

## 特性・状態の因子の平均を推定する区分モデル<sup>1)</sup>

— 複数観測の縦断データの方法論と応用から —

清水和秋\*・三保紀裕\*\*・西川一二\*\*\*

Trait-state distinction model with structured means:

Methodologies and applications for longitudinal data sets of multiple occasions

Kazuaki SHIMIZU, Norihiro MIHO, and Kazuji NISHIKAWA

### Abstract

In the context of exploratory factor analysis, Cattell (1965) noted that “in the specification equation we must always add state factor scores along with trait factor scores.” This equation was defined by Cattell (1973) as the observed variables loading on the trait factors and the state factors. Applying his idea to structural equation modeling for longitudinal data of multiple occasions, we proposed the trait-state distinction model, wherein the trait factor was invariant for all measurement occasions and the state factor of one measurement occasion was invariant with the other state factor of different measurement occasion. The differences between our model and the single-trait-multistate model of Geiser (2021) are that the trait factor variances and the state factor variances were estimated independently under the factor pattern invariance, and, the means of the trait and state factor scores were also estimated. The trait-state distinction model in this paper was utilized for the State Trait Anxiety Scale of two occasions, the College Learning Perspective Scales of three occasions, the Grit Scale of five occasions, and the Big Five Adjective Scale of 30 items of three occasions. To characterize these psychological variables, the estimated factors’ variances were plotted in a two-dimensional space of trait and state proportions. The implications of combining factor variances and factor means were discussed in relation to trait-state distinction.

Keywords: trait-state distinction model, structural equation modeling, longitudinal data, factor pattern invariance, factor variance, factor mean

\* 本学社会学部教授

\*\* 京都先端科学大学経済経営学部准教授

\*\*\* 京都大学教育学研究科研究員

1) 本稿は、応用心理測定研究会（2018年度と2020年度）での清水和秋の発表を下に、三保紀裕と西川一二とで共同研究を行い、その結果をまとめたものです。この方法論のアイデアとSEM・AmosでのモデルとSTAIとBig Fiveの分析は清水が、Amosと学習観の分析は三保が、Mplusのスク립トとGritの分析は西川が担当しました。それぞれの担当部分の考察を踏まえ、3名で議論し、論文の全体をまとめています。分析対象としたデータの管理や変数の処理などでは、紺田広明さん、花井洋子さん、山本理恵さんに支援して頂きました。そして、特性・状態区分モデルの分析については、今泉慧美さんと片山諒河さんが2020年度の社会学部卒業研究で取り組んでくれました。みなさんに感謝いたします。

抄 録

探索的因子分析の文脈で、Cattell (1965) は、「特定化方程式において、特性因子得点以外に状態因子得点を常に付け加えなければならない」と述べている。この方程式について、Cattell (1973) は、観測された変数が特性因子と状態因子に負荷すると定義している。彼の考えを複数機会の縦断データに構造方程式モデリングに適用しながら、われわれは、特性因子がすべての測定機会に対して因子パターン不変であり、一つの測定機会からなる状態因子が異なる測定機会の他の状態因子と不変であるとする特性・状態区分モデルを提案した。われわれのモデルと Geiser (2021) の単一特性・多状態モデルの違いは、特性と状態の因子分散が因子パターンの不変性の下で独立して推定され、特性と状態の因子得点の平均も推定されることである。特性・状態区別モデルは、2回測定の状態特性不安尺度、3回測定の大学での学習観尺度、5回測定 of Grit 尺度、そして、3回測定 of Big Five 形容詞30項目の尺度で使用された。これらの心理学的変数の特性を明らかにするために、推定された因子の分散を、特性度と状態度の2次元空間にプロットした。因子の分散と因子の平均を組み合わせたことの意義などが、特性・状態区分と関連づけて議論された。

キーワード：特性・状態区分モデル、構造方程式モデリング、縦断的データ、因子パターン不変性、因子分散、因子平均

目 次

1. はじめに
    - 1.1 Cattell による Trait-state distinction
    - 1.2 SEM による Trait-state distinction
    - 1.3 Steyer による Latent state-trait theory
  2. SEM ソフトによる解析
    - 2.1 Amos
    - 2.2 Mplus
  3. 応用編
    - 3.1 測定機会を2回とした STAI の特性と状態の変化
    - 3.2 測定機会を3回とした大学での学習観の特性と状態の変化
    - 3.3 測定機会を5回とした Grit の2因子の特性と状態の変化
    - 3.4 測定機会を3回とした Big Five 形容詞短縮版の特性と状態の変化
  4. おわりに
- 引用文献

1. はじめに

パーソナリティの測定に関して、Cattell (1965 斎藤・安塚・米田 (訳) 1981) は、次のような方法論の未解決な課題を明らかにしている。

「状態を測定することはまだ始まったばかりで幼児期に相当し、これまでのところでは不可解なものが多い。その理由は、多変量法 (multivariate method) が、状態の数や性質を明らかにするためだけに用いられたものではなかったことによる。ある場合には、類似のテスト測度が、状態と特性を指し示すように見えるという問題もなお残っている。

<途中略>

この新しい領域における進歩の形式的な結論は、指定方程式（specification equation）の中で、特性因子得点以外に状態因子得点を常に付け加えなければならない（we must always add state factor scores along with trait factor scores）ということである。（p. 156）（下段のカッコ内は原文、p. 157）」

この特性と状態については、いくつかの議論がある。よく知られているように Mischel (1968 詫摩 (監訳) 1992) は、特性の測定について、その性質である「一貫性」を捉えることに成功していないと H.J. Eysenck や R.B. Cattell に代表されるパーソナリティ研究を批判した。彼がこの中で強調したことは、「状況」であり、よく知られている「人間-状況論争」を引き起こした。この論争は、一貫して安定性のある傾向を測定する立場か、発達過程も含む状況との関係における変化を強調する立場か、いずれに立つのかを対立的にイメージさせる雰囲気を中心とする心理学研究に従事する者に醸し出していた。不毛ともいわれたこの論争は、Fleeson (2001) によってある形では終止符が打たれた (深町, 2005; Corr, 2019 中村・古谷 (監訳) 2021)。その議論の中で、彼は、「状態」の様相が「特性」と同じように、測定することができること、そして、状況との関係の中での「状態」の平均を分布という観点から検討している。この論の展開に Cattell (1973) が引用されており、また、Nesselroade (1988) の trait-state distinction にも言及があることをここでは指摘しておきたい。

上で引用したように、Cattell は、「特性」と「状態」とを対立的に捉えていたわけではない。パーソナリティを階層的な構造で捉えていた Eysenck (1970) は、これに対して、パーソナリティの階層的構造の最上位に「特性」を置き、その下位レベルに、日々の変化する状況の中で生起するいろいろな行動を集約的にまとめることができると考えていたようである。言い換えれば、「状態」は日々の具体的な活動であり、抽象度の高い特性とはレベルが異なると考えた彼は、「特性」を測る尺度の開発に焦点をあて、「状態」を捉える方法論を展開することはなかったようで、Cattell の特性・状態の特に不安に関する議論には批判的な論を、キケロを引用しながら展開している (Eysenck, 1983)。

成長・発達のデータ解析方法論は、構造方程式モデリング (Structural Equation Modeling; 以下、SEM) の応用により、たとえば、縦断的因子分析モデル、潜在成長モデルあるいは潜在曲線モデルや潜在差得点モデルのように、大きな進展をみせている (McArdle & Nesselroade, 2014; Nesselroade & Baltes, 1979; Nesselroade & Cattell, 1988)。SEM が心理学研究に貢献したのは、共通因子に相当する潜在変数を対象として仮説的なモデルの構築とデータとの適合度を評価することができる点にある。そして、伝統的な方法との違いは、ランダム誤差や特殊性などからなる独自性を排除したモデルから問題の検討ができる点にある (狩野, 2002; 清水, 2003a)。

このような方法論の展開の中で、McArdle (1986) や Meredith & Tisak (1990) による潜在成長モデルについて、清水 (1999a, b, 2003c) は、変化の軌跡を切片と傾きとしてあるいは2次関数の2次の項も加えて捉え、さらには、混合モデルにより多様な個人間での成長の軌跡のパターンを分類する方法を検討している。このモデルは、一つの測定変数について、複数の機会の測定を対象として、すべての観測機会の切片をゼロとすることで、軌跡の切片や傾きなどを因子得点の平均として推定するものであった。観測変数は信頼性のあるレベルで確保していることを前提として、一つの観測変数を対象としているが、その独自性を推定することから、共通因子を対象としたモデルであると考えられている。ここでの観測変数は特性か状態のいずれかであって、これらを区分する方向での展開は行われていない (e.g., Geiser, 2021; McArdle & Nesselrode, 2014)。

潜在差得点モデルでは、二つあるいは複数の観測機会の潜在変数の間の差を推定することができる (Hertzog & Nesselrode, 2003; McArdle, 2009; McArdle & Nesselrode, 1994)。このモデルでは、複数の観測変数から観測機会の因子を特定し、さらに切片の因子と潜在差の因子を推定するために、観測変数の切片はすべてゼロに固定することになる (清水・三保, 2011; 清水・三保・紺田・花井・山本, 2011)。観測変数の因子パターンは測定機会間で同値の拘束を与え、機会ごとに潜在する共通因子については因子パターン不変性を確保することになる。このモデルに McArdle (2009) が latent changes in common-factor scores という名前を与えているが、共通因子は特性か状態かのいずれかであり、この2つを区分するものではない。

ここまでで紹介してきた方法は Cattell (1946) の R 技法で収集したデータを対象とするものであった。日々の変化を捉える方法として Cattell は、100日にわたって繰り返し測定した P 技法データの分析を提案している。個人を対象として日々連続的に収集したデータに探索的因子分析を適用することによって状態の次元と変化を時間軸の上で追究しようとしたわけである (Cattell, 1966)。このアイデアは、その後、計量経済学の時系列分析の系列依存性を SEM において潜在因子として特定した Molenaar (1985) の動的因子分析により実現した。

Hamaker, Nesselrode, & Molenaar (2007) は、P-技法で収集したデータに動的因子分析法を適用することによって、観測得点を特性因子得点と状態因子得点の和からなるモデルを検討している。紺田・清水 (2015) は、特性変数である情動性と外向性を対象として、6名の調査参加者から得られた P-技法データに動的因子分析を適用して、時間経過の中での変動性を検討し、これらの変数は、時間の間隔が離れば安定性が低くなることを明ら

かにしている。そして、この傾向が情動性において強いとしている。

Shimizu (2018) は、career indecision の測定に関して、life-span development の研究方法論の展開を踏まえて、次のように新しい動きを紹介している。“Nesselroade (1988) discussed such problems in the context of human development as trait-state distinction. He proposed that observed variables can have both, a latent variance of trait and a latent variance of state (also see, Hertzog & Nesselroade, 1987). Traditionally, it is assumed that items load chiefly on one common factor and that such simple structure is desirable for scale construction. Nesselroade’s proposal is that an item as an observed variable loads on two latent factors; one is the trait factor, the other is the state factor. Geiser, Keller, Lochart, Eid, Cole, & Koch (2015) described such a trait-state distinction model. (P.231)”

ここで紹介したモデルはその後 Geiser を中心として、縦断的 SEM での諸モデルの一つとして検討が行われている (Geiser, 2021; Geiser, Hintz, Burns, & Servera, 2020, 2021)。その中には、潜在成長モデルや潜在差得点モデルの紹介もあるが、特性と状態については、上で引用したモデルの他に Steyer の Latent state-trait theory に多くの頁が割かれ、そして、state と trait の語順で理論を展開している (Steyer & Schmitt, 1999)。発達研究の分野では、Nesselroade (1988) や Hertzog & Nesselroade (1987) に代表されるように trait-state distinction が使われてきた。これに対して、Steyer や Geiser たちは、state-trait distinction、state-trait model、state-trait theory などの用語を使用している。このため、このモデルを応用分野で使用しようとする研究者に混乱を与えているかもしれない。

本稿では、Cattell の議論に戻り、「特性」と「状態」を区分けして捉えることの本質的な意義を問い直しながら、古典的な分散分析や縦断的因子分析モデルや潜在差得点モデルを革新させることを試みてみることにする。方法論としては、縦断的 SEM であり、ここに因子パターン不変性と構造平均を bifactor モデルに組み込んでみることにする。

ここでは、「特性」を複数の測定機会に一貫して潜在する因子とし、「状態」を測定機会に固有な潜在因子と操作的に定義してみることにする。そして、特性因子の一貫性は、因子パターン不変性とすることで確保し、測定機会別の状態因子についても因子パターン不変性を仮定することにする。

### 1.1 Cattell による Trait-state distinction

Cattell (1957) は、パーソナリティの測定に現れる変化について、成熟 (maturation)、

学習 (learning)、そして、観測誤差ではない変動 (fluctuations) によって生起することを議論している。成長や発達についての研究方法論は、成熟や学習を対象としたものであり、伝統的なパーソナリティ測定分野では特性として研究が蓄積されてきたものに相当すると考えられる。これらに加えて、Cattellが観測誤差ではないとわざわざ強調しているように変動することをその性質とする感情や気分の測定に研究を展開している。そして、Cattell & Scheier (1961) では、特性としての不安とは別に状態としての不安について検討を行っている。この研究について、上でも紹介したように Eysenck (1983) は、キケロの「トゥスクルム荘対談集」を引用しながら、特性不安と状態不安についての議論はギリシャ哲学の時代に言及されていることだとして、この2つを区分することには批判的であった。パーソナリティの測定について、階層的なモデルを提案している Eysenck にすれば、日々の変動は下位レベルの習慣的な反応水準に含まれるもので、特性レベルの下位に過ぎないと考えていたのではないだろうか。これに対して、上でも紹介したように、Cattell は、そして、彼自身も彼の影響の下で研究を進めた者達は、trait-state distinction という用語を使いながら、この2つを独立したものとして測定することに挑戦してきた (Cattell, 1973, 1979; Hertzog & Nesselroade, 1987; Nesselroade, 1988)。

ここでは、Cattell (1965) の指定方程式 (specification equation) が、彼自身によって、その後どのように展開されてきたのかを紹介しておくことにする。まず、 $Z_{ij}$  を個人  $i$  の観測変数  $j$  の標準得点とすると、特性因子は、次のように表すことができる (Cattell, 1973)。

$$Z_{ij} = b_{j1}T_{1i} + b_{j2}T_{2i} + \cdots + b_{jk}T_{ki} + d_jU_{ij} \quad (1)$$

この式の  $b_{j1}$  から  $b_{jk}$  は、変数  $j$  の特性因子の第 1 因子から第  $k$  因子の因子パターンであり、 $T_{1i}$  から  $T_{ki}$  は、個人  $i$  の第 1 因子から第  $k$  因子の因子得点である。 $d_j$  は、変数  $j$  の独自性であり、 $U_{ij}$  は、個人  $i$  の変数  $j$  の独自性得点である。一般的な共通因子のモデル式であった (1) 式に Cattell (1973) は、 $p$  個の状態因子を挿入している。

$$Z_{ij} = b_{j1}T_{1i} + b_{j2}T_{2i} + \cdots + b_{jk}T_{ki} + b_{js1}S_{1i} + b_{js2}S_{2i} + \cdots + b_{jsp}S_{pi} + d_jU_{ij} \quad (2)$$

ここで、 $b_{js1}$  から  $b_{jsp}$  は、変数  $j$  の状態因子の第 1 因子から第  $p$  因子の因子パターンであり、 $S_{1i}$  から  $S_{pi}$  は、個人  $i$  の第 1 因子から第  $p$  因子の状態因子の因子得点である。この式の意味するところは、 $j$  という一つの観測変数に  $k$  個の特性因子と  $p$  個の状態因子が潜在しているということである。

特性因子については、時間経過の中でも一貫した安定性を示すことが期待される。そし

て、この因子に負荷する項目を集めて $\alpha$ 係数、 $\omega$ 係数などによる信頼性の高い尺度が実際の研究では構成されている。この(2)式は、状態因子が、特殊性ではなく、あくまでも共通因子の一つであることを表している（Cattell, 1979）。そして、この因子について、探索的因子分析から信頼性の高い尺度の構成が可能であると彼は考えていたわけである。

Tang, Richter, & Nadkarni (2020) は、組織行動分野の29個の構成概念について、文献の内容分析から trait-state 指標による評定を行い、state と trait とを別なものとするのではなく、連続体として捉えている。そして、その連続した軸の上に state-like と trait-like とを両極におく、分析的枠組みを提案している。これを(2)式に当てはめると、state 因子の分散が、trait 因子の分散に比べて多い場合には、state-like といえよう。この逆が trait-like であり、因子の分散から観測変数がいずれの方向に寄っているのか、その程度を2つの因子の分散の割合から判定することができそうである。

## 1.2 SEMによるTrait-state distinction

(2)式の観測変数は、標準得点形式であり、特性と状態の因子得点も独自性得点も同様であり、因子パターンの推定も探索的とならざるを得ない。そして、因子間の相関も探索的に得られることになり、特性と状態との間の関係に仮定を挿入することができない。このように、このままではCattellによるアイデアを実際の解析へと結びつけることができない。

McArdle (1984) は、Cattellの探索的因子分析の時代のさまざまなアイデアや方法が、その後において、SEMによって実現していることについて、尊敬とユーモアを込めてmadness in Cattell's methodと表現している。ここでは、この(2)式をSEMから検討を加えることによって、彼の「特性」と「状態」を区分して取り扱うというアイデアを現代のデータ解析の方法であるSEMで展開してみることにする。

### 1.2.1 モデルの定義

探索的因子分析の枠組みから離れ、特性因子と状態因子とを独立させてそれぞれの因子パターンを推定するために、そして、特性因子と状態因子を独立させるために、SEMのモデル式として(2)式を考えてみることにする。さらに議論を進めるための準備として、この式に観測変数の切片 $\tau_j$ を組み込み、観測変数の素点 $X_{ij}$ から式で表してみることにする。そして、議論の展開を簡潔なものとするために、特性因子と状態因子は、それぞれ一つの因子として、 $k$ と $p$ に集約してみる。

$$X_{ij} = \tau_j + b_{jk}T_{ki} + b_{jsp}S_{pi} + d_jU_{ij} \quad (3)$$

ここでは、観測変数  $j$  を対象としている。この  $j$  について、観測機会を複数とし、それらの一つを代表させて  $t$  と表記するとこの(3)式は、次のように表すことができる。

$$X_{ijt} = \tau_{jt} + b_{jtk}T_{ki} + b_{jtsp}S_{pi} + d_{jt}U_{ijt} \quad (4)$$

この式の  $b_{jtk}$  や  $b_{jtsp}$  そして  $\tau_{jt}$  などは、SEMの解析において識別できる範囲内で推定値を得ることができる。この添字  $t$  は、成長や発達のデータを対象とした場合には、測定機会に対応する。なお、添字に  $s$  を付けたのは、状態因子であることを明示するためであった。Cattell (1979) は、この一連の議論を、発達の時間軸での測定機会だけではなく、測定状況へも広げていることを紹介しておくことにする。

### 1.2.2 因子パターン不変性

ここでは、特性因子は測定機会全体では不変であるとする (Collins, Horn, 1991; Meredith, 1993; Nesselroade, 1983, 清水, 2003b)。具体的には、複数の観測機会のすべてにおいて、観測変数と因子との関係である因子パターンの不変性を保持するような拘束を、識別性の確保とともに挙げる。状態因子については、複数の観測機会ごとに観測変数についての共通因子であるとする。このように、状態因子についても、測定機会ごとでの識別性の確保に加えて、一般的な縦断的因子分析モデルのように測定機会間の因子パターン不変性という拘束を設定することにする。なお、特性因子と状態因子間、そして、状態因子相互間は、独立した関係にあるとする。

この(4)式について以上の仮定を具体的に示すために、3個の観測変数を対象に3回の繰り返し測定を行ったと想定してみることにする。そして、特性因子の数を1個、それぞれの測定機会ごとに状態因子を1個としてみることにする。ここでは、まず、第1回目の3変数を次のように表してみる。

$$X_{i11} = \tau_{11} + b_{11}T_i + b_{11s1}S_{1i} + d_{11}U_{i11} \quad (4.1.1)$$

$$X_{i21} = \tau_{21} + b_{21}T_i + b_{21s1}S_{1i} + d_{21}U_{i21} \quad (4.1.2)$$

$$X_{i31} = \tau_{31} + b_{31}T_i + b_{31s1}S_{1i} + d_{31}U_{i31} \quad (4.1.3)$$

次に、第2回目の3変数を次のように表してみる。ここでは、特性因子は、1回目と同じ



因子  $T$  とし、状態因子は 2 回目の因子  $S_2$  のみが潜在しているとする。

$$X_{i12} = \tau_{12} + b_{12}T_i + b_{12s2}S_{2i} + d_{12}U_{i12} \quad (4.2.1)$$

$$X_{i22} = \tau_{22} + b_{22}T_i + b_{22s2}S_{2i} + d_{22}U_{i22} \quad (4.2.2)$$

$$X_{i32} = \tau_{32} + b_{32}T_i + b_{32s2}S_{2i} + d_{32}U_{i32} \quad (4.2.3)$$

そして、第 3 回目の 3 変数を次のように表してみる。ここでも特性因子は、1 回目と同じ因子  $T$  とし、状態因子は 3 回目の因子  $S_3$  のみが潜在しているとする。

$$X_{i13} = \tau_{13} + b_{13}T_i + b_{13s3}S_{3i} + d_{13}U_{i13} \quad (4.3.1)$$

$$X_{i23} = \tau_{23} + b_{23}T_i + b_{23s3}S_{3i} + d_{23}U_{i23} \quad (4.3.2)$$

$$X_{i33} = \tau_{33} + b_{33}T_i + b_{33s3}S_{3i} + d_{33}U_{i33} \quad (4.3.3)$$

SEM で因子パターンや因子の分散や因子の平均、そして、独自性の分散の推定値を得るには、モデルを識別する必要がある。ここでは、 $b_{11}$ 、 $b_{12}$ 、 $b_{13}$  を 1 で固定し、特性因子の因子パターンが 3 回の測定において不変であるとして  $b_{21} = b_{22} = b_{23}$ 、 $b_{31} = b_{32} = b_{33}$  とする。3 個の状態因子の因子パターンについても、 $b_{31s1}$ 、 $b_{32s2}$ 、 $b_{33s3}$  を 1 で固定する。このモデルの識別により、特性因子得点 ( $T_i$ ) と状態因子得点 ( $S_{1i}$ 、 $S_{2i}$ 、 $S_{3i}$ ) の分散を推定することができる。なお、3 つの因子得点間の共分散は、独立に固定する。すなわち、 $\sigma(T, S_1) = 0$ 、 $\sigma(T, S_2) = 0$ 、 $\sigma(T, S_3) = 0$ 、そして、 $\sigma(S_1, S_2) = 0$ 、 $\sigma(S_1, S_3) = 0$ 、 $\sigma(S_2, S_3) = 0$  である。

ここでは、これらに加えて、状態因子の因子パターンの不変性を設定してみることにする。すなわち、 $b_{11s1} = b_{12s2} = b_{13s3}$ 、 $b_{21s1} = b_{22s2} = b_{23s3}$  である。ここで検討しているのは因子分析モデルであって、(ランダム) 誤差と真の得点からなる古典的テスト理論のモデルではない。Cattell (1973) や Hertzog & Nesselrode (1987) の状態に関する議論を踏まえ、測定機会や測定状況との関係で発生する攪乱は、特殊性に含まれると考え、特殊性と誤差からなる独自性を排除した共通因子として、特性因子だけではなく、状態因子も識別するモデルをこのように構想した。

### 1.2.3 因子の分散

特性と状態の因子を独立したあるいは並列した関係とした Cattell の (2) 式は、因子分析

の古典的な表現では、多因子モデルであり、(4)式は、これを bifactor モデルの一般因子をここでの特性因子 ( $T$ ) とし、同じく bifactor の特性因子を測定機会の状態因子 ( $S_1, S_2, S_3$ ) としていると考えられることもできる (清水・青木 (2015) 参照)。

ここでは一般的な縦断的因子分析と同じように、時間経過の中での因子パターン不変性を特性因子だけでなく、状態因子においても仮定することにした。そして、特性因子と状態因子との間には独立を仮定し、さらに、状態因子間でも同様に独立を仮定し、それぞれの因子の分散を推定することにした。このような仮定が適切なものであるかどうかは、モデルの適合度や推定値のワルド検定などから判断することができると考えている。場合によると、特性因子だけで、状態因子の分散がワルド検定からゼロと判定されることも考えられる。逆に、特性因子の分散が小さく、状態因子の分散が大きいことも想定される。

