

## 集団ごとに収集された個人データの分析

— 多変量回帰分析とMCA (Multilevel covariance structure analysis) の比較 —

尾 関 美 喜<sup>1)</sup>

### 問 題

複数の集団からそこに所属する成員の回答を得よう  
な階層的データを分析する際に、多くの集団研究者が頭  
を悩ませてきた。というのも、集団に所属する個人は価  
値判断、態度などにおいて所属集団の影響を受けてい  
るため、所属集団が異なれば個人レベルの予測変数と従属  
変数間の関係も異なると考えられるからである。その一  
方で、同一集団内でも個々の成員間で集団レベルの事象  
の認知が完全に一致することは極めて稀であり、成員間  
で認知が類似している集団とそうでない集団では変数間  
の関係が異なる可能性があるとも考えられてきた。集団  
とそこに所属する個人を対象とした研究は、このような  
問題を考慮すべきだったにもかかわらず、方法論上の問  
題から近年まで所属集団が異なることによって生じる影  
響を考慮した分析はほとんどなされておらず、階層的デ  
ータのための分析手法の開発が長らく望まれてきた。

心理学の領域で従来よく使われてきた分析としては分  
散分析、重回帰分析、構造方程式モデリング (Struc-  
tural Equation Modeling; SEM) などがあげられ  
る。しかしこれらの分析手法を使う上で、独立変数とし  
て個人に帰属される要因と集団に帰属される要因の両方  
が混在する状況では、データの階層性が完全に無視され  
てしまうという欠点がある。

所属集団の違いによって変数間の関係が異なるかを分  
析できる手法の1つとしてSEMの多母集団の同時分析  
があげられる。しかし、多母集団の同時分析は一般に母  
集団が異なる場合にも同一の因子構造があてはまるかを  
確認した上で変数間の関係を比較検討することが主な目  
的であり、個人の回答における個人レベルと集団レベル  
の影響を分けた上で検討してはいない。この点を考える  
と、特に集団に帰属される概念と個人に帰属される概念  
の両方を用いる場合には、単純に複数の集団からデータ

を採取して多母集団の同時分析による比較を行うだけで  
は不十分な場合があるだろう。そして多母集団の同時分  
析は成員間の認知の類似性を考慮してはいない。このた  
め、集団に帰属される変数だけで構成されたモデルでも、  
個々人による認知の相違の影響を受けている部分を切り  
離しているわけではないので、研究者がみようとしてい  
る変数間のつながりは集団の現象として実際にみられる  
ものなのか、個人の認知の中でだけ関連しているだけな  
のかについては結局のところ明らかにならないという問  
題が残される。以上の点から、多母集団の同時分析でも  
階層的データを扱うには不十分な場合があると考えられ  
る。

これまでは上記のような問題を考慮することができな  
かったが、近年このような問題に対処可能な分析手法で  
ある階層線型モデル (Hierarchical linear models;  
HLM: Raudenbush & Bryk, 2002) や Multilevel  
covariance structure analysis が主に海外で普及し始  
めている。日本でも階層的データの分析については  
HLMなどの階層的データに対応した分析手法の有効性  
が指摘されるようになったが (清水, 2006), まだ心理  
学の領域ではあまり一般的に使用されていないのが現状  
である。

### Multilevel covariance structure analysis

HLMは一般線型モデルの拡張であるため、従属変数  
を1回の分析で1つしか投入できない。これに対して、  
Multilevel covariance structure analysis (以下  
MCA) はSEMの下位モデルとして開発されたため、1  
回の分析で複数の従属変数を投入することが可能である。  
この手法では理論上n個のレベルを設定することが可能  
であるが、本研究では2レベルに限って議論を進める。  
これまで特に2レベルのMCAは二段抽出モデルと日本  
では呼ばれてきたが (狩野・三浦, 1997; 豊田, 2000),  
海外ではMCAの呼称が一般的に使われているため、本  
論文ではMCAとする。

先に述べた多母集団の同時分析の場合、g番目の母集

1) 名古屋大学大学院教育発達科学研究科博士課程 (後  
期課程)

