

# 共分散構造分析 (SEM) は パス解析, 因子分析, 分散分析の すべてにとって代わるのか?

狩野 裕  
大阪大学人間科学部

## 呼称「SEM」について

- Structural Equation Modeling  
構造方程式モデル (モデリング)
  - 近年は共分散構造分析よりもメジャーな名称
  - 平均構造も分析できるので共分散構造分析  
では誤解を招く

## 内容

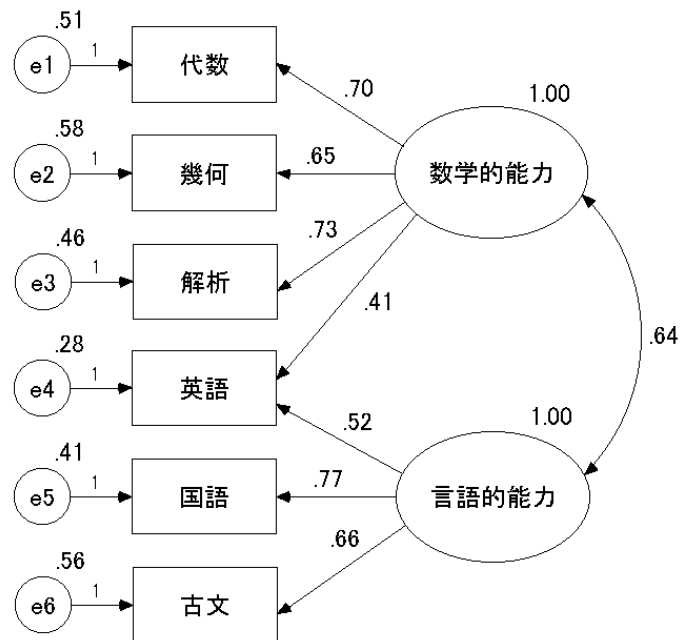
1. 探索的因子分析 vs 検証的因子分析
2. 尺度化 + 相関分析 vs 検証的因子分析
3. 尺度化 + 回帰分析 vs 多重指標分析
4. 尺度化 + 分散分析 vs 因子の分散分析
5. 重回帰分析の繰返しによるパス解析  
vs SEMによるパス解析

## EFA and CFA

例題 : 6科目の試験データ

```
DATA kamoku(TYPE=CORR);
  INPUT _TYPE_ $ _NAME_ $ X1-X6;
  LABEL X1='代数' X2='幾何' X3='解析'
        X4='英語' X5='国語' X6='古文';
  CARDS;
N      .      250      250      250      250      250      250
CORR X1 1.000      .      .      .      .      .
CORR X2 0.412 1.000      .      .      .      .
CORR X3 0.521 0.495 1.000      .      .      .
CORR X4 0.538 0.499 0.525 1.000      .      .
CORR X5 0.334 0.293 0.364 0.607 1.000      .
CORR X6 0.346 0.248 0.323 0.517 0.506 1.000
;
```

図2  
CFAの  
パス図



```

TITLE '*** 探索的因子分析 n=2 ***';
PROC FACTOR DATA=kamoku METHOD=ml NFACTORS=2 PRIORS=smc
          ROTATE=promax;
TITLE '*** 検証的因子分析 ***';
PROC CALIS DATA=kamoku METHOD=ml ALL;
LINEQS
  X1 = L_11 F1          + E1,
  X2 = L_21 F1          + E2,
  X3 = L_31 F1          + E3,
  X4 = L_41 F1 L_42 F2 + E4,
  X5 =                  L_52 F2 + E5,
  X6 =                  L_62 F2 + E6;
STD
  E1 - E6 = DEL1 - DEL6,
  F1 - F2 =2*1.00;
COV
  F1 F2 = PHI12;
RUN;

```

## 分析結果

	探索的因子分析 (プロマックス斜交回転)		検証的因子分析 (図 2のモデル)	
	F1	F2	F1	F2
	代数	0.63	0.08	0.70
幾何	0.67	-0.02	0.65	0
解析	0.73	0.01	0.73	0
英語	0.39	0.54	0.41	0.52
国語	-0.06	0.82	0	0.77
古文	0.02	0.63	0	0.66
因子相関	1	0.641	1	0.642
	0.641	1	0.642	1
2-値	3.724(4)		6.307(7)	
有意確率	0.4441		0.5044	
AIC	-4.276		-7.693	

## 両分析結果の比較

- 方法論のちがい
  - EFA...潜在構造についての仮説は必須でない
  - CFA...潜在構造について良質な仮説が必要
- 分析結果のちがい?
  - 解釈に違いはないだろう
  - では, CFAをする意義は?

## 1 . EFA versus CFA

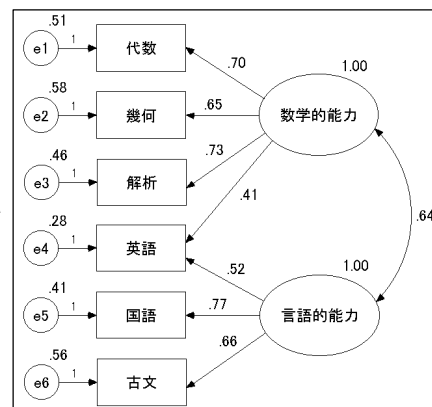
### EFA versus CFA

- 両分析が可能な場合
  - EFA . . . . 仮説なしで分析できる
  - CFA . . . . 統計的証拠が得られる
- EFAでは分析できない場合
  - 因子に関するさまざまな仮説の検証
  - 誤差相関がある場合
  - 2つの観測変数にしか影響しない因子がある場合
  - 因子が多すぎる場合
  - 多母集団の同時分析 , 因子平均の分析

## 統計的証拠

- ワルト検定とLM検定によって、パスを引く価値・パスを引かない理由が統計的証拠として得られる。

- 引いたパス  
.....有意性を確認
- 引かなかったパス  
.....非有意性を確認



LM検定  
ワルト検定

-----  
Lagrange Multiplier or Wald Index

| Probability | Approx Change of Value |  
-----

	F1		F2	
X1	126.651	[L_11]	0.644 0.422	0.093
X2	105.083	[L_21]	0.238 0.625	-0.055
X3	142.771	[L_31]	0.108 0.743	-0.039
X4	24.920	[L_41]	38.561	[L_42]
X5	0.475 0.491	-0.109	144.781	[L_52]
X6	0.475 0.491	0.093	106.690	[L_62]

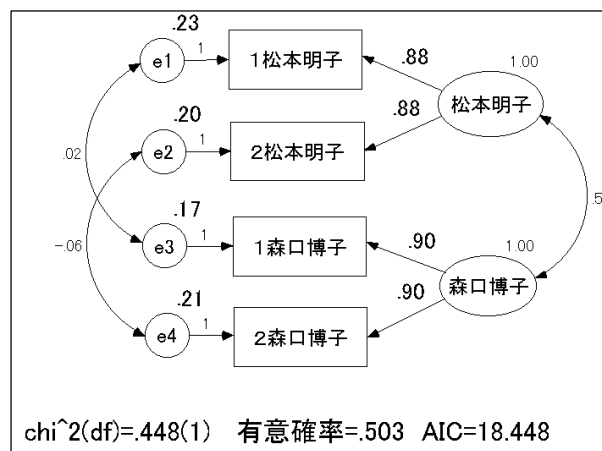
## EFAではなぜ検定できないか

- 理論整備は70年代
- 分析結果が因子回転法に依存する
  - EFAに細かい統計的推測を求めるのは無理がある

表 2: power の値と推定値

	power の値			
	2	3	4	5
因子相関	0.50	0.64	0.70	0.73
$\lambda_{12}$	0.14	0.08	0.04	0.02

## 因子に関する 仮説検証 誤差相関

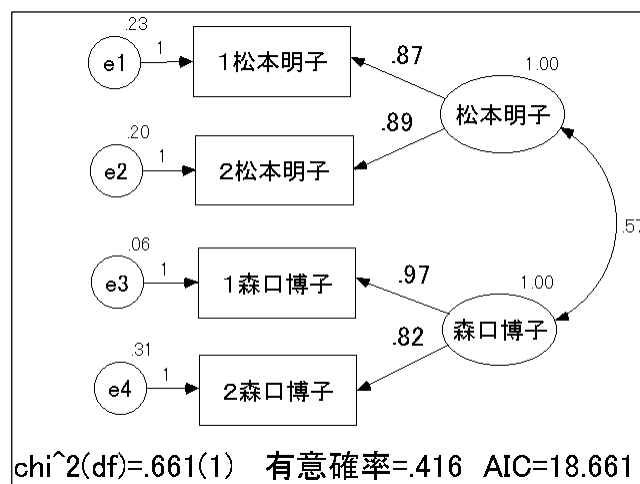


## タレント好感度データ

- 女性タレントの好感度を女子大学生83名に質問紙調査
  - 5-point scale: 大好き-----大嫌い
  - 無記名
- 一週間後に,もう一度同一調査をした

