

日本テスト学会 第7回研究会(公開シンポジウム)  
『テストの妥当性の概念および検証方法の新たな展開』

# テストの作成と妥当性検証 —データ解析の視点から

村上 隆

(名古屋大学大学院 教育発達科学研究科  
／中京大学 社会学部・10月1日より)

# 内 容

- 主として質問紙法による, 情意的側面の個人差測定尺度構成の手順について考える。
  - 1 妥当性をもつ測定方法の確立のための平井(2006)の提案についての(偏った)解説
  - 2 平井(2006)の手続きの実行が, (場合によっては)困難である理由
  - 3 平井(2006)の理念を実現するのに寄与すると考えるデータ解析上の提案

# 個人的な問題意識

- 村上(2003)では, validation (妥当性検討)について一応の解説をし, 研究者が心得ておくべき理念と, 測定(尺度)の「あるべき姿」を示したつもりだった。
- しかし, そこには尺度構成の具体的手順を述べていなかった。
- 紙数も足りなかったが, 経験不足の面が大きかった。
- そこに出現したのが, 平井(2006)である。

村上 隆 (2003)「測定の妥当性」 日本教育心理学会(編)『教育心理学ハンドブック』 有斐閣, 159-169

平井洋子 (2006)「測定の妥当性からみた尺度構成 一得点の解釈を保證できますか」 吉田寿夫(編著)『心理学研究法の新しいかたち』 誠信書房, 21-49

# 平井(2006)の評価

- 以下で述べるように、ここに含まれる幾つかの論点については、議論の余地があると考えられる。
- しかし、今までだれもきちんと説明してこなかった重要な論点を整理し、何が問題であるかが示された点で、**きわめて価値が高い**。
- このような意義のある論説をまとめられた、平井さんに感謝しつつ、(失礼は省みず、)データ解析屋の観点から議論してみたい。

# 平井(2006)が問題にしている手続き

## ① 項目収集

項目形式への無関心，項目選択基準の不明確性。

## ② 項目整理

基準の不明確性。担当者の能力の問題も。

**以上2点は，理論にもとづく項目選択の手続き。今回，その内容には触れない。**

## ③ 探索的因子分析

多くの問題が指摘される。改めて検討。

## ④ 下位尺度化

因子分析の結果だけにもとづいて項目を「分類する」ことへの批判。

**この2つはデータ解析の手続き。今回は，ここを議論したい。**

## ⑤ 他の変数との関連を検討

尺度構成のデータと外的基準となる変数は別データにすべきとの指摘。議論の余地があるが，今回は省略。

## 平井(2006)が批判の対象とする 探索的因子分析による下位尺度化の手順

- 約100人のデータを集め、探索的因子分析を行った。固有値1以上という基準で因子数を決め、バリマックス回転を行った。後はソフトウェアのデフォルトのままとした。
- 因子負荷の小さな項目や、2つ以上の因子に負荷の高い項目を除外し、・・・(各因子に高い負荷をもつ項目の単純和で下位尺度を定義し、)それぞれの $\alpha$ 係数を求めた。

**勝手ながら、村上流に補足・整理した。**

# 平井(2006)による批判の論点

村上による編集, パラフレーズあり。以下同じ

- 因子分析の解には, 因子数, 因子回転の方法等による不定性があり, 解の選択が困難。
- 標本サイズが小さいことも, 因子分析の結果の「信頼性」を損なう。
- 解の選択は, 研究者がもつ理論的仮説やその研究領域での知見に求めるべきであるにもかかわらず, (解の統計的性質のような)統計手法の側の都合で決められることが多い。
- 負荷の高い順に項目を選択することは, 内部一貫性の過度の追及であり, 測定内容を狭める。
- 要するに, 尺度が統計手法まかせで作られている。

# 平井(2006)による改善の方法

- 測定すべきドメイン(測定内容)について徹底して検討し、定義された内容を仕様書を作成する。下位領域もここで定義する。
- 仕様書にもとづいて項目を書き下ろす。
- 項目を専門家の目で検討する。その際、仕様書も渡して、内容、表現、題材だけでなくバランスにも配慮するよう依頼する。
- (少人数の対象者に)予備実施する。簡単な統計分析に加えて、内観報告や反応時間等にもとづき、想定と異なる振る舞いをする項目を洗い出す。
- 尺度構成の段階 → 次のスライド

# データ解析の段階

## 平井(2006)の提案する手続き

- 標本は大きめにし、ランダムに2分割しておく。
- 一方のサンプルで因子分析を行う。仕様書の構成概念の定義や下位領域の構造をできるだけ崩さないように心がける。
- プロマックス回転などの回転解でうまくいかないときは、1つずつ作ることもありうる。
- 他方のサンプルで尺度の構造の安定性を確認、 $\alpha$ 係数を求め、仮説の検証(?)を行う。外部尺度との相関にもとづき、収束的・弁別的パタンの確認を行う。

# 村上のコメント(1)

**理論から完全な仕様書が作れるとは限らない。**

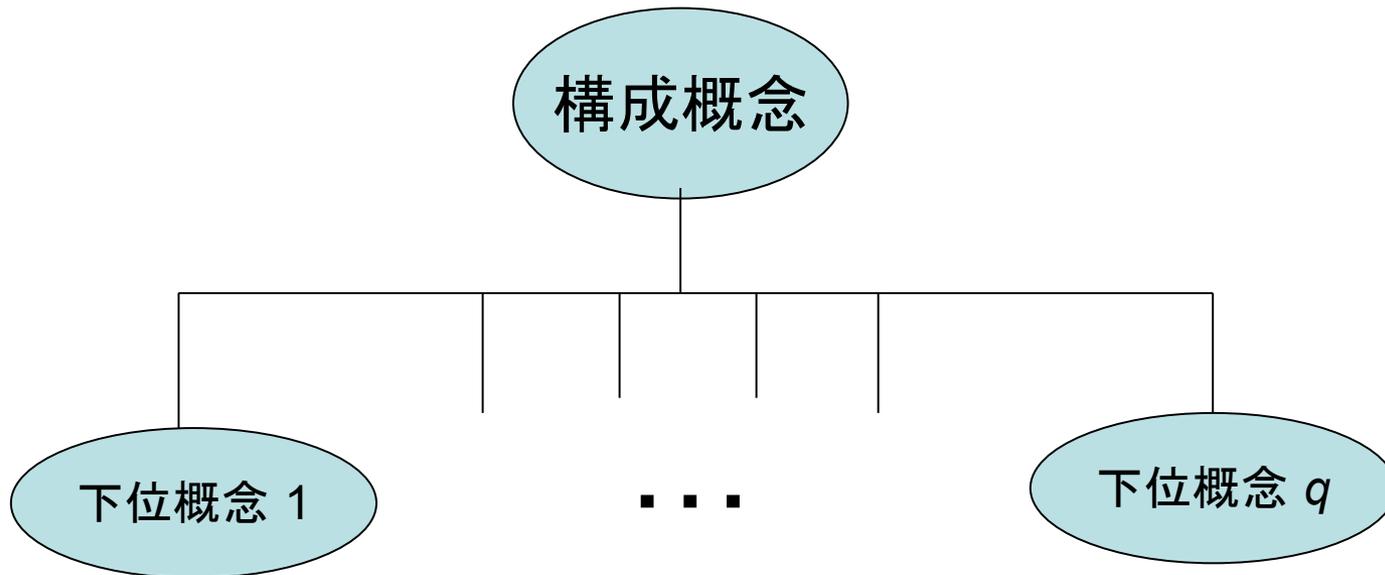
- 平井(2006)の手続きは、すべての尺度構成の場面で適用できるとは限らない(そのことは、別に方法の価値を低めるとは思わないが)。
- ここで例示されているような仕様書ができるような段階まで来れば、新たに尺度を構成する必要はほとんどなく、多少の手直し、メンテナンスといったことで済むような気がする。
- 多くの理論は、必ずしもその生成段階から、質問項目(の完全なセット)を導出できるほど精緻化されてはいないと考える。いくつかの下位領域を「示唆」するのがいいところなのではないか？

## 村上のコメント(2)

**データは仮説の確認のためだけにあるのではない。**

- 平井(2006)の例示にもあるように、1つの構成概念(次元)は、通常、複数の下位領域(多次元)を含む。
- しかし多くの場合、理論は、下位尺度間の相関構造だけでなく、下位領域の数についてすら、一義的に確定できるほど成熟してはいない。
- したがって、少なくとも研究の初期の段階では、データにもっと発見的意義、あるいは、概念生成的な意義を認めるべきである。探索的因子分析の結果を、理論の側から自信をもって否定できるようなら、そもそも探索的因子分析の出番はもうないと考えるべきではなからうか。
- 仕様書には、次の段階の調査票を一層進化したものにするように、データによって書きかえる余地を残すべきである。

# 多くの心理学的構成概念は 階層的な構造をもつ



下位の構成概念間には、正の相関があると考えるのが自然。

# 村上のコメント(3)

## データから学ぶことは多い。

- 理論がそこまで熟していない以上、専門家の判断は、データにとって代わることはできない。データ分析の結果を見ることによって専門家の判断も変わりうる。
- 実際に、先験的に与えられた構成概念が、無修正のまま検証されて、測定方法としても確立したという例は、ほとんどないのではないか？ → Big Five, EI など。
- むしろ、多くの場合、探索的因子分析の結果は研究者にとってあまりにも説得的に見え、理論的想定を忘れさせてしまうことが問題であった。その点で、仕様書を明示的に作ってから始めることは大切だが、こだわりすぎてもいけない。

