

矯正処遇評価研究への LISREL の応用

津富 宏

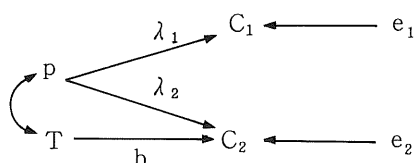
LISREL (Linear Structural Relationships by the Method of Maximum Likelihood) は、潜在変数をパスモデルに取り込んだ共分散分析の一般統計パッケージである。本稿では、犯罪者処遇研究へのパスモデルの一応用例を通じて、共分散分析の基本的な考え方、LISREL によるモデリングの実際を示し、さらに LISREL の矯正処遇評価研究への可能性を展開する。

潜在変数による犯罪性の操作化と処遇効果検証モデル

犯罪行動は、なんらかの潜在的な原因の外面に現われた結果として、解釈されてきた。さまざまな犯罪理論により、さまざまな要因 (e.g. 非行的アイデンティティー, 超自我の未発達, 中和の技術の習得 etc.) が提唱されているが、本稿では、その潜在的な原因を犯罪性と呼ぶこととしよう。ところで、犯罪者処遇は、刑事政策の一環として、1) 犯罪性を変容させることを目的とするいわゆる治療的な処遇及び、2) 犯罪性の根本的な変容ではなく犯罪行動の発現を抑制しようという威嚇力による処遇の両輪からなっている。犯罪者処遇の効果を検討するにあたり、この両者を区別して取り扱うためには、目に見えない非行性を直接、数的な操作の対象とする、すなわち、操作化できる統計手法が必要である。

たとえば、処遇 T が、一群の犯罪者の一部に対し行われたとしよう。処遇をうけた犯罪者及び処遇をうけなかった犯罪者の双方の犯罪回数が、処遇までの一定期間において C_1 、処遇後の一定期間において C_2 として、測定されたとすると、犯罪回数の変化は、T によって説明されるであろうか。その処遇が、犯罪者を裁判所に呼び出し、次回の犯罪については、厳しく取り扱うと言い渡す、いわゆる法の威嚇力に依存したものであれば、T は、 C_1 、 C_2 を決定している犯罪性 p ではなく、 C_2 に直接影響を与えていると考えられる。 p は、T によって変化されず、 C_1 、 C_2 に対し、共通に潜在している因子と考えられる。 C_1 、 C_2 の固有の誤差 (たとえば、処遇前と処遇後の天候の違いや測定に伴う想起の誤り) をそれぞれ、 e_1 、 e_2 、また、 p の C_1 、 C_2 に対する効果を λ_1 、 λ_2 、T の C_2 に対する効果、すなわち、処遇効果を b とすると、以上の諸関係はモデル 1 として表現される。¹⁾

図1 モデル1のパス図



このモデルは、方程式では、

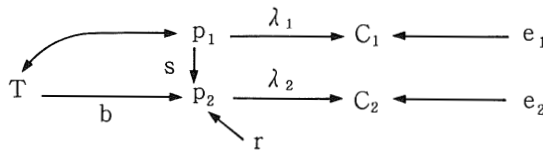
$$C_1 = \lambda_1 * p + e_1 \quad (1.1)$$

$$C_2 = \lambda_2 * p + b * T + e_2 \quad (1.2)$$

となる。

一方、その処遇が、犯罪性を直接変容させるもの、たとえば、遵法性を喚起することを目的とした集団討議であったとしよう。その場合、犯罪性 p こそ、 T の作用の対象であり、 C_1 は、変容をうける前の犯罪性 p_1 の指標、 C_2 は、変容をうける前の犯罪性 p_2 の指標と考えられ、それぞれの誤差を e_1 、 e_2 、 p の C_1 、 C_2 に対する効果を λ_1 、 λ_2 、 p_1 の p_2 に対する効果を s （安定性係数）、 T の p_2 に対する効果、すなわち、処遇効果を b 、 p_2 の値と予測値のずれを r とすると、以上の諸関係は、モデル2で表される。