このような因子の分散の大きさに関して、特性度 (Pt: proportion of trait) という指標を導入してみることにする。この Pt を、特性因子と状態因子の分散の和を共通因子の全体分散として、これに占める特性因子の割合から定義してみることにする。ここで、測定機会の数を  $g$  とする。

$$Pt = \frac{\sigma^2(T)}{\sigma^2(T) + \sum_{p=1}^g \sigma^2(S_p)} \times 100 \quad (5)$$

状態因子の分散の推定値のすべてが有意でない場合には、状態因子が無いということになる。この場合には、Pt は、100% となる。この逆に特性因子の分散が小さくなり、状態因子の分散が大きくなれば、Pt の値は小さくなる。心理学の測定で使用されている変数について、この特性度を指標として導入すると、それらの測定での特徴を整理することができるようになるのではないかと考えている。

発達の段階や状況によって状態の個人間の散らばりの大きさが異なることもある。この状態分散の大きさの程度を、Pt を応用し、 $p$  番目の測定機会の状態因子の割合を状態度 ( $Ps_p$ : proportion of state at the  $p$ th wave) として、次のように定義してみることにする。

$$Ps_p = \frac{\sigma^2(S_p)}{\sigma^2(T) + \sum_{p=1}^g \sigma^2(S_p)} \times 100 \quad (6)$$

状態度は、測定時点 ( $p$ ) で起きていることを教えてくれる指標となるかもしれない。

## 1.2.4 因子の平均

### 1.2.4.1 対応切片同値拘束

因子の平均については、2つの推定方式が考えられる。一つの方法は、構造平均モデルで因子得点の平均を推定する一般的なやり方である。この場合には、繰り返し測定因子パターンを不変とし、観測変数の切片については、上の例で説明すれば、 $\tau_{11} = \tau_{12} = \tau_{13}$ 、 $\tau_{21} = \tau_{22} = \tau_{23}$ 、 $\tau_{31} = \tau_{32} = \tau_{33}$ として、因子の平均である $\mu(T)$ 、 $\mu(S_1)$ 、 $\mu(S_2)$ 、 $\mu(S_3)$ を推定することになる。この方法では、識別性を確保するために、 $\mu(T) = 0$ に加えて、状態因子の一つの平均もゼロで固定することが必要となる。この結果、推定されるのは $\mu(S_2)$ 、 $\mu(S_3)$ などの状態因子の平均となる。ある意味では、 $\mu(S_1)$ をゼロのベースラインとし、有意な値として推定された2回目以降の状態因子の平均から測定機会間の状態の違いに検討を加えることになる。この平均の推定値については、ワルド検定を適用することになる。そして、モデルの適合度を確認しなければならないことも指摘しておきたい。

ここでは、3個の観測変数を分析対象として、モデルのSEMでの識別性を確保するという観点から説明を行ってきた。識別性は、観測変数の数と固定するパラメータとの関係の中で定まることになる。「対応切片同値拘束」は、観測変数の数が2の場合にはすべての因子得点の平均をゼロに固定しても識別されない。実際の解析では、SEMのソフトが出力する識別に関する情報に従うことをここでは勧めておきたい。

### 1.2.4.2 全切片ゼロ拘束

もう一つの方法は、潜在成長モデルや潜在差得点モデルのように、因子得点の平均に観測得点の平均を反映させる方法である。具体的には、繰り返し測定因子パターンについて不変性を設定し、観測変数のすべての切片をゼロに固定して、因子得点の平均を推定する方法である。観測変数の切片 $\tau_{11}$ から $\tau_{33}$ のすべてをゼロとすることで、観測得点の素点形式の数値で結果を推定できることになる。これにより、特性と状態の因子平均の位置関係を、尺度得点のようなイメージでその結果を把握することに役立つようになるのではないかと考えている。この方法を採用する場合には、分析対象の観測変数の平均がある範囲において整っていることが条件となると考えている。この方法の適否は、SEMソフトが提供してくれる適合度、推定値のワルド検定、そして、修正指数から判断することになる。

この「全切片ゼロ拘束」の場合には、観測変数が2個の場合にもSEMでの識別が可能であり、自由度を1とした解の推定が可能である。その場合、状態因子のいずれかの平均をゼロで固定しなければならない。

### 1.2.5 独自性間共分散

同じ観測変数を同じ調査参加者に繰り返して調査を行う縦断データでは、前の調査での回答の記憶などいろいろな要因からの影響が横断研究とは違って混入してくることがある。このような縦断データのSEMによる解析では、Jöreskog (1979) が独自性間共分散を許容することにより、適切な適合度の結果を得ることができることを紹介している。

もし、(4)式の独自性がランダム誤差であったとすれば、測定機会間で共分散を仮定することはできない。測定に混入する特殊性は、ランダム誤差と真の得点との和としてモデルを構築した古典的テスト理論では、信頼できる分散の一部となる。この特殊性の分散について、その内容を特定する議論も、推定値として抽出する方法もいまだに理論としても方法としても確立していない (Lord & Novick (1968) など)。(1)式の探索的因子分析では、共通因子の分散を共通性として推定し、観測変数の独自性は観測変数の分散から共通性を引いた値として考えられてきた。SEMでは、これを独自性として、共通因子の因子パターンや因子間相関などの値とともに推定することが行われている。

独自性間共分散を適切な組み合わせの箇所での推定することによって適合度が良くなることが多い。この操作を行っても、独自性間共分散の推定前と推定後では、因子パターン、因子の分散、平均の推定値に大きな変化はみられない。もし、独自性間共分散を推定する前後で、因子に関する推定値に違いがみられれば、モデルの全体を再検討することが必要なかもしれない。この操作でも、ワルド検定で有意な推定値となるのかどうかを確認する必要がある。

### 1.2.6 モデル適合度

構造方程式モデリングによる結果の報告の仕方、適合度の判断基準などに関して、West, Taylor, & Wu (2012) などが、理論的な展開を踏まえたガイドラインを提供している。モデル適合度の各種指標の理論や判断の方法などについては、狩野・三浦 (2020) や星野・岡田・前田 (2005) が詳しく解説している。ここでは、この分野での代表的な研究を参考にしながら、Amos や Mplus などのSEMソフトで出力される代表的な指標について、モデルの適合を評価するカットオフ値 (golden ruleともいわれる) を紹介しておきたい。

最尤法の適用を前提として、モデルの適合度の判断に関しては、 $\chi^2$  統計量が代表的な指標である。この $\chi^2$ の値の報告では、自由度も必須の情報である。モデルの適合度が良いとする帰無仮説には、参加者の数が影響を与えるので、十分に大きな数の参加者であれば、有意確率 ( $P$  値) は小さくなり、この帰無仮説を棄却せざるを得なくなることはよく知ら

れている。Jackson, Gillaspay, & Purc-Stephenson (2009) は、より適切な判断を下すことができるとしている指標で、SEMのソフトウェアであるAmosが出力するRMSEA (Root Mean Square Error of Approximation)、CFI (Comparative Fit Index)、TLI (Tucker-Lewis Index)、IFI (Incremental Fit Index)、SRMR (Standardized Root Mean Square Residual) を紹介している。これらの中で、Mplusからは、CFI、TLI、RMSEA、SRMRなどが出力される。ここでは、モデルの適合を評価するカットオフ値 (golden rule) は、Browne & Cudeck (1993)、Hu & Bentler (1999)、Marsh, Hau, & Wen (2004)、O'Boyle & Williams (2011)、West, et al. (2012) の提案を踏まえ、CFI、TLI、IFIについては0.95以上、RMSEAについては0.05以下、そして、SRMRについては0.08以下と考えることにする。なお、Hu & Bentler (1998) は、SRMRは因子間の関係の構造モデル部分に、そして、RMSEA、CFI、TLIは因子と観測変数の部分に、それぞれ敏感な指標であることを報告している。また、Shi, DiStefano, Maydeu-Olivares, & Lee (2021) は、自由度が小さいモデルでは、RMSEAよりは、SRMRあるいはCFIの方が適合度の判断において、より適切であるとしている。これに加えて、モデル間比較の指標であるAIC (Akaike's Information Criterion) もそれぞれのソフトから出力される。

### 1.2.7 モデルの修正

SEMソフトによっては、モデルを修正するアドバイスが修正指数として、大量に出力されることがある。出力された修正指数に従って、そのまますべての共分散を引いてしまうような研究も見受けられる。修正指数は、データから解の推定をした時点でのモデルとの関係から計算されるので、多数の修正を同時に行うことには注意を払う必要がある。

モデルの修正の仕方によっては、特性・状態区分モデルを大きく逸脱することも起きてくるかもしれない。たとえば、因子パターン不変性や因子間の独立性などについて、モデルの適合度をよくするために、これらを変更するようなアドバイスが出力されることもある。因子パターンの不変性についての修正を行うと、因子の分散や平均を比較する根拠が弱くなる可能性があることを指摘しておきたい。その場合には、清水 (2003b) で紹介した布置不変性という選択肢もあることに言及しておくことにする (Horn & McArdle, 1992; Horn, McArdle, & Mason, 1983; Meredith, 1993)。

「全切片ゼロ拘束」では、観測変数の全切片をゼロとする強い拘束をおいたモデルである。このため、修正のアドバイスに従って、切片の拘束を緩めること、あるいは、独自性の平均をゼロから推定へと変更することもできる (Meredith, 1993; 清水, 2003b)。「対応

切片同値拘束」の場合でも同様の現象に解の推定において遭遇することがあるかもしれない。もし、切片での拘束を同値ではなく、部分的に自由とした場合には、推定される因子の分散や平均の値には、解釈において注意を払う必要がある。この場合には、観測変数の平均値やデータそのものを精査し直してみることを勧めておきたい。

因子の分散がワルド検定において有意でなくなった場合、この因子を除外して、解の推定を行うことになる。状態因子では、発達段階や状況によって、測定時点で個人間差が小さな場合、その因子を除いて、新しいモデルを構築することになる。

仮説・検証的な立場からSEMを活用するというよりは、ここで提案した方法は、出力される推定値やワルド検定結果などを検討するというデータとの対話を通して、探索的にモデルを構築することになるかもしれない。SEMソフトとの解析から適合度のよい結果を得るということだけではなく、結果の解釈とその解釈から説明できることを大切にしたいと考えている。

### 1.3 Steyer による Latent state-trait theory

特性と状態とを潜在変数として特定する試みは、Steyer を中心としたドイツの研究グループによっても行われてきた。彼らは、潜在状態・特性理論 (Latent state-trait theory) という名称の下で、理論と解析例を検討している (Steyer & Schmitt, 1990; Steyer, Schmitt & Eid, 1999)。その後、Steyer, Mayer, Geiser, & Cole (2015) は、より体系的なまとめをSEMの立場から行っている。Geiser (2021) は、その後の発展も踏まえた総括的なまとめを *Mplus* のスクリプトも提供しながら行っている。

彼らによる共同研究の初期の頃の論文を紐解いてみると Steyer & Schmitt (1990) は、態度測定において、パーソナリティ測定と同じように再検査の相関から得られる安定性のような信頼性のある特性に加えて、短時間で状況との関係において生じる変化の測定が必要であることを議論している。測定の状況との相互作用の中で生じる状態については、気分やその時の状況によって影響を受ける自己意識などを例としている。

この理論の特徴は、状態と特性を独立した操作の対象とするのではなく、状態因子を一次因子レベルとし、その上位に特性を位置づけていることである。なお、Steyer は、当初から、この理論を古典的テスト理論の下で展開したことを強調している。このことは、Geiser (2021) にも引き継がれており、因子分析モデルを理論のベースとしているSEMの立場から考えてみると奇異に思えることを指摘しておきたい (たとえば、Bollen (1989), Cudeck, du Toit, & Sörbom (2001), Hoyle (2012), 清水 (2013) など)。

この潜在状態・特性理論を(4)の表記を応用して、Steyer et al. (1999) を参考に、次のように表してみることにする。

$$X_{ijt} = \tau_{jt} + b_{jts\phi} S_{\phi i} + d_{jt} U_{ijt} \quad (7)$$

$$S_{\phi i} = b_{jtk} T_{ki} + \zeta_{jt} E_{ijt} \quad (8)$$

この(8)式は、1次の状態因子と2次の特性因子との関係を表す。この $\zeta_{jt}$ はこの式での攪乱の重み係数であり、 $E_{ijt}$ はその得点である。このモデルでは、Cattellの(2)式のような状態と特性とを独立した関係としてはいないことになる。

Geiser (2021) は、単一特性複数状態モデルをこの潜在状態・特性理論の延長線上に位置づけている。その際、 $b_{jts\phi}$ の値をすべて1に固定することで、(8)式を(7)式に代入し、次のように整理している。

$$X_{ijt} = \tau_{jt} + b_{jtk} T_{ki} + \zeta_{jt} E_{ijt} + d_{jt} U_{ijt} \quad (9)$$

この(9)式は、1.2で展開した(3)式あるいは(4)式と同じであると考えることができる。違いは、状態因子を state residual と表現していることにある。2次因子モデルからの展開に(9)式は引きずられているようで、SteyerやGeiserの説明では、特性因子と状態因子とを独立した因子とみなすことができていない。

因子の平均については、Steyerの潜在状態・特性理論では、特性因子のみを対象としており、状態因子の平均についてはGeiser (2021) も言及していない。これは攪乱項として状態因子を想定していることによるのかもしれない。その中でも、モデルを制約のより少ない bifactor モデルとして、(9)式が推定可能であることを Mplus のスクリプトとともに紹介していることにここでは言及しておきたい。

上の1.1や1.2ではパーソナリティの縦断的研究分野での議論や方法を中心に検討してきた。Geiser, Hintz, Burns, & Servera (2020) は少し異なる立場から、個人がおかれた状況で生起する変動を捉える方法として、潜在成長モデル、潜在得点差モデルと上で説明した特性と状態についての2因子モデル、bifactor モデルにも言及していることを紹介しておきたい。

繰り返し指摘してきたように、SteyerとGeiserの状態・特性理論では、状態因子の平均をモデルに取り込んでいない。Shimizu (2018) が、特性と状態についてのGeiser et al. (2015) の bifactor モデルが特性と状態のそれぞれの因子の分散を特定することができるこ

とを引用しているように、彼らは、主に因子の分散の推定を議論している。潜在変数の平均を推定できるところにSEMの意義があるわけであり、この点でも、これを追究していないことに奇異な感じがすることを指摘しておきたい。

以下では、Cattellのtrait-state distinctionの枠の中で、潜在変数の分散に加えて、平均の推定を実際にソフトによって解析する具体的な手順について、さらに説明を加えてみることにする。

## 2. SEMソフトによる解析

時間経過の中で起きる個人内変化 (intra-individual difference) については、古典的な方法として、反復分散分析が使用されてきた。測定機会別の観測得点の平均を対象にして、その変化について、要因を挿入することにより、群内や群間など要因間での平均の違いも検討することができる (e.g., Maxwell, Delaney, & Kelley, 2017)。

伝統的にこの目的で使用されてきた統計分析の手法は、主に因子分析から構成した尺度得点の変動に焦点を当てるものであり、変数は「特性」を測定すると考えられてきたものであった。一般的に構成された尺度の信頼性係数は内部一貫性では0.8程度が期待され、再検査信頼性では0.3程度の値という報告もみられる。このように伝統的な分析方法は、観測変数を対象としており、ある程度の観測の特殊性などや攪乱分散を含むままに行われてきたといえよう。

ランダム誤差と特殊性を独自性とし、これとは独立した因子において平均を推定する方法がSEMの下位モデルとして発展してきた (たとえば, Bollen (1989), 清水 (2013) など)。探索的因子分析が分析の対象とする観測変数は、(1)式で示したように、平均をゼロ、標準偏差を1とした標準得点の形式として扱われてきた。因子得点についても同様に標準形式であった。これに対して、(3)式あるいは(4)式では、観測変数の切片を $\tau_j$ として組み込むことで、因子分析のモデル式を素点で表している。

潜在成長モデル (McArdle, 1986, 2009; Meredith & Tisak, 1990) や潜在得点差モデル (Hertzog & Nesselrode, 2003; McArdle & Nesselrode, 1994; McArdle, 2009) では、観測変数の切片をゼロに固定し、因子得点に変化の程度を集約化する方法を採用している。なお、これらのモデルについては、清水 (1999a, b, 2003c) と清水・三保 (2011)、清水ほか (2011) がそれらの理論とAmosによる解析例を紹介している。



## 2.1 Amos

ここでは上で説明した特性と状態の因子の分散と平均を推定するモデルについて、Amosを使ってその概要を説明してみることとする。まず、(4)式と同じように、3回の測定機会で3個の変数を測定したと想定する。そして、この3回の測定全体に渡って一つの特性因子を仮定し、状態因子は、それぞれの測定機会ごとに3個とする。図1が、Amosで描いた図である。

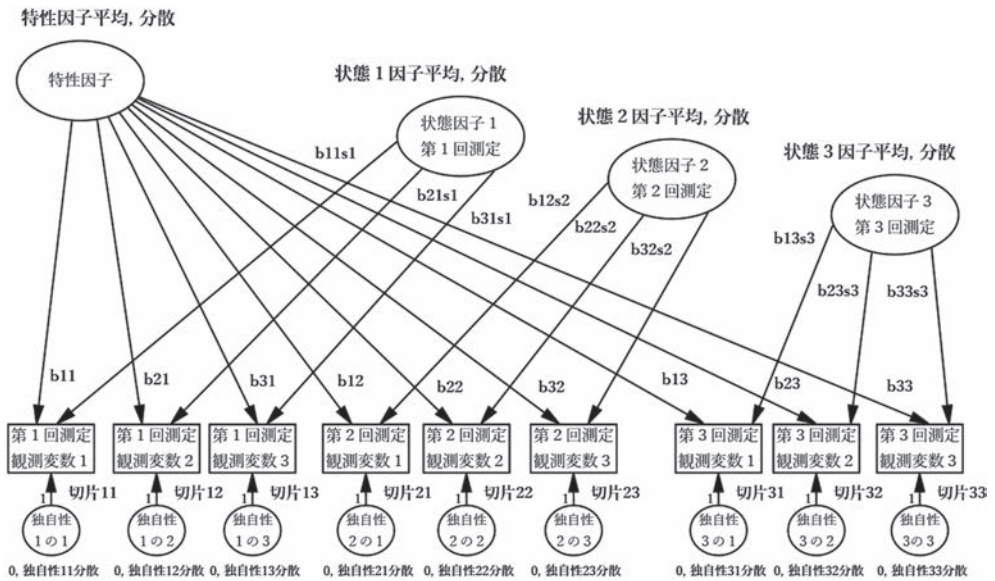


図1 Amosによる特性・状態区分の構造平均モデル

モデルを識別するための固定パラメータや同値拘束パラメータの指定は、Amosでは『モデルを管理』の画面で行うことになる。Amosの使い方の詳細は、田部井（2001）が詳しい。最尤推定、標準誤差、ワールド検定や適合指標など数理的な知識について、狩野・三浦（2020）を参照してもらうことにして、そして、SEMを利用する際に一般的なことについては1.2での説明を参照してもらうことにして、ここでは、Amosのグラフィックスを使ってモデルを構築する手順などを簡単に説明することとする。

### 2.1.1 測定モデルの構成

(4.1.1) 式から (4.3.3) 式を図に対応させながら、Amosでモデル図を描いてみた。この図1の四角形は、観測変数を表し、円あるいは楕円は、因子や独立性などの潜在変数を

表している。

第1回測定観測変数1から3が、(4.1.1)式から(4.1.3)式の $X_{11}$ から $X_{31}$ に対応し、第2回測定観測変数1から3が、(4.2.1)式から(4.2.3)式の $X_{12}$ から $X_{32}$ に対応し、そして、第3回測定観測変数1から3が、(4.3.1)式から(4.3.3)式の $X_{13}$ から $X_{33}$ に対応している。なお、ここでは添字 $i$ を省略している。各観測変数の切片である $\tau_{11}$ から $\tau_{33}$ は、切片11から切片33に対応しており、観測変数の四角形の右下に表示している。各変数の独自性は、独自性1の1から独自性3の3として、それぞれの式の $d_{11}$ から $d_{33}$ に対応している。なお、この図では、独自性間共分散については描いていない。

図1の特性因子は、(4.1.1)式から(4.3.3)式の $T$ であり、状態因子の1から3は、(4.1.1)式から(4.3.3)式の $S_1$ から $S_3$ である。これらの因子パターンの表記は、式と図では同じである。因子の識別のための固定では、(4.1.1)式から(4.3.3)式で説明したように、特性因子パターンである $b_{11}$ 、 $b_{12}$ 、 $b_{13}$ を1で固定し、状態因子の因子パターンについても、同じ変数に2つの因子からのパスを1で固定することを避けて、 $b_{31s1}$ 、 $b_{32s2}$ 、 $b_{33s3}$ を1で固定する。これに加えて、測定機会が違って、因子パターン不変性を保持するために、特性と状態の2つの因子で設定することにする。特性因子では、 $b_{21} = b_{22} = b_{23}$ と $b_{31} = b_{32} = b_{33}$ とであり、状態因子では、 $b_{11s1} = b_{12s2} = b_{13s3}$ と $b_{21s1} = b_{22s2} = b_{23s3}$ である。

### 2.1.2 対応切片同値拘束

構造平均モデルで因子得点の平均を推定する一般的なやり方では、繰り返し測定の因子パターンを不変とし、観測変数の切片について、観測変数1の3回について切片11 = 切片21 = 切片31とし、観測変数2についても同様に、切片12 = 切片22 = 切片32とし、観測変数3でも切片13 = 切片23 = 切片33と拘束を与える。なお、このような設定はAmosでは、「モデルを管理」の「パラメータ制約」でおこなう。

それぞれの変数で観測変数の平均（ここでは切片 $\tau$ ）が等しいという仮定の下で、因子の平均を求めるのであるが、この場合には、特性因子の平均をゼロと固定し、状態因子の中で一つの平均を同じくゼロに固定しないと識別性を確保できない。ここでは、特性因子は観測機会の全体にわたって変化していないことを前提として、変化は、状態因子で推定することができた平均の値に表れると考えることにする。推定された因子の平均については、Amosの出力の推定値の平均値に出力され、標準誤差の推定値からワルド検定を適用することができる。

### 2.1.3 全切片ゼロ拘束

観測得点をそのままの形で因子の平均に反映させる方法であり、変化の軌跡の切片や傾きを推定する潜在成長モデルで使われている（たとえば、清水，1999）。潜在差得点モデルでも、測定値間の差を因子得点において推定するために同様の方法を採用している（たとえば、清水・三保（2011）、清水ほか（2011）など）。

この拘束のやり方を応用して、測定機会間で、特性因子と状態因子の因子パターンについて不変性を設定し、観測変数のすべての切片をゼロに固定して、因子得点の平均を推定してみることにする。ここでも、推定された因子の平均については、ワルド検定を適用することができる。その結果を踏まえ、有意と判断できた状態因子の平均の値から、測定機会の変化のレベルを判断することができると考えている。

この方法を採用する場合には、分析対象の観測変数の平均がある範囲において整っていることが条件となると考えられる。この方法の適否は、SEMソフトが提供してくれる適合度、推定値のワルド検定、そして、修正指数から総合的に判断することになる。

### 2.1.4 分析とプロパティそして推定

Amos (IBM SPSS Amos25) では、SPSS データファイルだけではなく、Excel やテキストなど多様なソフトのデータ形式にも対応している。Amos Graphics において、図 1 のようにモデル図を作成し、因子パターン、因子の平均・分散、切片、独自性の分散などの値を推定するパラメータに名前を付け、因子パターン不変性の設定やモデルによっては切片や因子の平均のゼロ拘束などをモデルの管理で行う。

ここで取り上げたモデルの分析では、解の推定（最小化解離度）では最尤法を使用し、平均と切片を推定することの指定が必要である。解の推定を行おうとすると「Amos では次の変数組は無相関でなければなりません。」という Amos の警告が出力される。因子間に独立性を仮定しているので、Amos からの因子間に共分散を仮定していないという警告は無視して、このまま分析を実行する。

