

多変量解析法の分類

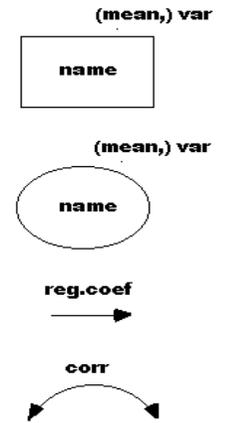
表 1: 多変量解析法の分類

		説明変数 X は観測されているか	
		観測されている (顕在変数)	観測されていない (潜在変数)
説明変数 X は	連続	回帰分析 冗長性分析 (判別分析) (ロジスティック回帰)	因子分析 主成分分析 (IRT) (カテゴリカルデータの因子分析) (数量化 III 類, CA)
	連続か離散か	分散分析 (対数線形モデル)	クラスター分析 (潜在クラスモデル)

表中、括弧の中は、基準変数 Y がカテゴリカルな場合、それ以外は、基準変数が連続の場合を表す。また、説明変数が観測されている場合、その連続離散の区別はあまり重要ではない。

パス図 (Path Diagram)

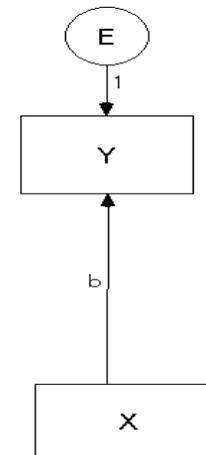
- 四角は観測される変数
(変数名を中に、平均分散等を肩)
- (楕) 円は観測されない変数
(潜在変数)
- 矢印は因果の流れ
(回帰係数を肩に)
- 曲がった矢印は相関関係
(相関係数を肩に)



パス図の読み方

- 外性変数 (独立変数)
入ってくる矢印がない。
- 内性変数 (従属変数)
少なくともひとつ入ってくる矢印がある。
(内性変数には誤差項を付ける。)
- 入ってくるすべての矢印に係数を掛けて加える。

回帰分析

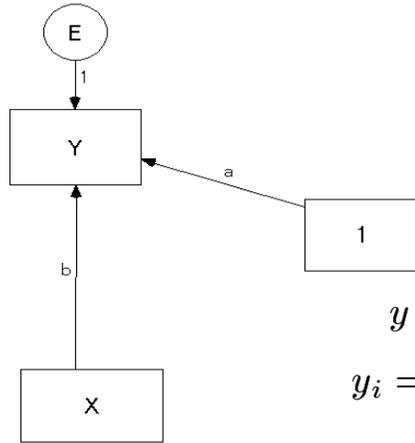


$$y = \beta x + e$$

$$y_i = \beta x_i + e_i$$

$$i = 1, 2, \dots, N$$

回帰分析 (切片付き)



