



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

メタデータ	言語: jpn 出版者: 公開日: 2010-07-27 キーワード (Ja): キーワード (En): 作成者: 井手, 亘 メールアドレス: 所属:
URL	https://doi.org/10.24729/00002855

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—

井手 亘*

1、階層構造データ

組織における行動について研究する場合、各個人はそれぞれ集団に所属しているためデータは個人と集団の階層構造(hierarchical data structures)となっている。このような階層構造データを用いて、個人レベル変数を従属変数として分析する場合、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。

これまで組織心理学など心理学を背景とした調査研究、実験研究では、研究対象が個人の行動や認知、意思決定であることが多かったため独立変数として個人レベル変数を考慮することが多かった。これは、一般に個人の行動は個人の認知プロセスや個人の動機づけなど個人レベルの影響が大きいこと、集団や状況の違いも個人の認知を経て影響することが考えられるからである。また、従属変数が個人レベル変数である場合には、同じレベルである個人レベルの独立変数の方が説明力が高いことも理由であった。測定や分析の点からは、個人レベルでの測定によらなければ集団レベルの特性を詳しく調べるのが困難であること、個人レベルで測定したデータによって集団レベル変数を扱う分析が研究者の間で容認されてきたこと、個人レベルの結果に集団レベル変数の影響がどの程度あるのかを定量化する方法が十分でなかったこと、集団レベル変数の測定の信頼性を確認する手法が明確でなかったことなどがこの傾向を助長してきた。

しかしながら、集団における個人の行動や認知には所属集団の特性や集団のおかれた状況の違いが影響する。集団によっては個人レベルの独立変数が従属変数におよぼす影響も異なっていることがある。集団における個人の行動を検討するには、個人レベル変数と集団レベル変数の両方を考慮するマルチレベル分析(Kozlowski and Klein, 2000)を行なうことが求められており、産業組織心理学においても重要な

* 大阪府立大学人間社会学部人間科学科

手法として注目されている(Spector, 2001)。

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の影響関係

個人レベル変数を従属変数とする階層構造データでは、個人レベル変数と集団レベル変数の関係は大きく3つに分けられる。1つは直接的な独立変数と従属変数の関係であり、独立変数には個人レベル変数と集団レベル変数のどちらもがなり得る。集団レベル変数は直接に影響するだけでなく、調整変数として個人レベル変数の効果に影響をおよぼすこともある。例えばメンバーが協力しないと成果があがらないタイプの業務を行なっている職場では個人が長時間はたらいても個人成果は高くないが、協力しなくても成果があがる業務を行なっている職場では労働時間は成果に直結する。ここでは業務という集団レベル変数が個人レベル変数である労働時間の効果に影響している。また、階層構造データでは、集団レベル変数は個人レベル変数の集計によって求められるという関係がある。ここでは平均値といった集計(aggregate)そのものの値が集団レベル変数になる。

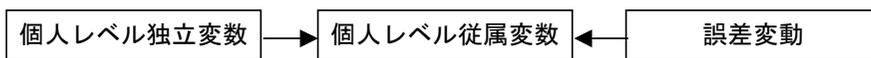
階層構造データにおけるこのような関係を検討する上では、独立変数としての個人レベル変数と集団レベル変数をどのように考えて分析していくかが問題となる。階層構造データでは従属変数が個人レベル変数であることから、個人レベルの独立変数のみを考え集団レベル変数を考えないという分析がそのひとつである。これは、集団の特性は所属する個人の特性の集計であるとして、集団レベル変数を設定しなくても個人レベル変数ですべてをあらわせると考え、個人変数のみにする方法である。逆に、個人レベルの特性はそれを集計した集団レベル変数にすべて反映していると考え、独立変数は集団レベル変数のみにして分析する方法もある。個人レベル変数とそれを集計した集団レベル変数は異質であるとして両方の変数を独立変数として分析する方法もある。

以下では、それぞれの方法の特徴を示すとともに、個人レベル変数と集団レベルの変数の関係を判断する上で役立つ概念である合意性、非独立性、信頼性について明らかにし、同時にそれらの指標として提案されている r_{wg} 、 $ICC(1)$ 、 $ICC(2)$ 、 η^2 の特性を明らかにしていく。

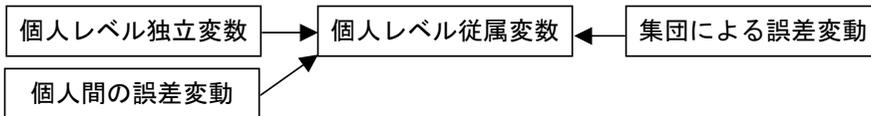
2、個人レベルの独立変数による検討

個人レベルの変数のみを独立変数とするモデルでは、たとえ階層構造データであっても図1の(1)のように従属変数の測定値の変動がすべて個人レベルの独立変数と誤差変動により説明されるとする。ここでは、研究における理論のレベルまたは単位(the units of theory)(Roberts, Hulin, and Rousseau, 1978; James, 1982)を個人と考え、個

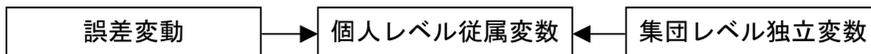
(1) 個人レベルモデル



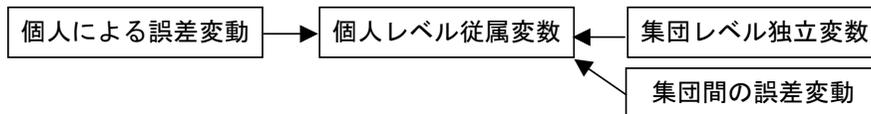
(1A) 非独立性の考え方



(2) 集団レベルモデル



(2A) 信頼性の考え方



(3) マルチレベルモデル

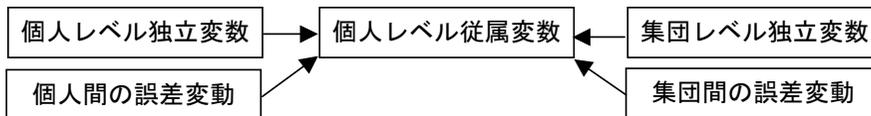


図1 個人レベル、集団レベルの独立変数の個人レベル従属変数への効果

人レベルの変数によって現象を説明するのが適切であるという立場をとる。

階層性を無視するこの考え方では、集団に特性があってもすべて個人レベルの値として扱われるので、ある集団のメンバーはすべて同じ集団特性値を持つ。そのた

め、最小二乗法を適用する際の前提である各データの独立性が成立しない(非独立性が高い)。また分析にあたっては、本来、集団の特性についての独立なデータの数は集団の数であるが、この考え方ではみかけのデータ数が個人の総数になるので集団の数に比べて非常に大きな数になる。その結果、平均値などの統計量の標準誤差が小さくなるので検定における第一種の誤りの確率が高くなり、誤って帰無仮説を棄却する可能性が高くなる。このモデルは、誤った仮説を認めてしまう危険性が高いといえる。