varname_	1松本明子	1森口博子	1松たか子	2松本明子	2森口博子	2松たか子
	83	83	83	83	83	83
1松本明子	1.00	0.48	0.20	0.78	0.43	0.18
1森口博子	0.48	1.00	0.21	0.49	0.81	0.25
1松たか子	0.20	0.21	1.00	0.22	0.22	0.89
2松本明子	0.78	0.49	0.22	1.00	0.41	0.24
2森口博子	0.43	0.81	0.22	0.41	1.00	0.21
2松たか子	0.18	0.25	0.89	0.24	0.21	1.00

## 2タレント好感度の多重指標分析





## 2タレントの多重指標分析

- 4変数 2因子のモデルはEFAでは実行できない
- モデルの改善 . . . 各種仮説の検討

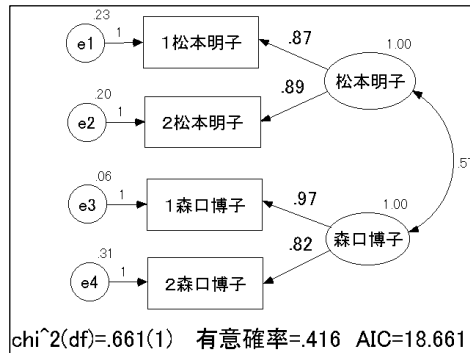
$$\begin{cases} 0.87=0.89? \\ 0.97=0.82? \end{cases}$$

$$0.87=0.89=0.97=0.82?$$

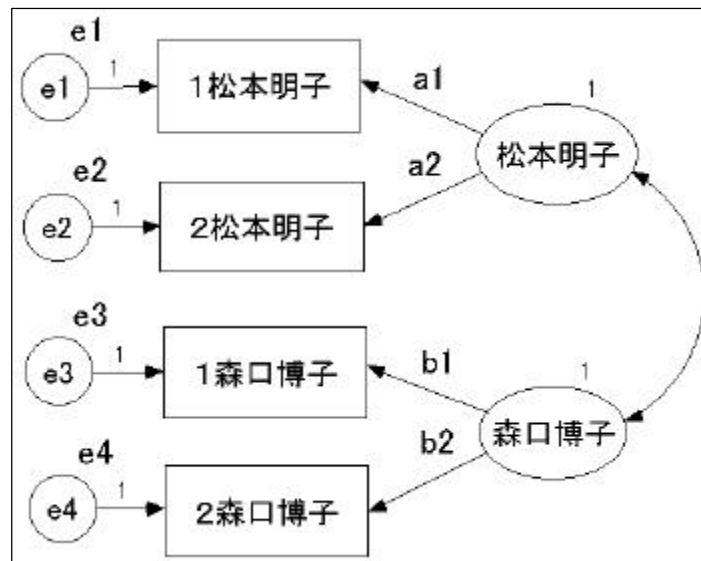
$$\begin{cases} 0.87=0.89=0.97=0.82? \\ 0.23=0.20=0.06=0.31? \end{cases}$$

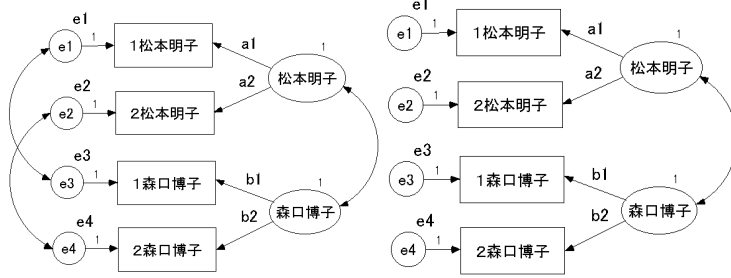
$$\text{Cov}(e1, e3)=0?$$

$$\text{Cov}(e2, e4)=0?$$



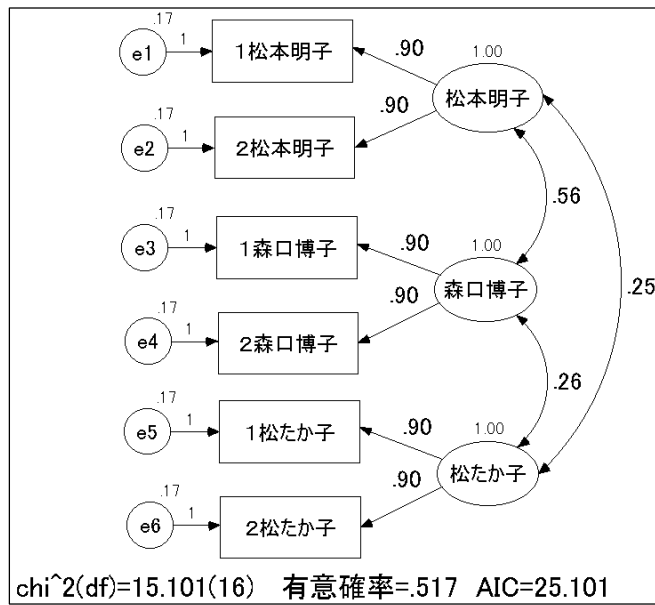
## パラメータの定義



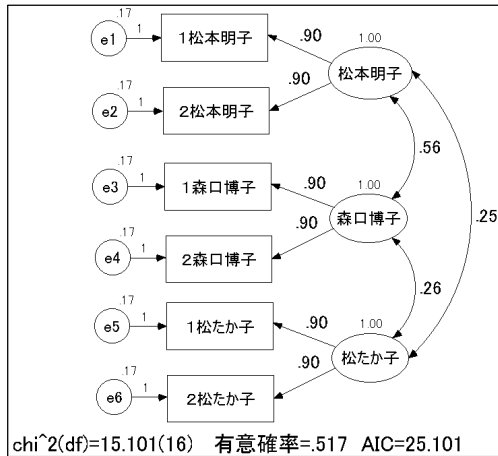


モデル		df	カイ2乗値	有意確率	AIC
default	制約なし	1	0.661	0.416	18.661
	Cov(e1,e3)=0	3	1.835	0.607	15.835
	Cov(e2,e4)=0	4	1.862	0.761	13.862
	a1=a2=b1=b2 e1=e2=e3=e4	7	2.469	0.929	8.469
	制約なし	-1			
	Cov(e1,e3)=*	1	0.448	0.503	18.448
	Cov(e2,e4)=*	2	0.489	0.783	16.489
	a1=a2=b1=b2 e1=e2=e3=e4	5	1.010	0.962	11.010

### 3タレント好感度の多重指標分析



## 2つの観測変数にしか影響しない因子がある場合



	F1	F2	F3
	松本明子	森口博子	松たか子
1松本明子	0.9	0	0
2松本明子	0.9	0	0
1森口博子	0	0.9	0
2森口博子	0	0.9	0
1松たか子	0	0	0.9
2松たか子	0	0	0.9