解析により、Amos Graphics に SEM のモデルの推定値が「非標準化推定値」として出力される。「標準化推定値」は因子の分散を 1.0、平均を 0.0 へと SEM 推定値を変換した値であり、これは、因子パターンの標準形式での値（(1)式や(2)式）であって、SEM での推定値ではない。計算過程や結果についての詳細な情報は Amos 出力から得ることができる。本稿での Amos による解析では、Amos Graphics の「非標準化推定値」の図と Amos 出力を整理した表として結果を掲載した。

## 2.2 Mplus

本稿では、Amosに加えて、Mplusでの解析についても、そのスクリプトを示しながら、解説を加えてみることにする。まず、Mplusのデータファイルとスクリプトについて説明してみることにする。次に、「TITLE」「DATA」「VARIABLE」「ANALYSIS」「MODEL」「OUTPUT」でのコマンドについては、本稿のモデルの構成と解析で必要な事項だけを紹介する。Mplusには、他種多様なコマンドがある。このようなコマンドの詳細については、Mplusのユーザーガイド (Muthén & Muthén, 2017) を参照されたい。

**データファイル：**Mplusで解析に用いるデータは、テキスト形式のファイルであり、.csv、.dat、.txtのいずれかである。ファイル内のデータは半角英数字 (ASCIIコード) で記述し、データ間の区切りは、カンマ、スペース、タブのいずれかとする。SPSSやAmosのデータファイルで用いられる (変数名をデータの先頭行に記載した) 変数ラベルをデータファイルに記述することはできない。データに含まれる変数の順番 (データ列番) がMplusのスクリプトに引き渡されることになる。データに欠損があった場合、その箇所に「9999999」など (観測されることのない) 数値や「.」や「\*」記号をあて、欠損値であることを記号とともに定義する。そして、これもスクリプトで記述する。

**スクリプト：**Mplusのスクリプトは、図2.2.1のように「TITLE」「DATA」「VARIABLE」「ANALYSIS」「MODEL」「OUTPUT」などのMplusの固有の定義や命令などの記述からなるコマンドセクションで構成される。スクリプトでは、変数の定義や分析などのコマンド名と「: (コロン)」の後ろに、定義や分析に必要なコードを入力する。コードの文字は、原則、半角英数字文字であり、また大文字や小文字の区別はしない。また、1行あたりに入力できるコードは80文字以下であり、コードが80行を超えないように適宜改行する。また文の先頭に「!」をつけることで、スクリプトにコメントを挿入することが出来る。

**TITLE：**スクリプトのタイトルなどを示すセクションであり、「TITLE」のコマンドでは、スクリプトのタイトルや分析に関する説明を入力する。ここでは日本語入力が可能であり、必要な注意事項や分析メモなどの備忘録としても利用できる。なお、ここではコマンドを記述するわけではないので、「;」で区切る必要はない。

**DATA：**分析で使用するデータファイルの読み込みを定義するセクションである。この「DATA」のコマンドでは、データファイルの場所を示すコードを「FILE= ;」の形式で指定し、「=」と「;」の間に、データファイルの場所 (C:¥やD:¥などで示されるパス名) を入力する。パス名はASCIIコードでなければならず、日本語コードがあると分析が実行されない。フォルダの名前にもASCIIコードを使用しなければならない。なお、データフ

ファイルが、*Mplus* のスクリプトのファイル（.inp）と同じフォルダ内に格納されている場合には、「=」と「;」の間に、（拡張子をつけた）ファイル名の記述のみでデータファイルを読み込むことが出来る。

この「DATA」セクションでは、欠損値の処理方法を「LISTWISE= ;」として指定することができる。欠損値が含まれる調査参加者を分析から除外（つまりリストワイズ）する場合には、この指定で「LISTWISE=ON;」とする。リストワイズしない場合には、「LISTWISE=OFF;」とする。なお、デフォルトでは「LISTWISE=OFF;」である。

**VARIABLE:** データにある変数名や分析で使用する変数や欠損値などを指定するセクションである。データにある変数名を指定するコードでは、「NAMES= ;」の形式で指定し、「=」と「;」の間に、データの先頭列の変数から順番に、任意に変数名を与える。変数と変数の間は、半角スペースで区切る。また「v1-v100」のように、変数を省略して入力することも可能である。変数名の名称については、任意であるが、文字数は8文字までという制限がある。分析で使用する変数は、「USEVARIABLES= ;」の形式で指定し、「=」と「;」の間に、分析で使用する変数名を入力する。欠損値がある場合には、「MISSING=all ( );」のカッコ内に、データ欠損値を示した数値や記号を入力する。「DATA」セクションのコードで、リストワイズの指定をしていない場合は、デフォルトで欠損値をFILM (Full Information Maximum Likelihood) で推定することになる。

**ANALYSIS:** 分析の種類と、解の推定方法を指定するセクションである。分析の種類を指定するコードでは、「TYPE= ;」の形式で指定する。例えば、パス解析や確認的因子分析といったSEMを実行する場合には、「TYPE=GENERAL MISSING;」とする。この他、Mixtureを使用する場合には「TYPE=MIXTURE;」とし、マルチレベル分析では「TYPE=TWOLEVEL;」とする。解の推定方法は「ESTIMATOR= ;」で指定する。例えば、最尤法で推定する場合には「ESTIMATOR=ML;」とする。この他に、ベイズ推定の「TYPE=BAYES;」もある。TYPEとESTIMATORのコマンドのコードの詳細については、ユーザーガイドを参照されたい。

**MODEL:** 分析モデルを入力するセクションである。特性・状態区分モデルのようなSEMの仮説モデルは、基本的に「BY」「ON」「WITH」の3つを利用して記述することになる。まず、「BY」のコードは、因子を構成する際に使用される。例えば、観測変数v1 v2 v3でF1という因子を構成する場合に、「F1 BY v1 v2 v3;」と記述する。識別性を確保するために因子の第1変数（例ではv1）の因子パターンは、デフォルトで1に固定される。次に、「ON」は、変数間の因果関係を示す際に使用される。例えば、F1からF2への一方向のパ

スを引く場合に、「F1 ON F2;」と記述する。そして、「WITH」は、変数間の相関関係を示す際に使用される。例えば、v4からv5の双方向のパスを示す場合に、「v4 WITH v5;」と記述する。この他、変数のパラメータの同値拘束の方法については、図2.2.1と図2.2.4と図2.2.5で紹介する。

OUTPUT: 推定結果の出力を指定するセクションである。デフォルトでSEMの一般的な出力が行われるので、一切の記述を必要としないこともある。必要に応じて、出力内容の指示を記述するには、例えば、修正指数出力では「MODINDICES (ALL)」と記述する。観測変数の記述統計量の出力が必要であれば「SAMP」と記述を加え、標準化した係数を出力させるには「STDYX」と記述することになる。「OUTPUT:」の後ろに記述する際には、スペースでそれらの記述を区切ることになる。「OUTPUT」のコマンドには、結果出力に関する多種多様なコードが用意されているので、ユーザーガイドを参照されたい。

### 2.2.1 Mplus の測定モデルの構成

上記のAmosのモデルと同様に、(4)式と(4.1.1)式から(4.3.3)式をMplusのスクリプトに対応させてみることにする。

図2.2.1のスクリプトにある「MODEL」で、まず、測定モデルを構成する。観測変数のうち、第1回測定観測変数のA\_T1からC\_T1が、(4.1.1)式から(4.1.3)式の $X_{11}$ から $X_{31}$ に対応し、第2回測定観測変数のA\_T2からC\_T2が、(4.2.1)式から(4.2.3)式の $X_{12}$ から $X_{32}$ に対応し、そして、第3回測定観測変数のA\_T3からC\_T3が、(4.2.1)式から(4.2.3)式の $X_{13}$ から $X_{33}$ に対応している。これらの変数に対し、「BY」コードを用いて、特性因子のTraitと特性因子のState\_T1からState\_T3を構成している。特性因子のTraitは、(4.1.1)式から(4.3.3)式の $T$ であり、状態因子のState\_T1からState\_T3は、(4.1.1)式から(4.3.3)式の $S_1$ から $S_3$ である。

次に、特性因子については、A\_T1からC\_T1、A\_T2からC\_T2とA\_T3からC\_T3の観測変数を、「BY」で指定し、特性因子のTraitを構成する。その際、各測定機会の第1変数のA\_T1、A\_T2とA\_T3の特性因子パターンを、1に固定する必要がある。特性因子パターンを1に固定するには、A\_T1@1のように、該当変数名の後ろに、1に固定するために「@1」を追加する。また、異なる測定機会で特性因子の因子パターン不変性を確保するために、同じ変数同士で特性因子パターンを同値拘束する。特性因子パターンを同値拘束するには、A\_T1@1(bt1) A\_T2@1(bt1) A\_T3@1(bt1)のように、該当変数名の後ろに、カッコを追加しその内側に、任意の通しコードを入力する。他の変数も同様に同値拘束を

特性・状態の因子の平均を推定する区分モデル（清水・三保・西川）

```

TITLE:特性・状態区分の構造平均モデル
      図1をMplusのスク립トで表している。
DATA:
FILE=data.csv;!データファイルは、テキスト形式のファイル(.csv、.dat、.txt)である
LISTWISE=OFF;!デフォルトなので記述しなくてもかまわない。
VARIABLE:
NAMES=No A_T1 B_T1 C_T1 ! VARIABLEのA_T1の意味
      A_T2 B_T2 C_T2 ! 「A」は項目A
      A_T3 B_T3 C_T3;! 「T1」は時点(Time point)の1
      !項目ABCを用いて3回測定したデータである
USEVARIABLE=A_T1 B_T1 C_T1 A_T2 B_T2 C_T2 A_T3 B_T3 C_T3;
      !分析で使用する変数を「NAMES=」から選んで記載する。
MISSING=all(999999);
      !欠損値「999999」をFILM(Full Information Maximum Likelihood)で推定
ANALYSIS:
ESTIMATOR=ML;!推定は最尤法(Maximum Likelihood)
      !デフォルトなので記述しなくてもかまわない。
      TYPE=GENERAL MISSING;!デフォルトなので記述しなくてもかまわない。
MODEL:
!特性因子「Trait」の抽出。「BY」を使用する。
!繰り返し測定された同変数の負荷量は、同じ、つまり同値制約を課す。
!各測定地点(Tx)の1つの変数の負荷量は、「1」にする。

Trait BY A_T1@1(bt1)!A_T1の負荷量をA_T2とA_T3と同値にするため、(bt1)で同値拘束を課す
      B_T1 (bt2)!B_T1の負荷量をB_T2とB_T3と同値にするため、(bt2)で同値拘束を課す
      C_T1 (bt3)!C_T1の負荷量をC_T2とC_T3と同値にするため、(bt3)で同値拘束を課す
      A_T2@1(bt1)
      B_T2 (bt2)
      C_T2 (bt3)
      A_T3@1(bt1)
      B_T3 (bt2)
      C_T3 (bt3);
!状態因子の抽出
!繰り返し測定された同変数の負荷量は、同じ、つまり等値制約を課す。
!各地点(Tx)の一つの変数への負荷量を「1」にする。
State_T1 BY A_T1* (bs1)!A_T1の負荷量をA_T2とA_T3と同値にするため、(bs1)で同値拘束を課す
      B_T1 (bs2)!B_T1の負荷量をB_T2とB_T3と同値にするため、(bs2)で同値拘束を課す
      C_T1@1(bs3)!C_T1の負荷量をC_T2とC_T3と同値にするため、(bs3)で同値拘束を課す
State_T2 BY A_T2* (bs1)
      B_T2 (bs2)
      C_T2@1(bs3);
State_T3 BY A_T3* (bs1)
      B_T3 (bs2)
      C_T3@1(bs3);

Trait; !特性因子「Trait」の分散。
[Trait]; !特性因子「Trait」の平均を自由推定。
State_T1; !測定時点1の状態因子「State_T1」の分散。
[State_T1]; !測定時点1の状態因子「State_T1」の平均を自由推定。
State_T2; !測定時点2の状態因子「State_T2」の分散。
[State_T2]; !測定時点2の状態因子「State_T2」の平均を自由推定。
State_T3; !測定時点3の状態因子「State_T3」の分散。
[State_T3]; !測定時点3の状態因子「State_T3」の平均を自由推定。

State_T1-State_T3 with Trait@0 State_T1-State_T3@0;!特性因子と状態因子の双方向のパスをゼロに拘束する。
      !特性因子と状態因子との間は独立の関係を示す。

[A_T1 A_T2 A_T3];!A_T1 A_T2 A_T3の切片
[B_T1 B_T2 B_T3];!B_T1 B_T2 B_T3の切片
[C_T1 C_T2 C_T3];!C_T1 C_T2 C_T3の切片
A_T1 A_T2 A_T3;!A_T1 A_T2 A_T3の独自性分散
B_T1 B_T2 B_T3;!B_T1 B_T2 B_T3の独自性分散
C_T1 C_T2 C_T3;!C_T1 C_T2 C_T3の独自性分散

```

図2.2.1 Mplusの特性・状態区分の構造平均モデルのスク립ト（OUTPUTを省略）

```

Trait BY  A_T1@1(bt1)
          B_T1  (bt2)
          C_T1  (bt3)
          A_T2@1(bt1)
          B_T2  (bt2)
          C_T2  (bt3)
          A_T3@1(bt1)
          B_T3  (bt2)
          C_T3  (bt3);
    
```

図2.2.2 特性因子の測定モデルのスク립ト

して、図2.2.2のように、特性因子の測定モデルを構成する。

状態因子の構成では、それぞれの状態因子で「BY」を使用する。つまり、A\_T1からC\_T1でState\_T1の状態因子1を構成し、A\_T2からC\_T2でState\_T2の状態因子2を構成し、A\_T3からC\_T3でState\_T3の状態因子3を構成する。状態因子の因子パターンについても、同じ変数に2つの因子からのパスを1で固定することを避けて、1に固定する必要がある。Mplusの「BY」では、デフォルトで因子の第1変数の因子パターンを1に固定する機能があるので、それを避けるため、因子の第1変数名の後ろに「\* (アスタリスクマーク)」を追加し、その代わりに因子パターンを1に固定したい変数名の後ろに「@1」を追加する。異なる測定機会の同じ変数同士の状態因子パターンを等値拘束するには、A\_T1\*(bs1) A\_T2\*(bs1) A\_T3\*(bs1)のように、該当変数名の後ろに、カッコを追加しその内側に、任意の通しコードを入力する。ただし、他の通しコードを重複しないよう注意する。他の変数も同様に同値拘束をして、状態因子の測定モデルを構成する(図2.2.3)。

測定モデルが「BY」で構成される因子の平均は、伝統的な因子分析モデルに従いゼロに固定されるデフォルト仕様となっている。今回の特性・状態区分の構造平均モデルでは、これとは違って、特性因子の平均と状態因子の平均を推定させることになる。そこで、因子の平均を自由推定させるために、特性因子のTraitと状態因子のState\_T1からState\_T3

```

State_T1 BY  A_T1*  (bs1)
           B_T1  (bs2)
           C_T1@1(bs3);
State_T2 BY  A_T2*  (bs1)
           B_T2  (bs2)
           C_T2@1(bs3);
State_T3 BY  A_T3*  (bs1)
           B_T3  (bs2)
           C_T3@1(bs3);
    
```

図2.2.3 状態因子の測定モデルのスク립ト



を [ ] で囲む。また「BY」で構成された因子の間では、因子間相関がそのまま推定されるデフォルト仕様になっている。特性・状態区分のモデルでは、特性因子と各状態因子は独立の関係である。そこで、特性因子と各状態因子の共分散・相関をゼロに固定するために、特定の値に固定するための「@」を用いて、「State\_T1-State\_T3 with Trait@0 State\_T1-State\_T3@0;」を追加する（図2.2.1）。

(4.1.1) 式から (4.3.3) 式にある特性因子得点 ( $T_i$ ) と状態因子得点 ( $S_{1i}, S_{2i}, S_{3i}$ ) の分散は、「Trait; State\_T1; State\_T2; State\_T2;」に対応している（図2.2.1）。ただし *Mplus* のデフォルトの出力では、上記のコードがなくても、OUTPUT では、因子の分散は出力される。(4.1.1) 式から (4.3.3) 式にある各観測変数の切片の  $\tau_{11}$  から  $\tau_{33}$  は、変数名を [ ] で囲んだコードで表され、図2.2.1のスク립トにおいては、[A\_T1 A\_T2 A\_T3] [B\_T1 B\_T2 B\_T3] [C\_T1 C\_T2 C\_T3] に対応している（図2.2.1）。ただし *Mplus* のデフォルトの出力では、上記の変数名を [ ] で囲んだコードがなくても、OUTPUT では、切片は出力される。(4.1.1) 式から (4.3.3) 式にある各変数の独自性の  $d_{11}$  から  $d_{33}$  は、変数で表され、図2.2.1のスク립トにおいては、「A\_T1 A\_T2 A\_T3; B\_T1 B\_T2 B\_T3; C\_T1 C\_T2 C\_T3」に対応している。ただし *Mplus* のデフォルトの出力では、上記の変数名がなくても、OUTPUT では、独自性分散は出力される。このスク립トでは、独自性間共分散については記述していないので、図2.2.6のスク립トを参照されたい。

## 2.2.2 対応切片同値拘束

構造平均モデルで因子得点の平均を推定する一般的なやり方では、繰り返し測定の因子パターンを不変とし、観測変数の切片を同値とする。つまり、特性因子と状態因子の測定モデル（図2.2.2と図2.2.3）に加えて、異なる測定機会の同じ変数の切片同士を同値拘束しなければならない。

そこで、第1回、2回、3回の観測変数1の切片である [A\_T1 A\_T2 A\_T3] を同値拘束する。この同値拘束のコードでは、図の2.2.4の [A\_T1 A\_T2 A\_T3] (i1) のように、[A\_T1 A\_T2 A\_T3] の後ろに、カッコを追加しその内側に、任意の通しコードを入力する。ただし、このような通しコードは他の箇所でも同じスペルで記述することがないように注意しなければならない。観測変数2の切片の [B\_T1 B\_T2 B\_T3] と観測変数3の切片の [C\_T1 C\_T2 C\_T3] についても同様に、同値拘束を追加する。

```

Trait;
[Trait@0];
State_T1;
[State_T1@0];
State_T2;
[State_T2];
State_T3;
[State_T3];
State_T1-State_T3 with Trait@0 State_T1-State_T3@0;
[A_T1 A_T2 A_T3](i1);
[B_T1 B_T2 B_T3](i2);
[C_T1 C_T2 C_T3](i3);
    
```

図2.2.4 対応切片同値拘束のスク립ト

対応切片同値拘束の場合には、特性因子の平均をゼロと固定し、状態因子の中で一つの平均を同じくゼロに固定しないと識別性を確保できない。特性因子の平均である [Trait] と状態因子 1 の平均である [State\_T1] を、[Trait@0] と [State\_T1@0] のようにゼロで固定する修正を行う（図2.2.4）。

### 2.2.3 全切片ゼロ拘束

この方法は、異なる測定機会で、特性因子と状態因子の因子パターンについて不変性を設定し、観測変数のすべての切片をゼロに固定して、因子得点の平均を推定してみる方法である。観測変数のすべての切片をゼロに固定するため、特定の値に固定するコードの「@」を用いて、[A\_T@0 1 A\_T2@0 A\_T3@0] [B\_T1@0 B\_T2@0 B\_T3@0] [C\_T1@0 C\_T2@0 C\_T3@0] に修正する（図2.2.5）。

```

Trait;
[Trait];
State_T1;
[State_T1];
State_T2;
[State_T2];
State_T3;
[State_T3];
State_T1-State_T3 with Trait@0 State_T1-State_T3@0;
[A_T1@0 A_T2@0 A_T3@0];
[B_T1@0 B_T2@0 B_T3@0];
[C_T1@0 C_T2@0 C_T3@0];
    
```

図2.2.5 全切片ゼロ拘束のスク립ト

## 2.2.4 特性・状態区分の構造平均モデルの独自性間共分散

独自性間共分散は、「A\_T1 with A\_T2」のように、変数名と with で表される。例えば、特性・状態区分の構造平均モデルの独自性間共分散の組み合わせを、繰り返し測定と同じ観測変数の独自性との間に共分散を仮定した場合、図2.2.6のように「A\_T1 A\_T2 A\_T3 with A\_T1 A\_T2 A\_T3;」で簡潔に表すことができる。

```

A_T1 A_T2 A_T3 with A_T1 A_T2 A_T3;
B_T1 B_T2 B_T3 with B_T1 B_T2 B_T3;
C_T1 C_T2 C_T3 with C_T1 C_T2 C_T3;
```

図2.2.6 繰り返し測定と同じ観測変数の独自性との間に共分散を仮定したスクリプト

## 3. 応用編

特性・状態区分モデルについて、実際の心理的変数に応用することにより、その意義に検討を加えてみたい。対象とするのは、状態・特性不安尺度（STAI）、キャリア関連行動に関する学習観、Grit、そして、Big Fiveである。SteyerやGeiserたちは、3回以上の繰り返し測定の実験方法として、潜在状態・特性理論を提案している。STAIを対象とした検討では、2回の反復測定という心理学実験などで得られた一般的なデータ分析に特性・状態区分モデルを適用して、伝統的な分散分析的方法で読み取ることができることとの比較を行ってみることにする。キャリア関連行動の研究から、ここでは、入学後の3ヶ月間の適応を学習観に焦点を当ててみることにする。ひと月間隔での3回の測定に潜在する変化を特性的側面と状態の側面から検討し、分散分析と比較を行う。そして、キャリア発達に関係する変数から2つの側面についての検討を深めてみた。Gritの「根気」と「一貫性」の2因子について、特性と状態のいずれの傾向がより強いのかを、1週間間隔で5回の繰り返し測定データから検討してみる。分析ではMplusを使用して、欠損値処理を適用する。そして、特性の測定として開発されてきたBig Fiveの5因子について、ひと月間隔の3回の測定から特性度と状態度についての検討を行ってみることにする。

### 3.1 測定機会を2回としたSTAIの特性と状態の変化

因子得点ではないが、尺度得点として、特性と状態を独立に測定するアプローチがある。状態不安と特性不安の代表的な検査はSpielbergerが開発したState-Trait Anxiety Inventory（以下、STAI）である。このSTAIの日本語版（肥田野・福田・岩脇・曾我・Spielberger,

2000)での状態不安を測定する20項目の教示は「たった今、あなたがどう感じているか」そして「あなたの現在の気持ちを一番よく表す」である。もう1つの特性不安の20項目では「あなたがふだん、どう感じているか」そして「あなたがふだん、感じている気持ちを一番よく表す」である。清水・山本(2007)は、日本語版STAIについて、1週間隔での2回の縦断調査から、特性不安が状態不安よりも安定性が高いこと、そして、特性不安が状態不安に影響を与えていることを報告している。その中で1回目の状態不安が2回目の特性不安に小さな値ではあるが影響を与えているとしている。特性不安と状態不安とを独立させて開発された尺度ではあるが、これらの間には複雑な関連がみられた。

Spielberger & Reheiser (2009)は、この検査の開発経緯の説明で、Cattellの状態不安と特性不安の概念をベースとしていることに言及し、怒り、抑うつ、そして、好奇心についても、STAIと同じような教示方法を応用することにより、それぞれについての状態と特性を測定する尺度を開発したことを紹介している。そして、感情について、このような独立した尺度の構成により、状態と特性を区分(state-trait distinction)して測定することが可能となったとしている。

因子分析結果から構成された尺度であっても、その得点は、最初に紹介したCattell(1965)の主張する因子得点ではない。発達研究の領域では、安定性と変化を操作的に取り扱う方法について、SEMによる方法論が展開されてきた(Collins & Horn, 1991; McArdle & Nesselrode, 2014; Nesselrode & Baltes, 1979)。特性と状態については、Nesselrode(1988)は、Cattellの影響の下で、trait-state distinctionという用語で、Spielbergerと異なる方法からアプローチしようとしている。以下では、観測得点間にみられた複雑な関係をより簡潔に解明するために、潜在変数である因子得点によって状態と特性を操作的に取り扱う方法を特性・状態区分モデルにより検討してみることにする。

