027 | .046 | .028 | -.072 | -.014 | .098 | -.046 | .064 | -.011 | -.043 | .017 | .000 |
| .211 | 13 | .006 | .011 | -.018 | -.021 | -.008 | .012 | -.015 | .011 | .003 | -.018 | .054 | .041 | .047 | -.037 | -.012 | -.004 | .050 | -.038 | -.005 | -.007 | -.034 | -.007 | -.034 | .023 | .000 |
| .109 | 14 | .022 | -.043 | .055 | .040 | -.040 | -.040 | -.027 | -.004 | .042 | -.018 | -.022 | -.027 | -.037 | .074 | -.054 | .078 | -.042 | .073 | -.067 | .037 | -.027 | .018 | .010 | -.003 | .002 |
| .110 | 15 | .016 | -.003 | .032 | .000 | .010 | -.019 | -.021 | -.022 | -.014 | -.017 | -.047 | .046 | -.012 | -.054 | .085 | -.004 | -.012 | .008 | .035 | -.006 | .000 | -.056 | -.017 | .072 | .000 |
| .045 | 16 | -.043 | -.061 | -.070 | -.027 | -.004 | .010 | -.022 | .002 | -.004 | .039 | -.033 | .028 | -.004 | .078 | -.004 | .081 | -.037 | .023 | -.074 | .040 | .041 | .063 | .003 | -.021 | .004 |
| .045 | 17 | .038 | .093 | .037 | -.051 | .015 | -.009 | .011 | .007 | -.019 | .026 | .029 | -.072 | .050 | -.042 | -.012 | -.037 | .098 | -.098 | .027 | -.003 | -.102 | .002 | .031 | -.015 | .004 |
| .120 | 18 | -.005 | .021 | -.021 | .014 | .038 | .017 | -.018 | -.027 | .006 | .001 | -.047 | -.014 | -.038 | .073 | .008 | .023 | -.098 | .079 | -.065 | .008 | .036 | -.018 | .074 | -.044 | .003 |
| .140 | 19 | -.013 | .041 | .076 | .079 | .002 | .000 | .001 | -.014 | -.065 | -.019 | -.013 | .098 | -.005 | -.067 | .035 | -.074 | .027 | -.065 | .086 | -.119 | .043 | -.083 | -.005 | .055 | .001 |
| .154 | 20 | -.011 | .009 | -.005 | -.004 | .037 | .006 | .028 | .000 | .017 | -.008 | -.011 | -.046 | -.007 | .037 | -.006 | .040 | -.003 | .008 | -.119 | .073 | .027 | -.013 | -.014 | -.035 | .000 |
| .053 | 21 | .009 | -.025 | -.079 | -.049 | .017 | -.006 | .026 | .006 | .020 | .015 | -.059 | .064 | -.034 | -.027 | .000 | .041 | -.102 | .036 | .043 | .027 | .097 | -.015 | -.003 | .001 | .003 |
| .084 | 22 | .009 | -.062 | .023 | .052 | -.011 | .043 | -.001 | .024 | .006 | -.004 | .045 | -.011 | -.007 | .018 | -.056 | .063 | .002 | -.018 | -.083 | -.013 | -.015 | .064 | -.037 | -.030 | .001 |
| .138 | 23 | -.043 | -.002 | .025 | .064 | .030 | -.006 | -.049 | .016 | -.043 | .002 | -.009 | -.043 | -.034 | .010 | -.017 | .003 | .031 | .074 | -.005 | -.014 | -.003 | -.037 | .072 | -.020 | .002 |
| .226 | 24 | -.012 | -.008 | .013 | -.013 | .007 | .038 | .008 | -.060 | -.038 | .011 | .006 | .017 | .023 | -.003 | .072 | -.021 | -.015 | -.044 | .055 | -.035 | .001 | -.030 | -.020 | .046 | -.002 |
| | $\Sigma_0$ | .000 | -.002 | .000 | -.002 | .003 | .002 | .002 | -.003 | -.002 | .001 | -.003 | .000 | .000 | -.002 | .000 | .004 | .004 | .003 | .001 | .000 | .003 | .001 | .002 | -.002 | |
| | $\Sigma_{j7}$ | -.008 | -.093 | -.080 | -.085 | -.043 | -.055 | -.061 | -.052 | -.048 | -.029 | -.062 | -.102 | -.047 | -.076 | -.085 | -.077 | -.094 | -.076 | -.085 | -.073 | -.094 | -.063 | -.070 | -.048 | $\Sigma\Sigma_{j7}$ = 1.606 |
| | $\lvert\Sigma_{j7}\rvert$ | .412 | .891 | .876 | .871 | .567 | .503 | .457 | .500 | .434 | .395 | .618 | .772 | .469 | .826 | .523 | .731 | .826 | .714 | .999 | .491 | .704 | .633 | .580 | .550 | $\Sigma\lvert\Sigma_{j7}\rvert$ = 15.342<br>$\Sigma h^2_{Resid}$ = 1.616<br>$\Sigma h^2_{Reem}$ = 1.863 |

**Lampiran 8**

Matriks Korelasi 10 Karakteristik Politik di 79 Negara

| No. Karakter | *1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | *9 | *10 | $\Sigma_{j1}$ |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| *1 | (.87) | ±.67 | ±.39 | ±.61 | ±.72 | ±.87 | ±.38 | ±.51 | -.14 | .12 | -4.17 |
| 2 | ±.67 | (.92) | .78 | .87 | .92 | .71 | .73 | .85 | ±.13 | ±.49 | 3.57 |
| 3 | ±.39 | .78 | (.83) | .81 | .74 | .34 | .76 | .83 | ±.44 | ±.64 | 2.79 |
| 4 | ±.61 | .87 | .81 | (.88) | .88 | .60 | .77 | .84 | ±.22 | ±.47 | 3.47 |
| 5 | ±.72 | .92 | .74 | .88 | (.92) | .75 | .75 | .86 | ±.23 | ±.36 | 3.59 |
| 6 | ±.87 | .71 | .34 | .60 | .75 | (.87) | .47 | .49 | -.15 | ±.60 | 2.04 |
| 7 | ±.38 | .73 | .76 | .77 | .75 | .47 | (.80) | .80 | ±.29 | ±.55 | 3.06 |
| 8 | ±.51 | .85 | .83 | .84 | .86 | .49 | .80 | (.86) | ±.37 | ±.53 | 3.26 |
| *9 | -.14 | ±.13 | ±.44 | ±.22 | ±.23 | -.15 | ±.29 | ±.37 | (.44) | .00 | -1.67 |
| *10 | .12 | ±.49 | ±.64 | ±.47 | ±.36 | ±.60 | ±.55 | ±.53 | .00 | (.64) | -3.52 |
| $\Sigma_{j1}$ | -4.17 | 3.57 | 2.79 | 3.47 | 3.59 | 2.04 | 3.06 | 3.26 | -1.67 | -3.52 | $\Sigma\Sigma_{j1} = 12.42$ |
| Kolom 1 | 4.17 | 4.91 | 3.57 | 4.69 | 5.03 | 3.78 | 3.82 | 4.28 | -1.39 | -3.76 | 29.1 |
| 10 | 4.41 | 5.89 | 4.85 | 5.63 | 5.75 | 4.98 | 4.92 | 5.34 | -1.39 | 3.76 | 44.14 |
| 9 | 4.13 | 6.15 | 5.73 | 6.07 | 6.21 | 4.68 | 5.5 | 6.08 | 1.39 | 3.76 | 49.7 |
| $t_{j1}$ | 5.00 | 7.07 | 6.56 | 6.95 | 7.13 | 5.55 | 6.3 | 6.94 | 1.83 | 4.40 | $T_1 = 57.73$, $\sqrt{T_1} = 7.59803$, $1/\sqrt{T_1} = 0.131613$ |
| $a_{j1}$ | .658 | .931 | .863 | .915 | .938 | .730 | .829 | .913 | .241 | .579 | $\Sigma\Sigma a_{j1} = 7.597$ |
| $\lvert\Sigma_{j1}\rvert$ | 4.41 | 6.15 | 5.73 | 6.07 | 6.21 | 4.98 | 5.5 | 6.08 | 1.97 | 3.76 | $\Sigma\lvert\Sigma_{j1}\rvert = 50.86$, $\Sigma h^2_{Reest} = 8.03$, $\phi_{1/0} = .182$ |