この立場での集団レベルの変動は図1の(1A)で示されるように誤差を生じる攪乱要因と考えられている。職場などによって従属変数の水準が大きく異なるといった集団による変動があっても、これらは集団による誤差とみなされる。そのためこの考え方では、個人レベルの変数に影響する状況の違いや集団の違いといった効果を考慮できないので、全体として説明力が高くなりならず十分な予測力も得られない可能性がある。

個人レベル変数の非独立性

図1の(1A)において、個人レベルの独立変数と個人間の誤差変動に比べて集団による誤差変動が一定以上存在するのであれば、個人は所属している集団によって影響を受けていることになり、個人の行動や判断は集団から独立したものではないことになる。この影響の大きさは、個人レベル変数の非独立性(non-independence)と呼ばれる。非独立性が高い場合、個人レベルの独立変数の本当の効果を検討するには個人レベルだけで分析するのではなく、集団レベルの変数の影響も考慮したマルチレベル分析を行なう必要がある。

ただし、非独立性の高いことは必ずしも重要な集団レベル変数が存在することを示すわけではない。たとえば個人レベルの変数である昼食にかける時間について、職場によって大きく違うので非独立性の値が高くなるケースがあったとしても、昼食時間の長さを職場の特性を示す集団レベル変数とすることはありえない。理論的根拠がなければ指標の値が高くても集団レベル変数を作ることには認められない。ただしその場合でも、個人レベルの独立変数の効果を分析する際に、集団による影響を割り引くことは分析の精度を高める利点がある。

個人レベル変数の非独立性の指標、ICC(1)

個人レベル変数の非独立性の大きさの指標となるのが、ICC(1)(級内相関係数 Intraclass correlation 1)(Bartko, 1976)である。ICC(1)は、階層構造データを1要因の分散分析のデータとみなすと、分散分析の用語によってMSB(集団間平均平方和)とMSW(集団内平均平方和)で定義することができる(図2)。また、代表的なマルチレベル分析の手法であるHLM(Hierarchical Linear Models)(Raudenbush and Bryk, 2002)では、後述するnullモデルにおける集団レベルの変動 τ_{00} と個人レベルの変動 σ^2

$$\begin{aligned}
 \text{ICC}(1) &= \frac{\text{MSB} - \text{MSW}}{\text{MSB} + (k - 1)\text{MSW}} \\
 &= \frac{\text{集団レベルの値1つあたりの変動} - \text{個人レベル変数の値1つあたりの変動}}{\text{集団レベルの値1つあたりの変動} + \text{集団内の個人レベル変数の変動の和}}
 \end{aligned}$$

(Bartko, 1976)

分散分析表

要因	平方和(SS)	自由度	平均平方和(MS)
集団間	SSB	p-1	MSB
集団内	SSW	p(k-1)	MSW
合計	SST	kp-1	

注) kは集団のメンバー人数。pは集団の数。

図2 非独立性のICC(1)と分散分析表

によってICC(1)にあたる値を示すことができる(図3)。

ICC(1)について分散分析表を参照して詳しく見ると、MSBは集団レベルの全変動(SSB, 集団間平方和)を集団の数の自由度p-1で割って求めた、集団レベルの値1つあたりの変動の大きさである。(k-1)MSWは1つの集団内の個人レベルの値1つあたりの変動であるMSWをその集団の人数の自由度k-1の分、合計した値である。したがって分母のMSB+(k-1)MSWはある1つの集団における集団レベルの

値(1つのみ)の変動と集団内の個人レベルの値 $k-1$ 個の変動の合計であり、その集団における変動の総和を示している。分子の $MSB-MSW$ は、集団レベルの値 1 つあたりの変動から個人レベルの値 1 つあたりの変動を引いているので、集団レベル

$$\begin{aligned}
 ICC(1) &= \frac{\text{nullモデルの } \tau_{00}}{\text{nullモデルの } \tau_{00} + \text{nullモデルの } \sigma^2} \\
 &= \frac{\text{集団間の分散}}{\text{集団間の分散} + \text{集団内の分散}} \\
 &\quad (\text{Raudenbush \& Bryk, 2002})
 \end{aligned}$$

図3 HLMのnullモデルにおける分散とICC(1)

の変動の相対的な大きさを示している。したがって、ICC(1)はある 1 つの集団内での集団レベルの変動の大きさを個人レベル変数の変動と比較して示しているといえる。図3のHLMでのICC(1)も同じ意味である。

ICC(1)の値がどの程度の大きさであれば集団による誤差が大きく無視できないといえるのかの基準はない。従属変数が個人レベル変数であれば、異なるレベルである集団レベルの変動の影響は原理上、非常に大きくなることはありえない。Bliese(2000)はICC(1)の値は0.2から0.5程度である場合が多いとしている。James(1982)はICC(1)の中央値として0.12を報告している。これらの値がICC(1)の大きさの参考となる。

3、集団レベルの独立変数による検討

従属変数である個人レベルの結果の変動は、集団内の個人データを集計して得られる集団レベルの独立変数と誤差変動によって説明されるので、個人レベルの独立変数は含まないというモデルが図1の(2)である。ここでは、集団内の個人による変動は個人による誤差とみなしている。このモデルでの研究における理論のレベルま

たは単位は集団であり、集団レベルの変数によって現象が説明されると考えている。

このモデルでは、個人レベルのモデルでみられたデータの独立性の問題やみかけのデータ数の多さによる誤りの問題は生じないが、個人レベル変数を含めないため個人レベルで影響する認知、感情、個人間の関係などの要因をとりあげることができず説明力が小さくなることや、調査で多くの個人データを集めても集団の数としては少なくなることが多いので統計での検定力が小さく、仮説の検証が難しくなることなどが問題となる。

しかし、このモデルでの最大の問題は集団レベル変数が存在すると考えてよいのか、個人レベル変数の集計を集団レベル変数としてよいのかという点である。集団レベル変数と個人レベル変数の関係は、独立した関係、編集(compilation)関係、合成(composition)関係に分けて考えることができる(Kozlowski and Klein, 2000)。集団レベル変数のうち、職場の業務や集団の大きさなどは集団特有の変数であり、個人レベル変数とは無関係な独立した変数である。職場の年齢構成や男女比などは、集団レベル変数の値と個人レベル変数の値は直接関係はないものの、個人レベル変数を編集して集団レベル変数を求めているという関係がある。これらの関係では個人の間での認知や判断の共有、および個人の値が集団内で似ていることは必要ではない。

職場風土などの場合は、両者が合成関係にある。集団レベル変数の値は個人レベルの値の集計や合成によって得られる。階層構造データにおける個人レベルと集団レベルの変数の関係の多くはこれであり、集団レベル変数の値は個人レベル変数の平均である。この関係において集団レベル変数が独自に存在する前提は、個人間で認知や判断が共有されていることや同じ状況を共有していることであり、そうでない場合、個人レベル変数の集計(aggregate)は集団レベル変数とはいえない。

個人レベル変数の集計(aggregate)と合意性(agreement)