### 3.1.1 分析対象のデータ

2005年6月から7月に関西大学社会学部心理学専攻の授業でSTAI(肥田野ほか, 2000)を実施した。次の週に第2回調査として、同じくSTAIを実施した。第1回目の調査に参加したのは226人であったが、2回の調査ともに参加したのは219人(男子:65、女子:154)であり、平均年齢は19.81歳( $SD$ は1.81)であった(清水・山本, 2007)。

この検査は「状態不安」と「特性不安」の2つの下位尺度から構成されており、状態不安と特性不安を測定する際の教示については、上で紹介した。なお、選択肢は4件である。

本稿の分析では、状態尺度と特性尺度の得点は、1点から4点に分布するように、検査

の得点を項目数である20で割った値を「状態不安」「特性不安」とし、1回目の測定では「1」を2回目の測定では「2」をそれぞれの変数名に与えた。

清水・山本（2007）では、各尺度を2つの小包化した変数としているが、ここでは、各5項目からなる小包を状態と特性でそれぞれ4個作成した。以下に、各小包の項目番号と分析で使用する変数名を記載した。

状態不安 a：項目01R、項目05R、項目09、項目13、項目17

状態不安 b：項目02R、項目06、項目10R、項目14、項目18

状態不安 c：項目03、項目07、項目11R、項目15R、項目19R

状態不安 d：項目04、項目08R、項目12、項目16R、項目20R

特性不安 a：項目21R、項目25R、項目29R、項目33R、項目37

特性不安 b：項目22、項目26R、項目30、項目34、項目38R

特性不安 c：項目23R、項目27、項目31、項目35R、項目39

特性不安 d：項目24、項目28、項目32R、項目36、項目40R

項目の番号はSTAIの項目のままであり、この中でRと記号を付けて項目は逆転採点した項目である（肥田野ほか、2000）。なお、各小包の得点には、5項目の合計点を項目の数である5で割った値を使用した。

### 3.1.2 尺度得点の反復分散分析

STAIの状態と特性の2つの尺度得点を対象にして、2回の反復分散分析を行った。尺度の統計量が表3.1.1である。なお、ここでは、尺度得点をそれぞれの項目の数で割っている。反復測定の分散分析の結果が、表3.1.2である。

表3.1.1 STAIの1週間間隔での状態尺度と特性尺度の統計量

尺度	平均値	標準偏差
状態不安 1	2.494	0.556
状態不安 2	2.403	0.524
特性不安 1	2.455	0.519
特性不安 2	2.390	0.555

注) 尺度得点は項目の数で割っている。1回目の測定には1を、2回目の測定には2を付けている。参加者の数は219であった。

2回の繰り返し測定では、2回目の値が、状態尺度でも特性尺度でも低くなり、それぞれ1%水準での有意な違いが表3.1.2のようにみられた。なお、効果量は、中レベルよりも低い（水本・竹内，2008，2010）。2回の繰り返しの測定での尺度間の相関係数は、特性不安、状態不安のそれぞれの繰り返し測定間の相関は、順に0.840と0.558で、特性不安の安定性のほうが、高い値を示した。状態不安も一般的な安定性からみれば、高いレベルにあるといえそうである。そして、これらの尺度間の相関も0.422から0.645の値を示した。

表3.1.2 STAIの2尺度の反復分散分析の結果

状態不安	平方和	自由度	平均平方	F値	有意確率	偏 $\eta^2$
測定機会	0.909	1	0.909	7.021	0.009	0.031
誤差	28.213	218	0.129			
特性不安	平方和	自由度	平均平方	F値	有意確率	偏 $\eta^2$
測定機会	0.457	1	0.457	9.766	0.002	0.043
誤差	10.204	218	0.047			

表3.1.3 STAIの2尺度の2回の繰り返し測定間の相関係数

	状態不安1	状態不安2	特性不安1	特性不安2
状態不安1	1	0.558	0.422	0.486
状態不安2	0.558	1	0.554	0.645
特性不安1	0.422	0.554	1	0.840
特性不安2	0.486	0.645	0.840	1

### 3.1.3 STAIの2回の反復測定の特性・状態区分モデルによる分析

状態不安尺度は、潜在する状態不安を測定する尺度として開発された。特性不安尺度との間では、表3.1.3に示したように、2回の測定において相当程度の相関関係がみられ、不安の測定としてみると不安についての状態と特性とを弁別しているかどうかは明確には断言できない。状態不安尺度間の再検査信頼性の値は0.558であり、かなりの安定性のある測定ということになる。清水・山本（2007）でも報告したこれらの複雑な関係を、より明快に示すための準備として、まず、状態不安尺度に、次に、特性不安尺度に、特性・状態区分モデルを適用してみることにする。これらの結果を踏まえて、2つ尺度を1つの図に合併し、特性と状態の関係に検討を加えてみることにする。

ここで取り上げるのは、2回の繰り返し測定データである。(4.1.1)式から(4.3.3)式、そして、図1で特性・状態区分モデルを提示し、SEMによる解析方法について説明を加え

た。その際、測定の数回を3としていた。ここまでで紹介した Steyer や Geiser などは、潜在状態・特性理論を SEM によって解析するためには、3 回以上の繰り返し測定が条件であるとしていた。より一般的に行われることが多い2回の反復測定にデータに特性・状態区分モデルを適用することの可能性を示すために、上で説明した STAI のデータを分析の対象としてみることにした。なお、ここでは、Steyer や Geiser の例題的なモデルでの観測変数の数を3とするのではなく、4個の小包化した変数を分析の対象とした。

分析には、「全切片ゼロ拘束」を適用することにする。すなわち、すべての観測変数の切片をゼロとして、因子の平均を素点形式で推定し、尺度得点の平均値（表3.1.1）との比較を行ってみることにする。なお、識別性を確保するために、状態因子1の因子の平均は0に固定することにした。

### 3.1.4 状態不安尺度の特性・状態区分モデル

2 回の繰り返しにわたって特性的な傾向を測定する因子を「状態の不安因子」と仮定してみることにする。この状態の不安因子について、因子パターン不変性を設定した。そして、状態因子1と状態因子2についても、因子パターンが不変であるとし、この因子的不変性の下で、状態の不安因子と状態因子2の平均を推定してみることにした。

このように構成したモデルの適合度は、 $\chi^2 = 110.584$ ,  $df = 25$ ,  $P = 0.000$ で、NFI = 0.930, CFI = 0.945, RMSEA = 0.125, SRMR = 0.074, AIC = 148.584となった。これらの指数の意味することは、適合度が十分に良いとはいえないということであった。そこで、Amos の修正指数を参考にしながら独自性の繰り返し測定として対応する独自性間に共分散を仮定してみた。その結果、 $\chi^2 = 73.496$ ,  $df = 21$ ,  $P = 0.000$ で、NFI = 0.954, CFI = 0.966, RMSEA = 0.107, SRMR = 0.057, AIC = 119.496となった。ここで Amos の修正指数の出力をチェックするといくつかの切片をゼロとはせずに推定することを勧めていたが、ここでは、RMSEA を除いて、他の適合度指数の値は、golden rule を越えていたので、この結果からモデルの解釈を行うことにした。なお、RMSEA について、先に紹介したように、自由度の少ないモデルでは必ずしも適切な結果を示すわけではないという報告もあった (Shi, et al., 2021)。

状態の不安因子の2回の測定において、そして、状態因子1と状態因子2因子においても、不変な因子パターンを推定することができた (表3.1.4)。これにより2回の繰り返し測定の結果を不変な3つの因子で捉えることができた。そして、適切な適合度の下で、推定された因子の平均と分散から、平均での変動としては、2回目の測定の値が、-0.104と

なり、不安の傾向が有意に低くなったといえる。状態の不安因子の平均値は2.400であったので、計算してみると2回目の測定の値は2.296となった(表3.1.7)。状態尺度でも2回目の測定の平均が低く(表3.1.1)、尺度得点での-0.091という差は、表3.1.2に示したように、1%水準で有意であった。表3.1.7にあるように、特性・状態区分モデルの結果では、1回目の状態因子1の平均は0に固定しており、2回目の平均は1%水準で有意であり、尺度という素点での傾向をここで確認することができた。なお、状態の不安傾向の平均は2.400で、0.1%水準で有意であった。

図3.1.1はAmosのグラフ出力のままであり、数値の値は、下二桁で示している。これに対応する表3.1.4から表3.1.8では、Amos出力から下三桁の数値を取り出して表を作成した。

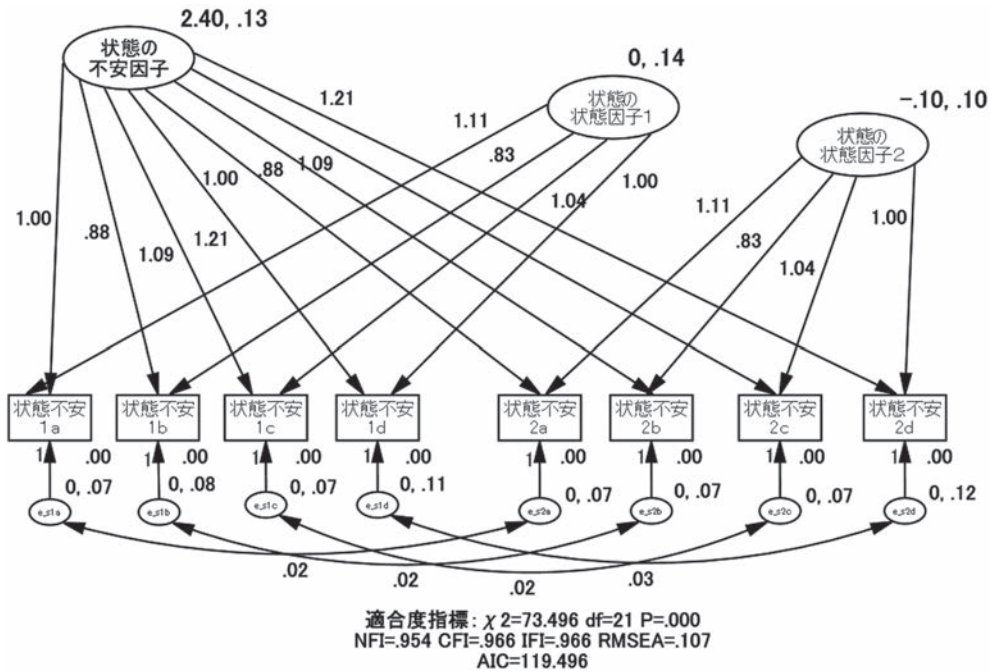


図3.1.1 状態不安尺度の全切片ゼロ拘束の結果

ここで推定した3つの因子の分散は、表3.1.8に示したように、ほぼ均等となった。その中でも状態因子1の分散が最も大きく、状態度の割合は37.968%であった。2つの測定機会に一貫した不安の分散が2番目であり、特性度は33.957%と低い値となった。この結果は、状態不安尺度の特徴を示すものとなったといえるのではないだろうか。



独自性の分散の推定値（表3.1.5）は、0.066から0.119であり、独自性間の共分散を相関係数に変換した値（表3.1.6）は、0.219から0.270であった。4つの観測変数は、2回の繰り返しで全切片をゼロに固定しているにもかかわらず、測定モデルを構成する変数としては、ある意味で整っており、逸脱した傾向は、表3.1.4の因子パターンの標準化した値からも、みられなかった。

表3.1.4 因子パターンの推定値と検定結果

観測変数	因子	推定値	標準誤差	有意水準	標準化推定値
状態不安1a	← 状態の不安因子	1			0.585
状態不安1b	← 状態の不安因子	0.877	0.008	***	0.594
状態不安1c	← 状態の不安因子	1.088	0.009	***	0.635
状態不安1d	← 状態の不安因子	1.206	0.011	***	0.653
状態不安2a	← 状態の不安因子	1			0.624
状態不安2b	← 状態の不安因子	0.877	0.008	***	0.643
状態不安2c	← 状態の不安因子	1.088	0.009	***	0.674
状態不安2d	← 状態の不安因子	1.206	0.011	***	0.673
状態不安1a	← 状態因子1	1.112	0.075	***	0.688
状態不安1b	← 状態因子1	0.827	0.062	***	0.592
状態不安1c	← 状態因子1	1.036	0.071	***	0.638
状態不安1d	← 状態因子1	1			0.572
状態不安2a	← 状態因子2	1.112	0.075	***	0.630
状態不安2b	← 状態因子2	0.827	0.062	***	0.551
状態不安2c	← 状態因子2	1.036	0.071	***	0.582
状態不安2d	← 状態因子2	1			0.507

注) 推定値を1としては識別性を確保するためであり、因子パターン不変性を状態不安因子の2回の測定間で、そして、状態因子1と状態因子2の間で確保するためであった。

\*\*\*は、1%水準で有意であった。

表3.1.5 独自性の分散と標準誤差

観測変数	分散	標準誤差
状態不安1a	0.068	0.010
状態不安1b	0.082	0.009
状態不安1c	0.071	0.010
状態不安1d	0.106	0.013
状態不安2a	0.069	0.010
状態不安2b	0.066	0.008
状態不安2c	0.068	0.009
状態不安2d	0.119	0.014

注) 分散はすべて0.1%水準で有意であった。

状態不安尺度の全切片ゼロ拘束とした特性・状態区分モデルからは、時間経過の中でも一貫したある意味では特性的な傾向の不安を特定することができた。ただし、この分散は、測定機会ごとの状態因子の分散の大きさとほとんど同じであり、状態不安尺度の中に、特性的な傾向の不安と測定機会に固有な不安とがともに潜在していることを明らかにすることができた。そして、尺度得点では、2回目の平均値の方が有意に低い傾向を示したが、これと整合する結果でもあった。

表3.1.6 独自性間の共分散と相関係数

観測変数		観測変数	推定値	標準誤差	有意水準	相関係数
状態不安1a	↔	状態不安2a	0.019	0.007	**	0.269
状態不安1b	↔	状態不安2b	0.020	0.006	**	0.270
状態不安1c	↔	状態不安2c	0.015	0.007	*	0.219
状態不安1d	↔	状態不安2d	0.025	0.010	*	0.225

注) \*\*は1%水準で、\*は5%水準で有意であった。

表3.1.7 因子の平均の推定値と検定結果

因子の平均	推定値	標準誤差	有意水準
状態の不安因子	2.400	0.040	***
状態の状態因子1	0.000		
状態の状態因子2	-0.104	0.036	**

注) 状態の状態因子1の平均は識別のため0に固定した。  
\*\*\*は0.1水準で、\*\*は1%水準で有意であった。

表3.1.8 因子の分散の推定値と特性度と状態度

因子の分散	推定値	標準誤差	有意水準
状態の不安因子	0.127	0.019	***
状態の状態因子1	0.142	0.026	***
状態の状態因子2	0.105	0.022	***
特性度	33.957		
状態度1	37.968		
状態度2	28.075		

注) \*\*\*は、0.1で有意であった。  
特性度は(5)式で、状態度は(6)式で計算した。

### 3.1.5 特性不安尺度の特性・状態区分モデル

特性不安の尺度についても2回の測定を対象にして、「全切片ゼロ拘束」によって、2回の測定機会にわたって因子パターン不変性のある特性の不安因子と2個の特性の状態因子

を推定するモデルを状態尺度の分析と同じように構成した。このモデルの適合度は、 $\chi^2 = 245.413$ ,  $df = 25$ ,  $P = 0.000$ で、 $NFI = 0.846$ ,  $CFI = 0.859$ ,  $RMSEA = 0.201$ ,  $SRMR = 0.065$ ,  $AIC = 283.413$ となり、その結果は良いとはいえない。そこで、独自性間共分散を状態尺度のように仮定してみたところ、 $\chi^2 = 50.864$ ,  $df = 21$ ,  $P = 0.000$ で、 $NFI = 0.968$ ,  $CFI = 0.981$ ,  $RMSEA = 0.081$ ,  $SRMR = 0.044$ ,  $AIC = 96.864$ と劇的に改善された各種適合度の値を得ることができた。RMSEAは状態尺度の分析よりも良く、0.08を少し越えた程度であった。図3.1.2が、この結果である。

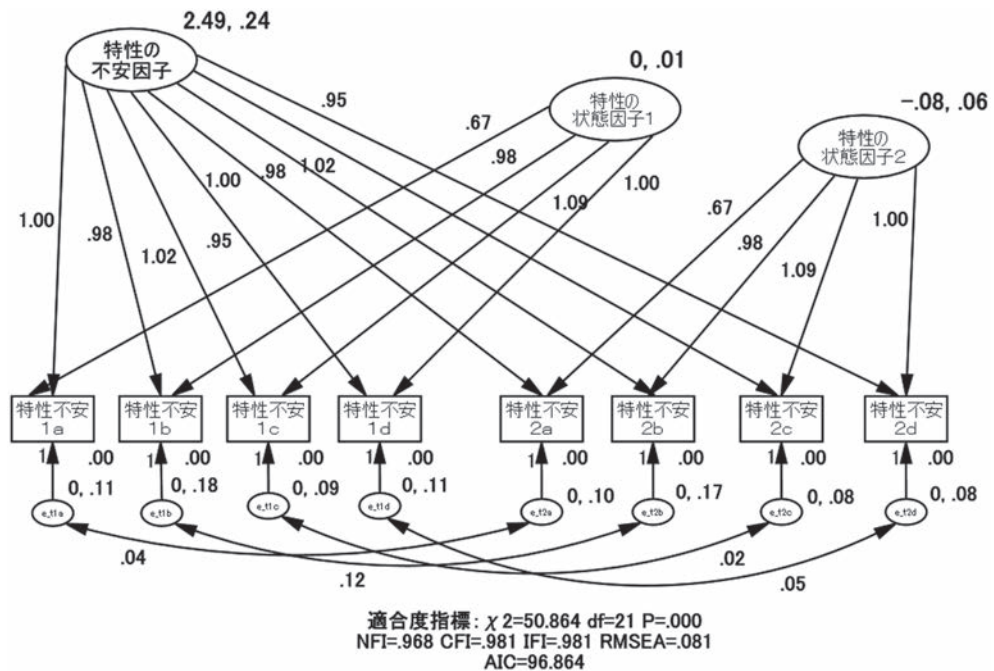


図3.1.2 特性不安尺度の全切片ゼロ拘束の結果

特性の不安因子は2回の測定で因子パターン不変性の結果を示した（表3.1.9）。状態尺度の結果（表3.1.4）と同じように、0.1%水準で有意な因子パターンの値が得られた。異なった点は、状態因子の2つは因子パターン不変ではあっても、標準誤差の値が相対的に大きく、推定値を標準化した値も低い。独自性については、特性不安尺度の方で共分散（相関係数）が高いようであった（表3.1.11）。

状態不安尺度の分析と特に違った結果となったのは、表3.1.13の特性の状態因子1の分散が有意とならなかったことであった。この場合、この因子の推定を行わないという選択

も考えられたが、ここでは、0.014と低い値ではあったが、このままとした。特性度は、この結果、76.582%となり、状態尺度と比べてその割合が大きく、明確に特性を測る尺度であるといえよう。

表3.1.9 因子パターンの推定値と検定結果

観測変数		因子	推定値	標準誤差	有意水準	標準化推定値
特性不安1a	←	特性の不安因子	1			0.821
特性不安1b	←	特性の不安因子	0.984	0.013	***	0.738
特性不安1c	←	特性の不安因子	1.017	0.010	***	0.840
特性不安1d	←	特性の不安因子	0.949	0.010	***	0.798
特性不安2a	←	特性の不安因子	1			0.811
特性不安2b	←	特性の不安因子	0.984	0.013	***	0.711
特性不安2c	←	特性の不安因子	1.017	0.010	***	0.790
特性不安2d	←	特性の不安因子	0.949	0.010	***	0.780
特性不安1a	←	特性因子1	0.669	0.112	***	0.130
特性不安1b	←	特性因子1	0.981	0.133	***	0.175
特性不安1c	←	特性因子1	1.094	0.140	***	0.215
特性不安1d	←	特性因子1	1			0.200
特性不安2a	←	特性因子2	0.669	0.112	***	0.270
特性不安2b	←	特性因子2	0.981	0.133	***	0.352
特性不安2c	←	特性因子2	1.094	0.140	***	0.422
特性不安2d	←	特性因子2	1			0.409

注) 推定値を1としては識別性を確保するためであり、因子パターン不変性を特性不安因子の2回の測定間で、そして、特性因子1と特性因子2の間で確保するためであった。\*\*\*は、1%水準で有意であった。

表3.1.10 独自性の分散と標準誤差

観測変数	分散	標準誤差
特性不安1a	0.111	0.014
特性不安1b	0.184	0.020
特性不安1c	0.088	0.012
特性不安1d	0.110	0.013
特性不安2a	0.099	0.012
特性不安2b	0.172	0.019
特性不安2c	0.079	0.012
特性不安2d	0.080	0.011

注) 分散はすべて0.1%水準で有意であった。

表3.1.11 独自性間の共分散と相関係数

観測変数		観測変数	推定値	標準誤差	有意水準	相関係数
特性不安1a	↔	特性不安2a	0.039	0.010	***	0.371
特性不安1b	↔	特性不安2b	0.120	0.017	***	0.675
特性不安1c	↔	特性不安2c	0.022	0.009	*	0.259
特性不安1d	↔	特性不安2d	0.053	0.010	***	0.566

注) \*\*\*は0.1%水準で、\*は5%水準で有意であった。

特性因子の平均は2.487となり、表3.1.1の値に近いものとなった。状態因子2の平均は-0.076で、表3.1.1の尺度の2回目の測定での値が1%水準で有意に低くなったことと整合する結果であった。このことは、状態不安尺度の測定と同じように、2回目の測定で不安が低減されたことを意味している。ここでも、この傾向は特性不安の中の状態因子を推定することによって、この変化を特定することができたと考えることができる。

表3.1.12 因子の平均の推定値と検定結果

因子の平均	推定値	標準誤差	有意水準
特性の不安因子	2.487	0.039	***
特性の状態因子1	0.000		
特性の状態因子2	-0.076	0.022	***

注) 状態の状態因子1の平均は識別のため0に固定した。  
\*\*\*は0.1%水準で有意であった。

表3.1.13 因子の分散の推定値と特性度と状態度

因子の分散	推定値	標準誤差	有意水準
特性の不安因子	0.242	0.027	***
特性の状態因子1	0.014	0.011	
特性の状態因子2	0.060	0.015	***
特性度	76.582		
状態度1	4.430		
状態度2	18.987		

注) \*\*\*は、0.1%水準で有意であった。  
特性度は(5)式で、状態度は(6)式で計算した。

### 3.1.6 STAIの状態不安尺度と特性不安尺度の特性・状態区分モデル

状態尺度の結果（図3.1.1）と特性尺度の結果（図3.1.2）を一つのモデル図でまとめ、各因子間の関係を検討してみることにする。まず、2つのモデルを独立させたままで、解

を推定してみた。その結果、適合度は $\chi^2 = 344.149$ ,  $df = 106$ ,  $P = 0.000$ で、 $NFI = 0.899$ ,  $CFI = 0.927$ ,  $RMSEA = 0.102$ ,  $SRMR = 0.296$ ,  $AIC = 436.149$ となった。より良い適合度を求めて、Amosの修正指数をチェックすると、状態の不安因子と特性の不安因子の間に共分散を置くことでの改善度が最も高い値であった。そこで、この1個の修正を行い、解を求めたところ、適合度は $\chi^2 = 239.809$ ,  $df = 105$ ,  $P = 0.000$ で、 $NFI = 0.925$ ,  $CFI = 0.959$ ,  $RMSEA = 0.077$ ,  $SRMR = 0.060$ ,  $AIC = 33.809$ と劇的に改善された。

