

## 階層線形モデル(HLM)による階層構造 データ分析の概観

徐 彬 如  
侯 利 娟

### 〔要 旨〕

近年、マルチレベル分析と呼ばれる統計手法が多くの研究領域で利用されるようになり、中では、とりわけ階層線形モデル（HLM）への注目度が高い。本稿は事例を取り入れながら、階層構造データが普遍的に存在していることを示し、それに対する従来の統計方法の限界を述べた。その後、HLMの応用手順についての解説を試みた。この中では、HLMを実施する前提条件となる従属変数の集団内類似性の評価指標（ $\rho$ ）や、独立変数の合意性指標（ $\text{rwg}$ ）や、信頼性指標（ $\text{ICC}(1)$ 、 $\text{ICC}(2)$ ）などを踏まえた上、最も単純な2段階からなるHLMの仕組みを説明した。最後には、HLMの主な特徴を取りまとめ、組織行動研究やマーケティング分野へ適用する可能性や、マルチレベル分析そのものの展開を眺めた。

### 1. はじめに

近年、階層構造データに適した分析手法として、マルチレベル分析と呼ばれる統計手法が注目されるようになった。マルチレベル分析はその研究文脈によって、階層線形モデルや混合効果モデルや変量効果モデルなど様々な名称が付けられたが、中でも、最もよく知られているのは階層線形モデル（HLM）である。

HLMはHierarchical Linear Modelの略であり、マルチレベルモデルと呼ばれる統計モデルの一種で、アメリカの教育学研究を中心に発展を遂げてきた（Raudenbush and Bryk 2002）。マルチレベル分析を用いることで、従来の分析手法では発見できなかった知見が得られることから、近年、多くの研究領域で利用されるようになった。例えば、ここ十数年の間、従来の教育学研究にとどまらず、社会心理学研究（尾関2006、2007；尾関・吉田2009）や、組織行動研究（田中2001；鈴木・北居2005；竹内ほか2007、2010）や、マーケティング研究（徐2012；徐・若林2013、2015）など様々な研究領域において、HLMの応用が見られるようになった。

階層構造データに対する分析はもとより、組織行動研究やマーケティング研究においては、しばしば組織レベルの変量と個人レベルの変量との関係性を明らかにすることが求められる。しかし、回帰分析や分散分析や共分散構造分析といった従来の統計手法は、こうした分析に適応しないことが多くの研究者から指摘を受けてきた。また、HLMの組織行動研究やマーケティング研究への適用に当たり、果たして、どういう研究テーマにフィットするのか、具体的にどういう手順を踏まえて実施すれば良いのかについては、必ずしも十分な議論がなされているわけではない。そこで、本稿は統計学を専門とするものではなく、あくまでもツールとしてのHLMを使用する立場から、それを実施する手順を概観する。

## 2. 普遍的な存在としての階層構造データ

HLMの説明に入る前に、まず、階層構造データ(nested data)について説明する必要がある。一般的に、同一組織の複数集団に所属するメンバーから収集されたデータは階層構造データと呼ばれる。実際では、階層的なデータ構造は社会科学や行動科学分野では非常に一般的なものである(小野寺ほか2006, p.1)。教育学研究を初めとして、社会心理学や組織研究やマーケティング研究などの社会科学研究分野においては、階層構造データを分析するケースが多くある。例えば、同一地域の異なる学校に所属する学生から収集した教育関連データや、同一銀行の異なる支店に所属する従業員あるいは顧客から収集した満足度データや、チェーンストアの異なる店舗に所属する従業員あるいは顧客から収集した利用意識データや、または同一被験者から得られた繰り返しの観測データなどは階層構造データに当たる。

マルチレベル分析では、集団は個人を超えたところにすでに存在するという前提がある。階層構造データの大きな特徴として、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独立変数と従属変数の関係も異なることが挙げられる(井手2008)。例えば、小売チェーンストアの場合、同じ店舗の利用客は当該店舗の影響を受け、店舗に関する事象についての知覚や判断が似通っている可能性が高い。それゆえに、店舗が異なれば、同じ事象についても各店舗の利用客の知覚や判断は異なる可能性のみならず、各店舗が利用客に与える影響自体が異なる可能性さえある。マルチレベル分析はこれらの可能性を前提に開発された分析手法であるのに対して、従来から使われてきた分散分析や重回帰分析や共分散構造分析や多母集団の同時分析などを採