団から抽出された測定値の測定方程式は以下の形で表記される。

$$x^{(g)} = G^{(g)}T^{(g)}u^{(g)}$$

この式では  $x$  が測定値、 $G$  が定数、 $T$  が構成概念、 $u$  が外生変数を意味する。この式からわかるように、多母集団の同時分析では、ある回答者から得られた測定値が個人内で変動することは示されているものの、全ての項が集団の影響を全面的に受けており、集団からの影響を受けて変動する部分とそうでない部分が切り離されていない。

これに対して、MCA の場合は、 $C$  を一次抽出単位 (集団) の数、 $n_c$  を  $c$  番目の集団から採られたサンプルのサイズとする。さらに  $c$  番目の一次抽出単位から  $i$  番目に抽出された標本の測定値を  $x_{ci}$  とし、次の測定方程式で表す。

$$x_{ci} = \mu + u_c + v_{ci} \quad (c = 1, \dots, C; i = 1, \dots, n_c)$$

この式では、 $\mu$  が一般平均、 $u_c$  は一次抽出単位の効果、すなわち集団レベルの効果、 $v_{ci}$  は二次抽出単位である個人レベルの効果の意味する。実際に測定しているのは個人の回答である  $x_{ci}$  のみであり、回答者の所属する集団の影響を受けて変動する部分と回答者本人の何らかの特性から影響を受けて変動する部分が区別されていることがこの式を見れば明らかである。さらに分散共分散行列については、 $\text{Var}(u_c) = \Sigma_B$ 、 $\text{Var}(v_{ci}) = \Sigma_w$  としたうえで  $\text{Cov}(u_c, v_{ci}) = 0$  を仮定し、

$$S_T = \sum_{c=1}^C \sum_{i=1}^{n_c} (x_{ci} - \bar{x})(x_{ci} - \bar{x})' / (N-1)$$

$$S_B = \sum_{c=1}^C \sum_{i=1}^{n_c} (x_{ci} - \bar{x})(x_{ci} - \bar{x})' / (C-1) \\ = \sum_{c=1}^C n_c (\bar{x}_c - \bar{x})(\bar{x}_c - \bar{x})' / (C-1)$$

$$S_w = \sum_{c=1}^C \sum_{i=1}^{n_c} (x_{ci} - \bar{x}_c)(x_{ci} - \bar{x}_c)' / (N-C)$$

とする。さらに、一次抽出単位と二次抽出単位の分散共分散行列の関係は以下に示すとおりである。

$$E[S_T] = \omega_1 \sum W + \omega_2 \sum B$$

$$E[S_B] = \sum W + \omega_3 \sum B$$

$$E[S_w] = \sum W$$

$S_B$  と  $S_w$  が独立に分布することから、これらの式に基づいて  $S_B$  と  $S_w$  に共分散構造モデルを想定して多母集団の同時分析を行うのが Muthen の方法と呼ばれている方法であり (Muthen, 1997)、集団ごとにサンプル数が異なる場合にも適用可能な方法である。

MCA による分析が行われた例として、フィンランドの10病院を対象に行われた調査がある。(Elovainio, Kivimaki, Steen, & Vahtera, 2004)。フィンランドでは23の health district があり、Elovainio *et al.* (2004) ではそのうち2区域の中から10病院が調査対象となった。母集団であるフィンランド全土の病院からデータを採取することはかなり困難であり、単純無作為抽出とはいえない可能性があることを理由にMCAが用いられた。ここでは、162の病棟が一次抽出単位、続いて抽出される二次抽出単位が個々の従業員として分析された。本来、MCAはこの例のように大きな母集団からの単純無作為抽出が困難な場合、標本抽出の負担を軽減するために開発された手法であった。