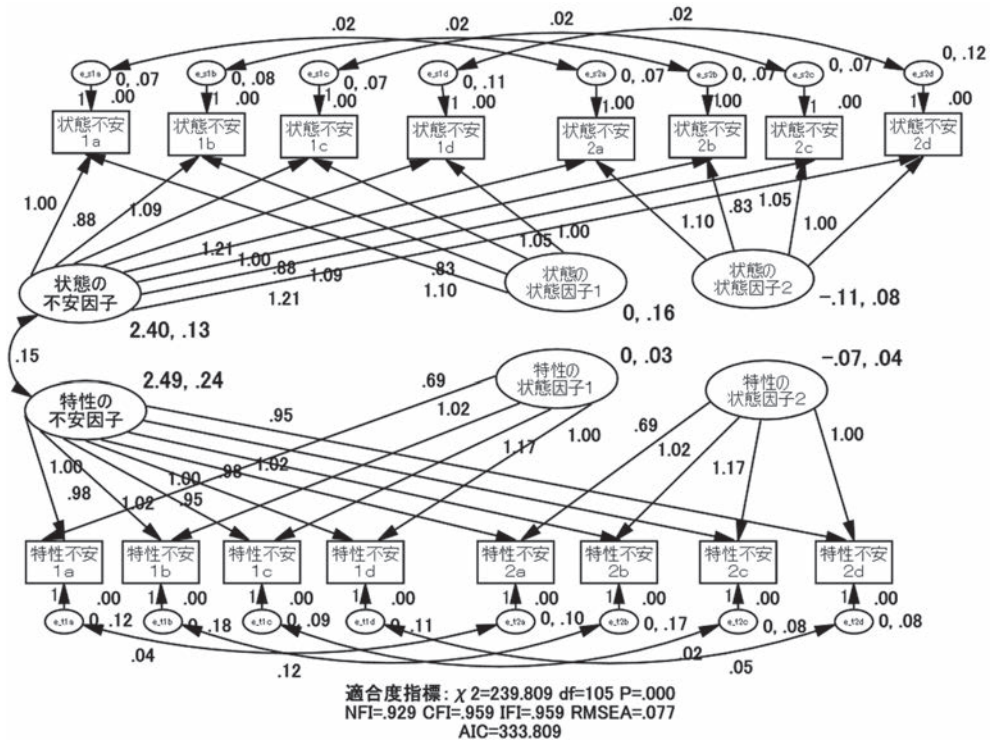


図3.1.3 状態不安と特性不安の同時分析

状態の不安因子と特性の不安因子の間の共分散は、0.146となった。この値は、図3.1.3では0.15と下二桁で表示されている。これを相関係数に変換した値が0.815であり、これは尺度間の相関係数（表3.1.3）の特性不安間の相関係数に近い値であり、状態不安尺度を2回繰り返し測定することで、状態不安に潜在する特性不安に近い「不安」を取り出すことができたのではないだろうか。このモデルでは、状態不安尺度の状態因子1と2、そして、特性不安尺度の状態因子1と2との間には、独立した関係を設定しているの、特性不安尺度と状態不安尺度間との間の相関を単純に捉えることができている。すなわち、状態不

安尺度と特性不安尺度との関係をそれぞれの繰り返し測定に潜在している2つの「不安因子」だけによって説明することができたわけである。

複雑な関係に、状態的な因子による共分散が関係していても、記述的な統計分析手法ではこれを制御することが難しかった。特性・状態区分モデルは、測定機会の状況の中だけで起きる個人間の変動について分散と平均の2つの統計量の面から独立させながら取り扱うことができる。このように特定した特性因子や状態因子については、他の変数との関係を追求することが必要であることをここでは指摘しておきたい。

この分析結果と図3.1.1や図3.1.2とこの図を比べれば、多くの箇所では推定値の数値に大きな違いが見られない。そこで、ここでは、各種の推定値についての表を割愛することにした。

### 3.2 測定機会を3回とした大学での学習観の特性と状態の変化

STAIのように、特性と状態を独立に測定しようとする心理測定のツールはそれほど多くない。しかし、特性と状態を明確に区分したものではないが、状態的な特徴を持つ変数を捉え、その変化から諸問題について検討する事例は少なくない。その例として挙げられる変数の1つが学習に関する変数ではないだろうか（Cattell, 1979）。学習に関する変数については様々なものがあるが、変化を前提とした状態的な特徴を持つ変数も多い。実際、教育効果の測定においては三保・神原・木原・湯口（2015）のように、介入の前後に同一変数を測定し、その変化から効果検証を行う事例が複数みられる。

このように、変化から諸問題を検討していく上では、取り扱う変数を特性・状態に区分して捉える方が、よりそこで起きている問題を的確に捉えることが可能となる場合がある。以下ではその事例として、大学での学習観に関する3か月の変化を取り上げてみることにする。

#### 3.2.1 分析対象のデータ

本稿で報告する事例で取り扱うデータは、清水・三保・紺田・花井・山本（2011）で使用したものである。関西大学における大学1年生向けの講義科目（心理学関係の入門教育）にて、1ヵ月間隔で3回の縦断調査を実施した（2010年の4月～6月）。全ての調査で回答した調査参加者は279名（男性143名、女性136名）であり、6月時点での平均年齢は18.40（ $SD=0.76$ ）であった。

本稿の分析において使用する尺度は、大学での学習観を「主体的学習」「自己成長」「単

位取得」「受身」の4側面から捉えた尺度である(24項目、4件法)。大学での学習観とは、大学での勉強(学び)をどのようなものとして捉えているかについて問うものであり、大学生活との対応関係の中で変化することが想定される変数である(三保・清水、2011)。ここでは「大学での学習をどのようなものとして捉えているか」を教示した上で、「主体的に取り組んでいくものである(主体的学習)」「将来に活かすためのものである(自己成長)」「卒業に必要なものである(単位取得)」「面倒なものである(受身)」といった項目への回答をそれぞれ4件法で求めている。

また、本稿では中心的に取り扱うのは大学での学習観であるが、その変化に関係しうる変数についても検討すべく、大学進学理由についても取り上げる。ここでは、三保・清水(2011)で開発された大学進学理由尺度を用いる。大学進学理由はその名の通り、進学理由を「勉強志向」「私生活志向」「受験ランク」「周囲の評価」の4側面から測定する尺度である(24項目、4件法)。これについては、4月調査時にのみ実施した。

### 3.2.2 尺度得点の反復分散分析と相関係数

はじめに、期間による得点差をみるべく、大学での学習観における4つの下位尺度それぞれについて分散分析を行った。尺度の統計量が表3.2.1である。なお、ここでは尺度得点をそれぞれの項目の数で割ったものを使用している。分散分析の結果が表3.2.2である。

表3.2.1 大学での学習観の4下位尺度の統計量

尺度	平均値	標準偏差
主体的学習(4月)	3.462	0.477
主体的学習(5月)	3.434	0.501
主体的学習(6月)	3.405	0.541
自己成長(4月)	3.547	0.507
自己成長(5月)	3.456	0.538
自己成長(6月)	3.387	0.567
単位取得(4月)	2.917	0.646
単位取得(5月)	2.953	0.606
単位取得(6月)	3.038	0.613
受身(4月)	2.013	0.608
受身(5月)	2.221	0.643
受身(6月)	2.409	0.650

注) 尺度得点は項目の数で割っている。  
N=292



表3.2.2 大学での学習観4尺度の反復分散分析の結果

主體的学習	平方和	自由度	平均平方	F値	有意確率	偏 $\eta^2$	多重比較
測定機会	0.484	2	0.242	2.158	0.116	0.007	
誤差	65.209	582	0.112				
自己成長	平方和	自由度	平均平方	F値	有意確率	偏 $\eta^2$	多重比較
測定機会	3.748	2	1.874	13.347	0.000	0.044	4月>5月, 6月
誤差	81.705	582	0.140				
単位取得	平方和	自由度	平均平方	F値	有意確率	偏 $\eta^2$	多重比較
測定機会	2.224	2	1.112	7.800	0.000	0.026	4, 5月>6月
誤差	82.956	582	0.143				
受身	平方和	自由度	平均平方	F値	有意確率	偏 $\eta^2$	多重比較
測定機会	22.94	2	11.470	87.320	0.000	0.231	4月<5月<6月
誤差	76.449	582	0.131				

3回の繰り返し測定では、「自己成長」「単位取得」「受身」において0.1%水準での有意な違いがみられた。なお、3回の繰り返し測定での尺度間の相関係数はそれぞれ、表3.2.3の通りとなった。

表3.2.3 大学での学習観の4尺度における3回の繰り返し測定間の相関係数

	主體的学習 (4月)	主體的学習 (5月)	主體的学習 (6月)	自己成長 (4月)	自己成長 (5月)	自己成長 (6月)	単位取得 (4月)	単位取得 (5月)	単位取得 (6月)	受身 (4月)	受身 (5月)	受身 (6月)
主體的学習(4月)	1	0.598**	0.511**	0.559**	0.384**	0.366**	-0.063	-0.112	-0.066	-0.436**	-0.428**	-0.358**
主體的学習(5月)	0.598**	1	0.590**	0.357**	0.592**	0.396**	-0.166**	-0.146*	-0.164**	-0.385**	-0.451**	-0.374**
主體的学習(6月)	0.511**	0.590**	1	0.347**	0.406**	0.701**	-0.110	-0.098	0.037	-0.384**	-0.393**	-0.341**
自己成長(4月)	0.559**	0.357**	0.347**	1	0.463**	0.475**	0.041	0.017	0.053	-0.235**	-0.217**	-0.197**
自己成長(5月)	0.384**	0.592**	0.406**	0.463**	1	0.602**	-0.041	0.021	0.021	-0.262**	-0.283**	-0.187**
自己成長(6月)	0.366**	0.396**	0.701**	0.475**	0.602**	1	-0.034	0.004	0.160**	-0.275**	-0.284**	-0.227**
単位取得(4月)	-0.063	-0.166**	-0.110	0.041	-0.041	-0.034	1	0.654**	0.554**	0.506**	0.401**	0.404**
単位取得(5月)	-0.112	-0.146*	-0.098	0.017	0.021	0.004	0.654**	1	0.692**	0.419**	0.583**	0.557**
単位取得(6月)	-0.066	-0.164**	0.037	0.053	0.021	0.160**	0.554**	0.692**	1	0.271**	0.416**	0.522**
受身(4月)	-0.436**	-0.385**	-0.384**	-0.235**	-0.262**	-0.275**	0.506**	0.419**	0.271**	1	0.678**	0.604**
受身(5月)	-0.428**	-0.451**	-0.393**	-0.217**	-0.283**	-0.284**	0.401**	0.583**	0.416**	0.678**	1	0.736**
受身(6月)	-0.358**	-0.374**	-0.341**	-0.197**	-0.187**	-0.227**	0.404**	0.557**	0.522**	0.604**	0.736**	1

注) \*\*は1%水準で有意、\*は5%水準で有意であった。

### 3.2.3 3回の反復測定に対する特性・状態区分モデルの適用

大学での学習観尺度は表3.2.2で示したように、「自己成長」「単位取得」「受身」では3回の測定において得点の変化がみられたほか、3回の測定において相当程度の相関関係がみられた。これらの変数はいずれも大学での学習に対する捉え方を測定しているものであるため、どちらかといえば状態的な側面を捉えている変数であるようには見える。しかしこれまで、この変数について状態と特性の区別をした分析を行ったことはなかった。当該

学生の学修状況や環境の変化などがこれらの変数とどのような関係があるのか、そして、関係があるのは特性的な、あるいは状態的なものなのかについて明らかにすることは、学生の成長や変化に関わる変数をより明確なものとする上で有益であろう。そこで、ここでは大学での学習観4尺度それぞれに対する3回の反復測定を対象に3.1で使用した特性・状態区分モデルを適用してみることにする。

ここでの分析は「全切片ゼロ拘束」とする。3.1と同様、すべての観測変数の切片をゼロとして因子の平均を素点形式で推定し、尺度得点の平均値(表3.2.1)との比較を行ってみたいことにする。なお、識別性を確保するために、状態因子1の因子の平均は0に固定することにした。なお、小包化などの手続きについては、全て清水ら(2011)に準拠した。

表3.2.4 因子の平均の推定値と検定結果(全切片ゼロ拘束モデル)

因子の平均		推定値	標準誤差	有意水準	モデル適合度	
自己成長	特性因子	3.593	0.033	***	$\chi^2 = 45.390$	TLI= 0.990
	状態因子(4月)	0.000			$df = 30$	CFI= 0.992
	状態因子(5月)	-0.110	0.034	***	$P = 0.035$	RMSEA= 0.042
	状態因子(6月)	-0.187	0.036	***	AIC = 93.390	SRMR= 0.048
単位取得	特性因子	2.749	0.034	***	$\chi^2 = 70.629$	TLI= 0.971
	状態因子(4月)	0.000			$df = 30$	CFI= 0.976
	状態因子(5月)	0.000			$P = 0.000$	RMSEA= 0.068
	状態因子(6月)	0.105	0.025	***	AIC = 118.629	SRMR= 0.042
受身	特性因子	1.974	0.040	***	$\chi^2 = 88.709$	TLI= 0.967
	状態因子(4月)	0.000			$df = 30$	CFI= 0.972
	状態因子(5月)	0.226	0.034	***	$P = 0.000$	RMSEA= 0.082
	状態因子(6月)	0.433	0.038	***	AIC = 136.709	SRMR= 0.044
主体的学習	特性因子	0.000	0.040	***	$\chi^2 = 46.783$	TLI= 0.989
	状態因子(4月)	0.000			$df = 29$	CFI= 0.991
	状態因子(5月)	-0.030	0.025	0.239	$P = 0.020$	RMSEA= 0.046
	状態因子(6月)	-0.056	0.029	0.053	AIC = 96.783	SRMR= 0.032

注) 状態因子(4月)の平均は全て識別のために0に固定した。有意でない状態因子の平均についても0に固定した。有意水準の\*\*\*は0.1%水準で有意である。主体的学習については全切片ゼロ拘束モデルでは不適解となったため、対応切片拘束モデルの結果を掲載している。

構成したモデルの適合度をみると、全切片ゼロ拘束モデルでは「主体的学習」についてのみ不適解となった。それ以外についてはいずれも、golden ruleと照らし合わせても概ね許容できる値であったため、これを採択することにした。なお、「主体的学習」は対応切片同値拘束モデルでは十分な適合度が得られたので、これを結果として表3.2.4に掲載した。

推定された因子の平均における変動についてみると、表3.2.1で示した下位尺度の平均値とはやや値が異なるが、変動の傾向については表3.2.2で示した分散分析の結果と概ね同じであった。なお、「主体的学習」については変動が見られなかった。

表3.2.5 因子の分散の推定値と特性度と状態度（全切片ゼロ拘束モデル）

	因子の分散	推定値	標準誤差	有意水準	
自己成長	特性因子	0.148	0.017	***	
	状態因子（4月）	0.151	0.021	***	
	状態因子（5月）	0.138	0.021	***	
	状態因子（6月）	0.167	0.023	***	
	特性度	24.503			
	状態度（4月）	25.000			
	状態度（5月）	22.848			
	状態度（6月）	27.649			
	単位取得	特性因子	0.212	0.021	***
		状態因子（4月）	0.121	0.025	***
状態因子（5月）		0.049	0.014	***	
状態因子（6月）		0.080	0.017	***	
特性度		45.887			
状態度（4月）		26.190			
状態度（5月）		10.606			
状態度（6月）		17.316			
受身		特性因子	0.250	0.025	***
		状態因子（4月）	0.148	0.024	***
	状態因子（5月）	0.089	0.018	***	
	状態因子（6月）	0.145	0.022	***	
	特性度	39.557			
	状態度（4月）	23.418			
	状態度（5月）	14.082			
	状態度（6月）	22.943			

注) 有意水準の\*\*\*は0.1%水準で有意である。  
 主体的学習については不適解となったため、不掲載。

変動がみられた「自己成長」「単位取得」「受身」について、推定された因子の分散から特性度と状態度をみると、その傾向は尺度により大きく異なっていた。「自己成長」では特性因子の分散が24.503%であり、「単位取得」の45.887%、「受身」の39.557%と比較しても低い割合であった（表3.2.5）。これだけを見ても、これらの変数、特に「自己成長」については状態度が高い変数であるということが見て取れる。「自己成長」の状態度は4月で

25.000%、5月で22.848%、6月で27.649%であった。「単位取得」「受身」についても同様に状態度をみていくと、「単位取得」の状態度は4月で26.190%、5月で10.606%、6月で17.316%であった。そして、「受身」の状態度は4月で23.418%、5月で14.082%、6月で22.943%であった。これらの数値の違いは、ここで取り扱っている変数が、状態的な特徴を持っていることを示すものである。特に「自己成長」については、大学での学習を自分の成長に関わるものとする捉え方であるため、大学での学修活動との関係において大きく変動することが想定される変数でもある。このことが特性度、状態度から明確に示された結果でもあった。

### 3.2.4 3回の反復測定に対する特性・状態区分モデルと他変数の関連

このような特性、状態に対してどのような変数が関係するのか、という点についてもこのモデルであれば分析が可能となる。そこで、ここでは特性・状態区分モデルに大学進学理由の下位尺度を置いたモデルを構成してみることにする。なお、ここでは変数間の関連についての検討が主たる焦点となる。そこで、対応切片同値拘束モデルでの分析を試みることにする。

まず、特性・状態区分モデルであるが、ここでは「自己成長」を対象とした。上述の通り、最も状態度が高い変数であったためである。また、大学進学理由の下位尺度との相関(表3.2.6)を見ると、「自己成長」との相関がみられたのは「勉学志向」のみであった。そこで、ここでは「自己成長」と「勉学志向」との共分散モデルを構成した。

表3.2.6 大学での学習観(自己成長)と大学進学理由4下位尺度との相関

	自己成長(4月)	自己成長(5月)	自己成長(6月)
勉学志向	0.351 **	0.389 **	0.282 **
私生活重視	0.021	0.036	-0.013
受験ランク	-0.008	-0.03	-0.067
周囲の勧め	0.099	0.087	0.068

注) \*\*は、1%水準で有意であった。

構成したモデル(図3.2.6)の適合度は $\chi^2 = 59.770$ 、 $df = 41$ 、 $P = 0.029$ 、 $AIC = 131.770$ 、 $TLI = 0.988$ 、 $CFI = 0.991$ 、 $RMSEA = 0.040$ 、 $SRMR = 0.042$ であった。golden ruleと照らし合わせても十分な適合度であると評価することができる。因子パターンの推定値、平均値、共分散のワルド検定結果(表3.2.7)から「自己成長」と「勉学志向」の関連性についてみると、特性因子と「勉学志向」間で0.381(1%水準で有意)、状態因子(5月)

と「勉学志向」間で0.255（5%水準で有意）であった。「勉学志向」とは、大学進学理由として勉学を志向する傾向を示すものである。そのため、大学での学習を自らの成長になるものであるとする「自己成長」の特性因子との相関については一定の妥当性がある。一方で、状態因子（5月）との相関についてはやや特徴的な結果であるといえる。かねてより5月病などと表現されてきたように、大学初年次の5月は学習へのモチベーションが下がることが清水ら（2011）でも示されている。実際、状態因子（5月）の平均値自体は若干の低下傾向にあるが、勉学志向との相関を考えると、自己成長を維持する要因として勉学志向が少なからず関係していることは興味深い結果であるといえよう。このように、状態因子との関係について見れる点は、学生の発達の成長にどのような変数が関連しているのかについて検討を加える上では、かなり有効な手段となるのではないだろうか。

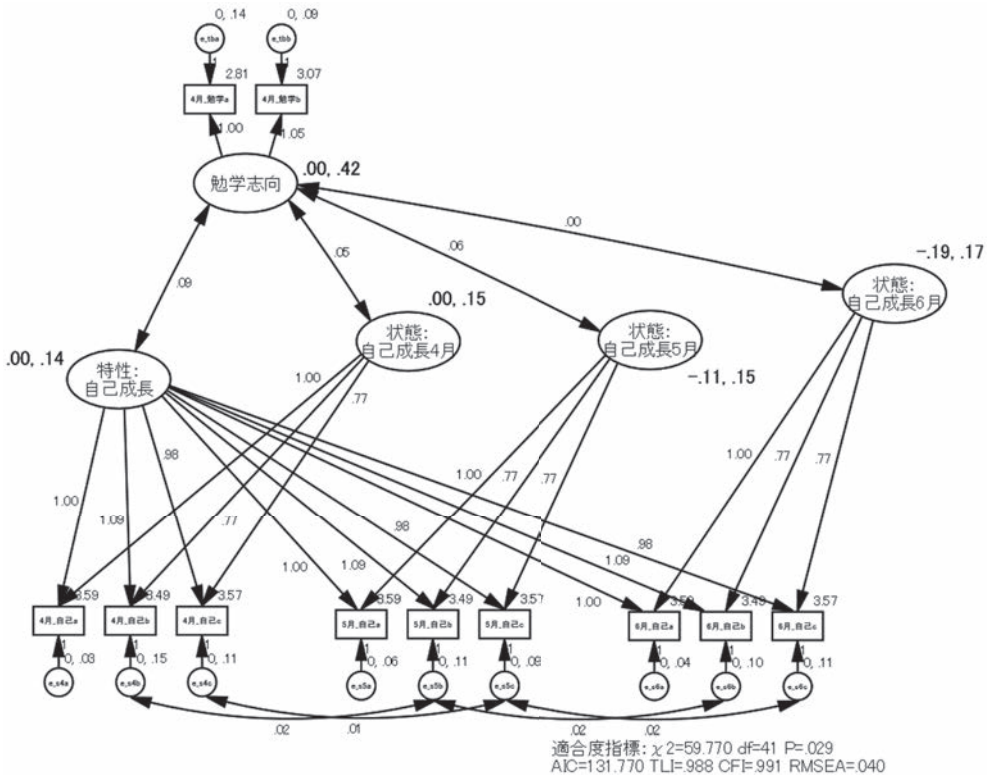


図3.2.6 「自己成長」の特性・状態区分モデル（対応切片同値拘束）と「勉学志向」との関連

表3.2.7 因子パターンの推定値と平均値，共分散の検定結果（対応切片同値拘束モデル）

観測変数		因子	推定値	標準誤差	有意水準	標準化推定値
自己成長4a	←	自己成長の特性因子	1			0.656
自己成長4b	←	自己成長の特性因子	1.091	0.051	***	0.639
自己成長4c	←	自己成長の特性因子	0.983	0.047	***	0.634
自己成長5a	←	自己成長の特性因子	1			0.637
自己成長5b	←	自己成長の特性因子	1.091	0.051	***	0.675
自己成長5c	←	自己成長の特性因子	0.983	0.047	***	0.656
自己成長6a	←	自己成長の特性因子	1			0.627
自己成長6b	←	自己成長の特性因子	1.091	0.051	***	0.673
自己成長6c	←	自己成長の特性因子	0.983	0.047	***	0.622
自己成長4a	←	自己成長の状態因子（4月）	0.766	0.048	***	0.514
自己成長4b	←	自己成長の状態因子（4月）	0.775	0.048	***	0.472
自己成長4c	←	自己成長の状態因子（4月）	1			0.683
自己成長5a	←	自己成長の状態因子（5月）	0.766	0.048	***	0.524
自己成長5b	←	自己成長の状態因子（5月）	0.775	0.048	***	0.492
自己成長5c	←	自己成長の状態因子（5月）	1			0.653
自己成長6a	←	自己成長の状態因子（6月）	0.766	0.048	***	0.541
自己成長6b	←	自己成長の状態因子（6月）	0.775	0.048	***	0.533
自己成長6c	←	自己成長の状態因子（6月）	1			0.700
勉学志向4a	←	勉学志向因子	1			0.865
勉学志向4b	←	勉学志向因子	1.046	0.094	***	0.914
因子の平均値			推定値	標準誤差	有意水準	
自己成長の特性因子			0			
自己成長の状態因子（4月）			0			
自己成長の状態因子（5月）			-0.111	0.035	**	
自己成長の状態因子（6月）			-0.189	0.036	***	
勉学志向因子			0			
因子間の共分散（自己成長と勉学志向間）			推定値	標準誤差	有意水準	標準化推定値
特性因子	↔	勉学志向因子	0.092	0.030	**	0.381
状態因子（4月）	↔	勉学志向因子	0.046	0.030	0.121	0.186
状態因子（5月）	↔	勉学志向因子	0.063	0.031	*	0.255
状態因子（6月）	↔	勉学志向因子	0.003	0.031	0.910	0.013

注) 状態因子（4月）の平均は識別のために0に固定した。

\*\*\*は0.1%水準で、\*\*は1%水準で、\*は5%水準で有意であった。

### 3.3 測定機会を5回としたGritの2因子の特性と状態の変化

#### 3.3.1 Gritの2因子と、これまでのGrit尺度研究について

Gritとは、長期的な目標に対する情熱と粘り強さ——“perseverance and passion for long-term goals”（Duckworth, Peterson, Matthews, & Kelly, 2007, p. 1087）を意味する性格特