# 村上のコメント(4)

## データ解析と理論の形成・修正とのサイクルを

- 平井(2006)の提案した方法では、あらかじめ作られた仕様書の記述(スペック)にデータが近づいていくほど、尺度は完成に近づくと言われているように思える。そのためには、余分な項目は削除していくという方向にならざるを得ないのではないか。
- 実際には、データによって仕様書が改訂されることもあり得ると考えた方がよい。データには、最初の仕様書に含まれていなかった(つまり、現段階の理論が予測していなかった)下位領域の萌芽が認められる場合もありうる。
- 改訂された仕様書にもとづいて、幾つかの項目を新たに追加した上で、第2段階の(予備)調査を行うことも必要な場合もある(むしろその方が多い?)。

# 研究の段階によって適切な方法は異なる

- 構成概念の測定方法は、仕様書とデータ収集、データの解析を繰り返すことによって、徐々に確立していくようなものと考えたい。
- 通常、どこかに研究発表に踏み切る段階があるが、必ずしもそれは validation の終了を意味するとは限らない。
- 尺度が完成して初めてそれを用いた研究が開始できるというのではない。研究への利用が始まって validation は続け、尺度の改訂も行われる(というのが実態ではないか)。
- それぞれの段階で、適切なデータ解析の方法は異なるであろう。
- ここで提案するのは、ともかくも複数の下位領域が定義できる程度の仕様書があるような構成概念の測定方法の開発の最初の段階で使えると思われる1つのやり方である。

# 探索的因子分析は 理論の検証の方法としては弱い

- 主因子法+プロマックス回転のような方法による結果が、一般に考えられているほど「頑健」なものではないことは確かである。
- 特に、1つの構成概念が複数の下位概念からなるという(通常の)場合は、相互に独立に近い概念を分析する場合より、回転の結果は脆弱だと考えられる。
- つまり、仕様書に書かれた下位領域の構造を検証する手段として、探索的因子分析は十分な方法ではない。
- だかからとって1次元ずつ構成するのでは、データから学ぶ精神には反するのではないか？、データから学ぶ構造をデータに押し付ける可能性がある。

# 確認的因子分析の問題

- 仮定された因子構造を、データに当てはめ、その当否を検証するという確認的因子分析は、適切な方法のように見える。
- しかし、因子モデルへの当てはまりの最適化を目指す点で、尺度構成の初期の段階における手法としては、適当でないと思われる。事実、項目数を極端に減らさないと受け入れ可能な適合度に達しない場合が多い。
- 最近では、複数の項目反応をあらかじめ合計しておく parceling という手法が勧められている場合があるが、それならどの項目を1つの parcel に入れるかを決める方法が要ることになる。

# 変数選択を伴う探索的因子分析

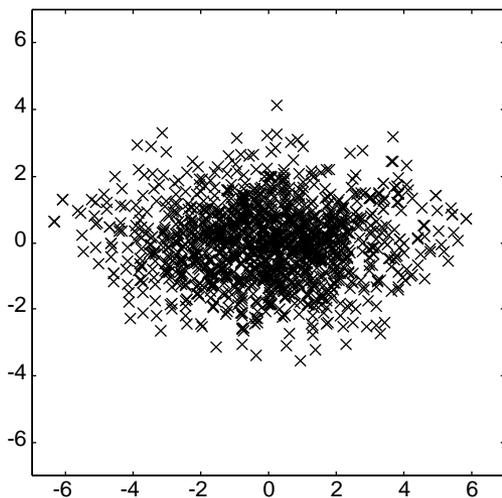
- 因子モデルとしての当てはまりを最善にするように項目を選択していくという、変数選択を伴う探索的因子分析はどうか。
- この方法は、単に負荷量の高い順に項目を選択するという方法の難点を免れていると考えられる。尺度構成の段階では、十分考慮されてよい方法であろう。
- ただ、解の当てはまりについては、確認的因子分析と同じ問題がある。

# ここで提案する方法の概要(1)

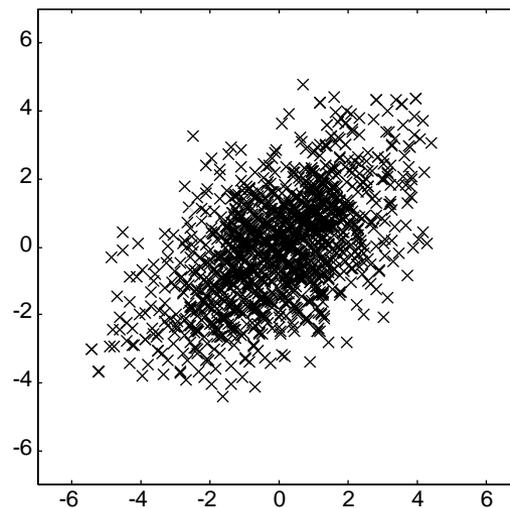
- データ分析の方法としては、主成分分析を採用する。その際、もっともポピュラーと思われる定式化である「長さ1に基準化された相互に直交する重み行列によって作られる合成変量の分散の和」を最大化するという定式化に基づく。
- Harris & Kaiser (1964) に従い、この重み行列の直交回転を導入する。その結果、主成分得点は相互に相関をもつ。すなわち、この回転は(演算上は直交回転だが)実質的に斜交回転となる。

# 重みの直交回転は主成分(スコア)を斜交させる

- 重み行列を直交回転すると、主成分にも同じ回転がなされる。主成分の分散は次元ごとに異なるので、結果的に回転後の主成分は相互に相関する。



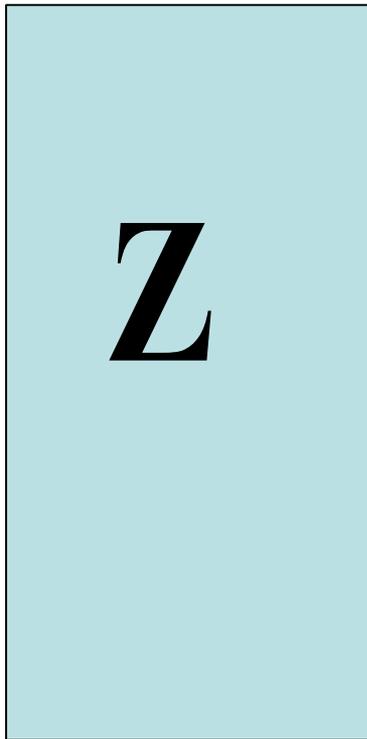
回転されていない重みによる  
主成分得点。相互に無相関。



重み行列の直交回転により、スコア  
にも同じ回転がかかる。相関が生じる。

# 主成分分析の対象

- 分析の対象となるデータ行列



- $Z$  を個体 ( $n$ ) × 変量 ( $p$ ) の標準化されたデータ行列とする
- この行列の  $i$  行  $j$  列の要素は,

$$z_{ij} = \frac{x_{ij} - \bar{x}_j}{s_j}$$

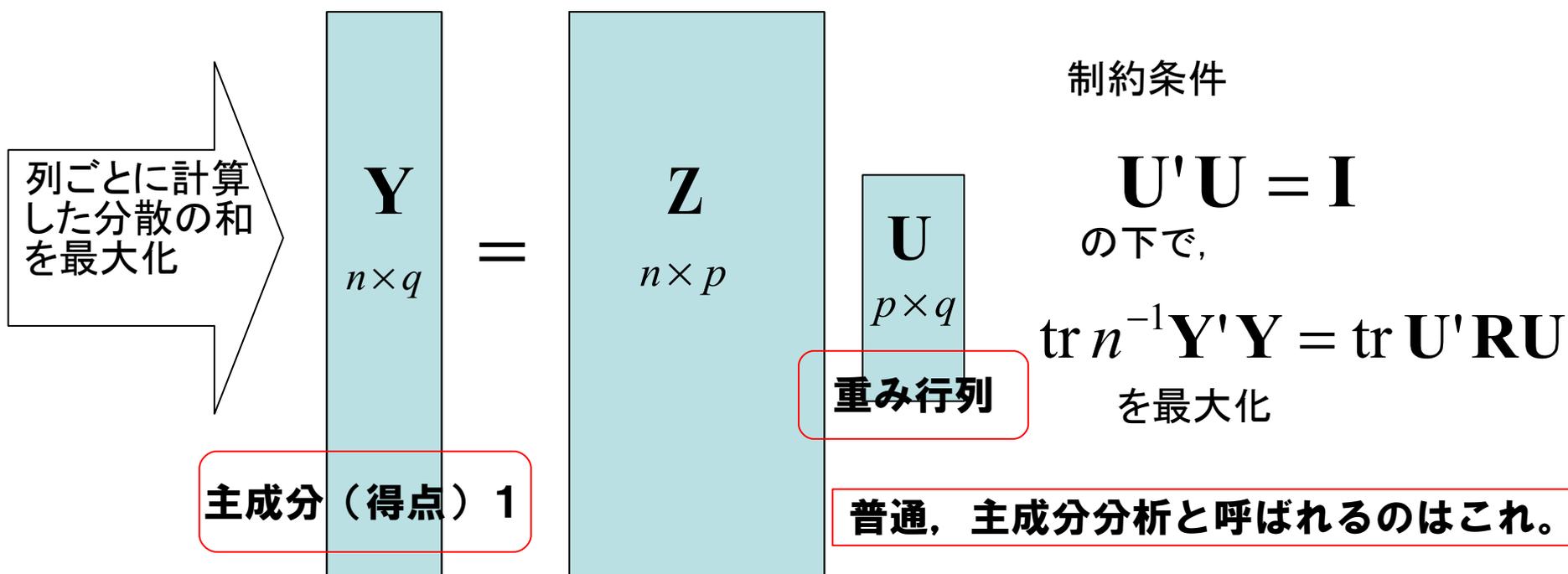
である(記号は常識的に定義)。

- ここから出発することにも異論はあるがここでは無視!