しかしこうしたMCA本来の目的とは離れたところで、MCAを用いると一次抽出単位によるモデル図と二次抽出単位によるモデル図を分けて描くことができるため、他の分析手法ではみることのできない結果をみることができる。すなわち、MCAによる分析結果では、全く同一のモデル図の上で描かれたパス係数の大きさや有意性が一次抽出単位と二次抽出単位では異なる、つまり変数間の関係性や関係の強さが異なる場合にそれを確認することができる。例えばSteen, Firth, & Bond (1998) ではイギリスの病院に勤務する看護師が対象となったが、一次抽出単位である病棟レベルでみると潜在変数から寛容さの欠如へのパスが.70であったにもかかわらず、二次抽出単位である個人レベルでみると潜在変数から寛容さの欠如へのパスが.23だった。さらにこの調査では、病棟レベルの寛容さの欠如から個人レベルの寛容さの欠如へのパス係数は.89であることも示された。このような現象はMCAを使うことで初めて明らかにされる。

ここでは大学生の部活動・サークル集団における組織風土と迷惑行為の生起頻度の関連を検討するモデル (Figure 1) について、多変量回帰分析とMCAによって分析し、その結果を比較することによってMCAの特徴を概観する。

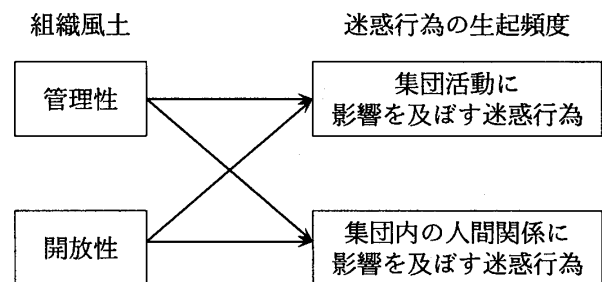


Figure 1 組織風土が集団内における迷惑行為の生起頻度に及ぼす影響

方 法

データの内容

本研究で用いるデータは大学生の部活動・サークル集団における組織風土と迷惑行為の生起頻度の関連を検討するためのデータであり(尾関・吉田, 2006), 2005年10月にA県内の国立・私立大学の部活動・サークル計13団体から回答を得たものである。具体的には, 調査対象となった各団体の代表者に部員数分の質問紙を配布し, 活動時間の前後に質問紙を成員に配布・実施してもらい, 後日回収した。この中からデータに不備のなかった228名(男性143名, 女性85名)のデータを分析に使用した。回答者の年齢は  $M = 20.00$ ,  $SD = 1.35$  であった。回答者の部活動・サークルへの平均在籍期間は, 18.9ヶ月 ( $SD = 13.24$ ) であった。

**組織風土** 尾関・吉田(2006)で使用された尺度を用いた。これは外島・松田(1992)をもとに, 大学生の部活動・サークル集団用に作成されたもので, 管理性(6項目)と開放性(6項目)の2因子で構成されており, それぞれの信頼性係数は  $\alpha = .83$ ,  $\alpha = .80$  である。なお, 管理性は集団が系統立って管理されている程度を表し, 開放性は集団内で学年や立場に関係なく自分の意見や態度を表明しやすい程度を表す。

**迷惑行為の生起頻度** 尾関・吉田(2005)で作成された尺度を用いた。集団活動に影響を及ぼす迷惑行為(8項目,  $\alpha = .89$ )と集団内の人間関係に影響を及ぼす迷惑行為(10項目,  $\alpha = .81$ )について, 回答者は「あなたの所属する部活動・サークルでは, みんなが以下のようなことをどれくらいやっていますか。あてはまるものに○をつけてください。」という教示のもと, 「1めったにしない」「2あまりしない」「3たまにする」「4ときどきする」「5よくする」の5段階で評定し, 迷惑行為の生起頻度とした。

結 果

多変量回帰分析の結果

ここでは管理性と開放性を独立変数, 迷惑行為の生起頻度を従属変数として多変量回帰分析を行った。適合度指標を比較した結果, Figure 2に示されるパス図が最も適合度が高いと判断した ( $\chi^2(1) = 0.272$ ,  $ns$ ;  $GFI = 1.00$ ,  $AGFI = .97$ ,  $CFI = 1.00$ ,  $RMSEA = .03$ )。多変量回帰分析の結果は, 管理性が集団活動に影響を及ぼす迷惑行為の生起を抑制し, 開放性が集団活動に影響を及ぼす迷惑行為と集団内の人間関係に影響を与える迷惑行為の生起を抑制することを示していた。

