

学位授与 2016 年 3 月

# 関西大学審査学位論文

論文題目 動的因子分析による個人内変動・個人間変動のモデル化  
—特性・状態の時系列データを対象にして—

論文提出者 紺田 広明 (10D8504)

審査委員 主査	社会学部	教授	清水和秋
副査	社会学部	教授	雨宮俊彦
副査	岡山大学大学院教育学研究科	准教授	山田剛史

## 目次

第 1 章 はじめに	3
第 2 章 データボックスと個人	7
2-1. Cattell のデータボックス	7
2-2. 個人間変動と個人内変動	11
2-3. 個人志向アプローチ	12
2-4. 特性と状態の個人内変動	14
第 3 章 心理学における時系列データの分析方法論 ——動的因子分析 (DFA) を中心として——	17
3-1. P 技法因子分析から動的因子分析への発展	17
3-2. 動的因子分析 (DFA) の概要	22
3-3. ブロック・トープリッツ行列の構成と DFA の推定	28
第 4 章 日々の連続測定と探索的分析	33
4-1. 調査参加者と測定変数	33
4-2. 日々の連続測定	36
第 5 章 ひとりを対象とした DFA (個別 DFA)	41
5-1. P 技法因子分析による変数の選択	41
5-2. Big 2 の個別 DFA	45
5-3. PANAS の個別 DFA	51
5-4. Big 2 と PANAS を結合した個別 DFA	55
第 6 章 複数人を対象とした DFA の同時分析 (MDFA)	68
6-1. P 技法の発展的視点としてのデータスライスの分析方法論	68
6-2. Big 2 の MDFA	70
6-3. PANAS の MDFA	74
6-4. Big 2 と PANAS を結合した MDFA	77

第 7 章 総括	83
7-1. 本論文の主な結果	83
7-2. 本論文の限界と課題	85
7-3. 本論文の意義と今後	87
引用文献	90
謝辞	104
付録	105
付録 A. SEM でのモデル特定のための DFA の共分散構造の展開	105
付録 B. ブロック・トープリッツ行列作成のための R スクリプト	108
付録 C. DFA における適切な測定日数の探索と小包化	111
付録 D. 欧米における行動科学分野での P 技法因子分析（PFA）あるいは DFA の統計手法に関する研究や解説の一覧表	123
付録 E. 調査で使用了質問紙	125

## 第1章 はじめに

ひとは変わるのか、という疑問に回答するには、ある特定の時点で年齢を異にする複数の集団を対象として収集したデータでは限界がある。このような横断的アプローチに対して、一般的な縦断的な研究では、ある集団を対象として、ある一定期間の時間間隔の下で測定することにより、集団の変化の統計量に加えて、個人内変動の追究を行うことができる。縦断的アプローチの特殊な方法として、ひとりの人を対象として、日々のダイナミックな変動を追究する方法が R. B. Cattell により P 技法因子分析として提案された (Cattell, Cattell, & Rhymer, 1947)。この方法は、提案当初は臨床場面などでのパーソナリティの変動を時間経過の中で捉える方法として広く注目を集めた。米国ばかりでなく、わが国でもこの方法を応用した研究が行われている。1960 年代になり、P 技法因子分析は、時間経過の取り扱いで方法論的な瑕疵が指摘された。時間経過をラグ（遅れ）として時系列を捉える、構造方程式モデリングの応用による方法が Molenaar (1985) により、動的因子分析という新しい名称の下で提案された。そして、1980 年半ば以降、個別の個人を対象として、時間経過の中で起きる変化を捉える方法として、理論的にも応用的にも注目されている。

ひとりの人を対象に日々の心理的な変動を測定する方法は、個の心理的な動きを追究するところに特徴がある。このようにして収集されたデータから得られる結果は、極めて個別性が高い。因子分析により時間経過の中に潜在する因子を追究する方法ではあるが、P 技法因子分析や動的因子分析は、ある意味では、個性記述的なアプローチともいえる。個を対象とした研究成果が蓄積されていくなかで、変動の普遍性の高い様相を追究する方法の検討が行われるようになってきた。この動きは、横断的な研究においては複数の集団に潜在する因子の不変性を検討することにより、因子の不変性に関する検討の方法論を、動的因子分析にも応用しようとするものである。たとえば、Nesselroade, Gerstorf, Hardy, & Ram (2007) は、複数の個人の測定から得られた時系列の複数のデータに、横断的な因子的不変性の検討と同じ同時分析の手法を適用している。彼らの分析では、残念ながら複数の個人間に不変な因子を特定することに成功していない。不変な因子を彼らは、因子間共分散を対象となった複数の個人にわたって同一とすることにより追究し、因子的不変性を確保して時系列での変動を捉えたとしている。この研究での試みは、対象となった複数の個人に潜在する不変な因子を特定した上での多人数の動的因子分析には相当しないのではないかと、伝統な因子的不変性の方法論の立場からの批判をあびている。

本論文では、わが国でも適用例の少ない、個人を対象として動的因子分析の歴史について、R. B. Cattell の当初のアイディアに遡り、計量経済学分野を中心として発展した時系列研究を踏まえながら、検討をくわえる。そして、実際の日々の反応を対象にした動的因子分析の解を推定するための統計ソフトを R と Amos において適用する。因子的不変性の根拠を因子間共分散に求めようとした Nesselroade らが行った方法とは異なり、本論文では、

複数集団を対象とした因子的不変性の方法論に立ち返って、複数の個人間に潜在する時間経過の中での変動の共通性と個別性を追究する。そして、この提案の適否を実際のデータを分析することにより、複数の個人を対象とした動的な分析のための新しいアプローチからの知見を提供する。

時間経過の中で安定性を示すことが期待される変数と変動することが期待される変数がある。パーソナリティの研究では、前者は特性 (trait) と呼ばれる。これに対して、気分あるいは感情のような状態 (state) は、後者に該当する。特性と状態に関しては、一般的な縦断調査から得られたデータを対象に 2 時点間での安定性という観点からの研究の蓄積がある。これに対して、特性や状態に関しての日々の変動の報告はほとんどみられない。本論文では、分析の対象とし、特性レベルでは、Big 5 から情動性と外向性を取り上げ、気分ならびに感情の状態レベルとしては、PANAS を取り上げる。この 2 つの領域の変数を独立に動的因子分析で分析することから、時間経過の中での変動を捉えてみることにする。そして、これらの 2 つの領域の間での時間経過における影響関係・相互作用を分析してみることにする。

本論文では、以上の結果を踏まえ、心理学の研究方法論にも考察を加えてみたい。心理学研究はいくつかの測定方法論がある。たとえば、横断的な研究は、複数の変数間の関係や潜在する変数を多くの人を測定することによって、問題の追究が展開する。この研究法が横断的と呼ばれるのは、測定の時間軸に関しては、特定の時点だけを対象としているからである。縦断的な研究は、複数の時点に多くの人を対象に測定を行うことによって、問題の追及に時間軸を取り込んだ方法であるといえる。これらの多くの人を測定する研究法とは対照的に、主に時間軸に焦点を当てるのが時系列的な研究である。これらの測定方法論を徹底的に整理したのが R. B. Cattell である。彼は、心理学理論の基礎となるデータの関係性を明らかにするために、データボックス (data box) としてまとめた (Cattell, 1966)。このデータボックスにより「機会×変数×人」の軸で 3 次元に広がる立方体として測定領域を把握することが可能となる。一般的な因子分析では、多数の人を対象として、複数の観測変数に潜在する因子を追究する。データボックスにおいて、これは R 技法と呼ばれる。これとは対照的に、1 人の個人を対象にして、多数の機会に、一定の変数を測定に因子分析する形式は、P 技法である。因子分析であることを強調する際には P 技法因子分析とも呼ばれ、日などの時間単位で測定した機会の時系列における個人内の共変動を因子分析して、R 技法では明らかにできない変化の構造を明らかにすることができる。単一事例の時系列データに統計的手法を適用できるため、個人に特有である変化パターンを量的、体系的、客観的に研究するための手法であるともいえる。

本論文の第 2 章では、この Cattell のデータボックスのアイデアについて、時間軸に焦点を当てた分析手法を用いることの意義を論じる。そして、心理的変数の時系列データの分析に関して、動的因子分析を中心として、心理学研究法の立場からまとめを行うことにする。

第 3 章では、心理学的変数を対象とした時系列データの分析方法論について、その整理を行う。その中核に位置する動的因子分析の理論について、構造方程式モデリングのモデル図式と数式を関係づけなら、その理論に関連するモデルに検討を加え、実際の解析方法についても紹介を行う。動的因子分析は、P 技法因子分析の発展である。時系列データに潜在する変数の時間経過における影響過程・相互作用の検討も可能とする方法論でもある。

以上を踏まえて、第 4 章～第 6 章では、P 技法の実際のデータと動的因子分析の応用に検討を加える。本論文では 100 日程度の連続毎日測定した心理的変数を分析する。測定対象は、特性を示す代表的な変数であるパーソナリティ（情動性と外向性）と、状態を示す代表的な変数である気分（ポジティブ気分とネガティブ気分）である。まず、第 4 章にて、日々の連続測定と測定変数について検討する。第 5 章ではひとりを対象とした個人内変動のモデル化をする。ここでは P 技法因子分析によって潜在する因子の指標となる変数の選択を行う。そして、動的因子分析での個人内変動のモデル化を行う。その際、ひとりを対象とした分析によって、明らかにできたことと問題点等を整理する。その後、第 6 章で、複数人を対象としたモデル化を行う。構造方程式モデリングでの多集団同時分析における集団間での因子的不変性の観点から、検証的に集団を比較するための方法論がある。この測定の等価性を確保する方法論を応用して、心理的変数の時系列データでの因子的不変性に基づく同時分析を試みる。複数人の日々の反応に潜在する不変的な測定情報と、個別性の高い情報とを特定する多個人同時分析の動的因子分析の検討を行う。第 7 章では、100 日間を超える複数人の測定とその同時分析によって、個人内変動における個人間差異（類似点と相違点）を明らかにするとともに、状態と特性の関係性においても明らかにできる点を整理することにする。

以上から、本論文は 7 章で構成することにした。第 2 章以降の各章の概略と章間の関連については、図 1.1 として提示する。

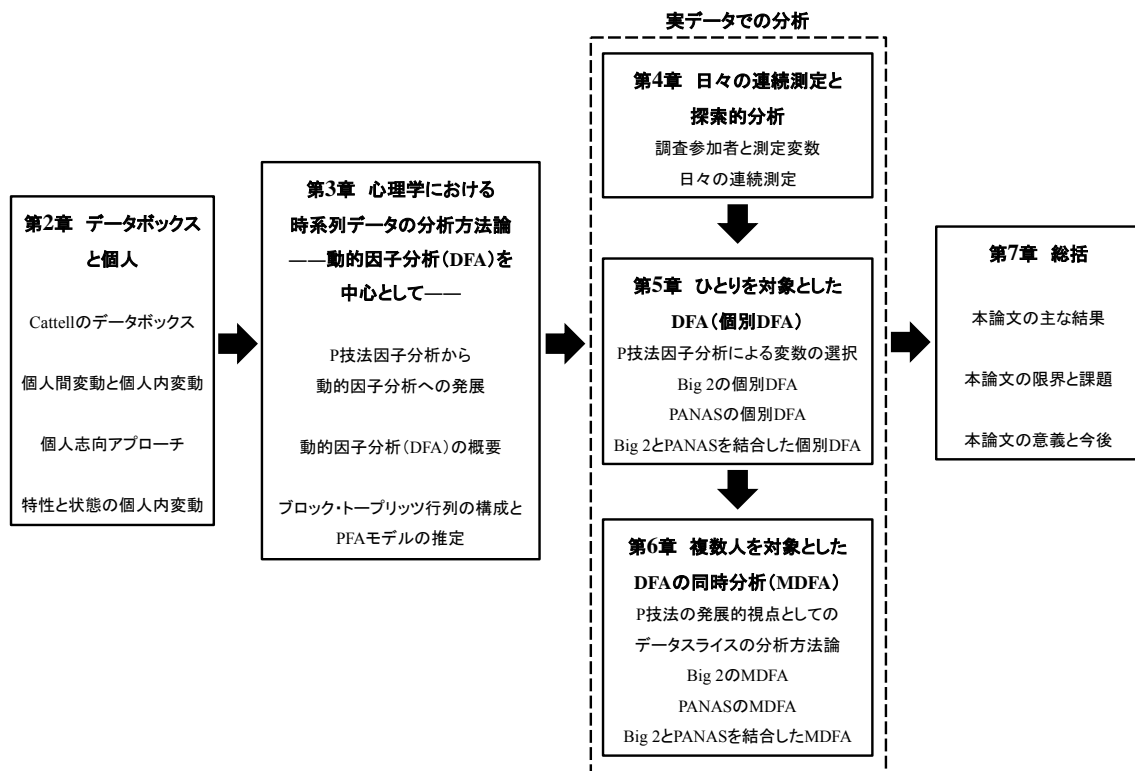


図 1.1 本論文の構成

## 第2章 データボックスと個人

本章では、本論文における問題意識や関連する概念の整理を行う。最初に、2-1 節では Cattell のデータボックスの研究視座から、心理学の測定方法論を展望する。2-2 節では、差異としての個人間変動と個人内変動に焦点を当てる。2-3 節では、個人を中心とした研究方法についての新しい動きである個人志向アプローチに検討を加える。最後に、2-4 節にて、継続時間で大別される特性と状態を取り上げる。これら 2 つの構成概念は、本論文での具体的な測定対象であり、これらの個人内変動をモデル化する。

### 2-1. Cattell のデータボックス

Cattell (1966) は、共変動図 (covariation chart; Cattell, 1946) の考えを進め、心理学理論の基礎となるデータの関係性を整理するために、データボックス (data box) という 3 次元からなる枠組みを提案している。これは、因子分析を中核としている。一般的な因子分析では、多数の人を対象として、複数の観測変数に潜在する因子を追究する。言い換えると、観測機会を固定し、人と観測変数との共変動から変数に潜在する因子を探ろうとする方法ともいえる。そして、変数 (variables)  $\times$  人 (persons) の 2 つの次元において、変数に焦点を当てたともいえる。

心理学の測定を観測変数ではなく、その測定から抽出することのできる潜在変数である因子に常に目を向けていた R. B. Cattell は、時間経過の中に潜在する因子を追究する方法として、観測において人を固定し (ひとりだけを測定)、複数の変数を繰り返し測定するという方法を検討した。これは、変数 (variables)  $\times$  機会 (occasions) の 2 つの次元から機会間に潜在する因子を追究しようとしたといえよう。このような 2 次元の関係を、機会 (occasions)、変数 (variables)、そして、人 (persons) の 3 つの次元において、ひとつの図として組み合わせるのが、図 2.1 の Cattell のデータボックスである (Cattell, 1966)。彼は、この 3 次元のデータボックスについて、静的共変動 (変数と人が変動して、機会が一定)、1 変数共変動 (人と機会が変動して、変数が一定)、個人内共変動 (変数と機会が変動して、人が一定) の 3 つの視座から共変動を説明している。

Cattell (1966) は、さらに、この「機会 $\times$ 変数 $\times$ 人」からなるデータボックスから心理学データを再検討することにより、心理学理論の再構築が可能となるのではないかと主張している。この例として議論しているのは、Spearman の知能の一般因子 (general factor) に関する研究である。1904 年に発表されてから 1940 年代までは、一般因子は個人間差異 (個人差: inter-individual differences) を測定することを目的として研究されてきた。しかし、もし一般因子がひとつのまとまりのあるエネルギーであるならば、そのパターンは日々の心理的あるいは他の条件の変化とともに、ひとりの個人内 (intra-individual) でも変わりうると



主張した。すなわち、横断的なデータ収集とその因子分析からは捉えることのできない、時間軸からみた変化を追究することの重要性を彼は展開したわけである。そして、このような観点から心理学のデータを分析し、その結果を踏まえた心理学理論の再検討の必要性を主張したと考えることができる。

データを「機会×変数×人」の3次元という視点から定義することと、そこに潜在する因子を追究するというデータボックスの有用性は、研究デザインを多様な視点から検討することにも道を切り開いた点にもある。この3次元を徹底的に体系化しようとした Cattell (1952a) は、因子分析の対象となる測定形式を整理している。6つの測定形式について O, P, Q, R, S, T とアルファベットを割り当て、データ収集の技法 (technique) として明示する場合には、O 技法 (O-technique) や P 技法 (P-technique) などとしている。なお、図 2.1 は Cattell (1966) で再整理されたものである。

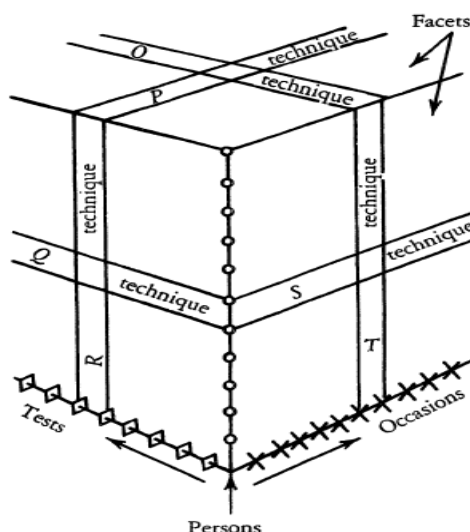


図 2.1 Cattell のデータボックス

注：Cattell (1966) の Diagram 3-1 (p.69) より引用

ここでは、6つの技法とその特徴を簡単に説明する (Cattell, 1951a; 1952a)。この分析の技法は、「機会×変数×人」の3次元のデータボックスから、1つの次元を固定または圧縮することにより分析から除外し、残りの2つの次元 (平面) としてデータを切り出したものである。2つの次元の組み合わせで6通りの技法となる (図 2.2)。これらは、静的共変動、1変量共変動、個人内共変動の3つの共変動の視座において、潜在する因子を探究するための技法である。

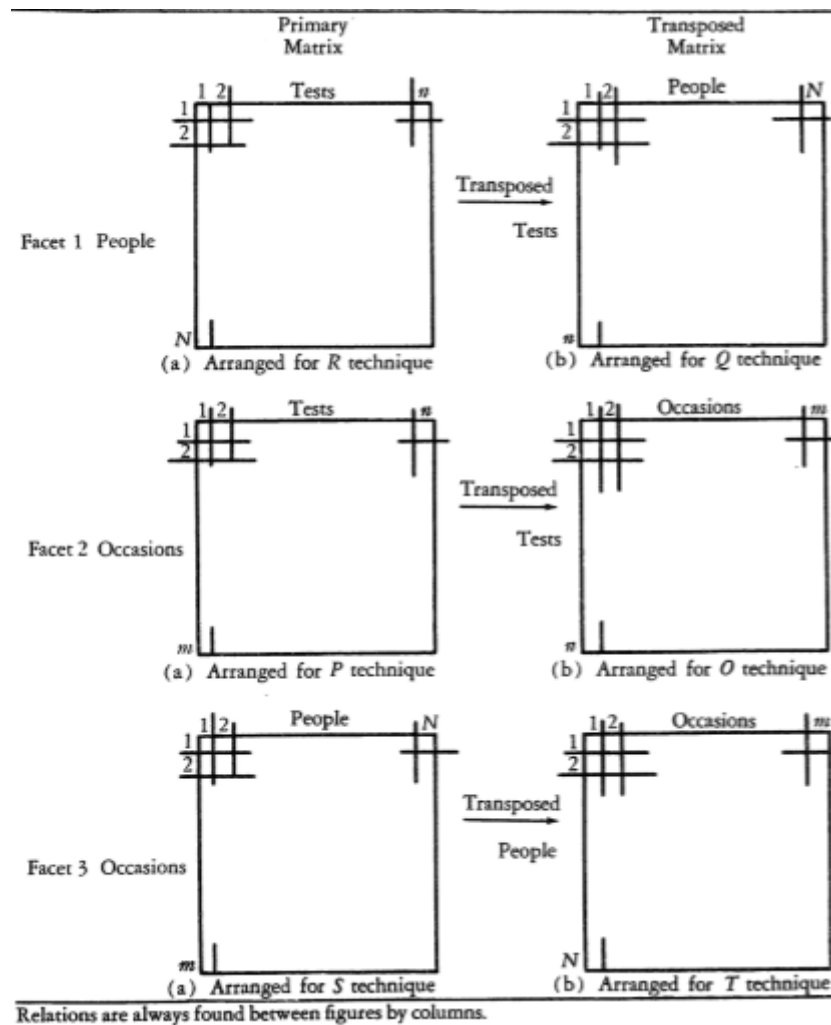


図 2.2 データボックスから得られる 6 つの技法  
注 : Cattell (1966) の Diagram 3-2 (p.70) より引用

まず、1 つ目の視座は、静的共変動（機会を固定して変数と人が変動）である。このデータ収集の方法は R 技法と Q 技法と呼ばれる。R 技法因子分析あるいは Q 技法因子分析とは、これらの技法で収集されたデータから因子を抽出する方法のことである。この R 技法は「人 × 変数」の 2 次元であり、集団を対象として測定した変数に共通する心理的特質を検討しようとする手法であり、R 技法因子分析では、変数に潜在する因子を抽出することになる。この R 技法は、心理学者が研究を行う際に最も頻繁に使用している技法でもある。このデータ行列を転置したのが「変数 × 人」で、そのデータ収集の方法は Q 技法と呼ばれる。この Q 技法因子分析は、変数の測定から人についての因子を抽出することになり、個人を分類する目的で使用される。2 つ目の視座は、個人内共変動（人を固定して変数と機会が変動）である。P 技法は「機会 × 変数」であり、ひとりの人を対象に複数の機会の測定を行う。時間経過のなかでのダイナミックな様相を、変数に共通する特質から明らかにするために使

用される。本論文では、この方法で収集されたデータに潜在する因子、そして、因子間の関連性を P 技法因子分析と動的因子分析で検討する。この P 技法のデータ行列を転置した「変数×機会」を対象とする O 技法は、変数での測定機会間の類似性を探求するといえる。3 つ目の視座は、1 変量共変動（変数を固定して人と機会が変動）である。「機会×人」の 2 次元を対象とする S 技法とその転置である「人×機会」の T 技法で検討される。S 技法は、時間経過の中でダイナミックな個人の低位集団を見出す技法であり、一連の機会を社会的な場面として測定することで社会的役割を見出す目的として使用されることもある。T 技法は、集団での測定機会間の類似性を見出すものであり、再検査信頼性の検討を目的として使用されることが多い。これらの 6 つの技法の中で、実際には O 技法、S 技法、T 技法が、データ収集の方法論として論じられることはまれである（浅野, 1971）。心理学では、多変量の変数（尺度）から、構成概念に迫ろうとする。このため、変数をひとつに固定して、その性質に関する議論することは少なく、再検査信頼性の場合を除いて、1 変量共変動の観点が検討されることはほとんどないと考えられる。

本論文では、6 つの技法のうち R 技法と P 技法の 2 つに注目する。これらの 2 つの技法は変数に共通する特質を見出す方法である。これらの技法に対応する因子分析法は、ひとに潜在する因子を抽出し、そして、その結果から個人間差異を明らかにする目的で使用されており、パーソナリティ研究では重要な位置を占めている。Cattell (1943) は、パーソナリティの特性について、すべての特性において個人の傾向はユニークなものであるとしている。その一方で、多くの人から共通して観測することができるという点で共通特性ともいえるとしている。そして、R 技法で共通特性 (common traits)、P 技法で独自特性 (unique traits) を明らかにできると考えていた (Cattell, 1952a)。共通特性は、程度の相違がありつつも多くの人が保持しており、集団において同一のテスト項目で測定し、特定することができるような特性である。一般的に、普遍性があり、行動的関連性に由来した意味合いを持つとされている。独自特性は、ある個人に特有のものであり、他の人は誰も同じ特性を持っていないものである。Cattell は、特定の山へのたった一人しか知らない道を見つけ出す能力や、特定の友人に対する友情の程度といったものを例として挙げている (Cattell, 1952a)。

R 技法での実際の測定は、ひとつの機会に、多数の人を対象にして行われる。そして、複数の変数を測定したデータが因子分析の対象となる。この技法によって収集されたデータは、横断的データ (cross-sectional data) と呼ばれ、個人の系列における変数間の相関を因子分析するもので、個人間の共変動を分析すると考えることができる。これとは対照的に、ひとりの個人を対象にして、多数の機会に、一定の変数を測定しに因子分析する形式は、P 技法である。因子分析であることを強調する際には P 技法因子分析と呼ばれる。日などの時間単位で測定した機会の系列における個人内の共変動を因子分析して、R 技法では明らかにできない変化の構造や動的なプロセスを明らかにすると考えられる。単一事例のデータに因子分析法を適用できることから、個人に特有である変化パターンを量的、体系的、客観的に解明する手法と考えることができる。

## 2-2. 個人間変動と個人内変動

差異 (differences) について, Nesselroade (2002) は, 比較するという操作の観点からその内容を 3 つに分類している。まず, (a) 個体の種類での比較 (例えば, 性質的な違い), (b) 同じ種類の個体での比較 (個人間差異), そして, (c) 異なる機会での同じ個体内での比較 (個人内差異) である。なお, 心理学の研究では, 一般的に, (b) の同じ種類の個体間での比較に焦点が当てられることが多い。この中で (c) 異なる機会での差異の分析は, 同じような個体の発達過程での典型的な結果 (すなわち, 同じ個体間のある時点での類似点) についての情報を提供してくれる。しかしながら, 変化 (発達の) 過程で起きていることについて, その測定からでは直接に情報を得ることはできない。

個人間差異 (集団間比較) が個人内変動 (個人内比較) として解釈されることがある。個人間変動の構造から個人内変動の類似構造へと一般化することができるのは, Molenaar (2004) によれば, 厳格に測定条件などを統制した場合に限られ, 現実の心理プロセスを対象とした場合には現実的なものとはいえない。変化は, 同じ個体での一連の比較で, その間の差異が確認されてはじめて推論することが可能になるのである。すなわち, 異なる機会での同じ個体内の比較 (個人内差異) だけが変化過程についての情報を含んでいると考えることができるのではないだろうか。

伝統的な心理学の理論は, 個人間差異 (個人差) に着目し, 例えば, パーソナリティの Big Five のように, ある時点で横断的に測定した観測変数間に潜在する因子を探索することから構築されてきた (例えば, 柏木, 1997; 辻, 1998 など)。そして, 探索された因子に基づき作成された, 構成概念を測定する尺度は, 時間経過の中でも安定した性質, すなわち, 安定性 (stability) を示すことが, 信頼性の観点から望ましいとされてきた。Röcke & Brose (2013) は, 安定しているということを測定するための方法について次のように整理している。まず, 1 つ目は, 安定性を特性報告 (trait reports) という調査での質問の教示の設定により捉える方法である。たとえば, 特性不安の測定のように, 質問の教示において “一般に” や “過去 1 年間における” などによりある一定期間の不安の傾向を測定するというものである。2 つ目は, 反復報告 (online reports) である。時間経過での瞬間ごとや日ごとで数回の繰り返した測定から, 期間における変化の量を求めるような方法である。例えば, 感情などの日々の自己報告について, 数日分の平均をとることで安定性を捉えるような場合である (Epstein, 1979)。3 つ目は, ある程度の時間間隔における変動の量や変化のパターンを持続性として把握する方法である。本論文で検討する P 技法での分析がこれに該当する。個人に固有な変動のダイナミックな性質は, この第 3 番目の観点によって捉えることができることになる (Fleeson & Jolley, 2006)。

1 回の測定からは, 測定の全体を 2 つに分割する折半法が信頼性の推定方法として利用された。この方法を個々の項目へとより一般化して展開されたのが  $\alpha$  係数である (池田, 1994)。同一のテストを同じ集団に 2 回実施し, これらの相関から信頼性の程度を推定する方法 (再検査法) も研究では使われている。これは, 集団に実施した再検査の相関係数は

安定性係数 (coefficient of stability) と呼ばれる (Cronbach, 1949)。安定性の程度をはかる指標であるこの係数は、同一のテストを同じ調査対象者に繰り返して測定することにより、この反復体験による記憶などの影響が混入することになる。この混入する繰り返し測定間の共分散を排除して、縦断的方法のデータを対象にした安定性を評価する方法については、いくつかの検討が行われ、再テストの相関や繰り返しの分散分析などの古典的方法から、simplex モデル (Jöreskog, 1970)、縦断的因子分析モデル (longitudinal factor analysis model; Jöreskog, 1979) などのより精緻な構造的な方法へと発展してきている (清水, 1999)。

このような個体に生じる変化は、個人内変化 (intraindividual change) と個人内変動 (intraindividual variability) に大別される。ここでは Nesselroade (1991) に従って、「変化」と「変動」を区別してみることにする。まず、多かれ少なかれ永続的で発達のと解釈できるものを「変化」とする。次に、可逆的で変化よりもより早く生じるものを「変動」とする。変化は、たとえば流動性知能や結晶性知能などの知能のような生涯にわたって起きる。「変化」と「発達」の両者は密接にかかわりあっており、短期間で多様な側面から行動を測定することにより、個人の動的な特徴から長期的な発達・変化の様相を説明することができとえられる (Nesselroade, 1991; Siegler, 1994)。さらに、これらの変化・変動における個人間差異を明らかにすることは、非常に重要な点である。なぜならば、パーソナリティ理解の 1 つの眼目は、個人間で相違する部分があれば、類似する部分もあるからであり、これを発達・変化として把握することが個人差の理解であると考えられるからである (Lamiell, 1981)。また、変化を研究対象とする生涯発達心理学の焦点は、生涯にわたる行動の個人内変化の記述、説明、改良 (最適化) について、個人間の差異 (と類似) を明らかにする点にある (Baltes, Reese, and Nesselroade, 1977)。実際、30, 40 年間の間隔での縦断的調査の研究から、パーソナリティの変化パターンにおける個人間差異が報告されている (Jones & Meredith, 1996)。これらを考慮すれば、短期的な個人内変動においても、構造的に明らかにする手法で、個人間差異を検討することは有意義であると考えられる。

### 2-3. 個人志向アプローチ

上で議論してきた個人間差異をさらに検討するには、いくつか議論しておくべき点がある。まず、個人間差異を検討する際に、暗黙のうちに仮定されていることは、交換可能性 (interchangeable) である (Sterba & Bauer, 2010)。比較対象の集団は、行動や特性においてある程度の等質な個人により構成されており、質的にも量的にもほぼそれらの間に大きな違いがないという想定である。交換可能であることの操作的な定義は、厳格な因子的不変性であるかもしれない。因子パターン、因子分散と因子間共分散が全く同一である場合には、このような結果を示す集団は交換可能であるといえる。標準化された心理テストが想定している対象となる個人から複数の集団を構成すれば、ある意味で、これらの集団は交換可能であるといえよう。集団の比較を行う際には、厳格なレベルではなくとも、因子パ

ターン不変性レベルが求められている (Bollen, 1989; Meredith, 1993; Vandenberg & Lance, 2000; 清水, 2003)。測定の結果として異質な個人が構成員に含まれる対象の場合には、このような仮定は、相性が悪いと考えられる。そのような例の一つが臨床心理学の分野かもしれない。

もう一つの議論は、法則定立的アプローチと個性記述的アプローチに関するものである。一般的な心理学の実証研究では、人間一般の知覚、感情、学習など、人間の最大公約数ともいえる普遍的な (nomothetic) 法則を明らかにするために、前者のアプローチを因子的不変性の方法論によって追究することが行われている。これに対して、臨床心理学などでは、後者の個性記述的な (idiographic) 法則を重んじる傾向がある (Allport, 1961; 高橋・高橋, 1993)。これは、臨床的な支援の必要な人の心理的な傾向は個別性が高いからである。そして、不適応の原因もひとり一人によって異なるからであり、その原因については分解的によりも総合的に検討することが求められると考えられてきたからである。このため、集合的統計量よりも個人の特殊性が重視されて、数量化が困難な人間の側面を取り扱うのが臨床であるとイメージされる傾向にある。その結果として、ナラティブに代表されるように個性記述を物語的に行うことも多いようである。そして、心理学における統計的研究 (量的研究) に対する批判的な風潮もみられる。この点を、南風原 (2005) は次のようにまとめている。まず、(1) 現実の複雑な文脈を捨象しているため、真の人間理解には適さない、(2) 時間的な流れを考慮しないため、心理プロセスの理解には適さない、そして、(3) 集団を対象にして一般的な結論を得ようとするため、個々の人間理解には適さない、である。量的研究に対するこうした違和感から統計的研究に対する不信感を生じ、その結果として、個別の事例を対象とした質的研究に傾倒していくという一つの流れがみられるのではないだろうか。

このような質的な研究で強調されていることは、個人はユニークな存在であると主張ではないだろうか。ここでは、法則定立的にユニークな個人に迫ろうとする個人志向アプローチを Sterba & Bauer (2010) に従い、概観してみることにする。このアプローチは、発達を、全体的 (holistic)、相互作用的 (interactional)、個性的 (individualized) なプロセスとして考え、個人のこれまでの行動 (prior behavior)、遺伝的な体質 (genetic makeup)、文脈上の危険性 (contextual risk)、保護的な要因 (protective factor) は、統一した全体として作用するという考えに基づいている。この個人志向理論 (person-oriented theory) について、Bergman & Magnusson (1997) や von Eye & Bogat (2006) などを参考として、Sterba & Bauer (2010) がまとめを行っている (表 2.1)。

表 2.1 個人志向理論 (Sterba & Bauer, 2010, Table 1 (p.240) より改変)

ポイント	説明
1. 個人特異性 (individual specificity)	少なくとも部分的には、行動の機能、過程、発達、個人に特異で独自なものである。
2. 複雑な相互作用 (complex interactions)	過程は、複雑なものであり、洗練された方法で相互に関連し、様々なレベルで相互作用している多数の要因を含むものとして概念化される。
3. 個人内変化における個人間差異 (interindividual differences in intraindividual change)	個人内における不変と変化及び、不変と変化における個人間差異には、正当性と構造がある。
4. パターン要約性 (pattern summary)	過程は、関与している要因のパターンとして記述できる正当な方法で発展する。
5. 全体論 (holism)	関与している要因の意義は、これらの要因の相互作用によって、決定される。
6. パターン節約性 (pattern parsimony)	詳細において理論的には、過程の特徴や観察された状態に限りない多様な差異があるが、大域的なレベルでは、頻繁に観察される少数のパターンがしばしばある。

Sterba & Bauer (2010) は、この個人志向理論と量的研究法との関連を議論している。その中で強調していることは、様々な量的研究法のなかで、動的因子分析（詳細に関しては第3章）のようなひとりの個人を対象とした単一被験者手法 (single-subject methods) が、個人志向理論の検討に有効であるということである。この手法は、データボックスの視座においては P 技法での測定に対応する。動的因子分析によって検討できるのは、個人特異性、パターン要約性、全体論、パターン節約性である。彼らは、残りの2つである複雑な相互作用、個人内変化における個人間差異に関しては、動的因子分析の発展的なモデルなどで検討ができるであろうとしている。ただし、これらのポイントの検討は、単一被験者手法といえども、ひとりだけを対象とした場合には不可能であり、複数の個人においてプール可能性 (poolability) を確保したうえで検討することが必要としている。本論文では、この点について理論的にまた実証的に検討を加えることにする。

#### 2-4. 特性と状態の個人内変動

時間経過で個人の特質について考えた際に、その特質の持続や変動についての時間的構造の違いが問題となる。パーソナリティの研究では、この違いを示したものとして、パーソナリティのような特性 (trait) と気分あるいは感情のような状態 (state) がとりあげられることがある。ただし、この特性と状態の境界は曖昧で、どちらも基本型あるいは理想的な典型例を基礎とする (Mischel, Shoda, & Ayduk, 2007)。双方の違いは、主として継続時間の違いにある。典型的な特性は、人間の持続的な安定性のある性質で、長い時間にわたって、例えば生物学的要因などによって、内的に引き起こされるものである。それに対して、

典型的な状態とは、持続時間が短く、一時的状況などの外的な原因に帰属されるような性質を指す。

本論文では、分析の対象とし、特性レベルでは、Big 5 から情動性と外向性を取り上げ、気分ならびに感情の状態レベルとしては、PANAS を取り上げる。Big 5 の中でも情動性と外向性は最も安定している（清水・山本, 2008）。Watson, Clark & Tellegen (1988) によって、PANAS (Positive and Negative Affect Schedule) が作成されている。そして、佐藤・安田 (2001) によって日本語版が作成されている。原版では、20 項目であったが、彼らはバリマックス回転での因子分析を行い、表 4.2 (第 4 章) に示した 16 項目からなる尺度を作成している。そして、確認的因子分析の結果で、ポジティブ気分の因子とネガティブ気分の因子が独立した次元を構成するという仮定をおいたモデルの適合度が良いと報告している。PANAS は、ポジティブ気分とネガティブ気分は独立した次元であることを想定した目的とした。Watson, Clark & Tellegen (1988) の原版では、大学生を対象として時間の教示を変えて相関を検討しているが、-.12 ~ -.23 で、今日の気分を尋ねた場合は-.12 の相関を示している。