# 主成分分析の定式化(1)

## 1次合成変量の分散の和の最大化

- ここで取り上げるのは、正規直交な重み行列によって、 $q$ 次元( $q < p$ )の主成分スコアを定義するというものである。



# 主成分分析の定式化(2)

## 因子モデルの当てはめ

$$\mathbf{Z}_{n \times p} = \mathbf{F}_{n \times q} \mathbf{A}'_{q \times p} + \mathbf{E}_{n \times p}$$

主成分得点 2

負荷量行列

残差行列

制約条件

$$n^{-1} \mathbf{F}' \mathbf{F} = \mathbf{I}$$

の下で,

$$\text{tr } \mathbf{E}' \mathbf{E} = \| \mathbf{Z} - \mathbf{F} \mathbf{A}' \|^2$$

の最小化

いわゆる因子分析的用法。「主成分分解」。SASやSPSSのFACTORのデフォルト

# 特異値分解 (singular value decomposition)

この行列の  
対角要素が  
特異値

$$\begin{matrix} n^{-1/2} \\ \mathbf{Z} \\ n \times p \end{matrix} = \begin{matrix} \mathbf{P} \\ n \times p \\ \text{正規直交行列} \end{matrix} \begin{matrix} \mathbf{D} \\ p \times p \\ \text{対角行列} \end{matrix} \begin{matrix} \mathbf{Q}' \\ p \times p \\ \text{直交行列} \end{matrix}$$

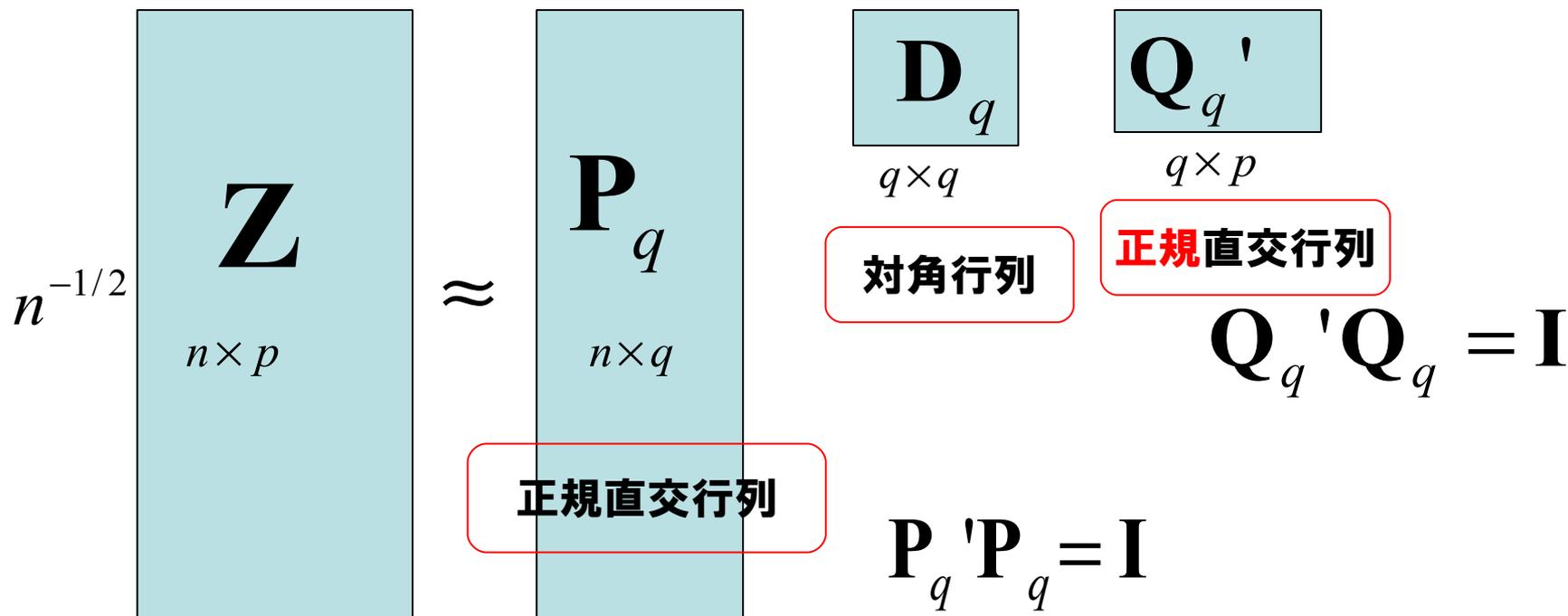
$\mathbf{Q}'\mathbf{Q} = \mathbf{I} = \mathbf{Q}\mathbf{Q}'$   
特異値は変数間相関行列の固有値の平方根,  $\mathbf{Q}$  は固有ベクトルの行列である。

$\mathbf{P}'\mathbf{P} = \mathbf{I}$

どんな行列でも, かならずこのように分解できる。

# 特異値分解による最小2乗近似 (Eckart-Young の定理)

$$q < p$$



大小順に $q$  番目までの特異値に対応する部分を使って、  
任意の行列の低次元で最小2乗近似ができる。

# 2つの主成分分析は ともに特異値によって表現できる

- 主成分分析1

$$\mathbf{U} = \mathbf{Q}_q$$

$$\mathbf{Y} = n^{1/2} \mathbf{P}_q \mathbf{D}_q$$

- 主成分分析2

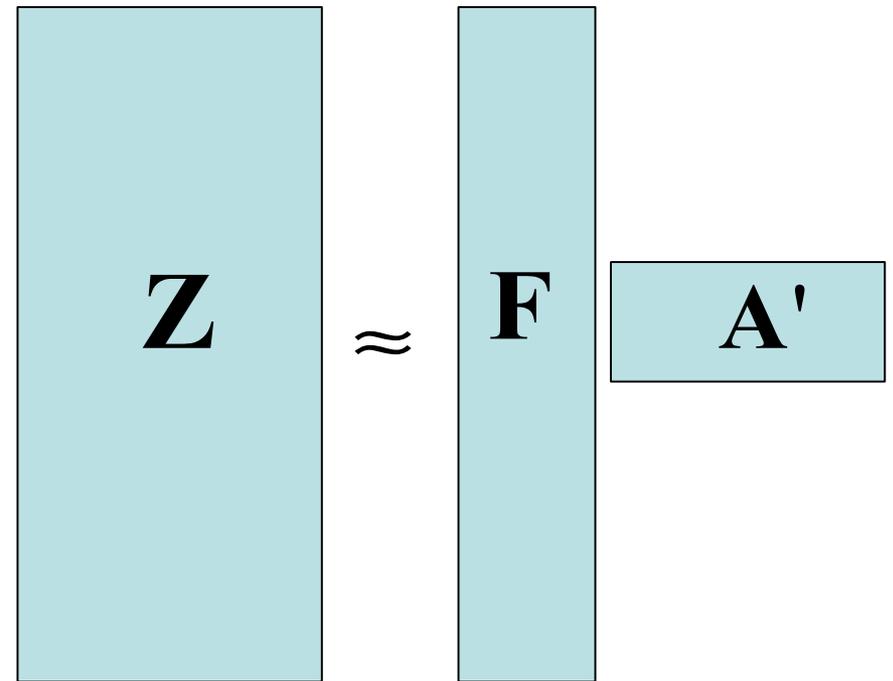
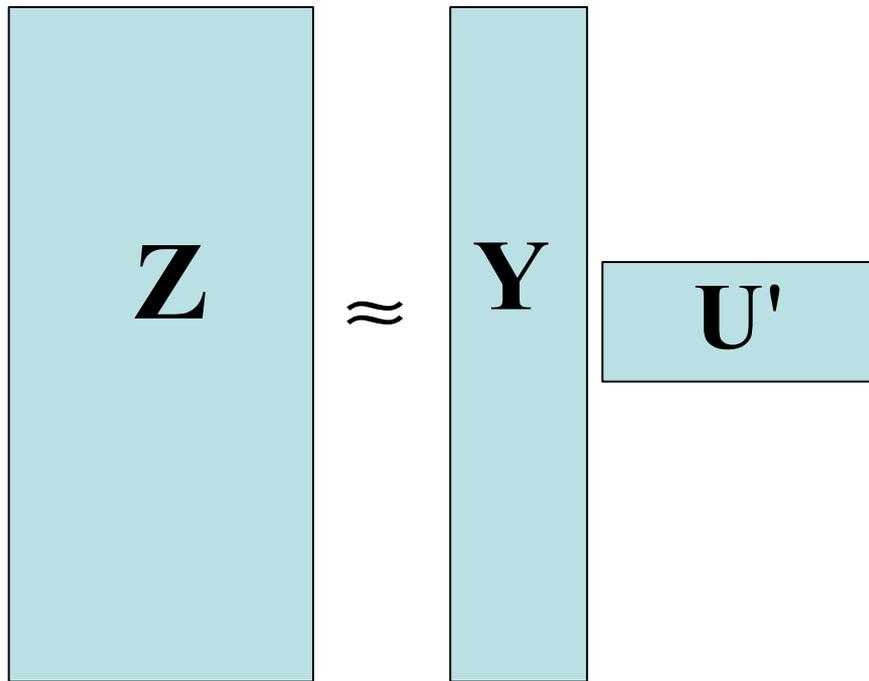
$$\mathbf{A} = \mathbf{Q}_q \mathbf{D}_q$$