図2 モデル2のパス図



このモデルは、方程式では、

$$C_1 = \lambda_1 * p_1 + e_1 \quad (1.3)$$

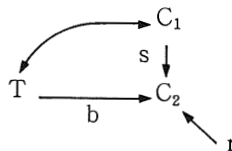
$$C_2 = \lambda_2 * p_2 + e_2 \quad (1.4)$$

$$p_2 = s * p_1 + b * T + r \quad (1.5)$$

となる。

これらの犯罪性を潜在変数として操作化したモデルにたいし、従来型の回帰分析を対比しよう。回帰分析では、測定誤差は考慮されず、観測値が、真の値と仮定されるので、潜在変数は想定できない。 C_1 の C_2 に対する効果を s 、 T の C_2 に対する効果、すなわち処遇効果を b とすると、 C_2 の値と予測値のずれを r とすると、回帰分析の表現する諸関係は、モデル3として、表される。

図3 モデル3のパス図



このモデルは、方程式では、

$$C_2 = s * C_1 + b_2 * T + r \quad (1.6)$$

となるが、これはモデル2において、 $\lambda_1 = \lambda_2 = 1$ 、 $e_1 = e_2 = 0$ としたのと、同値のモデルである。

以上、処遇の変容すべき対象が犯罪性であるかどうかによって、異なったモデルが立てられ、また、このようなモデルは回帰分析では表現できないことをみた。モデル1、2から求められる処遇効果は、モデル3から求められる処遇効果と異なるであろうか。以下、各モデルを推定し、潜在変数を想定せずに、処遇効果検証を行う危険性を指摘しよう。

1) モデル1は、 p を例えば基礎学力とし、 C_1 、 C_2 を異なる科目のテスト得点とし、 T を片方の科目のみに対する授業として、その授業の効果をみるような場合にもたえられる。

モデルの識別

共分散分析モデルの推定にあたっては、まず、モデルが識別されていること、すなわち、パラメータ値が与えられたデータから一意的に定まることが前提となる。モデル識別の必要条件としては、データとして与えられた分散-共分散行列のモーメント数が、推定されるパラメータ数と等しいか、あるいは、上回っていること、すなわち、自由度があることである。分散-共分散行列のモーメント数は、観測変数の数を n とすると、 $n * (n + 1) / 2$ (分散の数が n 、共分散の数が $n * C_2$)であり、本稿の事例では、観測変数は、 C_1 、 C_2 、 T の3個で、モーメント数は6となる。

一方、推定されるパラメータ数は、モデル1では、3 (p 、 e_1 、 e_2 それぞれの分散) + 1 (p と T の共分散) + 3 (回帰係数 λ_1 、 λ_2 、 b) = 7 > 6であり、モデルは識別されない。ところで、 p の C_1 、 C_2 に対する効果が、同等である、すなわち、 $\lambda_1 = \lambda_2 = k$ (k は定数)という不自然でない仮定を導入しよう。さらに、 k は、 p と C をはかる物差しを目盛りであり任意に設定できるので、 p と C をはかる目盛りは等しい、すなわち、 $k = 1$ と仮定でき (このような指標設定の手法については、Long, 1987を参照)、 $5 < 6$ となり、モデル1は、常識の範囲内で識別可能となる。よって、(1.1)-(1.2)式は、次のように書き換えられる。

$$C_1 = p + e_1 \quad (2.1)$$

$$C_2 = p + b * T + e_2 \quad (2.2)$$

モデル2においては、4 (p 、 e_1 、 e_2 、 r の分散) + 1 (p と T の共分散) + 4 (回帰係数 s 、 b 、 λ_1 、 λ_2) = 9であり、モデルは識別されない。そこで、モデル1と同様に、 $\lambda_1 = \lambda_2 = 1$ と仮定し、さらに、先行研究によって、 C が p のどれだけよい指標であるか、すなわち、潜在変数の分散を観測変数の分散で割った値である信頼性係数 R が知られているとすると、(1.4)-(1.5)式から、 $e_1 = E_1$ 、 $e_2 = E_2$ として確定でき、 $9 - 4 = 5 < 6$ となり、モデルは識別できる (モデル3については、読者が試みられたい)。よって、(1.3)-(1.5)式は、次のように書き換えられる。