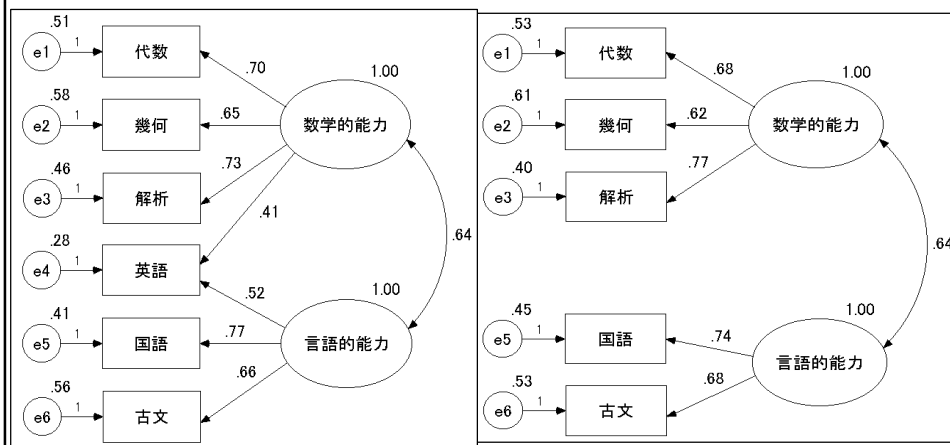
EFAで分析すると

1.0より大きい1つまたは複数の共通性推定値が反復間に発生しました。結果の解を解釈する時は注意してください。

## 2つの観測変数にしか影響しない因子がある場合

全変数のCFA

英語」を外してCFA



## 2つの観測変数にしか 影響しない因子がある場合

- CFAでは美しく分析できる .
- EFAで分析すると不適解になる

```
PROC FACTOR DATA=kamoku M=ml N=2 PRIORS=smc R=p;
  VAR X1 X2 X3 X5 X6;
RUN;
```

```
Iter Criterion Ridge Change Communalities
  3 0.0000838 0.000 0.08313 0.44219 0.39467 0.62076
                                0.32762 1.05049
```

```
ERROR: Community greater than 1.0.
```

## 2つの観測変数にしか 影響しない因子がある場合

- このような場合は ,識別性の問題で基本的にEFAでは分析できない
  - 厳密に標題のようになることはないから ,  
一見うまく分析できることもある .
  - しかし ,因子負荷量は  
極めて不安定 .
  - グルーピングは正しい .

	F1	F2		
X1	0.9	-0.1		
X2	0.8	0.2		
X3	0.8	0.01		
X4	0.6	0.1		
X5	0.1	0.7	0.80	0.43
X6	-0.1	0.6	0.53	0.98

## 因子が多すぎる場合

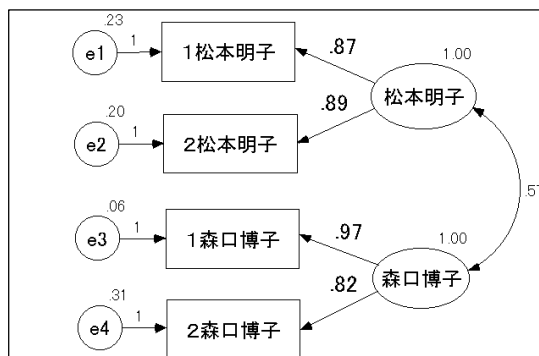
- Ledermann の限界 :

$$\text{因子数} \leq (2p + 1 - \sqrt{8p + 1}) / 2$$

( $p$  : 観測変数の数)

観測変数の数 $p$	2	3	4	5	6	7	8	9	10	...
因子数の最大値	0	1	1	2	3	3	4	5	6	...

## 変数=4, 因子数=2(多重指標モデル)



$\chi^2(df) = .661(1)$  有意確率 = .416 AIC = 18.661

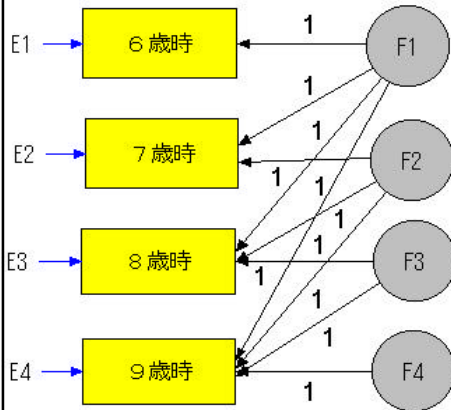
	F1	F2
	松本明子	森口博子
1松本明子	0.87	0
2松本明子	0.89	0
1森口博子	0	0.97
2森口博子	0	0.82

EFAで分析すると

### 警告

自由度の値 (-1) が正ではありません。  
因子分析は適切ではありません。

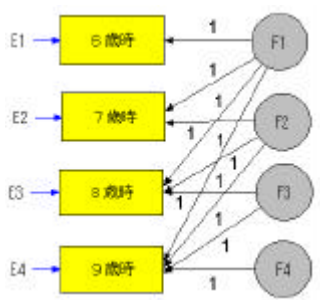
## 変数=4, 因子数=4 (準シンプレックスモデル)



6歳時	7歳時	8歳時	9歳時
1			
0.809	1		
0.806	0.850	1	
0.765	0.831	0.867	1
WISC - R 知能検査			

註 本モデルでは多くの場合  
スケールファクターを入れる

## 準シンプレックスモデル

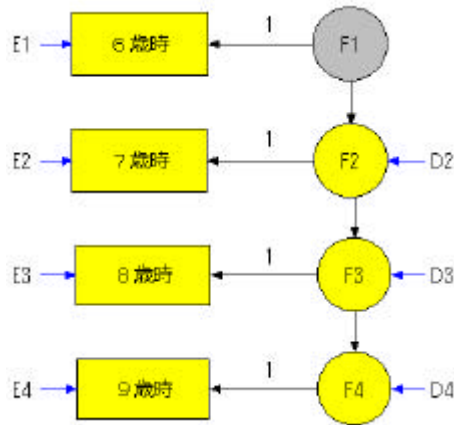


観測変数の数 p	2	3	4	5	6	7	8	9	10	...
因子数 k の最大値	0	1	1	2	3	3	4	5	6	...

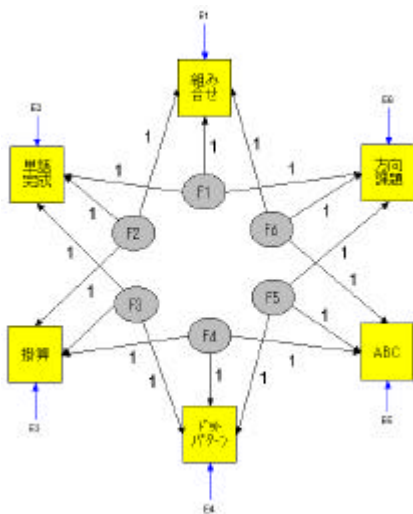
$$\begin{array}{l}
 X_1 = f_1 \quad \quad \quad + e_1 \\
 X_2 = f_1 + f_2 \quad \quad + e_2 \\
 X_3 = f_1 + f_2 + f_3 \quad + e_3 \\
 X_4 = f_1 + f_2 + f_3 + f_4 + e_4
 \end{array}
 \quad \text{or} \quad
 \begin{array}{l}
 \begin{bmatrix} X_1 \\ X_2 \\ X_3 \\ X_4 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 & 0 \\ 1 & 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} f_1 \\ f_2 \\ f_3 \\ f_4 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1 \\ e_2 \\ e_3 \\ e_4 \end{bmatrix}
 \end{array}$$

# 蛇足

---- マルコフシンプレックスモデルでの解析 ----



# 変数=6, 因子数=6 (円環モデル)



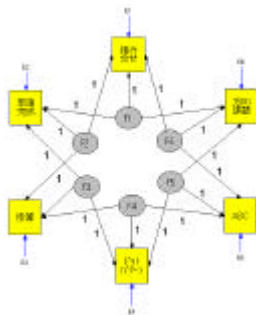
	X1	X2	X3	X4	X5	X6
組み合わせ	1					
単語完成	0.4	1				
掛算	0.3	0.4	1			
ドットパターン	0.2	0.3	0.4	1		
ABC	0.2	0.2	0.3	0.4	1	
方向課題	0.4	0.3	0.3	0.2	0.3	1