$$\mathbf{F} = n^{1/2} \mathbf{P}_q$$

# どちらの主成分分析もデータ行列の2つの行列による最小2乗近似と見られる

- 主成分分析1

- 主成分分析2



# 主成分2の直交回転

- $q \times q$ の正規直交行列  $T$ を考える

$$T'T = I = TT'$$

- 通常主成分分析(2)で, 負荷量行列を直交回転して, 解釈しやすくする(単純構造)

$$B = AT$$

- 主成分得点にも, 同じ回転を行わなければならない

$$G = FT$$

- データの最小近似という性質はかわらない

$$GB' = (FT)(AT)' = F(TT')A' = FA'$$

# 主成分1でも同じことをすると

- 重み行列を直交回転する,

$$\mathbf{V} = \mathbf{U}\mathbf{T}$$

- 主成分得点にも, 同じ回転

$$\mathbf{X} = \mathbf{Y}\mathbf{T}$$

- データの最小近似という性質はかわらない

$$\mathbf{X}\mathbf{V}' = (\mathbf{Y}\mathbf{T})(\mathbf{U}\mathbf{T})' = \mathbf{Y}(\mathbf{T}\mathbf{T}')\mathbf{U}' = \mathbf{Y}\mathbf{U}'$$

- 主成分分析(2)では, 回転後も主成分得点は直交  
のままだが

$$n^{-1}\mathbf{G}'\mathbf{G} = n^{-1}(\mathbf{F}\mathbf{T})'(\mathbf{F}\mathbf{T}) = \mathbf{T}'(n^{-1}\mathbf{F}'\mathbf{F})\mathbf{T} = \mathbf{T}'\mathbf{T} = \mathbf{I}$$

- 主成分分析(1)では, 主成分得点は直交回転によ  
って斜交する。

$$n^{-1}\mathbf{X}'\mathbf{X} = n^{-1}(\mathbf{Y}\mathbf{T})'(\mathbf{Y}\mathbf{T}) = \mathbf{T}'(n^{-1}\mathbf{Y}'\mathbf{Y})\mathbf{T} = \mathbf{T}'\mathbf{D}_q^2\mathbf{T} \neq \mathbf{I}$$

# 数值例(1)

- 相関行列

1.00	0.46	0.39	-0.39	-0.28	-0.35
0.46	1.00	0.37	-0.27	-0.24	-0.27
0.39	0.37	1.00	-0.30	-0.24	-0.40
-0.39	-0.27	-0.30	1.00	0.48	0.38
-0.28	-0.24	-0.24	0.48	1.00	0.38
-0.35	-0.27	-0.40	0.38	0.38	1.00

$N = 1630$

- 固有値

2.73	0.95	0.74	0.57	0.55	0.47
------	------	------	------	------	------

- 特異値

1.65	0.97	0.86	0.75	0.74	0.69
------	------	------	------	------	------

# 数値例(2)

- 個体のスコア

**P**

0.04	0.02
-0.02	0.01
0.01	-0.04
0.00	-0.03
-0.02	0.00
:	:
0.05	0.02

**F**

1.81	0.87
-1.00	0.60
0.60	-1.62
-0.06	-1.25
-0.71	-0.11
:	:
2.09	0.64

**Y**

2.99	0.85
-1.65	0.58
0.99	-1.58
-0.11	-1.22
-1.17	-0.11
:	:
3.46	0.63

- 重みと負荷量行列

**U**

0.43	-0.33
0.39	-0.51
0.40	-0.32
-0.42	-0.40
-0.39	-0.58
-0.42	-0.18

縦の2乗和が1

**A**

0.72	-0.32
0.64	-0.50
0.66	-0.31
-0.70	-0.39
-0.64	-0.56
-0.69	-0.17

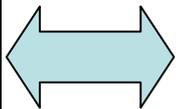
縦の2乗和が固有値に等しい

# 数値例3

- 回転(H & K と Quartimax)後の重みと負荷量行列

U	0.54	-0.05	B	0.74	-0.26
	0.63	0.12		0.81	-0.07
	0.51	-0.03		0.70	-0.22
	-0.04	0.58		-0.25	0.76
	0.11	0.69		-0.08	0.85
	-0.19	0.41		-0.39	0.59

パターン



縦の2乗和が1 列ごとに比例

縦の2乗和が固有値に等しい

- 主成分2の分散共分散, 相関

回転前共分散

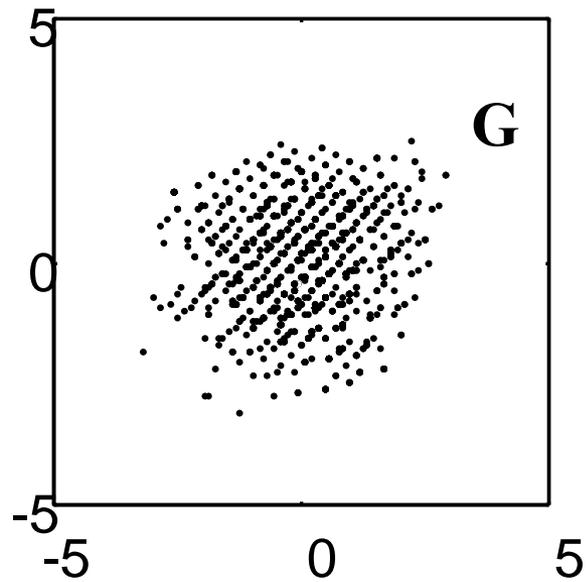
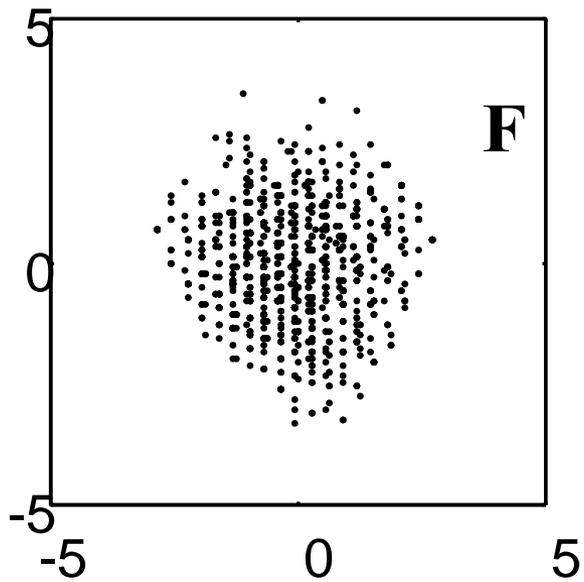
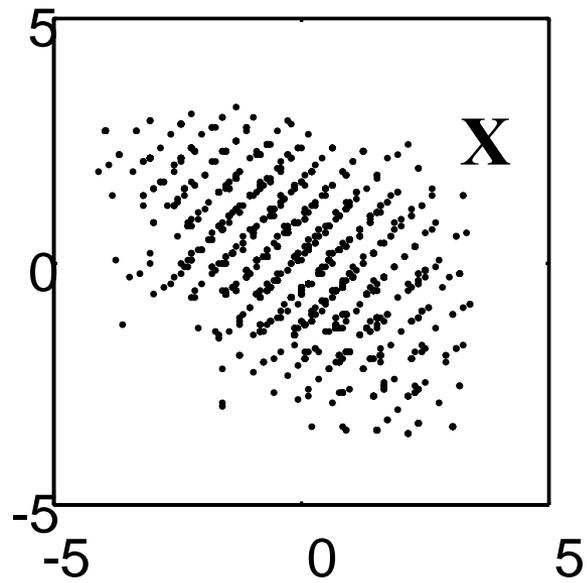
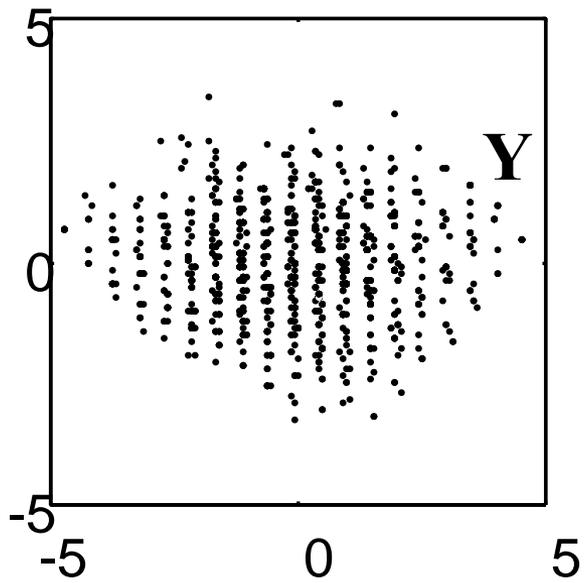
2.73	0.00
0.00	0.95