$$y = \alpha + \beta x + e$$

$$y_i = \alpha + \beta x_i + e_i$$

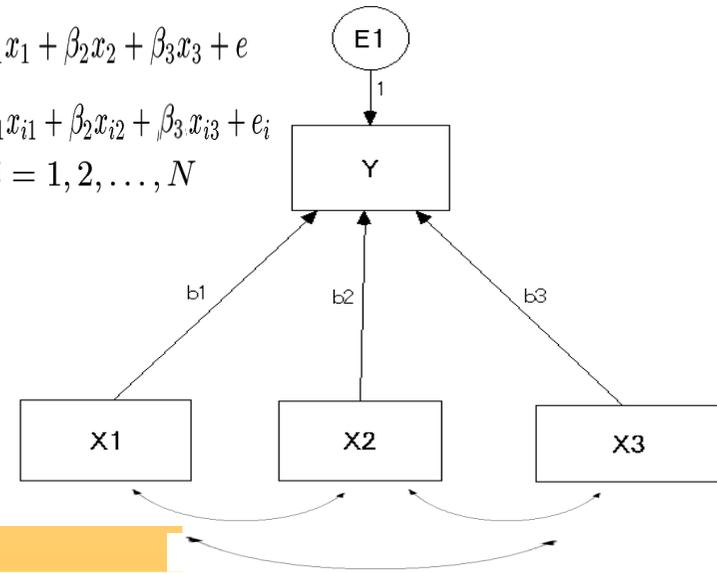
$$i = 1, 2, \dots, N$$

重回帰分析

$$y = \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \beta_3 x_3 + e$$

$$y_i = \beta_1 x_{i1} + \beta_2 x_{i2} + \beta_3 x_{i3} + e_i$$

$$i = 1, 2, \dots, N$$

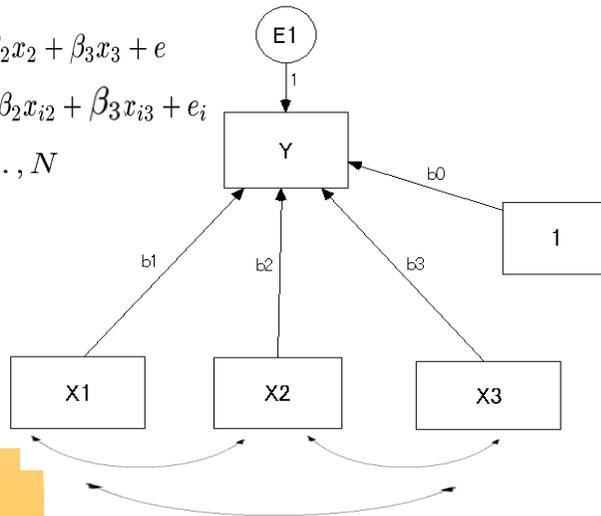


重回帰分析 (切片付き)

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \beta_3 x_3 + e$$

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \beta_2 x_{i2} + \beta_3 x_{i3} + e_i$$

$$i = 1, 2, \dots, N$$



重回帰分析 (数式)

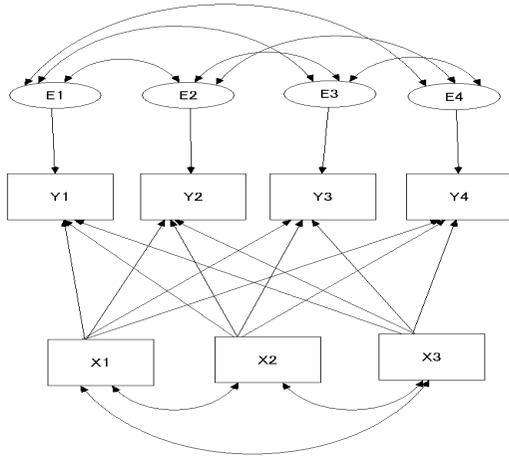
$$y_i = \beta_0 + \sum_{j=1}^q \beta_j x_{ij} + e_i$$

$$i = 1, 2, \dots, N$$

$x_0 = \mathbf{1}$ とすると

$$y_i = \sum_{j=0}^q \beta_j x_{ij} + e_i$$

多変量（重）回帰分析



多変量（重）回帰分析 (数式)

$$y_{ij} = \beta_{j0} + \sum_{k=1}^g \beta_{jk} x_{ik} + e_{ij}$$

回帰分析のベクトル表示

行列で書くと

$$\mathbf{y} = \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \mathbf{e}$$

ただし、

$$\mathbf{y} = N \times 1, \quad \mathbf{X} = N \times (q + 1),$$

$$\mathbf{e} = N \times 1$$

回帰係数の推定

- 最小自乗法

$$\text{RSS} = \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2$$

$$\hat{y}_i = \sum_{j=0}^q \beta_j x_{ij}$$

$$\hat{\boldsymbol{\beta}} = (\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}'\mathbf{y}$$

回帰係数の推定の詳細

$$\begin{aligned}
 \frac{\partial \text{RSS}}{\partial \beta_k} &= 2 \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i) \times \frac{\partial (y_i - \hat{y}_i)}{\partial \beta_k} \\
 &= 2 \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i) \times \frac{\partial \sum_{j=0}^q x_{ij} \beta_j}{\partial \beta_k} \\
 &= 2 \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i) \times x_{ik} \\
 &= 2 \sum_{i=1}^n (y_i - \sum_{j=0}^q x_{ij} \beta_j) \times x_{ik} \\
 &= 2 \sum_{i=1}^n y_i x_{ik} - 2 \sum_{i=1}^n (\sum_{j=0}^q x_{ij} \beta_j) x_{ik} \\
 &= 2 \sum_{i=1}^n y_i x_{ik} - 2 \sum_{i=1}^n (\sum_{j=0}^q x_{ij} x_{ik} \beta_j) \\
 &= 2 \sum_{i=1}^n y_i x_{ik} - 2 \sum_{j=0}^q (\sum_{i=1}^n x_{ij} x_{ik}) \beta_j
 \end{aligned}$$