6つの能力テスト(Guttman 1954)

註:円環モデルでは多くの場合  
スケールファクターを入れる

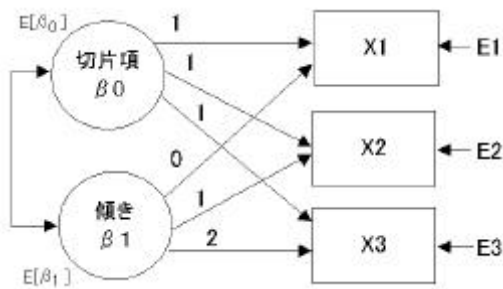
# 円環モデル

$$\begin{array}{l}
 X_1 = f_1 + f_2 + f_6 + e_1 \\
 X_2 = f_1 + f_2 + f_3 + e_2 \\
 X_3 = f_2 + f_3 + f_4 + e_3 \\
 X_4 = f_3 + f_4 + f_5 + e_4 \\
 X_5 = f_4 + f_5 + f_6 + e_5 \\
 X_6 = f_1 + f_5 + f_6 + e_6
 \end{array}
 \quad or \quad
 \begin{bmatrix} X_1 \\ X_2 \\ X_3 \\ X_4 \\ X_5 \\ X_6 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 1 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} f_1 \\ f_2 \\ f_3 \\ f_4 \\ f_5 \\ f_6 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1 \\ e_2 \\ e_3 \\ e_4 \\ e_5 \\ e_6 \end{bmatrix}$$



観測変数の数 p	2	3	4	5	6	7	8	9	10	...
因子数 k の最大値	0	1	1	2	3	3	4	5	6	...

## 観測変数=3, 因子数=2 (潜在曲線モデル)



$$\begin{array}{l}
 X_1 = f_1 + 0f_2 + e_1 \\
 X_2 = f_1 + 1f_2 + e_2 \\
 X_3 = f_1 + 2f_2 + e_3
 \end{array}
 \quad or \quad
 \begin{bmatrix} X_1 \\ X_2 \\ X_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 1 & 1 \\ 1 & 2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} f_1 \\ f_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1 \\ e_2 \\ e_3 \end{bmatrix}$$



## 探索的分析 versus 検証的分析

	探索的因子分析	検証的因子分析
• 因子数	未知	既知
• 潜在構造に関する仮説	なし, 探索すべきもの	あり, 検証すべきもの
• パス図	分析後に描く	分析前に描く
• 因子回転	必要	不必要
• モデルの評価	共通性の高低 カイ2乗値, 適合度指標	カイ2乗値, 適合度指標
• 推定値の標準誤差	残差 難しい	標準出力
• 検定の多重性	罪は軽い	罪は重い
• 恣意性	低い	高い
• 扱えるモデル	やや狭い	かなり広い

## 2. 尺度化 + 相関分析 vs 検証的因子分析

## 相関分析いろいろ

- 数学的能力と言語的能力の相関に興味
  - × 単相関, 単相関の平均
  - EFA斜交解の因子間相関  
因子相関は回転方法に大きく依存
  - × 尺度化して相関をとる  
信頼性の高低による
  - CFAの因子相関

	X1代数	X2幾何	X3解析	X4英語	X5国語	X6古文
X1代数	1	.	.	.	.	.
X2幾何	0.412	1	.	.	.	.
X3解析	0.521	0.495	1	.	.	.
X4英語	0.538	0.499	0.525	1	.	.
X5国語	0.334	0.293	0.364	0.607	1	.
X6古文	0.346	0.248	0.323	0.517	0.506	1

## FAと尺度の構成

	探索的因子分析 (プロマックス斜交回転)		検証的因子分析 (図2のモデル)	
	F1	F2	F1	F2
代数	0.63	0.08	0.70	0
幾何	0.67	-0.02	0.65	0
解析	0.73	0.01	0.73	0
英語	0.39	0.54	0.41	0.52
国語	-0.06	0.82	0	0.77
古文	0.02	0.63	0	0.66
因子相関	1	0.641	1	0.642
2-値	3.724(4)		6.307(7)	
有意確率	0.4441		0.5044	
AIC	-4.276		-7.693	

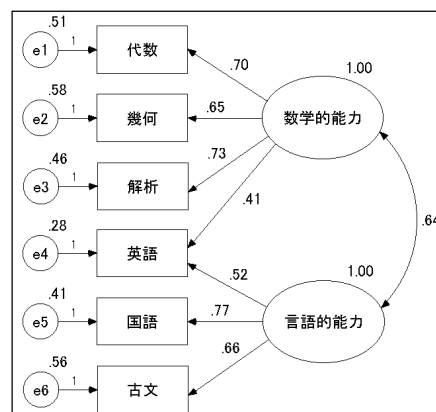


表2: power の値と推定値

	power の値			
	2	3	4	5
因子相関	0.50	0.64	0.70	0.73
$\lambda_{12}$	0.14	0.08	0.04	0.02

## 尺度化 (合成得点)

- 2因子に負荷する「英語」を外す
- 尺度間相関  
 $Cr(\text{代数} + \text{幾何} + \text{解析}, \text{国語} + \text{古文}) = 0.45$
- EFAやCFAによる因子相関より低い (希薄化)
- 希薄化は尺度の信頼性と関係する

	探索的因子分析 (プロマックス斜交回転)		検証的因子分析 (図2のモデル)	
	F1	F2	F1	F2
代数	0.63	0.08	0.70	0
幾何	0.67	-0.02	0.65	0
解析	0.73	0.01	0.73	0
英語	0.39	0.54	0.41	0.52
国語	-0.06	0.82	0	0.77
古文	0.02	0.63	0	0.66
因子相関	1	0.641	1	0.642
2-値	3.724(4)		6.307(7)	
有意確率	0.4441		0.5044	
AIC	-4.276		-7.693	

## 希薄化と信頼性

- 尺度の信頼性
  - 数学的能力尺度 (代数 + 幾何 + 解析): 0.73
  - 言語的能力尺度 (国語 + 古文) 0.67
- 関係式

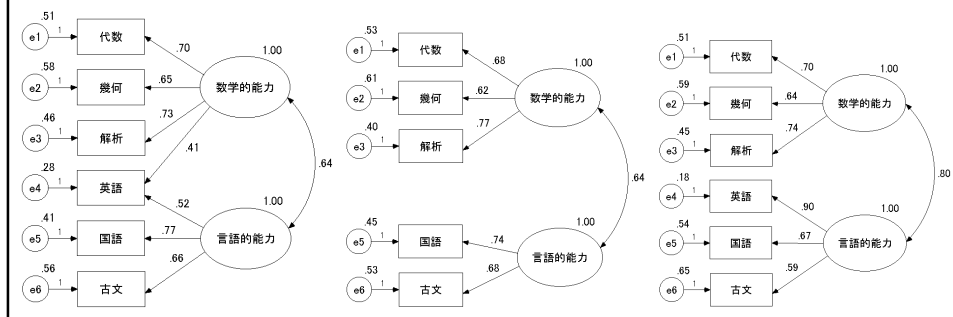
$$0.45 \approx 0.64 \times \sqrt{0.73 \times 0.67}$$