**Lampiran 9**

Matriks Korelasi Residual Pertama

| $a_{j1}$ | No. Karakter | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 | 10 | $\Sigma_0$ |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | | *.658 | *.931 | .863 | *.915 | *.938 | *.730 | .829 | .913 | .241 | .579 | |
| *.658 | 1 | .390<br>.437 | .057 | ±.178 | .008 | .103 | .390 | ±.165 | ±.091 | ±.299 | ±.261 | .001 |
| *.931 | 2 | .057 | .094<br>.053 | ±.023 | .018 | .047 | .030 | ±.042 | -.000 | ±.094 | ±.049 | -.003 |
| .863 | 3 | ±.178 | ±.023 | .290<br>.085 | -.020 | ±.069 | ±.290 | .045 | .042 | .232 | .140 | .004 |
| *.915 | 4 | .008 | .018 | -.020 | .068<br>.043 | .022 | -.068 | -.011 | -.005 | ±.001 | ±.060 | -.002 |
| *.938 | 5 | .103 | .047 | ±.069 | .022 | .183<br>.040 | .065 | ±.028 | -.004 | -.004 | ±.183 | .005 |
| *.730 | 6 | .390 | .030 | ±.290 | -.068 | .065 | .390<br>.337 | ±.135 | ±.176 | ±.326 | -.177 | .004 |
| .829 | 7 | ±.165 | ±.042 | .045 | -.011 | ±.028 | ±.135 | .165<br>.113 | .043 | .090 | .070 | .002 |
| .913 | 8 | ±.091 | -.000 | .042 | -.005 | -.004 | ±.176 | .043 | .176<br>.026 | .150 | .001 | .004 |
| .241 | 9 | ±.299 | ±.094 | .232 | ±.001 | -.004 | ±.326 | .090 | .150 | .326<br>.382 | -.140 | -.002 |
| .579 | 10 | ±.261 | ±.049 | .140 | ±.060 | ±.183 | -.177 | .070 | .001 | -.140 | .261<br>.305 | .000 |
| | $\Sigma_0$ | .001 | -.003 | .004 | -.002 | .005 | .004 | .002 | .004 | -.002 | .000 | |
| | $\Sigma_{j2}$ | -.436 | -.056 | -.081 | -.045 | -.035 | -.333 | -.111 | -.022 | -.384 | -.305 | $\Sigma\Sigma_{j2}$ = -1.808 |
| Kolom | 1 | .436 | -.170 | .275 | -.061 | -.241 | -1.113 | .219 | .160 | .214 | .217 | -.064 |
| | 6 | 1.216 | -.230 | .855 | .075 | -.371 | 1.113 | .489 | .512 | .866 | -.137 | 4.388 |
| | 5 | 1.422 | -.324 | .993 | .031 | .371 | 1.243 | .545 | .504 | .858 | .229 | 5.872 |
| | 2 | 1.536 | .324 | 1.039 | -.005 | .465 | 1.303 | .629 | .504 | 1.046 | .327 | 7.168 |
| | 4 | 1.552 | .360 | .999 | .005 | .509 | 1.167 | .607 | .494 | 1.048 | .447 | 7.188 |
| | $t_{j2}$ | 1.942 | .454 | 1.289 | .073 | .692 | 1.557 | .772 | .670 | 1.374 | .708 | $T_2 = 9.531$, $\sqrt{T_2} = 3.087232$, $1/\sqrt{T_2} = .323915$ |
| | $a_{j2}$ | .629 | .147 | .418 | .024 | .224 | .504 | .250 | .217 | .445 | .229 | $\Sigma\Sigma a_{j2} = 3.087$ |
| | $\|\Sigma_{j2}\|$ | 1.552 | .360 | 1.039 | .213 | .525 | 1.657 | .629 | .512 | 1.336 | 1.081 | $\Sigma\|\Sigma_{j2}\| = 8.904$, $\Sigma h^2_{Resid} = 1.821$, $\Sigma h^2_{Recst} = 2.343$, $\phi_{2/1} = .517$ |

**Lampiran 10**

Matriks Korelasi Residual Kedua

| $a_{j2}$ | | *.629 | *.147 | .418 | *.024 | *.224 | .504 | *.250 | .217 | .445 | *.229 | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | No. Karakter | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 | 10 | $\Sigma_0$ |
| *.629 | 1 | $\underline{.117}$<br>-.006 | -.035 | ±.085 | -.007 | -.038 | -.073 | .008 | ±.045 | -.019 | .117 | .001 |
| *.147 | 2 | -.035 | $\underline{.040}$<br>.072 | ±.038 | .014 | .014 | ±.044 | .005 | ±.032 | -.029 | .015 | .000 |
| .418 | 3 | ±.085 | ±.038 | $\underline{.085}$<br>.115 | ±.030 | ±.025 | .079 | ±.060 | -.049 | .046 | -.044 | -.003 |
| *.024 | 4 | -.007 | .014 | ±.030 | $\underline{.080}$<br>.067 | .017 | ±.080 | -.017 | ±.010 | ±.010 | .055 | -.001 |
| *.224 | 5 | -.038 | .014 | ±.025 | .017 | $\underline{.132}$<br>.133 | ±.048 | -.028 | ±.053 | ±.104 | .132 | .000 |
| .504 | 6 | -.073 | ±.044 | .079 | ±.080 | ±.048 | $\underline{.292}$<br>.136 | -.009 | .067 | .102 | ±.292 | .002 |
| *.250 | 7 | .008 | .005 | ±.060 | -.017 | -.028 | -.009 | $\underline{.060}$<br>.103 | ±.011 | ±.021 | .013 | .001 |
| .217 | 8 | ±.045 | ±.032 | -.049 | ±.010 | ±.053 | .067 | ±.011 | $\underline{.670}$<br>.129 | .053 | ±.049 | .000 |
| .445 | 9 | -.019 | -.029 | .046 | ±.010 | ±.104 | .102 | ±.021 | .053 | $\underline{.242}$<br>.128 | ±.242 | .000 |
| *.229 | 10 | .117 | .015 | -.044 | .055 | .132 | ±.292 | .013 | ±.049 | ±.242 | $\underline{.292}$<br>.209 | .002 |
| | $\Sigma_0$ | .001 | .000 | -.003 | -.001 | .000 | .002 | .001 | .000 | .000 | .002 | |
| | $\Sigma_{j3}$ | .007 | -.072 | -.118 | -.068 | -.133 | -.134 | -.102 | -.129 | -.128 | -.207 | $\Sigma\Sigma_{j3} = -1.084$ |
| Kolom | 10 | -.227 | -.102 | -.206 | -.178 | -.397 | .450 | -.128 | -.031 | .356 | $\underline{.207}$ | -.256 |
| | 5 | -.151 | -.130 | -.156 | -.212 | $\underline{.397}$ | .546 | -.072 | .075 | .564 | $\underline{.471}$ | 1.332 |
| | 4 | -.137 | -.158 | -.096 | $\underline{.212}$ | $\underline{.431}$ | .706 | -.038 | .095 | .584 | $\underline{.581}$ | 2.180 |
| | 2 | -.067 | $\underline{.158}$ | -.020 | $\underline{.240}$ | $\underline{.459}$ | .794 | -.048 | .159 | .526 | $\underline{.611}$ | 2.812 |
| | 1 | $\underline{.067}$ | $\underline{.088}$ | .150 | $\underline{.226}$ | $\underline{.383}$ | .648 | -.064 | .249 | .488 | $\underline{.845}$ | 3.080 |
| | 7 | $\underline{.083}$ | $\underline{.098}$ | .270 | $\underline{.192}$ | $\underline{.327}$ | .630 | $\underline{.064}$ | .271 | .530 | $\underline{.871}$ | 3.336 |
| | $t_{j3}$ | .200 | .142 | .355 | .272 | .459 | .922 | .124 | .941 | .772 | 1.163 | $T_3 = 5.35$, $\sqrt{T_3} = 2.313007$, $1/\sqrt{T_3} = .432338$ |
| | $a_{j3}$ | .086 | .061 | .153 | .118 | .198 | .399 | .054 | .407 | .334 | .503 | $\Sigma\Sigma a_{j3} = 2.313$ |
| | $\lvert\Sigma_{j3}\rvert$ | .427 | .226 | .456 | .240 | .459 | .794 | .172 | .369 | .626 | .959 | $\Sigma\lvert\Sigma_{j3}\rvert = 4.728$, $\Sigma h^2_{\text{Resid}} = 1.086$, $\Sigma h^2_{\text{Reost}} = 2.014$ $\phi_{3/2} = .709$ |