MCAの分析結果

ここまでの段階で, 管理性が集団活動に影響を及ぼす迷惑行為の生起を抑制し, 開放性が集団活動に影響を及ぼす迷惑行為と集団内の人間関係に影響を及ぼす迷惑行為の生起を抑制することが示された。しかし, 個人の自己報告による回答には何らかの個人バイアスが含まれている可能性があり, 組織風土と迷惑行為の生起頻度の間にみられる関係は調査対象となった13集団では, 集団ごとに異なっている可能性がある。さらに集団によっては個人バイアスの影響が大きくて同一集団内でも成員間の認知が大きく異なる集団もあれば, 成員間の認知が似通っている集団もあるかもしれない。こうした可能性を考えると, 組織風土と迷惑行為の生起頻度は集団レベルに帰属される現象である以上, 個人の認知をもとに測定したとはいえ, 分析の段階で個人の認知による影響を受けている部分を切り離し, 集団レベルの影響を受けている部分を抽出すると, 多変量回帰分析の結果とは異なる場合があるかもしれない。そこでMCAによる分析を行った。

MCAを用いて分析する前に, 各変数の級内相関係数を算出したところ, 全ての変数において級内相関は有意

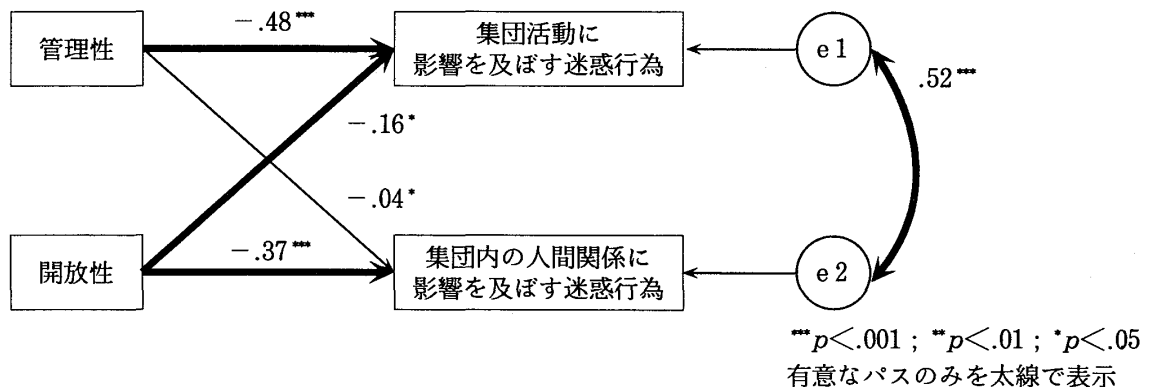


Figure 2 多変量回帰分析の結果