用すると、いくつかの深刻な問題が生ずることになる。

### 3. 階層構造データに対する従来の分析手法の限界

#### 3-1. サンプルの独立性の問題

従来の統計手法では、標本間の独立を仮定することで、係数の統計的検定を可能とした。しかし、階層構造データの場合、標本間の独立仮定が成り立たないことがしばしば生じている。例えば、小売チェーンストアの各店舗から顧客データ(顧客の満足度やロイヤルティや知覚品質など)を採取する際、まず、一定数の店舗が選出され、次にそれぞれの店舗から一定数の顧客が抽出され、データの採取に取り掛かる。そこで、同一店舗を利用する顧客の情報が似通っているのは明らかで、標本間の独立仮定が成り立たなくなる可能性が高く、いわゆる第I種の過誤を犯す確率が上がる。この事実を無視したまま、従来の分析手法を用いると、係数の標準誤差が過少推定されてしまい、実際には統計的に有意でないはずの結果が有意となってしまふ。このため、階層構造データに対し、同一集団に所属する各個人の回答が相互独立ではないため、回帰分析や分散分析や共分散構造分析といった従来の統計方法を採用すべきではないのである。

#### 3-2. 多母集団の同時分析を適用する問題

複数の集団からデータを収集し分析する統計手法として、しばしば多母集団の同時分析が採用される。多母集団の同時分析は所属集団の違いによって変量間の関係が異なるかを分析できる手法である。しかし、この分析手法の主要な目的は、母集団が異なる場合にも同一の因子構造が当てはまるかを確認し、変量間の関係を比較検討することであり、個人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(豊田2000)。また、多母集団の同時分析は各集団内の類似性も考慮せず、変量間の関係は集団の現象として判断されるべきか、それとも個人の知覚の中でだけ関連しているかは明らかにされていない。したがって、多母集団の同時分析も階層構造データを扱うには不適切なのである。

#### 3-3. 要因の帰属レベルの問題

典型的な組織研究では、個人から測定したデータでも、その個人が独自に持つ部分と、集団全体の性質を反映した部分の両方が含まれている。個人レベルの従属変数を分析する場合、それに影響する独立変数として個人レベル変数と集団レベル変数の両方を考える必

要がある（井手2008）。しかし、従来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（尾関2006）。現に、階層構造データに対して、伝統的な回帰分析や分散分析を採用し、変量間の関係を検討する際に、まず、分析レベルの選択問題に直面する。すなわち、集団レベルそれとも個人レベルのどちらかを選択した上で、分析を行わなければならない。その結果、一方の個人レベル分析においては、相関係数を算出しても、その効果が個人独自の部分によるものなのか、それとも集団の性質を反映したものであるかが判断しきれない。他方の集団レベル分析においては、通常、各集団平均値を使うため、個人効果の部分が完全に無視されてしまうという問題が生じる。

### 3-4. データ情報量の損失問題

分析レベルの選択が求められるということは、従来の分析手法を用いて階層構造データを分析する場合、サンプル数を個人の数に合わせるのか、それとも集団の数に合わせるのかという選択が余儀なくされる。個人レベルの変量はデータを得た人数分の情報を持つのに対し、集団レベルの変量は集団の数分しかない。仮に分析レベルを集団にすれば、せっかく大規模な調査を行ったにも関わらず、各集団の平均値を用いて分析を行うので、サンプル数が集団の数に集約されてしまい、データ情報の大幅な損失という問題が生じる。

## 4. 階層線形モデル（HLM）の実施手順

### 4-1. マルチレベル分析に適用するサンプル数

階層構造データに対してマルチレベル分析を適用することで、従来の分析手法よりも正確な分析が期待される。しかし、集団レベルで十分なサンプル数が確保されていないと、分析結果は不安定になる。マルチレベル分析に必要とされるデータ数については、いまだに明確な基準があるわけではない。例えば、集団の数を最低でも20とし、各集団内に十分なサンプル数が含まれていることが望ましいとの指摘があれば、150以上の集団を集めれば、1集団内のサンプル数は5でも十分であるとの指摘もある（村澤2005）。いずれにしても、マルチレベル分析を行う際に、計画段階から緻密なデザインを考慮する必要があり、特に多階層の調査ではバイアスが生じやすい点を十分に留意しなければならない。

#### 4 - 2. 従属変数の集団内類似性の評価指標 ( $\rho$ )

マルチレベル分析の前提条件として、従属変数は階層構造データであることを示す必要がある。その判断指標となるのは、個人レベルの従属変数の級内相関である。級内相関はデータ全体の情報のうち、集団内で類似している割合を表すものである。級内相関係数 ( $\rho$ ) が有意に存在する場合、従来の方法で分析することは不適切なのである。その理由として、サンプルの独立性の仮定を犯すことと、集団レベルの部分と個人レベルの部分が混在していることが挙げられる。