**Lampiran 11**

Matriks Korelasi Residual Ketiga

| $a_{j3}$ | | * .086 | * .061 | * .153 | .118 | .198 | .399 | * .054 | * .407 | .334 | .503 | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | No.Karakter | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 | 10 | $\Sigma_0$ |
| *.086 | 1 | .107<br>.110 | -.040 | .072 | ±.017 | ±.055 | ±.107 | .003 | .010 | ±.048 | -.074 | .002 |
| *.061 | 2 | -.040 | .049<br>.040 | .029 | -.007 | -.002 | -.020 | .002 | .007 | ±.049 | ±.016 | .002 |
| *.153 | 3 | .072 | .029 | .121<br>.062 | -.012 | ±.005 | -.018 | .052 | -.111 | ±.005 | ±.121 | .003 |
| .118 | 4 | ±.017 | -.007 | -.012 | .038<br>.066 | -.006 | .033 | ±.023 | ±.038 | -.029 | -.004 | .001 |
| .198 | 5 | ±.055 | -.002 | ±.005 | -.006 | .055<br>.093 | -.031 | ±.039 | ±.028 | .038 | .032 | .001 |
| .399 | 6 | ±.107 | -.020 | -.018 | .033 | -.031 | .107<br>.133 | ±.031 | ±.095 | -.031 | .091 | .000 |
| *.054 | 7 | .003 | .002 | .052 | ±.023 | ±.039 | ±.031 | .052<br>.057 | -.011 | -.003 | ±.014 | -.001 |
| *.407 | 8 | .010 | .007 | -.111 | ±.038 | ±.028 | ±.095 | -.011 | .156<br>.504 | ±.083 | ±.156 | -.001 |
| .334 | 9 | ±.048 | ±.049 | ±.005 | -.029 | .038 | -.031 | -.003 | ±.083 | .083<br>.130 | .074 | .000 |
| .503 | 10 | -.074 | ±.016 | ±.121 | -.004 | .032 | .091 | ±.014 | ±.156 | .074 | .156<br>.039 | -.001 |
| | $\Sigma_0$ | .002 | .002 | .003 | .001 | .001 | .000 | -.001 | -.001 | .000 | -.001 | |
| | $\Sigma_{j4}$ | -.108 | -.038 | -.059 | -.065 | -.092 | -.133 | -.058 | -.505 | -.130 | -.040 | $\Sigma\Sigma_{j4}$ = -1.228 |
| Kolom | 8 | -.128 | -.052 | .163 | .011 | -.036 | .057 | -.036 | .505 | .036 | .272 | .792 |
| | 1 | .128 | .028 | .019 | .045 | .074 | .271 | -.042 | .525 | .132 | .124 | 1.304 |
| | 7 | .134 | .024 | -.085 | .091 | .152 | .333 | .042 | .503 | .126 | .152 | 1.472 |
| | 3 | .278 | -.034 | .085 | .067 | .162 | .297 | .146 | .281 | .136 | .394 | 1.812 |
| | 2 | .198 | .034 | .143 | .053 | .158 | .257 | .150 | .295 | .234 | .426 | 1.948 |
| | $t_{j4}$ | .305 | .083 | .264 | .091 | .213 | .364 | .202 | .451 | .317 | .582 | $T_4$ = 2.872, $\sqrt{T_4}$ = 1.694698, $1/\sqrt{T_4}$ = .590076 |
| | $a_{j4}$ | .180 | .049 | .156 | .054 | .126 | .215 | .119 | .266 | .187 | .343 | $\Sigma\Sigma a_{j4}$ = 1.695 |
| | $\|\Sigma_{j4}\|$ | .426 | .172 | .425 | .169 | .236 | .457 | .178 | .539 | .360 | .582 | $\Sigma\|\Sigma_{j4}\|$ = 3.544, $\Sigma h^2_{Resid}$ = 1.234, $\Sigma h^2_{Reest}$ = 0.924, $\phi_{4/3}$ = .786 |

**Lampiran 12**

Matriks Korelasi Residual Keempat

| $a_{j4}$ | | .180 | *.049 | *.156 | .054 | *.126 | .215 | *.119 | .266 | *.187 | *.343 | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | No. Karakter | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 | 10 | $\Sigma_0$ |
| .180 | 1 | .136<br>.075 | ±.049 | ¯.044 | .007 | ¯.032 | .068 | ±.018 | -.038 | ¯.014 | ±.136 | -.001 |
| *.049 | 2 | ±.049 | .049<br>.047 | .021 | ±.010 | -.008 | ±.031 | -.004 | ±.006 | .040 | -.001 | -.001 |
| *.156 | 3 | ¯.044 | .021 | .152<br>.097 | ±.020 | -.015 | ±.052 | .033 | ±.152 | -.024 | .067 | -.001 |
| .054 | 4 | .007 | ±.010 | ±.020 | .039<br>.035 | ±.013 | .021 | ¯.017 | .024 | ±.039 | ±.023 | -.001 |
| *.126 | 5 | ¯.032 | -.008 | -.015 | ±.013 | .058<br>.039 | -.058 | .024 | -.006 | .014 | -.011 | -.002 |
| .215 | 6 | .068 | ±.031 | ±.052 | .021 | ±.058 | .071<br>.061 | ¯.005 | .038 | ±.071 | ¯.017 | -.002 |
| *.119 | 7 | ±.018 | -.004 | .033 | ¯.017 | .024 | ¯.005 | .043<br>.038 | ±.043 | -.025 | -.027 | .000 |
| .266 | 8 | -.038 | ±.006 | ±.152 | .024 | ±.006 | .038 | ±.043 | .152<br>.085 | ¯.033 | ¯.065 | .000 |
| *.187 | 9 | ¯.014 | .04 | -.024 | ±.039 | .014 | ±.071 | -.025 | ¯.033 | .071<br>.048 | .010 | .000 |
| *.343 | 10 | ±.136 | -.001 | .067 | ±.023 | -.011 | ¯.017 | -.027 | ¯.065 | .010 | .136<br>.038 | -.001 |
| | $\Sigma_0$ | -.001 | -.001 | -.001 | -.001 | -.002 | -.002 | .000 | .000 | .000 | -.001 | |
| | $\Sigma_{j5}$ | -.076 | -.048 | -.098 | -.036 | -.041 | -.063 | -.038 | -.085 | -.048 | -.039 | $\Sigma\Sigma_{j5}$ = -.572 |
| Kolom | 3 | -.164 | -.090 | .098 | .004 | -.011 | .041 | -.104 | .219 | .000 | -.173 | -.180 |
| | 10 | .108 | -.088 | .232 | .050 | .011 | .007 | -.050 | .089 | -.020 | .173 | .512 |
| | 2 | .206 | .088 | .274 | .070 | .027 | .069 | -.042 | .101 | -.100 | .171 | .864 |
| | 9 | .178 | .168 | .226 | .148 | -.001 | .211 | .008 | .035 | .100 | .191 | 1.264 |
| | 5 | .114 | .152 | .196 | .174 | .001 | .327 | -.040 | .047 | .128 | .169 | 1.268 |
| | 7 | .150 | .144 | .262 | .140 | .049 | .317 | .040 | .133 | .078 | .115 | 1.428 |
| | $t_{j5}$ | .286 | .193 | .414 | .179 | .107 | .388 | .083 | .285 | .149 | .251 | $T_5$ = 2.335, $\sqrt{T_5}$ = 1.528071, $1/\sqrt{T_5}$ = .65442 |
| | $a_{j5}$ | .187 | .126 | .271 | .117 | .070 | .254 | .054 | .187 | .098 | .164 | $\Sigma\Sigma a_{j5}$ = 1.528 |
| | $\lvert\Sigma_{j5}\rvert$ | .406 | .170 | .428 | .174 | .181 | .361 | .196 | .405 | .270 | .357 | $\Sigma\lvert\Sigma_{j5}\rvert$ = 2.948, $\Sigma h^2_{Resid}$ = .563, $\Sigma h^2_{Reest}$ = .907 $\phi_{5/4}$ = .858 |

**Lampiran 13**

Matriks Korelasi Residual Kelima

| $a_{j5}$ | No. Karakter | *.187* / 1 | .126 / 2 | *.271 / 3 | .117 / 4 | *.070 / 5 | .254 / 6 | *.054 / 7 | *.187 / 8 | .098 / 9 | .164 / 10 | $\Sigma_0$ |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| .187 | 1 | $\underline{.105}$ .101 | .025 | ±.095 | -.015 | ±.045 | .021 | -.008 | ±.073 | -.032 | .105 | .000 |
| .126 | 2 | .025 | $\underline{.028}$ .033 | ±.013 | -.005 | ±.017 | -.001 | ±.011 | ±.018 | .028 | -.022 | -.001 |
| *.271 | 3 | ±.095 | ±.013 | $\underline{.101}$ .079 | ±.012 | -.034 | ±.017 | .018 | .101 | ±.051 | -.023 | -.001 |
| .117 | 4 | -.015 | -.005 | ±.012 | $\underline{.028}$ .025 | -.005 | -.009 | ±.023 | -.002 | .028 | .004 | .000 |
| *.070 | 5 | ±.045 | ±.017 | -.034 | -.005 | $\underline{.045}$ .053 | -.040 | .020 | -.007 | -.007 | ±.022 | .000 |
| .254 | 6 | .021 | -.001 | ±.017 | -.009 | -.040 | $\underline{.059}$ .006 | ±.019 | ±.009 | .046 | -.059 | -.001 |
| *.054 | 7 | -.008 | ±.011 | .018 | ±.023 | .02 | ±.019 | $\underline{.036}$ .040 | .033 | ±.030 | ±.036 | .000 |
| *.187 | 8 | ±.073 | ±.018 | .101 | -.002 | -.007 | ±.009 | .033 | $\underline{.101}$ .117 | ±.051 | ±.096 | -.001 |
| .098 | 9 | -.032 | .028 | ±.051 | .028 | -.007 | .046 | ±.030 | ±.051 | $\underline{.051}$ .061 | -.006 | .000 |
| .164 | 10 | .105 | -.022 | -.023 | .004 | ±.022 | -.059 | ±.036 | ±.096 | -.006 | $\underline{.105}$ .109 | .000 |
| | $\Sigma_0$ | .000 | -.001 | -.001 | .000 | .000 | -.001 | .000 | -.001 | .000 | .000 | |
| | $\Sigma_{j6}$ | -.101 | -.034 | -.080 | -.025 | -.053 | -.007 | -.040 | -.118 | -.061 | -.109 | $\Sigma\Sigma_{j6} = -.628$ |
| Kolom | 8 | .045 | .002 | -.282 | -.029 | -.039 | .011 | -.106 | $\underline{.118}$ | .041 | .083 | -.156 |
| | 3 | .235 | .028 | $\underline{.282}$ | -.005 | .029 | .045 | -.142 | $\underline{.320}$ | .143 | .037 | .972 |
| | 7 | .219 | .050 | $\underline{.318}$ | .041 | -.011 | .083 | $\underline{.142}$ | $\underline{.386}$ | .203 | .109 | 1.540 |
| | 5 | .309 | .084 | $\underline{.250}$ | .031 | $\underline{.011}$ | .003 | $\underline{.182}$ | $\underline{.372}$ | .189 | .153 | 1.584 |
| | $t_{j6}$ | .414 | .112 | .351 | .059 | .056 | .062 | .218 | .473 | .240 | .258 | $T_6 = 2.243$, $\sqrt{T_6} = 1.497665$, $1/\sqrt{T_6} = .667706$ |
| | $a_{j6}$ | .276 | .075 | .234 | .039 | .037 | .041 | .146 | .316 | .16 | .172 | $\Sigma\Sigma a_{j5} = 1.496$ |
| | $\lvert\Sigma_{j6}\rvert$ | .419 | .140 | .364 | .103 | .197 | .221 | .198 | .39 | .279 | .373 | $\Sigma\lvert\Sigma_{j6}\rvert = 2.684$, $\Sigma h^2_{Resid} = .624.$, $\Sigma h^2_{Reest} = .659$ $\phi_{6/5} = .681$ |