一方で、これまでの研究で安定性が高いとされている典型は、パーソナリティである (Costa, & McCrae, 1992)。成人を対象として Big Five の約 6 年間隔での尺度得点での安定性を情動性で.84, 外向性で.82, 縦断的因子分析モデルでも.8 以上の高い値であった (Small, Hertzog, Hultsch, & Dixon, 2003)。日本においても、大学生を対象として半年間隔での縦断的因子分析モデルで、情動性で.82 ~ .84, 外向性で.88 ~ .92 と高い安定性が報告されている (清水・山本, 2008)。その一方で、パーソナリティは継続性がありながらも、変化していることも報告されている (Allemand, Zimprich, & Hertzog, 2007; Roberts & Mroczek, 2008; Robins, Fraley, Roberts, & Trzesniewski, 2001)。しかしながら、これらの縦断的方法における多くの安定性は、その集団内の個人の相対的な位置 (rank-order) における安定の程度をさしていると考えられる (Small, Hertzog, Hultsch, & Dixon, 2003)。安定性係数を含め安定性は、集団全体での集合的な統計量である。したがって、安定性が高いということは必ずしも個人の得点に変化・変動していないということではない。研究が少ないながらもパーソナリティにおいても、経験サンプリング法による 2~3 週間の毎日の Big Five 尺度を測定して、得点の変動が示されている (Fleeson, 2001)。集団の平均としては、安定しているとみなされる変数においても、個体においては個別的な変動性があると考えられる。

本章では、本論文における問題意識や関連する概念の整理を行った。研究の端緒として、心理学の測定方法論として紹介されることのある Cattell のデータボックスを取り上げた。「機会×変数×人」の 3 次元からなる視点を用いることで、心理学の研究を総合的にそして総括的に検討することができると考えたからである。そして、研究デザインを多様な視点から検討することで、Cattell が切り開いた心理学の構成概念をより詳細に検討する道をさらに追究してみたと考えたからである。その中でも、特に重要な点は、時間経過に関する軸を視座に取り込んだこと、そして、P 技法による実際のデータ収集とその分析が、時間経過で生じる個人内変動を明らかにしたことであると考える。この時間経過を心理学デー



タに取り込むことによって、心理学の構成概念は、大きくは特性と状態として整理できるようになった。そして、差異としての個人間変動と個人内変動に焦点をより鮮明に当てることが可能となった。この分析方法論とその視座は、個人を中心に考える個人志向アプローチとともに、客観的なデータにおいて個人に焦点を当てた研究を行うことを可能にする。ここで議論してきた新しい研究方法の中心的な位置にあるのが、次章で紹介する動的因子分析である。

## 第3章 心理学における時系列データの分析方法論

### ——動的因子分析（DFA）を中心として——

本章では、心理学的変数を対象とした時系列データの分析方法論について、モデル図と数式を関係づけながら整理をする。特に、その中核に位置する動的因子分析（Dynamic Factor Analysis: DFA）について紹介する。DFA は、P 技法因子分析の発展であり、時系列データに潜在する変数の時間経過における影響過程・相互作用の検討も可能とする方法論である。その理論に関連するモデルに検討を加え、実際の解析方法についても整理を行う。

#### 3-1. P 技法因子分析から動的因子分析への発展

因子分析は、複数の変数間に潜在する因子を探索する方法として発展してきた。多数の個人を対象として複数の変数を測定する方法を R 技法と名付けた Cattell (1946) は、あるひとりの個人を対象として複数の変数を  $t$  回繰り返して測定する方法を P 技法とし、R 技法の因子分析と同じような手順を適用することによって時間経過の中で起きる変動を因子として抽出できると考えた。大西・松山 (1961) によると、P 技法の最初の示唆は、Baldwin (1942; 1946; 1950) の研究に見出される。彼は、個人内相関を因子分析することによって、個人のパーソナリティの構造を客観的に描写することが方法論的に可能であるとした。この考察が R. B. Cattell によって、より体系的な方法論へと展開された。

P 技法によって収集された心理学の時系列データに因子分析法を最初に適用を試みたのは Cattell, Cattell, & Rhymer (1947) であった。彼らは、29 歳のひとりの個人を対象に、パーソナリティに関する測定を 55 日間にわたって行い、測定した変数に潜在する因子と因子間相関を報告している。そして、抽出された共通因子が個人内変動のパターンを反映すると主張した。

P 技法で収集したデータに適用されるこの P 技法因子分析 (P-technique factor analysis) は、時間経過中でのダイナミックな変動を因子として抽出することを目的する。Luborsky & Mintz (1972) や Jones & Nesselroade (1990) などが紹介しているように、数多くの研究で使用されてきた。日本でも 60 年代に主にパーソナリティを対象にした研究で使用されている (大西・松山, 1961; 大西, 1964; 伊藤, 1968; 生和, 1972)。

しかし、P 技法因子分析は、時間経過中での変数間の持続（先導と遅延）の関係性を解析に取り入れることができていないという批判がこの方法の提案者である Cattell (1963) 自身をも含む Anderson (1963) や Holtzman (1962; 1963) によって提起された。この批判のポイントは、P 技法因子分析では、観測変数あるいは潜在変数において P 技法データの時系列データとしての特徴である系列依存性を説明することができていない、という点にあった。なお、系列依存性とは、遠く離れた観測間よりも隣接した間の方がより近い値となる時系

列データの性質のことである (Harvey, 1981)。

Molenaar (1985) は、この点を解決しようと、計量経済学での時系列分析方法論 (Brillinger, 1975; Engle & Watson, 1981; Geweke, 1977) を心理測定分野に導入し、因子 (潜在変数) において系列依存性を取り扱うモデルである動的因子分析 (Dynamic Factor Analysis: DFA) を提案した。彼の考えは、P 技法データを対象として、因子と観測変数における系列依存性をラグ (lag) 構造として明示的にモデル化することにあった。ここで、ラグ構造とは、時間の遅れの関係を示し、現在の値と過去の値との関連のことである。DFA は具体的には、構造方程式モデルを応用することにより、個人を繰り返し測定して得られた多変量データに潜在する因子をラグ因子として特定し、持続的な時系列構造をこのラグ因子間のパス関係から検討しようとするものである。なお、P 技法因子分析は、このラグ構造がない (ラグ 0 の) 探索的な DFA に相当するといえる。

時間経過の中に潜在する因子とはいえ、ひとりの個人を対象とする限りにおいては、個性記述的な色彩が強い。複数個人の P 技法データを対象とすることによって、より法則定立的な観点に重きをおいた方法が試みられてきた。たとえば、複数の個人系列を 1 つの P 技法データとして連結する方法 (Cattell, 1963) や 1 つの共分散として集約する方法 (Nesselroade & Molenaar, 1999) である。いずれも観測変数上での操作であり、P 技法因子分析あるいは DFA が目的としていた時間経過の中でのダイナミクスを潜在変数である因子において追求する方法とはいえない。

欧米での P 技法因子分析あるいは DFA での適用研究を整理した (表 3.1.1, 表 3.1.2)。2000 年以降で 21 篇 (P 技法因子分析 : 8 篇, DFA : 13 篇) 行われている。これに加えて、統計的理論やその手法に関する研究と DFA の解説に関する論文に関しては、付録 D に掲載した。統計手法は 29 篇、レビューあるいは解説論文は 8 篇であった。日本では、1960 年代頃に P 技法因子分析によるパーソナリティを対象とした研究がはじまり、最近になって DFA による研究も行われている。その中では、研究の対象としてアスリートのコンディションも取り上げられている。このような日本における DFA の研究を整理したのが表 3.1.3 である。

表 3.1.1 欧米における行動科学分野での P 技法因子分析 (PFA) あるいは DFA の適用研究 1 (2000 年以降)

著者	年号	論題	PFA or DFA	研究対象	主な研究目的	参加者			測定機会	ラグ数	因子 (観測変数)
						人数	属性	年齢性別			
Musher-Eizenman, Nesselroade, & Schmitz	2002	Perceived control and academic performance: A comparison of high- and low-performing children on within-person change patterns	DFA	知覚した統制力	子どもの知覚した統制力、宿題要求の知覚、学校でのふるまいにおける短期間の変動性の評価	14 15	子供	9~12歳	23回	2	3(8)
Ghisletta, Nesselroade, Featherman, & Rowe	2002	Structure and predictive power of intraindividual variability in health and activity measures	PFA	健康と活動	高齢者における健康と活動測定における週ごとの変動の分析	57	高齢者	18名男性, 39名女性 平均77歳	25週間	0	
Ferrer & Nesselroade	2003	Modeling affective processes in dyadic relations via dynamic factor analysis	DFA	二者関係	夫ー妻の二者関係での感情過程の検討	1組	夫婦	男性39歳, 女性35歳	182日間	2	4(12)
Kim & Nesselroade	2003	Relationships among social support, self-concept, and wellbeing of older adults: A study of process using dynamic factor models	DFA	ウェルビーイング	ソーシャルサポート、自己概念、身体的及び心理的ウェルビーイングの個人内パターンの検討	57	高齢者	18名男性, 39名女性 平均77歳	25週間	2	3(9)
Friedman & Santucci	2003	Idiodynamic profiles of cardiovascular activity: A P-technique approach	PFA	心血管反応	心血管反応性の包括的見解を拡張するための検討	6	大学生	女性 平均22歳	-	0	3(8)
Mumma	2004	Validation of Idiosyncratic cognitive schema in cognitive case formulations: An intraindividual idiographic approach	DFA	認知スキーマ	認知スキーマの個人内臨床的妥当性の検討	1	精神疾患の患者	44歳女性	90日間	1	2(15)
Chow, Nesselroade, Shifren, & McArdle	2004	Dynamic structure of emotions among individuals with Parkinson's disease	DFA	気分	DFAにより、パーキンソン病の患者者のポジティブ気分の構造とラグ関連性を検討	12	パーキンソン病の患者	5名男性, 7名女性 平均69歳	70日間	1	2(7)
Vittengl, Clark, Kraft, & Jarrett	2005	Multiple measures, methods, and moments: A factor-analytic investigation of change in depressive symptoms during acute-phase cognitive therapy for depression	PFA	心理療法	抑うつ症状を査定する様々な尺度が、同じ変化パターンとレベルを反映するかの検討	127	精神疾患の患者	-	15回	0	2(58)
Ram, Rabbitt, Stollery, & Nesselroade	2005	Cognitive performance inconsistency: Intraindividual change and variability	PFA	認知機能	認知機能の不一致がどの程度変化するか	91	高齢者	26名男性, 65名女性 平均66歳	36週間	0	2(24)
Sbarra & Ferrer	2006	The structure and process of emotional experience following nonmarital relationship dissolution: Dynamic factor analyses of love, anger, and sadness	DFA	恋愛感情	若い大人を対象とした恋愛関係の崩壊に引き続く、日々の気分の構造と過程の検討	58	恋愛関係崩壊後の人, 大学生	10名男性, 48名女性 平均18歳	27日間	1	3(9)
Judge, Ilies, & Scott	2006	Work-family conflict and emotions: Effects at work and at home	PFA	罪と敵意	仕事と家庭における罪と敵意の因子を識別するために、P技法因子分析を適用	75	就業者	男性17名, 女性58名 平均37歳	14日間	0	2(12)

表 3.1.2 欧米における行動科学分野での P 技法因子分析 (PFA) あるいは DFA の適用研究 2 (2000 年以降)

著者	年号	論題	PFA or DFA	研究対象	主な研究目的	参加者			測定機会	ラグ数	因子 (観測変数)
						人数	属性	年齢性別			
Shifren & Hooker	2007	The structure of daily positive affect for persons with Parkinson's disease: A dynamic factor analysis	DFA	気分	DFAにより、パーキンソン病の患者のポジティブ気分の構造とラグ関連性を検討 (Chow, Nesselroade, Shifren, & McArdle, 2004 の再検討)	12	パーキンソン病の患者	5名男性, 7名女性 平均69歳	70日間	9名0 3名1	2(7)
Wilhelm & Schoebi	2007	Assessing mood in daily life: Structural validity, sensitivity to change, and reliability of a short-scale to measure three basic dimensions of mood	PFA	気分	日常生活での気分の変動の分析	187	大学生	94名男性, 93名女性	28回 : 7日 ×4回	0	3(6)
Mumma & Mooney	2007	Comparing the validity of alternative cognitive case formulations: A latent variable, multivariate time series approach	DFA	認知スキーマ	認知スキーマと苦痛における毎日の変動の検討	1	精神疾患の患者	43歳男性	81日間	1	4(10)
Ong, Horn, & Walsh	2007	Stepping into the light: Modeling the intraindividual dimensions of hedonic and eudaemonic well-being	DFA	ウェルビーイング	ウェルビーイングの個人内変動のモデル化	9	大学生	1名男性, 8名女性	610 : 61日 ×10回	0	2(9)
Nurmi, Salmela-Aro, Keskivaara, Näätänen	2008	Confidence in work-related goals and feelings of exhaustion during a therapeutic intervention for burnout: A time-series approach	DFA	心理療法	バーンアウトを減らすための介入効果の検討, 仕事関連の目標における自信と仕事消耗の個人内変動のモデル化された。	36	就業者	8名男性, 28名女性 33~59歳	8週間	1	2(5)
Russell, Shirk, & Jungbluth	2008	First-session pathways to the working alliance in cognitive-behavioral therapy for adolescent depression	PFA	心理療法	心理療法の最初のセッションにおける心理療法の要因の抽出	54	精神疾患の患者	18名男性, 36名女性 平均16歳	215回 : 43ケース × 5区分連結		4 (14)
Ferrer & Widaman	2008	Dynamic factor analysis of dyadic affective processes with intergroup differences	DFA	二者関係	時間経過での二者関係内の変化についての検討	82 組	恋愛関係にある人	平均20歳	52日間	1	4(36)
Kim, Nesselroade, & McCullough	2009	Dynamic factor analysis of worldviews/religious beliefs and well-being among older adults	DFA	信念, ウェルビーイング	世界観/宗教観, 自己概念, 身体的及び心理的ウェルビーイングの時間遅れ関係性の個人内パターンの検討	57	高齢者	18名男性, 39名女性 平均77歳	25週間	2	3
Ilies, Dimotakis, & Watson	2010	Mood, blood pressure, and heart rate at work: An experience-sampling study	PFA	気分	ポジティブ気分とネガティブ気分の個人内での関係性の検討	67	就業者	2割男性, 8割女性 平均43歳	56回 : 14日 ×4回	0	2(20)
Fisher, Newman, & Molenaar	2011	A quantitative method for the analysis of nomothetic relationships between idiographic structures: Dynamic patterns create attractor states for sustained posttreatment change	DFA	心理療法	心理療法の動的なパターンの構築の検討 (Borkovec & Costello, 1993の二次分析)。	33	精神疾患の患者	10名男性, 23名女性 平均35歳	66~136日間	1	3

表 3.1.3 日本における行動科学分野での P 技法因子分析 (PFA) あるいは DFA の研究

著者	年号	論題	PFA or DFA	研究対象	主な研究目的	参加者			測定機会	ラグ数	因子 (観測変数)
						人数	属性	年齢性別			
大西・松山	1961	P-技法による人格構造の因子分析	PFA	パーソナリティ	人格特性の因子構造をP技法で抽出し、R-技法の因子構造と比較	1	大学生	19歳女性	48日間	0	4(13) 4(12)
大西	1964	P技法による人格構造の因子分析Ⅱ	PFA	パーソナリティ	3名の因子構造をそれぞれ抽出して、R技法での因子と比較し一般性と固有性を見出す	3	大学生	21歳男性 21歳女性 20歳女性	14日間 (1日毎)	0	4(11)
伊藤	1968	P技法による脳損傷者の人格構造の分析	PFA	パーソナリティ	脳の機能局在に関する独自因子の抽出	5	脳損傷者	32歳男性, 37歳女性 38歳男性, 43歳男性 62歳女性	9回 (週毎)	0	2(9)
生和	1972	内田・クレベリン精神作業曲線の因子分析的 研究—PO-技法の適用による個人内変異の検討—	PFA	パーソナリティ	内田・クレベリン精神作業曲線の普遍的な 波形の抽出と個人内変異の検討	4	大学生	男性, 女性 女性, 女性	40日間	0	5(30)
豊田	2000	共分散構造分析 応用編—構造方程式モデリング	DFA	解説	動的因子分析の解説	-	-	-	-	-	-
西嶋・中野・山田	2000	単一事例研究法を用いた 自覚的コンディショニング変動の統計的分析	PFA	コンディショニング	トレーニングに伴うコンディショニング 変動要因の分析	2	高校生 サッカー 選手	17歳男性 18歳男性	70日間 120日間	0	5(12) 5(12)
川崎	2001	多変量時系列に対する主成分・因子分析	DFA	解説	多変量時系列に対する主成分分析と 因子分析の紹介	-	-	-	-	-	-
中野	2002	自覚的コンディショニングの系列的変動の分析評価 (博士論文)	DFA	コンディショニング	コンディショニング変動の因子構造の検討	2	大学生 競泳選手	22歳女性 23歳女性	195日間 714日間	2	4(15) 5(15)
中野・西嶋	2002	女子大学競泳選手のコンディショニング変動 における因子構造の不変性	PFA	コンディショニング	試合期と準備期でのコンディショニング変動 の二次因子モデルの因子的不変性の検討	1	大学生 競泳選手	22歳女性	167日間	0	5(16)
西嶋・中野	2002	トップコンディショニングを準備する	PFA	コンディショニング	コンディショニング変動の共通因子の分析	1	大学生 競泳選手	22歳女性	167日間	0	5(16)
山田	2003	多変量時系列シングルケースデータの 解析の試み	DFA	気分	日常生活場面での時系列データの 統計分析	1	大学生	男性	90回 (1日3回)	1	3(9)
中野・山田・西嶋	2003	動的因子分析法によるコンディショニング変動の 要因構造分析	DFA	コンディショニング	コンディショニング変動の共通因子の分析	1	大学生 競泳選手	22歳女性	167日間	2	4(15)
鶴巻・齋藤・竹村 ・岩井・河野	2007	単一事例研究法を用いた車いすマラソン選手の コンディショニングに関する研究	PFA	コンディショニング	障害者アスリートのコンディショニング 評価のための変動要因の分析	1	車いすの マラソン 選手	54歳男性	57日間	0	5(18)
中野	2009	個人の追跡データの因子分析	DFA	解説	動的因子分析の解説	-	-	-	-	-	-

### 3-2. 動的因子分析（DFA）の概要

DFA は、Molenaar (1985) により、時系列分析と因子分析とを融合することにより個人を対象に個人内変動を捉える方法として提案された。時間軸の上で、測定した変数群への影響の関係性をどのように検討することができるのか、その概略を紹介することにする。

DFA は、図 3.1 のように観測変数と因子の関係性（測定モデル）とその因子の時点間の関係性を時系列モデルとして表現したものである。個人内変動や過程を表現するために、観測変数と因子の関係（因子パターン）の推定と時系列パラメータの推定を行う。これらのパラメータを推定するための DFA の解析では、この方法の創始者である Molenaar (1985) は、最尤法を使用している。これらのパラメータを推定する方法としては、他には、最小二乗法により同時もしくは二段階で推定する DFA に特化したソフトウェアも提案されている (Browne & Zhang, 2005)。

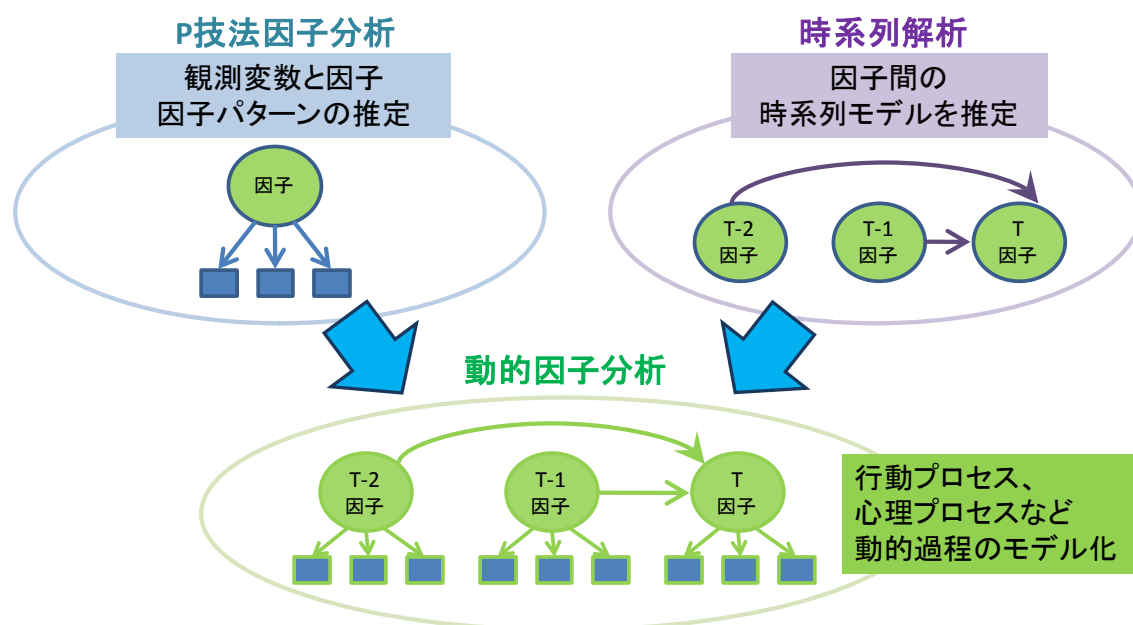


図 3.1 動的因子分析（DFA）の概要

観測変数と因子の関係性は、構造方程式モデリングでの測定モデルにあたる。潜在因子の構造モデルとしては、自己回帰モデルや移動平均モデル、あるいはそれらを合わせた自己回帰移動平均モデルが想定されている (Browne & Nesselroade, 2005)。ここでは、構造方程式モデリングの構造モデルとして自己回帰 (AutoRegressive: AR) モデルと移動平均 (Moving Average: MA) モデル、自己回帰移動平均 (AutoRegressive-Moving Average: ARMA) モデルを Ferrer & Zhang (2009), Browne & Nesselroade (2005), Harvey (1981), Vandaele (1983) を参考として、式と図により紹介する。そして、Nesselroade, McArdle, Aggen, & Meyers (2002) や Browne & Nesselroade (2005) の DFA について、これまでに提案されて

きたいいくつかのモデルを取り上げ、それらの特徴について検討を加える。

**自己回帰モデル** 時系列の観測変数の攪乱項を、ランダムショック (random shock) 変数、あるいはホワイトノイズ (white noise) 変数として、時系列を分析するためのモデルは定義される。このような変数は、因子分析モデルの独自性として、構造方程式モデリングのモデル図において表現することができる。なお、このような変数については、平均を 0 とし、分散については時間経過の中で同じ値に固定し、互いには独立とすることでパラメータ推定のための識別性を確保している (Browne & Nesselroade, 2005)。

時系列データの現在値  $y_t$  が、(3.1) 式のように 1 期前の値  $y_{t-1}$  とランダムショック変数  $z_t$  の線形関数で表すことができるとき、この時系列データはラグ 1 の自己回帰過程に従っているという。そして、これは一般的には AR (1) と表記される。

$$y_t = \alpha_1 y_{t-1} + z_t \quad (3.1)$$

ここで、 $\alpha_1$  は自己回帰パラメータと呼ばれ、 $y_{t-1}$  が 1 単位変化したときの  $y_t$  への影響を表している。(3.1) 式のラグ 1 の自己回帰過程は、図 3.2 のように表現することができる。

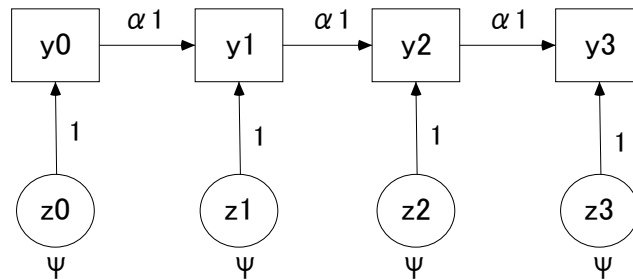


図 3.2 自己回帰モデル

注：顕在もしくは観測変数は方形で表現されている。ランダムショック変数は潜在もしくは測定されない変数であり円で示される。 $\psi$  は分散を表す。

ラグ数が  $p$  となった場合の自己回帰モデル AR ( $p$ ) の一般式は、次で表すことができる。

$$y_t = \alpha_1 y_{t-1} + \alpha_2 y_{t-2} + \cdots + \alpha_p y_{t-p} + z_t \quad (3.2)$$

ここで、 $z_t$  と  $y_{t-1}$  は互いに独立であり、ランダムショック変数は期待値 0 で一定の分散をもち、正規分布に従っていることを仮定している。

**移動平均モデル** 時系列データの現在値  $y_t$  が、現在および 1 期前のランダムショック変数  $z_t$ 、 $z_{t-1}$  の線形関数として表わされるとき、ラグ 1 の移動平均 (moving average: MA) 過程と呼ばれ、MA (1) と表記される。ラグ 1 の移動平均モデルは、次のように定義される。

$$y_t = z_t + \beta_1 z_{t-1} \quad (3.3)$$

ここで、 $\beta_1$  は移動平均パラメータである。この方程式の MA (1) モデルのパス図は、図 3.3



のように表すことができる。

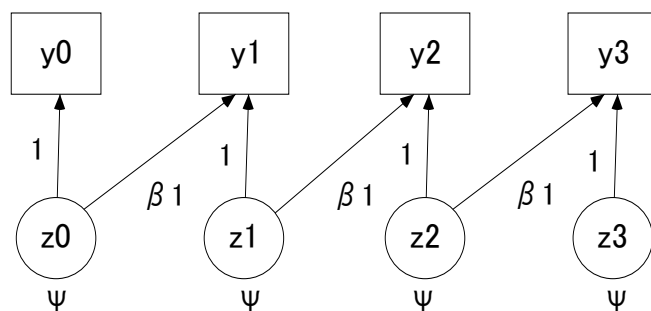


図 3.3 移動平均モデル

ラグ数  $q$  である移動平均モデル MA ( $q$ ) を説明する一般的な式は、次の通りである。

$$y_t = z_t + \beta_1 z_{t-1} + \beta_2 z_{t-2} + \cdots + \beta_q z_{t-q} \quad (3.4)$$

ここで、 $z_{t-j}$ ,  $j = 0, \dots, q$  はランダムショック変数を表す。自己回帰モデルと同様にランダムショック変数は期待値 0 で一定の分散をもつ正規分布に従っていることを仮定している。

**自己回帰移動平均モデル** 自己回帰過程と移動平均過程を含むモデルは、自己回帰移動平均 (autoregressive-moving average: ARMA) モデルと呼ばれ、ARMA ( $p, q$ ) で表記される。観測される変数のラグ変数と攪乱項のラグ変数の双方を含むモデルである。ラグとは、時間の差 (遅れ) である。 $p$  は自己回帰パラメータの数を表し、 $q$  は移動平均パラメータの数を表す。ARMA (1,1) は、次の式で表わされる。

$$y_t = \alpha_1 y_{t-1} + z_t + z_{t-1} \quad (3.5)$$

この方程式のパス図は、図 3.4 に示されている。自己回帰移動平均モデルは、定常時系列の儉約的な表現 (比較的少数の母数から成るモデル) であり、動的なモデル作りにおいて中心的な役割を演ずる (Harvey, 1981)。

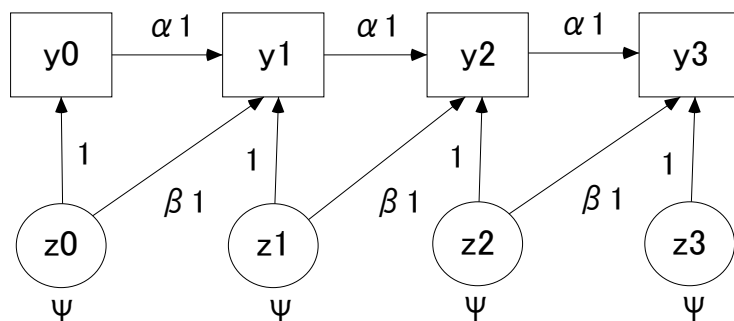


図 3.4 自己回帰移動平均モデル

**動的因子分析 (DFA) のモデル** DFA は、観測変数ではなくて、潜在的な因子において時

系列を表現しようとしている。Molenaar (1985) は、P 技法因子分析の改良として、次のような DFA を提案した。

$$y_t = \mu + \Lambda_0 z_t + \Lambda_1 z_{t-1} + \cdots + \Lambda_q z_{t-q} + u_t \quad (3.6)$$

ここで、 $y_t$  は時点  $t$  の  $k$  個のテストバッテリー（複数の項目）における  $k \times 1$  の得点ベクトルを表し、 $\mu$  は  $k \times 1$  の平均ベクトルであり、 $\Lambda$  は  $k \times m$  の因子パターン行列である。このモデルは、ランダムショック変数からの影響で時間的関連性を表現している。ラグ 1 のモデルは、図 3.5 のように表すことができる。この場合には、ラグ 2 以降からの影響を示す  $\Lambda_2 z_{t-2} + \cdots + \Lambda_q z_{t-q}$  の項はなくなるので、(3.6) 式は次のように単純化される。

$$y_t = \mu + \Lambda_0 z_t + \Lambda_1 z_{t-1} + u_t \quad (3.7)$$

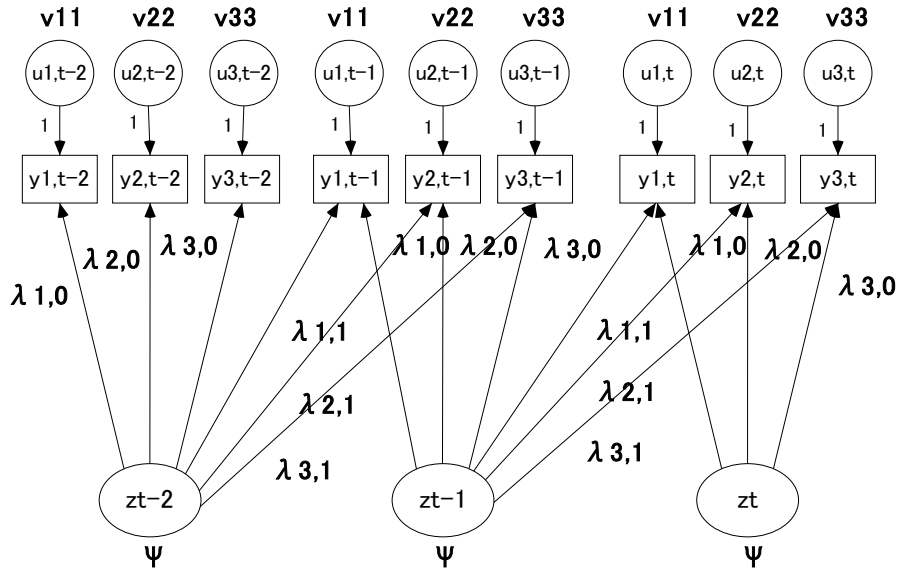


図 3.5 Molenaar (1985) のモデル

(ショック因子分析モデルあるいはホワイトノイズ因子得点モデル)

Nesselroade, McArdle, Aggen, & Meyers (2002) は、Molenaar (1985) のモデルをホワイトノイズ因子得点 (white noise factor score: WNFS; 図 3.5 参照) モデルと呼んでいる。因子をホワイトノイズ (ランダムショック) 変数として表現しているからである。彼らは、DFA のもうひとつのモデルを、直接自己回帰因子得点 (direct autoregressive factor score: DAFS; 図 3.6 参照) モデルとしていた。これは、因子が自己回帰過程に従うモデルである。これに対して、Browne は一連の研究において (Browne & Nesselroade, 2005; Browne & Zhang, 2007), ショック因子分析モデル (shock factor analysis model: SFA; 図 3.5 参照) とプロセス因子分析モデル (process factor analysis model: PFA; 図 3.6 参照) として DFA のモデルを再定式化している。Molenaar (1985) の提示したモデルをショック因子分析モデルと呼び、プロセス因子分析モデルは因子が自己回帰移動平均過程に従うモデルであり、直接自己回帰因子得点モデルを包含するモデルである。Toyoda (1997) は、同様のモデルを時系列因子分析モデル (time series factor analysis) と呼んでいる。

**プロセス因子分析（PFA）モデル** プロセス因子分析モデルは、DFA の下位モデルである。潜在変数である因子においてラグ関係（因子の時系列）を構築しようとするものであり、プロセス（過程）を因子から因子へのパスとして表現する。このモデルは、まず、次の一般的な因子分析モデルを前提としている。

$$y_t = \Lambda f_t + d_t \quad (3.8)$$

ここで、 $y_t$  は、測定機会  $t$  で測定された観測変数のベクトルであり、 $\Lambda$  は時間経過において不変な因子パターン行列である。 $f_t$  は測定機会  $t$  での共通因子得点ベクトルであり、 $d_t$  は平均 0 の一定の分散の正規分布を想定している測定機会  $t$  での独自因子得点ベクトルである。次に、因子の時間的関連性は次の式によって表される。

$$f_t = \sum_{i=1}^p A_i f_{t-i} + \sum_{j=1}^q B_j z_{t-j} + z_t \quad (3.9)$$

ここで、 $A_i$  は自己回帰加重行列、 $B_j$  は移動平均加重行列と呼ばれる時系列パラメータ行列であり、 $z_t$  は平均 0 の一定の分散の正規分布を想定しているランダムショック変数のベクトルである。

この一般的なモデルは、自己回帰移動平均 ARMA ( $p, q$ ) モデルに因子が従うことを示している。ここで、 $p$  はモデルにおける自己回帰のラグ数を表し、 $q$  は移動平均のラグ数である。 $q = 0$  の時には、(3.9) 式の右側の真ん中の項が省かれて、 $p$  ラグの自己回帰過程を持つ自己回帰 AR ( $p$ ) のプロセス因子分析モデルとなり、これは直接自己回帰モデルと一致する。その場合のラグ 1 でのプロセス因子分析モデルは、図 3.6 として示される。

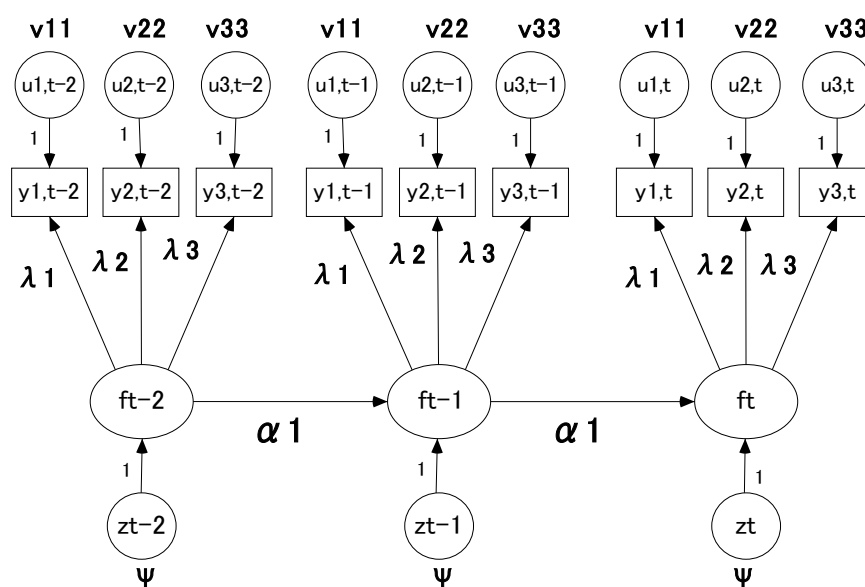


図 3.6 プロセス因子分析モデル PFA (1,0)  
(直接自己回帰因子得点モデル)



フトウェアの使用を推奨している。

このような指摘があるにもかかわらず、DFA のシミュレーション研究において、SEM の分析で妥当な推定値を与えることが報告されている (Hamaker, Dolan, & Molenaar, 2002; Molenaar & Nesselroade, 1998; Zhang, Hamaker, & Nesselroade, 2008)。また、標準的な SEM のソフトウェアで DFA が行えることは、この方法の適用の機会を広げることにもなる (Velicer & Plummer, 1998)。そこで、本論文では Amos により DFA のモデル構成と分析を行うことにする。

構造方程式モデリングにおいて DFA モデルを構築することは、モデルの記述が柔軟に行えるという利点がある。また、最尤法での推定を行うことで、モデルの適合度の検討や個々のパスにおいて有意性の検定を行うことができる。Molenaar (1985) の DFA モデルの最初の提案は、SEM のソフトウェア LISREL で最尤法によって解を推定するものであった。その後も、DFA の分析では、LISREL の最尤法が使用されてきた (Hershberger, Corneal, & Molenaar, 1994)。そして、LISREL でホワイトノイズ因子得点モデルと直接自己回帰因子得点モデル (Nesselroade, McArdle, Aggen, & Meyers, 2002) の提示も行われている。その他に、ソフトウェア SAS の CALIS で自己回帰移動平均モデルに従うモデル (Toyoda, 1997)、ソフトウェア Mplus で自己回帰因子得点モデル (Zhang, Hamaker, & Nesselroade, 2008; Zhang, 2006) が提案されている。