どのような場合には個人の評定や判断を集計したものを集団レベル変数としてよいのか、集計が意味のある集団レベル変数となるのか。階層構造データの分析では具体的な分析をはじめの前に、まずこの判断が問題となる。たとえば、集団メンバーによる組織特性の評価の集計を集団レベルの組織風土の値とした場合、この値は集団の特性といえるのであろうか。もし、集団内でメンバーの評価が千差万別であればその平均値は必ずしも集団の特性をあらわすとはいえないし、そもそも集団

レベルでの変数が存在するかどうかとも疑わしいといえる。

これについては統計的な議論をする前に、まず理論的に個人レベル変数以外に集団レベルの変数を考える価値があるかの検討が必要である。個人レベルではなく集団レベルの組織風土が集団や個人の行動に影響を与えるという理論的根拠があれば変数を設けることに意味はあるが、そうでなければ意味はない。これはデータで検討することはできない問題であるが、少なくとも集団内で個人の値がばらついていて合意性がない場合には、集団レベルで意味のある影響を持つ変数があることを疑うことができる。同時に、合意性がなければ集計は集団を代表する値とならないので値そのものにも意味がないことになる。その一方で、合意性が高く集団内の個人データの値がほぼ同じであるなら、集団レベルの変数が存在する可能性があり、さらに個人レベル変数のかわりに集団レベル変数のみを使って議論することも可能かもしれない。合意性はこれらの問題を判断する上で重要な指標である。

集団レベル変数の信頼性(reliability)

次に、集団レベルの変数が存在したとしてもそれを測定して取り出すことができるかという問題がある。測定にあたって個人の反応に所属集団が一定以上の影響をおよぼして、集団を単位として個人の値が変化しているならば、集計を集団レベルの変数とみなすことができる。逆に、集団内での個人間の変動が大きければ集計を集団レベル変数の値とすることには疑いが生じる。統計的にも標準誤差が大きくなるので信頼のできる値としてその集団における変数の値を得ることはできない。一方で集団内の個人の値の変動とは別に、各集団において集団レベル変数の値に差がなければ変数の変動を取り出すことができないので、その変数と従属変数との関係を検証することはできない。これらは、集団レベル変数が信頼のある値として測定できていること、すなわち集団レベル変数の信頼性の問題である。

図1の(2A)において、誤差と考えられる個人レベルの変動が小さい場合は、個人の集計である集団レベル変数の値には誤差の影響が小さく、集団レベルの真の値が測定に反映されているといえる。測定値が真の値と誤差からなると考える古典的テストモデルにおいて、測定値における誤差の影響の少なさが信頼性の指標とされるのと同様に、個人による誤差の影響の少なさは集団レベル変数の信頼性の指標となる。信頼性が低い場合は変数は十分に測定できていないことになるので、集団レベ

ル変数の記述統計の値は集団の正確な値とはいえず、変数間の関係の検証も十分行なえない。この場合、集団レベル変数を導入することは妥当ではない。

合意性と信頼性

合意性と信頼性の関係について考えてみると、合意性は個人レベル変数が似た値であるという個人レベル変数の特性であるが、合意性の高さは集団レベルの変数が存在することの必要条件でもある。合意性が高い場合には個人レベル変数の集計を集団レベル変数の値とすることには意味があり、たとえ集団間での値の差が小さく信頼性が低くても記述統計には意味がある。例えば、ある組織の各集団では職場それぞれで価値観が共有されているが、それがすべての職場でほぼ同じである場合などがそれにあたる。ただし、値が同じであるとその価値観が他の変数にどのような影響をおよぼしているかの検証はできない。それには信頼性の高さが必要である。信頼性の高さは、集団レベル変数の値に一定以上の変動があるという集団レベル変数の特性であり、集団レベル変数の効果を検討する際の必要条件である。

個人レベル変数の合意性の指標、 r_{wg}

合意性の指標として提唱されているのは、図 4 の r_{wg} (within-group interrater reliability)(James, Demaree, and Wolf, 1984; James, Demaree, and Wolf, 1993)である。これは、集団内の個人レベル変数の変動が小さい、すなわちある集団メンバーの個人レベル変数がすべて同じような値であることの指標である。指標としては、集団内の個人レベル変数の実際の変動と個人レベル変数がランダムに変動した時に期待される変動の大きさの比をとり、それを 1 から引いたものが用いられる。この値は大きいほど合意性が高いことを示す。概念的には、この指標は誤差分散からの相対的な減少の割合(proportional reduction in error variance)(James, Demaree, and Wolf, 1993)によって合意性を示していると考えられることができる。

計算式では、分子には個人レベル変数の分散 Sx^2 、分母には個人の評定がランダムに変動した時に期待される個人レベル変数の変動である誤差分散 σ_{E2} が用いられる。実際には、誤差分散として個人が評定尺度のすべての選択肢を同じ確率で選ぶ場合の分布である矩形分布での分散を用いることが一般的である。また、 r_{wg} の値

は実質的な意味があるというよりも、あくまで合意性を反映する指標であるので、 r_{wg} が 0 以下の時は合意性が非常に低いことを示しているとみなし、式の値にはか

個人レベル変数が1つの場合の合意性

$$r_{wg} = 1 - \frac{s_x^2}{\sigma_E^2}$$

$$= \frac{\text{集団内の個人レベル変数の変動}}{\text{個人レベル変数がランダムに変動した場合の大きさ}}$$

個人レベル変数が複数(J個)の場合の合意性

$$r_{wg}(J) = \frac{J [1 - (s_x^2 / \sigma_E^2)]}{J [1 - (s_x^2 / \sigma_E^2) + (s_x^2 / \sigma_E^2)]}$$

(James, Demaree, and Wolf, 1984)

図4 合意性 r_{wg}

かわりなく指標としては $r_{wg}=0$ としてよい。なお、矩形分布は個人の反応が有限の離散分布に従うことが前提である。もし連続的な分布に従うのであれば分母が小さくなるので r_{wg} はやや小さくなる (James, Demaree, and Wolf, 1984)。

r_{wg} は1つの集団レベル変数の値を1つの個人レベル変数の集計で求める場合の合意性であるが、1つの集団レベル変数の値を複数、例えばJ個の個人レベル変数の集計で求める場合は各個人レベル変数の分散の平均値を用いて拡張した式 (図4) が適用できる (James, Demaree, and Wolf, 1984)。

集団レベル変数の信頼性の指標、ICC(1)、ICC(2)

集団レベル変数の信頼性の指標としてあげられることの多いものは ICC(1)、ICC(2)、 η^2 (Eta-squared)である。一般に、測定における信頼性の指標である信頼性係数は全体の測定値の分散における真の値の分散の割合である(図 5)。