**Lampiran 14**

Matriks Korelasi Residual Keenam

| $a_{j6}$ | | *.276 | .075 | .234 | .039 | *.037 | .041 | .146 | *.316 | .160 | *.172 | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | No. Karakter | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 | 10 | $\Sigma_0$ |
| *.276 | 1 | <u>.076</u><br>.029 | -.004 | -.030 | ±.026 | .035 | -.010 | ±.048 | -.014 | ±.076 | .058 | .002 |
| .075 | 2 | -.004 | <u>.035</u><br>.022 | -.005 | -.008 | -.014 | -.004 | .000 | ±.006 | .016 | ±.035 | -.002 |
| .234 | 3 | -.030 | -.005 | <u>.063</u><br>.046 | .003 | ±.043 | .007 | -.016 | -.027 | .014 | ±.063 | .000 |
| .039 | 4 | ±.026 | -.008 | .003 | <u>.026</u><br>.026 | ±.006 | -.011 | .017 | ±.014 | .022 | ±.003 | .000 |
| *.037 | 5 | .035 | -.014 | ±.043 | ±.006 | <u>.043</u><br>.044 | ±.042 | -.015 | -.019 | ±.013 | .016 | .001 |
| .041 | 6 | -.010 | -.004 | .007 | -.011 | ±.042 | <u>.066</u><br>.057 | .013 | ±.004 | .039 | ±.066 | -.001 |
| .146 | 7 | ±.048 | .000 | -.016 | .017 | -.015 | .013 | <u>.048</u><br>.015 | ±.013 | .007 | -.011 | .001 |
| *.316 | 8 | -.014 | ±.006 | -.027 | ±.014 | -.019 | ±.004 | ±.013 | <u>.042</u><br>.001 | -.000 | .042 | .000 |
| .160 | 9 | ±.076 | .016 | .014 | .022 | ±.013 | .039 | .007 | -.000 | <u>.076</u><br>.025 | ±.034 | .000 |
| *.172 | 10 | .058 | ±.035 | ±.063 | ±.003 | .016 | ±.066 | -.011 | .042 | ±.034 | <u>.066</u><br>.075 | .001 |
| | $\Sigma_0$ | .002 | -.002 | .000 | .000 | .001 | -.001 | .001 | .000 | .000 | .001 | |
| | $\Sigma_{j7}$ | -.027 | -.024 | -.046 | -.026 | -.043 | -.058 | -.014 | -.001 | -.025 | -.074 | $\Sigma\Sigma_{j7}$ = -.338 |
| Kolom | 10 | -.143 | .046 | .080 | -.020 | -.075 | .074 | -.036 | -.085 | .043 | <u>.074</u> | -.042 |
| | 1 | <u>.143</u> | .038 | .020 | .032 | -.145 | .054 | .060 | -.057 | .195 | <u>.190</u> | .530 |
| | 5 | <u>.213</u> | .010 | .106 | .044 | <u>.145</u> | .138 | .030 | -.019 | .221 | <u>.222</u> | 1.110 |
| | 8 | <u>.185</u> | .022 | .052 | .072 | <u>.107</u> | .146 | .056 | <u>.019</u> | .221 | <u>.306</u> | 1.186 |
| | $t_{j7}$ | .261 | .057 | .115 | .098 | .150 | .212 | .104 | .061 | .297 | .372 | $T_7$ = 1.727, $\sqrt{T_7}$ = 1.314154, $1/\sqrt{T_7}$ = .760946 |
| | $a_{j7}$ | .199 | .043 | .088 | .075 | .114 | .161 | .079 | .046 | .226 | .283 | $\Sigma\Sigma a_{j7}$ = 1.314 |
| | $\|\Sigma_{j7}\|$ | .301 | .092 | .208 | .110 | .203 | .196 | .140 | .139 | .221 | .328 | $\Sigma\|\Sigma_{j7}\|$ = 1.938, $\Sigma h^2_{Resid}$ = .340, $\Sigma h^2_{Recst}$ = .541, $\phi_{7/6}$ = .739 |

**Lampiran 15**

Matriks Korelasi Residual Ketujuh

| | | | | | | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| $a_{j7}$ | | .199 | *.043 | *.088 | .075 | *.114 | *.161 | .079 | .046 | .226 | *.283 | |
| | No. Karakter | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 | 10 | $\Sigma_0$ |
| .199 | 1 | .048<br>.036 | ±.013 | ±.048 | .011 | -.012 | ±.042 | .032 | -.023 | .031 | -.002 | -.002 |
| *.043 | 2 | ±.013 | .023<br>.033 | -.009 | ±.011 | -.019 | -.011 | ±.003 | -.004 | -.006 | .023 | .000 |
| *.088 | 3 | ±.048 | -.009 | .048<br>.055 | ±.004 | .033 | -.007 | ±.023 | ±.031 | ±.006 | .038 | -.002 |
| .075 | 4 | .011 | ±.011 | ±.004 | .023<br>.020 | ±.003 | ±.023 | .011 | .011 | .005 | ±.018 | -.001 |
| *.114 | 5 | -.012 | -.019 | .033 | ±.003 | .033<br>.030 | .024 | ±.024 | ±.024 | ±.013 | -.016 | .000 |
| *.161 | 6 | ±.042 | -.011 | -.007 | ±.023 | .024 | .042<br>.040 | -.000 | ±.003 | -.003 | .020 | .001 |
| .079 | 7 | .032 | ±.003 | ±.023 | .011 | ±.024 | -.000 | .033<br>.042 | .009 | -.011 | ±.033 | .000 |
| .046 | 8 | -.023 | -.004 | ±.031 | .011 | ±.024 | ±.003 | .009 | .031<br>.040 | -.010 | -.029 | .002 |
| .226 | 9 | .031 | -.006 | ±.006 | .005 | ±.013 | -.003 | -.011 | -.010 | .031<br>.025 | ±.030 | .000 |
| *.283 | 10 | -.002 | .023 | .038 | ±.018 | -.016 | .020 | ±.033 | -.029 | ±.030 | .038<br>-.014 | .001 |
| | $\Sigma_0$ | -.002 | .000 | -.002 | -.001 | .000 | .001 | .000 | .002 | .000 | .001 | |
| | $\Sigma_{j8}$ | -.038 | -.033 | -.057 | -.021 | -.030 | -.039 | -.042 | -.038 | -.025 | .015 | $\Sigma\Sigma_{j8}$ = -.308 |
| Kolom | 3 | .058 | -.015 | .057 | -.013 | -.096 | -.025 | .004 | .024 | -.013 | -.061 | -.080 |
| | 5 | .034 | .023 | .123 | -.007 | .096 | -.073 | .052 | .072 | .013 | -.029 | .304 |
| | 6 | .118 | .045 | .109 | .039 | .144 | .073 | .052 | .078 | .007 | -.069 | .596 |
| | 10 | .114 | -.001 | .185 | .075 | .112 | .113 | .118 | .020 | .067 | .069 | .872 |
| | 2 | .14 | .001 | .167 | .097 | .074 | .091 | .124 | .012 | .055 | .115 | .876 |
| | $t_{j8}$ | .188 | .024 | .215 | .120 | .107 | .133 | .157 | .043 | .086 | .153 | $T_8$ = 1.226, $\sqrt{T_8}$ = 1.107249, $1/\sqrt{T_8}$ = .903134 |
| | $a_{j8}$ | .170 | .022 | .194 | .108 | .097 | .120 | .142 | .039 | .078 | .138 | $\Sigma\Sigma a_{j8}$ = 1.108 |
| | $\lvert\Sigma_{j8}\rvert$ | .214 | .099 | .199 | .097 | .168 | .133 | .146 | .144 | .115 | .209 | $\Sigma\lvert\Sigma_{j8}\rvert$ = 1.524, $\Sigma h^2_{Resid}$ = .307, $\Sigma h^2_{Reest}$ = .350., $\phi_{8/7}$ = .757 |