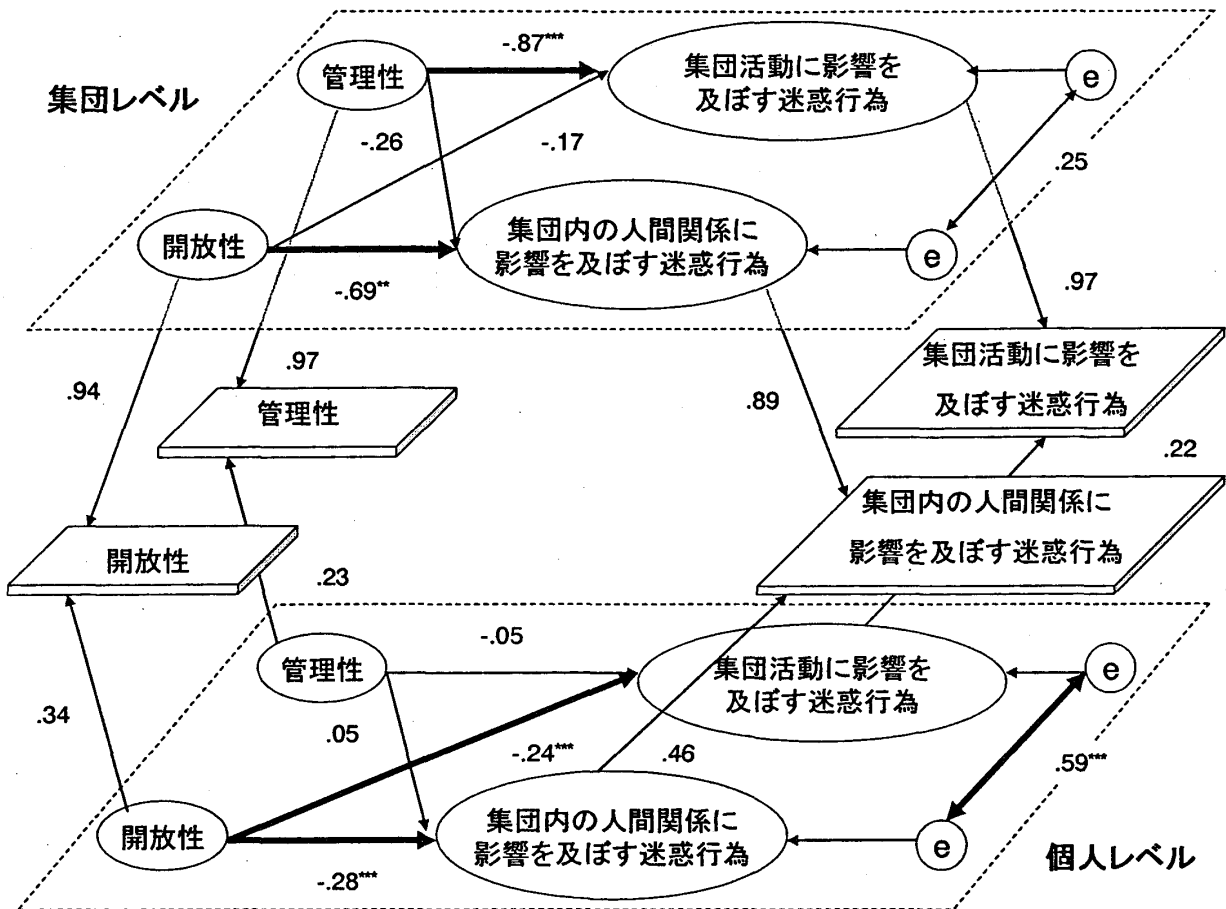
集団ごとに収集された個人データの分析

であった(管理性  $\rho = .53, p < .001$ ; 開放性  $\rho = .33, p < .001$ ; 集団活動に影響を及ぼす迷惑行為の生起頻度  $\rho = .54, p < .001$ ; 集団内の人間関係に影響を及ぼす迷惑行為の生起頻度  $\rho = .19, p < .001$ )。この結果は、同じ集団の中では認知が似通っていることと、級内変動よりも級間変動の方が大きいことを示すと考えられる。このような場合には、集団レベルと個人レベルで変数間の関係が異なることが推測されるため、MCAによる分析が有効だと判断した。

SEMによる分析に対応した統計パッケージであるAmosではMCAを直接行うことができないので、共分散行列の分割は別の方法で行う必要がある。そこで今回はオンラインExcelマクロ(清水・村山・大坊, 2006)を用いて共分散行列を一次抽出単位と二次抽出単位それぞれに分割し、2つの共分散行列をAmosに読み込ませて分析を行った。なお、本研究では、一次抽出単位が部活動・サークル集団であり、二次抽出単位が成員である。