性であり、日本では、Gritは「やり抜く力」や「根性」と訳されている。海外のGritの個人差研究においてGritの高い個人は、GPAなどの学業成績が高く（Duckworth et al., 2007; Duckworth & Quinn, 2009）、また仕事における在職期間が長い（Eskreis-Winkler, Shulman, Beal, & Duckworth, 2014）など、様々な活動において、いいパフォーマンスをもたらす心理的傾向とされてきた。構成概念として、Gritは、誠実性との類似性の高さが指摘されているが（Credé, Tynan, & Harms, 2016）、活動や興味の持続性といったスタミナ成分を重視し、自己コントロールや誠実性との間では弁別をはかっている。またGritにみられる行動特性は、達成欲求の行動のような報酬に基づく行動とは異なり、目標に対してポジティブなフィードバックがなくても、その目標から逸脱することなく活動し続けるものである（Duckworth & Quinn, 2009）。

Gritを測定する心理尺度としては、12項目からなるGrit Scale（Duckworth et al., 2007）と、その短縮改訂版で8項目からなるShort Grit Scale（Duckworth & Quinn, 2009）がある。それぞれの尺度では、明確な2因子構造が示されており、それは、困難に立ち向かって努力をする「努力の根気（Perseverance of Effort、以下「根気」とする）」と、長期間にわたって一つの事に興味を持ち続ける「興味の一貫性（Consistency of Interest、以下「一貫性とする）」である。しかしながら、初期のGritの個人差研究においては、根気尺度と一貫性尺度を合成したTotal-Grit尺度を用いて研究が進められてきた。つまりこの2因子の違いやそれぞれの役割について明確にされてこなかった。

その後の海外の教育分野での個人差研究においては、Gritの2下位尺度の間で、異なる傾向が報告されている。例えば、学業調査において、GPAや大学の満足度（Bowman, Hill, Denson, & Bronkema, 2015）、自己調整型学習の習得度（Wolters & Hussain, 2015）や学業での積極性（Datu, Valdez, & King, 2016）との間で、Gritのポジティブな効果が指摘されているが、その効果のほとんどは、根気尺度との関連である。一貫性尺度との関連については、ポジティブな効果がない、もしくは根気尺度より小さな効果が報告されている。日本の個人差研究においても、同様で、高校生の数学の成績（清水, 2018）や大学生TOEIC（田口, 2018）と強く正の関連がみられるのは、根気尺度であることが報告されている。このように、Gritの2下位尺度の学業への影響は、異なることが示されている。しかしながら、2下位尺度の心理測定上の性質の違いについては、あまり明らかになっていない。

Gritの構成概念は、活動や興味の持続性といった長期間にわたる心理的な態度にフォーカスした性格特性である。そこで本研究では、Grit尺度を用いた縦断調査のデータからGritの2因子の特性・状態区分モデルを適用して、根気と一貫性の特性・状態成分の因子の抽

出を検討してみる。そこから得られた結果から、Gritの2下位尺度の測定上の性質の違いについて論じてみる。

### 3.3.2 分析対象のデータ

2018年11月から12月にかけて関西地方の芸術系大学生444名（男性161名、女性281名、不明2名、年齢の平均19.17、年齢のSD=1.05）を対象に、1週間間隔で5回にわたる縦断調査を実施した。なお、5回の縦断調査のうち、全ての5回調査に回答した調査参加数は70名で、4回参加は70名、3回参加は79名、2回参加は、94名、1回参加は、131名であった。Gritの分析では*Mplus*を用い、欠損値に関しては、FILM (Full Information Maximum Likelihood) で推定した。

調査で使用したGrit尺度は、日本語版 Short Grit (Grit-S) 尺度（西川・奥上・雨宮, 2015）である。日本語版Grit-S尺度は、根気尺度の4つの項目と一貫性尺度の4つの反転項目からなる尺度であり、回答形式は5件法（1 = 当てはまらない, 2 = やや当てはまらない, 3 = どちらとも言えない, 4 = やや当てはまる, 5 = 当てはまる）である。またこのデータの一部は、西川・猪伏（2019）で使用されたものである。

### 3.3.3 日本語版 Grit-S 尺度の特性・状態区分モデルとその解析

この調査では、5回にわたって繰り返して測定を行った。まず、Grit-S尺度の特性・状態区分モデルのベースラインモデルでは、Gritの2因子（根気と一貫性）の特性的な傾向を測定する因子を、それぞれ異なる測定機会で項目の因子パターン不変性を設定し、それらを「特性根気因子」と「特性一貫性因子」とした。また5回の測定機会のそれぞれのGritの2因子の状態因子についても、異なる測定機会で項目の因子パターン不変性を設定し、Gritの2因子のそれぞれの1から5回目の状態因子を「状態根気因子1」から「状態根気因子5」および、「状態一貫性因子1」から「状態一貫性因子5」とした。項目の切片を、対応切片同値拘束で設定し、このモデルの識別性の確保のため、Gritの2因子の特性因子（「特性根気因子」と「特性一貫性因子」）と1回目の状態因子（「状態根気因子1」と「状態一貫性因子1」）の平均をゼロに設定した。Gritの2因子の特性因子間および測定機会同士の状態因子間に共分散を設定しているが、項目の独自性間共分散を設定していない。これをModel 1（ベースラインモデル）とする。

分析の結果、表3.3.1にあるように、Model 1のモデル適合度は出力されたが、測定2回目の状態一貫性因子2は、負の分散で不適解となった。そこで、これを回避するために、



独自性間共分散の設定、特性因子間および測定機会同士の状態因子間の設定、状態因子のゼロ拘束や独自性分散の同値拘束といったパラメータ拘束を、段階を踏みながら試みた。その結果、状態一貫性因子2の分散が正の値で推定された（Model 5）。以下では、Model 1からこのModel 5に至る過程で行ったパラメータ拘束の方法と手順について解説する。

Model 1での全ての状態因子の有意確率( $P$ )は、0.168から0.922の範囲であった。そこで、まず1つ目の拘束の作業として、ワルド検定に従い有意ではない状態因子の平均をゼロに固定した。次に、2つ目の拘束としては、独自性間共分散を異なる測定機会の同じ項目同士に設定した。これは、同じ項目を繰り返して調査する際に、前の調査での回答の記憶などいろいろな要因から影響を与えると仮定したからである（Jöreskog, 1979）。3つ目の拘束では、有意確率が10%以上の（測定機会同士の）状態根気因子および状態一貫性因子の（因子間）共分散をゼロに設定した。測定機会同士の状態根気因子および状態一貫性因子と、特性根気因子および特性一貫性因子の（因子間）共分散の有意確率は全て、0.531から0.988の範囲であったため、それらを独立と仮定し、それらをゼロに固定した。なお、測定機会同士の特性根気因子および特性一貫性因子の因子間共分散は、有意（ $P < .001$ ）であったため、この共分散は推定することにした。そして、4つ目の拘束では、全ての項目の独自性の分散を、異なる測定機会同士で、同値拘束した。例えば、項目1の独自性分散の場合、5つの測定機会と同じ値とする拘束である。つまりこの拘束で、各測定期間の間において、項目の独自性共分散の不変性を仮定している。この手順により、状態一貫性因子2の分散を推定することができた。またこのモデル適合度は、golden ruleの基準を満たしてはいないが、許容できる範囲内にあると判断することにした（表3.3.1; Model 5）。

このModel 5に得られた結果を精査してみると、「状態一貫性因子2」の分散の有意確率( $P$ )が0.900以上と非常に高い。そこで、この分散をゼロに固定した（表3.3.1; Model 6）。また「状態一貫性因子2」以外に、「状態一貫性因子4」「状態根気因子3」「状態一貫性因子3」の因子の分散の有意確率( $P$ )も、10%以上であったため。それらの因子の分散をゼロに固定してみた（表3.3.1; Model 7）。

ここで検討を行ったModel 5, 6, 7の中でモデル適合度の比較をしてみると、相対的に最もモデルの適合度がよいモデルは、Model 6であり、このモデルを最終的な日本語版Grit-S尺度の特性・状態区分モデルとした（表3.3.2、図3.3.1）。なお、因子パターンや項目の独自性共分散の結果については、表の数が多くなるので、ここでは割愛した。

Gritの2因子の特性度と状態度を(5)式と(6)式に従って算出した（表3.3.2）。その結果、特性度では、根気が一貫性より高かった。各測定機会の状態度においては、1、3、5回

目の測定機会で、一貫性の状態度は、根気より高く、その差は約2倍であった。一方で2、4回目の測定機会においては、根気の状態度が、一貫性より高く、その差は、一貫性の状態度が、根気の状態度を上回ったものと比べると小さかった。

表3.3.1 Grit-S 尺度の特性・状態区分モデルの各 Model の適合度の結果

	Model 1 <sup>a</sup>	Model 2 <sup>a</sup>	Model 3 <sup>a</sup>	Model 4 <sup>a</sup>	Model 5	Model 6	Model 7
$\chi^2$	2491.899	2503.836	1156.899	1165.485	1254.268	1254.279	1264.953
df	774	782	702	707	739	740	743
P	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
適合度							
指標							
CFI	0.679	0.678	0.915	0.914	0.904	0.904	0.902
TLI	0.676	0.679	0.905	0.905	0.898	0.899	0.898
RMSEA	0.071	0.070	0.038	0.038	0.040	0.040	0.040
SRMR	0.102	0.103	0.074	0.074	0.082	0.082	0.083
AIC	22988.461	22984.398	21797.460	21796.047	21820.829	21818.840	21823.514

注) Model 1: 対応切片同値拘束モデル、Model 2: Model 1 に有意でない状態因子の平均をゼロに固定したモデル、Model 3: Model 2 に独自性間共分散を同じ項目同士に設定したモデル、Model 4: Model 3 に測定機会同士の測定機会同士の状態根気因子および状態一貫性因子の因子間共分散をゼロに設定したモデル、Model 5: Model 4 に独自性分散を同じ項目同士で等値拘束したモデル、Model 6: Model 5 に有意確率が0.900以上であった測定機会の2回目の状態一貫性因子の分散をゼロに固定したモデル、Model 7: Model 6 に有意ではなかった測定機会の3、4回目の状態一貫性因子と2回目の状態根気因子の状態因子の分散をゼロに固定したモデル

<sup>a</sup>は、測定機会の2回目の状態一貫性因子の分散が負となったモデルである。

表3.3.2 Grit-S 尺度の特性・状態区分モデルの Model 6 の因子の平均と分散および分散の割合の結果

		根気	一貫性
因子の平均	特性	0	0
	状態1	0	0
	状態2	0	0
	状態3	0	0
	状態4	0	0
	状態5	0	0
因子の分散	特性	0.519 (0.060)***	0.505 (0.067)***
	状態1	0.043 (0.021)*	0.091 (0.044)†
	状態2	0.009 (0.006)	0
	状態3	0.010 (0.009)*	0.040 (0.027)
	状態4	0.028 (0.014)*	0.022 (0.018)
	状態5	0.024 (0.011)*	0.076 (0.042)†
分散の割合	特性度	80.841	68.801
	状態度1	6.698	12.398
	状態度2	1.402	0
	状態度3	2.960	5.450
	状態度4	4.361	2.997
	状態度5	3.738	10.354

注) 因子の平均と分散で0とした箇所は、有意ではなかったため、0に固定して再度推定した結果を掲載した。  
\*\*\*は0.1%水準で、\*は5%水準で、そして、†は10%水準で有意であった。

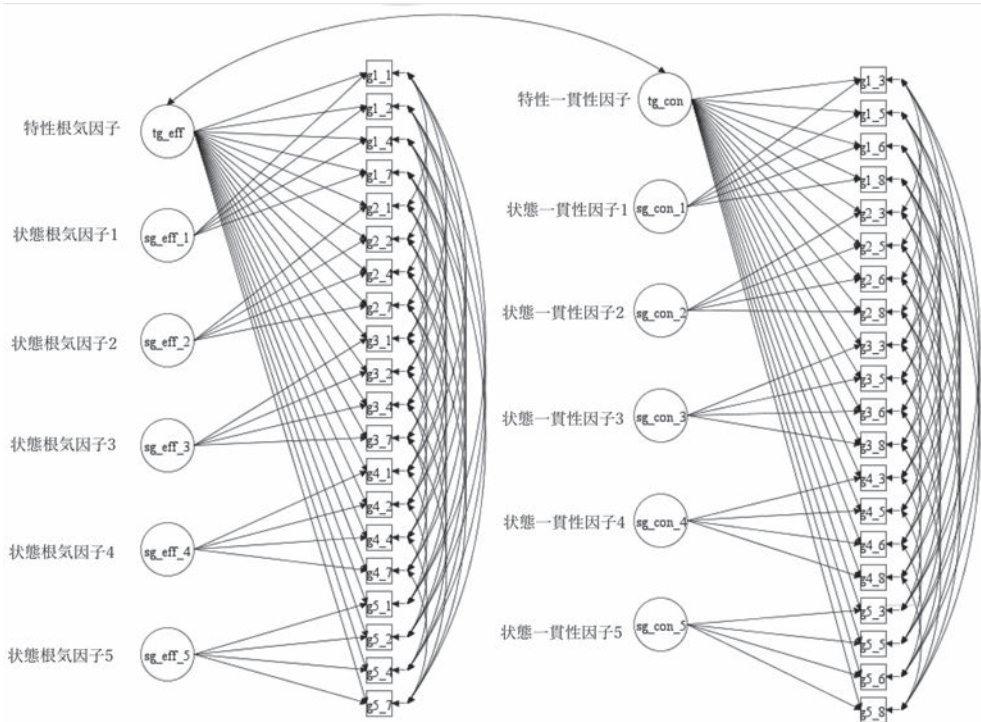


図3.3.1 Grit-S 尺度の特性・状態区分モデルの Model 7 の図

注) Mplus diagrammer 機能により描画した。推定した数値については、ここでは割愛した。

### 3.3.4 日本語版 Grit-S 尺度の特性・状態区分モデルの分析手続きに関する考察と追加分析

本研究では、Grit-S 尺度の 2 因子構造を基に、特性・状態区分モデルを適用し、Mplus で解析を試みた。特性・状態区分モデルのベースラインである因子パターン不変性に対応切片同値拘束を設定した Model 1（表3.3.1）では、「状態一貫性因子」の分散に不適解が生じた。この不適解を回避するために、分散の同値拘束などいろいろな方法を試みた。ここでの手順が、このような方法論でより良い適合度の解を追求するための一般的な手順とは限らない。データと解析結果の対話の例として、その詳細を報告することにした。

状態因子の分散が負になった原因の一つは、データの欠損値の過多にあったのかもしれない。今回の分析対象のデータには、5 回の継続調査のうち、すべての機会に回答した参加者は、全調査参加者444名の中で70名とかなり少ない。また今回のモデル（表3.3.1）を Amos でその欠損値処理機能を利用して解析すると、Model 5 以降の model では、解が収束しないで、「モデルは識別されませんでした。更に制約が 1 個必要です。」という表示が出力された。そこでこの原因を探るために、今回のデータサンプルから、5 回の縦断調査

のうち少なくとも3回の調査に回答した参加者(219名;女性70名,男性149名)を取り出して、表3.2.1に掲載したのと同じモデルの解析を試みた。その結果、Model 4以降の4つのモデルでは、因子の分散の不適解を回避することができた。このModel 4の適合度は、 $\chi^2 = 1185.902$ ,  $df = 707$ ,  $P = 0.000$  で、 $TLI = 0.882$ ,  $CFI = 0.893$ ,  $RMSEA = 0.056$ ,  $SRMR = 0.083$ ,  $AIC = 15145.333$ であった。Model 5のモデル適合度は、 $\chi^2 = 1269.683$ ,  $df = 739$ ,  $P = 0.000$ 、 $TLI = 0.875$ ,  $CFI = 0.881$ ,  $RMSEA = 0.057$ ,  $SRMR = 0.090$ ,  $AIC = 15165.114$ となった。Model 5では、各因子の分散の有意確率( $P$ )が、0.900を超える因子はなかったため、Model 6の解析を実施しなかった。最後にModel 7では、因子の分散の有意確率( $P$ )が、10%以上であった「状態一貫性因子」と「特性根気因子」の因子の分散をゼロに固定し、このモデルの適合度は、 $\chi^2 = 1273.113$ ,  $df = 741$ ,  $P = 0.000$ で、 $TLI = 0.875$ ,  $CFI = 0.881$ ,  $RMSEA = 0.057$ ,  $SRMR = 0.091$ ,  $AIC = 15164.544$ となった。このサンプル( $N=219$ )で解析したモデル適合度を比較するとModel 4が最も当てはまりの良いモデルとなり、状態因子の分散をゼロに固定しないモデルを採択することができた。このModel 4での根気の特異度は、73.013で一貫性の特異度は、52.652となり、全ての調査参加者( $N=444$ )を対象にした解析の特異度(表3.3.2)と比べて低くなった。なお、Amosでもこのデータでこのmodelの解析を行ったところ、Mplusと同じ値の推定値を得ることができた。

このように、欠損値が少ないデータであれば、通常のようなモデルの構成で適切な解を推定することができる。MplusとAmosでは、欠損値については、FILM(Full Information Maximum Likelihood)により、その値を推定することができる。ここで紹介したデータは、縦断的データ解析の対象として取り扱われことはないかもしれないほどに、参加者の数が測定機会を追うごとに少なくなった。このために不適解に陥ったと考えられる。試みとしてここでは解析を行ったわけであり、参加者の数を確保することの重要性を指摘しておきたい。

### 3.3.5 日本語版 Grit-S 尺度の特性・状態区分モデルの結果の考察

考察の対象とするのは、全ての調査参加者( $N = 444$ )について欠損値推定を行った解析から得られたModel 6の結果とする(表3.2.1と表3.2.2)。このModel 6のモデル適合度では、RMSEA以外の各指標は、golden ruleで良好なモデルとされている基準値には満たない。ここでは、概ねその値の近い値であったと判断し、結果の考察を行うことにする。

このModel 6の結果(表3.2.2)では、すべての因子の平均をゼロに固定した。このこ

とは、測定機会のすべてを通して、状態因子の平均に変化が起きなかったことを意味している。状態因子の分散では、「根気」尺度のほうに有意な値がみられた。「一貫性」尺度では、有意となったのは状態因子1と状態因子5でそれぞれ10%水準であった。この尺度では状態因子2の分散はゼロに固定していたが、「根気」の状態因子よりも分散の値が、状態3を除いて、大きいようである。特性因子の分散の方は、「根気」の方が、やや大きかった。特性と状態の分散の比である特性度を比べると、「根気」の方が「一貫性」より大きな割合を示した。この結果から、根気尺度で測定している個人間の差異は、特性による個人間差を基盤にしており、状態的な個人差は測定機会が違って比較的小さいといえる。一方、一貫性尺度で測定している個人間の差異には、特性による個人差を基盤にもしながら、測定機会の状況によって突発的に生じる状態の個人差がより含まれるといえるのではないだろうか。

上記の一貫性尺度の測定に関する解釈については、Grit測定で使用した日本語版Grit-S尺度（西川他、2015）の項目内容からでも推測できる。一貫性尺度の項目には、「終わるまでに何カ月もかかる計画にずっと興味を持ち続けるのは難しい」、「いったん目標を決めてから、後になって別の目標に変えることがよくある」や「新しいアイデアや計画を思いつくと、以前の計画から関心がそれる」といった、対象を定めていない計画、目標やアイデアに関する質問がある。このような質問に対する回答反応は、調査時に回答者が抱く計画、目標やアイデアの状況に左右されることが考えられる。例えば、回答者が大学進学を目指す受験生であったとすると、第一志望の大学への合格を目標に目指している状況で、一貫性尺度にある計画や目標、アイデアに関する質問項目を回答する際には、「受験目標や受験計画」を想定して回答することが考えられる。これに対して、大学入学後に同じ回答者に対して、一貫性尺度の項目に対して回答してもらくと、その得点が変わってしまう可能性がある。つまり最初に調査した際に、回答者が抱いた計画、目標やアイデアと、2回目に調査した際に、回答者が抱いた計画、目標やアイデアが異なることで得点の変化が生じるのである。

このような変化は、特性的な傾向とは独立するもので、状況や場面によって生じた一時的な状態反応である。とりわけ、この変化が生じやすい集団は、受験生や大学生など、日常生活の変化が豊かな若年層に多いことが考えられる。今回の解析で対象としたデータの調査参加者も大学生であり、大学生活での様々な出来事に影響を受けて、一貫性の状態度の割合が大きくなったと考えることができるのではないだろうか。

この解釈については、暫定的な推測にすぎないことに注意されたい。今回の調査では大

学生を対象に、5回の縦断調査を1週間間隔で測定したが、この縦断調査の間で、大学生の一貫性の状態度が大きくなった要因について、今回のデータでは確認していない。そのため、一貫性の状態度と大学生の日常生活とのかかわりはまだ明確ではない。変化の意味を確認するためには、新たに調査に変数を加える必要がある。例えば、一貫性の状態度が大きくなった測定機会1回目と5回目の前後や、状態度がゼロであった測定機会2回目の前後で起きたイベントや行事（例えば、試験や学園祭）の有無の変数や、その際の心理的状況がわかる変数が必要である。こういった変数があれば、状態因子との共分散・相関や一方向のパスの関連の中で、一貫性の状態度が大きくなった要因について確認することが出来るのではないだろうか。

### 3.4 測定機会を3回とした Big Five 形容詞短縮版の特性と状態の変化

パーソナリティ特性を測定する尺度として Big Five が開発されてきた（たとえば、Costa & McCrae (1992) や清水・山本 (2008) など）。この5尺度については、特性を測定する尺度として高い安定性を報告する研究が多い。その一方で、Bleidorn, Hopwood, Back, M. D., Denissen, Hennecke, Hill, ... Zimmermann (2021) や McAdams & Olson (2010) などがまとめているように、生涯にわたって変化し、青年期においては、成人期以降と比べると変化の割合が多いという報告もある。このような変化についての研究では、再検査信頼性の定義や概念などの再検討を含め、安定性と平均レベルの変化などについて、さまざま議論が行われている（たとえば、Anusic & Schimmack (2016)、Gnambs (2014)、Roberts & Takahashi (2011) など）。

Gnambs (2014, 2015) も主張しているように、尺度得点という観測変数には観測誤差が混入している。この測定に混入する誤差を排除するという課題については、狩野 (2004) なども指摘しているように、SEMによる潜在変数による方法論が有効な解決の道を切り開いたと考えることができる。そこで、因子パターン不変性の下で、因子の分散と平均についての情報を推定できる特性・状態区分モデルをパーソナリティの安定性と変化の解析に応用してみることにした。

ここでは、Big Five 形容詞短縮版（清水・山本, 2008）の5尺度を対象として、3ヶ月間の短期間での変化を特性・状態区分モデルを適用し、特性的な変数についての安定性と変化を捉えてみたい。そして、短期間のデータではあるが、このようなモデルの方法論としての可能性に加え、このモデルを分析に使用する際の注意点などについても検討を加えてみたい。

### 3.4.1 調査参加者

大学1年生を対象として、参加者の調査参加への了解を得て、4月、5月、そして、6月の3ヶ月間にわたって3回の繰り返し調査を行った。この縦断データは、清水ほか（2011）で報告したものであり、3.2でも学習観について特性・状態区分モデルにより検討している。なお、3回の調査ともに参加した大学1年生の数は279名（男性143名、女性136名）で、4月調査時点での平均年齢は18.24歳（ $SD = 0.68$ ）であった。

### 3.4.2 使用した変数

清水・山本（2008）のBig Five形容詞短縮版の30項目から、各因子に3個の小包を作成した。3つの観測変数を構成するために、2つの項目の和を小包とした。以下は、5因子ごとの3つの小包である。（逆）とした項目は逆転採点の項目である。なお、この項目は7件法で調査しており、小包の得点は項目の数で割る処理を行った（清水・山本，2007）。

#### 情動性（N：Neuroticism）

小包a：不安になりやすい、神経質な

小包b：悩みがち、動揺しやすい

小包c：傷つきやすい、心配性な

#### 外向性（E：Extraversion）

小包a：もの静かな（逆）、外向的な

小包b：控えめな（逆）、陽気な

小包c：内気な（逆）、話し好きな

#### 開放性（O：Openness）

小包a：頭が固い（逆）、発想の豊かな

小包b：視野が狭い（逆）、想像力に富んだ

小包c：独創的な、興味の広い

#### 協調性（A：Agreeableness）

小包a：利己的な（逆）、協調的な

小包b：自己中心的な（逆）、協力的な

小包c：親切な、共感的な

#### 誠実性（C：Conscientiousness）

小包a：怠惰な（逆）、辛抱強い

小包b：無責任な（逆）、責任感のある

小包c: ルーズな (逆)、勤勉な

### 3.4.3 モデルの構成と結果

Big Five 形容詞短縮版の分析では、3変数を3回繰り返して測定したデータを対象としたので、図1で示したモデルをそのまま適用し、1.2と2.1に記述している手順に従って分析を行った。なお、Amosによる分析では、Big Five 形容詞短縮版の5つの尺度を個別に行った。ここまでの応用編で掲載した解析結果と同じような推定値の表については、スペースの関係で最小限にとどめた。