級内相関係数 ( $\rho$ ) が有意だということは、従来の分析手法で求められる回答の相互独立性の仮定に反することを意味する。逆に、級内相関係数 ( $\rho$ ) が有意ではないなら、集団の違いに起因する集団間における回答の偏りや集団内の類似性もなく、データの相互独立性が保障されるため、従来の分析方法を採用すれば良く、マルチレベル分析を行う必要がない。マルチレベル分析が必要とされるのは、従属変数に級内相関、つまり、集団内類似性が存在している変数を分析する場合か、片方が個人レベルで、片方が集団レベルの変数の場合である。

級内相関係数 ( $\rho$ ) の範囲に関しては明確な基準がなく、Dyer et al. (2005) はその範囲は0.1~0.26であれば、個人レベルと集団レベルの両方から解釈すべきとしている。Muthen (2010) においては、級内相関係数 ( $\rho$ ) の範囲は0.13~0.18であれば、マルチレベル分析を行う必要があるとしている。これらの知見を参考にすれば、 $\rho=0.10$ 以上の有意な級内相関が見られた場合、差し当たり、マルチレベル分析を採用すべきだと判断できよう。

#### 4 - 3. 独立変数の合意性指標 (rwg) 及び信頼性指標 (ICC(1)、ICC(2))

階層線形モデル (HLM) では、個人レベルの独立変数については、各個人の回答した値が投じられるが、集団レベルの独立変数については、集団内で得られた個人回答を集団ごとに平均し、その値を分析に投じる。このように集計された集団レベルの独立変数の妥当性を検証するため、合意性指標 (rwg) のほか、信頼性指標としての ICC(1) 及び ICC(2) に対する考察を行う必要がある (Bliese, 2000; 村澤2007参考)。独立変数の級内相関係数 (intraclass correlation: ICC) は、尺度の信頼性を測る指標であるが、ここでは、個人レベルのデータを集団レベルに集計する妥当性を示す指標として用いられ、通常、ICC(1) 及び ICC(2) に対する考察を行うことが求められる。

まず、rwg (within-group interrater reliability) は集団内合意を示す指標として用いら



れ、観測された標本分散と全く合意性が存在しない時に期待される理論的な分散との差を用いて算出される (James, 1982; James et al. 1984, 1993; 鈴木・北居2005参考)。rwg は 1 に近づけば、集団内の合意程度が高いことを意味する。rwg の値に対する解釈は、絶対的な基準はなく、社会心理学の分野では、経験的に 0.7 という数値基準が示されている。ただ、実際の使用においては、合意の程度が過剰評価されやすいので、他の指標と併用することが求められる。rwg の計算式は、次の通りである。

$$\text{rwg} = 1 - (\text{標本分散} / \text{理論的分散})$$

一方の ICC(1) は信頼性指標として用いられると同時に、非独立性の指標としても利用される。ICC(1) の参考基準として、0 から 0.5 の間とした上、中央値が 0.12 であるとしている (James, 1982)。集団内の個人間評価が完全に一致している場合は、値が 1 となるが、個人間の評価の不一致度が高ければ値は小さくなり、マイナスの値をもとり得る。ICC(1) の計算式は、次の通りである。

$$\text{ICC}(1) = [\text{級間平均平方} - \text{級内平均平方}] / [\text{級間平均平方} + (k - 1)\text{級内平均平方}]$$

k は集団の平均人数を指す。

他方の ICC(2) は全員の回答の信頼性を示す指標であると同時に、集団間で十分な相違があるかどうかを示す指標でもある。ICC(1) は集団内の個人評価の分散を導入しているのに対し、ICC(2) は個人評価の分散の平均を導入しているため、ICC(1) と比較して、ICC(2) の値が大きくなる。一般的に、0.5 から 0.7 が ICC(2) の境界域とされ、0.7 以上であれば集計に十分な合意が存在するが、0.5 未満だと合意性が不十分だと解釈される (Ostroff, 1992)。ICC(2) の計算式は、次の通りである。

$$\text{ICC}(2) = (\text{級間平均平方} - \text{級内平均平方}) / \text{級間平均平方}$$

ICC(1) 及び ICC(2) は、集団間の分散と集団内の分散の比を用いることにより、集団内の均質性と凝集性を図っている。ただ、両者に関しても絶対的な判断基準がなく、分析結果に微妙な値が示された場合には解釈が難しく、経験的な判断の蓄積が必要となる。