ICC(1)は級内相関であるが、この式の集団レベルの変動を集団レベル変数の変動と考え、個人レベル変数の変動を個人間の誤差変動と考えると、ICC(1)はある 1 つの集団の変動にしめる集団レベル変数の変動の大きさをあらわしているといえる(図 5)。図 3 の HLM における ICC(1)の式でも個人レベルの変動である集団内の分散を誤差による分散と見なすと信頼性係数の式と同じとなる。したがって、ICC(1)は集団レベル変数の信頼性の指標とみなすことができる。また、ICC(1)の値は実質的な意味があるというよりもあくまで信頼性の 1 つの指標であるので、ICC(1)が負の値を取ることがあった場合、これは信頼性が非常に低いことを示しているとして、式の値にはかかわりなく指標としては ICC(1)=0 と考えても問題はない。

$$\begin{aligned}
 \text{ICC}(1) &= \frac{\text{MSB} - \text{MSW}}{\text{MSB} + (k - 1)\text{MSW}} \\
 &= \frac{\text{集団レベル変数の値 1 つあたりの変動} - \text{個人レベルの値 1 つあたりの変動 (誤差)}}{\text{集団レベル変数の値 1 つあたりの変動} + \text{集団内の個人レベルの変動 (誤差) の和}} \\
 &\quad \text{注) } k \text{ は集団のメンバー人数} \quad (\text{Bartko, 1976})
 \end{aligned}$$

$$\text{信頼性係数} = \frac{\text{真の値の分散}}{\text{真の値の分散} + \text{誤差による分散}}$$

図5 集団レベル変数の信頼性ICC(1)と信頼性係数

ICC(2)は、全体として集団レベルの値の変動を個人間の変動と比べた時の相対的な大きさを指標とした信頼性の指標である。ICC(2)の式は ICC(1)とよく似た級内相関の形式をとっており、集団レベル変数の信頼性を測るという点では同じである。図 6 と図 5 を比べればわかるとおり ICC(2)は ICC(1)より少し大きな値となるが、違

いはそれだけではなく意味も異なっている。ICC(1)は、ある集団内での変動にしめる集団レベル変数の値1つの変動の大きさを示している。信頼性係数の定義での誤差にあたるのは集団内の個人間の変動である。一方、ICC(2)は、すべての集団における集団レベル変数の変動の大きさを示している。それぞれの集団の平均値をデータとした時に、これらの値が繰り返し測定しても安定しているかという意味での信頼性にあたる(Bartko, 1976; James, 1982)。信頼性係数の定義での誤差にあたるのは各集団平均値の変動である。そのため、ICC(2)は集団平均の信頼性と呼ばれ、ICC(1)は1つの集団レベル変数の値の信頼性と呼ばれることがある(Bartko, 1976)。また、ICC(2)は集団平均の信頼性指標であるため、誤差を含んだ値である集団レベル変数同士の相関の希薄化の修正にも用いられる(Bliese, 2000)。

$$ICC(2) = \frac{MSB - MSW}{MSB}$$

$$= \frac{\text{集団レベル変数の値1つあたりの変動} - \text{個人レベルの値1つあたりの変動(誤差)}}{\text{集団レベル変数の値1つあたりの変動}}$$

(Bartko, 1976)

図6 ICC(2)の式

合意性の指標と信頼性の指標

合意性の指標は信頼性の指標とは異なり、集団間での集団レベル変数の変動の大きさとは無関係である。図7のように集団内でのデータのまとまりのみを反映していることが特徴である。合意性が高くても信頼性は高いとは限らないので、合意性の指標は信頼性の指標とはならない。

信頼性の指標は合意性の指標とは異なり、図7に示すように集団内の個人間の変動が小さく皆が同じような値であること(合意性)に加えて、集団間での集団レベル変数の変動の大きさも反映する。信頼性が高くても合意性は高いとは限らないのである。特に、ICC(1)はある1つの集団のデータ変動に注目するので集団間の変動の影響を比較的受けにくい、ICC(2)は集団の平均値がばらばらであり分散が大きい

この影響を強く受ける。ICC(1)は集団内の個人間の差が大きい場合には低くなるが、ICC(2)は集団間の変動が大きければ集団内での個人の変動が大きくても高い値をとり得る。従来の研究では、ICC(1)や ICC(2)を合意性の指標のかわりに用いることもあったが、少なくとも ICC(2)は合意性のよい指標ではないといえる。

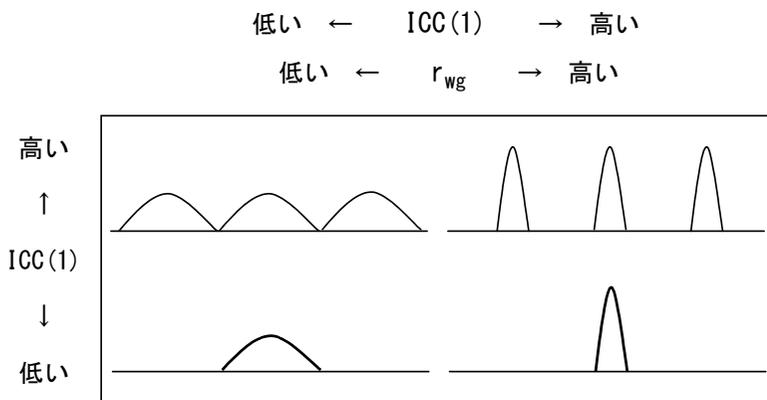


図7 集団平均のばらつき、集団内の合意と ICC(1)、 r_{wg} の関係

非独立性の指標としての ICC(1)と信頼性の指標としての ICC(1)

ICC(1)は非独立性の指標でもあり信頼性の指標でもあるということで、その意味付けが混乱することがある。しかし、非独立性の指標としての ICC(1)と信頼性の指標としての ICC(1)では見かけの式は同じでも、式の各項の意味が図2と図5で異なり、基本とするモデルは図1の(1A)と(2A)で異なる。どの変数の指標であるのかも異なっている。非独立性の指標としての ICC(1)の背景となるのは図1の(1A)の非独立性の考え方である。ここで中心となるのは個人レベル変数であり、全体の変動に占める個人レベル変数の変動の影響の大きさに注目している。集団レベルの変動は誤差と見なされており、集団レベル変数はモデルに含まれていない。図2、図3の示すように式の中の MSW や σ^2 は集団内の個人レベル変数の変動をあらわすが、 MSB や τ_{00} は単なる集団間の変動すなわち集団による誤差変動をあらわしている。

非独立性という観点での ICC(1)は、 $1 - \text{ICC}(1)$ という値をとれば、個人レベル変数の説明力の指標となる。

一方、信頼性の指標としての ICC(1)の背景となるのは図1の(2A)の信頼性の考え方である。ここで中心となるのは集団レベル変数であり、全体の変動のなかでの集団レベル変数による変動の割合に注目している。個人レベルの変動は誤差と見なされており、個人レベル変数はモデルに含まれていない。図5、図3の示すように式の中の MSB や τ_{00} は集団レベル変数の変動を示しており、MSW や σ^2 は集団内の個人の誤差変動をあらわしている。この ICC(1)は、集団レベル変数の説明力に関する指標である。図6の ICC(2)も同様に、集団レベル変数による変動の割合に注目しているので非独立性の指標とはいえない。