分析の結果、適合度指標を比較してFigure 3に示さ

れた結果を採用した( $\chi^2(2) = 5.59, ns$ ; GFI = .99, AGFI = .88, CFI = .97, RMSEA = .09)。上下のモデル図を比較すると、独立変数と従属変数との関係が個人レベルと集団レベルで異なることが示されている。すなわち、個人レベルでは、開放性から集団活動に影響を及ぼす迷惑行為の生起頻度へのパスと( $\beta = -.24, p < .001$ )、開放性から集団内の人間関係に影響を及ぼす迷惑行為の生起頻度へのパスが有意であったが( $\beta = -.28, p < .001$ )、集団レベルでは、管理性から集団活動に影響を及ぼす迷惑行為へのパスと( $\beta = -.87, p < .001$ )、開放性から集団内の人間関係に影響を及ぼす迷惑行為へのパスが有意であった( $\beta = -.69, p < .01$ )。このデータの場合、組織風土と迷惑行為の生起頻度は集団に帰属される概念であることから、個人レベルのモデル図は個人内の認知のモデル図として解釈できる。この結果を解釈すると、実際には管理性が集団活動に影響を及ぼす迷惑行為の生起を抑制し、開放性が集団内の人間関係に影響を及ぼす迷惑行為の生起を抑制するのだが、個々の成員レベルでみると所属集団の開放性が高いと認



$^{***}p < .001$ ;  $^{**}p < .01$   
 有意なパスのみを太線で表示

Figure 3 MCAによる分析結果

知している成員は所属集団における迷惑行為の生起頻度を低く認知するということになる。

## 考 察

本研究では、同じデータをもとにして組織風土と迷惑行為の生起頻度について同一のモデルを多変量回帰分析とMCAの2つの異なる方法で分析した。Figure 3を多変量回帰分析の結果と比べてみると、多変量回帰分析で開放性から集団活動に影響を及ぼす迷惑行為にひかれていたパスは個人レベルで見られたものだったことが明らかになった。加えて、管理性から集団活動に影響を及ぼす迷惑行為にひかれていたパスは集団レベルのものであったことも明らかにされた。さらに、個々の成員は集団レベルの実態とは異なる形で組織風土と迷惑行為の生起頻度との関係を認知していることがMCAによって明らかになった。以上により、多変量回帰分析では変数間の関連を検討することができても、変数間の関連は集団レベルでみられるのか、個人レベルでみられるのかまでは検討することができなかった。しかし、MCAによる分析で集団の実際の事象と個人の認知に違いが生じていることが明らかになった。この点から特に集団を扱う研究においては、集団レベルの問題を議論する際に個人の認知による影響を受ける部分を切り離して集団レベルのモデルで議論することが可能であり、個人と集団のダイナミクスを詳細に検討できるため、MCAは非常に有効な分析手法のひとつと考えられる。ただし実際にMCAによる分析を行うにあたってはいくつか注意すべき点がある。

まず、MCAは顕変数を一次抽出単位と二次抽出単位の潜在変数に分割するが、一次抽出単位を集団、二次抽出単位を個人としたとき、個人に帰属される概念を集団レベルではどのように解釈すべきかである。例えば自己愛(小塩, 1998)のような、個人に帰属されると考えられる概念を変数の1つとして用いる場合、集団レベルの自己愛は何を意味しているかを解釈できなければMCAを使う必要性は薄れるだろう。逆に集団レベルでの概念でも、個人レベルで「当該概念に対する個人の認知」という解釈をすることに無理があるような概念を扱う場合にも同じことがいえる。

次に、級内相関から生じる問題である。級内相関が有意でない場合や極端に弱い場合は、一次抽出単位を考慮する必要がないと解釈できる。これは集団ごとに認知などの類似性による違いが存在せず、個人単位での分析で十分だということを示している。このような場合にはMCAを使う必要がないだろう。また、級内相関がかなり強い場合、集団間変動がかなり大きいことを意味す

るので、一次抽出単位、すなわち集団レベルの現象として考えることが適切だと考えられ、MCAによって描かれた二次抽出単位である個人レベルのモデルを解釈する必要があるのかという問題が生じる。級内相関の問題に関して、Dyer, Hanges, & Hall (2005)は階層的データによる確認的因子分析であるMCFA (Multilevel confirmatory factor analysis)を行った際に、級内相関のレンジが $\rho = .10 \sim .26$ と弱い級内相関であったにもかかわらず、モデルが適合したために個人レベルと集団レベルの両方の結果を解釈している。また、Muthen (1997)では $\rho = .13 \sim .18$ と弱い級内相関であった。これらの知見を参照すると、少なくとも $\rho = .10$ 以上の有意な級内相関がみられない場合はMCAによる分析をする必要がないと考えられる。