ここでは、構造方程式モデリングのソフトウェア Amos で DFA モデルを記述してみることにする。Amos のように、パス図を利用したモデル構築は、数式での記述よりも容易であり、モデルの全体像を図として把握できるので理解しやすい (Loehlin, 2004) という利点がある。SEM のソフトウェアでは、モデルの修正の指標も提供されるので、モデルの対話的な検討も可能となる。そして、結果の解釈も容易である。そこで、自己回帰過程に因子が従うプロセス因子分析モデル (Browne & Nesselroade, 2005) を Amos で解析してみることにした。

構造方程式モデリングで DFA を実行するには、①ブロック・トープリッツ行列の構成、②分析ソフト用に合わせたデータ形式の設定、③DFA モデルの構築と推定の実行、という手順が必要となる。ここでは、いくつかのソフトをそれらの特徴を活用して、①は R (R Core Team, 2015)、②は Excel、③は Amos で行うことにした。なお、ここで時系列の性質 (平均や異なる時点間の共分散) が時間の推移によって変化しないという定常性を仮定することにする。

### 3-3. ブロック・トープリッツ行列の構成と DFA の推定

DFA では、通常の変数間の関連だけではなく、時間遅れ (ラグ) を伴う変数間の関係 (ラグ構造) を分析対象とする。これは、ラグ付き共分散行列であるが、この行列は対称行列ではない (図 3.9 左)。そのため、一般的な SEM のソフトウェアで推定を行う方法としては、ブロック・トープリッツ形式のラグ付き共分散行列を構成し、最尤法によりパラメータを

推定することになる (Nesselroade, McArdle, Aggen, & Meyers, 2002; Wood & Brown, 1994)。ブロック・トープリッツ (Block-Toeplitz: B-T) 行列は、トープリッツ形式で並べられた対称の超行列 (supermatrix) である。その部分行列 (submatrices) は、ラグ分散・共分散行列  $C_\ell$  あるいはラグ相関行列  $R_\ell$  に相当する。ここでは、ラグを3としたブロック・トープリッツ行列を図 3.8 として示す。なお、各ラグの共分散行列  $C_\ell$  の次数は、変数の数 ( $n$ ) である。

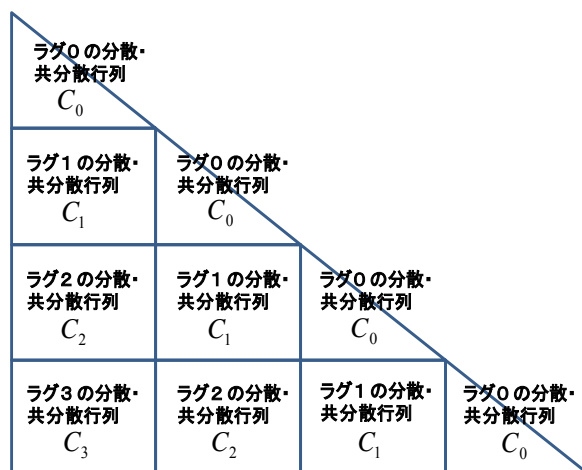


図 3.8 ブロック・トープリッツ行列

(下三角行列のみを表示)

また、ラグ2で3変数での例として示すと、以下の図 3.9 のようになる。

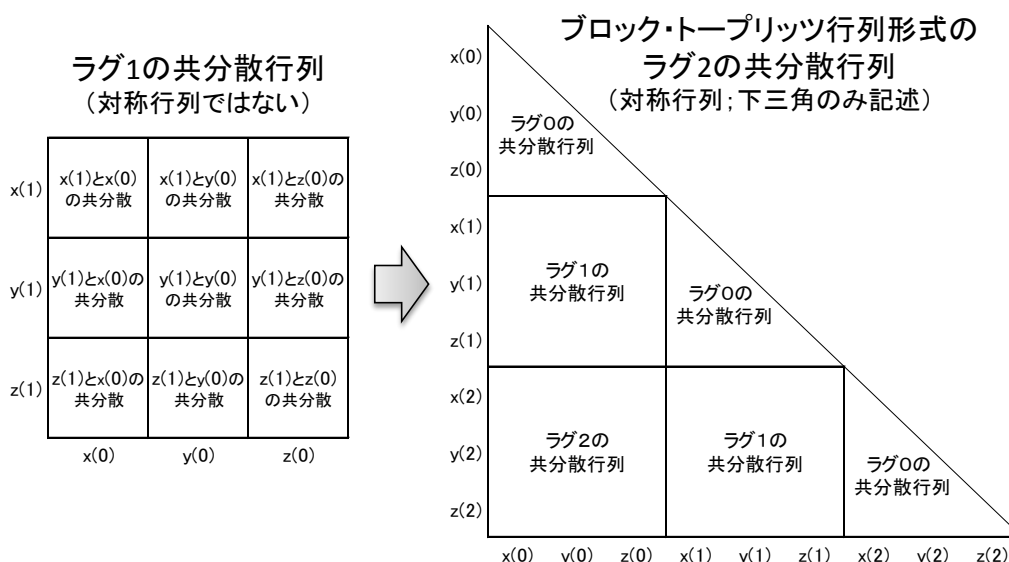


図 3.9 ラグ付き共分散行列とブロック・トープリッツ (B-T) 行列形式 (ラグ 2) の構成  
注: 3 変数 ( $x$ ,  $y$ ,  $z$ ) の例であり、変数の後ろの括弧の中はラグ数を示している。対称行列とならないラグ付き共分散行列を、B-T 行列の形式で並べることで対称行列として構成している。B-T 行列は、ラグ数が同じである共分散行列 (例えばラグ 1) には、同じ共分散行列を配置するように構成する。

ラグ 0 の共分散行列  $C_0$  は、通常の共分散のことであり、Cattell の P 技法因子分析は、ラグ 0 相関行列  $R_0$  を対象とする。ラグ 1 の共分散行列  $C_1$  は、ラグ 0 の変数 ( $n$ ) とラグ 1 の変数 ( $n$ ) との共分散と解することができる。ただし、 $n$  個の変数は、ラグ 0 でもラグ 1 でも同じ変数群である。違うのは、時間の遅延 (ラグ) にある。例えば、ラグ 0 の  $x$  とラグ 1 の  $y$  との共分散は、測定機会の数を  $T$  とすると「 $x_1$  と  $y_2$ ,  $x_2$  と  $y_3$ , ...,  $x_{T-1}$  と  $y_T$ 」での共分散によって得られる。この例の  $x$  と  $y$  は、ラグ 0 での変数と同じ変数であり、添え字の測定機会が示すように、ラグ分を移動させているに過ぎない。この場合の共分散は  $T-1$  個のペアから計算されることになる。ペアはラグ分だけ短くなる。共分散行列  $C_2$  は、ラグ 0 とラグ 2 (あるいはラグ 1 とラグ 3 の共分散) であり、共分散行列  $C_3$  は、ラグ 0 とラグ 3 の共分散である。構造方程式モデリングのソフトウェア (Amos, LISREL など) で分析するためには、設定するラグの数に合わせて、ブロック・トープリッツ行列を構成する必要がある。

次に、北川 (2005) を参考にして、以上の説明を式により展開してみることにする。まず、多変量の定常時系列の平均、共分散 (あるいは相関) は、次のように求められる。観測機会数  $T$  の多変量時系列を、新しい測定機会から古い測定機会へと順に並べて、 $y(n) = y_1(n), y_2(n), \dots, y_t(n), \dots, y_T(n)$  とする。ただし、観測した変数の数は  $n = 1, \dots, p$  であり、これらの変数は各観測機会  $T$  において同時に測定されたとする。

各観測変数の平均  $\bar{y}(n)$  は次のように求められる。

$$\bar{y}(n) = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T y_t(n) \quad (3.10)$$

すなわち、 $n$  番目の変数  $y$  の平均は、測定機会ごとの  $n$  番目の変数  $y$  の総和を機会数で割ったものであり、時系列の平均ではあるが、通常の算術平均に相当する。この平均を用いてラグ共分散  $C_\ell(i, j)$  は次のように求められる。

$$\hat{C}_\ell(i, j) = \frac{1}{T - \ell - 1} \sum_{k=1}^{T-\ell} (y_k(n) - \bar{y}(n))(y_{k+\ell}(n) - \bar{y}(n)) \quad (3.11)$$

すなわち、ラグ  $\ell$  の共分散行列  $C$  の  $i$  行  $j$  列の共分散は、機会 1 から機会数ーラグ数までの平均偏差に機会 1+ラグ数から機会数までの平均偏差を掛けて和をとり、これを機会数ーラグ数ー1 で割ったものである (機会数ーラグ数で割る場合もある)。ラグ  $\ell$  の分散・共分散行列は、全ての変数 ( $p \times p$ ) についてこの式を適用することによって計算することができる。

$$C_\ell = \begin{bmatrix} C_\ell(1,1) & \cdots & C_\ell(1,j) & \cdots & C_\ell(1,p) \\ \vdots & \ddots & \vdots & & \vdots \\ C_\ell(i,1) & \cdots & C_\ell(i,j) & \cdots & C_\ell(i,p) \\ \vdots & & \vdots & \ddots & \vdots \\ C_\ell(p,1) & \cdots & C_\ell(p,j) & \cdots & C_\ell(p,p) \end{bmatrix} \quad (3.12)$$

この共分散行列  $C_\ell$  をラグ 0 から最大ラグ数まで求めて、図 3.8 のようにブロック・トープリッツ行列の形式で構成することで、DFA の準備が完了する。なお、共分散ではなく相関を対象とする場合には、相関  $R_\ell(i, j)$  は、次のように求めることができる。

$$\hat{R}_\ell(i, j) = \frac{\hat{C}_\ell(i, j)}{\sqrt{\hat{C}_0(i, i) \hat{C}_0(j, j)}} \quad (3.13)$$

多変量時系列データから平均と共分散を求めてブロック・トープリッツ行列を構成するための作業を R において実行するために、「Toepcov」関数を作成した（付録 B 参照）。付録の R コードをテキストエディタに打ち込み「Toepcov」と名前を付けて拡張子を「R」にして分析対象フォルダに保存する。次のように source 関数で読み込みこの関数を使用することができる。

```
> source ("Toepcov.R")
> Toepcov ( X , ℓ )
```

ここにおいて、Toepcov 関数の引数として X は素点データ行列（機会×変数）であり ℓ は最大のラグ数を指定する（最大ラグ数 5 まで構成することが可能である）。素点データ行列は新しい測定機会から古い測定機会へと測定機会順に並んでいるものとする。read.table 関数などで X に素点データ行列を格納して、例えばラグ 2 まで求めたければ Toepcov ( X , 2 ) と入力すれば、ラグ 2 のブロック・トープリッツ行列が出力される。この関数が計算するのは共分散である。相関が必要であれば、この結果を R の cov2cor 関数で相関行列に変換する。

結果出力を保存するには例えば次のようにする。

```
> toepcov <- Toepcov ( X , 2)
> write.csv ( toepcov , file= " Toep_result " )
```

この例では、「Toep\_result」という名前の csv ファイルでブロック・トープリッツ行列が保存されることになる。

ブロック・トープリッツ行列を構成することができれば、Amos 用にデータをセットする。素点データではないため、分散・共分散行列を Amos で分析するために図 3.10 のように Excel で構成する（豊田, 2007 参照）。シートの 1 行目に半角で「rowtype\_」, 「varname\_」と入力して、続いて観測変数名を入力する。ここでの例では、「N1t」～「N3t-1」（変数 3 個にラグ 1 までの計 6 個）である。2 行目には、「n」, 1 つ空白を入れて、測定機会数（ここでは 129）を変数分入力する。3 行目以降は 1 列目に「cov」, 2 列目に観測変数名を入れる。残りは、観測変数名に対応するようにブロック・トープリッツ行列のラグ分散・共分散行列を設定する。これを Excel のファイルとして保存して、Amos で DFA を実行するデータの準備が完了する。



rowtype_	varname_	N1t	N2t	N3t	N1t-1	N2t-1	N3t-1
n		129	129	129	129	129	129
cov	N1t	1.071	0.942	0.808	0.465	0.668	0.531
cov	N2t	0.942	1.408	0.884	0.649	0.984	0.600
cov	N3t	0.808	0.884	1.029	0.525	0.695	0.648
cov	N1t-1	0.465	0.649	0.525	1.071	0.942	0.808
cov	N2t-1	0.668	0.984	0.695	0.942	1.408	0.884
cov	N3t-1	0.531	0.600	0.648	0.808	0.884	1.029

図 3.10 Amos で分散・共分散行列を分析するための Excel データの作成例

本章では、心理学的変数を対象とした時系列データの分析方法論について、モデル図と数式を関係づけならまとめた。特に、その中核に位置する DFA について、その理論に関連するモデルに検討を加え、実際の Amos での解析の準備についても紹介を行った。DFA は、P 技法因子分析の発展であり、時系列データに潜在する変数の時間経過における影響過程・相互作用の検討も可能とする方法論である。これらの方法を用いて、第 5 章と第 6 章において、実際のデータで検討することとなる。その前段として、第 4 章において P 技法による心理学的変数の測定について説明を行う。

## 第4章 日々の連続測定と探索的分析

本章では、P 技法による測定を行い、その時系列の推移や基本統計量を示すことにする。P 技法の測定について、Cattell (1952b) は、R 技法研究（横断的研究）でその性質が明らかにされた変数を含めることの重要性を指摘している。具体的には、P 技法が対象とする変数は、R 技法研究で抽出された因子に高い負荷を示した変数であることが望ましいということになる。本論文では、この考えに従い、P 技法の測定では、横断的研究で明確な因子構造が示されている尺度を使用することにする。

### 4-1. 調査参加者と測定変数

調査では、100 日程度の連続測定に回答が可能な参加者を募った。その際、この研究がパーソナリティの 1 日単位での変動についてより詳細に測定するために行われること、そして、いつでも調査参加を辞退できることや調査結果の報告を請求するなどの参加者の権利について説明を行った。承諾が得られた参加者は 6 名（52 歳女性、60 歳男性、51 歳女性、24 歳男性、22 歳男性、22 歳男性：以下、順に A～F とする）であった。2008 年 5 月～12 月において、順に、163、164、128、129、122、98 日間の測定を行うことができた（表 4.1）。

表 4.1 本研究の 6 名の参加者と測定日数

ID	年齢	性別	職業	測定機会	測定期間
A	52	女性	主婦	163日間	5月7日(水)～10月16日(木)
B	60	男性	会社員	164日間	5月7日(水)～10月17日(金)
C	51	女性	主婦	128日間	5月13日(火)～9月17日(水)
D	24	男性	フリーター	129日間	5月21日(水)～9月26日(金)
E	22	男性	学生	122日間	6月18日(水)～10月17日(金)
F	22	男性	技術職	98日間	9月7日(日)～12月13日(土)

注：年齢は、測定開始時における年齢である。

調査では、特性の測定は、性格傾向を形容詞から測定する Big Five 形容詞短縮版（清水・山本, 2007）の情動性と外向性の 2 つの尺度（各 6 項目）を使用した。情動性の項目は、「不安になりやすい」、「悩みがちな」、「心配性な」、「傷つきやすい」、「動揺しやすい」、「神経質な」である。外向性の項目は、3 つの逆転項目を含む、「もの静かな（逆転）」、「陽気な」、「控えめな（逆転）」、「外向的な」、「内気な（逆転）」、「話好きな」である。 $\alpha$  係数は、情動

性で.859, 外向性で.843 である (清水・山本, 2007)。回答の選択肢は, 「1: まったくあてはまらない」, 「2: あてはまらない」, 「3: どちらかといえばあてはまらない」, 「4: どちらともいえない」, 「5: どちらかといえばあてはまる」, 「6: あてはまる」, 「7: 非常によくあてはまる」の 7 件法と原論文と同じにした。なお, 本論文では, Big 5 の 5 因子の中から 2 尺度 (「情動性」と「外向性」) を取り上げるので, この特性レベルの測定については, Big 2 と表記することにする。

状態の測定は, 気分を測定する日本語版 PANAS (佐藤・安田, 2001) を使用した。この尺度は, ネガティブ気分とポジティブ気分の 2 つの下位尺度 (各 8 項目) から構成される。 $\alpha$  係数は, ネガティブ気分で.90, ポジティブ気分で.91 である (佐藤・安田, 2001)。回答の選択肢は, 「1: 全く当てはまらない」, 「2: 当てはまらない」, 「3: どちらかといえば当てはまらない」, 「4: どちらかといえば当てはまる」, 「5: 当てはまる」, 「6: 非常によく当てはまる」の 6 件法と原論文と同じにした。以上, 本研究で使用した測定変数をまとめると表 4.2 となる。

表 4.2 本研究の測定変数

Big 2 (12項目) 清水・山本(2007)		PANAS (16項目) 佐藤・安田 (2001)	
情動性 (6項目)	外向性 (6項目)	ネガティブ (8項目)	ポジティブ (8項目)
不安になりやすい	もの静かな (逆転)	びくびくした	活気のある
悩みがち	陽気な	おびえた	誇らしい
心配性	控えめな (逆転)	うろたえた	強気な
傷つきやすい	外向的な	心配した	気合いの入った
動揺しやすい	内気な (逆転)	苦悩した	きっぱりとした
神経質	話好きな	びりびりした	わくわくした
		恥じた	機敏な
		いらだった	熱狂した

実際の調査では, 上述の 2 尺度からなる質問紙を 1 ヶ月分まとめた調査冊子を作成し, 参加者に送付し, 回答を求めた (付録 E 参照)。調査冊子の記入が終了する前に新しい冊子を送付し, 100 日間を目安として, 参加者の協力可能な期間までこれを繰り返した。調査冊子には, 回答における注意事項および回答手順を記し, 日々回答を求めた質問紙では, 項目順序の影響による回答の偏りを避けるためにランダムに毎日の項目順序を再配置した。回答手順は, 毎日同じ時間くらいに (夜寝る前に) 行うように指示し, 回答時間の記入も求めた。参加者への教示は, 「今日一日を振り返り, 今日全体として自分にどのくらいあてはまりますか」とした。回答終了後は, 前日の回答と比較できないようにするために, 回答を行った質問紙は封筒に入れ, いったん入れた後は取り出して見ないように指示した。

調査開始時においては、性別、年齢、職業の記入を求めた。

参加者 6 名のうち、参加者 F 以外では回答に欠損が生じた（表 4.3）。参加者 A の欠損は、5 項目で Big 2 の 1 項目（46 日目）と PANAS の 4 項目（28, 50, 72, 146 日目）であった。B～E では全項目の欠損日があり、B は 1 日（75 日目）、C は 6 日（17, 18, 47, 48, 66, 72 日目）と PANAS の 1 項目（55 日目）、D は 8 日（61, 62, 85, 99, 108, 114, 115, 121 日目）、E が 12 日（15, 39, 53, 60, 71, 73, 77, 93, 101, 106, 108, 116 日目）と PANAS の 1 項目（21 日目）であった。このように、最大で 2 日連続での欠損があったが、長期にわたり回答が得られない測定期間はなかったため、欠損値には欠損日の前後平均を代入して分析に使用した。

表 4.3 測定変数の欠損数

ID	総欠損数	尺度	各欠損数	欠損の開始日からの日数	欠損日（日にちのみはその日の項目は全欠損）
A	5項目	Big 2の欠損	1項目 46		6月21日「もの静かな」
		PANAS欠損	4項目 28, 50, 72, 146		6月3日「きっぱり」、25日「機敏な」、 7月17日「心配した」、9月29日「びりびりした」
B	1日	Big 2の欠損	1日 75		7月20日
		PANAS欠損	1日 75		7月20日
C	6日 + 1項目	Big 2の欠損	6日 17, 18, 47, 48, 66, 72		5月29日, 30日, 6月28日, 29日, 7月17日, 23日
		PANAS欠損	6日 +1項目 17, 18, 47, 48, 55, 66, 72		5月29日, 30日, 6月28日, 29日, 7月6日「うろたえた」、17日, 23日
D	8日	Big 2の欠損	8日 61, 62, 85, 99, 108, 114, 115, 121		7月20日, 21日, 8月13日, 27日, 9月5日, 11日, 12日, 18日
		PANAS欠損	8日 61, 62, 85, 99, 108, 114, 115, 121		7月20日, 21日, 8月13日, 27日, 9月5日, 11日, 12日, 18日
E	12日 + 1項目	Big 2の欠損	12日 15, 39, 53, 60, 71, 73, 77, 93, 101, 106, 108, 116		7月2日, 26日, 8月9日, 16日, 27日, 29日, 9月2日, 18日, 26日, 10月1日, 3日, 11日
		PANAS欠損	12日 +1項目 15, 21, 39, 53, 60, 71, 73, 77, 93, 101, 106, 108, 116		7月2日, 8日「機敏な」、26日, 8月9日, 16日, 27日, 29日, 9月2日, 18日, 26日, 10月1日, 3日, 11日
F	なし	Big 2の欠損	なし		
		PANAS欠損	なし		

また、各個人の最も多かった回答時間帯（2 時間で区切る）の割合は、参加者 A : 95%（午後 9-10 時）、B : 78%（午後 11-12 時）、C : 74%（午後 10-11 時）、D : 54%（午後 10-11 時）、E : 93%（午後 10-11 時）、F : 93%（午後 10-11 時）であった。

#### 4-2. 日々の連続測定

100 日を超えた日々の変動性を参加者個別に検討するために、Big 2 の項目得点の推移図を作成した（図 4.1, 図 4.2）。これらの図の作成は、R（R Core Team, 2015）の Sarkar（2009）の lattice パッケージを使用した。個人ごとに、横軸を測定機会（日数）、縦軸を項目得点として、項目ごとに測定期間における得点の推移を示した。なお、各個人の実線はその項目における平均、破線は $\pm 1$  標準偏差である。また、平均と標準偏差について表 4.4 として示す。

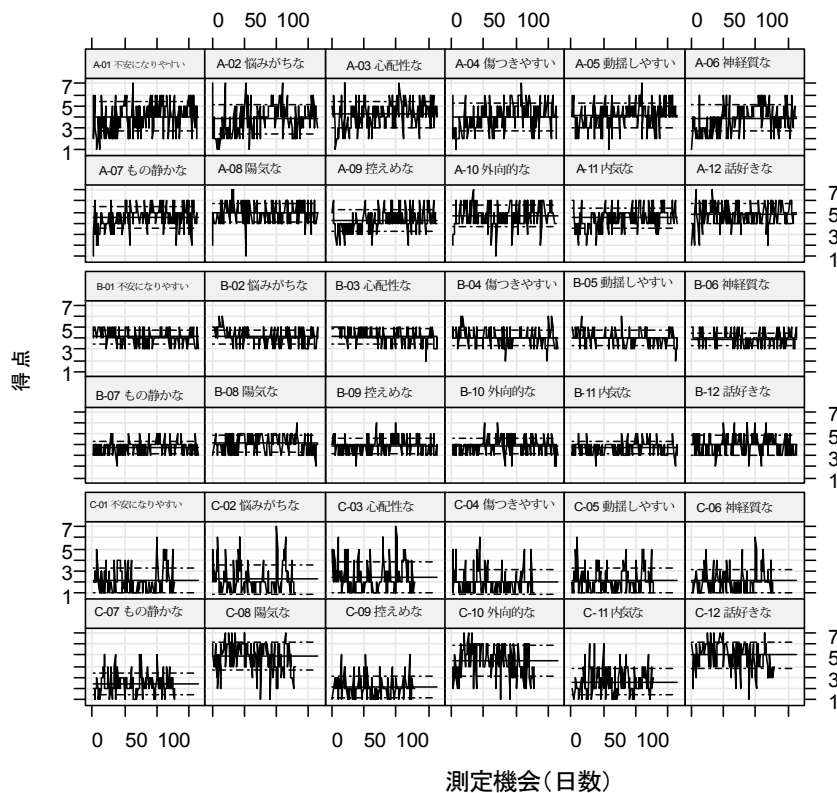


図 4.1 参加者 A, B, C の Big 2 の項目ごとの得点推移

注：上 2 行は A, 中央 2 行は B, 下 2 行は C から得られたデータであり、それぞれ項目ごとに、横軸を測定機会（日数）、縦軸を項目得点として得点の推移を示した。また、実線は平均、破線は $\pm 1$  標準偏差である。

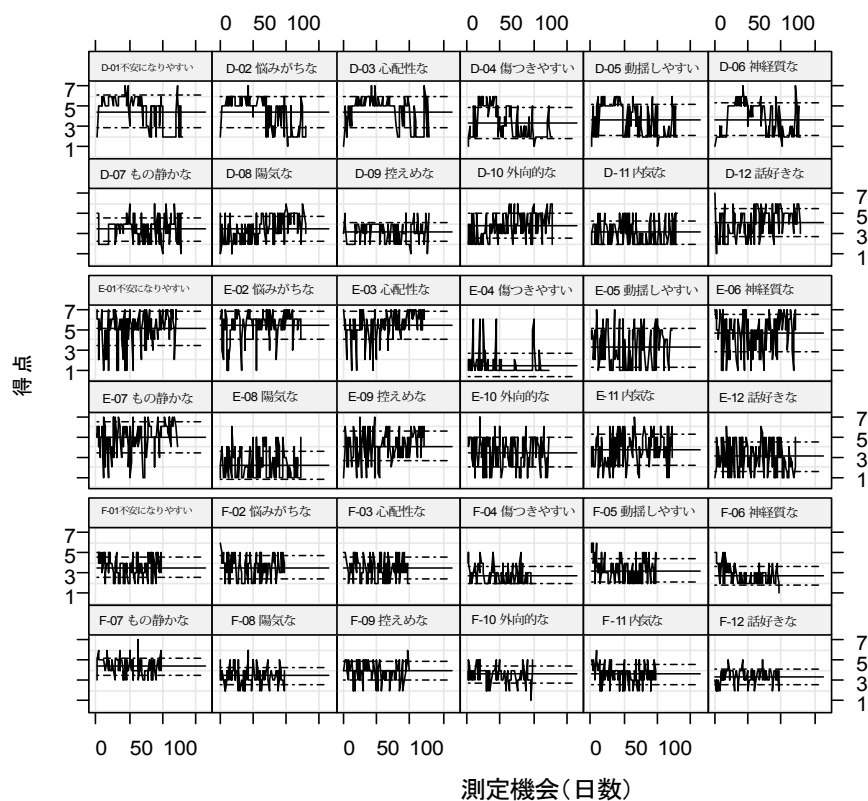


図 4.2 参加者 D, E, F の Big 2 の項目ごとの得点推移

注：上 2 行は D, 中央 2 行は E, 下 2 行は F から得られたデータである。

表 4.4 Big 2 の参加者ごとの平均（上段）と標準偏差（下段）

参加者	測定 日数	不安にな りやすい	悩みが ちな	心配 性な	傷つき やすい	動揺し やすい	神経 質な	もの 静かな	陽気な	控え めな	外向 的な	内気な	話好 きな	個人内
A	163	4.01	3.79	4.21	3.99	4.10	3.85	4.49	4.91	4.25	4.66	4.48	4.85	4.30
		1.34	1.34	1.22	1.25	1.15	1.20	1.00	.87	.93	1.00	.95	.92	1.16
B	164	4.10	4.12	4.13	4.06	4.02	3.95	3.75	4.10	3.92	3.88	3.72	3.95	3.98
		.65	.68	.67	.71	.65	.58	.61	.81	.70	.73	.60	.85	.70
C	128	2.14	2.22	2.46	1.99	2.16	2.08	2.38	4.89	2.09	4.46	2.60	5.00	2.87
		1.18	1.29	1.38	1.10	1.10	1.03	.98	1.29	.94	1.38	1.19	1.25	1.63
D	129	4.52	4.44	4.45	3.33	3.67	3.76	3.45	3.54	3.19	3.81	3.15	4.08	3.78
		1.57	1.53	1.49	1.52	1.56	1.56	1.18	1.24	.97	1.26	1.15	1.37	1.45
E	122	5.11	5.47	5.42	1.48	3.23	4.66	4.96	2.24	4.09	3.49	3.75	3.05	3.91
		1.64	1.43	1.38	1.18	1.90	1.78	1.57	1.35	1.42	1.49	1.58	1.50	1.96
F	98	3.58	3.54	3.50	2.82	3.26	2.80	4.39	3.42	3.89	3.57	3.57	3.39	3.48
		1.06	1.14	1.07	.90	1.12	.92	0.85	.90	.93	.82	.95	.75	1.04
項目内		3.93	3.94	4.05	3.06	3.47	3.57	3.89	3.94	3.60	4.02	3.59	4.11	3.76
		1.55	1.57	1.49	1.50	1.44	1.47	1.34	1.42	1.23	1.21	1.24	1.32	1.43

注：個人内は、すべての項目での各参加者の平均・標準偏差を示し、項目内は、すべての参加者での各項目の平均・標準偏差を示す。

すべての参加者において、Big 2 の日々の変動は非常にダイナミックなものであった。どの情動性の項目も、外向性の項目よりも変動が大きかった。日々の変動が大きかった項目は、「悩みがちな」( $SD = 1.57$ )、「不安になりやすい」( $SD = 1.55$ )、「傷つきやすい」( $SD = 1.50$ )であった。日々の変動が小さかった項目は、「外向的な」( $SD = 1.21$ )、「控えめな」( $SD = 1.23$ )、「内気な」( $SD = 1.24$ )であった。個人内ではダイナミックではあっても、ある種の一貫性もみられた。例えば、B の変動幅は最も小さく、測定期間の平均に $\pm 1$ した範囲内で収まる。そこから外れるのは非常にまれであった。F は、より広い変動幅で B とほぼ同じような傾向を示した。C は、一時的に大きく変動を示し、外向性の方向と逆転項目とが最も明確であった。一貫して大きな変動を示したのは、A であった。一方、D は、調査の前半と後半とでは反応の傾向に違いがみられた。「不安になりやすい」や「心配性な」などの情動性に関わる項目で、前半が高く後半で低い、「陽気な」や「外向的な」などの外向性に関わる項目で、前半が低く後半で高いという変動がみられた。E は、すべての項目で最高点から最低点までの最も大きな変動を示し、情動性の項目では、数日ではあるが、極端な反応を示した。

同様に、PANAS の項目得点の推移 (図 4.3, 図 4.4) と平均、標準偏差 (表 4.5) を示す。

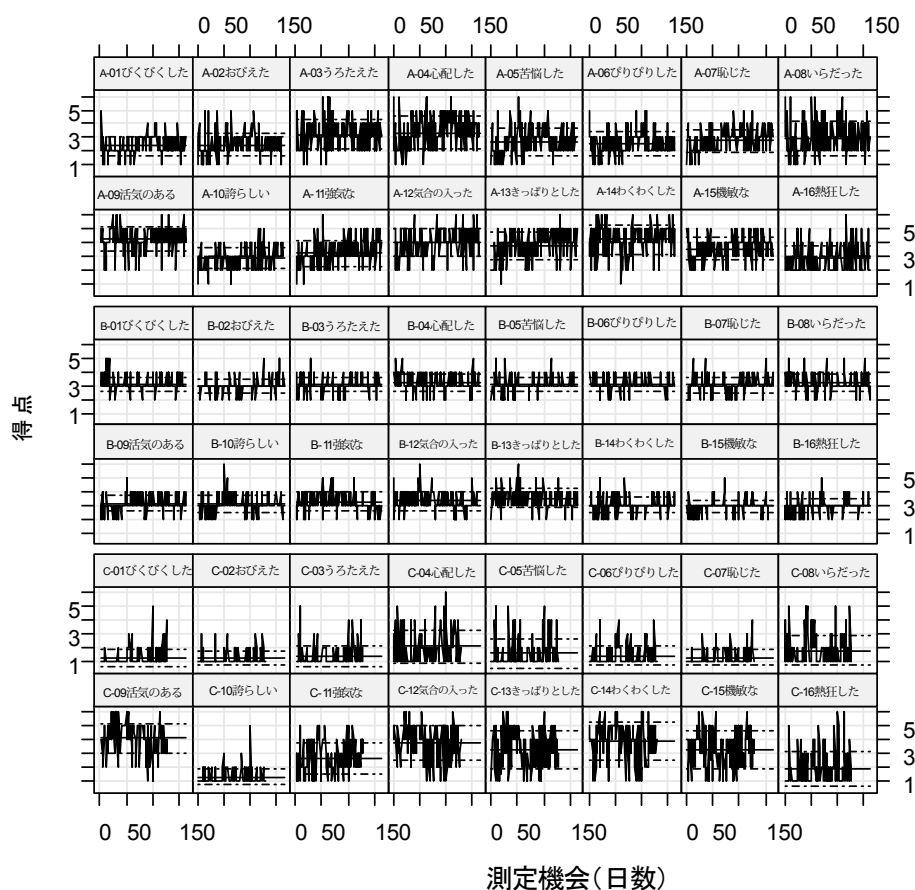


図 4.3 参加者 A, B, C の PANAS の項目ごとの得点推移

注：上 2 行は A, 中央 2 行は B, 下 2 行は C から得られたデータである。

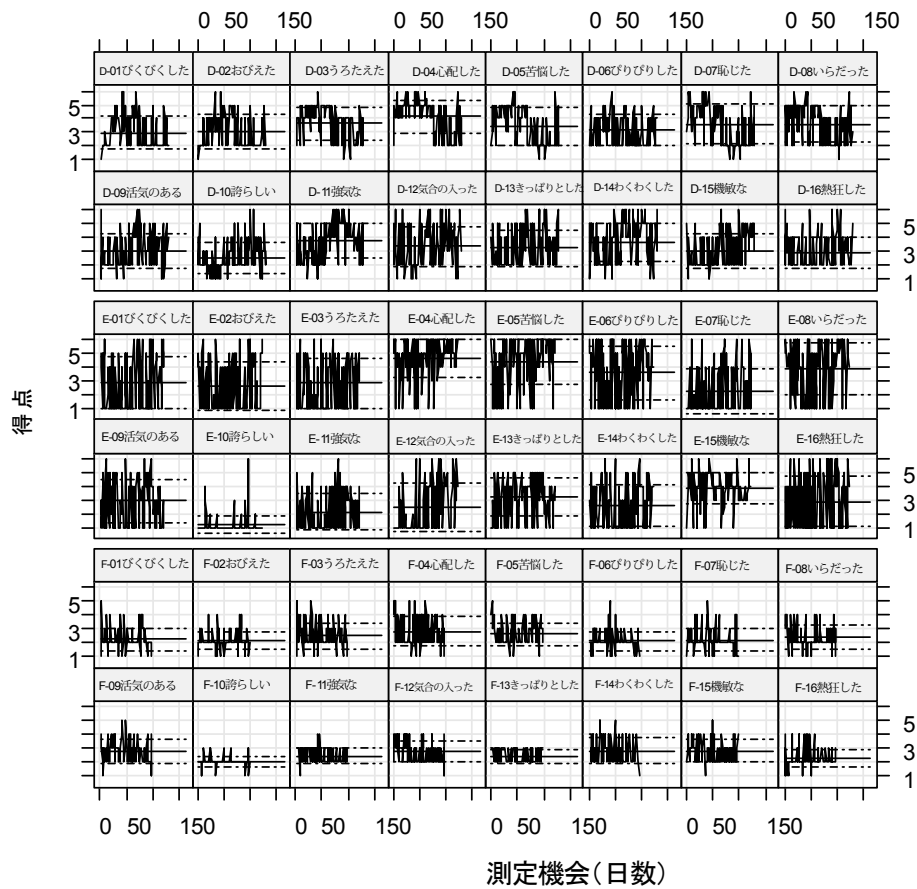


図 4.4 参加者 D, E, F の PANAS の項目ごとの得点推移

注：上 2 行は D, 中央 2 行は E, 下 2 行は F から得られたデータである。

表 4.5 PANAS の参加者ごとの平均（上段）と標準偏差（下段）

参加者	測定 日数	びっくり した	おび えた	うろた えた	心配 した	苦悩 した	びりび りした	恥 じた	いら だった	活気 の ある	誇 ら しい	強 気 な	気合 の 入 った	き っ ぱ り と し た	わく わ く し た	機 敏 な	熱 狂 し た	個人内
A	163	2.39	2.48	3.23	3.36	2.71	2.54	2.77	2.92	4.26	2.87	3.28	4.01	3.81	4.25	3.59	2.95	3.21
		.69	.86	1.09	1.19	1.01	.83	.84	1.24	.89	.74	.93	.99	.99	1.04	.84	.89	1.12
B	164	3.15	3.02	3.09	3.28	3.11	3.10	3.09	3.26	3.16	3.09	3.28	3.29	3.50	3.01	2.94	2.95	3.14
		.50	.51	.54	.62	.51	.46	.59	.62	.57	.59	.65	.64	.69	.57	.46	.51	.58
C	128	1.29	1.23	1.40	2.11	1.62	1.43	1.28	1.84	4.11	1.29	2.63	3.77	3.31	3.90	3.26	1.90	2.27
		.65	.51	.75	1.20	1.04	.72	.56	1.07	1.10	.58	1.17	1.23	1.36	1.36	1.35	1.25	1.45
D	129	2.97	3.07	3.64	4.12	3.45	3.16	3.58	3.61	3.04	2.58	3.79	3.38	3.26	3.67	3.05	2.95	3.33
		1.18	1.22	1.16	1.22	1.36	1.15	1.46	1.37	1.21	1.15	1.30	1.45	1.33	1.43	1.24	1.16	1.33
E	122	2.89	2.61	2.80	4.58	4.35	3.57	2.27	3.90	2.91	1.17	3.23	2.59	3.85	2.88	2.11	2.43	3.01
		1.88	1.77	1.82	1.40	1.67	1.95	1.63	1.90	1.61	.64	1.39	1.56	1.16	1.85	1.31	1.74	1.82
F	98	2.23	2.12	2.50	2.83	2.65	2.10	2.19	2.37	2.77	2.01	2.45	2.72	2.42	2.80	2.83	2.27	2.45
		.80	.65	.96	1.07	.81	.67	.80	.87	.85	.34	.56	.74	.50	.95	.80	.68	.82
項目内		2.52	2.46	2.82	3.39	2.98	2.68	2.58	3.01	3.43	2.25	3.15	3.35	3.42	3.46	3.00	2.62	2.94
		1.20	1.18	1.31	1.37	1.37	1.26	1.27	1.40	1.22	1.04	1.12	1.24	1.14	1.36	1.12	1.16	1.30