#### 3.4.3.1 対応切片同値拘束

まず、2.1の図1の特性・状態区分モデルの観測変数の切片について「対応切片同値拘束」を適用して、適合度と修正指数の確認を行った。そのAmosのテキスト出力を精査し、次に、図1のモデルに加えて、独自性間に共分散を仮定することにした。その結果、表3.4.1にあるように、適合度のよい結果を得ることができた。この表では、因子の平均と分散、分散の割合、そして適合度のだけを掲載している。なお、この表の列は(5)式の特性度の順として、右から協調性(A)、開放性(O)、外向性(E)、誠実性(C)、そして、情動性(N)の尺度の順とした。なお、この他の情報としては、ここでは、測定モデルの標準化した値のみを表3.4.2に掲載した。

因子の平均については、特性因子と状態1因子の平均はゼロに固定して、他の状態2因子と状態3因子は値の推定を行った。得られた値について、ワルド検定を適用し、有意でないものについては、ゼロに固定している。表3.4.1の $\chi^2$ の自由度が尺度によって異なるのは、推定した因子の平均の数が違うからである。

いずれの尺度においても、最終的に得られた適合度指標の値は、非常に良いものとなった。参加者の数が279名であったのにもかかわらず、この数が大きな影響を受けると言われる $\chi^2$ でも「モデルの適合度が良い」という帰無仮説を棄却でない $P$ の値が0.05を越える尺度もあった。他の適合度指標はいずれもgolden ruleの基準を越える値(CFI、TLI)あるいは下回る値(RMSEA、SRMR)であった。

表3.4.1の特性度をみると協調性(A)や開放性(O)は8割を越える非常に大きな割合となった。最も小さな値を示したのが情動性(N)で、5割台であった。特性度の割合が小さくなると、状態度の因子の割合が大きくなった。その中で最も割合が大きかったのは情動性(N)の状態度1であり、最初の測定機会であった4月の個人間差が他の調査機会の5月



や6月よりも大きかったわけである。5月と6月を比べると6月の方が大きい傾向を誠実性(C)や外向性(E)でも示した。特性度の割合が大きかった協調性(A)や開放性(O)でも5月の個人間差が小さい傾向であった。大学入学直後の心理的な動揺が情動性(N)に現れているのかもしれない。5月が全尺度で状態度の割合が小さくなったのは、大学生活への適応が学生の全体である種の方向性をもって進んだと考えることもできるのではないだろうか。誠実性(C)も情動性(N)も状態度において同じような傾向を示したが、誠実性(C)では、因子の平均が有意に下がった点に特徴がみられた。協調性(A)でも6月の状態度が5%水準ではあるが下がった。4月から6月にかけて調査参加者の学生たちに何かが起きているのは確かであることを、因子の分散と平均を捉えることによって報告することができたのではないだろうか。

表3.4.1 Big Fiveの5因子の特性・状態区分モデル（対応切片同値拘束）の推定値と適合度

		情動性 (N)	誠実性 (C)	外向性 (E)	開放性 (O)	協調性 (A)
因子の平均	特性	0	0	0	0	0
	状態1	0	0	0	0	0
	状態2	0	-0.079 (0.038)*	0	0	0
	状態3	0	-0.144 (0.045)**	0	0	-0.035 (0.016)*
因子の分散	特性	0.759 (0.094)***	0.401 (0.078)***	0.775 (0.087)***	0.539 (0.071)***	0.482 (0.060)***
	状態1	0.258 (0.050)***	0.105 (0.042)*	0.187 (0.052)***	0.036 (0.017)*	0.017 (0.009)†
	状態2	0.157 (0.038)***	0.055 (0.030)†	0.078 (0.031)*	0.015 (0.009)†	0.017 (0.009)†
	状態3	0.218 (0.044)***	0.072 (0.033)*	0.119 (0.038)*	0.035 (0.017)*	0.022 (0.011)*
分散の割合	特性度	54.526	63.349	66.868	86.240	89.591
	状態度1	18.534	16.588	16.135	5.760	3.160
	状態度2	11.279	8.689	6.730	2.400	3.160
	状態度3	15.661	11.374	10.267	5.600	4.089
適合度指標	$\chi^2$	32.482	24.250	41.366	35.997	48.967
	df	25	23	25	25	24
	P	0.145	0.249	0.021	0.072	0.002
	CFI	0.997	0.997	0.993	0.993	0.985
	TLI	0.995	0.995	0.990	0.990	0.985
	RMSEA	0.032	0.025	0.047	0.039	0.060
	SRMR	0.026	0.029	0.024	0.026	0.035
	AIC	90.482	88.250	99.366	93.997	108.967

注) 因子の平均で0とした箇所は、有意ではなかったため、0に固定して再度推定した結果を掲載した。

\*\*\*は0.1%水準で、\*\*は1%水準で、\*は5%水準で、そして、†は10%水準で有意であった。

一つの特性因子と三つの状態因子からなる測定モデルについては、表3.4.1の適合度の下で、因子パターン不変性を拘束条件とした下での推定値が得られた。ここでは、推定値を標準化した値（表3.4.2）で5つの尺度を比較してみることにする。この表の値は、ある意

味では(2)式で示した探索的因子分析の因子パターンに相当すると考えることができる。

特性因子の因子パターンの値は、三つの状態因子の値よりも、かなり高い値であり、Big Fiveの5尺度が特性的傾向を示していることがここからも読み取ることができる。そして、標準化した値ではあるが、因子パターンが測定機会間でそれほど大きな違いがみられなかった。当然のことではあるが、標準化した結果であるので、この表3.4.2からは、因子の分散の大きさについての情報を得ることはできない。

表3.4.2 測定モデルの推定値を標準化した値

因子	観測変数	N	C	E	O	A
特性	小包1a	0.702	0.602	0.731	0.718	0.737
	小包1b	0.757	0.537	0.787	0.749	0.724
	小包1c	0.800	0.578	0.763	0.572	0.580
	小包2a	0.717	0.577	0.784	0.705	0.739
	小包2b	0.828	0.531	0.833	0.778	0.734
	小包2c	0.843	0.588	0.769	0.575	0.643
	小包3a	0.709	0.636	0.783	0.730	0.721
	小包3b	0.810	0.519	0.845	0.771	0.773
	小包3c	0.838	0.644	0.801	0.591	0.590
状態1	小包1a	0.461	0.364	0.293	0.349	0.293
	小包1b	0.361	0.186	0.308	0.405	0.392
	小包1c	0.371	0.267	0.362	0.164	0.126
状態2	小包2a	0.367	0.253	0.203	0.222	0.293
	小包2b	0.307	0.133	0.210	0.273	0.396
	小包2c	0.305	0.197	0.236	0.107	0.139
状態3	小包3a	0.428	0.317	0.251	0.346	0.320
	小包3b	0.355	0.148	0.264	0.407	0.467
	小包3c	0.357	0.246	0.303	0.165	0.143

注) Big Fiveの尺度ごとに分析を行った。ここでは推定値は省略した。

### 3.4.2 全切片ゼロ拘束：全因子の平均を推定

「全切片ゼロ拘束」では、表3.4.3のように状態因子1の平均をゼロに固定しないで、すべての因子の平均を自由推定とすることもできる。ここでは、すべての因子の平均を求める方法を適用し、因子の平均としてどのような数値が推定されるのか、検討してみることにする。なお、この分析では、表3.4.1の因子の平均のすべての値を推定するところから始めてみることにする。

まず、情動性(N)では、モデルの適合度が、 $\chi^2 = 32.249$ ,  $df = 24$ ,  $P = 0.121$ で、CFI

= 0.996, TLI = 0.995, RMSEA = 0.034, SRMR = 0.026, AIC = 92.249 となった。表 3.4.1 の AIC の値と比較すると、この結果を採択することはできないが、平均の値の推定値として興味深い結果が得られたので、簡単に報告しておくことにする。このモデルでの因子の平均の推定値は、特性因子が 2.417 (0.611, \*\*\*) となり、状態因子 1 が 2.051 (0.696, \*\*), 状態因子 2 が 2.039 (0.695, \*\*), そして、状態因子 3 が 2.021 (0.695, \*\*) となった。なお、括弧内は標準誤差と有意水準（その表記は表 3.4.1 の注を参照）である。各測定機会では、特性因子の平均にその機会の状態因子の平均を合算すると観測得点のイメージに合うようである。逆にみれば、特性因子の平均と状態因子の平均に分割されたといえるかもしれない。

誠実性 (C) のモデルの適合度は、 $\chi^2 = 28.231$ ,  $df = 24$ ,  $P = 0.250$  で、CFI = 0.997, TLI = 0.996, RMSEA = 0.025, SRMR = 0.032, AIC = 88.231 となった。このモデルでの因子の平均の推定値は、特性因子が 7.849 (3.821, \*) となり、状態因子 1 が -3.842 (3.864)、状態因子 2 が -3.927 (3.864)、状態因子 3 が -4.001 (3.860) となり、状態因子の平均の推定値が有意とはならず、N と比べも異常な値を示していた。表 3.4.1 と比較すると、モデル適合度が良いものとはなかったが、結果の解釈という点で、採択することができないと判断した。

外向性 (E) のモデルの適合度は、 $\chi^2 = 39.990$ ,  $df = 24$ ,  $P = 0.021$  で、CFI = 0.993, TLI = 0.989, RMSEA = 0.048, SRMR = 0.024, AIC = 99.990 となった。表 3.4.1 のモデルよりも適合度は悪くなったが、このモデルでの因子の平均の推定値は有意とならず、次のような値であった。すなわち、特性因子は 2.259 (1.923) であり、状態因子 1 は 2.005 (0.988)、状態因子 2 は 2.054 (1.985)、そして、状態因子 3 は 2.054 (1.985) であった。

開放性 (O) については、このモデルでは、解は収束しないで、「モデルは識別されませんでした。更に制約が 1 個必要です。」という表示が出力された。このアドバイスに従って、制約を加えるとすれば、状態因子 1 をゼロに固定することである。

そして、協調性 (A) で「全切片ゼロ拘束」の下ですべての因子の平均の推定を試みた。しかしながら、開放性 (O) と同じように、解は収束しなかった。ここでも、解を求めようとすれば、状態因子 1 をゼロに固定することになる。

### 3.4.3 全切片ゼロ拘束：状態因子の一つの平均をゼロに固定

ここではさらに「全切片ゼロ拘束」について、上の「全因子の平均を推定」の結果を踏まえ、特性因子の平均を推定し、状態因子の 1 については因子の平均をゼロに固定し、状

態因子2と状態因子3の平均を推定した。この結果を先の「対応切片同値拘束」の結果と比較しておくことにする。対応する独自性間の共分散や平均の推定結果にワルド検定を適用して整理したのが表3.4.3の因子の平均と分散、そして、適合度である。表3.4.1との違いの一つは自由度の数にある。「全切片ゼロ拘束」では、すべての観測変数の切片をゼロに固定しているので、切片で推定するパラメータはない。「対応切片同値拘束」は繰り返し測定観測変数の切片を同値に拘束するので、この今回のデータの場合には、小包a、小包b、そして、小包cの3つの観測変数の切片を3回の繰り返しでは同値と拘束したので、3個の切片を推定していたわけである。

この2つの表の適合度指標の値を比べると、「全切片ゼロ拘束」の方が、AICの値をみても、相対的には良くない。一般的な適合度の判断では、しかしながら、表3.4.3の適合度はいずれの指標でも採択可能なレベルにある。違いは、観測変数の切片と因子の平均に関するものであり、「対応切片同値拘束」でゼロに固定されていた特性因子の平均を、「全切片ゼロ拘束」では観測変数の平均のイメージで推定できたわけである。4個の因子の分散の値と有意水準はほぼ同じ値となり、特性度と状態度からのBig Fiveの5尺度の傾向については、同じ判断を下すことができた。

表3.4.3 Big Fiveの5因子の特性・状態区分モデル（全切片ゼロ拘束）の推定値と適合度

		情動性 (N)	誠実性 (C)	外向性 (E)	開放性 (O)	協調性 (A)
因子の平均	特性	4.706 (0.068)***	4.170 (0.060)***	4.148 (0.060)***	3.652 (0.051)***	4.301 (0.048)***
	状態1	0	0	0	0	0
	状態2	0	-0.083 (0.039)*	0	0	0
	状態3	0	-0.150 (0.046)***	0	0	-0.031 (0.015)*
因子の分散	特性	0.956 (0.091)***	0.387 (0.049)***	0.802 (0.075)***	0.496 (0.051)***	0.462 (0.047)***
	状態1	0.263 (0.051)***	0.112 (0.045)*	0.179 (0.050)***	0.029 (0.015)*	0.014 (0.008)†
	状態2	0.158 (0.039)***	0.058 (0.032)†	0.076 (0.030)*	0.013 (0.008)	0.012 (0.007)†
	状態3	0.229 (0.046)***	0.084 (0.036)*	0.115 (0.036)**	0.030 (0.015)*	0.017 (0.009)†
分散の割合	特性度	59.527	60.374	68.430	87.324	91.485
	状態度1	16.376	17.473	15.273	5.106	2.772
	状態度2	9.838	9.048	6.485	2.289	2.376
	状態度3	14.259	13.105	9.812	5.282	3.366
適合度指標	$\chi^2$	43.757	32.161	43.805	49.361	67.006
	df	27	25	27	27	26
	P	0.022	0.153	0.022	0.005	0.000
	CFI	0.993	0.995	0.990	0.986	0.975
	TLI	0.991	0.993	0.993	0.982	0.965
	RMSEA	0.046	0.031	0.046	0.053	0.074
	SRMR	0.034	0.044	0.025	0.043	0.051
	AIC	97.757	90.161	97.805	103.361	123.006

注) \*\*\*は0.1%水準で、\*\*は1%水準で、\*は5%水準で、そして、†は10%水準で有意であった。  
 因子の平均で0とした箇所は、有意ではなかったため、0に固定して再度推定した結果を掲載した。

## 4. おわりに

安定性と変化は、対立的に捉えられることもあった。特性的な傾向が安定性を意味し、これに対して、変化することには不安定な測定結果であるとして否定的な評価が与えられることもあった。その一方で、人が社会的・文化的文脈の中で発達すると考える生涯発達心理学の立場からは、そこに起きている変化を捉えることに、肯定的な、そして、積極的な評価や主張も行われている。不毛といわれることもあったこのような論争を複雑にしたことの一つが、測定で使用される変数の性質を特定しないままに議論が行われてきたからではないだろうか。

実際には、特性と状態を区分した測定方法の検討は行われてきた。たとえば、STAIである。この心理検査は、状態傾向を測る状態不安尺度と特性傾向を測る特性不安尺度とからなる。特性と状態を独立に測定する工夫はテストを実施する際の教示によるものであり、観測変数に潜在する不安をこの2つの尺度が識別することができるかは不明なままであった。言い換えると、心理学の実際の研究場面では、特性と状態が混在したままの変数が使われているのではないだろうか。研究成果の中にも、このような混在があったことを指摘しておきたい。

### 4.1 応用研究の結果について

この心理学研究方法の課題について、縦断的データ解析の立場から「特性・状態区分モデル」の理論を展開し、その解析方法を紹介した。そして、特性と状態が混在する変数を調査した実際のデータにこの方法を適用し、その使用方法、結果について検討を加えた。

まず、STAIを分析した3.1の結果では、特性不安尺度に潜在する不安と状態不安尺度に潜在する不安を特性・状態区分モデルで特定し、特性尺度の特性度は76.6%であり、状態尺度の特性度は34.0%であることを明らかにすることができた。これは、それぞれの尺度の性質を反映する結果であり、この結果に加えて、特性には状態、状態には特性というように、もう一つの傾向が内在していることも示すこともできた。ここで強調しておかなければならないことは、尺度とは違って、このモデルでは2回の測定間において、特性尺度でも状態尺度でも、測定モデルの因子パターン不変性を担保していることである。

古典的な心理学研究法では、1週間間隔の2回の繰り返し測定のデータには、反復分散分析と再検査信頼性に相当する相関分析が適用されてきた。STAIの安定性の高い特性不安尺度でも、観測値の平均には有意な変化がみられ、相関分析ではこれらの尺度間にはあ

程度の構成概念妥当性の根拠としての相関関係がみられたが、特性不安と状態不安の尺度関係の関係は複雑なものであった。

反復分散分析を尺度得点に適用すると、状態尺度でも特性尺度でも有意に変化したという結果が得られた。この変化については、特性・状態区分モデルの「全切片ゼロ拘束」の分析から、状態尺度でも特性尺度でもそれぞれの状態因子2において有意に不安が低減されていることを報告することができた。特性不安尺度の特性不安因子と状態不安尺度の特性不安の間には、共分散で.146、相関係数に変換すると.815の値が得られた。そして、二つの尺度の状態因子は独立した関係にあることも明らかにすることができた。このように、古典的な方法では独立した分析によってしか報告することができなかった統計的情報を、特性・状態区分モデルでは報告できたわけであり、「全切片ゼロ拘束」の指定により、古典的な方法の結果との整合性も確認することができた。

次に、大学での学習観について分析をした3.2の結果では、3回の反復測定において変化が見られたのは「自己成長」「単位取得」「受身」の3尺度得点であった。これらに特性・状態区分モデルを適用してみると、特性度に大きな違いがみられ、「自己成長」では24.5%という低い割合となった。これは、変数自体の特徴として変化することが前提としていたことの表れでもある。しかし、このことは再検査信頼性という観点からみると、あまり望ましくない結果として取り扱われることになるかもしれない。キャリア発達を始めとした、測定対象者の成長を捉えることを目的とした変数においては、それ自体が変化することやその変化の要因を明らかにすることが求められる。つまり、変化を前提とした変数を取り扱うこととなり、この時点において再検査信頼性で求められる安定性と相反することになる。しかし、特性・状態区分モデルならば、各測定期間の間において因子パターン不変性を担保することにより、尺度における特性と状態の区分、更には特性度・状態度の評価までを合わせて行うことが可能となる。これによって、これまでの古典的な心理学研究法では問題視されかねなかった再検査信頼性についての課題を解決することができる。加えて、特性・状態区分モデルが実証的な研究において有用である点は、「勉学志向」のような変化に関連する変数についての検討をより詳細に行うことを可能とすることにある。これまで、特定の変数との関連や影響については、パス解析、あるいは重回帰分析などの手法により観測変数間の関連を分析することが行われてきた。しかし、その変数が特性的なものであるか否かについては考慮されていないのが一般的であった。これに対して特性・状態区分モデルならば、測定対象者の成長とそれに影響する要因について、特性と状態を区分してより詳細に、平均レベルの分析だけではなく、変数間の関係性も捉えることができる。す

なわち、キャリア関連行動に関する研究を促進させる方法論として期待できるのではないだろうか。

そして、3.3では、日本語版 Grit-S 尺度に特性・状態区分モデルを適用した。その結果、根気尺度は、状態因子の個人間差異より特性因子の個人間差異の割合が大きい、つまり、特性度が高いことを報告することができた。このことは、根気尺度が比較的安定して特性を測定している一定の根拠になりうるだろう。一方、一貫性尺度は、根気尺度と比較すると状態因子の個人間差異が大きく、その状態因子の分散は、全ての測定機会では推定されるのではなく、一部の測定機会では推定されるようである。規則的というよりは、不規則に観測機会の状況との関係において、個人間差異が変動するのかもしれない。このことは、一貫性尺度の得点が、計画、目標やアイデアなどの一貫性に関わる一時的な特性ではない個人差を測定していることを意味し、特性尺度の測定としては、状況や状態などに応じた変動がみられたということである。つまり横断的調査で一貫性尺度の得点が高くても、それが特性的な傾向を測定したからではなく、状況や場面によって生じた一時的な状態反応を測定する刺激が項目として含まれている可能性があるということである。一貫性は、「長期間にわたって一つの事に興味を持ち続ける」特性傾向であり、今回の結果からみても、横断的調査で、一貫性の特性的な傾向を測定することには限界があると考えられる。つまり日本語版 Grit-S 尺度の一貫性尺度で、特性としての一貫性傾向を捉えるには、一時的な状態反応を取り除く必要があり、そのためには、3 回以上の縦断調査を実施して、特性・状態区分モデルを適用し、その特性一貫性因子で分析をすることが求められるのではないだろうか。

応用研究の最後として、パーソナリティ特性の代表的な構成概念である Big Five を取り上げた。特性・状態区分モデルの分析からも、学生を対象とした 3 ヶ月間の短期間の縦断データではあったが、起きている変化の傾向はある程度は明らかにすることができた。すなわち、誠実性 (C) や協調性 (A) には状態因子の平均で変化がみられた。そして、状態の 3 回の分散が他の尺度よりも大きかったのは情動性 (N) であった。総合的には、Big Five の 5 尺度の結果からは、3 ヶ月間ではそれほど大きな変化は起きていないといえそうである。この分析で「対応切片同値拘束」と「全切片ゼロ拘束」とを比較してみたところ、後者の拘束を条件とすると、解の推定の収束が悪かったり、適合度が良くなかったりした。この結果から、古典的な分散分析による結果と比較をしない場合には、「対応切片同値拘束」の方が、より適切な結果を得ることができるといえそうである。

#### 4.2 特性度と状態度について

質問紙を作成する段階では、研究対象の変数についての構成概念の定義において、「特性的」あるいは「状态的」などのようにその性質についての仮説的な想定を行っている。そして、このような仮説を実証するために、先行するさまざまな変数との相関関係の検討が行われている。ここでは、特性・状態区分モデルによって明らかにすることができることを明示的に示すために、本稿で報告した応用研究（STAI、学習観、Grit、Big Five）の結果について、特性度と状態度の2次元座標に配置してみることにする（図4）。

Big Fiveの協調性(A)や開放性(O)が最も特性傾向が強く、次がGritの根気であり、そして、STAIの特性不安であった。70%を下回るあたりに、Gritの一貫性、外向性(E)、協調性(C)が布置していた。これらの変数は、大きく分けると特性傾向の変数といえそうである。その次には、情動性(N)が布置していた。特性度が50%を切った変数は、測定機会による状態度にばらつきが大きいようであり、学習観の単位取得や受身、そして、STAIの状態不安が布置していた。これらの中で最も特性傾向が弱かったのは、学習観の自己成長であった。

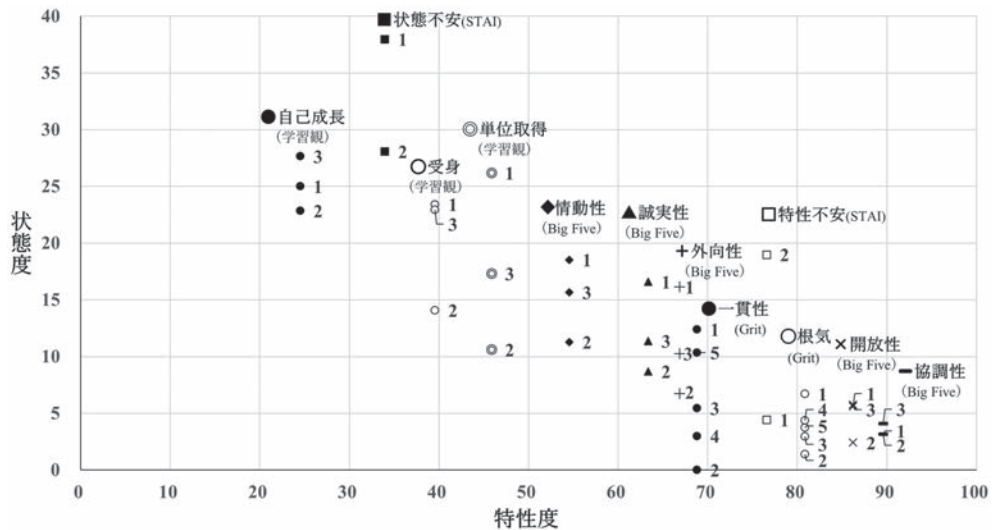


図4 STAI、学習観、Grit、Big Fiveの特性度（横軸）と状態度（縦軸）

注) プロットした点は、各測定変数の状態因子である。

本稿の結果は、パーソナリティやキャリア関連行動を測定する変数を、特性度と状態度から分類する初めての試みであった。この散布図に、ここまで議論してきたように、そ



それぞれの変数の特徴が反映していると考えている。しかしながら、心理学研究で使用されている数多くの変数をこの図に布置させているわけではない。今後においては、特性度と状態度について、何らかの分類基準を設定することができるように、この方向での研究を蓄積することの必要性を強調しておきたい。