集団レベル変数の信頼性の指標としての η^2 とその問題点

η^2 は分散説明率であり、図8に示す式の示すように分散分析においては全変動に対する各要因の説明力を示す指標として使われてきたものである。また、回帰分析では決定係数(R^2)にあたるものである。集団レベル変数の説明力という点では、図3の分散分析表からもわかるように、データの全変動 $SST = SSB + SSW$ に対する集団レベル変数の全変動 SSB の割合が η^2 の値である。ここで個人レベルの全変動 SSW を誤差変動と見なすと古典的テスト理論の信頼性の定義にそった信頼性の指標とみることができる。

$$\eta^2 = \frac{SSB}{SSB + SSW}$$

$$= \frac{\text{集団レベル変数の全変動}}{\text{集団レベル変数の全変動} + \text{個人レベルの全変動(誤差)}}$$

図8 η^2 の式

ただ、 η^2 の式は集団や個人による全ての変動の和を使っているため集団の数や集団の人数の影響を受けやすい欠点がある。式のなかの SSB は集団レベル変数の偏差

平方和であり、その値は集団の数が多いほど高くなり、少ないほど低くなる。SSWについても同様で、その値は集団の人数が多いほど高くなり、少ないほど低くなる。その結果、 η^2 の値は集団の数が多い場合や集団の人数が少ない場合には実際の信頼性の高さと関係なく高くなる性質がある。そのため信頼性の指標としては安定に欠けることになる。

また、 η^2 の式に含まれるSSBは、母集団における集団レベル変数の変動そのものを示しているわけではなく、集団メンバーという標本の平均値の変動である。この平均値にはサンプルによる標準誤差があり標準誤差の大きさは標本のサンプル数の平方根に反比例する。このことが集団の人数が少ない場合には、SSWが小さくなることの効果に加えてさらに η^2 値を大きくする(c.f. Bliese, 2000)。

集団の人数が少ない場合、集団メンバーの平均値の標準誤差が大きくなるため、平均値の変動は母集団におけるそれよりもかなり大きくなる。一般に集団レベル変数の値はこの平均値を値とするので、平均値の変動が大きくなると偏差の平方和であるSSBの値はさらに大きくなる。その結果、集団の人数が少ないと η^2 値がかなり大きくなるのである。もちろん集団の人数が多い場合には平均値の変動は母集団におけるそれに近くなるため、 η^2 値の上昇は最小限にとどめられる。 η^2 はサンプルでわかりやすい指標ではあるが集団の数や集団の人数の影響を受けやすく、信頼性の指標としては利用しにくいといえる。

4、個人と集団レベルの独立変数による検討：マルチレベルモデル

従属変数である個人レベルの結果の変動が、個人レベルの独立変数と集団レベルの独立変数の両方によって説明されるという立場が、図1の(3)のマルチレベルモデルである。ここでは、研究における理論のレベルまたは単位は個人と集団の両方であり、個人レベルと集団レベルの両方の変数によって現象が説明され、また両者が互いに効果をあたえるクロスレベルの効果もあると考えている。このモデルは、先に述べた個人レベルの独立変数による分析や集団レベルの独立変数による分析の持つ統計上の問題点を解消できること、両方のレベルの変数を含めることで包括的なモデルを立てて検証できること、従来の方法では確認することのできなかつた変数の効果や変数間の関係を検証できることなどが特徴である。

このモデルによる分析では、集団レベルを独立変数とするモデルと同様に、まず、

集団レベル変数の存在と個人レベル変数の集計によって集団レベル変数を作ることの妥当性について検討する。はじめに、集団内のデータの合意性を調べることで集団レベル変数の存在を確かめる。次に、データを個人レベルの変動と集団レベルの変動に分解して個人レベル変数の非独立性を調べ、集団レベルの変動が従属変数に対する説明力をもつことを確認する。説明力が一定以上あるならば集団レベル変数を導入してその信頼性を調べる。信頼性が高い場合にはマルチレベルの分析を行うことが可能となるので、個人レベル変数と集団レベル変数の両方を含めた分析を行い、各変数の影響力の大きさやモデルによる説明力を求める。仮説によっては、集団レベル変数が調整変数として個人レベル変数の従属変数に対する効果の大きさに影響する、というクロスレベルの効果の分析を行なうこともある。

5、マルチレベル分析：HLM を例として

(1) マルチレベル分析の考え方：全体モデル

マルチレベルモデルによる分析では、分析をはじめる前の集団レベル変数の確認が重要である。ここでは代表的なマルチレベル分析の手法である HLM(Hierarchical linear models)(Raudenbush and Bryk, 2002)における 2 レベルモデルを例に、集団レベル変数の確認と分析について具体的に示していきたい。HLM におけるモデルは、一般的にあらわすと以下のように回帰式に似た形で記述することができる。式は理解しやすいように、個人レベル(レベル 1)と集団レベル(レベル 2)に分けて記述することが多い。もちろん、集団レベルの式を個人レベルの式に代入すれば全体の式が得られるが、式が複雑になり理解しにくいのでここではこの形式で記述する。以下に示したモデルは、階層構造データでの変数間関係をすべて含むモデルであり、HLM では full model または conditional model という。

HLM の全体モデル(full model)

個人レベル(レベル 1)

$$Y_{ij} = \beta_{0j} + \beta_{1j}(X_{1ij} - X_{1j}) + \beta_{2j}(X_{2ij} - X_{2j}) + \dots + \beta_{qj}(X_{qij} - X_{qj}) + r_{ij}$$

集団レベル(レベル2)

$$\beta_{0j} = \gamma_{00} + \gamma_{01}W_{1j} + \gamma_{02}W_{2j} + \dots + \gamma_{0s}W_{sj} + u_{0j}$$

$$\beta_{1j} = \gamma_{10} + \gamma_{11}W_{1j} + \gamma_{12}W_{2j} + \dots + \gamma_{1s}W_{sj} + u_{1j}$$

$$\beta_{2j} = \gamma_{20} + \gamma_{21}W_{1j} + \gamma_{22}W_{2j} + \dots + \gamma_{2s}W_{sj} + u_{2j}$$

(中略)

$$\beta_{qj} = \gamma_{q0} + \gamma_{q1}W_{1j} + \gamma_{q2}W_{2j} + \dots + \gamma_{qs}W_{sj} + u_{qj}$$

HLM では、個人レベルの式の示すように、計算で利用する個人レベルの変数 X_{qj} の値はそのままの値ではなく集団平均からの偏差(group-mean centering)を使うことが多い。これは、個人レベル変数の効果を調べる際には集団による効果を除いて検討することを示している。

この形式では個人レベル変数の効果を示す式(レベル1)は通常の回帰式と同じ形である。個人レベル変数の効果については偏回帰係数(傾き)は β_{qj} で示され、定数項(Y切片)は β_{0j} で示される。個人間のランダムな変動である誤差項は r_{ij} で示される。 r_{ij} は、その分散の大きさを求めることができ、その値は σ^2 で示される。これは集団内の個人レベルの変動のうちモデル(個人レベル変数の効果と定数項)によって説明できない部分(残差)の大きさを示している。

集団レベル変数の効果(レベル2)については、まず、集団レベル変数の直接の効果は定数項 β_{0j} に影響する形で示される。集団レベル変数が、個人レベル変数の従属変数に対する効果の大きさに影響する調整効果を持つ場合、その効果は集団レベル変数が個人レベル変数の偏回帰係数 β_{qj} に影響する形で示される。なお β の添え字 q は個人レベルの各独立変数、 j は各集団を示している。