**Lampiran 16**

Matriks Korelasi Residual Kedelapan

| $a_{j8}$ | | .170 | .022 | *.194 | .108 | *.097 | .120 | *.142 | *.039 | .078 | .138 | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | No. Karakter | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 | 10 | $\Sigma_0$ |
| .170 | 1 | $\underline{.030}$ .019 | .009 | ¯.015 | -.007 | ±.028 | .022 | ¯.008 | ±.030 | .018 | -.025 | .001 |
| .022 | 2 | .009 | $\underline{.021}$ .023 | ±.013 | .009 | ±.021 | -.014 | ¯.000 | ±.005 | -.008 | .020 | .000 |
| *.194 | 3 | ¯.015 | ±.013 | $\underline{.030}$ .010 | ±.017 | .014 | ±.030 | -.005 | .023 | ±.009 | ¯.011 | -.001 |
| .108 | 4 | -.007 | .009 | ±.017 | $\underline{.017}$ .011 | ±.007 | .010 | ±.004 | ¯.007 | -.003 | .003 | .002 |
| *.097 | 5 | ±.028 | ±.021 | .014 | ±.007 | $\underline{.029}$ .024 | ¯.012 | .010 | .020 | ¯.005 | ±.029 | .000 |
| .120 | 6 | .022 | -.014 | ±.030 | .010 | ¯.012 | $\underline{.030}$ .028 | ±.017 | ±.002 | -.012 | .003 | .000 |
| *.142 | 7 | ¯.008 | ¯.000 | -.005 | ±.004 | .010 | ±.017 | $\underline{.022}$ .013 | .003 | ±.022 | ¯.013 | -.001 |
| *.039 | 8 | ±.030 | ±.005 | .023 | ¯.007 | .020 | ±.002 | .003 | $\underline{.034}$ .029 | ±.013 | ±.034 | -.002 |
| .078 | 9 | .018 | -.008 | ±.009 | -.003 | ¯.005 | -.012 | ±.022 | ±.013 | $\underline{.022}$ .025 | .019 | .000 |
| .138 | 10 | -.025 | .020 | ¯.011 | .003 | ±.029 | .003 | ¯.013 | ±.034 | .019 | $\underline{.034}$ .019 | .000 |
| | $\Sigma_0$ | .001 | .000 | -.001 | .002 | .000 | .000 | -.001 | -.002 | .000 | .000 | |
| | $\Sigma_{j9}$ | -.018 | -.023 | -.011 | -.009 | -.024 | -.028 | -.014 | -.031 | -.025 | -.019 | $\Sigma\Sigma_{j9}$ = -.202 |
| Kolom | 8 | .042 | -.013 | -.057 | -.023 | -.064 | -.024 | -.020 | $\underline{.031}$ | .001 | .049 | -.078 |
| | 5 | .098 | .029 | -.085 | -.009 | $\underline{.064}$ | -.048 | -.040 | $\underline{.071}$ | -.009 | .107 | .178 |
| | 3 | .068 | .055 | $\underline{.085}$ | .025 | $\underline{.092}$ | .012 | -.030 | $\underline{.117}$ | .009 | .085 | .518 |
| | 7 | .052 | .055 | $\underline{.075}$ | .033 | $\underline{.112}$ | .046 | $\underline{.030}$ | $\underline{.123}$ | .053 | .059 | .638 |
| | $t_{j9}$ | .082 | .076 | .105 | .050 | .141 | .076 | .052 | .157 | .075 | .093 | $T_9$ = .907, $\sqrt{T_9}$ = .952365, $1/\sqrt{T_9}$ = 1.050017 |
| | $a_{j9}$ | .086 | .080 | .11 | .053 | .148 | .080 | .055 | .165 | .079 | .098 | $\Sigma\Sigma a_{j9}$ = .954 |
| | $\lvert\Sigma_{j9}\rvert$ | .162 | .099 | .137 | .067 | .146 | .122 | .082 | .137 | .109 | .157 | $\Sigma\lvert\Sigma_{j9}\rvert$ = 1.218, $\Sigma h^2_{Resid}$ = .201, $\Sigma h^2_{Reest}$ = .269, $\phi_{9/8}$ = .786 |

**Lampiran 17**

Matriks Korelasi Residual Kesembilan

| $a_{j\theta}$ | | .086 | .080 | .110 | .053 | .148 | .080 | .055 | .165 | .079 | .098 | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | No. Karakter | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 | 10 | $\Sigma_0$ |
| .086 | 1 | .023 | .002 | -.024 | -.012 | .015 | .015 | -.013 | .016 | .011 | -.033 | .000 |
| .080 | 2 | .002 | .015 | .004 | .005 | .009 | -.020 | -.004 | -.008 | -.014 | .012 | .001 |
| .110 | 3 | -.024 | .004 | .018 | .011 | -.002 | .021 | -.011 | .005 | .000 | -.022 | .000 |
| .053 | 4 | -.012 | .005 | .011 | .014 | -.001 | .006 | .001 | -.016 | -.007 | -.002 | -.001 |
| .148 | 5 | .015 | .009 | -.002 | -.001 | .007 | -.024 | .002 | -.004 | -.017 | .014 | -.001 |
| .080 | 6 | .015 | -.020 | .021 | .006 | -.024 | .024 | .013 | -.011 | -.018 | -.005 | .001 |
| .055 | 7 | -.013 | -.004 | -.011 | .001 | .002 | .013 | .019 | -.006 | .018 | -.018 | .001 |
| .165 | 8 | .016 | -.008 | .005 | -.016 | -.004 | -.011 | -.006 | .007 | .000 | .018 | .001 |
| .079 | 9 | .011 | -.014 | .000 | -.007 | -.017 | -.018 | .018 | .000 | .016 | .011 | .000 |
| .098 | 10 | -.033 | .012 | -.022 | -.002 | .014 | -.005 | -.018 | .018 | .011 | .024 | -.001 |
| | $\Sigma_0$ | .000 | .001 | .000 | -.001 | -.001 | .001 | .001 | .001 | .000 | -.001 | |
| | $\lvert\Sigma_\theta\rvert$ | .141 | .078 | .100 | .061 | .088 | .133 | .086 | .084 | .096 | .135 | $\Sigma\lvert\Sigma_\theta\rvert = 1.002$, $\Sigma h^2_{Resid} = .167$ |

**Lampiran 18**

Matriks Korelasi 10 Variabel Konflik Domestik di 105 Negara tahun 1962-1963

| No. Variabel | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 | 10 | $\Sigma_{j1}$ |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 1 | (.53) | .16 | .11 | .53 | .25 | .05 | .01 | .08 | .11 | .22 | 1.52 |
| 2 | .16 | (.37) | .32 | .30 | .30 | .17 | -.02 | .21 | .37 | .06 | 1.87 |
| 3 | .11 | .32 | (.64) | .21 | .31 | .22 | .13 | .64 | .36 | .20 | 2.5 |
| 4 | .53 | .30 | .21 | (.53) | .53 | .35 | .04 | .16 | .18 | .37 | 2.67 |
| 5 | .25 | .30 | .31 | .53 | (.71) | .71 | .15 | .23 | .17 | .19 | 2.84 |
| 6 | .05 | .17 | .22 | .35 | .71 | (.71) | .49 | .16 | .07 | .52 | 2.74 |
| 7 | .01 | -.02 | .13 | .04 | .15 | .49 | (.51) | .11 | .00 | .51 | 1.42 |
| 8 | .08 | .21 | .64 | .16 | .23 | .16 | .11 | (.64) | .39 | .15 | 2.13 |
| 9 | .11 | .37 | .36 | .18 | .17 | .07 | .00 | .39 | (.39) | .19 | 1.84 |
| 10 | .22 | .06 | .20 | .37 | .19 | .52 | .51 | .15 | .19 | (.52) | 2.41 |
| $\Sigma_{j1}$ | 1.52 | 1.87 | 2.5 | 2.67 | 2.84 | 2.74 | 1.42 | 2.13 | 1.84 | 2.41 | $\Sigma\Sigma_{j1} = 21.94$ |
| $t_{j1}$ | 2.05 | 2.24 | 3.14 | 3.2 | 3.55 | 3.45 | 1.93 | 2.77 | 2.23 | 2.93 | $T_1 = 27.49$, $\sqrt{T_1} = 5.2430907$, $1/\sqrt{T_1} = .190727$ |
| $a_{j1}$ | .391 | .427 | .599 | .61 | .677 | .658 | .368 | .528 | .425 | .559 | $\Sigma a_{j1} = 5.242$ |
| $\lvert\Sigma_{j1}\rvert$ | 1.52 | 1.91 | 2.5 | 2.67 | 2.84 | 2.74 | 1.46 | 2.13 | 1.84 | 2.41 | $\Sigma\lvert\Sigma_{j1}\rvert = 22.02$, $\Sigma h^2_{Reest} = 5.55$, $\phi_{1/0} = .529$ |