$$C_1 = p + E_1 \quad (2.3)$$

$$C_2 = p_2 + E_2 \quad (2.4)$$

$$p_2 = s * p_1 + b * T + r \quad (2.5)$$

以上、常識的に許される範囲内の仮定がたてられ、モデル識別の必要条件が満たされることをみた。なお、指標が複数あるいわゆる多重指標モデルでは、(特に、ひとつの潜在変数に対し、指標が3つ以上あれば必ず)すべてデータから決定できるため、これらの仮定は不要である。

モデル識別の十分条件を確定する方法は知られておらず、モデルが確定されるか否かは結局、各モデルを分散-共分散構造として表現しなおし、それを解く過程で確認される。統計パッケージとしての LISREL は、モデルが識別されているか否かにかかわらず、アウトプットを産出することがあるので、ここに手計算で、モデルを解き、あらかじめ識別できないモデルを設定しないようにする訓練が必要となる(手計算の最良のテキストは、Duncan, 1975 である)。以下、モデル1を用いて手計算の方法を示そう。

手計算によるパラメータの推定

パラメータの手計算による推定は、1) モデルの方程式及び前提をリストアップし、2) データとして与えられた分散・共分散を1)で得られた諸式で表現し、3) それらを解くという手順で行われる。データとして表1に示す分散-共分散行列が与えられたとしよう。

表1 データ分散-共分散行列

	C_1	C_2	T	変数 x, y の分散 σ_{xy} は、 期待値を E で表わすと、 $E \{ [x - E(x)] [y - E(y)] \}$ で求められる。 分散は自己共分散。
C_1	184.102			
C_2	162.150	180.695		
T	4.484	5.263	.240	

1) モデル1を表す方程式は、(2.1)-(2.2)に示されるように、

$$C_1 = p + e_1 \quad (3.1)$$

$$C_2 = p + b * T + e_2 \quad (3.2)$$

であり、さらに、変数 a の分散を σ^2_a 、変数 a, b の共分散を σ_{ab} で表すとすると、モデル1の前提は、

$$\sigma_{e_1 e_2} = 0 \quad (3.3)$$

$$\sigma_{p e_1} = \sigma_{p e_2} = \sigma_{T e_2} = 0 \quad (3.4)$$

$$\sigma_{T e_1} = \sigma_{C_2 e_1} = \sigma_{C_2 e_2} = 0 \quad (3.5)$$

である。

2) (3.1) 式を用いて、 C_1 と T の共分散、 C_1 と C_2 の共分散及び C_1 の分散を表すと、

$$(3.1)*T \quad \sigma_{C_1T} = \sigma_{pT} + \sigma_{Te1} \tag{3.6}$$

$$(3.1)*C_2 \quad \sigma_{C_1C_2} = \sigma_{pC_2} + \sigma_{C_2e1} \tag{3.7}$$

$$(3.1)*C_1 \quad \sigma^2_{C_1} = \sigma_{pC_1} + \sigma_{C_1e1} \tag{3.8}$$

同じく (3.2) 式を用いて、 C_2 と T の共分散及び C_2 の分散を表すと、

$$(3.2)*T \quad \sigma_{C_2T} = \sigma_{pT} + b*\sigma^2_T + \sigma_{Te2} \tag{3.9}$$

$$(3.2)*C_2 \quad \sigma^2_{C_2} = \sigma_{pC_2} + b*\sigma_{C_2T} + \sigma_{C_2e2} \tag{3.10}$$

である。データとして与えられているのは、表1に示すとおり、 $\sigma^2_{C_1}$ 、 $\sigma^2_{C_2}$ 、 σ^2_T 、 $\sigma_{C_1C_2}$ 、 σ_{C_1T} 、 σ_{C_2T} の各項でこれらを用いて、未知のパラメータ値、 b 、 $\sigma^2_p (= \sigma_{pC_1})$ 、 $\sigma^2_{e1} (= \sigma_{C_1e1})$ 、 $\sigma^2_{e2} (= \sigma_{C_2e2})$ 、 σ_{pT} を求めていくことになる。