注：個人内は、すべての項目での各参加者の平均・標準偏差を示し、項目内は、すべての参加者での各項目の平均・標準偏差を示す。



すべての参加者において、PANAS の日々の変動は非常にダイナミックなものであった。日々の変動が大きかった項目は、「いらだった」( $SD = 1.40$ )、「心配した」( $SD = 1.37$ )、「苦悩した」( $SD = 1.37$ ) であった。日々の変動が小さかった項目は、「誇らしい」( $SD = 1.04$ )、「強気な」( $SD = 1.12$ )、「機敏な」( $SD = 1.12$ ) であった。個人内ではダイナミックではあっても一貫性もみられた。例えば、参加者 B の変動幅は最も小さく、測定期間の平均に $\pm 1$ した範囲内で収まる。F は、より広い変動幅で B と類似した傾向を示した。C は、一時的に大きく変動を示した。例えば、「苦悩した」や「いらだった」で大きく飛び抜ける値があることがわかる。A や E は一貫して大きな変動を示した。E は、多くの項目で最高点から最低点までの最も大きな変動を示し、ネガティブ気分の項目では、数日ではあるが、極端な反応を示した。一方、D は、調査の前半と後半とでは反応の傾向に違いがみられた。「心配した」や「苦悩した」などのネガティブ気分の項目で前半が高く後半で低い、「強気」や「わくわくした」などのポジティブ気分の項目で前半が低く後半で高いという推移がみられた。

本章では、P 技法による Big 2 と PANAS を対象とした連続毎日の測定をした。参加者 6 名において、98~164 日間という 100 日程度の連続測定を行うことができた。Big 2 と PANAS の項目は、いずれも日々の変動はダイナミックなものであった。Big 2 では、情動性の全ての項目は、外向性の項目よりも変動が大きかった。PANAS では、ネガティブ気分の項目が標準偏差の大きい上位 3 つとなり、ポジティブ気分の項目は下位 3 つを占めていた。ネガティブ気分の項目のほうが、ポジティブ気分の項目よりも変動が大きい傾向があった。そして、Big 2 でも PANAS でも各個人の標準偏差は、E, C, D, A, F, B の順番で大きかった。個人ごとで変動の様相は類似しているようであった。本章では、変動の推移における見在目での判断や、観測変数での統計量の結果から個人内変動について検討した。しかし、心理的な変数の時系列は、測定誤差によってしばしば汚染されている (Zhang & Browne, 2010)。本章で得られた P 技法のデータを対象として、次章において、ひとり一人に DFA を適用することにする。

## 第5章 ひとりを対象とした DFA（個別 DFA）

本章では、ひとりを対象とした DFA による分析を行う。Molenaar (1985) が DFA を提案して以来、個人の動的な関係性を明らかにするために、この方法は使用されてきた。本論文では、この個人ごとで実行する DFA を個別 DFA と呼ぶことにする。まず、5-1 節において、P 技法因子分析を Big 2 と PANAS に適用し、DFA で使用する変数を選択する。その変数を使用して、5-2 節において Big 2 の個別 DFA、5-3 節にて PANAS の個別 DFA を行い、特性と状態の各領域での動的な関係性のモデル化を行う。その後、5-4 節にて Big 2 と PANAS を同時にモデルに含めた個別 DFA について検討する。

### 5-1. P 技法因子分析による変数の選択

Big 2 の 12 項目について、時間経過の中での変動の内部構造を探索するために、ここでは、Cattell (1946) の P 技法因子分析を 6 名の参加者別に適用してみることにする。具体的には、一般的な R 技法の因子分析手順と同様に、6 名のデータから計算した個別の相関行列に対して、主因子法で共通性を推定し 6 種類の Promax 解を求めた。

情動性と外向性の項目について P 技法因子分析を適用した。固有値の減衰状況を高い値から 5 つ示すと、A は 4.83, 1.87, .85, .78, .69, B は 3.58, 2.35, .90, .79, .75, C は 4.68, 2.52, 1.14, .84, .68, D は 5.07, 2.64, 1.47, .66, .54, E は 3.60, 2.46, 1.46, .97, .70, そして、F は 5.15, 1.97, .98, .86, .65 であった。この結果から、すべての参加者の因子数が 2 因子であると判断することができた。

6 名の情動性と外向性の P 技法因子分析の結果（表 5.1）で明確なことは、いずれの参加者においても情動性の 6 項目が、第 1 因子に高く負荷し、第 2 因子にはほとんど負荷しなかったことである。そして、第 2 因子には、外向性の順方向の文章での項目が高い負荷を示したことである。横断的な Big 2 の研究から得られるのと同じ結果を示したのは D であり、E もその傾向を示した。第 1 因子に、A では、外向性の逆転項目（「もの静かな」「控えめな」「内気な」）が負荷を示した。また、F は「控えめな」「内気な」、C は「控えめな」が第 1 因子に負荷した。これらの項目は外向性を逆方向から測定するための項目として設定されたものではあったが、参加者の反応は、情動性に類似したものとなったようである。第 2 因子でユニークな構造を示したのが B であった。この参加者では、外向性の逆転項目であった「物静かな」と「控えめな」が、マイナスではなくプラスで第 2 因子に高い負荷を示した。第 2 因子の高い負荷を示す項目は、他に「陽気な」、「外向的な」、「話好きな」があり、因子としては外向性と解釈できるが、本来逆転であるべき項目を解釈に入れることは難しいと言わざるを得ない。なお、因子間の相関は、この B が .133 と正であったが、他の参加者は -.084 ~ -.402 の負の値であった。

表 5.1 Big 2 の P 技法因子分析の結果（参加者 A～F）

参加者	A			B			C		
項目	1	2	共通性	1	2	共通性	1	2	共通性
不安になりやすい	<b>.697</b>	-.074	.499	<b>.749</b>	-.091	.551	<b>.900</b>	-.022	.816
悩みがちな	<b>.766</b>	-.049	.595	<b>.640</b>	-.007	.409	<b>.870</b>	-.028	.764
心配性な	<b>.706</b>	.096	.496	<b>.713</b>	-.004	.508	<b>.705</b>	-.124	.536
傷つきやすい	<b>.769</b>	-.051	.601	<b>.629</b>	.034	.402	<b>.735</b>	.068	.531
動揺しやすい	<b>.767</b>	-.052	.597	<b>.739</b>	-.078	.536	<b>.827</b>	.010	.681
神経質な	<b>.709</b>	.076	.499	<b>.518</b>	.028	.273	<b>.743</b>	-.013	.555
もの静かな（逆転）	<b>.575</b>	.045	.328	.029	<b>.456</b>	.213	.252	-.040	.068
陽気な	-.067	<b>.623</b>	.400	-.165	<b>.634</b>	.402	-.043	<b>.937</b>	.890
控えめな（逆転）	<b>.600</b>	.060	.358	.149	<b>.517</b>	.310	<b>.470</b>	.144	.223
外向的な	.007	<b>.594</b>	.352	-.009	<b>.573</b>	.327	.043	<b>.797</b>	.627
内気な（逆転）	<b>.611</b>	-.038	.379	<b>.440</b>	.355	.361	.331	.100	.110
話好きな	.078	<b>.742</b>	.547	-.048	<b>.675</b>	.449	.073	<b>.881</b>	.763
因子間相関	-.084			.133			-.140		
参加者	D			E			F		
項目	1	2	共通性	1	2	共通性	1	2	共通性
不安になりやすい	<b>.915</b>	.004	.836	<b>.848</b>	-.007	.721	<b>.810</b>	-.051	.692
悩みがちな	<b>.885</b>	-.030	.799	<b>.685</b>	-.103	.505	<b>.805</b>	-.006	.651
心配性な	<b>.892</b>	.067	.764	<b>.779</b>	-.011	.609	<b>.843</b>	.121	.642
傷つきやすい	<b>.755</b>	-.028	.583	.302	.106	.091	<b>.811</b>	.238	.559
動揺しやすい	<b>.818</b>	.158	.615	<b>.656</b>	.140	.418	<b>.765</b>	-.067	.632
神経質な	<b>.716</b>	-.033	.528	<b>.768</b>	-.122	.638	<b>.583</b>	-.045	.363
もの静かな（逆転）	-.271	<b>-.609</b>	.344	-.162	<b>-.664</b>	.430	.116	<b>-.535</b>	.349
陽気な	-.294	<b>.635</b>	.604	-.144	<b>.472</b>	.267	-.054	<b>.711</b>	.539
控えめな（逆転）	-.193	<b>-.573</b>	.299	.080	-.336	.129	<b>.495</b>	-.232	.392
外向的な	-.067	<b>.771</b>	.630	.159	<b>.645</b>	.405	.113	<b>.662</b>	.391
内気な（逆転）	.029	<b>-.497</b>	.257	.088	<b>-.448</b>	.222	<b>.537</b>	-.208	.421
話好きな	-.084	<b>.758</b>	.620	-.013	<b>.771</b>	.598	.053	<b>.750</b>	.533
因子間相関	-.303			-.174			-.402		

注：太字は、因子パターンの値（絶対値）が.4以上であることを示す。

パーソナリティの測定では、反応における歪曲や社会的望ましさによる影響を排除することを目的として、測定方向を逆転させた項目を尺度内に含めることがある。A, F, C や B の結果が示しているように、これらの参加者には、外向性の項目の逆転がその目的の機能を十分に果たしていないのではないかと考えられる。逆転項目が機能していない理由は、田崎・二ノ宮（2013）が指摘しているように、参加者のレスポンス・スタイル、特に、相反する項目内容に留意せずに是認する回答を行う黙従反応傾向（acquiescence response style）の影響が考えられる。この場合、項目の相関（共分散）にバイアスが生じる。順方向と逆転方向の項目間の正の相関は強まり負の相関は弱まる（Kam & Meyer, 2012）、1次元の因子が2次元に分かれる（Weijters, Baumgartner, & Schillewaert, 2013）などの影響が生じる。P 技

法因子分析の結果は、このような影響を受けたことが推察される。逆転項目を除いて、表 5.1 を再検討すると、「陽気な」、「外向的な」、「話好きな」の 3 項目からなる外向性の因子が 6 名に共通している。そこで、以下の DFA の分析では、この外向性 3 項目を採用し、同じ数の項目を情動性でも選び出すことにした。ここでは、6 名の因子負荷の値の平均を計算し、高い順に「不安になりやすい」、「悩みがちな」、「心配性な」の 3 項目とした。項目数が少ない場合には、項目内容がカバーできる領域が少なくなり、妥当性が下がる点で問題を抱えるが、Big Five の短縮版作成の研究において、3 項目は大きな問題を生じるほど少ない項目数ではなく (Credé, Harms, Niehorster, & Gaye-Valentine, 2012; Gosling, Rentfrow, & Swann Jr., 2003)、内容的にも適切に情動性と外向性を捉えていると考えた。

次に、PANSA のネガティブ気分とポジティブ気分の 16 項目について、6 名のデータから計算した個別の相関行列に対して、主因子法で共通性を推定し 6 種類の Promax 解を求めた。固有値の減衰状況を高い値から 5 つ示すと、A は 4.25, 3.30, 1.02, .96, .85, B は 3.05, 2.08, 1.38, 1.13, .94, C は 4.56, 3.28, 1.54, 1.12, .87, D は 6.58, 3.97, 1.05, .67, .62, E は 4.66, 3.11, 1.41, 1.07, .83, そして、F は 4.62, 2.29, 1.43, 1.09, 1.05 であった。この結果から、すべての参加者の因子数が 2 因子であると判断することができた。

6 名のネガティブ気分とポジティブ気分の P 技法因子分析の結果 (表 5.2) は、第 1 因子がネガティブ気分であり第 2 因子がポジティブ気分であると解釈できる内容であった。D は、因子パターン値がいずれも .65 以上であり、PANAS の横断的な研究結果と一致する明確な構造であった。A, B, E, F も因子パターン値で 2~3 代が少し見られるが、同様の傾向を示した。C は、「強気な」がネガティブ気分とポジティブ気分の両方に負荷し、「誇らしい」「熱狂した」はポジティブ気分には負荷しなかった。これらの 3 つの項目は他の項目群とはやや異なる変動を示す項目であるようである。このように、ポジティブ気分とされるいくつかの項目がやや低い傾向を示していたが、いずれの参加者においても概ね PANAS の横断的な研究で得られる 2 因子の構造と同じ結果である。因子間相関は、B, D, F の 3 人は負の相関であり、A, C, E の 2 人はほぼ無相関と言える結果であった。Watson, Clark, & Tellegen (1988) の原版では、質問する際の教示の時点の違いで異なるが、負の相関 (-.12 ~ -.23) が報告されている。また、Ilies, Dimotakis, & Watson (2010) は、67 名の 2 週間測定でのネガティブ気分とポジティブ気分の P 技法因子分析を行い、両気分の相関は -.13 と低かったことを報告している。これらに近い結果と言える。佐藤・安田 (2001) の日本語版では、バリマックス回転で結果を報告しており、ポジティブ気分とネガティブ気分は独立した次元であることを想定している。

以下の DFA の分析では、このネガティブ気分とポジティブ気分の各 3 項目を採用することにした。ここでは、6 名の因子パターン値の平均を計算し、高い順にネガティブ気分では「びくびくした」、「うろたえた」、「苦悩した」、ポジティブ気分では「活気のある」、「気合の入った」、「機敏な」の 3 項目とした。

表 5.2 PANAS の P 技法因子分析の結果（参加者 A～F）

参加者	A			B			C		
項目	1	2	共通性	1	2	共通性	1	2	共通性
びくびくした	<b>.618</b>	.050	.385	<b>.521</b>	.090	.256	<b>.665</b>	.033	.447
おびえた	<b>.569</b>	-.016	.323	<b>.436</b>	-.053	.204	<b>.707</b>	-.106	.498
うろたえた	<b>.583</b>	-.081	.346	<b>.500</b>	-.005	.251	<b>.825</b>	-.046	.676
心配した	<b>.688</b>	.055	.477	.372	-.130	.179	<b>.541</b>	-.107	.294
苦悩した	<b>.783</b>	-.092	.621	<b>.503</b>	-.060	.272	<b>.794</b>	-.067	.626
びりびりした	<b>.664</b>	.034	.443	<b>.484</b>	.039	.226	<b>.659</b>	-.008	.434
恥じた	<b>.445</b>	.179	.231	<b>.634</b>	.089	.382	<b>.519</b>	.090	.286
いらだった	<b>.781</b>	-.080	.615	.285	-.032	.087	<b>.558</b>	.048	.318
活気のある	-.126	<b>.696</b>	.498	-.026	<b>.461</b>	.219	-.118	<b>.846</b>	.712
誇らしい	.195	<b>.446</b>	.238	.000	<b>.549</b>	.302	.216	-.007	.047
強気な	.398	.324	.266	-.158	<b>.506</b>	.320	<b>.483</b>	<b>.452</b>	.477
気合いの入った	.025	<b>.713</b>	.509	-.022	<b>.549</b>	.308	.010	<b>.794</b>	.632
きっぱりとした	.135	<b>.636</b>	.424	-.162	.334	.164	.097	<b>.667</b>	.465
わくわくした	-.265	<b>.617</b>	.448	-.058	.367	.149	-.179	<b>.625</b>	.403
機敏な	.046	<b>.584</b>	.343	.191	<b>.466</b>	.209	.043	<b>.671</b>	.457
熱狂した	.016	<b>.498</b>	.248	.216	.308	.108	.217	.166	.081
因子間相関	.009			-.249			.089		
参加者	D			E			F		
項目	1	2	共通性	1	2	共通性	1	2	共通性
びくびくした	<b>.723</b>	.243	.485	<b>.870</b>	.130	.815	<b>.723</b>	.045	.504
おびえた	<b>.784</b>	.259	.569	<b>.856</b>	.090	.769	<b>.632</b>	-.073	.435
うろたえた	<b>.821</b>	.058	.650	<b>.815</b>	.065	.688	<b>.772</b>	.075	.565
心配した	<b>.710</b>	-.085	.544	<b>.609</b>	.090	.399	<b>.676</b>	-.019	.465
苦悩した	<b>.812</b>	-.192	.783	<b>.621</b>	.004	.387	<b>.703</b>	.063	.469
びりびりした	<b>.690</b>	.083	.451	<b>.666</b>	-.120	.430	<b>.596</b>	-.063	.384
恥じた	<b>.713</b>	-.244	.665	<b>.482</b>	-.356	.298	<b>.644</b>	-.033	.429
いらだった	<b>.763</b>	-.163	.678	<b>.608</b>	-.107	.358	<b>.566</b>	.065	.301
活気のある	.053	<b>.852</b>	.703	-.159	<b>.740</b>	.531	-.161	<b>.720</b>	.620
誇らしい	-.083	<b>.765</b>	.628	.081	.293	.101	.309	.319	.134
強気な	-.165	<b>.662</b>	.526	-.093	<b>.402</b>	.157	-.005	.344	.119
気合いの入った	.139	<b>.855</b>	.684	.065	<b>.813</b>	.684	.228	<b>.480</b>	.211
きっぱりとした	.102	<b>.838</b>	.666	-.212	.233	.081	.115	<b>.474</b>	.202
わくわくした	-.065	<b>.773</b>	.630	-.030	<b>.658</b>	.427	-.041	<b>.555</b>	.325
機敏な	.046	<b>.753</b>	.550	.058	<b>.622</b>	.403	-.019	<b>.408</b>	.172
熱狂した	.055	<b>.769</b>	.571	.125	<b>.468</b>	.255	-.205	<b>.481</b>	.337
因子間相関	-.278			.178			-.322		

注:太字は、因子パターンの値が.4以上であることを示す。

## 5-2. Big 2 の個別 DFA

DFA のモデルは、プロセス因子分析 (PFA) モデルの AR (2) とした。これは、移動平均の次数  $q = 0$  の時には、(3.9) 式 (第 3 章) の右辺の最も右の項が省かれて、この ARMA ( $p, q$ ) 過程は、AR ( $p$ ) 過程となる。AR ( $p$ ) 過程の特長は、観測間隔が離れるにつれて系列依存性の強さが減衰していくという時系列データの基本的な特徴を表現できると、そして、長期的な系列依存性を解釈しやすい少数のパラメータでモデル化することができることである。移動平均過程が使用されにくい理由は、長期にわたる自己相関をモデル化するためには、多くのパラメータが必要となり、時系列が観測できない確率変数 (誤差項) の変動で表されるために解釈が難しい (沖本, 2010)。また、DFA で、移動平均過程のパラメータは収束及び識別性も困難であり、自己回帰過程のパラメータのみのモデルは推定が容易で識別性において問題が生じにくいいためである (Browne & Zhang, 2007)。

縦断的因子分析と同様に、測定モデルを構築した因子による時系列の表現が心理学の伝統から解釈しやすいことから、心理学の分野では、DFA は AR ( $p$ ) のプロセス因子分析モデルが使用されることが多い (例えば, Ferrer & Nesselroade, 2003; Chow, Nesselroade, Shifren, & McArdle, 2004 など)。また、AR ( $p$ ) の次数については、次数  $p = 0$  では、P 技法因子分析と同様に時間の遅延関係を考慮していないモデルとなり、次数  $p = 1$  では、時間遅れでの持続的な影響関係を示すことができる。次数  $p = 2$  では、持続的な影響関係に加えて、自己回帰係数の組み合わせ (正と負の逆転) で循環する変動をモデル化することも可能となる (沖本, 2010)。次数  $p = 3$  ではさらに複雑にモデル化することができるが、本論文では、パラメータが多くなり過ぎずに遅延関係の基本とも言える持続と循環を示すことができることから、次数  $p = 2$  とすることとした。

DFA の推定対象であるラグ数 2 のラグ付き共分散行列を P 技法で収集したデータ (個人の時系列データ) から計算した。第 3 章で説明しているように、このラグ付き共分散行列は、対称行列ではない。そのため、一般的な SEM のソフトウェアで推定を行う方法としては、ブロック・トープリッツ形式のラグ付き共分散行列を構成し、最尤法によりパラメータを推定することになる (Nesselroade, McArdle, Aggen, & Meyers, 2002; Wood & Brown, 1994)。ブロック・トープリッツ行列は、主対角にラグ 0 の共分散行列、非対角にラグ付き共分散行列を配していく形式の行列である (図 3.9)。ここで、ラグ数が同じである共分散行列 (例えばラグ 1) には、同じ共分散行列を配置するように構成する。この計算では、6 名の時系列を別々に、ラグ 2 でのブロック・トープリッツ形式の 6 個のラグ付き共分散行列を R で作成した (R のスクリプトは付録 B を参照)。なお、このラグ付き共分散行列は、「観測変数の数  $\times$  (ラグ数+1)」の対称行列となる。

次に、このラグ付き共分散行列を対象とする DFA のプロセス因子分析モデルを Amos (ver. 23) で構築した (Zhang, Hamaker, & Nesselroade, 2008 ; 図 5.1)。このモデルは、前述の通り潜在因子の時系列の関係性を自己回帰過程として表現するモデルである。測定モデルは、前節での P 技法因子分析で選択した変数を使用して、情動性の因子に 3 変数 (「不安になり

やすい」「悩みがちな」「心配性な」と、外向性の因子に3変数（「陽気な」「外向的な」「話好きな」）とした2因子について、ラグ0からラグ2までの計6因子を構成した。ここで、この6因子において、同じ因子の因子負荷はラグ0からラグ2までの測定機会間で不変とした（図5.1のp1, p2, p3およびp4, p5, p6, ただし識別性のためにp1 = 1, p4 = 1とした）。この測定機会間において不変であるとするのは、縦断研究における因子的不変性（Bollen, 1989; Meredith, 1993）と同様であり、測定機会の潜在因子が同一であると仮定することになる。また、同じ観測変数の独自性間には共分散パスを設定し、ラグ差が等しい（ラグ0と1の間、ラグ1とラグ2の間）共分散パスは同値拘束した。構造モデルは、自己回帰過程を想定し、ラグ2までの自己回帰および交差回帰のパスを設定した。自己回帰のパスは、過去の値からの持続的な影響の大きさを表し、交差回帰のパスは、他の因子からの持続的な影響の大きさを表す。また、測定機会間での不変のため、ラグ1と2の情動性と外向性間の2本の共分散パスは同値拘束した。このDFAのモデルにおいて、6名の参加者それぞれに個別DFAとして構築した。なお、PFA(2, 0)の共分散構造は付録Aに記載した。

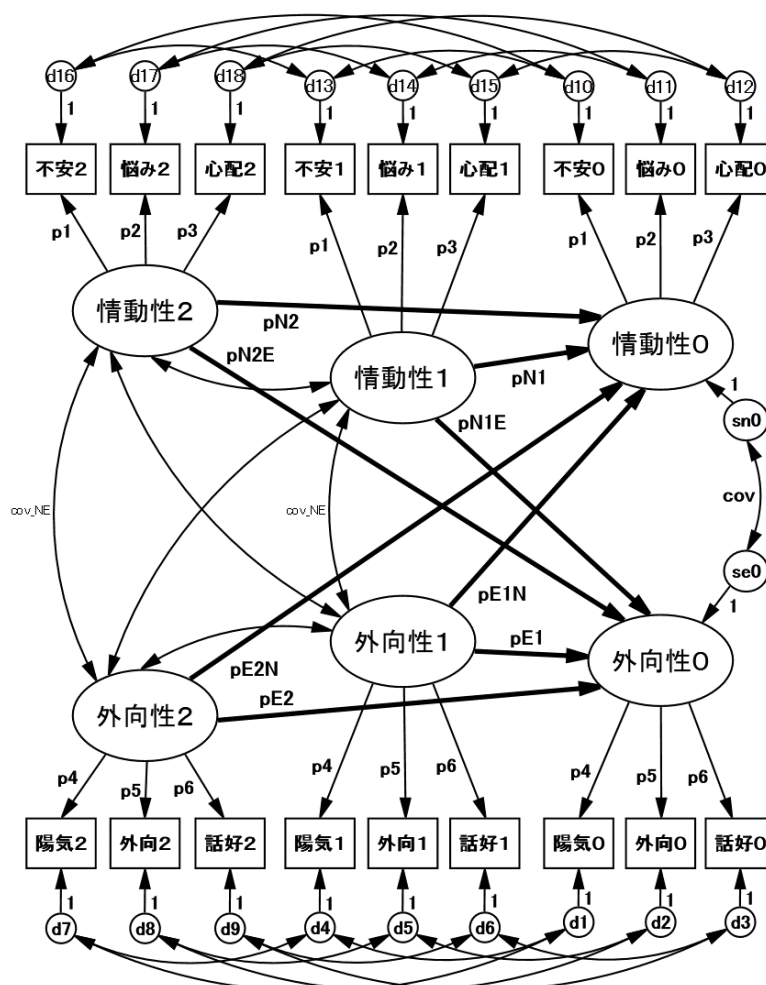


図 5.1 本論文での Big 2 の DFA のモデル

参加者 A について個別 DFA を行ったところ、適応度は、 $\chi^2 = 86.942$ ,  $df = 125$ ,  $p = .996$ , RMSEA = .000, CFI = .1.000, GFI = .944, AGFI = .924, AIC = 178.942 となり、十分な適合度を得ることができた (Mulaik, 2010)。

測定モデルでは、情動性において.721～.750、外向性において.604～.709 の標準化推定値が得られた。いずれも十分に大きな値となり、測定機会間において不変な因子を構成することができた。因子の関連性は、情動性において昨日から当日へ.232 で、一昨日から当日へ.372 であり、外向性において昨日から当日へ.154 で、一昨日から当日へ.233 となった。この結果から、時間的構造としては、参加者 A の情動性と外向性はともに、昨日よりも一昨日の影響を強く受けていた。この個人は、直前の昨日と今日は必ずしも類似しておらず、1 日間隔が空く遅延を生じる構造を持つことを示唆している。また、交差回帰である外向性から情動性の正の影響が有意となった。外向性が起点となり情動性を促進する日々の機制が働いていると解釈できる。

同様に、他の 5 名の参加者においても Big 2 の個別 DFA を行った。6 名のモデル適合度を表 5.3 として示す。なお、適合度の基準は、Mulaik (2010), Marsh, Hau, & Grayson (2005), 清水・三保・紺田・青木 (2014), 三保・清水・紺田・青木 (2014) を参照した。参加者 A ～D は、GFI や AGFI がやや悪いものの RMSEA や CFI は良い適合度を示した。また、参加者 E, F は、RMSEA もやや悪くなっていたが.6 よりも小さく、採用できるモデルとそれぞれ判断した。

表 5.3 Big 2 の個別 DFA における適合度

参加者	適合度
A	$\chi^2 = 86.942$ , $df = 125$ , $p = .996$ , RMSEA = .000, CFI = .1.000, GFI = .944, AGFI = .924, AIC = 178.942
B	$\chi^2 = 100.859$ , $df = 125$ , $p = .945$ , RMSEA = .000, CFI = 1.000, GFI = .939, AGFI = .916, AIC = 192.859
C	$\chi^2 = 128.440$ , $df = 125$ , $p = .398$ , RMSEA = .015, CFI = .998, GFI = .904, AGFI = .868, AIC = 220.440
D	$\chi^2 = 147.266$ , $df = 125$ , $p = .085$ , RMSEA = .037, CFI = .989, GFI = .893, AGFI = .854, AIC = 239.266
E	$\chi^2 = 176.353$ , $df = 125$ , $p = .002$ , RMSEA = .058, CFI = .940, GFI = .868, AGFI = .819, AIC = 268.353
F	$\chi^2 = 161.376$ , $df = 125$ , $p = .016$ , RMSEA = .055, CFI = .955, GFI = .859, AGFI = .807, AIC = 253.376

6 名の個別 DFA の推定値を得た (図 5.2～5.7, 表 5.4～5.9)。測定モデルでは、因子パターンの標準化推定値は、参加者 A は.604 ～.750, B は.610 ～.769, C は.772 ～.944, D は.823 ～.920, E は.597 ～.967, F は.661 ～.872 の範囲であった。いずれの推定値も有意であり、十分に大きな値となった。

構造モデルの結果の示し方は、次の通りである。「情動性 1 → 情動性 0」などの因子名の後ろの数字が 1 から 0 へのパスは、ラグ 1 の影響である。前日の因子が当日の因子に及



ぼす影響を示す。また、「情動性 2 → 情動性 0」などの因子名の後ろの数字が 2 から 0 へのパスは、ラグ 2 の影響である。一昨日の因子が当日の因子に及ぼす影響を示す。最後に、ラグ 0 は、機会内共分散として推定している。当日での因子間の関係を示していると解釈できる。

構造モデルの推定値は、いくつかは参加者間で類似していた。まず、ラグ 1 とラグ 2 では自己回帰の有意な係数において、正負が逆転しているところはなく、循環的な関連性ではなく持続的な関連性が示された。そして、情動性には、ラグによる強い影響がみられた。いずれの参加者においても情動性の自己回帰が有意であり、当日の情動性は過去の情動性によって持続的な影響を受けていた。他方、外向性は、参加者 A はラグ 2 であるが、自己回帰が 4 名で有意で、当日の外向性は過去の外向性によって影響を受けていた。外向性の自己回帰よりも情動性の自己回帰のほうが、いずれの参加者においても大きな正の推定値が得られた。また、参加者 A, C, D においてはラグ 2 からの正の影響も得られたことから、情動性のほうが持続的な構造であることが示唆された。交差回帰は、参加者間で共通する傾向は見出されず、情動性と外向性の相互影響には個別性があることが示唆された。当日の関連であるラグ 0 の機会内共分散は、4 名において P 技法因子分析の結果と同様に負の推定値が得られた。

表 5.4 参加者 A の Big 2 の個別 DFA

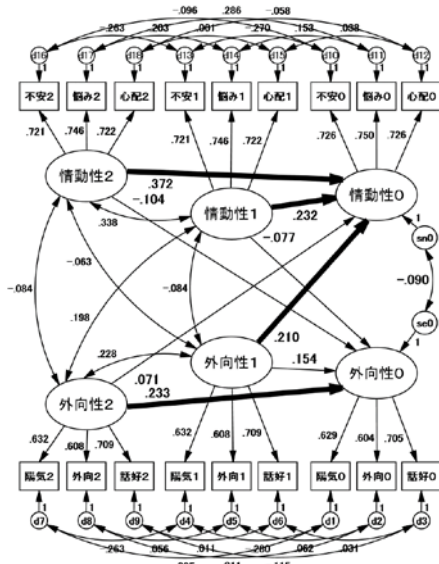


図 5.2 参加者 A の Big 2 の個別 DFA

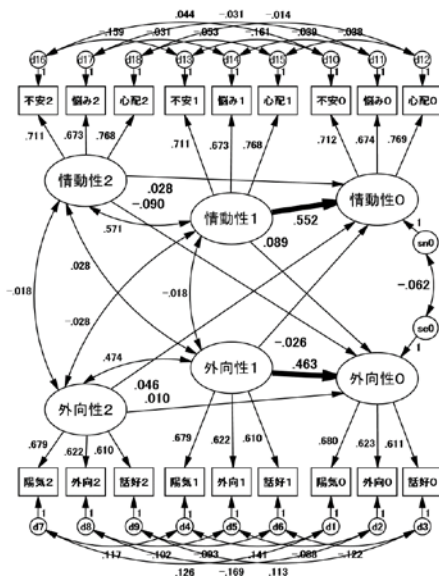


図 5.3 参加者 B の Big 2 の個別 DFA

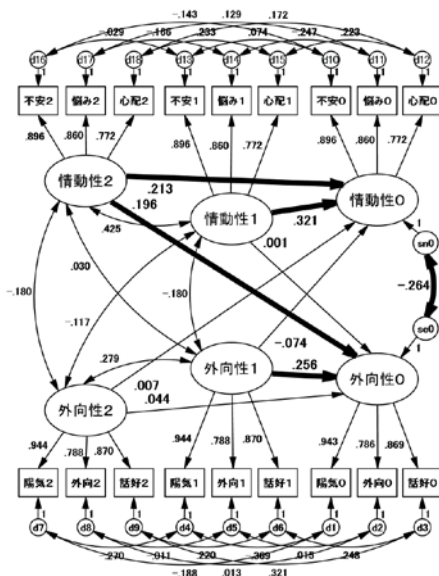


図 5.4 参加者 C の Big 2 の個別 DFA

パス					パス				
		推定値	標準誤差	有意確率	標準化推定値		推定値	標準誤差	有意確率
構造モデル	自己帰帰	情動性1 → 情動性0	.235	.109	*	.232	情動性1 → 外向性0	-.043	.069
		情動性2 → 情動性0	.377	.105	***	.372	情動性2 → 外向性0	-.059	.066
	外向	外向性1 → 外向性0	.153	.120		.154	外向性1 → 情動性0	.371	.183
		外向性2 → 外向性0	.231	.126	†	.233	外向性2 → 情動性0	.125	.190
	共分散	情動性の独立性	..	..	..	..	外向性の独立性	..	..
		..	..	..	..	..	..	..	..
測定モデル	情動性	→ 不安になりやすい0	1 (固定)		.726	外向性0 → 陽気な0	1 (固定)		.629
		→ 悩みがちな0	1.044	.082	***	.750	外向性0 → 外向的な0	1.103	.121
		→ 心配性な0	.914	.070	***	.726	外向性0 → 話好きな0	1.189	.129
	情動性1	→ 不安になりやすい1	1 (固定)		.721	外向性1 → 陽気な1	1 (固定)		.632
		→ 悩みがちな1	1.044	.082	***	.746	外向性1 → 外向的な1	1.103	.121
		→ 心配性な1	.914	.070	***	.722	外向性1 → 話好きな1	1.189	.129
	情動性2	→ 不安になりやすい2	1 (固定)		.721	外向性2 → 陽気な2	1 (固定)		.632
		→ 悩みがちな2	1.044	.082	***	.746	外向性2 → 外向的な2	1.103	.121
		→ 心配性な2	.914	.070	***	.722	外向性2 → 話好きな2	1.189	.129
	外向性	→ 陽気な0	1 (固定)		.629	外向性0 → 外向的な0	1 (固定)		.604
		→ 外向的な0	1.103	.121	***	.604	外向性0 → 話好きな0	1.189	.129
		→ 話好きな0	1.189	.129	***	.705	外向性0 → 陽気な1	1 (固定)	.632

注1: 有意確率において, \*\*\*は0.1%水準, \*\*は1%水準, \*は5%水準, †は10%水準で有意であることを示す。

注2: 構造モデルにおいて, 10%水準以上で有意なパスは, 標準化推定値を太字で示している。

注3: 同じ観測変数は, ラグ間で同値拘束している。

表 5.5 参加者 B の Big 2 の個別 DFA

パス					パス				
		推定値	標準誤差	有意確率	標準化推定値		推定値	標準誤差	有意確率
構造モデル	自己帰帰	情動性1 → 情動性0	.553	.134	***	.552	情動性1 → 外向性0	.106	.169
		情動性2 → 情動性0	.028	.134		.028	情動性2 → 外向性0	-.107	.170
	外向	外向性1 → 外向性0	.464	.145	**	.463	外向性1 → 情動性0	-.022	.104
		外向性2 → 外向性0	.010	.145		.010	外向性2 → 情動性0	.039	.104
	共分散	情動性の独立性	..	..	..	..	外向性の独立性	..	..
		..	..	..	..	..	..	..	..
測定モデル	情動性	→ 不安になりやすい0	1 (固定)		.712	外向性0 → 陽気な0	1 (固定)		.680
		→ 悩みがちな0	.991	.078	***	.674	外向性0 → 外向的な0	.822	.093
		→ 心配性な0	1.111	.084	***	.769	外向性0 → 話好きな0	.939	.106
	情動性1	→ 不安になりやすい1	1 (固定)		.711	外向性1 → 陽気な1	1 (固定)		.679
		→ 悩みがちな1	.991	.078	***	.673	外向性1 → 外向的な1	.822	.093
		→ 心配性な1	1.111	.084	***	.768	外向性1 → 話好きな1	.939	.106
	情動性2	→ 不安になりやすい2	1 (固定)		.711	外向性2 → 陽気な2	1 (固定)		.679
		→ 悩みがちな2	.991	.078	***	.673	外向性2 → 外向的な2	.822	.093
		→ 心配性な2	1.111	.084	***	.768	外向性2 → 話好きな2	.939	.106
	外向性	→ 陽気な0	1 (固定)		.680	外向性0 → 外向的な0	1 (固定)		.623
		→ 外向的な0	.822	.093	***	.623	外向性0 → 話好きな0	.939	.106
		→ 話好きな0	.939	.106	***	.611	外向性0 → 陽気な1	1 (固定)	.679