**Lampiran 19**

Matriks Korelasi Residual Pertama

| $a_{j1}$ | | *.391 | .427 | .599 | *.610 | *.677 | *.658 | *.368 | .528 | .425 | *.559 | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | No. Variabel | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 | 10 | $\Sigma_0$ |
| *.391 | 1 | $\underline{.291}$<br>.377 | ±.007 | ±.124 | .291 | -.015 | -.207 | -.134 | ±.126 | ±.056 | .001 | .000 |
| .427 | 2 | ±.007 | $\underline{.189}$<br>.188 | .064 | -.040 | -.011 | ±.111 | ±.177 | -.015 | .189 | ±.179 | .003 |
| .599 | 3 | ±.124 | .064 | $\underline{.324}$<br>.281 | ±.155 | ±.096 | ±.174 | ±.090 | .324 | .105 | ±.135 | .000 |
| *.610 | 4 | .291 | -.040 | ±.155 | $\underline{.291}$<br>.158 | .117 | -.051 | -.184 | ±.162 | ±.079 | .029 | .004 |
| *.677 | 5 | -.015 | -.011 | ±.096 | .117 | $\underline{.265}$<br>.252 | .265 | -.099 | ±.127 | ±.118 | -.188 | .002 |
| *.658 | 6 | -.207 | ±.111 | ±.174 | -.051 | .265 | $\underline{.265}$<br>.277 | .248 | ±.187 | ±.210 | .152 | .002 |
| *.368 | 7 | -.134 | ±.177 | ±.090 | -.184 | -.099 | .248 | $\underline{.304}$<br>.375 | ±.084 | ±.156 | .304 | .003 |
| .528 | 8 | ±.126 | -.015 | .324 | ±.162 | ±.127 | ±.187 | ±.084 | $\underline{.324}$<br>.361 | .166 | ±.145 | .005 |
| .425 | 9 | ±.056 | .189 | .105 | ±.079 | ±.118 | ±.21 | ±.156 | .166 | $\underline{.210}$<br>.209 | ±.048 | .002 |
| *.559 | 10 | .001 | ±.179 | ±.135 | .029 | -.188 | .152 | .304 | ±.145 | ±.048 | $\underline{.304}$<br>.208 | -.001 |
| | $\Sigma_0$ | .000 | .003 | .000 | .004 | .002 | .002 | .003 | .005 | .002 | -.001 | |
| | $\Sigma_{j2}$ | -.377 | -.185 | -.281 | -.154 | -.250 | -.275 | -.372 | -.356 | -.207 | -.209 | $\Sigma\Sigma_{j2}$ = -2.666 |
| Kolom | 1 | $\underline{.377}$ | -.171 | -.033 | -.736 | -.220 | .139 | -.104 | -.104 | -.095 | -.211 | -1.158 |
| | 4 | $\underline{.959}$ | -.251 | .277 | $\underline{.736}$ | -.454 | .241 | .264 | .220 | .063 | -.269 | 1.786 |
| | 5 | $\underline{.929}$ | -.273 | .469 | $\underline{.970}$ | $\underline{.454}$ | -.289 | .462 | .474 | .299 | .107 | 3.602 |
| | 6 | $\underline{.515}$ | -.051 | .817 | $\underline{.868}$ | $\underline{.984}$ | $\underline{.289}$ | -.034 | .848 | .719 | -.197 | 4.758 |
| | 10 | $\underline{.517}$ | .307 | 1.087 | $\underline{.926}$ | $\underline{.608}$ | $\underline{.593}$ | -.642 | 1.138 | .815 | $\underline{.197}$ | 5.546 |
| | 7 | $\underline{.249}$ | .661 | 1.267 | $\underline{.558}$ | $\underline{.410}$ | $\underline{1.089}$ | $\underline{.642}$ | 1.306 | 1.127 | $\underline{.805}$ | 8.114 |
| | $t_{j2}$ | .54 | .85 | 1.591 | .849 | .675 | 1.354 | .946 | 1.630 | 1.337 | 1.109 | $T_2$ = 10.881, $\sqrt{T_2}$ = 3.2986361, $1/\sqrt{T_2}$ = .3031556 |
| | $a_{j2}$ | .164 | .258 | .482 | .257 | .205 | .410 | .287 | .494 | .405 | .336 | $\Sigma a_{j2}$ = 3.298 |
| | $\lvert\Sigma_{j1}\rvert$ | .961 | .793 | 1.267 | 1.108 | 1.036 | 1.605 | 1.476 | 1.336 | 1.127 | 1.181 | $\Sigma\lvert\Sigma_{j2}\rvert$ = 11.89, $\Sigma h^2_{Resid}$ = 2.686, $\Sigma h^2_{Reest}$ = 2.767, $\phi_{2/1}$ = .631 |

**Lampiran 20**

Matriks Korelasi Residual Kedua

| $a_{j2}$ | No. Variabel | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 | 10 | $\Sigma_0$ |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | | *.164 | .258 | *.482 | *.257 | *.205 | .410 | .287 | *.494 | .405 | .336 | |
| *.164 | 1 | .274<br>.264 | ±.035 | .045 | .249 | -.049 | ±.274 | ±.181 | .045 | ±.010 | ±.054 | .000 |
| .258 | 2 | ±.035 | .142<br>.122 | ±.060 | ±.106 | ±.064 | .005 | .103 | ±.142 | .085 | .092 | .000 |
| *.482 | 3 | .045 | ±.060 | .090<br>.092 | .031 | -.003 | -.024 | -.048 | .086 | -.090 | -.027 | .002 |
| *.257 | 4 | .249 | ±.106 | .031 | .258<br>.225 | .064 | -.156 | -.258 | .035 | -.025 | -.057 | .002 |
| *.205 | 5 | -.049 | ±.064 | -.003 | .064 | .257<br>.223 | -.181 | ±.158 | .026 | -.035 | ±.257 | -.002 |
| .410 | 6 | ±.274 | .005 | ±.024 | ±.156 | -.181 | .274<br>.097 | .130 | ±.016 | .044 | .014 | .001 |
| .287 | 7 | ±.181 | .103 | ±.048 | ±.258 | ±.158 | .130 | .258<br>.222 | ±.058 | .040 | .208 | .000 |
| *.494 | 8 | .045 | ±.142 | .086 | .035 | .026 | ±.016 | ±.058 | .142<br>.080 | ±.034 | ±.021 | .001 |
| .405 | 9 | ±.010 | .085 | ±.090 | ±.025 | -.035 | .044 | .040 | ±.034 | .090<br>.046 | -.088 | .003 |
| .336 | 10 | ±.054 | .092 | ±.027 | ±.057 | ±.257 | .014 | .208 | ±.021 | -.088 | .257<br>.191 | .001 |
| | $\Sigma_0$ | .000 | .000 | .002 | .002 | -.002 | .001 | .000 | .001 | .003 | .001 | |
| | $\Sigma_{j3}$ | -.264 | -.122 | -.090 | -.223 | -.225 | -.096 | -.222 | -.079 | -.043 | -.190 | $\Sigma\Sigma_{j3} = -1.554$ |
| Kolom | 1 | .264 | -.052 | -.180 | -.721 | -.127 | .452 | .140 | -.169 | -.023 | -.082 | -0.498 |
| | 4 | .762 | .16 | -.242 | .721 | -.255 | .764 | .656 | -.239 | .027 | .032 | 2.386 |
| | 5 | .664 | .288 | -.236 | .849 | .255 | .402 | .972 | -.291 | -.043 | .546 | 3.406 |
| | 8 | .754 | .572 | -.408 | .919 | .307 | .434 | 1.088 | .291 | .025 | .588 | 4.57 |
| | 3 | .844 | .692 | .408 | .981 | .301 | .482 | 1.184 | .463 | .205 | .642 | 6.202 |
| | $t_{j3}$ | 1.118 | .834 | .498 | 1.239 | .558 | .756 | 1.442 | .605 | .295 | .899 | $T_3 = 8.244$, $\sqrt{T_3} = 2.8712367$, $1/\sqrt{T_3} = .348282$ |
| | $a_{j3}$ | .389 | .290 | .173 | .432 | .194 | .263 | .502 | .211 | .103 | .313 | $\Sigma a_{j3} = 2.87$ |
| | $\lvert\Sigma_{j3}\rvert$ | .942 | .692 | .414 | .981 | .837 | .844 | 1.184 | .463 | .451 | .818 | $\Sigma\lvert\Sigma_{j3}\rvert = 7.626$, $\Sigma h^2_{Resid} = 1.562$, $\Sigma h^2_{Reest} = 2.042$, $\phi_{3/2} = .615$ |

**Lampiran 21**

Matriks Korelasi Residual Ketiga

| $a_{j3}$ | | .389 | .290 | .173 | .432 | *.194 | .263 | *.502 | *.211 | .103 | .313 | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | No. Variabel | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 | 10 | $\Sigma_0$ |
| .389 | 1 | .172<br>.123 | -.078 | -.022 | .081 | ±.124 | .172 | ±.014 | -.037 | -.030 | ±.068 | .003 |
| .290 | 2 | -.078 | .081<br>.058 | .010 | -.019 | -.008 | -.071 | ±.043 | .081 | .055 | -.001 | .002 |
| .173 | 3 | -.022 | .010 | .072<br>.060 | -.044 | ±.037 | -.021 | ±.039 | .049 | .072 | ±.027 | .001 |
| .432 | 4 | .081 | -.019 | -.044 | .081<br>.071 | ±.020 | .042 | -.041 | -.056 | -.019 | ±.078 | -.001 |
| *.194 | 5 | ±.124 | -.008 | ±.037 | ±.020 | .232<br>.219 | ±.232 | .061 | ±.015 | ±.055 | .196 | .001 |
| .263 | 6 | .172 | -.071 | -.021 | .042 | ±.232 | .232<br>.205 | ±.002 | -.039 | .017 | ±.068 | .003 |
| *.502 | 7 | ±.014 | ±.043 | ±.039 | -.041 | .061 | ±.002 | .061<br>.006 | ±.048 | ±.012 | .051 | .001 |
| .211 | 8 | -.037 | .081 | .049 | -.056 | ±.015 | -.039 | ±.048 | .081<br>.097 | .012 | ±.045 | -.001 |
| .103 | 9 | -.030 | .055 | .072 | -.019 | ±.055 | .017 | ±.012 | .012 | .120<br>.079 | ±.120 | -.001 |
| *.313 | 10 | ±.068 | -.001 | ±.027 | ±.078 | .196 | ±.068 | .051 | ±.045 | ±.120 | .196<br>.159 | .001 |
| | $\Sigma_0$ | .003 | .002 | .001 | -.001 | .001 | .003 | .001 | -.001 | -.001 | .001 | |
| | $\Sigma_{j4}$ | -.120 | -.056 | -.059 | -.072 | -.218 | -.202 | -.005 | -.098 | -.080 | -.158 | $\Sigma\Sigma_{j4}$ = -1.068 |
| Kolom | 5 | .128 | -.072 | .015 | -.032 | .218 | .262 | -.127 | -.068 | .030 | -.550 | -.196 |
| | 10 | .264 | -.074 | .069 | .124 | .610 | .398 | -.229 | .022 | .270 | .550 | 2.004 |
| | 7 | .292 | .012 | .147 | .042 | .732 | .402 | .229 | .118 | .294 | .652 | 2.920 |
| | $t_{j4}$ | .464 | .093 | .219 | .123 | .964 | .634 | .290 | .199 | .414 | .848 | $T_4$= 4.248, $\sqrt{T_4}$= 2.0610677, $1/\sqrt{T_4}$= 0.4851854 |
| | $a_{j4}$ | .225 | .045 | .106 | .060 | .468 | .308 | .141 | .097 | .201 | .411 | $\Sigma a_{j3}$ = 2.062 |
| | $\lvert\Sigma_{j4}\rvert$ | .626 | .366 | .321 | .400 | .748 | .664 | .311 | .382 | .392 | .654 | $\Sigma\lvert\Sigma_{j4}\rvert$ = 4.864, $\Sigma h^2_{Resid}$ = 1.077, $\Sigma h^2_{Reest}$ = 1.328, $\phi_{4/3}$ = .689 |