3) 処遇効果 b の推定は、(3.5) 式を (3.6) 式に、(3.4) 式を (3.9) 式に代入、

$$\sigma_{C_1T} = \sigma_{pT} \tag{3.11}$$

$$\sigma_{C_2T} = \sigma_{pT} + b*\sigma_{2T} \tag{3.12}$$

両式から σ_{pT} を消去し、

$$\begin{aligned} b &= (\sigma_{C_2T} - \sigma_{C_1T}) / \sigma^2_T \\ &= (5.263 - 4.484) / .240 \\ &= 3.24 \end{aligned}$$

として求められる。他のパラメータ値も同様にして、求められるが、変数数が増加しモデルが複雑になればなるほど、手計算による推定は加速度的に困難となる。以下、共分散分析を LISREL で行う方法を示そう。

LISREL によるパラメータの推定

[LISREL の構造]

LISREL の構造を行列を用いて簡単に示そう。LISREL は、潜在変数間の関係を表す構造方程式モデルと潜在変数と観測変数の間の関係を表す測定モデルから構成される。潜在変数は、独立変数としての立場、すなわち他の変数を説明する立場しかもたない外生変数 ξ と、従属変数としての立場、すなわち他の変数によって説明される立場をももつ内生変数 η の二つに分けられる。構造方程式モデルは、

$$\eta = B*\eta + \Gamma*\xi + \zeta$$

- η : m個の内生変数の行列 ($m * 1$)
- ξ : n個の外生変数の行列 ($n * 1$)
- B : η の η に対する回帰係数の行列 ($m * m$)
- Γ : η の ξ に対する回帰係数の行列 ($m * n$)
- ζ : η を予測する方程式の残差の行列 ($m * 1$)

測定モデルは,

$$x = \Lambda_x * \xi + \delta \quad (\text{外生変数測定モデル})$$

$$y = \Lambda_y * \eta + \varepsilon \quad (\text{内生変数測定モデル})$$

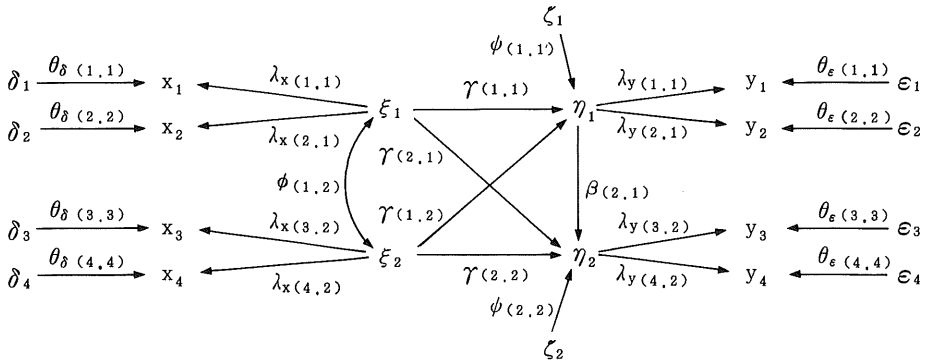
- x : ξ の指標である p 個の観測変数の行列 ($p * 1$)
- y : η の指標である q 個の観測変数の行列 ($q * 1$)
- Λ_x : x の ξ に対する回帰係数の行列 ($p * n$)
- Λ_y : y の η に対する回帰係数の行列 ($q * m$)
- δ : x の測定誤差項の行列 ($p * 1$)
- ε : y の測定誤差項の行列 ($q * 1$)

で表される。LISREL では、手計算によるパラメータ推定の手順と同様、以上の方程式を分散-共分散構造に置き換え、その構造を直接パラメータ行列を用いて特定化することによってモデリングが行われる。すなわち、個々のモデル構造は、以下の8つのパラメータ行列を設定することにより、表現される。それらは、