階層的データを扱う分析では、全体の回答数に加えて集団数も重要になる。階層的データ分析に必要な集団数に関する明確な指標はなく、必要な集団数については諸説ある(村澤, 2006)。しかしあまりにも少ないサンプル集団しかない場合については、階層的データ分析を行う必要がない場合もあるだろう。

以上のような注意点をふまえ、複数の集団からデータを採取するという労力はあるものの、MCAによる分析は個人と集団のダイナミクスを明らかにする有効な手段となるだろう。

## 引用文献

- Dyer, N. G., Hanges, P. J., & Hall, R. J. (2005). Applying multilevel confirmatory factor analysis techniques to the study of leadership. *The Leadership Quarterly*, 16, 139-167.
- Elovainio, M., Kivimaki, M., Steen, N., & Vahtera, J. (2004). Job decision latitude, organizational justice and health: Multilevel covariance structure analysis. *Social Science & Medicine*, 58, 1659-1669.
- 狩野裕・三浦麻子 (1997). 第8章 二段抽出モデル グラフィカル多変量解析 (増補版) 現代数学社 pp. 251-276.
- 村澤昌崇 (2006). 高等教育研究における計量分析手法の応用 (その1) —マルチレベル分析— 広島大学高等教育研究開発センター大学論集, 37, 309-327.
- Muthen, B (1997). Latent Variable Modeling of Longitudinal and multilevel data. *Sociological Methodology*, 27, 453-480.
- 小塩真司 (1998). 青年の自己愛傾向と自尊感情, 友人

## 集団ごとに収集された個人データの分析

- 関係のあり方との関連 教育心理学研究, 46, 280-290.
- 尾関美喜・吉田俊和 (2006). 組織風土と集団アイデンティティが迷惑行為の認知に及ぼす影響 日本グループ・ダイナミックス学会第53回大会発表論文集, 126-127.
- Raudenbush, S. W. & Bryk, A. (2002). *Hierarchical linear models: Applications and data analysis methods (2<sup>nd</sup> ed.)*. Newbury: Park, CA: Sage.
- 清水裕士 (2006). ペア・集団データにおける階層性の分析 対人社会心理学研究, 6, 89-99.
- 清水裕志・村山綾・大坊郁夫 (2006). 集団コミュニケーションにおける相互依存性の分析(1) — コミュニケーションデータへの階層的データ分析の適用 — 信学技報, 23, 1-6.
- Steen, N., Firth, H. W. B., & Bond, S. (1998). Relation between work stress and job performance in nursing: A comparison of models. *Structural Equation Modeling*, 5, 125-142.
- 外島裕・松田浩平 (1995). 組織風土の理論と分析方法の開発 羽石寛寿・地代憲弘・外島裕ほか 経営組織診断の理論と技法—人的側面を中心として 同友館 pp.11-29.
- 豊田秀樹 (2000). 2段抽出モデル 共分散構造分析 [応用編] —構造方程式モデリング— 朝倉書店 pp.246-261.

(2006年9月29日 受稿)

## ABSTRACT

### How to Analyze Data Nested within Groups: Comparing Multivariate Regression Analysis and MCA (Multilevel Covariance Structure Analysis)

Miki OZEKI

Recently newly developed analyses have been used to analyze data nested within groups. In this study, organizational climate was measured by two subscales, Management (M) scale and Frankness (F) scale. The M scale dealt with how well members manage their clubs, while the F scale assessed how members can liberally express their opinions or attitudes. Multivariate regression analysis and MCA (Multilevel covariance structure analysis) were used to discuss relationships between organizational climate and occurrence of thoughtless behaviors (Organizational thoughtless and Interpersonal thoughtless), and were compared with these results. Result of MCA showed that the relationships between organizational climate and occurrence of thoughtless behaviors was different from those between person level and group level.

Key words: nested data, Multivariate regression analysis, MCA (Multilevel covariance structure analysis), Simultaneous analysis of several groups