**Lampiran 22**

Matriks Korelasi Residual Keempat

| $a_{j4}$ | No. Variabel | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 | 10 | $\Sigma_0$ |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | | *.225 | .045 | .106 | *.060 | *.468 | *.308 | .141 | .097 | .201 | .411 | |
| *.225 | 1 | .103<br>.121 | ±.088 | ±.046 | .068 | .019 | .103 | ±.018 | ±.059 | ±.075 | ±.024 | .001 |
| .045 | 2 | ±.088 | .088<br>.079 | .005 | ±.022 | ±.029 | ±.085 | .037 | .077 | .046 | -.019 | .001 |
| .106 | 3 | ±.046 | .005 | .054<br>.061 | ±.05 | ±.013 | ±.054 | .024 | .039 | .051 | -.017 | .000 |
| *.060 | 4 | .068 | ±.022 | ±.05 | .068<br>.077 | -.008 | .024 | ±.049 | ±.062 | ±.031 | -.053 | .000 |
| *.468 | 5 | .019 | ±.029 | ±.013 | -.008 | .088<br>.013 | .088 | ±.005 | ±.03 | ±.039 | -.004 | .000 |
| *.308 | 6 | .103 | ±.085 | ±.054 | .024 | .088 | .103<br>.137 | ±.041 | ±.069 | ±.045 | ±.059 | -.001 |
| .141 | 7 | ±.018 | .037 | .024 | ±.049 | ±.005 | ±.041 | .049<br>.041 | .034 | -.016 | -.007 | .000 |
| .097 | 8 | ±.059 | .077 | .039 | ±.062 | ±.03 | ±.069 | .034 | .077<br>.072 | -.007 | .005 | .000 |
| .201 | 9 | ±.075 | .046 | .051 | ±.031 | ±.039 | ±.045 | -.016 | -.007 | .075<br>.080 | .037 | .001 |
| .411 | 10 | ±.024 | -.019 | -.017 | -.053 | -.004 | ±.059 | -.007 | .005 | .037 | .059<br>.027 | .000 |
| | $\Sigma_0$ | .001 | .001 | .000 | .000 | .000 | -.001 | .000 | .000 | .001 | .000 | |
| | $\Sigma_{j4}$ | -0.12 | -.078 | -.061 | -.077 | -.013 | -.138 | -.041 | -.072 | -.079 | -.027 | $\Sigma\Sigma_{j5}$ = -.706 |
| Kolom | 6 | -.326 | .092 | .047 | -.125 | -.189 | .138 | .041 | .066 | .011 | .091 | -.154 |
| | 1 | .326 | .268 | .139 | -.261 | -.227 | .344 | .077 | .184 | .161 | .139 | 1.15 |
| | 4 | .462 | .312 | .239 | .261 | -.211 | .392 | .175 | .308 | .223 | .033 | 2.194 |
| | 5 | .500 | .370 | .265 | .245 | .211 | .568 | .185 | .368 | .301 | .025 | 3.038 |
| | $t_{j5}$ | .603 | .458 | .319 | .313 | .299 | .671 | .234 | .445 | .376 | .084 | $T_5$ = 3.802, $\sqrt{T_5}$ = 1.9498718, $1/\sqrt{T_5}$ = .5128542 |
| | $a_{j5}$ | .309 | .235 | .164 | .161 | .153 | .344 | .120 | .228 | .193 | .043 | $\Sigma a_{j5}$ = 1.95 |
| | $\lvert\Sigma_{j5}\rvert$ | .500 | .408 | .299 | .367 | .235 | .568 | .231 | .382 | .347 | .225 | $\Sigma\lvert\Sigma_{j5}\rvert$ = 3.562, $\Sigma h^2_{Resid}$ = .708, $\Sigma h^2_{Reest}$ = .764, $\phi_{5/4}$ = .445 |

**Lampiran 23**

Matriks Korelasi Residual Kelima

| $a_{j5}$ | | .309 | .235 | .164 | .161 | * .153 | * .344 | .120 | .228 | * .193 | * .043 | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | No. Variabel | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 | 10 | $\Sigma_0$ |
| .309 | 1 | .028<br>.008 | .015 | -.005 | .018 | ±.028 | ±.003 | -.019 | -.011 | -.015 | -.011 | .001 |
| .235 | 2 | .015 | .034<br>.033 | -.034 | -.016 | ±.007 | .004 | .009 | .023 | -.001 | ±.029 | -.001 |
| .164 | 3 | -.005 | -.034 | .034<br>.027 | .024 | ±.012 | ±.002 | .004 | .002 | -.019 | ±.024 | -.001 |
| .161 | 4 | .018 | -.016 | .024 | .060<br>.042 | ±.033 | ±.031 | .030 | .025 | -.000 | ±.06 | -.001 |
| *.153 | 5 | ±-.028 | ±.007 | ±.012 | ±.033 | .035<br>.065 | .035 | ±.013 | ±.005 | .009 | -.011 | .000 |
| *.344 | 6 | ±.003 | .004 | ±.002 | ±.031 | .035 | .044<br>-.015 | -.000 | ±.009 | -.021 | .044 | .002 |
| .120 | 7 | .019 | .009 | .004 | .030 | ±.013 | -.000 | .039<br>.035 | .007 | ±.039 | ±.012 | .002 |
| .228 | 8 | -.011 | .023 | .002 | .025 | ±.005 | ±.009 | .007 | .051<br>.025 | ±.051 | ±.005 | .001 |
| *.193 | 9 | -.015 | -.001 | -.019 | -.000 | .009 | -.021 | ±.039 | ±.051 | .051<br>.038 | .029 | .000 |
| *.043 | 10 | -.011 | ±.029 | ±.024 | ±.060 | -.011 | .044 | ±.012 | ±.005 | .029 | .060<br>.057 | .000 |
| | $\Sigma_0$ | .001 | -.001 | -.001 | -.001 | .000 | .002 | .002 | .001 | .000 | .000 | |
| | $\Sigma_{j6}$ | -.007 | -.034 | -.028 | -.043 | -.065 | .017 | -.033 | -.024 | -.038 | -.057 | $\Sigma\Sigma_{j6}$ = -0.706 |
| Kolom | 5 | .049 | -.02 | -.004 | .023 | .065 | -.053 | -.007 | -.014 | -.056 | -.035 | -.052 |
| | 9 | .019 | -.022 | -.042 | .023 | .083 | -.011 | .071 | .088 | .056 | -.093 | .172 |
| | 10 | -.003 | .036 | .006 | .143 | .061 | -.099 | .095 | .098 | .114 | .093 | .544 |
| | 6 | .003 | .028 | .010 | .205 | .131 | .099 | .095 | .116 | .072 | .181 | .94 |
| | $t_{j6}$ | .031 | .062 | .044 | .265 | .166 | .143 | .134 | .167 | .123 | .241 | $T_6$ = 1.376, $\sqrt{T_6}$ = 1.1730303, $1/\sqrt{T_6}$ = 0.852493 |
| | $a_{j6}$ | .026 | .053 | .038 | .226 | .142 | .122 | .114 | .142 | .105 | .205 | $\Sigma a_{j6}$ = 1.173 |
| | $\lvert\Sigma_{j6}\rvert$ | .125 | .138 | .126 | .237 | .153 | .149 | .133 | .138 | .184 | .225 | $\Sigma\lvert\Sigma_{j6}\rvert$ = 1.608, $\Sigma h^2_{Resid}$ = 0.315, $\Sigma h^2_{Reest}$ = 0.436, $\phi_{6/5}$ = .743 |