- 低い信頼性の尺度は使えない

## 単純構造を乱す変数のコントロール

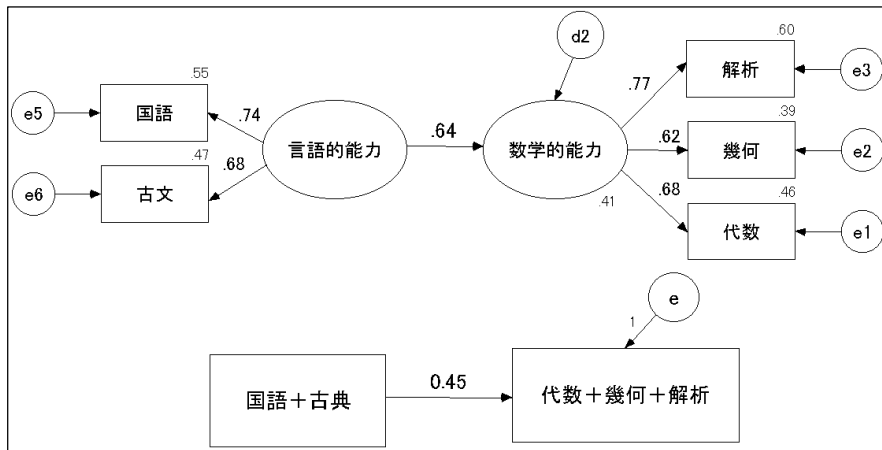
2因子以上に付加する変数の扱い

- このような変数は尺度に含めなかった。
- SEMでは含めて分析ができる。

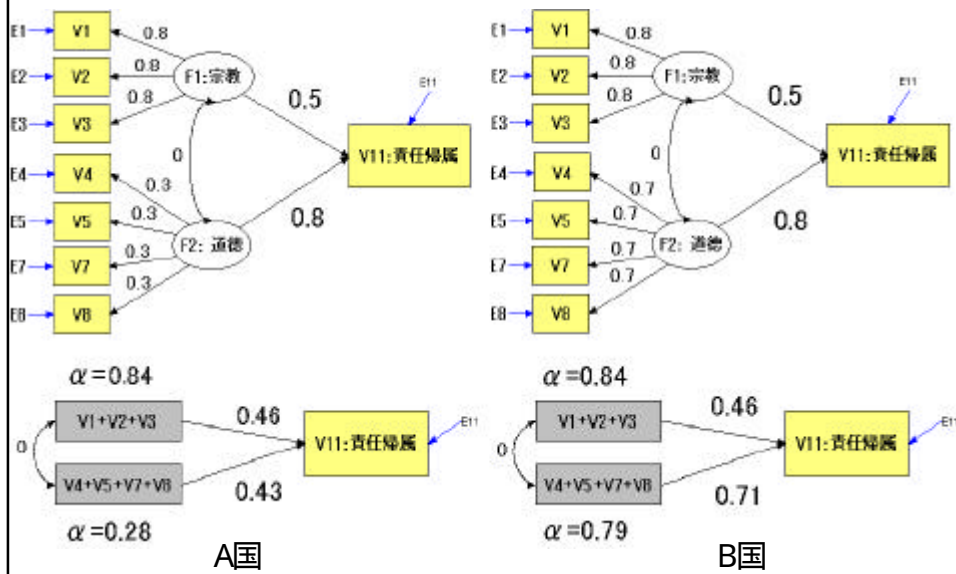


## 2. 尺度化 + 回帰分析 vs 多重指標分析

## 回帰分析でも「希薄化」

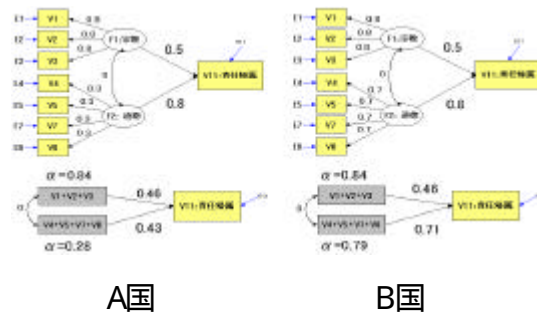


## 信頼性の異なる母集団の比較



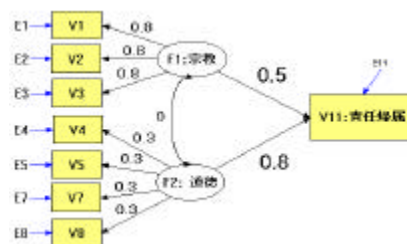
## 信頼性の異なる母集団の比較

- CFAによると「宗教」と「道徳」から「責任帰属」への因果構造に違いはない。
  - 「道徳」の測定モデル(信頼性)が異なる。
- 尺度化すると,因果構造に違いが出てしまう



## SEMのひとつの特徴

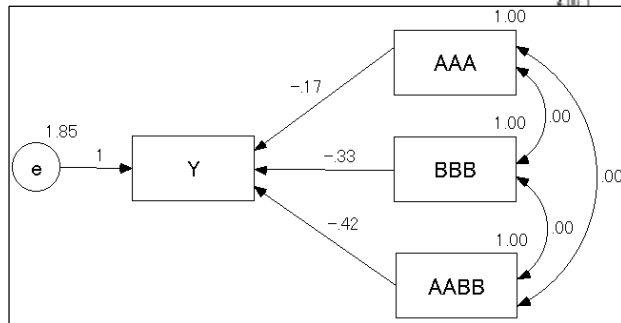
- 測定モデルと構造モデルの分離
  - 測定モデルの違いと構造モデルの違いが区別できる
- ラカトシュの「精緻化された反証主義」(夢と禁欲 by 佐和隆光)
  - 防御帯と堅固な核



## 4. 尺度化 + 分散分析 vs 因子の分散分析

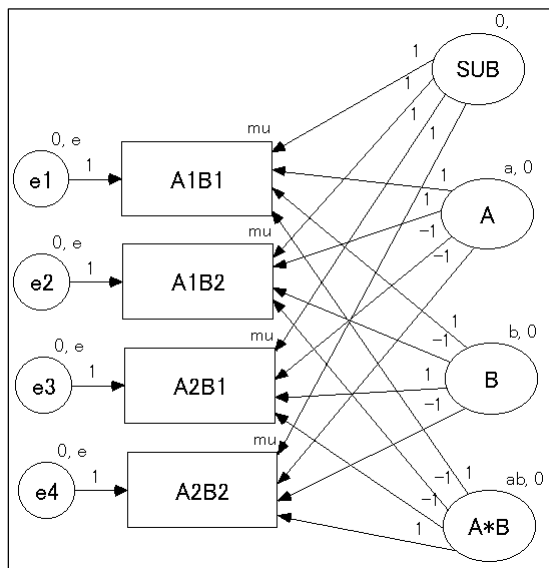
## 分散分析 (ANOVA) の実行

# SEMによる完全無作為要因計画 (被験者間要因のみ)の分析



sub.cr	aaa	bbb	aabb	y
1.00	1.00	1.00	1.00	3.00
2.00	1.00	1.00	1.00	3.00
3.00	1.00	1.00	1.00	1.00
4.00	1.00	1.00	1.00	3.00
5.00	1.00	1.00	1.00	5.00
6.00	1.00	-1.00	1.00	4.00
7.00	1.00	-1.00	-1.00	4.00
8.00	1.00	-1.00	-1.00	3.00
9.00	1.00	-1.00	-1.00	4.00
10.00	1.00	-1.00	-1.00	5.00
11.00	1.00	-1.00	-1.00	7.00
12.00	1.00	-1.00	-1.00	5.00
13.00	-1.00	1.00	-1.00	3.00
14.00	-1.00	1.00	-1.00	5.00
15.00	-1.00	1.00	-1.00	2.00
16.00	-1.00	1.00	-1.00	4.00
17.00	-1.00	1.00	-1.00	6.00
18.00	-1.00	1.00	-1.00	6.00

# SEMによる分析モデル1



	a1b1	a1b2	a2b1	a2b2
1	3.00	4.00	3.00	2.00
2	3.00	3.00	5.00	6.00
3	1.00	4.00	2.00	3.00
4	3.00	5.00	4.00	6.00
5	5.00	7.00	6.00	4.00
6	1.00	5.00	6.00	4.00
7	-	-	-	-
8	-	-	-	-
9	-	-	-	-
10	-	-	-	-