固定効果と変量効果：変量係数回帰モデル

ここに示した一般式では、モデルは個人レベルの式が1個、集団レベルの式は個人レベルの独立変数 q 個と定数項1つに対応する $q+1$ 個で示されているが、実際には各集団を示す添え字 j がついており、これらの回帰式は集団の数だけ存在する。このことは、集団ごとに個人レベル変数の効果を示す偏回帰係数 β_{qj} と定数項の値 β_{0j} がそれぞれ異なることを示している。もちろん、異なるとはいってもまったくバラバラでは全体的な各変数の効果を検証できないので、HLM のようなマルチレ

ベル分析では、各個人レベル変数の効果である偏回帰係数 β_{qj} と定数項 β_{0j} は、一定の値に決まっている部分(固定効果 fixed effect)と説明のできないランダムな変動の部分(変数効果 random effect)の2種類で構成されているというモデルを仮定する。集団によって偏回帰係数 β_{qj} や定数項 β_{0j} の値に差があるのはランダムな部分が含まれるからである。通常の回帰分析と異なり偏回帰係数などのパラメータにランダムに変動する部分を含めるこの考え方は、変数係数モデル(random-coefficient model)、変数係数回帰モデル(random-coefficient regression model)、変数効果モデル(random-effects models)、混合効果モデル(mixed-effects model)などと学問分野により呼び方が異なるが基本的には同じものである。

式において、個人レベル変数の効果 β_{qj} における固定効果とは、すべての集団で共通の定数部分 γ_{q0} と、その個人レベル変数に対する集団レベル変数 W_s の調整効果を示す γ_{qs} である。これらは分析によって求めることができる。なお γ の添え字 q は各個人レベル変数、 s は各集団レベル変数を示している。

個人レベル変数の効果 β_{qj} における変数効果は β_{qj} の値が集団によってランダムに異なる程度を示す u_{qj} で示される。 u_{qj} はその分散の値 τ_{qq} を求めることができる。この大きさは個人レベル変数に対する集団間の変動の影響のうちモデル(集団レベル変数の効果と定数項)によって説明できない部分(残差)の大きさを示す。

定数項 β_{0j} における固定効果は、すべての集団で共通の定数部分 γ_{00} と、集団レベル変数 W_s の効果を示す γ_{0s} である。これらは分析によって求めることができる。定数項 β_{0j} における変数効果は β_{0j} の値が集団によってランダムに異なる程度を示す u_{0j} で示される。 u_{0j} はその分散の大きさを求めることができ、その値は τ_{00} で示される。これは定数項 β_{0j} についての集団間の変動のうち、モデル(集団レベル変数の効果と定数項)によって説明できない部分(残差)の大きさを示している。

なお HLM などのマルチレベル分析では、ランダムな変動をすると仮定している r_{ij} 、 u_{qj} 、 u_{0j} について、平均 0 の多変量の正規分布と仮定することが多い。

(2) 集団レベル変数の確認

マルチレベル分析は階層構造データを対象とするので、データが階層構造、つまり個人はすべて集団に属する形になっていること、従属変数が個人レベル変数であり独立変数が個人レベル変数と集団レベル変数であることについて確認することが

まず必要である。集団レベル変数の存在の前提としては、集団レベル変数の集計対象となる個人レベル変数が集団内で同じような値であり合意性が高いことが必要である。それには、集団内での個人レベル変数の変動と偶然に生じるデータ変動の期待値との比である r_{wg} を合意性の指標として求める。集団レベル変数が1つの個人レベル変数の集計である時は通常の r_{wg} 、複数の個人レベル変数の集計である時は $r_{wg}(J)$ を求める。 r_{wg} は一般に 0.70 以上であればよいとされている(c.f. Liao and Chuang, 2004)。この値がこれを大きく下回る場合には合意性は低く、理論的に集団レベル変数を設けることが妥当かどうかの再検討が求められる。

次に、集団レベル変数が個人レベル変数と区別できるだけの説明力を持つことを、個人レベル変数が所属集団によって変動している割合が大きいことから確認する。それには、非独立性の指標としての ICC(1) を求める。ICC(1) はデータの変動にしめる集団による変動の割合を示す。従属変数が個人レベル変数であることから、この値は一般にそれほど大きな値とはならない。ICC(1) は 0.2 から 0.5 程度(Bliese, 2000) であることが一般的である。この値が非常に低い場合は、合意性の基準から集団レベル変数が存在すると推定できる場合でもその説明力は小さいことになるので、集団レベル変数を分析に含めることの再考が求められる。

合意性、非独立性が高い場合、次に、集団間で集団レベル変数の値に十分な差があり集団レベル変数の影響を検討できることを検討する。これには全体のデータの分散に対する集団レベル変数の分散が大きいことを示す ICC(1)、ICC(2)、 η^2 を用いる。これらの検討でそれぞれの指標が高い値であれば、個人レベル変数を集計して集団レベル変数を求めることは妥当であり、また、集団レベル変数が従属変数に一定の効果を持つことが期待されるので、マルチレベル分析を行なうことが意味を持つようになる。

(3) null モデル

マルチレベル分析では、まず、個人レベルと集団レベルの独立変数をどちらも含めないモデルである null モデルを検討する。HLM では、fully unconditional model と呼ばれるモデルである。このモデルでは、データを集団内での定数部分の β_{0j} と集団内の個人間変動 r_{ij} に分ける。また、 β_{0j} をさらに定数項の γ_{00} と集団間の違いを示す u_{0j} に分ける。ここでは、集団間の違いは定数部分の β_{0j} の違いとしてモデ

ル化されている。データの分散という点からみると、このモデルでは分散を個人間の変動と集団間の変動に分解していることになる。分散分析としてみればこれは、被験者内要因 1 要因の分散分析と同じ、1 要因の変量効果の分散分析モデル(one-way random-effects ANOVA model)にあたり、データ Y_{ij} の分散を級内分散 r_{ij} と j 個の水準間の級間分散 u_{0j} に分割したものといえる。

HLM の null モデル(fully unconditional model)

個人レベル(レベル 1)

$$Y_{ij} = \beta_{0j} + r_{ij}$$

集団レベル(レベル 2)

$$\beta_{0j} = \gamma_{00} + u_{0j}$$

null モデルでの γ_{00} は Y_{ij} の総平均、 β_{0j} は集団 j における Y_{ij} の平均と一致する。また、独立変数を含まないこのモデルでは r_{ij} や u_{0j} は誤差や残差ではない。 r_{ij} は集団内の個人レベルのすべての変動を示している。 u_{0j} は集団レベルの変動つまり各集団の平均間の変動を示している。null モデルでは、それぞれの分散の値である σ^2 と τ_{00} を合計するとデータの全分散の値となる。図 3 に示したようにこれらの値から非独立性および信頼性を示す ICC(1)の値を求めることで、集団レベルの変動が全変動に占める割合を知ることができる。なお HLM は、 τ_{00} 値から χ^2 乗値の近似値を計算するので、自由度 $df=j-1$ の χ^2 乗分布を利用した τ_{00} の検定(帰無仮説 $\tau_{00}=0$)を行なうことができる。これが有意であれば少なくとも集団間には変動があり、集団の平均 β_{0j} には大きな違いがあるといえる。null モデルは、集団レベル変数の適用についての判断材料となるモデルである。