回転後共分散

1.92	-0.89
-0.89	1.76

回転後相関

1.00	-0.48
-0.48	1.00



散布图

# ここで提案する方法の概要(2)

- 仕様書にしたがって目標行列が作成されているとして, Harris & Kaiser (1964) に倣って, 正規直交化された重み行列をその目標行列に向けて直交プロクラスティス回転する。
- この方法を, 主成分数が目標行列の列数よりも大きい場合に拡張する。これによって, 説明力は犠牲になるが, 目標行列への適合度は上昇する。
- こうした分析を通じて, 理論のデータの適合性をチェックするとともに, 何らかの理由で不適切な項目を除去したり改善したりするヒントを得る。

# アルゴリズムの説明

- 次の特異値分解により,

$$\begin{array}{c} \boxed{\mathbf{H}'} \\ \text{ターゲット} \\ \text{行列} \\ q \times p \end{array} \begin{array}{c} \boxed{\mathbf{U}_r} \\ \text{重み} \\ \text{行列} \\ p \times r \end{array} = \begin{array}{ccc} \boxed{\mathbf{P}} & \boxed{\mathbf{D}} & \boxed{\mathbf{Q}'} \\ q \times q & q \times q & q \times r \end{array}$$

変換行列は, 次の式で得られる。

$$\mathbf{T} = \mathbf{QP}'$$

# このような提案の根拠(1)

- 少なくとも、研究の初期の段階、すなわち、項目の増減の可能性が残る段階では、不適解の可能性と因子得点不定性のある因子分析よりも主成分分析が適切である(異論があることは承知している)。
- 下位領域が、基本的に1つの(上位の)構成概念の要素である限り、主成分得点は相互に(正に)相関するのが自然である。したがって、回転方法は斜交回転ある必要がある。
- 主成分は斜交回転できない、あるいは回転自体ができない(すべきでない)という強い(俗)説があるが、数理的には問題のないことが示せたと考える。

## このような提案の根拠(2)

- 仕様書によって下位領域が指定されているのであれば、目標行列を定めることができ、プロクラステス回転が適用できる。
- 回転は、主成分の説明力を変化させないから、データとの適合性については、探索的な回転より悪くなることはない。
- ただし、目標行列との一貫性は悪い場合がしばしばある。これは、目標とする成分が、所与の数の主成分の中に抽出されていないためである可能性もある。
- そのためには、ターゲットの列数(想定された下位領域の数)より多くの主成分に対する「一般化されたプロクラステス変換」とでも言うべきものによって対応できる可能性がある。ともかく、仕様書に従う項目分類で、どこまでいけるかが確かめられる。

# この方法の特徴(1)

- 基本的には直交回転であるので、アルゴリズムが簡単。回転以降の手順は、単純な特異値分解に帰着する。
- Harris-Kaiser 回転の良い性質
  - (1) Orthomax 基準はすべて quartimax 基準に帰着する。
  - (2) 主成分パタン(変量の主成分への偏回帰係数)が、列ごとに重み行列と比例する。
  - (3) 主成分パタンの列の2乗和が、その主成分によって説明される分散の大きさに一致する。すなわち、斜交回転であるにもかかわらず、寄与は一意に定まる。

(2) と (3) は、プロクラステス回転にも引き継がれる。

# この方法の特徴(2)

- 重みのプロク拉斯テス回転の特徴
  - (1) 目標行列の単位(スケール)の任意性による解の多義性の問題がない。
  - (2) 最小2乗解が、パタンの一致性係数の和の最大化にもなる。
  - (3) 斜交解のアルゴリズムの困難が回避できる。
- 主成分数が列数より大きい場合
  - (1) 一般の斜交解のこの条件への一般化は困難であることが知られているが、この場合は極めて容易。
  - (2) 主成分数を変数の数まで拡大した極限では、(付帯条件はつくが)得られる合成変量は単純和と一致する。主成分を単純和に置き換えることによる損失の程度が評価できる。

# 理論的に予想される問題点

- 通常の斜交回転が、一般的な正規(非特異)変換の範囲での最適解を求めるのに対し、この方法は実質的に直交変換の範囲での最適化にすぎない。可能解の範囲ははるかに狭く、一般場合に比べて著しく「劣る」解しか得られない可能性がある。
- 基本的に潜在変量で定義されている古典的テスト理論との整合性はよくない。この点で、レフリーの批判に耐えられない可能性がある(刊行論文に到達するよりずっと前の段階で効果を発揮する方法ではあろうが)。

# 適用例

- Hill(1987) によるIOS (interpersonal orientation scale)の日本語版への、大学生1645名の反応(中村, 2000)を再分析した。
- 26の項目について、4つの下位尺度が想定されるが、探索的回転ではまったくそれとの対応が見られない(表1)。
- 主成分数とターゲットの列数が等しい条件でも、すべての下位尺度に十分な一致は見られない(表2)。
- 主成分の数を7とすると、一致はほぼ十分であるが、説明力は低下する(表3,4)。
- ただ、このデータでは、説明力の低下はさほど大きくなく、 $r=7$ の解を採用してよいように思われる(表10)。
- パタンの精査により、どうしても定められた下位尺度に含めることのできない項目の検出も可能である(表10)。

# IOSの意味

- 親和動機の測定(下位概念と項目例)

**P: 正の刺激性(人が好き)**

10. 他の人のそばにいてその人を理解することが自分にとって最も興味深いことの1つである。

**E: 情緒的支持(さびしがりや)**

23. 何かで気持ちが動揺したときは、そばに誰かがいてほしいと非常に強く願うことが多い。

**A: 注意(目立ちたがり)**

19. 大概は、自分のことを重要で刺激的だと考えてくれる人のそばにいたい。

**S: 社会的比較(他人と違うのが不安)**

7. 自分がどの位うまくやれているのか確信がないときは、比べることが出来るので他の人のそばにいたいといつも思う。

中村陽吉(2000)『対面場面における心理的個人差 測定の対象についての分類を中心として』ブレーン出版

# スクリー・プロット

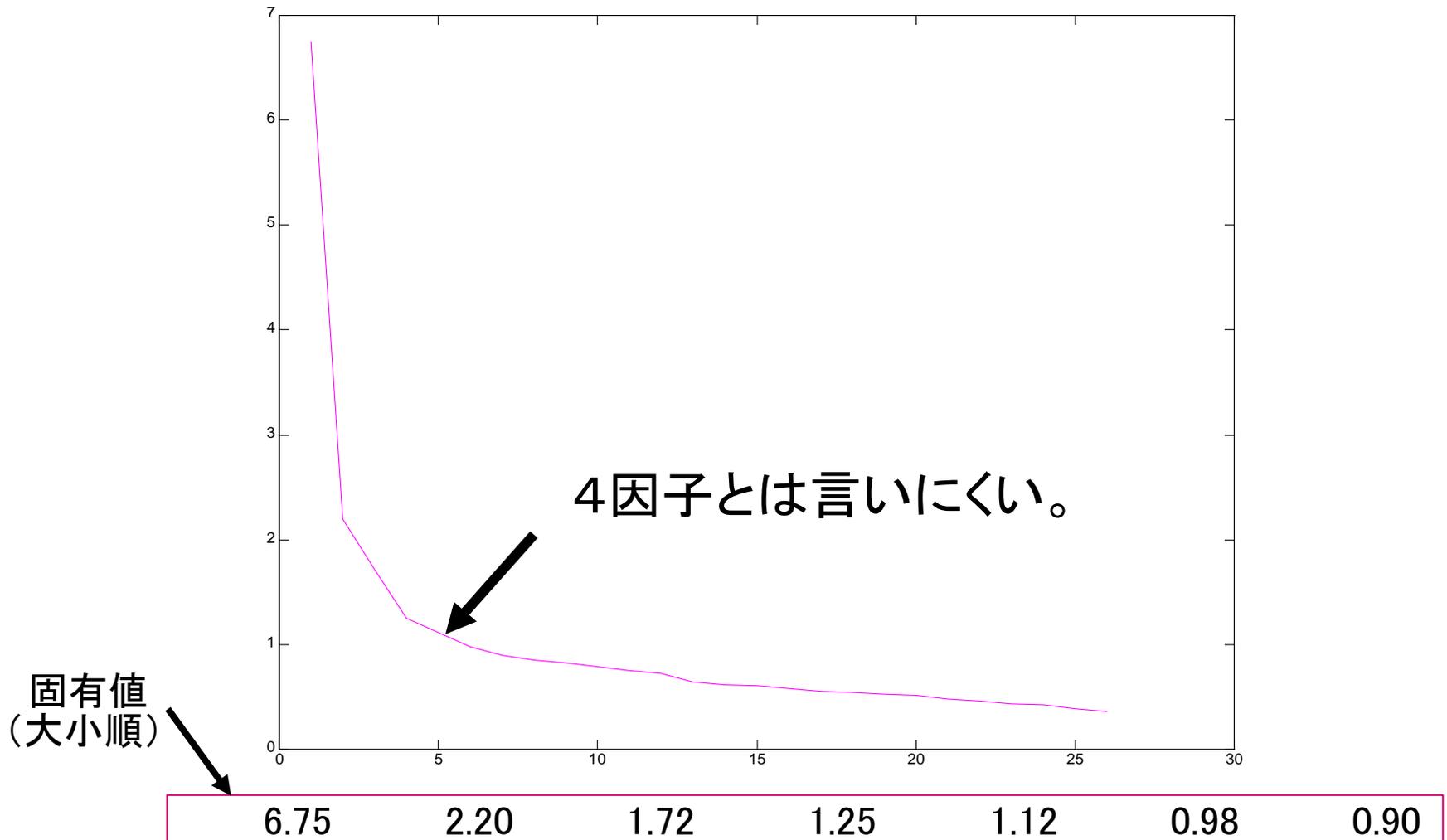


表1 探索的回転(Harris-Kaiser)による一貫性係数

Target	Pattern			
	I	II	III	IV
I	0.58	-0.40	-0.48	0.30
II	0.57	-0.25	0.49	-0.22
III	0.42	0.46	-0.22	-0.18
IV	0.37	0.52	0.34	0.26