## 乱塊法計画(被験者内要因のみ)の 2つのモデル

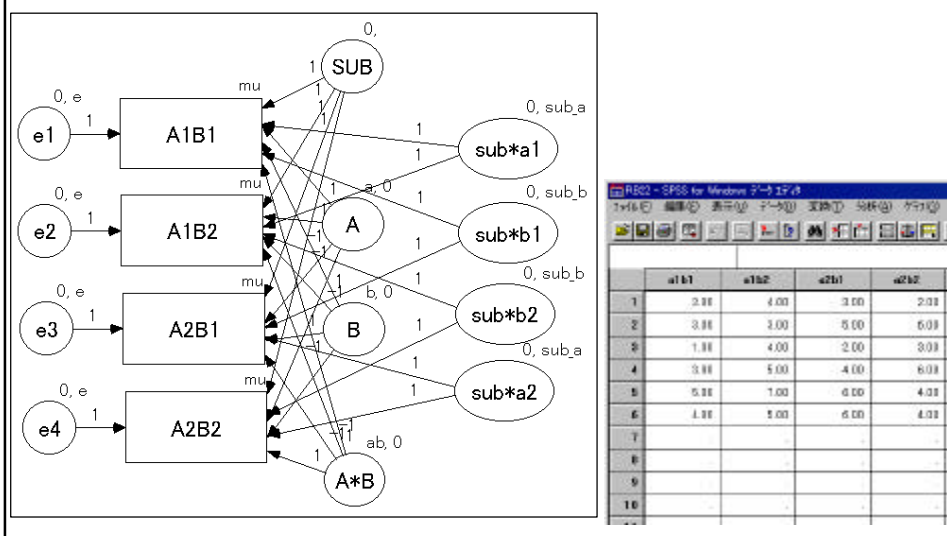
### モデル 1

$$y_{ijk} = \mathbf{m} + \text{sub}_i + a_k + b_j + (a \times b)_{kj} + e_{ijk}$$

### モデル 2

$$y_{ijk} = \mathbf{m} + \text{sub}_i + a_k + b_j + (a \times b)_{kj} \\ + (\text{sub} \times a)_{ij} + (\text{sub} \times b)_{ik} + e_{ijk}$$

## モデル 2 : SEMによる分析



## ANOVA by SEM

- SEMはANOVAより広いモデルである
  - 誤差分散の等質性の検討ができる
- 要因A, B, A\*B をデータとして入力する
  - 多水準の場合は面倒
- 多重比較のオプションがない

## MANOVA・尺度化 vs SEM

# データ

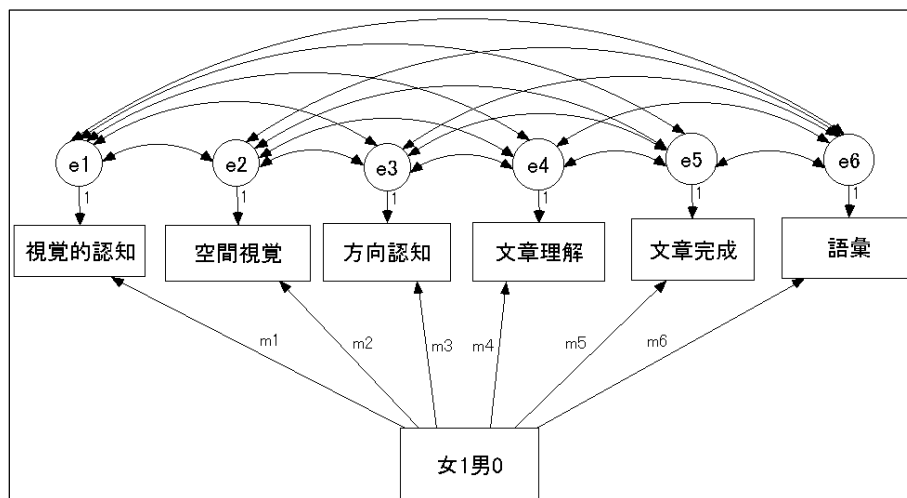
Gtm - SPSS for Windows データエディタ

ファイル(F) 編集(E) 表示(V) データ(D) 変換(T) 分析(A) グラフ(G) ユーティリティ(U) ウィンドウ(W) ヘルプ(H)

	visperc	cubes	lozenges	paragrap	sentence	wordmean	sex
1	33.00	22.00	17.00	8.00	17.00	10.00	女1男0 1.00
2	30.00	25.00	20.00	10.00	23.00	18.00	1.00
3	36.00	33.00	36.00	17.00	25.00	41.00	1.00
4	28.00	25.00	9.00	10.00	18.00	11.00	1.00
5	30.00	25.00	11.00	11.00	21.00	8.00	1.00
6	20.00	25.00	6.00	9.00	21.00	16.00	1.00
7	17.00	21.00	6.00	5.00	10.00	10.00	1.00
8	33.00	31.00	30.00	11.00	23.00	18.00	1.00
9	33.00	31.00	30.00	11.00	23.00	18.00	1.00

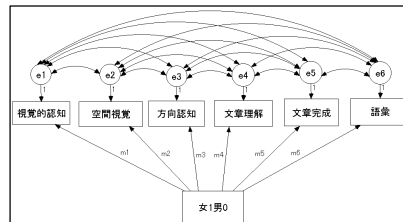
SPSS for Windows プロセッサは準備完了です。

# SEMによるMANOVA



## 二値の独立観測変数

- 二値の独立観測変数からの効果は、1のグループの平均を表す。
  - 0のグループの平均は0に中心化されている
- グループ間の平均差を表す
- 誤差相関は観測変数間の相関を表す
  - 従属変数間には相関を設定しない

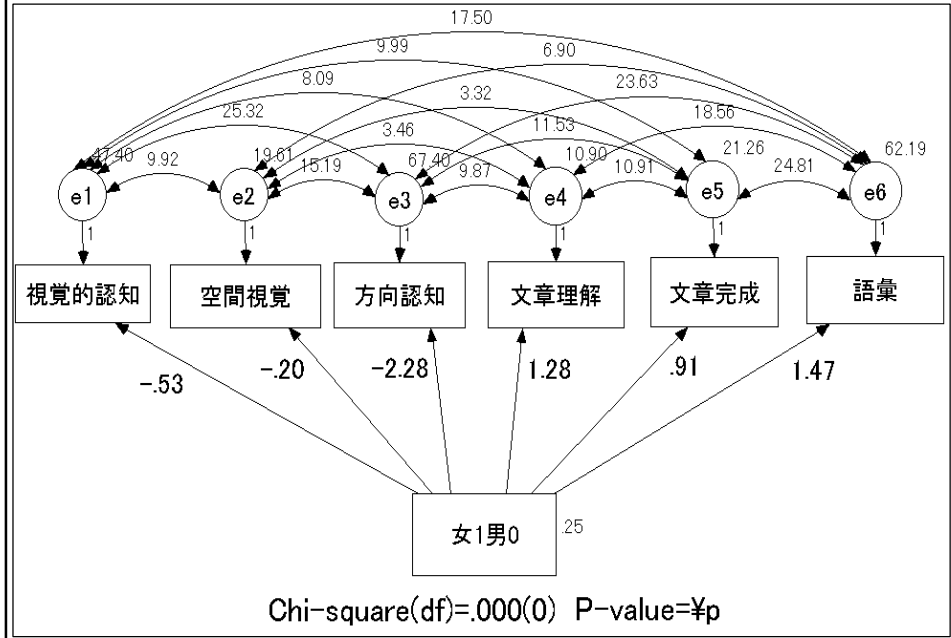


## SEMによるMANOVA

- MANOVA by SEM  
 $m_1 = \dots = m_6 = 0$ としたときの  
 カイ 2 乗値(df)=12.624(6)  
 上記制約なしモデルの  
 カイ 2 乗値(df)= 0.0 (0)  
 差=12.624(6)  
 有意確率= 0.049
- MANOVA by SPSS  
 $F(6, 138) = 2.107$   
 有意確率= 0.056