#### 4 - 4 . 階層線形モデル (HLM) の仕組み

HLM は重回帰分析と同様に、1 つの従属変数を複数の独立変数で説明する統計モデルである。HLM は一般線形モデルの応用として、分散分析の文脈で発展した混合モデル (mixed model) と数学的に同様の構造を持つ。ただし、HLM では、集団ごとに切片と傾きが異なることを想定している。例えば、100 集団あるなら、100 個の切片と傾きが算出される。つまり、集団数の増加に伴い、切片と傾きの数も増加するため、十分な集団数が

あれば、パラメータ（切片と傾き）自体が確率変量として扱える。そこで、パラメータを連続的な分布を持った変数として捉えて、各集団の母数が正規分布に従うと考え、母数の平均と分散が推定できるようになる。理論的に、HLM におけるレベル数は無限に拡大することが可能である。ここでは、第 1 水準を個人、第 2 水準を集団に設定した 2 段階からなる HLM の仕組みを説明する。

#### 第 1 水準のモデル式

$$Y_{ij} = \beta_{0j} + \beta_{1j} X_{ij} + r_{ij} \quad (1)$$

式 1 において、添え字の  $i$  は個人を、添え字の  $j$  は集団を意味する。 $Y_{ij}$  は個人レベルの従属変数を表しており、 $\beta_0$  と  $\beta_1$  は個人レベルの切片と傾き、 $r$  は残差である。集団数が十分に多い場合、切片と傾きをそれぞれ平均、分散の正規分布する母数として捉えることができる。言い換えれば、切片と傾きを確率変量として考えると、次のような式 2 と式 3 が得られる。

式 2 が示すように、切片  $\beta_{0j}$  は平均  $\gamma_{00}$ 、分散  $u_0$  を正規分布する母数として捉えることができる。同様に、式 3 が示すように、傾き  $\beta_{1j}$  も平均  $\gamma_{10}$ 、分散  $u_1$  を正規分布する母数として捉える。

#### 第 2 水準のモデル式

$$\beta_{0j} = \gamma_{00} + u_{0j} \quad (2)$$

$$\beta_{1j} = \gamma_{10} + u_{1j} \quad (3)$$

また、式 4 と式 5 のように、式 2 と式 3 に集団レベルの独立変数を投入することもできる。ここでは、 $W_j$  は集団レベルの独立変数であり、 $\gamma_{01}$  と  $\gamma_{11}$  は回帰係数である。つまり、集団ごとの切片や傾きを  $W_j$  で説明することになる。

$$\beta_{0j} = \gamma_{00} + \gamma_{01} W_j + u_{0j} \quad (4)$$

$$\beta_{1j} = \gamma_{10} + \gamma_{11} W_j + u_{1j} \quad (5)$$

式 1 に式 4 と式 5 を代入してみると、次の式 6 が得られる。

$$Y_{ij} = \gamma_{00} + \gamma_{10} X_{ij} + \gamma_{01} W_j + \gamma_{11} W_j X_{ij} + u_{0j} + u_{1j} X_{ij} + r_{ij} \quad (6)$$

その結果、式 6 において、 $\beta$  が消えて、 $\gamma$  と  $r$  だけの式となった。なお、 $W_j X_{ij}$  は個人レベル変数と集団レベル変数の交互作用を意味する。各母数に対する解釈の仕方としては、次の通りである。まず、 $\gamma_{00}$ 、 $\gamma_{10}$ 、 $\gamma_{01}$ 、 $\gamma_{11}$  は固定効果であり、それぞれ、切片、個人レベルの係数、切片に対する集団レベルの係数、傾きに対する集団レベルの係数である。これに対して、残りは変量効果であり、 $u_0$  と  $u_{1j} X_{ij}$  の平均は 0 なので、その分散と共分

散を推定する。 $rij$  はモデル全体の残差を意味し、その分散を推定する。

マルチレベルを設定したモデルの適合度を検討する指標については、統計量の尤離度 (deviance) が参考できる。複数のモデル候補がある場合、この値がより小さいほうが適合していることを示す。また、 $-2 \log \text{likelihood}$  や赤池の情報量基準 (AIC) やシュワルツのベイズ統計量基準 (SBC) がある。これらの統計量は値が大きいほどモデルがデータに適合していることを示す。ただし、絶対的な基準がないので、複数のモデル候補がある場合に、これらの統計量を比較してより良いモデルを選ぶ (村澤2005, p. 318)。