表2 プロクラステス法( $r=4$ )による一貫性係数

Target	Pattern			
	I	II	III	IV
I	<b>0.89</b>	0.08	0.08	-0.07
II	0.08	<b>0.81</b>	0.02	0.12
III	0.08	0.02	<b>0.65</b>	0.20
IV	0.07	0.12	0.20	<b>0.73</b>

再掲

表2 プロクラステス法 ( $r=4$ ) による一貫性係数

Target	Pattern			
	I	II	III	IV
I	<b>0.89</b>	0.08	0.08	-0.07
II	0.08	<b>0.81</b>	0.02	0.12
III	0.08	0.02	<b>0.65</b>	0.20
IV	0.07	0.12	0.20	<b>0.73</b>

表3 プロクラステス法 ( $r=7$ ) による一貫性係数

Target	Pattern			
	I	II	III	IV
I	<b>0.95</b>	0.01	0.02	0.03
II	0.01	<b>0.90</b>	0.03	0.03
III	0.02	0.03	<b>0.87</b>	0.05
IV	0.03	0.03	0.04	<b>0.90</b>

主成分数  $r$  の増加とともに、一貫性は完全なものに近づく。

表4 主成分の数に対応した特異値と説明される分散の大きさ

	1	2	3	4	total
<u>Singular values</u>					
$q=4$	0.99	0.91	0.74	0.44	3.08
$q=5$	1.00	0.92	0.88	0.58	3.37
$q=6$	1.00	0.93	0.88	0.85	3.65
$q=7$	1.00	0.93	0.88	0.85	3.66
$q=26$	1.00	1.00	1.00	1.00	4.00
<u>Size of explained variances</u>					
$q=4$	3.38	3.46	2.80	2.27	11.91
$q=5$	3.38	3.41	2.84	2.20	11.83
$q=6$	3.42	3.45	2.48	2.29	11.63
$q=7$	3.42	3.44	2.49	2.28	11.62
$q=26$	3.42	3.37	2.46	2.29	11.54

だいたい  $r=6$  のところで、どちらも飽和状態となる。

表5 基準化された重み(7番目までの固有値に対応する固有ベクトル)

項目番号	I	II	III	IV	V	VI	VII
3	0.22	-0.23	-0.05	-0.14	-0.08	0.03	-0.06
6	0.18	-0.32	0.03	0.06	-0.24	-0.37	0.15
10	0.19	-0.21	-0.18	0.45	0.08	0.00	-0.09
11	0.22	-0.32	0.02	0.24	-0.07	-0.15	0.09
13	0.19	0.04	-0.23	0.17	0.06	0.16	0.47
20	0.19	0.04	-0.22	-0.17	-0.35	0.06	0.03
24	0.21	-0.10	-0.25	-0.02	-0.03	0.25	0.01
25	0.19	-0.03	-0.30	-0.19	-0.27	0.24	-0.04
26	0.13	-0.06	-0.27	0.50	0.03	0.01	-0.38
1	0.22	-0.23	0.22	-0.14	-0.04	0.00	-0.15
4	0.24	-0.13	0.11	-0.18	0.06	0.08	-0.13
9	0.19	-0.14	0.26	0.14	0.17	-0.17	0.20
15	0.25	0.01	0.20	-0.16	0.21	0.19	0.06
17	0.24	-0.05	0.27	-0.02	0.25	-0.08	-0.02
23	0.26	-0.08	0.14	-0.18	0.29	0.12	-0.18
5	0.15	0.04	-0.05	-0.22	-0.29	-0.39	0.36
8	0.13	0.22	0.25	0.17	-0.09	-0.11	0.10
16	0.23	0.23	-0.17	-0.11	0.18	-0.11	0.04
19	0.19	0.22	-0.31	-0.07	0.18	-0.26	-0.06
21	0.24	0.14	-0.22	-0.19	0.23	-0.05	-0.04
22	0.08	0.29	-0.04	-0.01	0.06	-0.48	-0.33
2	0.16	0.03	0.22	-0.04	-0.47	0.10	-0.38
7	0.16	0.28	0.24	0.16	-0.19	0.03	0.01
12	0.16	0.25	0.16	0.25	-0.06	0.23	0.23
14	0.20	0.24	0.08	0.06	0.01	0.23	0.09
18	0.15	0.36	0.06	0.13	-0.17	-0.01	-0.12

全部正

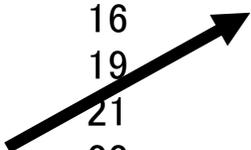


表6 Varimax 回転と Harris-Kaiser 回転の結果

項目番号	Varimax 回転					Harris-Kaiser 回転				
	I	II	III	IV	sev	I	II	III	IV	sev
3	<b>0.57</b>	-0.12	0.31	-0.23	0.49	<b>0.58</b>	-0.26	0.24	0.06	0.49
6	<b>0.54</b>	-0.13	0.05	-0.37	0.45	<b>0.58</b>	-0.21	-0.09	0.27	0.45
10	0.22	0.05	0.12	<b>-0.76</b>	0.64	0.10	0.00	-0.04	<b>0.77</b>	0.64
11	<b>0.54</b>	-0.02	0.03	<b>-0.57</b>	0.61	<b>0.54</b>	-0.10	-0.16	0.49	0.61
13	0.10	0.16	0.42	-0.41	0.38	-0.08	0.08	0.38	0.38	0.38
20	0.22	0.03	<b>0.56</b>	-0.11	0.38	0.10	-0.10	<b>0.60</b>	-0.01	0.38
24	0.29	-0.05	0.48	-0.35	0.44	0.17	-0.19	0.47	0.24	0.44
25	0.22	-0.10	<b>0.59</b>	-0.16	0.43	0.10	-0.25	<b>0.66</b>	0.03	0.43
26	-0.06	0.12	0.17	<b>-0.72</b>	0.56	-0.24	0.10	0.07	<b>0.79</b>	0.56
1	<b>0.73</b>	0.03	0.08	-0.09	0.55	<b>0.82</b>	-0.07	-0.07	-0.08	0.55
4	<b>0.65</b>	0.09	0.27	-0.08	0.51	<b>0.67</b>	-0.04	0.16	-0.10	0.51
9	<b>0.55</b>	0.24	-0.08	-0.24	0.43	<b>0.60</b>	0.21	-0.29	0.16	0.43
15	<b>0.60</b>	0.31	0.26	0.01	0.53	<b>0.61</b>	0.21	0.14	-0.18	0.53
17	<b>0.62</b>	0.32	0.09	-0.09	0.51	<b>0.65</b>	0.26	-0.09	-0.05	0.51
23	<b>0.65</b>	0.18	0.28	-0.05	0.53	<b>0.66</b>	0.06	0.16	-0.13	0.53
5	0.27	0.06	0.37	0.05	0.22	0.23	-0.04	0.39	-0.17	0.22
8	0.17	<b>0.57</b>	0.00	-0.03	0.36	0.11	<b>0.61</b>	-0.15	0.02	0.36
16	0.16	0.32	<b>0.63</b>	-0.07	0.54	-0.02	0.21	<b>0.65</b>	-0.04	0.54
19	0.01	0.21	<b>0.68</b>	-0.15	0.53	-0.21	0.10	<b>0.74</b>	0.07	0.53
21	0.23	0.18	<b>0.67</b>	-0.08	0.55	0.07	0.03	<b>0.71</b>	-0.06	0.55
22	-0.09	0.36	0.29	0.07	0.22	-0.22	0.34	0.30	-0.08	0.22
2	0.40	0.30	0.06	0.02	0.25	0.42	0.26	-0.06	-0.11	0.25
7	0.17	<b>0.67</b>	0.08	-0.02	0.48	0.08	<b>0.69</b>	-0.07	0.00	0.48
12	0.11	<b>0.62</b>	0.10	-0.16	0.43	0.00	<b>0.64</b>	-0.05	0.16	0.43
14	0.20	<b>0.53</b>	0.31	-0.07	0.43	0.08	0.49	0.21	0.01	0.43
18	-0.02	<b>0.62</b>	0.27	-0.03	0.46	-0.18	<b>0.62</b>	0.20	0.03	0.46
sev	4.01	2.62	3.18	2.10	11.91	4.17	2.54	3.27	1.92	11.91
							0.33	0.49	0.43	
								0.41	0.13	
									0.38	