(4) 個人モデル

個人レベルの独立変数のみを含むモデルである個人モデルは、見かけはデータの階層性を無視した従来の回帰分析のモデルに近く、従属変数には q 個の個人レベル変数 X_q が影響するというモデルである。ただ、従来の回帰分析では変数の偏回帰係数 β_{qj} として一定の値を求めることができるが、HLM では集団の数だけ回帰式

があり、偏回帰係数の値 β_{qj} はそれぞれ異なっている。これについて HLM では、集団によってランダムな違いがあるため各集団の偏回帰係数 β_{qj} は同じではなくなると考え、 β_{qj} は定数 γ_{q0} に集団間の変動である u_{qj} を加えた値としてモデル化している。なお、 u_{qj} はランダムに変動するのですべての集団の個人レベル変数の偏回帰係数 β_{qj} の平均値は定数である γ_{q0} となる。

HLM の個人レベルモデル(unconditional level-2 model)

個人レベル(レベル 1)

$$Y_{ij} = \beta_{0j} + \beta_{1j}(X_{1ij} - X_{1\cdot j}) + \beta_{2j}(X_{2ij} - X_{2\cdot j}) + \dots + \beta_{qj}(X_{qij} - X_{q\cdot j}) + r_{ij}$$

集団レベル(レベル 2)

$$\beta_{0j} = \gamma_{00} + u_{0j}$$

$$\beta_{1j} = \gamma_{10} + u_{1j}$$

$$\beta_{2j} = \gamma_{20} + u_{2j}$$

(中略)

$$\beta_{qj} = \gamma_{q0} + u_{qj}$$

個人モデルにおけるパラメータの検定

このモデルによる計算では、定数項 β_{0j} の定数部分 γ_{00} 、 q 個の個人レベル変数 X_q について偏回帰係数 β_{qj} の定数部分 γ_{q0} を求めることができる。 γ_{00} や γ_{q0} の値の有意性の検定(帰無仮説 $\gamma_{00}=0$ 、および $\gamma_{q0}=0$)は、 γ_{00} や γ_{q0} の値をその標準誤差(Standard Error)で割ることで得られる t 値を、自由度 $df=j-s-1$ (s は集団レベル変数の数)の t 分布で検定することによって行なうことができる。ここで自由度が $j-s-1$ であるのは、この検定の際の標本は各集団の平均であり集団内の人数やすべてのデータの数ではないからである。個人モデルでは集団レベル変数がないので $df=j-0-1$ である。 γ_{q0} の検定結果が有意であれば個人レベル変数 X_q の偏回帰係数 β_{qj} が集団による多少の違いがあっても、全体としては有意であり影響があるといえる。 γ_{00} の検定が有意であれば定数項が 0 でないといえる。

個人モデルにおけるモデルの説明率

個人モデルの r_{ij} は残差を示しており、その分散 σ^2 は個人レベル変数によって説明できなかった個人間の変動の大きさを示している。この大きさを、個人レベル変数を含まない null モデルでの r_{ij} の分散 σ^2 と比較すると、個人レベル変数を導入したモデルによる個人間の変動の説明率を示すことができる。

なお、定数項 β_{0j} や、ある個人レベル変数 X_{qj} の偏回帰係数 β_{qj} の値が集団間で変わらない定数(fixed)である、つまり集団による影響を受けないというモデルについては、対応するランダムな変動を示す u_{0j} や u_{qj} を集団レベルのモデル式に含め

個人レベルモデルによる、個人間の変動の説明率

$$\text{説明率} = \frac{\text{nullモデルの}\sigma^2 - \text{モデルの}\sigma^2}{\text{nullモデルの}\sigma^2}$$

ないことで実現できる。

(5) 個人レベルと集団レベルのモデル：全体モデル

個人レベルのモデルに集団レベルの独立変数を加えたモデルは、先述した HLM の全体モデル(full model)となる。ここでは、集団レベル変数 W_s の直接の効果は、個人モデルの定数部分 β_{0j} の違いとしてモデル化される。 β_{0j} はすべての集団で一定の定数である γ_{00} と集団間での β_{0j} のランダムな違いを示す u_{0j} に加えて、集団レベル変数 W_s の直接の効果を示す γ_{0s} を含む項で構成される。 γ_{0s} が大きい場合には、集団レベルの変数 W_s の値の変化によってその集団メンバーの従属変数の値が影響を受ける。

集団レベル変数 W_s が、個人レベル変数が従属変数に与える効果を変化させるといふ調整効果は、個人レベル変数の効果の大きさ(傾き)である β_{qj} に集団レベル変数が影響するという形でモデル化される。 β_{qj} は定数 γ_{q0} と集団間での β_{qj} のランダムな違いを示す u_{qj} に加えて、集団レベル変数 W_s の影響を示す γ_{qs} を含む項で構成される。 γ_{qs} が大きい場合には集団レベルの変数 W_s の値の変化によって個人

レベル変数が従属変数に与える効果が変わる。

このモデルでも集団の数だけ回帰式があり、偏回帰係数の値 β_{qj} は集団レベル変数 W_s の値、および u_{qj} で示されるランダムな変動によって異なることになる。

全体モデルにおけるパラメータの検定

モデルの各変数の効果については、以下の検定が可能である。定数項 β_{0j} の定数部分 γ_{00} と集団レベル変数 W_s の直接効果 γ_{0s} 、 j 個の偏回帰係数 β_{qj} の定数部分 γ_{q0} と集団レベル変数 W_s の影響 γ_{qs} について、これらの値をそれぞれの標準誤差で割ることによって t 値を求めると、自由度 $df=j-s-1$ (s は集団レベル変数の数) の t 分布で検定することができる。検定の結果 γ_{00} が有意であれば定数項が 0 でないこと、 γ_{0s} が有意であれば集団レベル変数 W_s の直接効果があること、 γ_{q0} が有意であれば個人レベル変数 X_q の効果があること、 γ_{qs} が有意であれば集団レベル変数 W_s が個人レベル変数 X_q に対して調整効果を持つこと、などがいえる。

全体モデルにおけるモデルの説明力

このモデルにおいて u_{0j} は集団間の変動のうち説明できなかった残差を示しており、分散 τ_{00} はその大きさである。これを null モデルの τ_{00} や個人モデルの τ_{00} と比較すると、集団レベル変数を導入したモデルによる集団間の変動の説明率を示すことができる。

全体モデルによる、集団間の変動の説明率

$$\text{説明率} = \frac{\text{nullモデルの } \tau_{00} - \text{モデルの } \tau_{00}}{\text{nullモデルの } \tau_{00}}$$