# 分析結果とANOVA

57



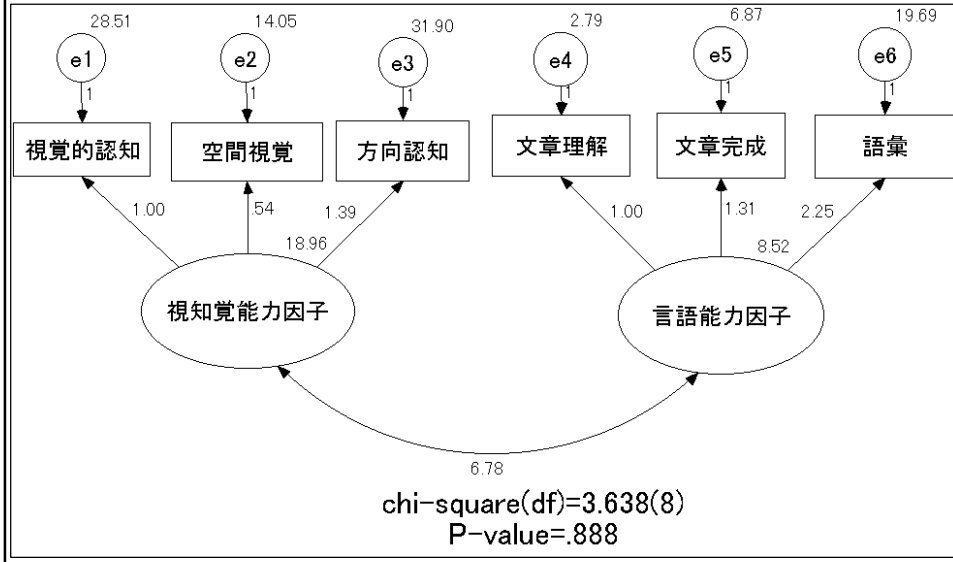
# ANOVAの結果

58

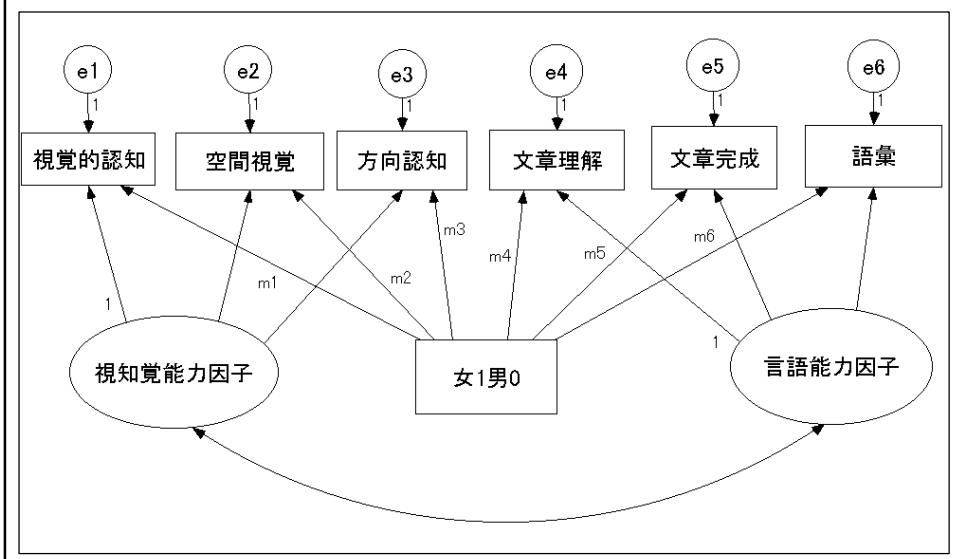
	係数	推定値	標準誤差	検定統計量	確率	ラベル
視覚的認知	<-- 女 1男 0	-0.532	1.147	-0.464	0.64	m1
空間視覚	<-- 女 1男 0	-0.204	0.738	-0.277	0.78	m2
方向認知	<-- 女 1男 0	-2.275	1.368	-1.663	0.10	m3
文章理解	<-- 女 1男 0	1.283	0.550	2.332	0.02	m4
文章完成	<-- 女 1男 0	0.912	0.768	1.187	0.24	m5
語彙	<-- 女 1男 0	1.472	1.314	1.120	0.26	m6

- 検定の多重性は考慮されていない
- Bonferroniの方法を用いるならば,有意確率が $0.05/6=0.0083$ 以下であれば5%有意

### 因子分析 (男女を合併)



### 因子構造を入れてMANOVA



## MANOVA by SEM (因子モデル)

- $m_1 = \dots = m_6 = 0$ としたときの  
カイ 2 乗値(df)=16.262(14)
- 上記制約なしモデルの  
カイ 2 乗値(df)= 3.734( 8)  
差=12.528( 6)  
有意確率= 0.051

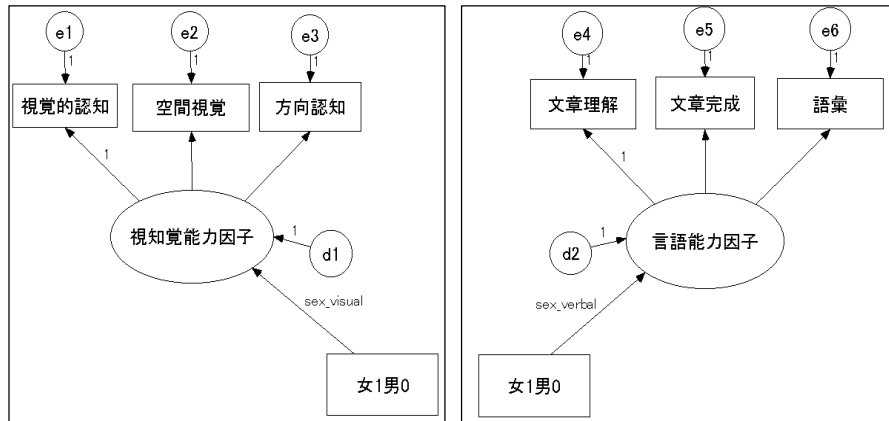
## MANOVAの比較

表 4: 有意確率の比較

従来法 (SPSS)	SEM (共分散構造：飽和モデル)	SEM (共分散構造：因子モデル)
0.056	0.049	0.051

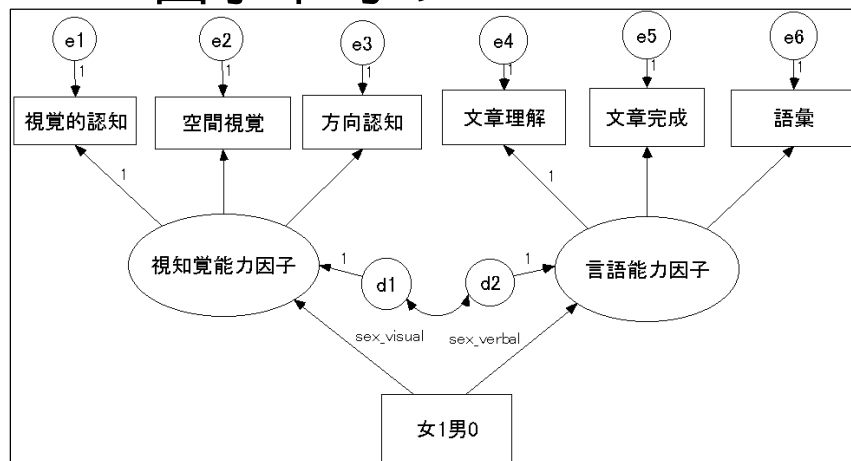
- SEMによる分析は従来法と違いはない
- 共分散行列に構造を入れる効果は見えない

## 因子平均のANOVA



- 従来法 . . . 合計得点ごとのANOVA  
 「視覚的認知 + 空間視覚 + 方向認知」  
 「文章理解 + 文章完成 + 語彙」

## 因子平均のMANOVA



- 従来法 . . . 2つの合計得点の二次元MANOVA  
 「視覚的認知 + 空間視覚 + 方向認知」  
 「文章理解 + 文章完成 + 語彙」



## 有意確率の比較

表 5: 有意確率の比較

尺度または因子	従来の方法 ANOVA・MANOVA	共分散構造分析 因子平均の推測 (図 16・図 15)
視知覚能力	0.242	0.189
言語能力	0.126	0.072
2つの尺度または 因子の同時分析	0.042	0.016