注1: 有意確率において, \*\*\*は0.1%水準, \*\*は1%水準, \*は5%水準, †は10%水準で有意であることを示す。

注2: 構造モデルにおいて, 10%水準以上で有意なパスは, 標準化推定値を太字で示している。

注3: 同じ観測変数は, ラグ間で同値拘束している。

表 5.6 参加者 C の Big 2 の個別 DFA

パス					パス				
		推定値	標準誤差	有意確率	標準化推定値		推定値	標準誤差	有意確率
構造モデル	自己帰帰	情動性1 → 情動性0	.321	.105	**	.321	情動性1 → 外向性0	.001	.123
		情動性2 → 情動性0	.213	.105	*	.213	情動性2 → 外向性0	.224	.123
	外向	外向性1 → 外向性0	.255	.099	*	.256	外向性1 → 情動性0	-.064	.083
		外向性2 → 外向性0	.044	.098		.044	外向性2 → 情動性0	.006	.082
	共分散	情動性の独立性	..	..	..	..	外向性の独立性	..	..
		..	..	..	..	..	..	..	..
測定モデル	情動性	→ 不安になりやすい0	1 (固定)		.896	外向性0 → 陽気な0	1 (固定)		.943
		→ 悩みがちな0	1.051	.051	***	.860	外向性0 → 外向的な0	.896	.044
		→ 心配性な0	1.021	.060	***	.772	外向性0 → 話好きな0	.892	.038
	情動性1	→ 不安になりやすい1	1 (固定)		.896	外向性1 → 陽気な1	1 (固定)		.944
		→ 悩みがちな1	1.051	.051	***	.860	外向性1 → 外向的な1	.896	.044
		→ 心配性な1	1.021	.060	***	.772	外向性1 → 話好きな1	.892	.038
	情動性2	→ 不安になりやすい2	1 (固定)		.896	外向性2 → 陽気な2	1 (固定)		.944
		→ 悩みがちな2	1.051	.051	***	.860	外向性2 → 外向的な2	.896	.044
		→ 心配性な2	1.021	.060	***	.772	外向性2 → 話好きな2	.892	.038
	外向性	→ 陽気な0	1 (固定)		.943	外向性0 → 外向的な0	1 (固定)		.786
		→ 外向的な0	.896	.044	***	.786	外向性0 → 話好きな0	.892	.038
		→ 話好きな0	.892	.038	***	.869	外向性0 → 陽気な1	1 (固定)	.944

注1: 有意確率において, \*\*\*は0.1%水準, \*\*は1%水準, \*は5%水準, †は10%水準で有意であることを示す。

注2: 構造モデルにおいて, 10%水準以上で有意なパスは, 標準化推定値を太字で示している。

注3: 同じ観測変数は, ラグ間で同値拘束している。

表 5.7 参加者 D の Big 2 の個別 DFA

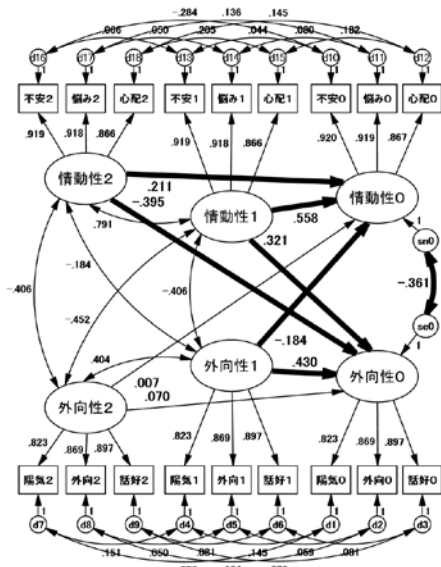


図 5.5 参加者 D の Big 2 の個別 DFA

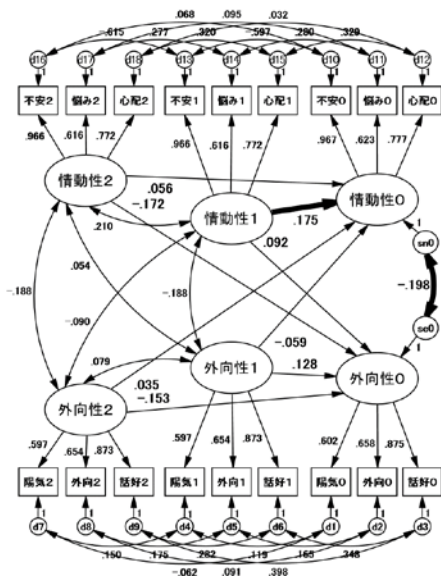


図 5.6 参加者 E の Big 2 の個別 DFA

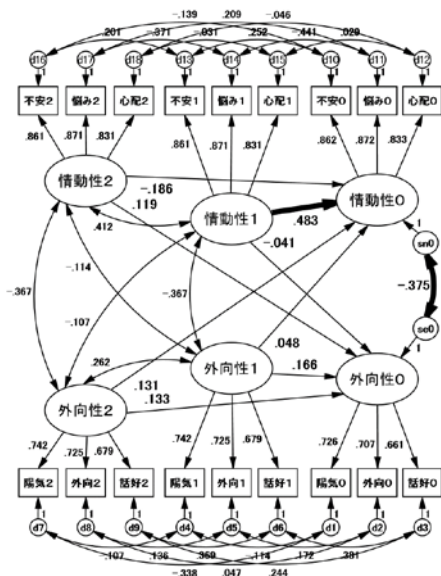


図 5.7 参加者 F の Big 2 の個別 DFA

パス					パス				
		推定値	標準誤差	有意確率	標準化推定値		推定値	標準誤差	有意確率
構造モデル	自己帰帰	情動性1 → 情動性0	.560	.124	***	.558	情動性1 → 外向性0	.225	.127
	情動性2 → 情動性0	.212	.116	†	.211	情動性2 → 外向性0	-.278	.118	*
	外向性1 → 外向性0	.430	.110	***	.430	外向性1 → 情動性0	-.263	.108	*
	外向性2 → 外向性0	.070	.108		.070	外向性2 → 情動性0	.010	.105	
	共分散	情動性の独自性	-.268	.085	**	-.361			
		外向性の独自性							
測定モデル	情動性	→ 不安になりやすい0	1 (固定)		.920	外向性	→ 陽気な0	1 (固定)	.823
		→ 悩みがちな0	.972	.034	***		→ 外向的な0	1.075	.056
		→ 心配性な0	.891	.037	***		→ 話好きな0	1.215	.061
	情動性	→ 不安になりやすい1	1 (固定)		.919	外向性	→ 陽気な1	1 (固定)	.823
		→ 悩みがちな1	.972	.034	***		→ 外向的な1	1.075	.056
		→ 心配性な1	.891	.037	***		→ 話好きな1	1.215	.061
	情動性	→ 不安になりやすい2	1 (固定)		.919	外向性	→ 陽気な2	1 (固定)	.823
		→ 悩みがちな2	.972	.034	***		→ 外向的な2	1.075	.056
		→ 心配性な2	.891	.037	***		→ 話好きな2	1.215	.061
	外向性	→ 不安になりやすい0	1 (固定)		.920	外向性	→ 陽気な0	1 (固定)	.823
		→ 悩みがちな0	.972	.034	***		→ 外向的な0	1.075	.056
		→ 心配性な0	.891	.037	***		→ 話好きな0	1.215	.061

注1: 有意確率において, \*\*\*は0.1%水準, \*\*は1%水準, \*は5%水準, †は10%水準で有意であることを示す。

注2: 構造モデルにおいて, 10%水準以上で有意なパスは, 標準化推定値を太字で示している。

注3: 同じ観測変数は, ラグ間で同値拘束している。

表 5.8 参加者 E の Big 2 の個別 DFA

パス					パス				
		推定値	標準誤差	有意確率	標準化推定値		推定値	標準誤差	有意確率
構造モデル	自己帰帰	情動性1 → 情動性0	.178	.106	†	.175	情動性1 → 外向性0	.048	.056
	情動性2 → 情動性0	.057	.106		.056	情動性2 → 外向性0	-.089	.056	
	外向性1 → 外向性0	.130	.119		.128	外向性1 → 情動性0	-.116	.207	
	外向性2 → 外向性0	-.154	.119		-.153	外向性2 → 情動性0	.070	.206	
	共分散	情動性の独自性	-.241	.131	†	-.198			
		外向性の独自性							
測定モデル	情動性	→ 不安になりやすい0	1 (固定)		.967	外向性	→ 陽気な0	1 (固定)	.602
		→ 悩みがちな0	.542	.046	***		→ 外向的な0	1.215	.126
		→ 心配性な0	.685	.048	***		→ 話好きな0	1.629	.180
	情動性	→ 不安になりやすい1	1 (固定)		.966	外向性	→ 陽気な1	1 (固定)	.597
		→ 悩みがちな1	.542	.046	***		→ 外向的な1	1.215	.126
		→ 心配性な1	.685	.048	***		→ 話好きな1	1.629	.180
	情動性	→ 不安になりやすい2	1 (固定)		.966	外向性	→ 陽気な2	1 (固定)	.597
		→ 悩みがちな2	.542	.046	***		→ 外向的な2	1.215	.126
		→ 心配性な2	.685	.048	***		→ 話好きな2	1.629	.180
	外向性	→ 不安になりやすい0	1 (固定)		.967	外向性	→ 陽気な0	1 (固定)	.602
		→ 悩みがちな0	.542	.046	***		→ 外向的な0	1.215	.126
		→ 心配性な0	.685	.048	***		→ 話好きな0	1.629	.180

注1: 有意確率において, \*\*\*は0.1%水準, \*\*は1%水準, \*は5%水準, †は10%水準で有意であることを示す。

注2: 構造モデルにおいて, 10%水準以上で有意なパスは, 標準化推定値を太字で示している。

注3: 同じ観測変数は, ラグ間で同値拘束している。

表 5.9 参加者 F の Big 2 の個別 DFA

パス					パス				
		推定値	標準誤差	有意確率	標準化推定値		推定値	標準誤差	有意確率
構造モデル	自己帰帰	情動性1 → 情動性0	.486	.133	***	.483	情動性1 → 外向性0	-.029	.107
	情動性2 → 情動性0	-.187	.133		-.186	情動性2 → 外向性0	.083	.107	
	外向性1 → 外向性0	.157	.147		.166	外向性1 → 情動性0	.066	.177	
	外向性2 → 外向性0	.126	.147		.133	外向性2 → 情動性0	.178	.178	
	共分散	情動性の独自性	-.191	.069	**	-.375			
		外向性の独自性							
測定モデル	情動性	→ 不安になりやすい0	1 (固定)		.862	外向性	→ 陽気な0	1 (固定)	.726
		→ 悩みがちな0	1.106	.060	***		→ 外向的な0	.894	.098
		→ 心配性な0	.965	.058	***		→ 話好きな0	.764	.087
	情動性	→ 不安になりやすい1	1 (固定)		.861	外向性	→ 陽気な1	1 (固定)	.742
		→ 悩みがちな1	1.106	.060	***		→ 外向的な1	.894	.098
		→ 心配性な1	.965	.058	***		→ 話好きな1	.764	.087
	情動性	→ 不安になりやすい2	1 (固定)		.861	外向性	→ 陽気な2	1 (固定)	.742
		→ 悩みがちな2	1.106	.060	***		→ 外向的な2	.894	.098
		→ 心配性な2	.965	.058	***		→ 話好きな2	.764	.087
	外向性	→ 不安になりやすい0	1 (固定)		.862	外向性	→ 陽気な0	1 (固定)	.726
		→ 悩みがちな0	1.106	.060	***		→ 外向的な0	.894	.098
		→ 心配性な0	.965	.058	***		→ 話好きな0	.764	.087

注1: 有意確率において, \*\*\*は0.1%水準, \*\*は1%水準, \*は5%水準, †は10%水準で有意であることを示す。

注2: 構造モデルにおいて, 10%水準以上で有意なパスは, 標準化推定値を太字で示している。

注3: 同じ観測変数は, ラグ間で同値拘束している。

### 5-3. PANAS の個別 DFA

次に、PANAS の時間的構造を明らかにするために、6 名の参加者それぞれでの PANAS の個別 DFA を行った。Big 2 の分析と同様に、DFA のプロセス因子分析モデルを Amos(ver. 23) で構築した (図 5.8)。測定モデルは、P 技法因子分析で選択した変数を使用して、ネガティブ気分の因子に 3 変数 (「びくびくした」「うろたえた」「苦悩した」と、ポジティブ気分の因子に 3 変数 (「活気のある」「気合の入った」「機敏な」とした 2 因子について、ラグ 0 からラグ 2 までの計 6 因子を構成した。ここで、この 6 因子において、同じ因子の因子パターンはラグ 0 からラグ 2 までの測定機会間で不変とした (図 5.8 の p11, p12, p13 および p14, p15, p16, ただし識別性のために p11 = 1, p14 = 1 とした)。また、同じ観測変数の独自性間には共分散パスを設定し、ラグ差が等しい (ラグ 0 と 1 の間, ラグ 1 とラグ 2 の間) パスは同値拘束した。構造モデルは、自己回帰過程を想定しラグ 2 までの自己回帰および交差回帰のパスを設定した。また、測定機会間での不変のため、ラグ 1 と 2 のネガティブとポジティブ間の 2 本の共分散パスは同値拘束した。

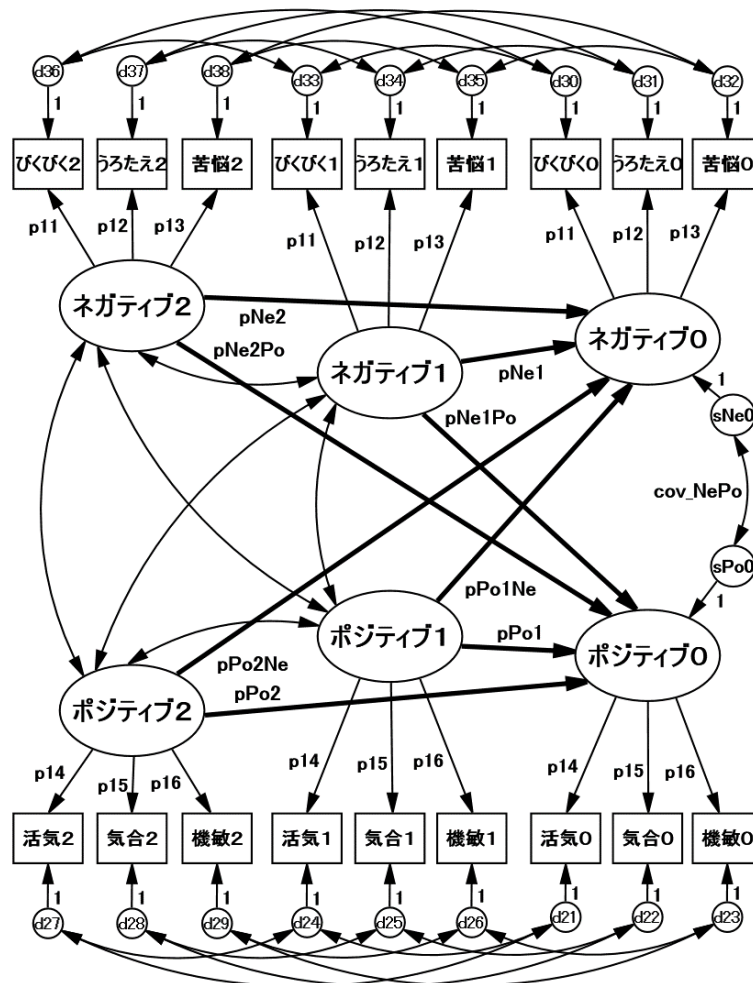


図 5.8 本論文での PANAS の DFA のモデル

推定の結果、参加者 C と F のモデルでは不適解となった。そのため、次のようにモデルを修正した。参加者 C のモデルではラグ 0～2 の「活気のある」間の 3 つの独自性間共分散に不適解（共分散行列が正定値行列ではない）が示されたため、この共分散を 0 に固定とした。また、参加者 F はラグ 0～2 の「うろたえた」の 3 つの分散において不適解が示されたため、他の参加者の推定値を参考としてこの分散を 0.2 に固定することとした。その結果、不適解は解消された。6 名のモデル適合度を表 5.10 として示す。参加者 A～F のいずれのモデルにおいても、GFI や AGFI がやや悪いものの  $p$  値、RMSEA や CFI は良い適合度を示した (Mulaik, 2010)。そこで、それぞれのモデルを採用した。

表 5.10 PANAS の個別 DFA における適合度

参加者	適合度
A	$\chi^2 = 106.351, df = 125, p = .885, RMSEA = .000, CFI = 1.000, GFI = .935, AGFI = .911, AIC = 198.351$
B	$\chi^2 = 96.237, df = 125, p = .974, RMSEA = .000, CFI = 1.000, GFI = .942, AGFI = .921, AIC = 188.237$
C	$\chi^2 = 160.446, df = 128, p = .027, RMSEA = .045, CFI = .963, GFI = .888, AGFI = .851, AIC = 246.446$
D	$\chi^2 = 128.525, df = 125, p = .396, RMSEA = .015, CFI = .997, GFI = .906, AGFI = .871, AIC = 220.525$
E	$\chi^2 = 111.855, df = 125, p = .794, RMSEA = .000, CFI = 1.000, GFI = .909, AGFI = .875, AIC = 203.855$
F	$\chi^2 = 122.105, df = 126, p = .582, RMSEA = .000, CFI = 1.000, GFI = .884, AGFI = .843, AIC = 212.105$

注：参加者 C と F のモデルは次のように修正している。C のモデルはラグ 1～3 の「活気のある」間の 3 つの独自性間共分散を 0 としている。また、F はラグ 1～3 の「うろたえた」の 3 つの分散を 0.2 に拘束している。

ラグ 0 からラグ 2 について推定値を 6 名について得ることができた (図 5.9～5.14, 表 5.11～5.16)。測定モデルにおける因子パターンの標準化推定値は、参加者 A は.528 ～.832, B は.255 ～.796, C は.555 ～.961, D は.596 ～.921, E は.529 ～.979, F は.279 ～.849 の範囲であった。いずれの推定値も有意ではあるが、参加者 B の「びくびくした」(.256), 「うろたえた」(.362), F の「気合の入った」(.284) と「機敏な」(.279) はやや低い値となった。それ以外では、個人別に標準化した因子パターンは十分に大きな値となった。

PANAS の構造モデルは、参加者 A はネガティブ気分においてラグ 1 とラグ 2 が正の影響であった。参加者 B は、ネガティブ気分とポジティブ気分ともに有意なパスは見出されなかった。参加者 C は、ネガティブ気分のラグ 2 で正の影響のみ示された。参加者 D は、ネガティブ気分のラグ 1 で正の非常に強い影響が示された。ポジティブ気分においても正の影響が見られた。参加者 E においても、ネガティブ気分とポジティブ気分がともにラグ 1 からの正の影響が示された。参加者 F においては、ネガティブ気分においてラグ 1 の影響が見出された。ただし、当日の関連であるラグ 0 の機会内共分散では、参加者 A と F で正の関連、E において負の関連、その他は関連がなかった。



表 5.11 参加者 A の PANAS の個別 DFA

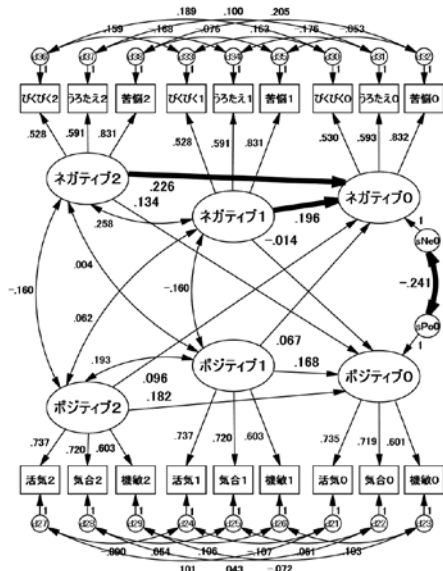


図 5.9 参加者 A の PANAS 個別 DFA

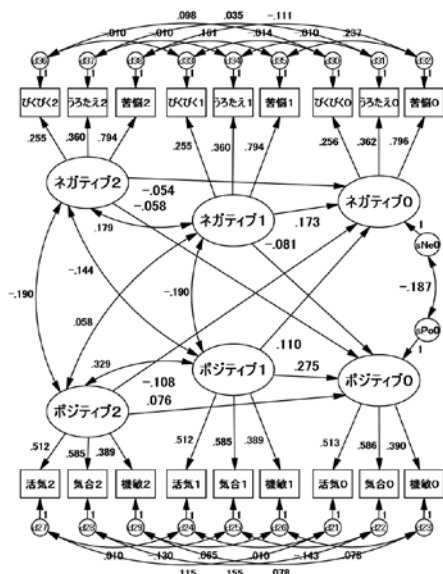


図 5.10 参加者 B の PANAS 個別 DFA

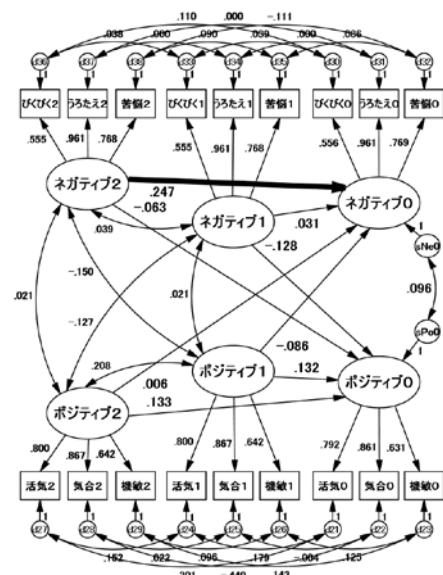


図 5.11 参加者 C の PANAS 個別 DFA

パス					パス				
	推定値	標準誤差	有意確率	標準化推定値		推定値	標準誤差	有意確率	標準化推定値
構造モデル	ネガ	ネガ1 → ネガ0	.197	.118	+	.196			
	ネガ	ネガ2 → ネガ0	.227	.117	+	.226			
	ポジ	ポジ1 → ポジ0	.168	.112		.168			
	ポジ	ポジ2 → ポジ0	.181	.113		.182			
共分散	ラグ0	ネガの独自性	-.050	.024	*	-.241			
測定モデル	ネガ	→ びくびくした0	1	(固定)		.530			
		→ うろたえた0	1.777	.204	***	.593			
		→ 苦悩した0	2.318	.296	***	.832			
		→ 活気のある0	1	(固定)		.735			
	ポジ	→ 気合の入った0	1.085	.106	***	.719			
		→ 機敏な0	.765	.077	***	.601			
	ラグ1	→ 活気のある1	1	(固定)		.737			
		→ 気合の入った1	1.085	.106	***	.720			
		→ 機敏な1	.765	.077	***	.603			
	ラグ2	→ 活気のある2	1	(固定)		.737			
		→ 気合の入った2	1.085	.106	***	.720			
		→ 機敏な2	.765	.077	***	.603			

注1: 有意確率において, \*\*\*は0.1%水準, \*\*は1%水準, \*は5%水準, †は10%水準で有意であることを示す。

注2: 構造モデルにおいて, 10%水準以上で有意なパスは, 標準化推定値を太字で示している。

注3: 同じ観測変数は, ラグ間で同値拘束している。

表 5.12 参加者 B の PANAS の個別 DFA

パス					パス				
	推定値	標準誤差	有意確率	標準化推定値		推定値	標準誤差	有意確率	標準化推定値
構造モデル	ネガ	ネガ1 → ネガ0	.173	.186		.173			
	ネガ	ネガ2 → ネガ0	-.054	.185		-.054			
	ポジ	ポジ1 → ポジ0	.275	.196		.275			
	ポジ	ポジ2 → ポジ0	.076	.195		.076			
共分散	ラグ0	ネガの独自性	-.006	.006		-.187			
測定モデル	ネガ	→ びくびくした0	1	(固定)		.256			
		→ うろたえた0	1.518	.393	***	.362			
		→ 苦悩した0	3.174	1.286	***	.796			
		→ 活気のある0	1	(固定)		.513			
	ポジ	→ 気合の入った0	1.286	.290	***	.586			
		→ 機敏な0	.613	.130	***	.390			
	ラグ1	→ 活気のある1	1	(固定)		.512			
		→ 気合の入った1	1.286	.290	***	.585			
		→ 機敏な1	.613	.130	***	.389			
	ラグ2	→ 活気のある2	1	(固定)		.512			
		→ 気合の入った2	1.286	.290	***	.585			
		→ 機敏な2	.613	.130	***	.389			

注1: 有意確率において, \*\*\*は0.1%水準, \*\*は1%水準, \*は5%水準, †は10%水準で有意であることを示す。

注2: 構造モデルにおいて, 10%水準以上で有意なパスは, 標準化推定値を太字で示している。

注3: 同じ観測変数は, ラグ間で同値拘束している。

表 5.13 参加者 C の PANAS の個別 DFA

パス					パス				
	推定値	標準誤差	有意確率	標準化推定値		推定値	標準誤差	有意確率	標準化推定値
構造モデル	ネガ	ネガ1 → ネガ0	.031	.093		.031			
	ネガ	ネガ2 → ネガ0	.248	.095	**	.247			
	ポジ	ポジ1 → ポジ0	.129	.105		.132			
	ポジ	ポジ2 → ポジ0	.129	.104		.133			
共分散	ラグ0	ネガの独自性	.028	.029		.096			
測定モデル	ネガ	→ びくびくした0	1	(固定)		.556			
		→ うろたえた0	1.979	.196	***	.961			
		→ 苦悩した0	2.195	.200	***	.769			
		→ 活気のある0	1	(固定)		.792			
	ポジ	→ 気合の入った0	1.207	.092	***	.861			
		→ 機敏な0	.977	.083	***	.631			
	ラグ1	→ 活気のある1	1	(固定)		.800			
		→ 気合の入った1	1.207	.092	***	.867			
		→ 機敏な1	.977	.083	***	.642			
	ラグ2	→ 活気のある2	1	(固定)		.800			
		→ 気合の入った2	1.207	.092	***	.867			
		→ 機敏な2	.977	.083	***	.642			

注1: 有意確率において, \*\*\*は0.1%水準, \*\*は1%水準, \*は5%水準, †は10%水準で有意であることを示す。

注2: 構造モデルにおいて, 10%水準以上で有意なパスは, 標準化推定値を太字で示している。

注3: 同じ観測変数は, ラグ間で同値拘束している。

表 5.14 参加者 D の PANAS の個別 DFA

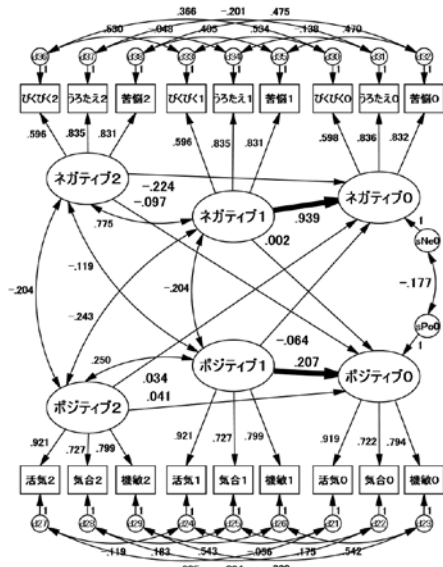


図 5.12 参加者 D の PANAS 個別 DFA

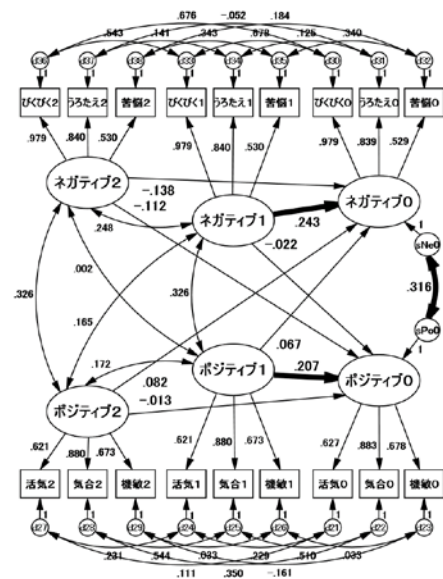


図 5.13 参加者 E の PANAS 個別 DFA

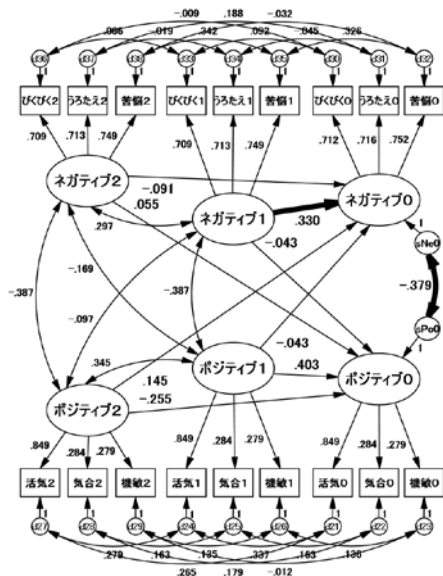


図 5.14 参加者 F の PANAS 個別 DFA

パス					パス				
	推定値	標準誤差	有意確率	標準化推定値		推定値	標準誤差	有意確率	標準化推定値
構造モデル	ネガ1 → ネガ0	.944	.156	***	.939	ネガ1 → ポジ0	.003	.284	.002
	ネガ2 → ネガ0	-.225	.153		-.224	ネガ2 → ポジ0	-.149	.278	-.097
	ポジ1 → ポジ0	.204	.100	*	.207	ポジ1 → ネガ0	-.041	.050	-.064
	ポジ2 → ポジ0	.041	.101		.041	ポジ2 → ネガ0	.022	.051	.034
共分散	ネガの独自性	ネガの独自性	-.082	.057	-.177				
測定モデル	ネガ0 → びくびくした0	1	(固定)		.598	ポジ0 → 活気のある0	1	(固定)	.919
	ネガ0 → うろたえた0	1.369	.143	***	.836	ポジ0 → 気合の入った0	.941	.061	***
	ネガ0 → 苦悩した0	1.589	.167	***	.832	ポジ0 → 機敏な0	.895	.052	***
	ネガ1 → びくびくした1	1	(固定)		.596	ポジ1 → 活気のある1	1	(固定)	.921
	ネガ1 → うろたえた1	1.369	.143	***	.835	ポジ1 → 気合の入った1	.941	.061	***
	ネガ1 → 苦悩した1	1.589	.167	***	.831	ポジ1 → 機敏な1	.895	.052	***
	ネガ2 → びくびくした2	1	(固定)		.596	ポジ2 → 活気のある2	1	(固定)	.921
	ネガ2 → うろたえた2	1.369	.143	***	.835	ポジ2 → 気合の入った2	.941	.061	***
	ネガ2 → 苦悩した2	1.589	.167	***	.831	ポジ2 → 機敏な2	.895	.052	***

注1: 有意確率において, \*\*\*は0.1%水準, \*\*は1%水準, \*は5%水準, †は10%水準で有意であることを示す。

注2: 構造モデルにおいて, 10%水準以上で有意なパスは, 標準化推定値を太字で示している。

注3: 同じ観測変数は, ラグ間で同値拘束している。

表 5.15 参加者 E の PANAS の個別 DFA

パス					パス				
	推定値	標準誤差	有意確率	標準化推定値		推定値	標準誤差	有意確率	標準化推定値
構造モデル	ネガ1 → ネガ0	.243	.105	*	.243	ネガ1 → ポジ0	-.012	.060	-.022
	ネガ2 → ネガ0	-.137	.104		-.138	ネガ2 → ポジ0	-.062	.060	-.112
	ポジ1 → ポジ0	.211	.121	†	.207	ポジ1 → ネガ0	.122	.193	.067
	ポジ2 → ポジ0	-.013	.121		-.013	ポジ2 → ネガ0	.151	.193	.082
共分散	ネガの独自性	ネガの独自性	.541	.184	**	.316			
測定モデル	ネガ0 → びくびくした0	1	(固定)		.979	ポジ0 → 活気のある0	1	(固定)	.627
	ネガ0 → うろたえた0	.835	.051	***	.839	ポジ0 → 気合の入った0	1.375	.136	***
	ネガ0 → 苦悩した0	.485	.046	***	.529	ポジ0 → 機敏な0	.882	.086	***
	ネガ1 → びくびくした1	1	(固定)		.979	ポジ1 → 活気のある1	1	(固定)	.621
	ネガ1 → うろたえた1	.835	.051	***	.840	ポジ1 → 気合の入った1	1.375	.136	***
	ネガ1 → 苦悩した1	.485	.046	***	.530	ポジ1 → 機敏な1	.882	.086	***
	ネガ2 → びくびくした2	1	(固定)		.979	ポジ2 → 活気のある2	1	(固定)	.621
	ネガ2 → うろたえた2	.835	.051	***	.840	ポジ2 → 気合の入った2	1.375	.136	***
	ネガ2 → 苦悩した2	.485	.046	***	.530	ポジ2 → 機敏な2	.882	.086	***

注1: 有意確率において, \*\*\*は0.1%水準, \*\*は1%水準, \*は5%水準, †は10%水準で有意であることを示す。

注2: 構造モデルにおいて, 10%水準以上で有意なパスは, 標準化推定値を太字で示している。

注3: 同じ観測変数は, ラグ間で同値拘束している。

表 5.16 参加者 F の PANAS の個別 DFA

パス					パス				
	推定値	標準誤差	有意確率	標準化推定値		推定値	標準誤差	有意確率	標準化推定値
構造モデル	ネガ1 → ネガ0	.333	.154	*	.330	ネガ1 → ポジ0	-.055	.221	-.043
	ネガ2 → ネガ0	-.092	.153		-.091	ネガ2 → ポジ0	.070	.220	.055
	ポジ1 → ポジ0	.403	.272		.403	ポジ1 → ネガ0	-.034	.126	-.043
	ポジ2 → ポジ0	-.255	.277		-.255	ポジ2 → ネガ0	.114	.124	.145
共分散	ネガの独自性	ネガの独自性	-.131	.053	*	-.379			
測定モデル	ネガ0 → びくびくした0	1	(固定)		.712	ポジ0 → 活気のある0	1	(固定)	.849
	ネガ0 → うろたえた0	1.202	.128	***	.716	ポジ0 → 気合の入った0	.292	.069	***
	ネガ0 → 苦悩した0	1.065	.114	***	.752	ポジ0 → 機敏な0	.309	.076	***
	ネガ1 → びくびくした1	1	(固定)		.709	ポジ1 → 活気のある1	1	(固定)	.849
	ネガ1 → うろたえた1	1.202	.128	***	.713	ポジ1 → 気合の入った1	.292	.069	***
	ネガ1 → 苦悩した1	1.065	.114	***	.749	ポジ1 → 機敏な1	.309	.076	***
	ネガ2 → びくびくした2	1	(固定)		.709	ポジ2 → 活気のある2	1	(固定)	.849
	ネガ2 → うろたえた2	1.202	.128	***	.713	ポジ2 → 気合の入った2	.292	.069	***
	ネガ2 → 苦悩した2	1.065	.114	***	.749	ポジ2 → 機敏な2	.309	.076	***

注1: 有意確率において, \*\*\*は0.1%水準, \*\*は1%水準, \*は5%水準, †は10%水準で有意であることを示す。

注2: 構造モデルにおいて, 10%水準以上で有意なパスは, 標準化推定値を太字で示している。

注3: 同じ観測変数は, ラグ間で同値拘束している。

ここまでは、Big 2 と PANAS を別々にして、ひとりを対象とした個別 DFA を行った。本節の結果から、個人ごとに Big 2 と PANAS が似ている時間的な関係性があることが示唆される。情動性とネガティブ気分、外向性とポジティブ気分はその概念の意味合いから類似していると考えられるが、DFA の動的なダイナミクスの構造も類似していた。そして、Big 2 と PANAS は、どちらも持続的な機制を保持している。その中でも、Big 2 のほうが持続的な関連性が高く、PANAS のほうが持続的な関連性が弱い可能性がある。