モデルの変動部分の分散については以下の検定が可能である。HLM では β_{0j} のランダムな変動 u_{0j} の分散 τ_{00} 、および、 q 個の個人レベル変数の効果 β_{qj} のラン

ランダムな変動 u_{qj} の分散 τ_{qq} について χ^2 乗値の近似値を計算するので、自由度 $df=j-1$ の χ^2 乗分布を利用した検定(帰無仮説 $\tau_{00}=0$ 、または $\tau_{qq}=0$)を行なうことができる。 τ_{00} が有意であれば全体として集団間にはまだ説明されていない変動(残差)があり、集団の平均 β_{0j} には大きな違いがあるといえる。 q 個の個人レベル変数については、 τ_{qq} が有意であれば各集団での個人レベル変数の効果 β_{qj} の違いをモデルに投入された集団レベル変数が十分説明できていないことを示している。この説明されていない残差の存在は、他に関係のある集団レベル変数があることを示唆している。

なお、 β_{0j} や β_{qj} の値には、集団変数 W_s による系統的な違いはあっても集団間にランダムな違いはないというモデルについては、個人レベルのモデルの場合と同様に、対応するランダムな変動を示す u_{0j} や u_{qj} をモデルの式に含めないことで実現できる。

6、マルチレベル分析の問題点

階層構造データに対してマルチレベル分析を適用すると、従来の個人レベルのモデルよりも現象を広く捉えることができ、統計的な問題点も少ないが、いくつかの問題がある。ひとつは変数値の範囲にかかわる問題である。一般に個人は自分について、社会的に望ましい方向に評価を行なう傾向がある。評価が高いことは単に平均値が高いだけで問題ではない。評定尺度が5段階や7段階のときに高い評価に偏ると取りうる変数の値の範囲が限定される(**range restriction**)。その集計を用いる集団レベル変数はより値が制限される。統計的検定の多くは分散をもとにしているので値の範囲が制限されると効果の検出が難しくなる。

検出力の点で問題となるのは集団の人数と集団の数である。個人レベルのみのモデルでは一部の集団からの回答が少なくても全体の回答をもとに検定を行なうので問題は生じないが、階層構造データでは集団あたりの回答数が少ないと合意性や信頼性以前の問題として集団レベル変数の値の正確さに疑問が生じる。回答数の少なかった集団のデータは集団単位で除去する必要が出てくる。集団の数の問題はより重大である。階層構造データでは個人レベルの偏回帰係数は集団ごとに変化するので検定は集団を単位とした標本で行なわれる。集団レベルの偏回帰係数の検定は集団が単位となるので、集団の数が少ないとこれらの検定の検出力は低くなる。集団

の数が少ない場合にはこの分析は適さないことになる。また、集団の数が多くても集団間で集団レベル変数の値のとり範囲が狭いと選抜効果が生じ、検討したい関係が見出せなくなる。これは一般の個人レベルのみのモデルでも同じではあるが、集計された値はもとの値よりも分散が小さくなるため、マルチレベル分析ではより起こりやすい現象である。

組織や集団を対象とした階層構造データの分析は、集団の人数の多さ、集団の数の多さ、集団の多様性という基本的な、しかし実現は容易でないデータの収集が条件となっている点で実は利用が難しいという問題を抱えている。もちろんこの手法が適用できる場合のメリットは大きいわけで、これらのデータの条件を整えていくのは研究者の課題ともいえる。

最後に、マルチレベル分析が一般化してきたのはここ 10 年ほどの間であるが、現在も手法の発展が続いており、従来は 1 つであった従属変数を複数に拡張した MCA(Multilevel covariance structure analysis)または二段抽出モデルと呼ばれる手法(狩野・三浦, 1997; 豊田, 2000)なども開発され、集団行動への適用も試みられている(尾関, 2006)。階層構造データに対してはマルチレベル分析を必ず用いなければならないわけではないが、これを用いることで従来発見できなかった集団レベルの知見が得られる可能性が高いことから、今後この手法の利用がより進んでいくと思われる。

参考文献

- Bartko, J. J. (1976). On Various intraclass Correlation reliability coefficients. *Psychological Bulletin*, 83, 5, 762-765.
- Bliese, P. D. (2000). Within-group agreement, non-independence, and reliability: Implications for data aggregation and analysis. In K. J. Klein and S. W. J. Kozlowski (Eds.), *Multilevel theory, research, and methods in organizations* (pp. 349-381). San Francisco: Jossey-Bass.
- James, L. R. (1982). Aggregation bias in estimates of perceptual agreement. *Journal of Applied Psychology*, 67, 219-229.

James, L. R., Demaree, R. G. and 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. and Wolf, G. (1993). r_{wg} : An assessment of within-group interrater agreement. *Journal of Applied Psychology*, 78, 2, 306-309.

狩野裕・三浦麻子 (1997). グラフィカル多変量解析(増補版). 現代数学社.

Kozlowski, S. W. J. and Klein, K. J. (2000). A multilevel approach to theory and research in organization: Contextual, temporal, and emergent processes. In K. J. Klein and S. W. J. Kozlowski (Eds.), *Multilevel theory, research, and methods in organizations* (pp. 3-90). San Francisco: Jossey-Bass.

Liao, H., and Chuang, A. (2004). A multilevel investigation of factors influencing employee service performance and customer outcomes. *Academy of Management Journal*, 47, 1, 41-58.

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—. *Bulletin of the Graduate School of Education and Human Development (Nagoya University)*, 53, 171-176.

Raudenbush, S. W. and Bryk, A. S. (2002). *Hierarchical linear models: Applications and data analysis methods (2nd ed.)*. Thousand Oaks, CA: Sage Publications.

Roberts, K. H., Hulin, C. L., and Rousseau, D. M. (1978). *Developing an interdisciplinary science of organizations*. San Francisco: Jossey-Bass.

Spector, P. (2001). Research methods in industrial and organizational psychology: Data collection and data analysis with special consideration to international issues. In N. Anderson, D. S. Ones, H. K. Sinangil, and C. Viswesvaran (Eds.), *Handbook of*

industrial, work and organizational psychology Vol.1. Thousand Oaks, CA: Sage Publications.

豊田秀樹 (2000). 共分散構造分析[応用編]—構造方程式モデリング—. 朝倉書店

**Individual-level variables and group-level variables in
hierarchical data structures
An overview of agreement, non-independence, reliability and the use of
Hierarchical Linear Models.**

Wataru Ide

This article has two purposes. The first is to explain the statistical properties of the most widely used indices of agreement, non-independence, and reliability of hierarchically-nested multilevel data, such as rwg, ICC(1), ICC(2), and eta-squared and to differentiate what each measure shows about the properties of group-level variables. These indices play an important role in conducting and interpreting multilevel analyses in organization research. The second purpose is to provide the practical introduction to the use of a recently developed statistical technique for multilevel data known as HLM. Unlike the conventional individual-level regression analysis, this technique commits few violations of critical statistical assumptions in statistical testing and parameter estimation. While multilevel analysis techniques are useful and applicable for organization research, there are some limitations and practical problems such as measurement of group-level variables and the required group size and the number of groups for obtaining adequate statistical power.

(2009年2月2日受理)