- Λ_x : x の ξ に対する回帰係数の行列 ($p * n$)
- Λ_y : y の η に対する回帰係数の行列 ($q * m$)
- B : η の η に対する回帰係数の行列 ($m * m$)
- Γ : η の ξ に対する回帰係数の行列 ($m * n$)
- Φ : ξ の分散-共分散行列 ($n * n$)
- Ψ : ζ の分散-共分散行列 ($m * m$)
- Θ_δ : δ の分散-共分散行列 ($p * p$)
- Θ_ε : ε の分散-共分散行列 ($q * q$)

であり、以上の関係は次のパス図で簡略に示される。

図4 LISREL 基本モデルのパス図



[LISREL によるモデル記述]

LISREL では、すべての方程式が構造方程式あるいは測定方程式であると仮定されており、一般的なパス図がそのまま表現できるわけではない。モデルを柔軟に理解し、あらためて、LISREL の構造に合わせ、モデルを表現し直すことが重要である。モデル1では、潜在変数 (p) を想定した上で、観測変数 (T) の観測変数 (y) に対する直接効果を設定しており、そのままの形で LISREL で記述することはできない。LISREL の枠組みを用いて、表現し直そう。

図5 LISREL により表現されたモデル1のパス図

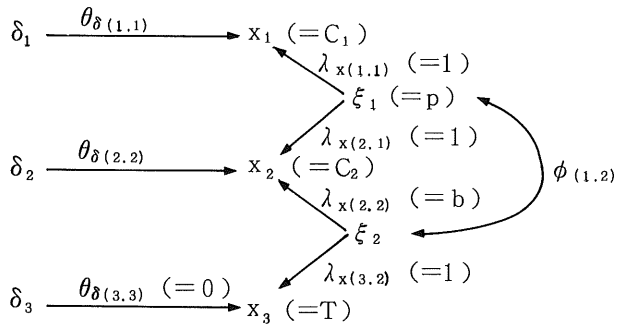


図5の表現する方程式は、

$$x_1 = \xi_1 + \delta_1 \tag{4.1}$$

$$x_2 = \xi_1 + \lambda_{x(2,2)} * \xi_2 + \delta_2 \tag{4.2}$$

$$x_3 = \xi_2 \tag{4.3}$$

で、(4.1)–(4.3) 式は、(2.1)–(2.2) 式と同値であるが、前者においては、潜在変数の個数がひとつ多く、よって、パラメータ数がひとつ増えて6となり、LISREL によって表現されたモデル全体の自由度は0となる。