## 5. 階層線形モデル (HLM) の特徴

これまでに見てきたように、マルチレベル分析の利点は、従来の分散分析や共分散分析や回帰分析などに比べ、階層構造データを扱う場合にその力を発揮しうることである。HLM の主な特徴としては、大きく次の4つが挙げられる (上川2006)。

第1に、標本が属する集団ごとに切片が求められることである。小売チェーンストアから収集した顧客データを例にすると、店舗ごとに切片を測定し、個人レベルと店舗レベルで別々の誤差項を求める。こうすることで、個人ごとの誤差項から店舗レベルの影響を取り除き、標本間の独立性を確立させている。

第2に、偏回帰係数が集団ごとに求められることである。HLM においては、切片だけではなく、係数も標本の属する集団ごとに求める。例えば、小売店舗によって、店舗の雰囲気や顧客満足に与える効果が違う実態があるならば、その効果に当たる係数を店舗ごとに求めるに合わせて、その効果の店舗ごとの値、全体平均、分散の様子などを分析することもできる。

第3に、係数自体をあたかも従属変数のように扱うことで、効果自体を予測するモデルを構築できる。こうして求めた係数を今度あたかも従属変数のように扱うことで、効果自体を予測するモデルの構築が可能となる。例えば、このような分析を通じて、店舗における顧客満足度の差異が、どのような雰囲気を持つ店舗で顕著であるかを知ることができる。

第4に、HLM は個人レベルの従属変数に対し、ある変量の個人回答を個人レベルの独立変数、同じ独立変数の集団内平均値を集団レベルの独立変数として投入し、これらの主効果及びレベル間の交互作用効果を検討することも可能である。これに対して、従来の分散分析による交互作用の検定では、個人レベルの独立変数と集団レベルの独立変数が同時に投入されていても同列に扱われていたにすぎない。HLM における交互作用は、個人レ



ベルの独立変数の傾きが集団レベル変数に規定され、個人レベルの独立変数の効果についても、それぞれの集団からの影響を反映している。

## 6. まとめ

社会科学的研究に普遍的に存在する階層構造データに対し、マルチレベル分析は比較的に有効な分析手法を提供したと言える。これまで、教育学や社会心理学を中心とした一部の領域において用いられてきた HLM は、従来の分析手法では検討できなかった仮説を検証できるため、研究者の間では期待が高まっている。とりわけ、今後、組織行動研究やマーケティング研究にも大きく貢献することが期待される。その理由として、HLM は組織と個人との相互作用を実証的に分析する組織研究によく適合し、応用の仕方によっては、組織研究に高い貢献が果たせるからである。今後、HLM の有効性を先行事例のもとに検討し、組織行動研究やマーケティング研究にいかにか寄与させるかが課題となろう。

一方、マルチレベル分析が一般化してきたのは、ほんのこの十数年の間であり、現在もこの分析手法の開発が進められている。HLM は統計上の正確さや、データ情報を十分に発揮するといった点においては、伝統的な回帰分析や分散分析などと比べ、一段と優れている。ただし、HLM は他の統計手法と同様に、自らの限界を有することも否定できない。HLM は依然として正規分布に基づいた線形モデルであり、いくつかの独立変数で1つの従属変数を説明する比較的に単純な回帰モデル構造となっている。本稿では、構造的に一番簡単な HLM を紹介したが、ほかには時系列分析や因子分析や共分散構造分析などに組み込むマルチレベル分析が提案されている。例えば、複数の従属変数に対応できる多段共分散構造分析(MCA)も開発され、中でも、よく知られているのは、二段階からなる MCA としての二段抽出モデルである(豊田2000、2007参考)。

最後に、近年、マルチレベル分析の理論的な進展とともに、ソフトウェアの開発もかなり進んでいる。階層線形モデルに特化した HLM 及び MLwiN のほか、SPSS の混合モデルも利用できる。また、Mplus や SAS や Stata やフリーソフトの R でマルチレベル分析を行うことも可能である(小野寺ほか2006)。今後、これらのツールの開発は階層線形モデル(HLM)を含めたマルチレベル分析を一層推進していくのであろう。