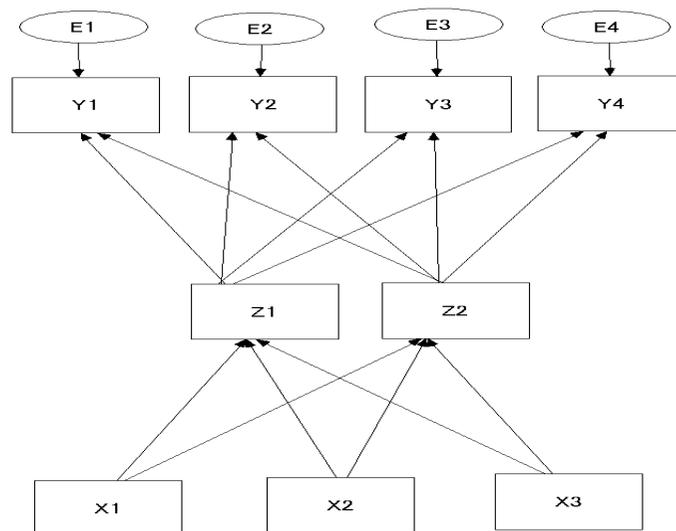
$\sum_{i=1}^n y_i x_{ik}$ は $X'y$ の第 k 要素、 $\sum_{i=1}^n x_{ij} x_{ik}$ は $X'X$ の第 jk 要素したがって、方程式 $\frac{\partial \text{RSS}}{\partial \beta_k} = 0, k = 0, 1, 2, \dots, q$ は、まとめて

$$X'y - X'X\beta = 0$$

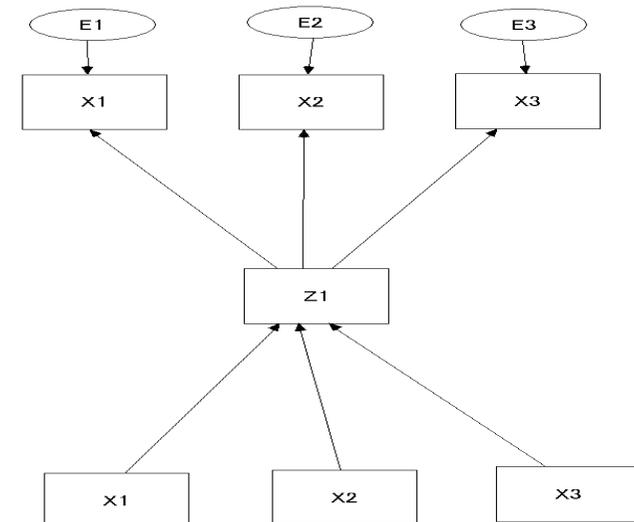
回帰係数の推定 (単回帰)

$$\begin{aligned}
 \hat{\beta} &= \frac{\text{cov}(x, y)}{\text{var}(x)} \\
 \hat{\alpha} &= \bar{y} - \hat{\beta} \bar{x}
 \end{aligned}$$

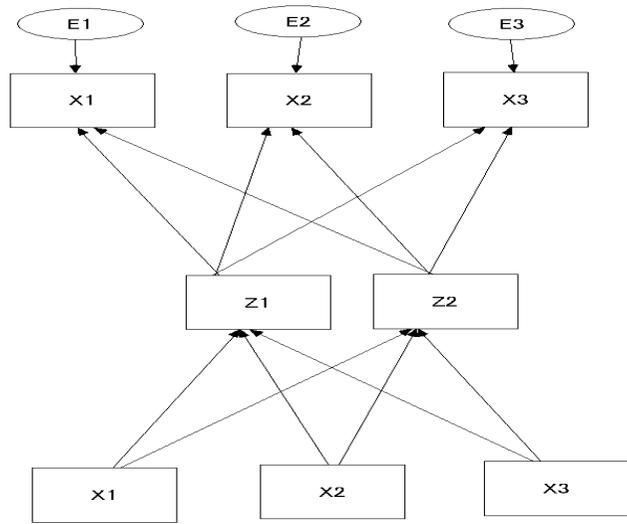
冗長性分析



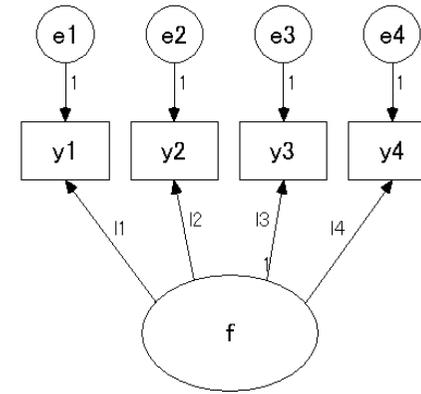
主成分分析 (1 因子)