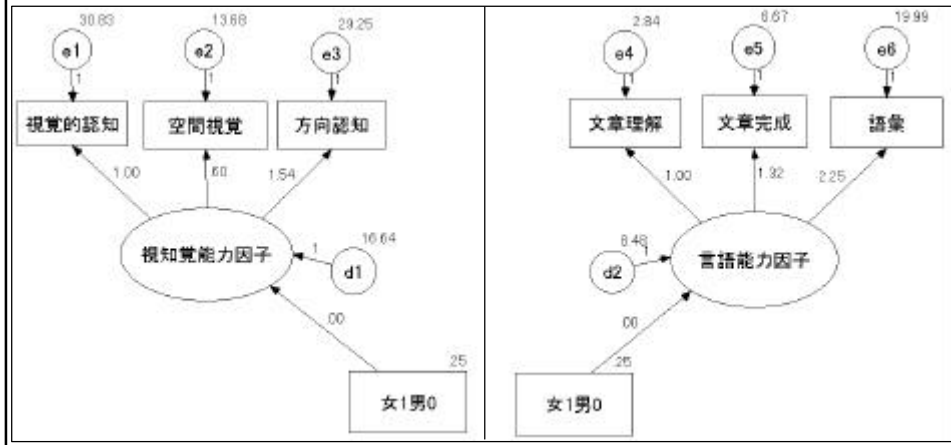
- SEMでの分析の方がやや有意確率が小さく,少し検出力が高いかもしれない
- 従来法と比してドラスティックな違いはない

## 理論的に調べてみると

- 漸近理論によると,検出力の高低は誤差分散 $V(e)$ の等質性に依存する
  - $V(e_1)=V(e_2)=V(e_3)$ であれば,理論的な検出力に差がない
  - 等質性が崩れていれば,SEMが少し良い

尺度または因子	従来の方法 ANOVA・MANOVA	共分散構造分析 因子平均の推測 (図 16・図 15)
視知覚能力	0.242	0.189
言語能力	0.126	0.072

## V(e)の等質性



## SEM vs ANOVA のまとめ

- 多くの実験計画をSEMで分析することは可能である
- SEMのメリット
  - 誤差分散の等質性を統計的にチェックできる
  - 誤差分散が異なるようなデータの分析が可能
- SEMのデメリット
  - モデルファイル作成にかなり高度なテクニックが必要
    - 3水準以上の要因や交互作用の扱い
  - 多重比較のオプションがない

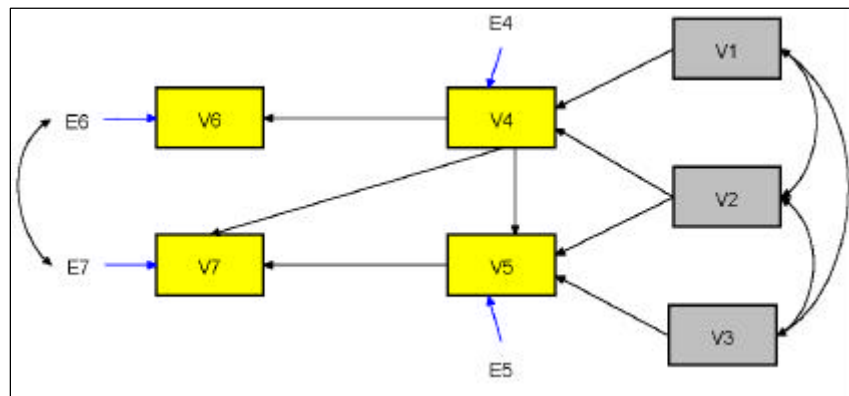
## SEM vs MANOVA のまとめ

- 多くの実験計画をSEMで分析することは可能である
  - 前項 (ANOVA)と同様のメリット・デメリット
  - 共分散行列に構造を設定できる
- MANOVA, 尺度化 + ANOVA
  - SEMのメリット
    - 非等質誤差分散に対して検出力が高い

## 5.最後のセクション 重回帰分析の繰返しによるパス解 VS SEMによるパス解析

重回帰分析によるパス解析は  
古い！！

## パス解析 観測変数間の因果モデル



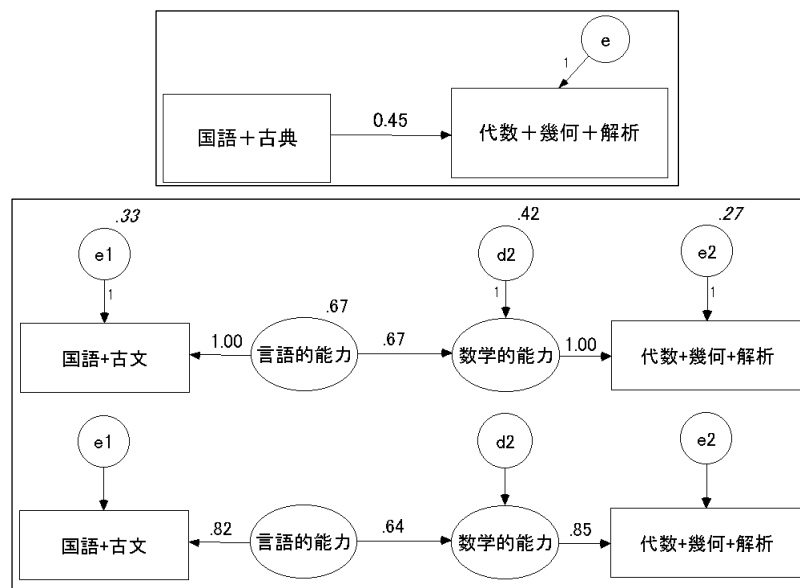
## 理由

- SEMではモデルの吟味が可能
- SEMでは因果モデルの改良が容易
  - LM検定・ワルト検定
- SEMでは効果の分解が容易
  - 直接効果, 間接効果, 総合効果
- SEMでは誤差相関を入れたモデリングが可能
  - どの誤差間に相関を入れるべきかの指標もある (LM検定)

## 理由 (続)

- SEMでは双方向因果モデルが記述可能
- SEMでは,信頼性を活かした尺度間のパス解析が可能
- SEMでは説明変数間に設定されたモデルを活かして分析できる
  - 回帰モデルでは,説明変数間にはいつもフルモデル (飽和モデル) が仮定されている

## 信頼性が既知のときのパス解析



## まとめ

分析方法	分析状況	従来法	共分散構造分析 (SEM)
因子分析		探索的因子分析	検証的因子分析
	因子についての仮定		x
	統計的証拠	x	
	構造制約・誤差相関の設定	x	
	因子が多いモデル	x	
	多母集団の統計的同時分析	x	
構成概念の相関・因果分析	因子平均の分析	x	
		尺度化 + 相関・回帰分析	潜在変数の相関・回帰分析
	信頼性が高い		
	信頼性が低い	x	
構成概念の実験的分析	単純性を崩す項目	x	
		尺度化 + 分散分析	潜在変数の分散分析
	3水準以上		
	交互作用		
	多重比較		x
パス解析	異なる分散や共分散行列	x	
		重回帰分析の繰返し	SEMによる同時分析
	モデルの吟味	x	
	モデル改善のしやすさ	x	
	効果の分解		
	誤差相関	x	
	双方向因果モデル	x	
	信頼性を考慮した分析	x	

## ご案内

- 今回の内容は、大学院講義科目「行動データ科学特講 B-1」の一部です
- 同講義は、今夏、8/7(月)～8/10(木)において、大阪大学人間科学部にて集中講義します
- 学外で聴講を希望する方は50名を上限に受け入れます。その際、kano@hus.osaka-u.ac.jpへご連絡ください
- 詳しくは以下のURLで  
<http://koko15.hus.osaka-u.ac.jp/members/kano/lecture/graduate/sem/sem12.html>