因子間の関係性の推定値を個人ごとに比較すると、ほとんどの参加者で PANAS よりも Big 2 のほうが高い値となった。例えば、参加者 A の情動性とネガティブ気分は、ともにラグ 1 と 2 で有意な正の推定値が得られた。情動性ではラグ 1 で.232 とラグ 2 で.372 であり、ネガティブ気分ではラグ 1 で.196 とラグ 2 で.226 であった。情動性とネガティブ気分が同様のラグの関係性を示して、いずれも情動性のほうが高い値であった。ただし、参加者 E は、Big 2 と PANAS の双方は類似したラグの関連性ではあるが、情動性のラグ 1 (.175) よりもネガティブ気分のラグ 1 (.243) が大きく、外向性のラグ 1 (.128) よりもポジティブ気分のラグ 1 (.207) が大きい。他の参加者とは異なる傾向を示した。ここでは、Big 2 のモデルと PANAS のモデルを独立に構築した。このため、双方の推定値の単純に比較することは難しいが、因子と変数との間には一定の傾向が示唆されていると言える。

#### 5-4. Big 2 と PANAS を結合した個別 DFA

ここまで、特性 (Big 2) の時間的構造、状態 (PANAS) の時間的構造をそれぞれ検討したところ、それぞれの領域において時間的構造があることが示された。では、これらの特性と状態の時間的構造同士は、どのような関係性になっているのであろうか。

ここでは、特性の代表である Big 2 と状態の代表である PANAS の両方をモデルに含めて、DFA で分析することを試みることにする。その際、特性と状態の関係性において 5 種類の仮説的モデルを設定することができる。モデル 1 は、特性と状態は時間的関連がないというモデルである。これは、特性と状態の時間的な構造は全く独立に体制化されているということである。モデル 2 は、特性と状態は同時点での関連のみがあるというモデルである。これは、当日同士では特性と状態に関連性があっても、一昨日や昨日からの時間遅れによる影響はないとするものである。モデル 3 は特性から状態への時間的関連があり、特性が状態を駆動しているような関連性であるとするモデルである。逆にモデル 4 は状態から特性への時間的影響があるとするモデルである。モデル 5 は特性と状態の相互に時間的関連があるとするモデルである。これらは、特性が状態を駆動している時間的構造があるのか、状態が特性を駆動している時間的構造があるのか、その両方であるのかをモデルとして表現したものである。

これらの 5 つの仮説的モデルを表現するため、Big 2 と PANAS を同時に含めた DFA のプロセス因子分析モデルを Amos (ver. 23) で構築した。測定モデルは、P 技法因子分析の結



果から選択した変数を使用して、情動性の因子に 3 変数（「不安になりやすい」「悩みがちな」「心配性な」）、外向性の因子に 3 変数（「陽気な」「外向的な」「話好きな」）、ネガティブ気分の因子に 3 変数（「びくびくした」「うろたえた」「苦悩した」）、ポジティブ気分の因子に 3 変数（「活気のある」「気合の入った」「機敏な」）とした 4 因子について、ラグ 0 からラグ 2 までの計 12 因子を構成した。ここで、この 12 因子において、同じ因子に因子パターンはラグ 0 からラグ 2 までの測定機会間で不変とした。つまり、縦断研究における因子的不変性（Bollen, 1989; 清水, 2003）と同様に、測定機会の因子が同一であると仮定することにした。構造モデルは、Big 2 において自己回帰過程を想定し、ラグ 2 までの自己回帰および交差回帰のパスを設定した。同様に、PANAS において自己回帰過程を想定した。そして、機会間の独自性間には自己共分散を想定した。

まず、このモデルは、Big 2 と PANAS 間には自己回帰過程のパスを引かず、またラグ 0 においても Big 2 と PANAS 間での独自性共分散を想定しないため、モデル 1 を表現したものである（図 5.15 左）。モデル 2 では、モデル 1 に加えて、ラグ 0 の Big 2 と PANAS 間での 4 本の独自性共分散（情動性とネガティブ気分、情動性とポジティブ気分、外向性とネガティブ気分、外向性とポジティブ気分）を追加した（図 5.15 右）。モデル 3 は、モデル 2 のラグ 0 の共分散に加えて、Big 2 から PANAS に自己回帰過程を想定したラグ 1 と 2 の情動性と外向性からネガティブ気分とポジティブ気分へ計 8 本パスを引いた（図 5.16 左）。モデル 4 は、モデル 2 のラグ 0 の共分散に加えて、PANAS から Big 2 への自己回帰過程を想定したラグ 1 と 2 のネガティブ気分とポジティブ気分から情動性と外向性への計 8 本のパスを引いた（図 5.16 右）。最後に、モデル 5 は、モデル 2 のラグ 0 の共分散に加えて、Big 2 と PANAS の双方からの自己回帰過程を表現する 16 本のパスを追加した（図 5.17）。これら Big 2 と PANAS の関係性を表現するための 5 つの仮説的モデルを、6 名の参加者それぞれでの個別 DFA として構築した。なお、5 つのモデルを以下では、モデル 1「Big 2 と PANAS 間にパスなし」、モデル 2「ラグ 0 の共分散のみ」、モデル 3「Big 2 から PANAS へパス」、モデル 4「PANAS から Big 2 へパス」、モデル 5「Big 2 と PANAS の相互にパス」と呼ぶことにする。



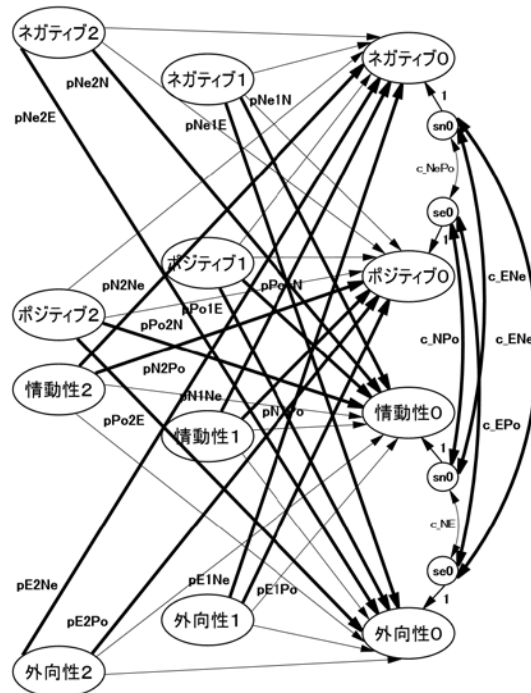


図 5.17 本論文での Big 2 と PANAS を含む個別 DFA の仮説的モデル 5

注：モデル 5 は「Big 2 と PANAS の相互にパス」である。観測変数とその独自性は省略し  
 主要なパスのみを示し、モデル 1 に追加したパスを太字で示している。

推定の結果、参加者 B においては 5 つのモデルで不適解となり推定できなかった。また、参加者 F のモデルはいずれも不適解となった。PANAS での個別 DFA 分析と同様に、ラグ 0 ～2 の「うろたえた」の 3 つの分散において不適解が示されたため、他の参加者の推定値を参考としてこの分散を 0.2 に固定することとした。その結果、不適解は解消された。モデル比較のための DFA の適合度は、表 5.17 としてまとめた。Big 2 と PANAS 間で有意となったパスの本数も示した。5 名の参加者に共通したことは、モデル 1 は他のモデルと比較して明確に適合度が悪いことであった。また、モデル 4 「PANAS から Big 2 へパス」では Big 2 と PANAS 間に有意なパスがほぼ見出されなかった。

適合度の観点で最良のモデルを個人別に検討すると、参加者 A, B ではモデル 3 「Big 2 から PANAS へパス」が、参加者 D, E, F ではモデル 2 「ラグ 0 の共分散のみ」が望ましいようである。ただし、モデル 3 ～5 では、全ての因子からパスを引いており有意ではないパスも含まれる。そのため、Big 2 と PANAS 間で有意ではなかったパスを 0 固定として、有意なパスのみとしたモデル修正を行った。

表 5.17 Big 2 と PANAS を含めた個別 DFA における 5 つのモデルの適合度

参加者	モデル	適合度	有意なパス
A	1	$\chi^2 = 666.631, df = 562, p = .002, RMSEA = .034, CFI = .935, GFI = .832, AGFI = .801, AIC = 874.631$	-
	2	$\chi^2 = 580.527, df = 558, p = .247, RMSEA = .016, CFI = .986, GFI = .848, AGFI = .819, AIC = 796.527$	-
	3	$\chi^2 = 564.165, df = 550, p = .329, RMSEA = .013, CFI = .991, GFI = .852, AGFI = .821, AIC = 796.165$	0
	4	$\chi^2 = 571.348, df = 550, p = .256, RMSEA = .015, CFI = .987, GFI = .851, AGFI = .819, AIC = 803.348$	0
	5	$\chi^2 = 558.121, df = 542, p = .307, RMSEA = .014, CFI = .990, GFI = .854, AGFI = .820, AIC = 806.121$	0
B	いずれのモデルにおいても不適解		
C	1	$\chi^2 = 842.432, df = 562, p = .000, RMSEA = .063, CFI = .902, GFI = .753, AGFI = .708, AIC = 1050.432$	-
	2	$\chi^2 = 687.527, df = 558, p = .000, RMSEA = .043, CFI = .955, GFI = .784, AGFI = .742, AIC = 903.527$	-
	3	$\chi^2 = 671.239, df = 550, p = .000, RMSEA = .042, CFI = .958, GFI = .788, AGFI = .743, AIC = 903.239$	2
	4	$\chi^2 = 678.472, df = 550, p = .000, RMSEA = .043, CFI = .955, GFI = .786, AGFI = .741, AIC = 910.472$	0
	5	$\chi^2 = 660.935, df = 542, p = .000, RMSEA = .042, CFI = .959, GFI = .790, AGFI = .742, AIC = 908.935$	4 (3, 1)
D	1	$\chi^2 = 859.080, df = 562, p = .000, RMSEA = .064, CFI = .920, GFI = .754, AGFI = .709, AIC = 1067.080$	-
	2	$\chi^2 = 773.586, df = 558, p = .000, RMSEA = .055, CFI = .942, GFI = .771, AGFI = .727, AIC = 989.586$	-
	3	$\chi^2 = 758.467, df = 550, p = .000, RMSEA = .054, CFI = .944, GFI = .771, AGFI = .723, AIC = 990.467$	3
	4	$\chi^2 = 768.647, df = 550, p = .000, RMSEA = .056, CFI = .941, GFI = .772, AGFI = .724, AIC = 1000.647$	0
	5	$\chi^2 = 754.088, df = 542, p = .000, RMSEA = .055, CFI = .943, GFI = .773, AGFI = .721, AIC = 1002.088$	4 (4, 0)
E	1	$\chi^2 = 907.065, df = 562, p = .000, RMSEA = .071, CFI = .845, GFI = .743, AGFI = .695, AIC = 1115.065$	-
	2	$\chi^2 = 822.723, df = 558, p = .000, RMSEA = .063, CFI = .881, GFI = .760, AGFI = .713, AIC = 1038.723$	-
	3	$\chi^2 = 812.158, df = 550, p = .000, RMSEA = .063, CFI = .882, GFI = .762, AGFI = .712, AIC = 1044.158$	2
	4	$\chi^2 = 813.932, df = 550, p = .000, RMSEA = .063, CFI = .881, GFI = .761, AGFI = .711, AIC = 1045.932$	1
	5	$\chi^2 = 805.148, df = 542, p = .000, RMSEA = .063, CFI = .882, GFI = .764, AGFI = .710, AIC = 1053.148$	1 (0, 1)
F	1	$\chi^2 = 757.050, df = 563, p = .000, RMSEA = .060, CFI = .869, GFI = .732, AGFI = .683, AIC = 963.050$	-
	2	$\chi^2 = 668.055, df = 559, p = .001, RMSEA = .045, CFI = .926, GFI = .755, AGFI = .708, AIC = 882.055$	-
	3	$\chi^2 = 655.695, df = 551, p = .001, RMSEA = .044, CFI = .929, GFI = .758, AGFI = .707, AIC = 885.695$	4
	4	$\chi^2 = 664.417, df = 551, p = .001, RMSEA = .046, CFI = .923, GFI = .756, AGFI = .705, AIC = 894.417$	0
	5	$\chi^2 = 646.450, df = 543, p = .001, RMSEA = .044, CFI = .930, GFI = .761, AGFI = .707, AIC = 892.450$	4 (3, 1)

注1：モデル1は「Big 2とPANAS間にパスなし」、モデル2「ラグ0の共分散のみ」、モデル3「Big 2からPANASへパス」、モデル4「PANASからBig 2へパス」、モデル5「Big 2とPANASの相互にパス」である。また、参加者Fのいずれのモデルもラグ1～3の「うろたえた」の3つの分散を0.2に拘束している。

注2：有意なパスは、Big 2とPANAS間のパスにおいて10%水準以上で有意であるパスの数を示している。モデル5においては、括弧内に順にBig5からPANASへのパスの数、PANASからBig 2へのパスの数も示している。

モデル修正後の Big 2 と PANAS を含めた個別 DFA におけるモデルの適合度を表 5.18 として示す。なお、修正後のモデルについてはモデル番号にダッシュを付けて元のモデルと区別することにする。有意なパスに絞ったモデルは概ね適合度が良くなった。表 5.17 と表 5.18 からモデル比較した参加者ごとの結果をまとめると、参加者 A は、Big 2 と PANAS 間にパスを引いたものの、相互に有意なパスは見いだせなかった。しかし、適合度としてはモデル 3 が最良のモデルであった。参加者 B に関してはいずれのモデルにおいても不適解となった。参加者 C は、最良は有意なパスに絞ったモデル 5' となった。Big 2 から PANAS へのパスが多いモデルとなった。参加者 D, E, F では、有意なパスに絞ったモデル 3' がいずれも最良のモデルとなった。これらの最良のモデルで構築した Big 2 と PANAS を含めた個別 DFA を採用した。

表 5.18 Big 2 と PANAS を含めた個別 DFA におけるモデルの適合度  
(Big 2 と PANAS 間で有意なパスに絞った場合)

参加者	モデル	適合度	有意なパス
A	3	$\chi^2 = 564.165, df = 550, p = .329, RMSEA = .013, CFI = .991, GFI = .852, AGFI = .821, AIC = 796.165$	0
B		いずれのモデルにおいても不適解	
C	3'	$\chi^2 = 676.506, df = 556, p = .000, RMSEA = .041, CFI = .958, GFI = .787, AGFI = .744, AIC = 896.506$	2
	5'	$\chi^2 = 671.231, df = 554, p = .000, RMSEA = .041, CFI = .959, GFI = .788, AGFI = .745, AIC = 895.231$	4 (3, 1)
D	3'	$\chi^2 = 761.716, df = 555, p = .000, RMSEA = .054, CFI = .944, GFI = .771, AGFI = .725, AIC = 983.716$	3
	5'	$\chi^2 = 761.521, df = 554, p = .000, RMSEA = .054, CFI = .944, GFI = .772, AGFI = .726, AIC = 985.521$	4 (4, 0)
E	3'	$\chi^2 = 815.220, df = 556, p = .000, RMSEA = .062, CFI = .884, GFI = .761, AGFI = .714, AIC = 1035.220$	2
	4'	$\chi^2 = 817.699, df = 557, p = .000, RMSEA = .062, CFI = .883, GFI = .759, AGFI = .712, AIC = 1035.699$	1
	5'	$\chi^2 = 821.165, df = 557, p = .000, RMSEA = .063, CFI = .881, GFI = .760, AGFI = .713, AIC = 1039.165$	1 (0, 1)
F	3'	$\chi^2 = 657.532, df = 555, p = .002, RMSEA = .044, CFI = .931, GFI = .758, AGFI = .709, AIC = 879.532$	4
	5'	$\chi^2 = 659.851, df = 555, p = .001, RMSEA = .044, CFI = .929, GFI = .757, AGFI = .708, AIC = 881.851$	4 (3, 1)

注1: 各モデルは、Big 2とPANAS間でのパスで有意なパスのみに絞ったモデルである。参加者Aは、有意なパスがあるモデルがなかったため、最も良かったモデル3をそのままを示している。

また、参加者Fのいずれのモデルもラグ1～3の「うろたえた」の3つの分散を0.2に拘束している。

注2: 有意なパスは、Big 2とPANAS間のパスにおいて10%水準以上で有意であるパスの数を示している。モデル5においては、括弧内に順にBig5からPANASへのパスの数、PANASからBig 2へのパスの数も示している。

次に、モデルの推定値の結果を表 5.19～5.23、図 5.18～5.22（構造モデル）で示す。参加者 A は、モデル 3'「Big 2 から PANAS へパス」が最良のモデルであったが、Big 2 から PANAS へのパスで有意なものはなかった。当日同士の関連を示すラグ 0 の相関は、情動性とネガティブ気分で.955、外向性とポジティブ気分で.541 であり、内容で類似している概念同士で強かった。また、外向性とネガティブ気分の相関は-.236 と負であったが、情動性とポジテ

イブ気分の相関はなかった。測定モデルは、Big 2 で.598～.785, PANAS で.577～.807 の範囲を示していてしっかりとした構造を得られた。

参加者 C は、モデル 5' 「Big 2 と PANAS の相互にパス」が最良のモデルであった。このモデルでは、Big 2 から PANAS への有意なパスは「情動性 2 → ポジティブ 0 (.515)」, 「外向性 2 → ネガティブ 0 (-.436)」の 2 本が得られ、PANAS から Big 2 への有意なパスは「ネガティブ 2 → 外向性 0 (-.339)」の 1 本が得られた。当日同士の関連を示すラグ 0 の相関は、情動性とネガティブ気分で.805, 外向性とポジティブ気分で.746 であり、内容で類似している概念同士で強かった。また、外向性とネガティブ気分の相関は-.286 と負であった。そして、情動性とポジティブ気分の相関はなかった。測定モデルは、Big 2 で.754～.942, PANAS で.558～.865 の範囲を示していてしっかりとした構造を得られた。

参加者 D は、モデル 3' 「Big 2 から PANAS へパス」が最良のモデルであった。このモデルでは、Big 2 から PANAS への有意なパスは「情動性 2 → ネガティブ 0 (.323)」, 「情動性 2 → ポジティブ 0 (-.396)」, 「外向性 1 → ポジティブ 0 (.286)」の 3 本が得られた。当日同士の関連を示すラグ 0 の相関は、情動性とネガティブ気分で.663, 外向性とポジティブ気分で.675 であり、内容で類似している概念同士で強かった。また、情動性とポジティブ気分の相関は, -.349, 外向性とネガティブ気分は-.310 と負であった。測定モデルは、Big 2 で.844～.921, PANAS で.593～.882 の範囲を示していてしっかりとした構造を得られた。

参加者 E は、モデル 3' 「Big 2 から PANAS へパス」が最良のモデルであった。このモデルでは、Big 2 から PANAS への有意なパスは「情動性 1 → ネガティブ 0 (.260)」, 「情動性 2 → ネガティブ 0 (-.232)」の 2 本が得られた。当日同士の関連を示すラグ 0 の相関は、情動性とネガティブ気分で.630, 外向性とポジティブ気分で.668 であり、内容で類似している概念同士で強かった。また、情動性とポジティブ気分、外向性とネガティブ気分は相関しなかった。測定モデルは、Big 2 で.642～.933, PANAS で.566～.945 の範囲を示していてしっかりとした構造が得られた。

参加者 F は、モデル 3' 「Big 2 から PANAS へパス」が最良のモデルであった。このモデルでは、Big 2 から PANAS への有意なパスは「情動性 1 → ネガティブ 0 (.428)」, 「情動性 2 → ネガティブ 0 (-.391)」, 「外向性 1 → ポジティブ 0 (.515)」の 3 本が得られた。当日同士の関連を示すラグ 0 の相関は、情動性とネガティブで.757, 外向性とポジティブ気分で.872 であり、内容で類似している概念同士で強かった。また、情動性とポジティブ気分の相関は, -.370, 外向性とネガティブは-.460 と負であった。測定モデルは、Big 2 で.608～.869, PANAS で.259～.865 の範囲を示していた。ただ、ポジティブ気分の観測変数である「気合の入った」, 「機敏な」はやや低い値を示した。全体としてはしっかりとした構造が得られた。

表 5.19 参加者 A の Big 2 と PANAS を結合した個別 DFA

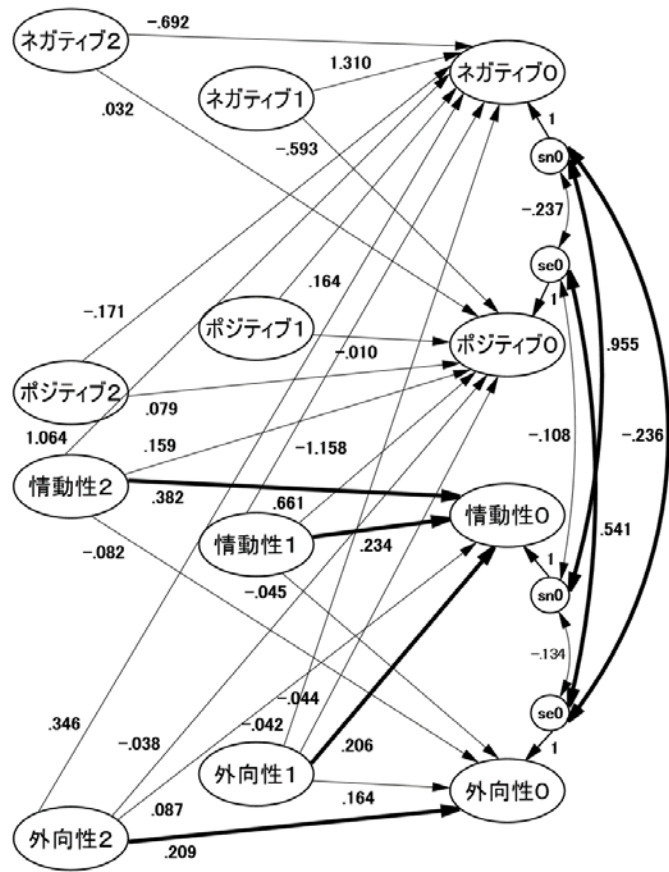


図 5.18 参加者 A の Big 2 と PANAS を結合した個別 DFA

注：モデルは、3「Big 2 から PANAS へパス」である。観測変数とその独自性は省略し主要なパスのみであり、10%以上は太字で示している。

Big 2								PANAS							
パス				推定値	標準誤差	有意確率	標準化推定値	パス				推定値	標準誤差	有意確率	標準化推定値
構造モデル	自己 帰帰	情動	情動性1 → 情動性0	.236	.102	*	.234	自己 帰帰	ネガ	ネガティブ1 → ネガティブ0	1.328	1.591		1.310	
			情動性2 → 情動性0	.385	.099	***	.382			ネガティブ2 → ネガティブ0	-.702	1.502		-.692	
		外向	外向性1 → 外向性0	.162	.118		.164		ポジ	ポジティブ1 → ポジティブ0	-.010	.172		-.010	
			外向性2 → 外向性0	.206	.122	†	.209			ポジティブ2 → ポジティブ0	.080	.195		.079	
	交差 帰帰	情動	情動性1 → 外向性0	-.028	.074		-.045	交差 帰帰	ネガ	ネガティブ1 → ポジティブ0	-.966	1.329		-.593	
			情動性2 → 外向性0	-.052	.072		-.082			ネガティブ2 → ポジティブ0	.052	1.259		.032	
		外向	外向性1 → 情動性0	.324	.158	*	.206		ポジ	ポジティブ1 → ネガティブ0	.103	.137		.164	
			外向性2 → 情動性0	.137	.163		.087			ポジティブ2 → ネガティブ0	-.107	.200		-.171	
	共分散		ラグ0 情動の独自性 ↔ 外向の独自性	-.057	.051		-.134	共分散		ラグ0 ネガティブの独自性 ↔ ポジティブの独自性	-.043	.040		-.237	
	測定モデル	Big 2	情動性から ネガティブ	情動性1 → ネガティブ0	-.508	.684		-1.158	PANAS	ネガから 情動性	ネガティブ1 → 情動性0	0	(固定)		0
				情動性2 → ネガティブ0	.466	.685		1.064			ネガティブ2 → 情動性0	0	(固定)		0
			情動性から ポジティブ	情動性1 → ポジティブ0	.466	.572		.661		ネガから 外向性	ネガティブ1 → 外向性0	0	(固定)		0
情動性2 → ポジティブ0				.112	.575		.159	ネガティブ2 → 外向性0			0	(固定)		0	
PANAS		外向性から ネガティブ	外向性1 → ネガティブ0	-.029	.186		-.042	Big 2	ポジから 情動性	ポジティブ1 → 情動性0	0	(固定)		0	
			外向性2 → ネガティブ0	.236	.280		.346			ポジティブ2 → 情動性0	0	(固定)		0	
		外向性から ポジティブ	外向性1 → ポジティブ0	-.049	.195		-.044		ポジから 外向性	ポジティブ1 → 外向性0	0	(固定)		0	
			外向性2 → ポジティブ0	-.042	.261		-.038			ポジティブ2 → 外向性0	0	(固定)		0	
共分散		ラグ0 情動性の独自性 ↔ ネガティブの独自性	.241	.042	***	.955	共分散		ラグ0 情動性の独自性 ↔ ポジティブの独自性	-.046	.051		-.108		
共分散		ラグ0 外向性の独自性 ↔ ポジティブの独自性	.164	.041	***	.541	共分散		ラグ0 外向性の独自性 ↔ ネガティブの独自性	-.042	.024	†	-.236		
測定モデル		情動性	ラグ0	→ 不安に0	1	(固定)		.696	ネガティブ	ラグ0	→ びくびくした0	1	(固定)		.583
				→ 悩みがちな0	1.139	.077	***	.785			→ うろたえた0	1.580	.162	***	.583
	→ 心配性な0			.947	.068	***	.720	→ 苦悩した0			2.050	.182	***	.807	
	ラグ1		→ 不安に1	1	(固定)		.693	ラグ1		→ びくびくした1	1	(固定)		.577	
			→ 悩みがちな1	1.139	.077	***	.782			→ うろたえた1	1.580	.162	***	.577	
			→ 心配性な1	.947	.068	***	.717			→ 苦悩した1	2.050	.182	***	.803	
	外向性	ラグ2	→ 不安に2	1	(固定)		.693	ポジティブ	ラグ2	→ びくびくした2	1	(固定)		.577	
			→ 悩みがちな2	1.139	.077	***	.782			→ うろたえた2	1.580	.162	***	.577	
			→ 心配性な2	.947	.068	***	.717			→ 苦悩した2	2.050	.182	***	.803	
		ラグ0	→ 陽気な0	1	(固定)		.673		ラグ0	→ 活気のある0	1	(固定)		.720	
			→ 外向的な0	1.019	.106	***	.598			→ 気合の入った0	1.176	.100	***	.763	
			→ 話好きな0	1.037	.103	***	.658			→ 機敏な0	.753	.073	***	.582	
外向性	ラグ1	→ 陽気な1	1	(固定)		.678	ポジティブ	ラグ1	→ 活気のある1	1	(固定)		.717		
		→ 外向的な1	1.019	.106	***	.603			→ 気合の入った1	1.176	.100	***	.761		
		→ 話好きな1	1.037	.103	***	.663			→ 機敏な1	.753	.073	***	.579		
	ラグ2	→ 陽気な2	1	(固定)		.678		ラグ2	→ 活気のある2	1	(固定)		.717		
		→ 外向的な2	1.019	.106	***	.603			→ 気合の入った2	1.176	.100	***	.761		
		→ 話好きな2	1.037	.103	***	.663			→ 機敏な2	.753	.073	***	.579		

注1：有意確率において、\*\*\*は0.1%水準、\*\*は1%水準、\*は5%水準、†は10%水準で有意であることを示す。

注2：因子間の関連性において10%水準以上で有意なパスは、標準化推定値を太字で示している。

注3：同じ観測変数は、ラグ間で同値拘束している。

表 5.20 参加者 C の Big 2 と PANAS を結合した個別 DFA

パス					推定値	標準誤差	有意確率	標準化推定値	パス					推定値	標準誤差	有意確率	標準化推定値								
Big 2	自己 帰帰	情動	情動性1 → 情動性0		.360	.094	***	.357	自己 帰帰	ネガ	ネガティブ1 → ネガティブ0		.052	.091		.051									
			情動性2 → 情動性0		.183	.096	†	.182			ネガティブ2 → ネガティブ0		.164	.102		.162									
		外向	外向性1 → 外向性0		.152	.094		.154		ポジ	ポジティブ1 → ポジティブ0		.101	.096		.105									
			外向性2 → 外向性0		.039	.096		.040			ポジティブ2 → ポジティブ0		.257	.163		.266									
	交差 帰帰	情動	情動性1 → 外向性0		-.070	.115		-.059	交差 帰帰	ネガ	ネガティブ1 → ポジティブ0		-.274	.229		-.110									
			情動性2 → 外向性0		.563	.195	**	.480			ネガティブ2 → ポジティブ0		-1.142	.446	*	-.459									
		外向	外向性1 → 情動性0		-.038	.073		-.045		ポジ	ポジティブ1 → ネガティブ0		-.011	.036		-.027									
			外向性2 → 情動性0		-.013	.079		-.016			ネガティブ2 → ネガティブ0		.125	.061	*	.320									
	共分散	ラグ0	情動の 独自性	↔	外向の 独自性		-.273	.105	**	-.275	共分散	ラグ0	ネガティブの 独自性	↔	ポジティブの 独自性		.003	.031		.011					
構造モデル	B i g 2 ↓ P A N A S	情動性から ネガティブ	情動性1 → ネガティブ0		0	(固定)		0	P A N A S ↓ B i g 2	ネガから 情動性	ネガティブ1 → 情動性0		0	(固定)		0									
			情動性2 → ネガティブ0		0	(固定)		0			ネガティブ2 → 情動性0		0	(固定)		0									
		情動性から ポジティブ	情動性1 → ポジティブ0		0	(固定)		0		ネガから 外向性	ネガティブ1 → 外向性0		0	(固定)		0									
			情動性2 → ポジティブ0		.455	.142	**	.515			ネガティブ2 → 外向性0		-1.120	.533	*	-.339									
	外向性から ネガティブ	外向性1 → ネガティブ0		0	(固定)		0	ポジから 情動性	ポジティブ1 → 情動性0		0	(固定)		0											
		外向性2 → ネガティブ0		-.132	.053	*	-.436		ポジティブ2 → 情動性0		0	(固定)		0											
	外向性から ポジティブ	外向性1 → ポジティブ0		0	(固定)		0	ポジから 外向性	ポジティブ1 → 外向性0		0	(固定)		0											
		外向性2 → ポジティブ0		-.147	.135		-.196		ポジティブ2 → 外向性0		0	(固定)		0											
	共分散	ラグ0	情動性の 独自性	↔	ネガティブの 独自性		.246	.044	***	.805	共分散	ラグ0	情動性の 独自性	↔	ポジティブの 独自性		-.078	.081		-.106					
		ラグ0	外向性の 独自性	↔	ポジティブの 独自性		.670	.118	***	.746		ラグ0	外向性の 独自性	↔	ネガティブの 独自性		-.106	.041	**	-.286					
測定モデル		情動性	ラグ0	→ 不安に0		1	(固定)	.869	ネガ ティ ブ	ラグ0	→ びくびくした0		1	(固定)	.561	ポジ ティ ブ	ラグ0	→ 活気のある0		1	(固定)	.840			
				→ 悩みがちな0		1.120	.050	***			.895	→ うろたえた0		1.764	.159			***	.865	→ 気合の入った0		1.062	.063	***	.798
				→ 心配性な0		1.023	.061	***			.756	→ 苦悩した0		2.410	.217			***	.853	→ 機敏な0		.941	.073	***	.638
			ラグ1	情動1	→ 不安に1		1	(固定)		.868	ラグ1	ネガ1	→ びくびくした1		1		(固定)	.558	ラグ1	ポジ1	→ 活気のある1		1	(固定)	.848
				→ 悩みがちな1		1.120	.050	***		.894		→ うろたえた1		1.764	.159		***	.864		→ 気合の入った1		1.062	.063	***	.807
				→ 心配性な1		1.023	.061	***		.754		→ 苦悩した1		2.410	.217		***	.851		→ 機敏な1		.941	.073	***	.651
		ラグ2	情動2	→ 不安に2		1	(固定)	.868	ラグ2	ネガ2	→ びくびくした2		1	(固定)	.558	ラグ2	ポジ2	→ 活気のある2		1	(固定)	.848			
			→ 悩みがちな2		1.120	.050	***	.894		→ うろたえた2		1.764	.159	***	.864		→ 気合の入った2		1.062	.063	***	.807			
			→ 心配性な2		1.023	.061	***	.754		→ 苦悩した2		2.410	.217	***	.851		→ 機敏な2		.941	.073	***	.651			
		外向性	ラグ0	外向0	→ 陽気な0		1	(固定)	.941	ポジ ティ ブ	ラグ0	ポジ0	→ 活気のある0		1	(固定)	.840	ラグ0	ポジ0	→ 活気のある0		1	(固定)	.840	
				→ 外向的な0		.898	.042	***	.787			→ 気合の入った0		1.062	.063	***	.798		→ 機敏な0		.941	.073	***	.638	
				→ 話好きな0		.895	.035	***	.868			→ 機敏な0		.941	.073	***	.638		→ 機敏な0		.941	.073	***	.638	
			ラグ1	外向1	→ 陽気な1		1	(固定)	.942		ラグ1	ポジ1	→ 活気のある1		1	(固定)	.848		ラグ1	ポジ1	→ 活気のある1		1	(固定)	.848
				→ 外向的な1		.898	.042	***	.790			→ 気合の入った1		1.062	.063	***	.807			→ 機敏な1		.941	.073	***	.651
				→ 話好きな1		.895	.035	***	.870			→ 機敏な1		.941	.073	***	.651			→ 機敏な1		.941	.073	***	.651
		ラグ2	外向2	→ 陽気な2		1	(固定)	.942	ラグ2	ポジ2	→ 活気のある2		1	(固定)	.848	ラグ2	ポジ2	→ 活気のある2		1	(固定)	.848			
			→ 外向的な2		.898	.042	***	.790		→ 気合の入った2		1.062	.063	***	.807		→ 機敏な2		.941	.073	***	.651			
			→ 話好きな2		.895	.035	***	.870		→ 機敏な2		.941	.073	***	.651		→ 機敏な2		.941	.073	***	.651			

注1：有意確率において，\*\*\*は0.1%水準，\*\*は1%水準，\*は5%水準，†は10%水準で有意であることを示す。

注2：因子間の関連性において10%水準以上で有意なパスは，標準化推定値を太字で示している。

注3：同じ観測変数は，ラグ間で同値拘束している。

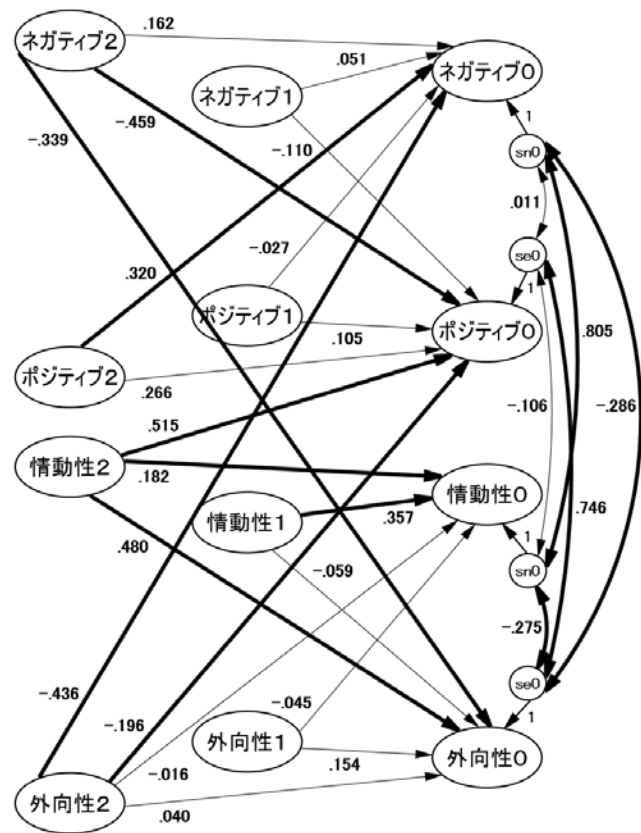


図 5.19 参加者 C の Big 2 と PANAS を  
結合した個別 DFA

注：モデルは，5' 「Big 2 と PANAS の相互にパス」  
である。観測変数とその独自性は省略し主要な  
パスのみであり，10%以上は太字で示している。