一方、モデル2は、Tについての測定モデルを設定する他は、LISREL でそのまま記述される。

図6 LISRELによって表現されたモデル2のパス図

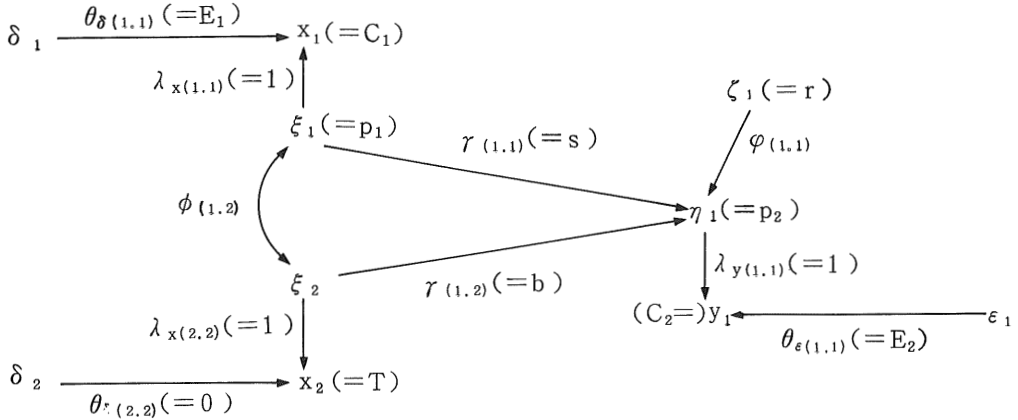


図6の表現する方程式は、

$$x_1 = \xi_1 + \delta_1 \tag{4.4}$$

$$x_2 = \xi_2 \tag{4.5}$$

$$y_1 = \eta_1 + \varepsilon_1 \tag{4.6}$$

$$\eta_1 = \gamma_{(1,1)} * \xi_1 + \gamma_{(1,2)} * \xi_2 + \zeta \tag{4.7}$$

で、(4.4)–(4.7)式は、(2.3)–(2.5)式と同値であるが、前者においては、潜在変数の個数がひとつ多く、よって、パラメータ数がひとつ増えて6となり、LISRELによって表現されたモデル全体の自由度は0となる。

さて、構造方程式モデル、測定モデルの双方を含むモデル2のLISRELによるプログラミングの実際を示そう。信頼性係数Rが先行研究から.95であると知られているとしよう。よって、C₁、C₂の分散は、それぞれ180.102、180.695であるから、.05 (= 1 - .95) を乗じ、E₁=9.2051、E₂=9.03475と設定される。

$$\text{MODEL 2} \tag{4.8}$$

$$\text{DA NI=3 NO=40} \tag{4.9}$$

$$\text{LA} \tag{4.10}$$

$$\text{*} \tag{4.11}$$

$$\text{D1 D2 T} \tag{4.12}$$

$$\text{CM SY} \tag{4.13}$$

$$\text{(20F6.3)} \tag{4.14}$$

$$\text{184102} \tag{4.15}$$

$$\text{162150180695}$$

$$\text{4484 5263 240}$$

$$\text{SE 2 1 3/} \tag{4.16}$$

$$\text{MO NY=1 NE=1 NX=2 NK=2 TE=DI, FI LX=FU, FI} \tag{4.17}$$

ST 9. 04375 TE (1, 1) (4.18)

ST 9. 2051 TD (1, 1) (4.19)

ST 1 LY (1, 1) LX (1, 1) LX (2, 2) (4.20)

OU SE TV (4.21)

(4.8) 任意のコメント

(4.9) データ形式。変数数は3。ケース数は40。

(4.10) 変数名の指定。

(4.11) 変数名指定形式はフリーフォーマット。

(4.12) 変数名。

(4.13) データは、共分散行列 (CM) で、対称行列 (SY)。なお、相関行列は KM で表される。

(4.14) 共分散行列の指定形式。1行の字数を120として、20個の6桁の数字があり、小数点以下は3桁。

(4.15) データ分散-共分散行列。

(4.16) 変数を用いる順序の指定。yが先、xが後になる。

(4.17) モデルパラメータ行列の指定。yの数は1。ηの数は1。xの数は2。ξの数は2。Θ_ε、Θ_δは対角行列 (DI) で行列の要素は定数 (FI) (既定値は0)。なお、Λ_y、Λ_xは矩形行列で行列の要素は定数 (LY=FU,FI LX=FU,FI) Γは矩形行列で行列の要素は未知数つまりパラメータ (GA=FU,FR) , Φ, Ψは対称行列で行列の要素は未知数 (PH=SY,FR PS=SY,FR) , Bは零行列 (BE=ZE,FI) がデフォルトとなっている。つまり、行列の形式は DI, SY, FU, ZEなどで指定し、行列の要素をパラメータ化するかどうかは、FI, FRで指定する。

(4.18) $\theta_{\epsilon(1,1)}$ の値は、9.04375。

(4.19) $\theta_{\delta(1,1)}$ の値は、9.2051。

(4.20) $\lambda_{y(1,1)}$, $\lambda_{x(1,1)}$, $\lambda_{x(2,2)}$ の値は、1。

(4.21) アウトプットは、推定値のほか、標準誤差 (SE) , T値 (TV) 。これらの他にも多くのアウトプットオプションがある。

[推定結果]