直交と斜交で、パターンに差はほとんど見られない<sub>ocorr</sub>

表7 直交プロクラステス回転と斜交プロクラステス回転

項目番号	直交解					斜交解(正確な最小2乗解)				
	I	II	III	IV	sev	I	II	III	IV	sev
3	0.47	0.47	0.15	-0.13	0.49	<b>0.51</b>	0.42	0.06	-0.21	0.49
6	<b>0.50</b>	0.42	-0.14	-0.05	0.45	<b>0.51</b>	0.41	-0.23	-0.17	0.45
10	<b>0.76</b>	0.03	-0.15	0.21	0.64	<b>0.75</b>	0.01	-0.16	0.05	0.64
11	<b>0.64</b>	0.39	-0.20	0.10	0.61	<b>0.62</b>	0.38	-0.27	-0.04	0.61
13	<b>0.52</b>	-0.01	0.27	0.19	0.38	<b>0.51</b>	-0.08	0.29	0.13	0.38
20	0.36	0.16	0.47	-0.04	0.38	0.40	0.06	0.45	-0.06	0.38
24	<b>0.57</b>	0.17	0.30	-0.05	0.44	<b>0.63</b>	0.08	0.26	-0.14	0.44
25	<b>0.43</b>	0.14	0.45	-0.16	0.43	<b>0.52</b>	0.02	0.42	-0.22	0.43
26	<b>0.67</b>	-0.22	-0.06	0.26	0.56	<b>0.66</b>	-0.26	-0.02	0.13	0.56
1	0.28	<b>0.69</b>	0.00	0.02	0.55	0.24	<b>0.69</b>	-0.09	-0.01	0.55
4	0.31	<b>0.61</b>	0.20	0.04	0.51	0.27	<b>0.58</b>	0.13	0.03	0.51
9	0.28	<b>0.50</b>	-0.13	0.28	0.43	0.16	<b>0.54</b>	-0.18	0.27	0.43
15	0.19	<b>0.60</b>	0.28	0.23	0.53	0.08	<b>0.59</b>	0.24	0.28	0.53
17	0.22	<b>0.60</b>	0.09	0.30	0.51	0.08	<b>0.62</b>	0.05	0.33	0.51
23	0.28	<b>0.62</b>	0.24	0.11	0.53	0.21	<b>0.59</b>	0.18	0.12	0.53
5	0.15	0.26	0.36	-0.02	0.22	0.16	0.20	0.33	0.00	0.22
8	-0.02	0.21	0.11	<b>0.55</b>	0.36	-0.22	0.25	0.17	<b>0.65</b>	0.36
16	0.29	0.14	<b>0.62</b>	0.22	0.54	0.25	0.04	<b>0.65</b>	0.26	0.54
19	0.35	-0.04	<b>0.62</b>	0.13	0.53	0.36	-0.16	<b>0.66</b>	0.14	0.53
21	0.36	0.19	<b>0.62</b>	0.08	0.55	0.36	0.08	<b>0.62</b>	0.09	0.55
22	-0.03	-0.06	0.37	0.28	0.22	-0.11	-0.09	0.44	0.37	0.22
2	0.06	0.41	0.11	0.26	0.25	-0.06	0.43	0.09	0.31	0.25
7	-0.01	0.21	0.21	<b>0.63</b>	0.48	-0.24	0.25	0.28	<b>0.75</b>	0.48
12	0.11	0.12	0.17	<b>0.61</b>	0.43	-0.09	0.14	0.24	<b>0.70</b>	0.43
14	0.15	0.21	0.37	0.47	0.43	0.00	0.19	0.42	<b>0.56</b>	0.43
18	0.03	0.02	0.38	<b>0.56</b>	0.46	-0.14	0.01	0.47	<b>0.67</b>	0.46
sev	3.62	3.32	2.70	2.27	11.91					11.91

斜交解の相関には問題がある。

	0.14	-0.03	0.45
→ corr		0.27	-0.10
			-0.24

表8 直交回転された重みと対応する主成分パターン

項目番号	回転された重み行列				回転後の主成分パターン				
	I	II	III	IV	I	II	III	IV	sev
3	0.19	0.25	0.06	-0.17	0.35	0.46	0.09	-0.25	0.49
6	0.25	0.22	-0.15	-0.07	0.47	0.40	-0.25	-0.11	0.45
10	0.50	-0.10	-0.19	0.14	<b>0.91</b>	-0.18	-0.32	0.21	0.64
11	0.36	0.16	-0.22	0.04	<b>0.66</b>	0.30	-0.37	0.06	0.61
13	0.29	-0.11	0.12	0.09	<b>0.54</b>	-0.20	0.21	0.13	0.38
20	0.13	0.03	0.29	-0.11	0.24	0.06	0.49	-0.17	0.38
24	0.29	0.02	0.16	-0.11	<b>0.53</b>	0.04	0.26	-0.16	0.44
25	0.19	0.02	0.29	-0.20	0.35	0.04	0.49	-0.30	0.43
26	0.47	-0.26	-0.12	0.19	<b>0.87</b>	-0.48	-0.19	0.29	0.56
1	0.05	0.40	-0.06	-0.05	0.09	<b>0.75</b>	-0.10	-0.08	0.55
4	0.05	0.33	0.08	-0.05	0.10	<b>0.62</b>	0.13	-0.08	0.51
9	0.10	0.26	-0.18	0.18	0.18	0.49	-0.30	0.27	0.43
15	-0.04	0.33	0.12	0.08	-0.07	<b>0.61</b>	0.20	0.12	0.53
17	0.01	0.33	-0.02	0.15	0.01	<b>0.61</b>	-0.04	0.23	0.51
23	0.02	0.34	0.10	0.00	0.04	<b>0.63</b>	0.16	-0.01	0.53
5	0.00	0.13	0.22	-0.08	0.00	0.24	0.38	-0.13	0.22
8	-0.07	0.08	0.00	0.38	-0.13	0.14	0.00	<b>0.57</b>	0.36
16	0.07	0.00	0.37	0.07	0.14	-0.01	<b>0.62</b>	0.10	0.54
19	0.15	-0.12	0.39	0.01	0.27	-0.22	<b>0.65</b>	0.02	0.53
21	0.11	0.03	0.38	-0.05	0.20	0.06	<b>0.63</b>	-0.07	0.55
22	-0.06	-0.08	0.23	0.17	-0.11	-0.14	0.38	0.25	0.22
2	-0.06	0.23	0.01	0.14	-0.10	0.42	0.02	0.22	0.25
7	-0.08	0.07	0.05	0.42	-0.14	0.13	0.09	<b>0.63</b>	0.48
12	0.02	-0.01	0.02	0.42	0.04	-0.01	0.04	<b>0.63</b>	0.43
14	0.00	0.05	0.17	0.28	0.01	0.10	0.28	0.43	0.43
18	-0.04	-0.07	0.19	0.36	-0.07	-0.12	0.32	<b>0.55</b>	0.46
					3.38	3.46	2.80	2.27	11.91
						0.55	0.43	0.26	
							0.37	0.36	
								0.43	

一致度では本来の斜交回転に劣るが、  
 相関は主成分間相関は正に

corr →

表9 通常のターゲット行列と基準化されたターゲット行列

項目番号	通常のターゲット				基準化されたターゲット			
	I	II	III	IV	I	II	III	IV
3	1	0	0	0	0.3333	0	0	0
6	1	0	0	0	0.3333	0	0	0
10	1	0	0	0	0.3333	0	0	0
11	1	0	0	0	0.3333	0	0	0
13	1	0	0	0	0.3333	0	0	0
20	1	0	0	0	0.3333	0	0	0
24	1	0	0	0	0.3333	0	0	0
25	1	0	0	0	0.3333	0	0	0
26	1	0	0	0	0.3333	0	0	0
1	0	1	0	0	0	0.4082	0	0
4	0	1	0	0	0	0.4082	0	0
9	0	1	0	0	0	0.4082	0	0
15	0	1	0	0	0	0.4082	0	0
17	0	1	0	0	0	0.4082	0	0
23	0	1	0	0	0	0.4082	0	0
5	0	0	1	0	0	0	0.4082	0
8	0	0	1	0	0	0	0.4082	0
16	0	0	1	0	0	0	0.4082	0
19	0	0	1	0	0	0	0.4082	0
21	0	0	1	0	0	0	0.4082	0
22	0	0	1	0	0	0	0.4082	0
2	0	0	0	1	0	0	0	0.4472
7	0	0	0	1	0	0	0	0.4472
12	0	0	0	1	0	0	0	0.4472
14	0	0	0	1	0	0	0	0.4472
18	0	0	0	1	0	0	0	0.4472

表10 拡張された方法による主成分パタン(主成分数の異なる2つの場合)