表 5.21 参加者 D の Big 2 と PANAS を結合した個別 DFA

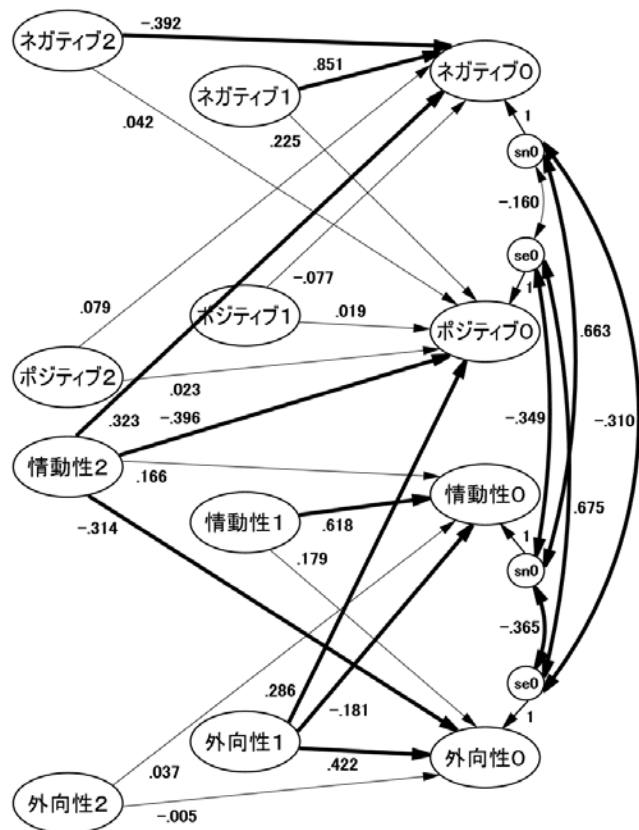


図 5.20 参加者 D の Big 2 と PANAS を結合した個別 DFA

注：モデルは、3'「Big 2 から PANAS へパス」である。観測変数とその独自性は省略し主要なパスのみであり、10%以上は太字で示している。

		パス		推定値	標準誤差	有意確率	標準化推定値			パス		推定値	標準誤差	有意確率	標準化推定値		
Big 2 ↓ PANAS	自己 帰帰	情動	情動性1 → 情動性0	.624	.113	***	.618	PANAS ↓ Big 2	ネガ	ネガティブ1 → ネガティブ0	.840	.137	***	.851			
			情動性2 → 情動性0	.167	.107		.166			ネガティブ2 → ネガティブ0	-.387	.191	*	-.392			
		外向	外向性1 → 外向性0	.421	.105	***	.422		ポジ	ポジティブ1 → ポジティブ0	.019	.121		.019			
			外向性2 → 外向性0	-.005	.096		-.005			ポジティブ2 → ポジティブ0	.023	.097		.023			
	交差 帰帰	情動	情動性1 → 外向性0	.130	.115		.179		ネガ	ネガティブ1 → ポジティブ0	.322	.228		.225			
		情動性2 → 外向性0	-.228	.111	*	-.314	ネガティブ2 → ポジティブ0			.061	.285		.042				
	外向	外向性1 → 情動性0	-.252	.096	**	-.181	ポジ		ポジティブ1 → ネガティブ0	-.053	.051		-.077				
		外向性2 → 情動性0	.052	.093		.037			ポジティブ2 → ネガティブ0	.054	.056		.079				
	共分散	ラグ0	情動の独自性	外向の独自性	-.278	.087	**		-.365	共分散	ラグ0	ネガティブの独自性	ポジティブの独自性	-.064	.050		-.160
	Big 2 ↓ PANAS	情動性から ネガティブ	情動性1 → ネガティブ0	0	(固定)		0		PANAS ↓ Big 2	ネガから 情動性	ネガティブ1 → 情動性0	0	(固定)		0		
情動性2 → ネガティブ0			.157	.073	*	.323	ネガティブ2 → 情動性0	0			(固定)		0				
情動性から ポジティブ		情動性1 → ポジティブ0	0	(固定)		0	ネガから 外向性	ネガティブ1 → 外向性0		0	(固定)		0				
		情動性2 → ポジティブ0	-.279	.122	*	-.396		ネガティブ2 → 外向性0		0	(固定)		0				
外向性から ネガティブ		外向性1 → ネガティブ0	0	(固定)		0	ポジから 情動性	ポジティブ1 → 情動性0		0	(固定)		0				
		外向性2 → ネガティブ0	0	(固定)		0		ポジティブ2 → 情動性0		0	(固定)		0				
外向性から ポジティブ		外向性1 → ポジティブ0	.278	.140	*	.286	ポジから 外向性	ポジティブ1 → 外向性0		0	(固定)		0				
		外向性2 → ポジティブ0	0	(固定)		0		ポジティブ2 → 外向性0		0	(固定)		0				
共分散		ラグ0	情動性の独自性	ネガティブの独自性	.237	.053	***	.663		共分散	ラグ0	情動性の独自性	ポジティブの独自性	-.263	.087	**	-.349
		ラグ0	外向性の独自性	ポジティブの独自性	.577	.106	***	.675			ラグ0	外向性の独自性	ネガティブの独自性	-.125	.050	*	-.310
測定 モデル	情動性	ラグ0	情動 → 不安に0	1	(固定)		.920	ネガ タイプ	ネガ0	→ びくびくした0	1	(固定)		.593			
			情動 → 悩みがちな0	.975	.033	***	.921			→ うろたえた0	1.294	.129	***	.787			
			情動0 → 心配性な0	.891	.038	***	.864			→ 苦悩した0	1.658	.163	***	.866			
		ラグ1	情動1 → 不安に1	1	(固定)		.919		ラグ1	ネガ1	→ びくびくした1	1	(固定)		.598		
			情動 → 悩みがちな1	.975	.033	***	.920			→ うろたえた1	1.294	.129	***	.790			
			情動 → 心配性な1	.891	.038	***	.862			→ 苦悩した1	1.658	.163	***	.869			
	ラグ2	情動2 → 不安に2	1	(固定)		.919	ラグ2	ネガ2	→ びくびくした2	1	(固定)		.598				
		情動 → 悩みがちな2	.975	.033	***	.920		→ うろたえた2	1.294	.129	***	.790					
		情動 → 心配性な2	.891	.038	***	.862		→ 苦悩した2	1.658	.163	***	.869					
	外向性	ラグ0	外向 → 陽気な0	1	(固定)		.844	ポジ タイプ	ポジ0	→ 活気のある0	1	(固定)		.844			
			外向 → 外向的な0	1.034	.051	***	.862			→ 気合の入った0	.985	.066	***	.696			
			外向 → 話好きな0	1.164	.056	***	.883			→ 機敏な0	1.060	.055	***	.881			
		ラグ1	外向1 → 陽気な1	1	(固定)		.845		ラグ1	ポジ1	→ 活気のある1	1	(固定)		.846		
			外向 → 外向的な1	1.034	.051	***	.863			→ 気合の入った1	.985	.066	***	.699			
			外向 → 話好きな1	1.164	.056	***	.884			→ 機敏な1	1.060	.055	***	.882			
	ラグ2	外向2 → 陽気な2	1	(固定)		.845	ラグ2	ポジ2	→ 活気のある2	1	(固定)		.846				
		外向 → 外向的な2	1.034	.051	***	.863		→ 気合の入った2	.985	.066	***	.699					
		外向 → 話好きな2	1.164	.056	***	.884		→ 機敏な2	1.060	.055	***	.882					

注1：有意確率において、\*\*\*は0.1%水準、\*\*は1%水準、\*は5%水準、†は10%水準で有意であることを示す。

注2：因子間の関連性において10%水準以上で有意なパスは、標準化推定値を太字で示している。

注3：同じ観測変数は、ラグ間で同値拘束している。

表 5.22 参加者 E の Big 2 と PANAS を結合した個別 DFA

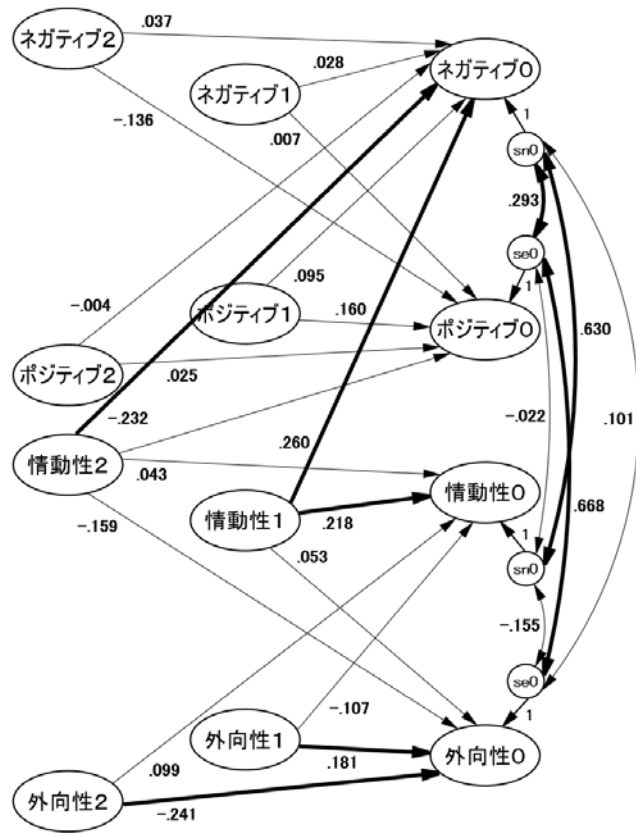


図 5.21 参加者 E の Big 2 と PANAS を結合した個別 DFA

注：モデルは、3'「Big 2 から PANAS へパス」である。観測変数とその独自性は省略し主要なパスのみであり、10%以上は太字で示している。

パス								推定値	標準誤差	有意確率	標準化推定値	パス								推定値	標準誤差	有意確率	標準化推定値					
B i g 2 ↓ P A N A S	自己 回帰	情動	情動性1	→	情動性0	.223	.106	*	.218	P A N A S	ネガ	ネガティブ1	→	ネガティブ0	.027	.120		.028	自己 回帰	ポジ	ポジティブ1	→	ポジティブ0	.037	.119		.037	
			情動性2	→	情動性0	.044	.106		.043			ネガティブ2	→	ネガティブ0	.161	.113		.160										
		外向	外向性1	→	外向性0	.185	.112	†	.181			ポジティブ2	→	ポジティブ0	.025	.113		.025										
			外向性2	→	外向性0	-.247	.112	*	-.241																			
	交差 回帰	情動	情動性1	→	外向性0	.031	.060		.053		ネガ	ネガティブ1	→	ポジティブ0	.005	.067		.007		交差 回帰	ポジ	ポジティブ1	→	ネガティブ0	.147	.155		.095
			情動性2	→	外向性0	-.094	.060		-.159			ネガティブ2	→	ポジティブ0	-.088	.066		-.136										
		外向	外向性1	→	情動性0	-.190	.170		-.107			ポジティブ2	→	ネガティブ0	.007	.157		-.004										
			外向性2	→	情動性0	.175	.171		.099																			
	共分散		ラグ0	情動の独自性	↔	外向の独自性	-.193	.140		-.155	共分散		ラグ0	ネガティブの独自性	↔	ポジティブの独自性	.538	.205	**	.293								
	B i g 2 ↓ P A N A S	情動性から ネガティブ	情動性1	情動性1	→	ネガティブ0	.304	.145	*	.260	P A N A S ↓ B i g 2	ネガから 外向性	ネガティブ1	→	情動性0	0	(固定)		0	ネガから 外向性	ネガティブ1	→	外向性0	0	(固定)		0	
				情動性2	→	ネガティブ0	-.271	.144	†	-.232			ネガティブ2	→	情動性0	0	(固定)		0									
			情動性2	情動性2	→	ポジティブ0	0	(固定)		0			ネガティブ2	→	外向性0	0	(固定)		0									
情動性2				→	ポジティブ0	0	(固定)		0																			
外向性から ネガティブ		外向性1	外向性1	→	ネガティブ0	0	(固定)		0	ポジから 外向性		ポジティブ1	→	情動性0	0	(固定)		0	ポジから 外向性	ポジティブ1	→	外向性0	0	(固定)		0		
			外向性2	→	ネガティブ0	0	(固定)		0			ポジティブ2	→	情動性0	0	(固定)		0										
		外向性2	外向性2	→	ポジティブ0	0	(固定)		0			ポジティブ2	→	外向性0	0	(固定)		0										
			外向性2	→	ポジティブ0	0	(固定)		0																			
共分散		ラグ0	情動性の独自性	↔	ネガティブの独自性	1.540	.287	***	.630	共分散		ラグ0	情動性の独自性	↔	ポジティブの独自性	-.035	.176		-.022									
		ラグ0	外向性の独自性	↔	ポジティブの独自性	.624	.134	***	.668			ラグ0	外向性の独自性	↔	ネガティブの独自性	.142	.155		.101									
測定モデル		情動性	ラグ0	情動0	→	不安に0	1	(固定)		.933	ネガ テ イ プ	ラグ0	ネガ0	→	びくびくした0	1	(固定)		.945	ネガ テ イ プ	ラグ1	ネガ1	→	びくびくした1	1	(固定)		.945
				→	悩みがちな0	.589	.044	***	.651	→			うろたえた0	.891	.042	***	.862	→	うろたえた1			.891	.042	***	.862			
	→			心配性な0	.740	.042	***	.808	→	苦悩した0			.538	.044	***	.566	→	苦悩した1	.538			.044	***	.567				
	ラグ1		情動1	→	不安に1	1	(固定)		.931	ラグ1		ネガ1	→	びくびくした1	1	(固定)		.945	ラグ2		ネガ2	→	びくびくした2	1	(固定)		.945	
			→	悩みがちな1	.589	.044	***	.642	→			うろたえた1	.891	.042	***	.862	→	うろたえた2			.891	.042	***	.862				
			→	心配性な1	.740	.042	***	.801	→			苦悩した1	.538	.044	***	.567	→	苦悩した2			.538	.044	***	.567				
	外向性	ラグ2	情動2	→	不安に2	1	(固定)		.931	ボジ テ イ プ	ラグ2	ネガ2	→	びくびくした2	1	(固定)		.945	ボジ テ イ プ	ラグ0	ボジ0	→	活気のある0	1	(固定)		.706	
			→	悩みがちな2	.589	.044	***	.642	→			うろたえた2	.891	.042	***	.862	→	気合の入った0			1.120	.092	***	.814				
			→	心配性な2	.740	.042	***	.801	→			苦悩した2	.538	.044	***	.567	→	機敏な0			.776	.071	***	.672				
		ラグ0	外向0	→	陽気な0	1	(固定)		.655		ラグ0	ボジ0	→	活気のある0	1	(固定)		.706		ボジ テ イ プ	ラグ1	ボジ1	→	活気のある1	1	(固定)		.704
			→	外向的な0	1.238	.117	***	.727	→			気合の入った0	1.120	.092	***	.812	→	気合の入った1				1.120	.092	***	.812			
			→	話好きな0	1.342	.123	***	.785	→			機敏な0	.776	.071	***	.670	→	機敏な1				.776	.071	***	.670			
外向性	ラグ1	外向1	→	陽気な1	1	(固定)		.646	ボジ テ イ プ	ラグ1	ボジ1	→	活気のある1	1	(固定)		.704	ボジ テ イ プ	ラグ2	ボジ2	→	活気のある2	1	(固定)		.704		
		→	外向的な1	1.238	.117	***	.720	→			気合の入った1	1.120	.092	***	.812	→	気合の入った2			1.120	.092	***	.812					
		→	話好きな1	1.342	.123	***	.779	→			機敏な1	.776	.071	***	.670	→	機敏な2			.776	.071	***	.670					
外向性	ラグ2	外向2	→	陽気な2	1	(固定)		.646	ボジ テ イ プ	ラグ2	ボジ2	→	活気のある2	1	(固定)		.704	ボジ テ イ プ	ラグ2	ボジ2	→	活気のある2	1	(固定)		.704		
		→	外向的な2	1.238	.117	***	.720	→			気合の入った2	1.120	.092	***	.812	→	気合の入った2			1.120	.092	***	.812					
		→	話好きな2	1.342	.123	***	.779	→			機敏な2	.776	.071	***	.670	→	機敏な2			.776	.071	***	.670					

注1：有意確率において、\*\*\*は0.1%水準、\*\*は1%水準、\*は5%水準、†は10%水準で有意であることを示す。

注2：因子間の関連性において10%水準以上で有意なパスは、標準化推定値を太字で示している。

注3：同じ観測変数は、ラグ間で同値拘束している。

表 5.23 参加者 F の Big 2 と PANAS を結合した個別 DFA

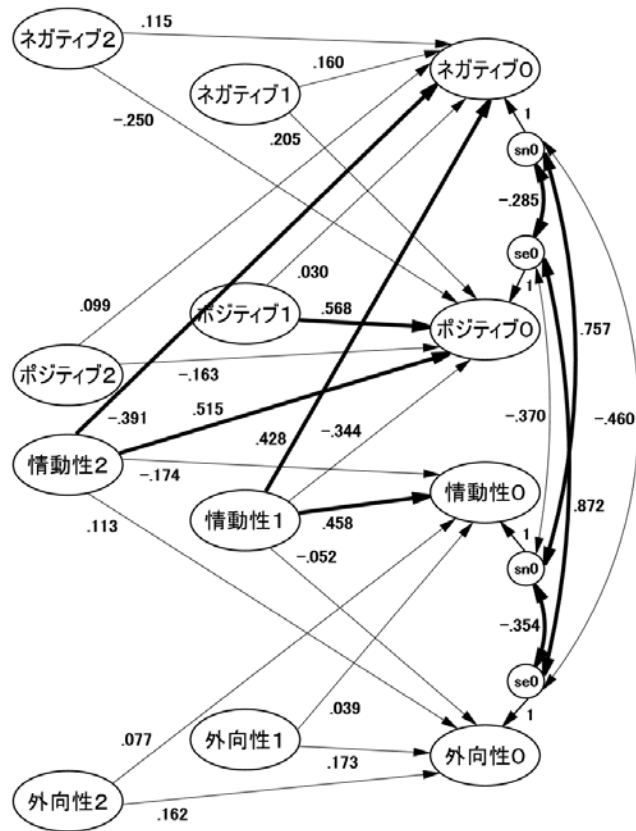


図 5.22 参加者 F の Big 2 と PANAS を結合した個別 DFA

注：モデルは、3'「Big 2 から PANAS へパス」である。観測変数とその独自性は省略し主要なパスのみであり、10%以上は太字で示している。

パス								推定値	標準誤差	有意確率	標準化推定値	パス								推定値	標準誤差	有意確率	標準化推定値	
構造モデル	B i g 2	自己回帰	情動	情動性1	→	情動性0		.456	.131	***	.458	P A N A S	ネガ	ネガティブ1	→	ネガティブ0		.162	.187		.160			
				情動性2	→	情動性0		-.173	.130		-.174			ネガティブ2	→	ネガティブ0		.116	.188		.115			
		外向	外向性1	→	外向性0		.166	.142		.173	ポジ		ポジティブ1	→	ポジティブ0		.570	.195	**	.568				
			外向性2	→	外向性0		.156	.143		.162			ポジティブ2	→	ポジティブ0		-.163	.206		-.163				
		交差回帰	情動	情動性1	→	外向性0		-.040	.115		-.052		ネガ	ネガティブ1	→	ポジティブ0		.289	.279		.205			
			情動性2	→	外向性0		.087	.115		.113	ネガティブ2			→	ポジティブ0		-.352	.289		-.250				
	外向	外向性1	→	情動性0		.049	.152		.039	ポジ	ポジティブ1	→	ネガティブ0		.021	.098		.030						
		外向性2	→	情動性0		.096	.151		.077		ポジティブ2	→	ネガティブ0		.071	.096		.099						
	共分散	ラグ0	情動の独自性	↔	外向の独自性				-.202	.075	**	-.354	共分散	ラグ0	ネガティブの独自性	↔	ポジティブの独自性				-.070	.041	†	-.285
	測定モデル	B i g 2 ↓ P A N A S	情動性からネガティブ	情動性1	→	ネガティブ0		.239	.111	*	.428	P A N A S ↓ B i g 2	ネガから情動性	ネガティブ1	→	情動性0		0	(固定)		0			
情動性2				→	ネガティブ0		-.219	.115	†	-.391	ネガティブ2			→	情動性0		0	(固定)		0				
情動性からポジティブ			情動性1	→	ポジティブ0		.269	.166		-.344	ネガから外向性		ネガティブ1	→	外向性0		0	(固定)		0				
			情動性2	→	ポジティブ0		.401	.177	*	.515			ネガティブ2	→	外向性0		0	(固定)		0				
外向性からネガティブ			外向性1	→	ネガティブ0		0	(固定)		0	ポジから情動性		ポジティブ1	→	情動性0		0	(固定)		0				
			外向性2	→	ネガティブ0		0	(固定)		0			ポジティブ2	→	情動性0		0	(固定)		0				
外向性からポジティブ		外向性1	→	ポジティブ0		0	(固定)		0	ポジから外向性	ポジティブ1	→	外向性0		0	(固定)		0						
		外向性2	→	ポジティブ0		0	(固定)		0		ポジティブ2	→	外向性0		0	(固定)		0						
共分散		ラグ0	情動性の独自性	↔	ネガティブの独自性				.278	.059	***	.757	共分散	ラグ0	情動性の独自性	↔	ポジティブの独自性				-.172	.071	*	-.370
ラグ0		外向性の独自性	↔	ポジティブの独自性				.333	.071	***	.872	ラグ0	外向性の独自性	↔	ネガティブの独自性				-.139	.044	**	-.460		
測定モデル	情動性	ラグ0	情動0	→	不安に0			1	(固定)		.868	ネガティブ	ラグ0	ネガ0	→	びくびくした0				1	(固定)		.648	
				→	悩みがちな0			1.093	.056	***	.865				→	うろたえた0			1.187	.129	***	.643		
				→	心配性な0			.961	.055	***	.833				→	苦悩した0			1.361	.127	***	.865		
		ラグ1	情動1	→	不安に1			1	(固定)		.869		ラグ1	ネガ1	→	びくびくした1				1	(固定)		.645	
				→	悩みがちな1			1.093	.056	***	.866				→	うろたえた1			1.187	.129	***	.639		
				→	心配性な1			.961	.055	***	.834				→	苦悩した1			1.361	.127	***	.863		
		ラグ2	情動2	→	不安に2			1	(固定)		.869		ラグ2	ネガ2	→	びくびくした2				1	(固定)		.645	
				→	悩みがちな2			1.093	.056	***	.866				→	うろたえた2			1.187	.129	***	.639		
				→	心配性な2			.961	.055	***	.834				→	苦悩した2			1.361	.127	***	.863		
	外向性	ラグ0	外向0	→	陽気な0			1	(固定)		.803	ポジティブ	ラグ0	ポジ0	→	活気のある0				1	(固定)		.850	
				→	外向的な0			.764	.072	***	.665				→	気合の入った0			.267	.068	***	.260		
				→	話好きな0			.636	.066	***	.608				→	機敏な0			.294	.073	***	.266		
		ラグ1	外向1	→	陽気な1			1	(固定)		.813		ラグ1	ポジ1	→	活気のある1				1	(固定)		.849	
				→	外向的な1			.764	.072	***	.679				→	気合の入った1			.267	.068	***	.259		
				→	話好きな1			.636	.066	***	.622				→	機敏な1			.294	.073	***	.265		
		ラグ2	外向2	→	陽気な2			1	(固定)		.813		ラグ2	ポジ2	→	活気のある2				1	(固定)		.849	
				→	外向的な2			.764	.072	***	.679				→	気合の入った2			.267	.068	***	.259		
				→	話好きな2			.636	.066	***	.622				→	機敏な2			.294	.073	***	.265		

注1：有意確率において，\*\*\*は0.1%水準，\*\*は1%水準，\*は5%水準，†は10%水準で有意であることを示す。

注2：因子間の関連性において10%水準以上で有意なパスは、標準化推定値を太字で示している。

注3：同じ観測変数は、ラグ間で同値拘束している。

本章では、ひとりを対象とした個人内変動をモデル化した。ここでは、P 技法因子分析によって潜在する因子の指標となる変数の選択を行った。そして、動的因子分析での個人内変動のモデル化を行った。

参加者 B ではいずれのモデルでも不適解が生じた。これは、他の参加者と比較して分散が小さいためにモデルに含まれる変数が増えると、推定が難しくなったためと考えられる。参加者 C は、最良は有意なパスに絞ったモデル 5' となったが、Big 2 から PANAS へのパスが多いモデルとなった。参加者 D, E, F では、有意なパスに絞ったモデル 3' がいずれも最良のモデルとなった。これらの参加者ごとの結果と、モデル 4「PANAS から Big 2 へパス」においては有意なパスがほぼ見出されなかったことから考えると、モデル 3「Big 2 から PANAS へパス」が望ましいようである。つまり、特性から状態への時間的関連があり、特性が状態を駆動しているような関連性である。

推定値の検討では、当日同士の関連を示すラグ 0 の相関は、いずれの参加者でも大きかった。これは、情動性とネガティブ気分、外向性とポジティブ気分のそれぞれが当日では類似した因子であることを示している。しかし、時間的な関連性であるラグのパスの推定値は、異なった傾向を示していた。これは、Big 2 から PANAS へとパスを引いたために PANAS 内部での構造が変わったためでもあると考えられる。しかし、Big 2 と PANAS は時間的な構造においては類似性を有するものの異なった因子として捉える必要があると考えられる。つまり、特性としての Big 2 と状態としての PANAS との関係は、時間軸を加えた分析によってはじめて捉えられることを示唆しているのではないだろうか。

## 第6章 複数人を対象とした DFA の同時分析 (MDFA)

前章では、DFA の基本的分析単位であるひとりを対象とした DFA を適用した。P 技法で測定したデータから動的な関係性を明らかにし、個人内変動を個人別にモデル化することができた。本章では、複数人を対象とした DFA を行う。つまり、個人間・個人内変動のモデル化を行う。本論文では、この方法を多個人動的因子分析 (Multi-Individual Dynamic Factor Analysis: MDFA) と呼ぶ。MDFA を行うことで、個人内変動の構造における類似性と相違性を明らかにしてみたい。この方法論の概要については、Cattell のデータボックスの視座を含め、6-1 節で説明する。そして、6-2 節では Big 2 の MDFA、6-3 節では PANAS の MDFA を実際に行い、特性と状態の各領域での動的な関係性のモデル化を行う。その後、6-4 節にて Big 2 と PANAS を同時にモデルに含めた MDFA について検討する。

### 6-1. P 技法の発展的視点としてのデータスライスの分析方法論

複数人の時系列データが得られるときに、個人を対象とする P 技法因子分析や DFA を適用した結果について、変動の構造の類似と相違を明らかにする方法論が求められてきた (Nesselroade & Ford, 1985)。P 技法は、他の人々の測定とは関係しない個人の世界であるので、共通動因などの位置づけや解釈で特別な困難に遭遇する危険がある (Cattell, 1952b)。DFA を用いている多くの研究では、個人内変動についての比較はなく、ひとりの個人からのデータを分析することに焦点を当てているか、数人の個人からの別個の分析を提示することにとどまっている (例えば、Lebo, & Nesselroade, 1978; Shifren, Hooker, Wood, & Nesselroade, 1997)。この立場は、個人内変動についての考え、つまり、変動性の構造やプロセスは個人ごとに異なっているので、ひとりの個人に焦点を当てて詳細に測定を行う個性記述的アプローチが必要とされることを強調しているのかもしれない (Lamiell, 1981; Nesselroade & Ford, 1985)。一方で、一般化可能性の問題を解消するためには、複数の個人の測定を行い、それらを比較検討する法則定立的アプローチが必要となる。このとき、分析対象となるデータの形式としては、P 技法のデータ群となる。群となるのは、複数のデータでの比較を行うためである。データボックス (Cattell, 1946; 1966) から抽出された複数の P 技法または R 技法のデータ群を、ここではデータスライスと呼ぶことにする (図 6.1)。

P 技法データスライスを同時に因子分析する方法論としては、観測された複数の個人系列を 1 つの P 技法データとして連結する方法 (Cattell, 1963) や 1 つの共分散として集約する方法 (Nesselroade & Molenaar, 1999) が提案されてきた。いずれも観測変数上での処理であり、集約化したデータを分析するために法則定立的な観点に重きをおき、個々人の個性記述的な情報が失われてしまう短所があった。また、共分散をプールする方法は、統計的に検証することで共通性が認められない個人のデータは除外するため、大量の P 技法データ

があることを想定していた。これらの欠点を補うため、本論文では、R 技法データスライスに適用されてきた SEM の同時分析の手法を P 技法データスライスの分析に適用することを検討してみることにする。

R 技法データスライスの因子分析では、多集団同時因子分析 (Jöreskog, 1971), あるいはその一般化である SEM での多集団同時分析が行われてきた (例えば, 清水, 2003; 狩野・三浦, 2002)。これは、集団間での測定の等価性として因子的不変性 (Meredith, 1964; 1993) の観点から検証的に集団を比較するための方法論である。不変性の程度により、(1) 配置不変性 (configural invariance), (2) 因子パターン不変性 (factor pattern invariance), (3) 強因子的不変性 (strong factorial invariance), (4) 厳格な因子的不変性 (strict factorial invariance) と分けられる。集団間の測定不変性の構築は、実質的な集団間の比較 (例えば, 集団の構造パラメータや平均の比較) を行うための論理的な必要条件であることが認められている (Horn & McArdle, 1992; 清水, 2003 など)。

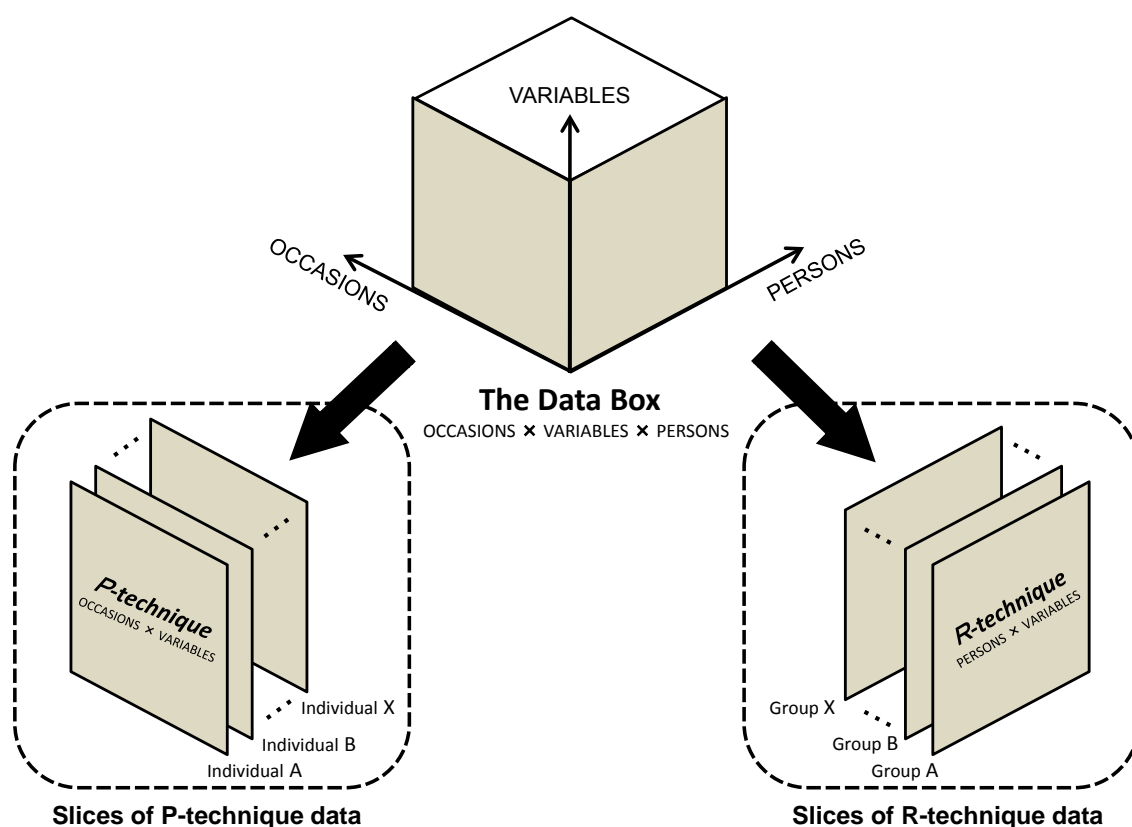


図 6.1 データボックス, P 技法データスライスもしくは R 技法データスライス

注 : Cattell, 1952; Nesselroade, & Ghisletta, 2003 を参照して作成

この手法は、伝統的な R 技法で確立してきた因子的不変性を確保する手続きである。P 技法データスライスの同時分析について, Nesselroade, Gerstorf, Hardy, & Ram (2007) は, P

技法データスライスを対象とした因子的不変性に関する問題を提起している。彼らの方法は、因子間相関を個人間で不変であるとする一方で、因子パターンは自由としており、データスライスで同一の構成概念を担保する伝統的な因子的不変性 (Meredith, 1964; 1993) の方法とは異なるものであった。しかし、因子間に不変な構造があると逆に捉えることが必ずしも受け入れられているものではない。本論文では、測定不変性の従来方法に基づき、最も基礎的な因子パターン不変性をベースとする考えを採用した DFA を行うことにする。ここでは、個人  $i$  の測定モデルの因子パターン  $\mathbf{A}_t^i$  において因子的不変性の制約を置く。測定機会間にわたって不変であり、すべての個人で因子パターンは等しいとすることとする。つまり、 $\mathbf{A}_1^1 = \mathbf{A}_2^1 = \dots = \mathbf{A}_T^1 = \mathbf{A}_1^2 = \mathbf{A}_2^2 = \dots = \mathbf{A}_T^I$  である。測定機会間において不変であるとするのは、縦断研究における因子的不変性 (例えば, Horn & McArdle, 1992; 清水, 1999) と同様であり、測定機会において同じ構成概念であると仮定することになる。このことで、多集団同時分析の集団間での構造の比較と同様に、同一の構成概念を構成した因子のラグ関係において個人間の構造を比較できる。個性記述は、ラグ因子間の関係であり、法則定立は、この関係が共通するものかどうかである。このため、個性記述的な情報を扱いながら、法則定立的アプローチが可能となる。また、個々人の相違と類似はモデルにおいて表現することで、少数であっても分析を行うことを可能とし、貴重な P 技法データから個人内変動についての情報を引き出すことができると考えられる。

因子的不変性は、集団間での測定の等価性を示し、実質的な集団間の比較 (例えば、集団の構造パラメータや平均の比較) を行うための論理的な必要条件である (Meredith, 1993)。そこで、本論文では、因子パターン不変性によって複数の参加者に共通する構成概念を担保し、個人間の時間経過の中でのダイナミクスを個別の因子間の関係に求めるというある意味で伝統的な因子的不変性の方法を DFA にも適用してみることにする。DFA のモデル構成と解析は、以下で紹介するように、Nesselroade et al. (2007) と同じく SEM のソフトウェアを使用して、複数の参加者の同時分析を行う。この方法を本論では多個人動的因子分析 (Multi-Individual Dynamic Factor Analysis: MDFA) と呼ぶ。

## 6-2. Big 2 の MDFA

前節では、複数人の同時分析の重要性を説明したが、ここでは実際に MDFA の分析を行う。個々の DFA のモデル設定は、5.2 節 (第 5 章) で説明したのと同じとして、6 名の参加者について、因子パターン不変性の下で MDFA を推定した。適合度の指標は、 $\chi^2 = 915.680$ ,  $df = 770$ ,  $p = .000$ , RMSEA = .037, CFI = .977, GFI = .892, AGFI = .856, AIC = 1427.680 (RMSEA は個人数の修正済み; Steiger, 1998) となり、残差系の GFI と AGFI はやや低いが十分なレベルの適合度と判断した。

まず、6 名の参加者に全く同一のラグ 0 からラグ 2 についての測定モデルの推定値を得ることができた (表 6.1)。いずれの推定値も有意であり、個人別に標準化した因子パターン

も、十分に大きな値となった。すなわち、各ラグにおいて、情動性と外向性の不変な因子を特定することができたといえる。

表 6.1 Big 2 の MDFA の測定モデル

パス			推定値	標準 誤差	標準化推定値					
					A	B	C	D	E	F
情動性	ラグ0	→ 不安になりやすい0	1	(固定)	.735	.746	.918	.919	.825	.885
		→ 悩みがちな0	.968	.021	.720	.693	.840	.916	.777	.839
		→ 心配性な0	.927	.022	.740	.708	.749	.875	.828	.839
	ラグ1	→ 不安になりやすい1	1	(固定)	.731	.745	.917	.918	.822	.884
		→ 悩みがちな1	.968	.021	.716	.692	.839	.915	.773	.839
		→ 心配性な1	.927	.022	.737	.706	.748	.874	.825	.838
	ラグ2	→ 不安になりやすい2	1	(固定)	.731	.745	.917	.918	.822	.884
		→ 悩みがちな2	.968	.021	.716	.692	.839	.915	.773	.839
		→ 心配性な2	.927	.022	.737	.706	.748	.874	.825	.838
外向性	ラグ0	→ 陽気な0	1	(固定)	.671	.627	.906	.855	.728	.643
		→ 外向的な0	.982	.029	.585	.667	.796	.866	.684	.680
		→ 話好きな0	1.039	.029	.672	.614	.902	.869	.745	.743
	ラグ1	→ 陽気な1	1	(固定)	.675	.625	.908	.855	.722	.662
		→ 外向的な1	.982	.029	.588	.665	.798	.866	.678	.699
		→ 話好きな1	1.039	.029	.675	.612	.903	.869	.740	.760
	ラグ2	→ 陽気な2	1	(固定)	.675	.625	.908	.855	.722	.662
		→ 外向的な2	.982	.029	.588	.665	.798	.866	.678	.699
		→ 話好きな2	1.039	.029	.675	.612	.903	.869	.740	.760