LISRELにおいては、(4.8)–(4.21)がコントロールカードといわれ、これをバッチジョブとして、計算機に処理させることで推定が行われる。モデル1、モデル2、モデル3における処遇効果bの推定値及びT値は、表2の通りである (なお、本稿で扱ったモデルの自由度は0であったが、自由度が1以上ある場合、LISRELは、モデル全体のあてはまりについてのχ²自乗値を算出する。この尤度比検定は、最尤法による推定のメリットをいかしたLISRELの重要な利用法である)。

表2 各モデルにおける処遇効果推定値

モデル1 : b =	3.24	T = 1.61
モデル2 : b =	8.84	T = 3.79
モデル3 : b =	10.01	T = 4.44

すなわち、処遇の変容すべき対象が犯罪性でないモデル1では、処遇効果が有意でない一方、犯罪性を直接変容しようというモデル2、潜在変数としての犯罪性を考慮していないモデル3では有意となる。²⁾ 処遇の性質上、モデル1を設定すべき場合、LISRELの知識がなく回帰分析しか利用できないとすれば、誤った結論が導かれる。現実を適切に反映しない統計手法を用い、もって、効果の認められない処遇を、効果があると結論してしまう危険性がここに示される。処遇の現実に合わせて、潜在変数を想定した上で、柔軟にモデルを構築できるLISRELの優位性は明白である。³⁾

2) 予測変数に測定誤差が含まれる場合、この測定誤差を考慮すると、構造方程式の回帰係数は大きくなる。モデル2におけるbの推定値がモデル3における推定値よりも小さいのは、モデル2において p_1 の測定誤差が考慮され、sの推定値が大きくなっているためである。構造方程式 $Y = B * X + r$ において、 $\sigma_{xy} = B * \sigma^2_x$ 、よって、 $B = \sigma_{xy} / \sigma^2_x$ となる。測定方程式 $x = X + e$ において、信頼性係数 $R = \sigma^2_x / \sigma^2_x$ であり、測定方程式 $y = Y$ とすると、 $\sigma_{xy} = \sigma_{(x \rightarrow y)} = \sigma_{xy}$ であるから、 $B = \sigma_{xy} / (R * \sigma^2_x)$ となる。 σ_{xy} 、 σ^2_x はデータとして与えられており定数なので、Rが減少するにつれ、すなわち、測定誤差が大きくなるにつれ、構造方程式の回帰係数Bは大きくなる。モデル2における p_1 の $R = .95$ 、モデル3における $R = 1$ であり、モデル2において、 p_1 の p_2 に対する効果が大きくなった分、Tの p_2 に対する効果が弱められたわけである。なお、このデータの場合、 $R = .9$ とすると、多重共線性のため、推定不能となる。

3) モデル1を設定すべき場合、かわりにモデル2を設定しても誤った結論が導かれる。どのモデルを設定すべきかはあくまで理論つまり研究者の先験的知識から導かれ、統計手法やデータにより決定することはできない(竹内, 1986)。LISRELを使いこなすには、現実をより適切に表現するモデル設定のための理論的知識が重要である。

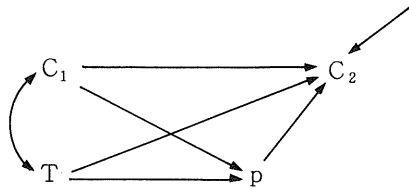
考 察

以上で示したLISRELの使用法は、可能な使用法のごく一部にすぎない。多様な利用法を知るには、最適のテキストであるLISRELのマニュアル(Jöreskog and Sorbom, 1986)を一覧されたい。本稿では、以下、LISRELを用い、処遇評価研究に応用可能なモデルを2つ示そう。

モデル4は、犯罪性pの変容を通して犯罪行動Cの変容を意図する処遇の効果を検証するモデルである。pは時点1と時点2の間に行われた処遇の対象である犯罪性を示す潜在変数であり、時点1での犯罪行動 C_1 をコントロールした上での、Tの C_2 に対する直接効果(pにより媒介されない効果)と間接効果(pにより媒介される効果)を比較検討し、処遇が狙い通り、犯罪性の変容を通し、犯罪行動に影響を与えているかどうかを吟味するモデルである。たとえば、Tを刑務所において職業指導をうけたか否か、 C_1 を入所前の1年間の犯罪回数、 C_2 を出所後1年間の