項目番号	主成分パタン( $r = 7$ )					主成分パタン( $r = 26$ )				
	I	II	III	IV	sev	I	II	III	IV	sev
3	0.44	0.36	-0.03	-0.12	0.45	<b>0.55</b>	0.23	-0.05	-0.06	0.43
6	<b>0.51</b>	0.21	0.00	-0.18	0.38	<b>0.58</b>	0.14	-0.09	-0.10	0.37
10	<b>0.74</b>	-0.01	-0.13	0.00	0.47	<b>0.68</b>	0.00	-0.07	-0.02	0.42
11	<b>0.61</b>	0.28	-0.16	-0.07	0.52	<b>0.66</b>	0.18	-0.16	-0.03	0.49
13	<b>0.54</b>	-0.15	0.16	0.10	0.34	<b>0.55</b>	-0.11	0.10	0.09	0.34
20	<b>0.51</b>	-0.20	0.20	0.17	0.36	<b>0.54</b>	-0.12	0.13	0.10	0.34
24	<b>0.62</b>	0.02	0.02	0.01	0.41	<b>0.64</b>	0.01	0.05	-0.04	0.43
25	<b>0.61</b>	-0.17	0.07	0.10	0.36	<b>0.60</b>	-0.12	0.10	0.01	0.36
26	<b>0.69</b>	-0.30	-0.04	0.12	0.35	<b>0.62</b>	-0.20	-0.01	0.05	0.29
1	0.14	<b>0.68</b>	-0.14	-0.01	0.51	0.09	<b>0.75</b>	-0.14	-0.03	0.53
4	0.13	<b>0.61</b>	0.01	0.00	0.50	0.08	<b>0.65</b>	0.03	-0.01	0.50
9	0.02	<b>0.60</b>	-0.01	-0.01	0.36	-0.01	<b>0.69</b>	-0.05	-0.04	0.42
15	-0.08	<b>0.70</b>	0.06	0.14	0.56	-0.06	<b>0.70</b>	0.06	0.09	0.56
17	-0.13	<b>0.75</b>	0.11	0.03	0.56	-0.09	<b>0.77</b>	0.03	0.04	0.56
23	-0.04	<b>0.78</b>	0.09	-0.04	0.61	-0.01	<b>0.76</b>	0.08	-0.05	0.59
5	0.17	-0.05	0.48	-0.06	0.27	0.06	0.03	<b>0.51</b>	-0.07	0.27
8	-0.16	0.11	0.12	0.48	0.32	-0.17	0.07	0.44	0.19	0.28
16	0.06	0.09	<b>0.66</b>	0.00	0.53	0.05	0.02	<b>0.68</b>	0.03	0.54
19	0.15	-0.11	<b>0.80</b>	-0.15	0.59	0.12	-0.11	<b>0.74</b>	-0.08	0.51
21	0.13	0.18	<b>0.61</b>	-0.13	0.51	0.11	0.09	<b>0.66</b>	-0.09	0.53
22	-0.26	-0.08	<b>0.70</b>	0.02	0.40	-0.17	-0.10	<b>0.62</b>	0.02	0.30
2	0.15	0.13	-0.24	<b>0.58</b>	0.38	0.08	0.09	-0.15	<b>0.59</b>	0.35
7	-0.10	0.05	0.06	<b>0.69</b>	0.51	-0.08	0.02	0.00	<b>0.71</b>	0.49
12	0.05	0.01	-0.06	<b>0.66</b>	0.42	0.02	-0.01	-0.05	<b>0.69</b>	0.44
14	0.03	0.13	0.12	<b>0.50</b>	0.42	0.03	0.04	0.08	<b>0.61</b>	0.47
18	-0.03	-0.18	0.27	<b>0.61</b>	0.50	-0.05	-0.14	0.12	<b>0.70</b>	0.48
sev	3.42	3.44	2.49	2.28	11.62	3.42	3.37	2.46	2.29	11.54
		0.56	0.42	0.28			0.57	0.46	0.34	
			0.41	0.40				0.45	0.45	
				0.47					0.51	

どうしてもうまくいかない項目には理由がある (誤訳)。

表11 デタラメなターゲットを用いた回転と拡張された変換

項目番号	プロクラステス回転( $r = 7$ )					拡張された方法( $r = 26$ )				
	I	II	III	IV	sev	I	II	III	IV	sev
3	-0.24	0.24	0.29	0.43	0.49	0.33	0.12	0.10	0.09	0.32
6	-0.12	0.05	0.02	<b>0.65</b>	0.45	-0.15	<b>0.55</b>	-0.04	0.16	0.31
10	0.38	<b>-0.50</b>	0.15	<b>0.74</b>	0.64	-0.01	-0.18	<b>0.66</b>	0.09	0.36
11	0.10	-0.09	-0.02	<b>0.80</b>	0.61	-0.07	0.10	0.06	<b>0.54</b>	0.37
13	0.29	-0.21	0.43	0.20	0.38	<b>0.55</b>	-0.13	0.06	0.10	0.34
20	-0.07	0.13	<b>0.58</b>	-0.02	0.38	-0.02	<b>0.57</b>	-0.06	0.09	0.34
24	-0.03	-0.07	<b>0.54</b>	0.28	0.44	-0.06	-0.13	<b>0.71</b>	0.10	0.43
25	-0.17	0.04	<b>0.68</b>	0.04	0.43	-0.06	-0.05	0.07	<b>0.60</b>	0.33
26	<b>0.51</b>	<b>-0.66</b>	0.24	<b>0.50</b>	0.56	<b>0.52</b>	-0.16	0.13	-0.06	0.24
1	-0.20	<b>0.52</b>	-0.08	0.46	0.55	-0.13	<b>0.65</b>	0.10	0.01	0.42
4	-0.15	<b>0.50</b>	0.13	0.30	0.51	-0.06	0.11	<b>0.68</b>	-0.04	0.48
9	0.18	0.29	-0.28	<b>0.50</b>	0.43	-0.05	0.04	-0.03	<b>0.60</b>	0.33
15	0.02	<b>0.62</b>	0.05	0.13	0.53	0.49	0.14	0.05	0.05	0.44
17	0.12	<b>0.53</b>	-0.15	0.30	0.51	0.02	<b>0.58</b>	0.09	0.00	0.43
23	-0.09	<b>0.56</b>	0.11	0.25	0.53	0.00	0.05	<b>0.64</b>	0.03	0.48
5	-0.12	0.32	0.33	-0.07	0.22	-0.07	0.02	-0.18	<b>0.70</b>	0.32
8	<b>0.50</b>	0.29	-0.25	-0.04	0.36	<b>0.59</b>	0.01	-0.12	-0.04	0.25
16	0.19	0.22	<b>0.56</b>	-0.20	0.54	0.16	0.39	0.10	0.04	0.37
19	0.18	-0.01	<b>0.70</b>	-0.22	0.53	0.04	0.04	<b>0.55</b>	-0.05	0.33
21	0.03	0.22	<b>0.65</b>	-0.13	0.55	0.06	-0.05	0.22	0.46	0.42
22	0.29	0.13	0.20	-0.34	0.22	<b>0.61</b>	-0.06	-0.14	-0.10	0.20
2	0.12	0.44	-0.13	0.11	0.25	-0.02	<b>0.77</b>	-0.14	-0.13	0.36
7	<b>0.58</b>	0.34	-0.20	-0.11	0.48	0.08	0.12	0.44	-0.13	0.25
12	<b>0.63</b>	0.15	-0.13	-0.01	0.43	0.19	-0.06	-0.14	<b>0.54</b>	0.28
14	0.43	0.30	0.11	-0.10	0.43	<b>0.67</b>	0.07	-0.08	-0.03	0.41
18	<b>0.57</b>	0.18	0.08	-0.27	0.46	0.15	<b>0.54</b>	-0.05	-0.17	0.26
sev	<b>2.40</b>	3.16	3.12	3.24	11.91	2.25	2.61	2.54	2.16	9.56
		0.47	0.42	0.23			0.64	0.69	0.66	
			0.46	0.46				0.69	0.69	
				0.43					0.70	

何でもありではない。

# 結果について

- これは、実データの分析結果ではあるが、尺度構成の手順という点では、必ずしも正統的なものではない。あくまでも数値例である。
- その限りでは、探索的方法の欠点を補うことのできる可能性は示されたと言えるであろう。
- この数値例では、一般的な斜交解より著しく劣ることはなさそう。
- もちろん、もっと多くの事例を積み重ねる必要があるし、実際の尺度構成のプロセスの中での経験も蓄積しなければならない。現段階では1つの提案にすぎない。
- 推測統計的指標のないことへの不満は理解できる。この点は、bootstrap法のような数値的方法の適用を考えるとともに、尺度構成には常に一定の「さじ加減」が必要であることも考慮していただきたい。

# Validation の全過程への意味

- 平井(2006)の提案も同様だと思うが、ここで述べたのはあくまでも、まじめな妥当性検討に耐えうる、あるいは妥当性検討の出発点として有望な、尺度の構成方法について述べたに過ぎず、この手続き自体が妥当性を最終的に保証するものではないことは当然である。
- 先にも示唆したように、妥当性検討は、尺度の実際に使用とともに進行する長いプロセスである。
- このプロセスは、自然淘汰に近いであろう(速水敏彦の示唆による)。ただ、研究という人工的環境で生き残り得る「生物」には、一定のデザイン上の配慮をしておかなければならないし、そのためには世に出す前に一定のテストが必要だということではないだろうか。