主成分分析

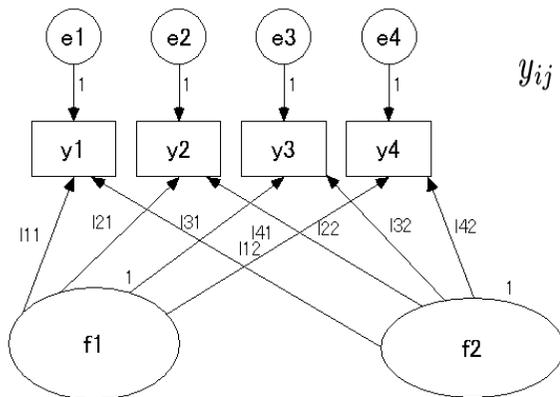


因子分析 (1 因子モデル)



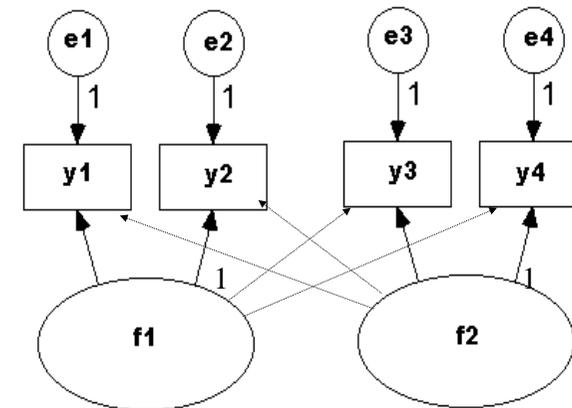
$$y_{ij} = f_i \lambda_j + e_{ij}$$

因子分析 (多因子モデル)

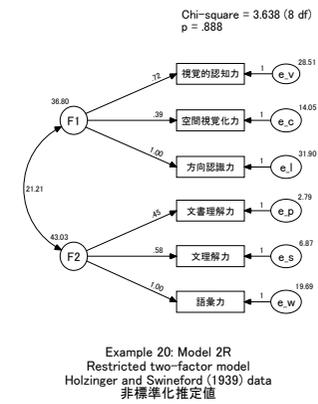
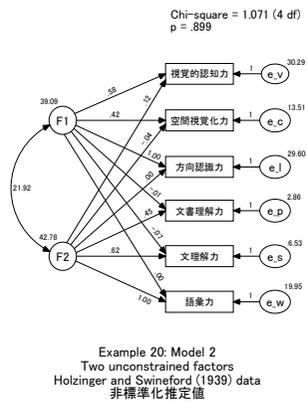
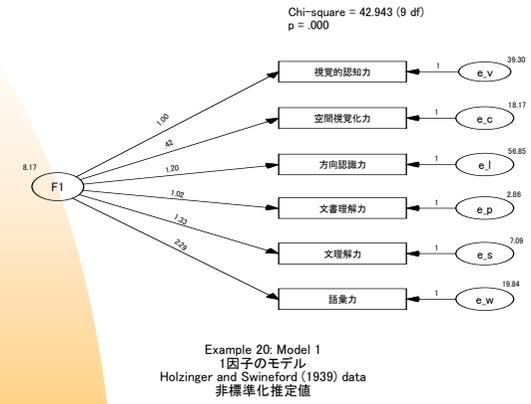
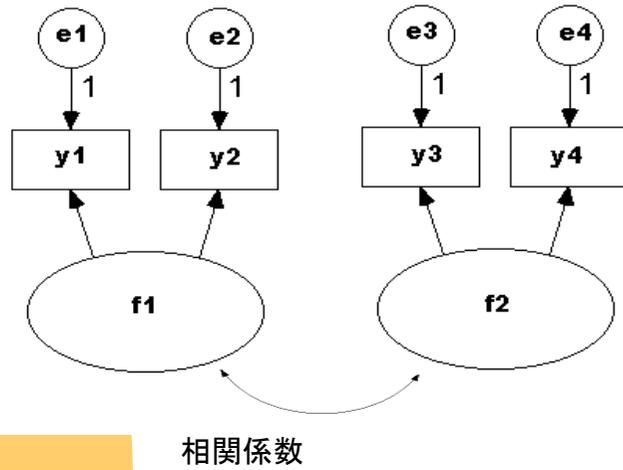


$$y_{ij} = \sum_{q=1}^r f_{iq} \lambda_{jq} + e_{ij}$$

単純構造 (回転)



斜交因子



AIC=29.231
GFI=.951