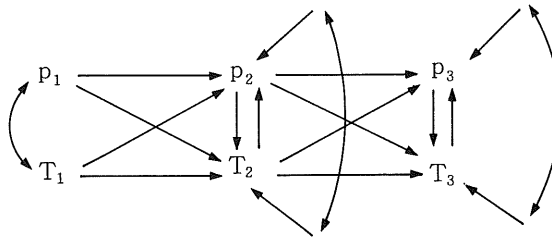
犯罪回数, p を職業意識としたモデルがそれである。

図7 モデル4のパス図



モデル5は、処遇が連続的に行われ、しかも、処遇の有無ではなく量が知られている場合に適したモデルである。たとえば、 p を施設内の風土を表す潜在変数とし、 T を年間に開かれた集会の回数として、集会の施設内風土形成に対する効果をみるモデルである（これは、一般的には線形パネルモデルといわれるものである。Kessler and Greenberg (1981) を参照）。

図8 モデル5のパス図



これらの他にも、さまざまなモデルが考えられよう。LISREL によるモデリングの柔軟度は高く、状況に応じて、さまざまなモデルを構築できる。

LISREL の入手先は、

Scientific Software, Inc.
 P. O. Box 536
 Mooresville, Indiana 46158, U.S.A.

で、IBM 互換機（たとえば、東芝の J3100 シリーズのパソコン）上で動作し、数値演算子、ハードディスクがあればかなりの速度で計算が行われる。¹

犯罪性という目に見えないものに働きかけようとする矯正の営みは、LISREL を用いることで、より適切にモデリングすることが可能である。処遇効果の検証にあたっては、処遇の現実を適切に反映した統計手法が利用されなければ、より正しい結論を導くことはできない。よりよき矯正処遇をめざし、矯正職員の多くがこの手法を理解され、広く利用されることを期待している。

謝 辞

本稿作成にあたっては、中央大学の原山保先生から適切な御教授・モデルの推定にあたっての御援助を頂いた。あらためて、謝意を表したい。

注

1) 共分散構造分析を行えるパソコン用統計パッケージは、LISREL の他に、BMDP (BMDP Statistical Software, Inc., 1440 Sepulveda Blvd Suite 316, Los Angeles, CA 90025) に含まれるEQS, SAS (SAS Institute Inc., Box 8000, Cary, NC 27511) に含まれる予定のCALIS等がある(より詳しい最近のレビューは、Schoenberg (1989) をみよ)。中でも、SYSTAT (SYSTAT, Inc., 1800 Sherman Ave., Evanston, IL 60201) に含まれるEzPATH は、扱えるモデルの大きさは(OS/2バージョンすら出ている)LISRELより小さいが、マトリックス自体を操作する必要がなく、実際の変数名を用いてパスをそのままモデリングできる非常に使いやすいプログラムであり、研究者の間に定着している。また、潜在変数を想定しない通常のパス解析のプログラムとしては、Pathfinder (True Basic Inc., 12 Commerce Ave., Honover, NH 03784) も優れている。読者は、それぞれの必要に応じて、これらのパッケージを使い分けられたい。

参考文献

- Duncan, Otis Dudley. 1975. Introduction to Structural Equation Models. New York: Academic Press.
- Jöreskog, Karl G. and Dag Sorbom. 1984. LISREL VI: Analysis of Linear Structural Relationships by Maximum Likelihood and Least Square Methods. Mooresville, Indiana: Scientific Software.
- Kessler, Ronald C. and David F. Greenberg. 1981. Linear Panel Analysis. New York: Academic Press.
- Long, J. Scott. 1983. Confirmatory Factor Analysis. Beverly Hills: Sage.
- Schoenberg, Ronald. 1989. "Covariance Structure Models." Annual Review of Sociology 15: 425-40.
- 竹内 啓. 1986. "因果関係と統計的方法." 行動計量学研究. 1986: 85-90.