## 参考文献

- Bliese, P. D. (2000), "Within-group agreement, non-independence, and reliability: Implications for data aggregation and analysis," In K. J. Klein & S. W. J. Kozlowski (Eds.), *Multilevel theory, research, and methods in organizations* (pp. 349-81). San Francisco: Jossey-Bass.
- Dyer, N.G., Hanges, P.J., & Hall, R.J. (2005). Applying multilevel confirmatory factor analysis techniques to the study of leadership. *Leadership Quarterly*, 16(1): 149-167
- 井手亘 (2008)、「階層構造データにおける個人レベル変数と集団レベル変数—合意性、非独立性、信頼性とHLMによる分析の概観—」、『人間科学：大阪府立大学紀要』、第4号、135-61ページ。
- James, L. R. (1982), "Aggregation bias in estimates of perceptual agreement," *Journal of Applied Psychology*, 67, 219-229.
- James, L. R., Demaree, R. G., & Wolf, G. (1984), "Estimating within-group interrater reliability with and without response bias," *Journal of Applied Psychology*, 69, 85-98.
- James, L. R., Demaree, R. G., & Wolf, G. (1993), "rwg: An assessment of within-group interrater agreement," *Journal of Applied Psychology*, 78, 306-309.
- 上川一秋 (2006)、「異なる分析レベルの因果を同時に考える一階層線形モデル (HLM) —」、数理社会学会 (監修) 『社会の見方、測り方—計量社会学への招待—』勁草書房、121-31ページ。
- 徐彬如 (2012)、「サービス組織における従業員満足が顧客の知覚品質に及ぼす影響：階層線形モデル (HLM) を用いた実証分析」、『商品開発・管理研究』、第8巻第2号、2-23ページ
- 徐彬如、若林靖永 (2013)、「チェーンストアにおけるサービス風土が顧客の知覚品質に及ぼす影響—階層線形モデル (HLM) を用いた顧客レベル分析」、『消費者行動研究』、第20巻第1号、13-34ページ
- 徐彬如、若林靖永 (2015)、「チェーンストアにおけるサービス風土の規定因に関するマルチレベル分析」、『商品開発・管理研究』、第11巻第2号、2-24ページ
- Kreft, I. and de Leeuw, J. (1998), *Introducing Multilevel Modeling* (小野寺孝義 (編訳) 岩田昇・菱村豊・長谷川孝治・村山航 (訳) (2006)、『基礎から学ぶマルチレベルモデル』、ナカニシヤ出版)。
- Muthen, B (2010). Latent Variable Modeling of Longitudinal and Multilevel Data *Sociological Methodology*, 27(1): 453-480
- 村澤昌崇 (2005)、「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』、第37集、309-327ページ。
- 村澤昌崇 (2007)、「高等教育研究における計量分析手法の応用 (その2) —組織内合意形成の程度分析：ハーフィングル係数、rwg、級内相関係数—」、広島大学高等教育研究開発センター『大学論集』、第38集、353-67ページ。
- 尾関美喜 (2006)、「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」、『名古屋大学大学院教育発達科学研究科紀要 (心理発達科学)』、第53期、171-176ページ。
- 尾関美喜 (2007)、「集団ごとに収集された個人データの分析 (2) 分散分析とHLM (Hierarchical Linear Model) の比較」、『名古屋大学大学院教育発達科学研究科紀要 (心理発達科学)』、第54期、119~125ページ。
- 尾関美喜・吉田俊和、「集団アイデンティティが集団内における迷惑の認知に及ぼす効果—成員性と誇りの機能的差異に着目して—」『実験社会心理学研究』、49、32-44、2009年
- Raudenbush, S.W., and Bryk, A.S. (2002), *Hierarchical linear models: Applications and Data analysis methods* (2nd ed.). Sage.
- 鈴木竜太・北居明 (2005)、「組織行動論における集団特性と分析手法—マルチレベル分析に関する研究ノート—」、『神戸大学大学院経営学研究ディスカッションペーパー』、45、1-33ページ

- 竹内規彦・竹内倫和・外島裕 (2007)、「人的資源管理研究へのマルチレベル分析の適用可能性：HRM 施策と組織風土が職務態度・行動に与える影響の検討事例」『経営行動科学』20/2、127-141ページ
- 竹内規彦・竹内倫和 (2010)、「人的資源管理システム、組織風土、及び上司－部下間交換関係－従業員の職務態度および職務成果へのマルチレベル効果の検討」、『日本経営学会誌』26、77-91ページ
- 田中堅一郎 (2001)、「組織市民行動－測定尺度と類似概念、関連概念、および規定要因について－」、『経営行動科学』、第15巻、第1号、1-28.
- 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.
- 豊田秀樹 (2007)、『共分散構造分析 [Amos 編]』、東京図書。