**Lampiran 24**

Matriks Korelasi Residual Keenam

| $a_{j6}$ | No.Variabel | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 | 10 | $\Sigma_0$ |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | | .026 | *.053 | .038 | .226 | .142 | .122 | *.114 | *.142 | *.105 | .205 | |
| .026 | 1 | .024<br>.027 | -.014 | -.006 | .012 | .024 | .000 | ±.022 | ±.015 | ±.018 | -.016 | .000 |
| *.053 | 2 | -.014 | .036<br>.031 | ±.036 | ±.028 | ±.001 | ±.010 | .003 | .015 | -.007 | -.018 | -.001 |
| .038 | 3 | -.006 | ±.036 | .036<br>.033 | .015 | .007 | -.003 | -.000 | ±.003 | ±.023 | .016 | .000 |
| .226 | 4 | .012 | ±.028 | .015 | .028<br>.009 | .001 | .003 | -.004 | ±.007 | ±.024 | .014 | -.001 |
| .142 | 5 | .024 | ±.001 | .007 | .001 | .040<br>.015 | .018 | ±.003 | ±.015 | ±.006 | -.040 | .000 |
| .122 | 6 | .000 | ±.010 | -.003 | .003 | .018 | .034<br>.029 | ±.014 | ±.008 | ±.034 | .019 | .000 |
| *.114 | 7 | ±.022 | .003 | -.000 | -.004 | ±.003 | ±.014 | .027<br>.026 | -.009 | .027 | ±.011 | .001 |
| *.142 | 8 | ±.015 | .015 | ±.003 | ±.007 | ±.015 | ±.008 | -.009 | .036<br>.031 | .036 | ±.024 | .001 |
| *.105 | 9 | ±.018 | -.007 | ±.023 | ±.024 | ±.006 | ±.034 | .027 | .036 | .036<br>.040 | -.007 | -.002 |
| .205 | 10 | -.016 | -.018 | .016 | .014 | -.040 | .019 | ±.011 | ±.024 | -.007 | .040<br>.018 | .001 |
| | $\Sigma_0$ | .000 | -.001 | .000 | -.001 | .000 | .000 | .001 | .001 | -.002 | .001 | |
| | $\Sigma_{j7}$ | -.027 | -.032 | -.033 | -.010 | -.015 | -.029 | -.025 | -.030 | -.042 | -.017 | $\Sigma\Sigma_{j7}$ = -.26 |
| Kolom | 9 | .009 | -.018 | .013 | .038 | -.003 | .039 | -.079 | -.102 | .042 | -.031 | -.092 |
| | 8 | .039 | -.048 | .019 | .052 | .027 | .055 | -.061 | .102 | .114 | .017 | .316 |
| | 7 | .083 | -.054 | .019 | .044 | .033 | .083 | .061 | .084 | .168 | .039 | .560 |
| | 2 | .055 | .054 | .091 | .100 | .035 | .103 | .067 | .114 | .154 | .003 | .776 |
| | $t_{j7}$ | .079 | .090 | .127 | .128 | .075 | .137 | .094 | .150 | .190 | .043 | $T_7$ = 1.113, $\sqrt{T_7}$ = 1.0549882, $1/\sqrt{T_7}$ = .9478779 |
| | $a_{j7}$ | .075 | .085 | .120 | .121 | .071 | .130 | .089 | .142 | .180 | .041 | $\Sigma a_{j7}$ = 1.054 |
| | $\lvert\Sigma_{j7}\rvert$ | .127 | .132 | .109 | .108 | .115 | .109 | .093 | .132 | .182 | .165 | $\Sigma\lvert\Sigma_{j7}\rvert$ = 1.272, $\Sigma h^2_{Resid}$ = .259, $\Sigma h^2_{Reost}$ = .337, $\phi_{7/6}$ = .768 |

**Lampiran 25**

Matriks Korelasi Residual Ketujuh

| $a_{j7}$ | No. Variabel | *.075 | .085 | .120 | .121 | .071 | *.130 | *.089 | *.142 | *.180 | *.041 | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 | 10 | $\Sigma_0$ |
| *.075 | 1 | .020<br>.018 | ±.020 | ±.015 | -.003 | -.019 | -.010 | .015 | .004 | .005 | -.019 | .000 |
| .085 | 2 | ±.020 | .026<br>.029 | .026 | .018 | -.005 | ±.001 | ±.005 | -.003 | ±.022 | ±.021 | .002 |
| .120 | 3 | ±.015 | .026 | .026<br>.022 | .000 | -.002 | ±.019 | ±.011 | ±.014 | -.001 | -.011 | -.001 |
| .121 | 4 | -.003 | .018 | .000 | .018<br>.013 | -.008 | ±.013 | ±.015 | ±.010 | -.002 | -.009 | -.001 |
| .071 | 5 | -.019 | -.005 | -.002 | -.008 | .043<br>.035 | -.009 | ±.003 | -.005 | ±.007 | ±.043 | .000 |
| *.130 | 6 | -.010 | ±.001 | ±.019 | ±.013 | -.009 | .019<br>.017 | .002 | -.010 | .011 | .014 | .000 |
| *.089 | 7 | .015 | ±.005 | ±.011 | ±.015 | ±.003 | .002 | .022<br>.019 | -.022 | .011 | .007 | -.002 |
| *.142 | 8 | .004 | -.003 | ±.014 | ±.010 | -.005 | -.010 | -.022 | .022<br>.016 | .010 | .018 | .000 |
| *.180 | 9 | .005 | ±.022 | -.001 | -.002 | ±.007 | .011 | .011 | .010 | .022<br>.004 | -.014 | .001 |
| *.041 | 10 | -.019 | ±.021 | -.011 | -.009 | ±.043 | .014 | .007 | .018 | -.014 | .043<br>.038 | .000 |
| | $\Sigma_0$ | .000 | .002 | -.001 | -.001 | .000 | .000 | -.002 | .000 | .001 | .000 | |
| | $\Sigma_{j8}$ | -.027 | -.023 | -.014 | -.035 | -.017 | -.021 | -.016 | -.003 | -.038 | -.027 | $\Sigma\Sigma_{j8}$ = -.212 |
| Kolom | 10 | .020 | .015 | -.045 | -.032 | .051 | -.045 | -.035 | -.052 | .025 | .038 | -.060 |
| | 8 | .012 | .009 | -.017 | -.012 | .041 | -.025 | .009 | .052 | .005 | .074 | .148 |
| | 6 | .032 | .011 | .021 | .014 | .023 | .025 | .005 | .032 | -.017 | .102 | .248 |
| | 9 | .022 | .055 | .019 | .010 | .037 | .047 | -.017 | .052 | .017 | .074 | .316 |
| | 7 | -.008 | .065 | .041 | .040 | .043 | .051 | .017 | .008 | .039 | .088 | .384 |
| | 1 | .008 | .105 | .071 | .034 | .005 | .031 | .047 | .016 | .049 | .050 | .416 |
| | $t_{j8}$ | .028 | .131 | .097 | .052 | .048 | .050 | .069 | .038 | .071 | .093 | $T_8$ = .677, $\sqrt{T_8}$ = .8228001, $1/\sqrt{T_8}$ = 1.215362 |
| | $a_{j8}$ | .034 | .159 | .118 | .063 | .058 | .061 | .084 | .046 | .086 | .113 | $\Sigma a_{j8}$ = .822 |
| | $\lvert\Sigma_{j8}\rvert$ | .110 | .121 | .099 | .078 | .101 | .089 | .091 | .096 | .083 | .156 | $\Sigma\lvert\Sigma_{j8}\rvert$ = 1.024 , $\Sigma h^2_{Resid}$ = .211, $\Sigma h^2_{Reest}$ = .261, $\phi_{8/7}$ = .906 |

**Lampiran 26**

Matriks Korelasi Residual Kedelapan

| $a_{j6}$ | | .034 | .159 | .118 | .063 | .058 | .061 | .084 | .046 | .086 | .113 | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | No. Variabel | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 | 10 | $\Sigma_0$ |
| .034 | 1 | .019 | .015 | .011 | -.005 | -.021 | -.012 | .012 | .002 | .002 | -.023 | .000 |
| .159 | 2 | .015 | .001 | .007 | .008 | -.014 | -.009 | -.008 | -.010 | .008 | .003 | .001 |
| .118 | 3 | .011 | .007 | .012 | -.007 | -.009 | .012 | .001 | .009 | -.011 | -.024 | .001 |
| .063 | 4 | -.005 | .008 | -.007 | .014 | -.012 | .009 | .010 | .007 | -.007 | -.016 | .001 |
| .058 | 5 | -.021 | -.014 | -.009 | -.012 | .040 | -.013 | -.002 | -.008 | .002 | .036 | -.001 |
| .061 | 6 | -.012 | -.009 | .012 | .009 | -.013 | .015 | -.003 | -.013 | .006 | .007 | -.001 |
| .084 | 7 | .012 | -.008 | .001 | .010 | -.002 | -.003 | .015 | -.026 | .004 | -.002 | .001 |
| .046 | 8 | .002 | -.010 | .009 | .007 | -.008 | -.013 | -.026 | .020 | .006 | .013 | .000 |
| .086 | 9 | .002 | .008 | -.011 | -.007 | .002 | .006 | .004 | .006 | .015 | -.024 | .001 |
| .113 | 10 | -.023 | .003 | -.024 | -.016 | .036 | .007 | -.002 | .013 | -.024 | .030 | .000 |
| | $\Sigma_0$ | .000 | .001 | .001 | .001 | -.001 | -.001 | .001 | .000 | .001 | .000 | |
| | $\lvert\Sigma_{j}\rvert$ | .103 | .082 | .091 | .081 | .117 | .084 | .068 | .094 | .070 | .148 | $\Sigma\lvert\Sigma_{j}\rvert$ = .938, $\Sigma h^2_{Resid}$ = .181 |