#### 4.3 今後の課題

縦断的データではあったが、3ヶ月間から1週間の短期間に大学生を対象とした結果であった。変数と測定期間や測定回数などについての縦断調査のデザインによる研究を遂行した上で、このような分析とその結果の蓄積を行う必要があると考えている。わが国では、縦断データの研究はそれほど多くはないといわれている。その一方で、心理テストや尺度開発の研究では、再検査信頼性の報告は多い。本稿では、2回の繰り返し測定で得られたSTAIを分析例としたその結果を提供した。また、Gritの1週間間隔で5回にわたるデータの結果も報告した。このようなある意味での再検査データに特性・状態区分モデルを適用することも結果の蓄積に貢献するのではないかと考えている。

本稿では、主に、小包化した変数を対象として分析を行った。項目よりも高い信頼性が期待できるからであり、STAI、学習観、そして、Big Fiveの先行研究の成果を引き継ぐことができたからでもあった。「全切片ゼロ拘束」を観測変数に条件とする場合には、小包化の手順の中に、項目を小包に合成した後の分布にも配慮することが望ましいようである。観測変数を対象とした分散分析との比較のために、本稿では、この拘束を適用した。潜在成長モデルや潜在差得点モデルなどの結果を比較する際にも、因子の平均に観測変数の得点のイメージを反映することのできるこの拘束は有効であると考えている。しかしながら、Big Fiveの分析で試みたように、一般的な分析では、「対応切片同値拘束」の方が、より適切な結果を得ることができたと考えられる。そして、Gritの分析のように、観測変数として項目を使用する場合にも、同様であると考えている。

STAIや学習観の反復分散分析では、参加者間要因での分析を行っていない。理由の一つが参加者の数であった。そして、モデルが複雑となることであった。特性・状態区分モデルをSEMの多集団同時分析手法を応用すれば、参加者間について、特性と状態の因子で平均と分散を推定できると考えている。発達についての調査だけでなく、実験場面や社会的状況との関連などで研究デザインを想定することができるのではないかと考えている。これらについて、今後の課題としたい。

繰り返しになるが、これまでの心理学研究では、特性的な変数については、安定性を期

待して横断的研究な研究で次元の探索が行われてきた。時間経過の中での変化については、反復分散分析が平均の変動の分析で使用され、再検査信頼性のような安定性での評価が行われてきた。このような方法論が前提としてきたことは、観測変数に特性だけが潜在しているという暗黙の仮定だったのかもしれない。

#### 4.4 特性・状態の区分について

本稿で「特性・状態区分モデル」として展開してきた(4)式は、Geiser (2021) や Geiser, Hintz, Burns, & Servera (2020, 2021) などの単一特性複数状態モデル (singletrait-multistate model) と同じ式となった。違いは、状態因子の捉え方にあると考えている。本稿では、(4)式を(2)式から展開してきたように、特性因子と状態因子を並列した多因子モデルとした Cattell に従っている。このようにしたのは、一つの観測変数に特性因子も状態因子も潜在するとするものであり、これらの因子は、因子分析によって内部構造を確認することができる構成概念であるとする Cattell の考えに従ったからでもあった。

複数の測定機会の観測変数について、特性因子を不変とした。(4.1.1) 式から (4.3.3) 式の特性因子の因子パターンを  $b_{11} = b_{12} = b_{13}$ ,  $b_{21} = b_{22} = b_{23}$ , そして、 $b_{31} = b_{32} = b_{33}$  としたわけである。識別性を確保し、このような同値拘束を因子パターンにかけることは、因子の平均の推定においても必要なことであった。これに加えて、観測機会ごとに独立に得られる状態因子についても、同様に因子パターン不変性であるとした。(4.1.1) 式から (4.3.3) 式では、 $b_{31s1} = b_{32s1} = b_{33s1}$ ,  $b_{11s1} = b_{12s2} = b_{13s3}$ , そして、 $b_{21s1} = b_{22s2} = b_{23s3}$  である。このような拘束をかけたのは、状態因子も多因子の一部であるとする Cattell の考えを SEM において実現するためでもあった。そして、各測定機会の状態因子の平均を同じ測定モデルの下で比較することができるようにするためでもあった。

この状態因子について、因子パターン不変性の拘束をかけずに、測定機会ごとに識別性を確保しながら自由推定とすることもできる。この場合には、同一の測定モデルの下で、異なる測定機会の状態因子の分散と平均を比較することができないことになる。測定モデルが大きくあるいは微妙に違う中での比較となり、結果の解釈が曖昧なものとならざるを得ない。縦断的調査が長期間にわたる場合や測定機会に影響する実験の刺激や社会的なイベントなどの要因が大きく測定項目の内容にも影響する場合には、状態因子の因子パターンについては、それぞれの機会ごとで自由推定とすることのほうが解の推定で不適解などに遭遇しないですむかもしれない。本稿で取り上げた測定変数は、伝統的な心理テストや心理尺度に属するものであったので、特性と状態のすべての因子で因子パターン不変性の

下で、解析結果を報告することができたのかもしれない。

Geiser や Steyer たちの「潜在状態・特性理論」では、状態因子は state residual と表現され、因子の平均の推定は、特性因子に限定されている。そして、この理論の適用の対象を、3回以上の繰り返し測定データに限定している。これに対して、本稿の「特性・状態区分モデル」では、状態因子の平均の推定を因子パターン不変性の拘束の下で行うことができた。これにより、古典的な心理学研究法での分散分析での平均の違いについて、状態因子において特定することができることを示すことができた。そして、2回の繰り返し測定に適用することにより、再検査信頼性について、理論的に再検討する道筋もみえてきたのではないだろうか。

このように本稿では、観測変数に特性と状態の二種類の因子が潜在しているとする Cattell のアイデアに従って、縦断データへと理論を拡張した。状態もまた特性と同じように心理測定の対象と考え、状態因子を共通因子とみなすことにより、時間経過の中での因子パターン不変性を導入することで、分散の推定に加えて、因子の平均の推定に一步ではあるが歩みを進めることができたと考えている。以上を踏まえ、さらに、Cattell の(2)式での因子得点の順番に敬意を込めて、本稿では「特性・状態区分モデル」という名称を使用した。

#### 引用文献

- Anusic, I., & Schimmack, U. (2016). Stability and change of personality traits, self-esteem, and well-being: Introducing the meta-analytic stability and change model of retest correlations. *Journal of Personality and Social Psychology, 110*(5), 766-781.
- Bleidorn, W., Hopwood, C.J., Back, M.D., Denissen, J.J., Hennecke, M., Hill, P.L., ... Zimmermann, J. (2021). Personality trait stability and change. *Personality Science, 2*, 1-20.
- Bollen, K. A. (1989). *Structural equations with latent variables*. New York, NY: Wiley.
- Bowman, N. A., Hill, P.L., Denson, N., & Bronkema, R. (2015). Keep on Truckin' or stay the course? exploring grit dimensions as differential predictors of educational achievement, satisfaction, and intentions. *Social Psychological and Personality Science, 6*, 639-645.
- Browne, M. W., & Cudeck, R. (1993). Alternative ways of assessing model fit. In K. A. Bollen & J.S. Long (Eds.), *Testing structural equation models* (pp. 136-162). Newbury Park, CA: SAGE.
- Cattell, R.B. (1946). *Description and measurement of personality*. Chicago, IL: World Book.
- Cattell, R.B. (1957). *Personality and motivation structure and measurement*. New York: World Book.
- Cattell, R.B. (1965). *The scientific analysis of personality*. London: Penguin Books.
- (レイモンド・B. キャッテル 斎藤耕二・安塚俊行・米田弘枝(訳) (1981). パーソナリティの心理学——パーソナリティの理論と科学的研究——<改訳版> 金子書房)
- Cattell, R.B. (1966). Patterns of change: Measurement in relation to state-dimension, trait change, stability, and process concepts. In R.B. Cattell (Ed.), *Handbook of multivariate experimental*

- psychology* (pp. 355-402). Chicago, IL: Rand McNally.
- Cattell, R.B. (1973). *Personality and mood by questionnaire*. San Francisco, CA: Jossey Bass.
- Cattell, R.B. (1979). *Personality and learning theory. Vol. 1: The structure of personality in its environment*. New York, NY: Springer.
- Cattell, R.B., & Scheier, I.H. (1961). *The meaning and measurement of neuroticism and anxiety*. New York, NY: Ronald Press.
- Collins, L.M., & Horn, J.L. (Eds.). (1991). *Best methods for the analysis of change*. Washington, DC: American Psychological Association.
- Corr, P. (Ed.) (2019). *Personality and individual differences*. Newbury Park, CA: SAGE.
- (中村奈々子・古谷嘉一郎 (監訳) (2021). パーソナリティと個人差の心理学・再入門——ブレイクスルーを生んだ14の研究—— 新曜社)
- Costa, P.T., & McCrae, R.R. (1992). *Revised NEO Personality Inventory and NEO Five-Factor Inventory professional manual*. Odessa, FL: Psychological Assessment Resources.
- Crédé, M., Tynan, M.C., & Harms, P.D. (2017). Much ado about grit: A meta-analytic synthesis of the grit literature. *Journal of Personality and Social Psychology, 113*, 492-511.
- Cudeck, R., Jöreskog, K.G., Sörbom, D., & Du Toit, S. (2001). *Structural equation modeling: Present and future: A Festschrift in honor of Karl Jöreskog*. Skokie, IL: Scientific Software International.
- Datu, J.A.D., Valdez, J.P.M., & King, R.B. (2016). Perseverance counts but consistency does not: validating the short grit scale in a collectivist setting. *Current Psychology, 35*, 121-130.
- Duckworth, A.L., Peterson, C., Matthews, M.D., & Kelly, D.R. (2007). Grit: Perseverance and passion for long-term goals. *Journal of Personality and Social Psychology, 92*, 1087-1101.
- Duckworth, A.L., & Quinn, P.D. (2009). Development and validation of the Short Grit Scale (Grit-S). *Journal of Personality Assessment, 91*, 166-174.
- Eskreis-Winkler, L., Shulman, E.P., Beal, S.A., & Duckworth, A.L. (2014). The grit effect: Predicting retention in the military, the workplace, school and marriage. *Frontiers in Psychology, 5*, 36.
- Eysenck, H.J. (1970). *The structure of human personality*. London: Methuen.
- Eysenck, H.J. (1983). Cicero and the state-trait theory of anxiety: Another case of delayed recognition. *American Psychologist, 38*, 114-115.
- Fleeson, W. (2001). Toward a structure-and process-integrated view of personality: Traits as density distributions of states. *Journal of personality and social psychology, 80*(6), 1011-1027.
- 深町珠由 (2005). パーソナリティはどこに存在するのか：状況論・特性論の新たな架け橋を求めて 日本労働研究雑誌, 542, 91-92.
- Geiser, C. (2021). *Longitudinal structural equation modeling with Mplus: A latent state-trait perspective*. New York, NY: Guilford Press.
- Geiser, C., Hintz, F., Burns, G.L., & Servera, M. (2020). Latent variable modeling of person-situation data. In D. Funder, J. Rauthman, & R. Sherman (Eds.), *The Oxford Handbook of Psychological Situations* (pp. 230-252). Oxford University Press.
- Geiser, C., Hintz, F.A., Burns, G.L., & Servera, M. (2021). Longitudinal structural equation modeling of personality data. In J.F. Rauthmann (Ed.), *Handbook of personality dynamics and processes* (pp. 949-984). San Diego, CA: Elsevier.
- Geiser, C., Keller, B.T., Lockhart, G., Eid, M., Cole, D.A., & Koch, T. (2015). Distinguishing state variability from trait change in longitudinal data: The role of measurement (non) invariance in

- latent state-trait analyses. *Behavior Research Methods*, 47, 172-203.
- Gnambs, T. (2014). A meta-analysis of dependability coefficients (test-retest reliabilities) for measures of the Big Five. *Journal of Research in Personality*, 52, 20-28.
- Gnambs, T. (2015). Facets of measurement error for scores of the Big Five: Three reliability generalizations. *Personality and Individual Differences*, 84, 84-89.
- Hamaker, E.L., Nesselroade, J.R., & Molenaar, P.C.M. (2007). The integrated trait-state model. *Journal of Research in Personality*, 41, 295-315.
- Hertzog, C., & Nesselroade, J.R. (1987). Beyond autoregressive models: Some implications of the trait-state distinction for the structural modeling of developmental change. *Child Development*, 58, 93-109.
- Hertzog, C., & Nesselroade, J.R. (2003). Assessing psychological change in adulthood: An Overview of Methodological Issues. *Psychology and Aging*, 18, 639-657.
- 肥田直野・福原真知子・岩脇三良・曾我祥子・Charles D. Spielberger (2000). 新版STAIマニュアル 実務教育出版
- Horn, J.L., & McArdle, J.J. (1992). A practical and theoretical guide to measurement invariance in aging research. *Experimental aging research*, 18(3), 117-144.
- Horn, J.L., McArdle, J.J., & Mason, R. (1983). When is invariance no invariant: A practical scientist's look at the ethereal concept of factor invariance. *Southern Psychologist*, 1, 179-188.
- 星野崇宏・岡田謙介・前田忠彦 (2005). 構造方程式モデリングにおける適合度指標とモデル改善について：展望とシミュレーション研究による新たな知見 行動計量学, 32(2), 209-235.
- Hoyle, R.H. (Ed.), (2012). *Handbook of structural equation modeling*. New York, NY: Guilford Press.
- Hu, L.-T., & Bentler, P.M. (1999). Cutoff criteria for fit indexes in covariance structure analysis: Conventional criteria versus new alternatives. *Structural Equation Modeling*, 6, 1-55.
- Jackson, D.L., Gillaspay Jr, J.A., & Purc-Stephenson, R. (2009). Reporting practices in confirmatory factor analysis: an overview and some recommendations. *Psychological Methods*, 14(1), 6-23.
- 狩野裕 (2002). 構造方程式モデリングは、因子分析、分散分析、パス解析のすべてにとって代わるか？ 行動計量学, 29(2), 138-159.
- 狩野裕・三浦麻子 (2020). グラフィカル多変量解析——AMOS、EQS、CALISによる目で見える共分散構造分析—— 現代数学社
- Jackson, D.L., Gillaspay, J.A., Jr., & Purc-Stephenson, R. (2009). Reporting practices in confirmatory factor analysis: An overview and some recommendations. *Psychological Methods*, 14, 6-23.
- Jöreskog, K.G. (1979). Statistical estimation of structural models in longitudinal-developmental investigations. In J.R. Nesselroade & P.B. Baltes (Eds.), *Longitudinal research in the study of behavior and development* (pp. 303-351). New York, NY: Academic Press.
- 紺田広明・清水和秋 (2015). 動的因子分析による個人内変動のモデル化——心理時系列データへの同時分析の適用—— 行動計量学, 42(1), 69-80.
- Lord, F.M., & Novick, M.R. (1968). *Statistical theories of mental test scores*. Reading, MA: Addison-Wesley.
- Marsh, H.W., Hau, K.T., & Wen, Z. (2004). In search of golden rules: Comment on hypothesis testing approaches to setting cutoff values for fit indexes and dangers in overgeneralising Hu & Bentler's (1999) findings. *Structural Equation Modeling*, 11, 320-341.
- Maxwell, S.E., Delaney, H.D., & Kelley, K. (2017). *Designing experiments and analyzing data: a model*

- comparison perspective* (3rd Ed.). New York, NY: Routledge.
- McAdams, D.P., & Olson, B.D. (2010). Personality development: Continuity and change over the life course. *Annual review of psychology*, *61*, 517-542.
- McArdle, J.J. (1984). On the madness in his method: R.B. Cattell's contributions to structural equation modeling. *Multivariate Behavioral Research*, *19*, 245-267
- McArdle, J.J. (1986). Latent variable growth within behavior genetic models. *Behavior Genetics*, *16*, 163-200.
- McArdle, J.J. (2009). Latent variable modeling of longitudinal data. *Annual Review of Psychology*, *60*, 577-605.
- McArdle, J.J., & Nesselroade, J.R. (1994). Using multivariate data to structure developmental change. In S.H. Cohen & H.W. Reesw (Eds.), *Life-span developmental psychology: methodological innovation* (pp. 223-267). Hillsdale, NJ: Erlbaum.
- McArdle, J.J., & Nesselroade, J.R. (2014). *Longitudinal data analysis using structural equation models*. Washington, DC: American Psychological Association.
- Meredith, W. (1993). Measurement invariance, factor analysis and factorial invariance. *Psychometrika*, *58*, 525-543.
- Meredith, W., & Tisak, J. (1990). Latent curve analysis. *Psychometrika*, *55*, 107-122.
- 三保紀裕・神原歩・木原麻子・湯口恭子 (2015). キャリア科目の実践を通じた効果測定と課題 キャリアデザイン研究, *11*, 137-142.
- 三保紀裕・清水和秋 (2011). 大学進学理由と大学での学習観の測定——尺度の構成を中心として—— キャリア教育研究, *29*, 43-55.
- Mischel, W. (1968). *Personality and assessment*. New York, NY: Wiley.  
(詫摩武俊 (監訳) (1992). パーソナリティの理論：状況主義的アプローチ 誠信書房)
- 水本篤・竹内理 (2008). 研究論文における効果量の報告のために——基礎的概念と注意点—— 英語教育研究, *31*, 57-66.
- 水本篤・竹内理 (2010). 効果量と検定力分析入門——統計的検定を正しく使うために—— 外国語教育メディア学会メソドロロジー研究部会2010年度報告論集, 47-73.
- Molenaar, P.C.M. (1985). A dynamic factor model for the analysis of multivariate time series. *Psychometrika*, *50*, 181-202.
- Muthén, L.K., & Muthén, B. (1988-2017). *Mplus user's guide* (8th ed.). Los Angeles, CA: Muthén & Muthén.
- Nesselroade, J.R. (1983). Temporal selection and factor invariance in the study of development and change. In P.B. Baltes & O.G. Brim, Jr. (Eds.), *Life-span development and behavior* (Vol. 5) (pp. 59-87). New York, NY: Academic Press.
- Nesselroade, J.R. (1988). Some implications of the trait-state distinction for the study of development over the life-span: The case of personality. In P.B. Baltes, D.L. Featherman, & R.M. Lerner (Eds.), *Life-span development and behavior* (Vol. 8, pp. 163-189). Hillsdale, NJ: Erlbaum.
- Nesselroade, J.R., & Baltes, P.B. (Eds.). (1979). *Longitudinal research in the study of behavior and development*. New York, NY: Academic Press.
- Nesselroade, J.R. & Cattell, R.B. (Eds.) (1988). *Handbook of multivariate experimental psychology*. New York, NY: Plenum.
- 西川一二・猪伏慶人 (2019). Gritの2成分と活力との関連——パネル調査におけるPOMSの活力との関

- 連—— 日本心理学会第83回大会発表論文集, 48.
- 西川一二・奥上紫緒里・雨宮俊彦 (2015). 日本語版 Short Grit (Grit-S) 尺度の作成 パーソナリティ研究, 24, 167-169.
- O'Boyle, E. H., Jr., and Williams, L. J. (2011). Decomposing model fit: Measurement vs. theory in organizational research using latent variables. *Journal of Applied Psychology*, 96, 1-12.
- Roberts, B. W., & Takahashi, Y. (2011). Personality trait development in adulthood: Patterns and implications. パーソナリティ研究 (The Japanese Journal of Personality), 20(1), 1-10.
- Shi, D., DiStefano, C., Maydeu-Olivares, A., & Lee, T. (2021). Evaluating SEM Model Fit with Small Degrees of Freedom. *Multivariate Behavioral Research*, Published online: 12 Feb 2021.
- 清水和秋 (1999a). キャリア発達への構造的解析モデルに関する比較研究 進路指導研究, 19(2), 1-12.
- 清水和秋 (1999b). 潜在成長モデルによる進路成熟の解析——不完全コーホート・データへの適用—— 関西大学社会学部紀要, 30(3), 1-47.
- 清水和秋 (2003a). 因子分析における探索の意味と方法 関西大学社会学部紀要, 34(2), 1-36.
- 清水和秋 (2003b). 構造方程式モデリングによる平均構造の解析モデル 関西大学社会学部紀要, 34(2), 83-108.
- 清水和秋 (2003c). プロ野球選手の熟達の軌跡——潜在成長モデルの打撃成績への適用—— 悠峰職業科学研究所紀要, 11, 63-72.
- 清水和秋 (2013). 構造方程式モデリング 日本パーソナリティ心理学会 (企画) 二宮克美・浮谷秀一・堀毛一也・安藤寿康・藤田圭一・塩谷真司・渡邊芳之 (編集) パーソナリティ心理学ハンドブック (pp. 669-675) 福村出版
- Shimizu, K. (2018). Dimensionality of career indecision: Methodological perspectives. In J. A. Ferreira, M. Reitzle & E. Santos (Eds.), *Development in context: Festschrift for Fred Vondracek* (pp. 219-236). Portugal: University of Coimbra Press.
- 清水和秋・青木貴寛 (2015). Bifactor 構造と Bifactor 回転法——自尊感情尺度を対象として—— 関西大学社会学部紀要, 46(2), 25-43.
- 清水和秋・三保紀裕 (2011). 潜在差得点モデルからみた変化——大学新入生の半年間の適応過程を対象として—— 関西大学社会学部紀要, 42(3), 1-28.
- 清水和秋・三保紀裕・紺田広明・花井洋子・山本理恵 (2011). 心理的変化のモデル化——3回の縦断データを対象とした潜在差得点モデル—— 関西大学心理学研究, 2, 19-28.
- 清水和秋・山本理恵 (2007). 小包化した変数によるパーソナリティ構成概念間の関係性のモデル化——Big Five・不安 (STAI)・気分 (POMS)—— 関西大学社会学部紀要, 38(3), 61-96.
- 清水和秋・山本理恵 (2008). 感情的表現項目による Big Five 測定 of 半年間隔での安定性と変動——個人間差・状態・特性不安・自尊感情との関連—— 関西大学社会学部紀要, 39(2), 35-67.
- 清水優菜 (2018). Grit と達成目標、数学の成績の関係 日本教育工学論文誌, 42, 137-140.
- Spielberger, C. D., & Reheiser, E. C. (2009). Assessment of emotions: Anxiety, anger, depression, and curiosity. *Applied Psychology: Health and Well-Being*, 1(3), 271-302.
- Steyer, R., Mayer, A., Geiser, C., & Cole, D. A. (2015). A theory of states and traits—Revised. *Annual review of clinical psychology*, 11, 71-98.
- Steyer, R., & Schmitt, M. J. (1990). Latent state-trait models in attitude research. *Quality and Quantity*, 24(4), 427-445.
- Steyer, R., Schmitt, M., & Eid, M. (1999). Latent state-trait theory and research in personality and individual differences. *European Journal of Personality*, 13(5), 389-408.

- 田口達也 (2018). TOEIC、学習時間、そしてやり抜く力 —— 愛知教育大学の事例から —— 教養と教育 18, 1-9.
- Tang, S., Richter, A.W., & Nadkarni, S. (2020). Subjective time in organizations\_ Conceptual clarification, integration, and implications for future research. *Journal of Organizational Behavior*, 41(2), 210-234.
- West, S.G., Taylor, A.B., & Wu, W. (2012). Model fit and model selection in structural equation modeling. In R.H. Hoyle (Ed.) *Handbook of structural equation modeling* (pp. 209-231). New York, NY: The Guilford Press
- Wolters, C.A., & Hussain, M. (2015). Investigating grit and its relations with college students' self-regulated learning and academic achievement. *Metacognition and Learning*, 10, 293-311.

—2021.8.10受稿—