注: 同じ観測変数は、個人間及びラグ間で同値拘束をしている。いずれのパスも0.1%水準で有意である。

次に、この測定モデルの下で、ラグ因子間の関係である構造モデルでは、参加者間には拘束をかけずに自由推定として値を求めた(表 6.2 と図 6.2)。表 6.2 のラグ因子間のパスは、ラグ 1 と表示した行は、前日の因子が当日の因子に及ぼす影響、ラグ 2 は一昨日の因子が当日の因子に及ぼす影響を、ラグ 0 は当日でのラグ因子間の関係を示していると解釈できる。

構造モデルの推定値は、いくつかは参加者間で類似していた。まず、ラグ 1 とラグ 2 では自己回帰の有意な係数において、正負が逆転しているところはなく、循環的な関連性ではなく持続的な関連性が示された。そして、情動性には、ラグによる強い影響がみられた。いずれの参加者においても情動性の自己回帰が有意であり、当日の情動性は過去の情動性によって持続的な影響を受けていた。他方、外向性は、参加者 A はラグ 2 であるが自己回帰が 4 名の参加者で同じように有意であった。当日の外向性は、過去の外向性によって影響を受けていた。いずれの参加者においても、情動性の自己回帰のほうが外向性の自己回帰よりも大きな正の推定値が得られた。また、参加者 A, C, D においてはラグ 2 からの正



の影響も得られたことから、情動性のほうが持続的な構造であることが示唆された。交差回帰は、参加者間で共通する傾向は見出されず、情動性と外向性の相互影響には個別性があることが示唆された。ただし、当日の関連であるラグ 0 の機会内共分散では、4 名において P 技法因子分析の結果と同様に負の推定値が得られた。

一方で、自己回帰のラグ数や推定値の大きさは個人ごとに異なる構造を示した。参加者 A は、163 日間にわたり観測変数で大きな変動を示していたが、情動性と外向性ともに、昨日よりも一昨日の影響を強く受けていた。この個人は、直前の昨日と今日は必ずしも類似しておらず、1 日間隔が空く遅延を生じる構造を持つことを示唆している。また、交差回帰である外向性から情動性の正の影響が有意となった。外向性が起点となり情動性を促進する日々の機制が働いていると解釈できる。参加者 B は、観測変数上では変化が少なかったにもかかわらず、情動性と外向性の前日からの大きな影響を示す推定値が得られた。参加者 C も前日からの影響は同じであったが、この参加者で特徴的な点は、一昨日の情動性も影響していたことであった。参加者 D は、観測変数では前半と後半で情動性の反応に違いがみられ、昨日からの影響が強かった。そして、交差回帰である情動性からの外向性への影響は、ラグ間で正負が異なっていることから、循環的に影響している構造を持つことを示唆している。また、外向性から情動性への影響は、負の値が得られたため、前日の外向性が当日の情動性に逆方向の影響を及ぼしていた。この交差回帰の正負は、参加者 A と D で異なっている。すなわち、外向性が促進的に情動性を高めるのか、あるいは抑制的に情動性を低めるのか個人によって異なる機制があることが示唆された。参加者 E は、観測変数では変動が大きく特定の日に関動性で強い反応を示していたが、情動性の昨日からの影響が得られただけで、他の関係では、持続的影響はみられなかった。また、参加者 F は、回答日数が最も短く変動が小さかったが、情動性のみ前日からの持続的影響がみられた。この参加者 E、F は、外向性には持続的な日々の機制を持たず外向性の予測が困難であることが示唆される。ただし、当日では外向性は情動性と負の関係を示していたことから、シンプルに当日での関連から、情動性と外向性の相互関連性を考えることができる。

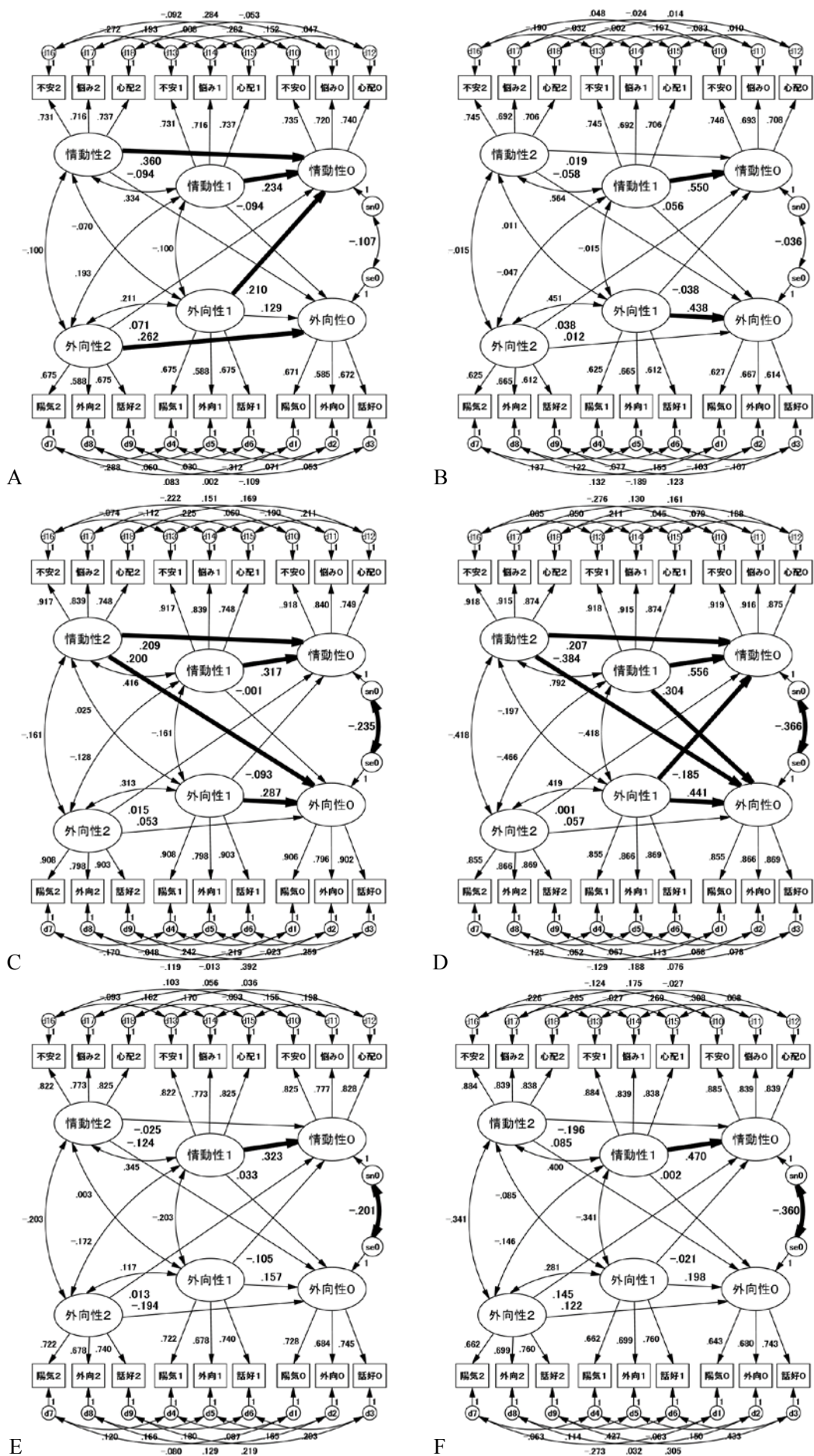


図 6.2 Big 2 の MDFA の推定結果 (標準化推定値)

表 6.2 Big 2 の MDFA の構造モデル

参加者		A 163日間（欠損：1項目）				B 164日間（欠損：1日）				C 128日間（欠損：6日）			
パス		推定値	標準誤差	有意確率	標準化推定値	推定値	標準誤差	有意確率	標準化推定値	推定値	標準誤差	有意確率	標準化推定値
自己 回帰	情動 情動性1 → 情動性0	.237	.111	*	<b>.234</b>	.552	.135	***	<b>.550</b>	.318	.104	**	<b>.317</b>
	情動 情動性2 → 情動性0	.364	.106	***	<b>.360</b>	.019	.135		.019	.210	.104	*	<b>.209</b>
	外向 外向性1 → 外向性0	.128	.120		.129	.440	.143	**	<b>.438</b>	.285	.098	**	<b>.287</b>
	外向 外向性2 → 外向性0	.260	.126	*	<b>.262</b>	.012	.143		.012	.052	.098		.053
交差 回帰	情動 情動性1 → 外向性0	-.057	.074		-.094	.057	.145		.056	-.001	.108		-.001
	情動 情動性2 → 外向性0	-.056	.071		-.094	-.059	.145		-.058	.205	.108	+	<b>.200</b>
	外向 外向性1 → 情動性0	.348	.172	*	<b>.210</b>	-.038	.122		-.038	-.091	.094		-.093
	外向 外向性2 → 情動性0	.118	.181		.071	.038	.122		.038	.015	.093		.015
共 分散	ラグ0 情動の 独自性 ↔ 外向の 独自性	-.049	.055		-.107	-.007	.024		-.036	-.239	.105	*	<b>-.235</b>
参加者		D 129日間（欠損：8日）				E 122日間（欠損：12日）				F 98日間（欠損：なし）			
パス		推定値	標準誤差	有意確率	標準化推定値	推定値	標準誤差	有意確率	標準化推定値	推定値	標準誤差	有意確率	標準化推定値
自己 回帰	情動 情動性1 → 情動性0	.559	.125	***	<b>.556</b>	.327	.116	**	<b>.323</b>	.472	.127	***	<b>.470</b>
	情動 情動性2 → 情動性0	.208	.116	+	<b>.207</b>	-.025	.114		-.025	-.196	.127		-.196
	外向 外向性1 → 外向性0	.442	.112	***	<b>.441</b>	.160	.125		.157	.187	.144		.198
	外向 外向性2 → 外向性0	.057	.110		.057	-.197	.126		-.194	.116	.144		.122
交差 回帰	情動 情動性1 → 外向性0	.235	.139	+	<b>.304</b>	.028	.104		.033	.001	.083		.002
	情動 情動性2 → 外向性0	-.296	.129	*	<b>-.384</b>	-.103	.102		-.124	.048	.083		.085
	外向 外向性1 → 情動性0	-.241	.099	*	<b>-.185</b>	-.129	.137		-.105	-.035	.212		-.021
	外向 外向性2 → 情動性0	.001	.097		.001	.016	.137		.013	.242	.211		.145
共 分散	ラグ0 情動の 独自性 ↔ 外向の 独自性	-.294	.092	**	<b>-.366</b>	-.237	.138	+	<b>-.201</b>	-.166	.061	**	<b>-.360</b>

注：1) 有意確率において，\*\*\*は0.1%水準，\*\*は1%水準，\*は5%水準，+は10%水準で有意であることを示す。

2) 10%水準以上で有意なパスは，標準化推定値を太字で示している。

### 6-3. PANAS の MDFA

次に，PANAS についても同様に MDFA による分析を行った。個々の DFA のモデル設定は，5.3 節（第 5 章）で説明したのと同じとして，6 名の参加者での因子パターン不変性の下で MDFA を推定した。適合度の指標は， $\chi^2 = 988.384$ ， $df = 773$ ， $p = .000$ ，RMSEA = .047，CFI = .947，GFI = .886，AGFI = .848，AIC = 1494.384（RMSEA は個人数の修正済み；Steiger, 1998）となり，残差系の GFI と AGFI はやや低いが十分なレベルの適合度と判断した。

まず，6 名の参加者に全く同一のラグ 0 からラグ 2 についての測定モデルの推定値を得ることができた（表 6.3）。いずれの推定値も有意であり，個人別に標準化した因子パターンも，十分に大きな値となった。すなわち，各ラグにおいて，ポジティブ気分とネガティブ気分の不変な因子を特定することができたといえる。

表 6.3 PANAS の MDFA の測定モデル

パス			推定値	標準 誤差	標準化推定値					
					A	B	C	D	E	F
ネ ガ テ ィ ブ	ラ グ 0	ネ → びくびくした0	1	(固定)	.680	.391	.688	.631	.769	.662
		ガ → うろたえた0	1.352	.053	.611	.498	.954	.895	.931	.721
		0 → 苦悩した0	1.228	.050	.630	.486	.682	.744	.706	.784
	ラ グ 1	ネ → びくびくした1	1	(固定)	.678	.388	.687	.622	.769	.659
		ガ → うろたえた1	1.352	.053	.609	.494	.954	.891	.931	.719
		1 → 苦悩した1	1.228	.050	.629	.482	.681	.736	.706	.782
	ラ グ 2	ネ → びくびくした2	1	(固定)	.678	.388	.687	.622	.769	.659
		ガ → うろたえた2	1.352	.053	.609	.494	.954	.891	.931	.719
		2 → 苦悩した2	1.228	.050	.629	.482	.681	.736	.706	.782
ポ ジ テ ィ ブ	ラ グ 0	ポ → 活気のある0	1	(固定)	.713	.490	.826	.905	.681	.477
		ジ → 気合の入った0	1.087	.041	.699	.474	.832	.769	.795	.586
		0 → 機敏な0	.881	.034	.650	.523	.613	.782	.738	.450
	ラ グ 1	ポ → 活気のある1	1	(固定)	.715	.487	.833	.907	.676	.475
		ジ → 気合の入った1	1.087	.041	.702	.471	.839	.773	.791	.585
		1 → 機敏な1	.881	.034	.652	.520	.623	.786	.734	.449
	ラ グ 2	ポ → 活気のある2	1	(固定)	.715	.487	.833	.907	.676	.475
		ジ → 気合の入った2	1.087	.041	.702	.471	.839	.773	.791	.585
		2 → 機敏な2	.881	.034	.652	.520	.623	.786	.734	.449

注: 同じ観測変数は、個人間及びラグ間で同値拘束をしている。いずれのパスも0.1%水準で有意である。

次に、この測定モデルの下で、ラグ因子間の関係である構造モデルでは、参加者間には拘束はかけずに自由推定として値を求めた（表 6.4）。また、推定結果を図 6.3 として示す。構造モデルの推定値は、参加者間で類似しているところがあった。まず、ネガティブ気分は、5名においてラグによる影響がみられた。ラグ1とラグ2では自己回帰の係数において、参加者 A（ラグ1：.231）、C（ラグ2：.259）、D（ラグ1：.950）、F（ラグ1：.353）で有意であった。これらの参加者では、ネガティブ気分の持続的な関連性が示された。参加者 E のネガティブ気分（ラグ1：.246、ラグ2：-.178）は、自己回帰の係数の正負が逆転していて、循環的な関連性があった。他方、ポジティブ気分は、参加者 B と D は正の影響（B：.419、D：.208）がみられたが、他の4名には時間的な関連性は見られなかった。交差回帰は、いずれの参加者間でも有意なパスは示されなかった。ネガティブ気分とポジティブ気分は、時間遅れでの相互の影響関係はないと考えられ、異なるダイナミクスで生じていることが示唆された。当日の関連であるラグ0の機会内共分散では、参加者 A で負の影響（-.215）、E で正の影響（.235）、残りの4名においては当日の関連は認められなかった。



表 6.4 PANAS の MDFA の構造モデル

参加者			A				B				C			
			163日間（欠損：1項目）				164日間（欠損：1日）				128日間（欠損：6日）			
パス			推定値	標準誤差	有意確率	標準化推定値	推定値	標準誤差	有意確率	標準化推定値	推定値	標準誤差	有意確率	標準化推定値
自己回帰	ネガ	ネガティブ1 → ネガティブ0	.232	.128	+	<b>.231</b>	.291	.216		.288	.029	.094		.029
		ネガティブ2 → ネガティブ0	.186	.127		.186	-.149	.217		-.147	.260	.095	**	<b>.259</b>
	ポジ	ポジティブ1 → ポジティブ0	.181	.113		.182	.421	.226	+	<b>.419</b>	.122	.105		.125
		ポジティブ2 → ポジティブ0	.164	.114		.165	.006	.226		.006	.138	.104		.142
交差回帰	ネガ	ネガティブ1 → ポジティブ0	.025	.155		.020	-.071	.260		-.050	-.240	.174		-.136
		ネガティブ2 → ポジティブ0	.190	.154		.148	-.003	.263		-.002	-.100	.175		-.057
	ポジ	ポジティブ1 → ネガティブ0	.057	.088		.073	-.001	.152		-.001	-.044	.056		-.079
		ポジティブ2 → ネガティブ0	.083	.089		.107	-.033	.152		-.046	-.003	.056		-.005
共分散	ラグ0	ネガティブの独自性 ↔ ポジティブの独自性	-.059	.032	+	<b>-.215</b>	-.004	.009		-.088	.036	.045		.081

参加者			D				E				F			
			129日間（欠損：8日）				122日間（欠損：12日）				98日間（欠損：なし）			
パス			推定値	標準誤差	有意確率	標準化推定値	推定値	標準誤差	有意確率	標準化推定値	推定値	標準誤差	有意確率	標準化推定値
自己回帰	ネガ	ネガティブ1 → ネガティブ0	.973	.160	***	<b>.950</b>	.246	.107	*	<b>.246</b>	.356	.140	*	<b>.353</b>
		ネガティブ2 → ネガティブ0	-.257	.158		-.251	-.178	.107	+	<b>-.178</b>	-.117	.138		-.116
	ポジ	ポジティブ1 → ポジティブ0	.205	.100	*	<b>.208</b>	.188	.121		.186	.303	.224		.302
		ポジティブ2 → ポジティブ0	.050	.102		.051	-.011	.121		-.010	.053	.229		.053
交差回帰	ネガ	ネガティブ1 → ポジティブ0	.055	.255		.040	.034	.102		.037	.093	.132		.119
		ネガティブ2 → ポジティブ0	-.179	.251		-.129	-.099	.101		-.110	.030	.130		.038
	ポジ	ポジティブ1 → ネガティブ0	-.058	.057		-.081	.055	.123		.049	-.233	.217		-.181
		ポジティブ2 → ネガティブ0	.016	.059		.022	.155	.123		.137	.101	.221		.078
共分散	ラグ0	ネガティブの独自性 ↔ ポジティブの独自性	-.063	.063		-.126	.303	.143	*	<b>.235</b>	-.027	.030		-.150

注：1）有意確率において，\*\*\*は0.1%水準，\*\*は1%水準，\*は5%水準，+は10%水準で有意であることを示す。

2）10%水準以上で有意なパスは，標準化推定値を太字で示している。

#### 6-4. Big 2 と PANAS を結合した MDFA

ここまで複数人の同時分析での特性の時間的構造と状態の時間的構造を検討した。本節では，これらの特性と状態の時間的構造同士の関係性を MDFA で追及してみることにする。

ここでは，特性の代表である Big 2 と状態の代表である PANAS の両方をモデルに含めて，DFA で分析することを試みる。ひとりを対象とした個別 DFA（第 5 章 4 節）と同様に，特性と状態の関係性において 5 つの場合が考えられる。1 つ目は，特性と状態は時間的関連がない。これは，特性と状態の時間的な構造は全く別に体制化されているということである。2 つ目は，特性と状態は同時点での関連のみある。これは，当日同士では特性と状態に関連性があるが，一昨日や昨日からの時間遅れによる影響はないと考えられる。3 つ目は特性から状態への時間的関連があり，特性が状態を駆動しているような関連性である。逆に 4 つ目は状態から特性への時間的影響がある，5 つ目は特性と状態の相互に時間的関連がある。これらは，特性が状態を駆動している時間的構造があるのか，状態が特性を駆動している時間的構造があるのか，その両方であるのかをモデルとして表現したものである。これら

の5つのモデルを、6人同時において構築した。まず、モデル1は「Big 2 と PANAS 間にパスなし」、モデル2は「ラグ0の共分散のみ」、モデル3はラグ0の共分散に加えて「Big 2 から PANAS へパス」、モデル4はラグ0の共分散に加えて「PANAS から Big 2 へパス」、最後に、モデル5はラグ0の共分散に加えて「Big 2 と PANAS の相互にパス」としてモデルを構成した。なお、モデル3でのパスは、ラグ1とラグ2のBig 2の各2因子（計4因子）から、ラグ0のPANASの2因子へそれぞれパスを引くため計8本パスを引いた。モデル4も同様であり、モデル5では相互のために計16本のパスを引いた。MDFA ではこれらのパスを個人それぞれに同様に引いた。

6人同時でのMDFAを試みたところ、参加者A, B, Fにおいて不適解が生じたため、このBig 2 と PANAS を含めた同時分析では、これらの3人は分析から除外せざるを得ないと判断した。これらの3人を除外した参加者C, D, Fの3人同時でのMDFAとすることにした。モデル比較のためのDFAの適合度は、表6.5としてまとめた。Big 2 と PANAS 間では有意となったパスの本数も示した。モデル3のBig 2 から PANAS へのパスは9本（全24本）が有意となり、モデル4のPANAS から Big 2 へのパスは2本（全24本中）が有意となった。また、モデル5では、11本（全54本）が有意であり、そのうち10本はBig 2 から PANAS へのパスであった。モデル1は他のモデルと比較して明確に適合度が悪い。適合度の観点で最良のモデルを検討すると、モデル3「Big 2 から PANAS へパス」が最も良いと判断できた。モデル3の適合度は、 $\chi^2 = 2194.718$ ,  $df = 1666$ ,  $p = .000$ ,  $RMSEA = .052$ ,  $CFI = .934$ ,  $GFI = .762$ ,  $AGFI = .715$ ,  $AIC = 2858.718$ であり、変数が多数のため残差系の指標が悪くなっているが、RMSEAやCFIはやや良いといえ、採用できるモデルと判断した(Mulaik, 2010)。

表 6.5 Big 2 と PANAS を結合した MDFA（参加者 C, D, F）の 5 つのモデルの適合度

モデル	適合度	有意なパス			
		C	D	F	計
1	$\chi^2 = 2552.547$ , $df = 1702$ , $p = .000$ , $RMSEA = .066$ , $CFI = .894$ , $GFI = .737$ , $AGFI = .691$ , $AIC = 3144.547$	-	-	-	-
2	$\chi^2 = 2247.212$ , $df = 1690$ , $p = .000$ , $RMSEA = .054$ , $CFI = .931$ , $GFI = .759$ , $AGFI = .715$ , $AIC = 2863.212$	-	-	-	-
3	$\chi^2 = 2194.718$ , $df = 1666$ , $p = .000$ , $RMSEA = .052$ , $CFI = .934$ , $GFI = .762$ , $AGFI = .715$ , $AIC = 2858.718$	3	3	3	9
4	$\chi^2 = 2228.611$ , $df = 1666$ , $p = .000$ , $RMSEA = .054$ , $CFI = .930$ , $GFI = .760$ , $AGFI = .712$ , $AIC = 2892.611$	2	0	0	2
5	$\chi^2 = 2169.457$ , $df = 1642$ , $p = .000$ , $RMSEA = .052$ , $CFI = .935$ , $GFI = .765$ , $AGFI = .714$ , $AIC = 2881.457$	4 (3, 1)	4 (4, 0)	3 (3, 0)	11 (10, 1)

注1: モデル1は「Big 2とPANAS間にパスなし」、モデル2は「ラグ0の共分散のみ」、  
モデル3は「Big 2からPANASへパス」、モデル4は「PANASからBig 2へパス」、  
モデル5は「Big 2とPANASの相互にパス」である。RMSEAは集団数の修正した値である。

注2: 有意なパスは、Big 2とPANAS間のパスにおいて10%水準以上で有意である  
パスの数を示している。モデル5においては、括弧内に順にBig 2からPANAS  
へのパスの数、PANASからBig 2へのパスの数も示している。

最良のモデルと判断されたモデル3「Big 2 から PANAS へパス」のMDFAの結果について示す。まず、3名の参加者に全く同一のラグ0からラグ2についての測定モデルの推定値

を得ることができた（表 6.6）。いずれの推定値も有意であり，個人別に標準化した因子パターンも十分に大きな値となった。すなわち，各ラグにおいて，Big 2 と PANAS の不変な因子を特定することができたといえる。

表 6.6 Big 2 と PANAS を結合した MDFA（参加者 C, D, F）における測定モデル

Big 5の測定モデル							PANASの測定モデル								
パス		推定値	標準 誤差	参加者			パス		推定値	標準 誤差	参加者				
				C	D	F					C	D	F		
情動性 ラグ0	→ 不安になりやすい0	1	(固定)	.885	.905	.876	ネガティブ ラグ0	→ びくびくした0	1	(固定)	.643	.538	.523		
	→ 悩みがちな0	1.047	.025	.882	.930	.860		→ うろたえた0	1.476	.083	.881	.787	.609		
	→ 心配性な0	.943	.028	.741	.865	.834		→ 苦悩した0	1.891	.105	.825	.872	.912		
情動性 ラグ1	→ 不安になりやすい1	1	(固定)	.884	.904	.877	ネガティブ ラグ1	→ びくびくした1	1	(固定)	.635	.547	.528		
	→ 悩みがちな1	1.047	.025	.881	.929	.861		→ うろたえた1	1.476	.083	.877	.794	.614		
	→ 心配性な1	.943	.028	.739	.864	.835		→ 苦悩した1	1.891	.105	.820	.877	.913		
情動性 ラグ2	→ 不安になりやすい2	1	(固定)	.884	.904	.877	ネガティブ ラグ2	→ びくびくした2	1	(固定)	.635	.547	.528		
	→ 悩みがちな2	1.047	.025	.881	.929	.861		→ うろたえた2	1.476	.083	.877	.794	.614		
	→ 心配性な2	.943	.028	.739	.864	.835		→ 苦悩した2	1.891	.105	.820	.877	.913		
外向性	外向性 ラグ0	→ 陽気な0	1	(固定)	.930	.884	.683	ポジティブ ラグ0	→ 活気のある0	1	(固定)	.846	.861	.517	
		→ 外向的な0	.937	.030	.794	.847	.696		→ 気合の入った0	.993	.043	.773	.715	.522	
		→ 話好きな0	.954	.028	.883	.835	.712		→ 機敏な0	.986	.040	.662	.860	.487	
	外向性 ラグ1	→ 陽気な1	1	(固定)	.931	.883	.698		ポジティブ ラグ1	→ 活気のある1	1	(固定)	.854	.863	.513
		→ 外向的な1	.937	.030	.796	.847	.711			→ 気合の入った1	.993	.043	.783	.719	.518
		→ 話好きな1	.954	.028	.885	.835	.726			→ 機敏な1	.986	.040	.674	.862	.483
	外向性 ラグ2	→ 陽気な2	1	(固定)	.931	.883	.698		ポジティブ ラグ2	→ 活気のある2	1	(固定)	.854	.863	.513
		→ 外向的な2	.937	.030	.796	.847	.711			→ 気合の入った2	.993	.043	.783	.719	.518
		→ 話好きな2	.954	.028	.885	.835	.726			→ 機敏な2	.986	.040	.674	.862	.483

注：同じ観測変数は，ラグ間で同値拘束している。いずれのパスも0.1%水準で有意である。

次に，因子間の関連性は，表 6.7 としてまとめた。また，構造モデルを図 6.4 として示す。Big 2 のモデルにおいては，Big 2 のみでの MDFA での推定値と同様の結果であった。Big 2 と PANAS の関連性について，当日の時間的関連では，情動性とネガティブ気分（C:.815, D:.663, F:.786），外向性とポジティブ気分（C:.781, D:.672, F:.771）でともに正の強い関連が見られた。これらは強い関連が示された。また，外向性とネガティブ気分（C:-.280, D:-.331, F:-.476）は負の関連が示された。これらの当日の時間的関連は，3 人に共通して見出された。参加者 D においては，情動性とポジティブ気分を負の関連（-.350）が示された。

当日で説明される部分あるいは PANAS 自身で説明される部分以外でも，Big 2 からの時間的影響が見出された。参加者 C は，ラグ 1 の情動性がネガティブ気分（-.334）に負の影響をしていて，ラグ 2 の情動性がポジティブ気分（.491）を示していた。外向性は，ラグ 2 からポジティブ気分へ負の影響（-.521）が見られた。参加者 D は，ラグ 2 の情動性がネガティブ気分（.408），同じくラグ 2 の情動性がポジティブ気分（-.600）が見られた。ラグ 1 の外向性がポジティブ気分（.298）を示した。参加者 F では，ラグ 1 の情動性がネガティブ気分（.444），ラグ 2 の情動性がネガティブ気分（-.543）であり，相殺するような関係が示された。また，ラグ 1 の外向性はポジティブ気分（.540）が見られた。



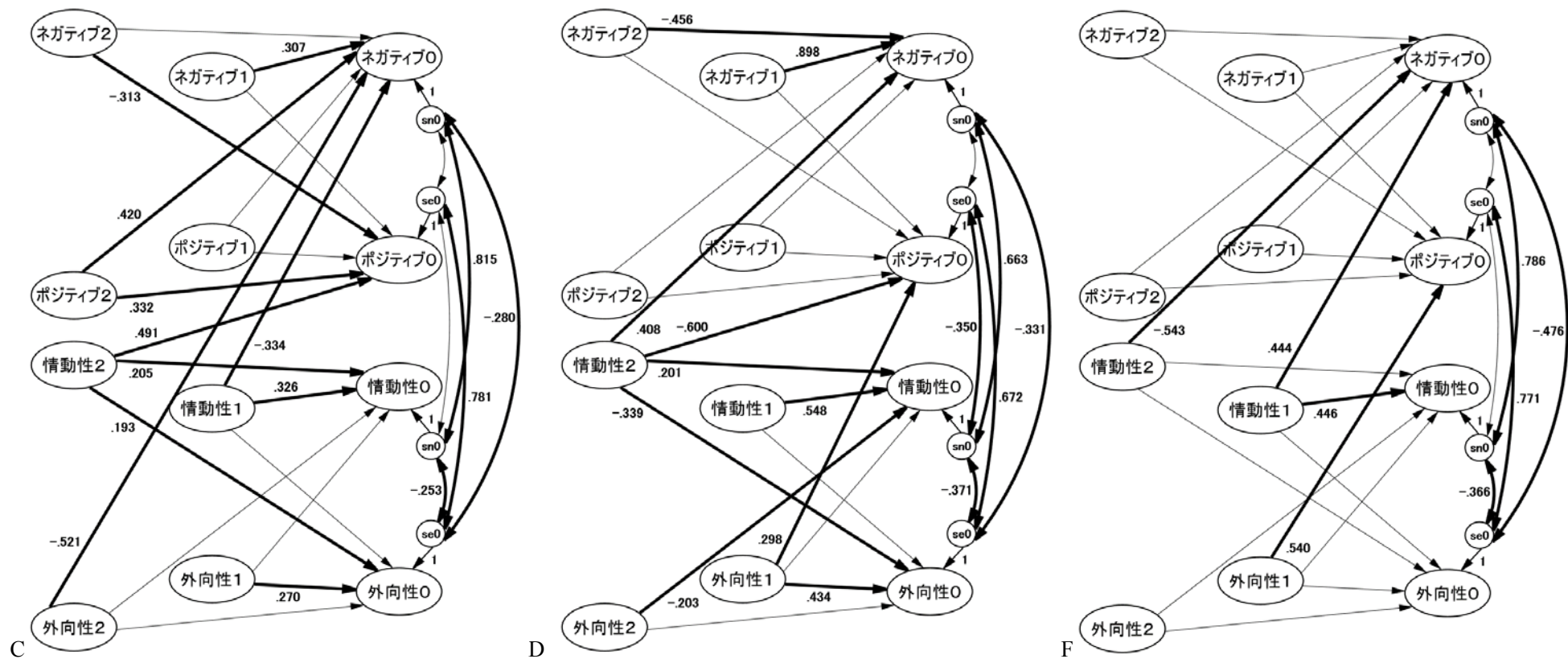


図 6.4 Big 2 と PANAS を結合した MDFA (参加者 C, D, F) の推定結果 (標準化推定値)  
 注: 観測変数とその独自性を省略して主要なパスのみ示していて, 有意なパスを太字としている。

表 6.7 Big 2 と PANAS を結合した MDFA (参加者 C, D, F) の構造モデル

参加者				C				D				F				
				128日間（欠損：6日）				129日間（欠損：8日）				98日間（欠損：なし）				
パス				推定値	標準誤差	有意確率	標準化推定値	推定値	標準誤差	有意確率	標準化推定値	推定値	標準誤差	有意確率	標準化推定値	
B i g S	自己 回帰	情動	情動性1 → 情動性0	.327	.104	**	<b>.326</b>	.550	.125	***	<b>.548</b>	.445	.128	***	<b>.446</b>	
			情動性2 → 情動性0	.206	.105	+	<b>.205</b>	.202	.113	+	<b>.201</b>	-.173	.129		-.173	
		外向	外向性1 → 外向性0	.268	.098	**	<b>.270</b>	.435	.113	***	<b>.434</b>	.189	.146		.196	
			外向性2 → 外向性0	.058	.098		.058	.045	.112		.045	.117	.145		.122	
	交差 回帰	情動	情動性1 → 外向性0	-.007	.117		-.007	.205	.152		.246	.001	.092		.002	
			情動性2 → 外向性0	.212	.117	+	<b>.193</b>	-.282	.139	*	<b>-.339</b>	.045	.092		.073	
		外向	外向性1 → 情動性0	-.011	.086		-.012	-.002	.091		-.002	.151	.199		.098	
			外向性2 → 情動性0	-.050	.087		-.055	-.245	.092	**	<b>-.203</b>	-.016	.201		-.010	
	共分散			ラグ0 情動の 独自性 ↔ 外向の 独自性	-.263	.108	*	<b>-.253</b>	-.294	.091	**	<b>-.371</b>	-.178	.064	**	<b>-.366</b>
	P A N A S	自己 回帰	ネガ	ネガティブ1 → ネガティブ0	.314	.178	+	<b>.307</b>	.878	.220	***	<b>.898</b>	.193	.244		.195
				ネガティブ2 → ネガティブ0	.004	.173		.004	-.446	.229	+	<b>-.456</b>	.395	.271		.400
			ポジ	ポジティブ1 → ポジティブ0	-.070	.175		-.072	.046	.132		.046	.021	.407		.021
ポジティブ2 → ポジティブ0				.322	.182	+	<b>.332</b>	-.110	.132		-.111	.191	.381		.189	
交差 回帰		ネガ	ネガティブ1 → ポジティブ0	.313	.361		.149	.085	.353		.051	.461	.310		.450	
			ネガティブ2 → ポジティブ0	-.656	.357	+	<b>-.313</b>	.338	.363		.203	-.182	.310		-.177	
		ポジ	ポジティブ1 → ネガティブ0	-.058	.080		-.122	-.050	.070		-.086	-.500	.307		-.513	
			ポジティブ2 → ネガティブ0	.198	.085	*	<b>.420</b>	.078	.070		.133	-.077	.270		-.079	
共分散			ラグ0 ネガティブの 独自性 ↔ ポジティブ の独自性	-.007	.039		-.020	-.044	.046		-.124	-.017	.023		-.186	
B i g S と P A N A S の 影響		情動性から ネガティブ	情動性1 → ネガティブ0	-.140	.084	+	<b>-.334</b>	-.046	.103		-.103	.184	.086	*	<b>.444</b>	
			情動性2 → ネガティブ0	.112	.085		.267	.183	.098	+	<b>.408</b>	-.225	.097	*	<b>-.543</b>	
		情動性から ポジティブ	情動性1 → ポジティブ0	-.209	.173		-.242	.255	.192		.335	-.109	.107		-.255	
	情動性2 → ポジティブ0		.423	.176	*	<b>.491</b>	-.456	.178	*	<b>-.600</b>	.169	.117		.395		
	外向性から ネガティブ	外向性1 → ネガティブ0	.020	.070		.053	.001	.072		.003	.241	.164		.377		
		外向性2 → ネガティブ0	-.197	.072	**	<b>-.521</b>	-.055	.074		-.102	.220	.211		.344		
	外向性から ポジティブ	外向性1 → ポジティブ0	.187	.150		.241	.272	.143	+	<b>.298</b>	.359	.218	+	<b>.540</b>		
		外向性2 → ポジティブ0	-.176	.152		-.227	.211	.144		.231	-.058	.267		-.088		
	共分散	ラグ0 情動性の 独自性 ↔ ネガティブ の独自性	.308	.051	***	<b>.815</b>	.198	.043	***	<b>.663</b>	.201	.042	***	<b>.786</b>		
		ラグ0 外向性の 独自性 ↔ ポジティブ の独自性	.717	.118	***	<b>.781</b>	.630	.117	***	<b>.672</b>	.138	.038	***	<b>.771</b>		
		ラグ0 情動性の 独自性 ↔ ポジティブ の独自性	-.079	.087		-.100	-.255	.085	**	<b>-.350</b>	-.043	.048		-.160		
		ラグ0 外向性の 独自性 ↔ ネガティブ の独自性	-.123	.048	*	<b>-.280</b>	-.127	.048	**	<b>-.331</b>	-.081	.026	**	<b>-.476</b>		

注: 1) 有意確率において, \*\*\*は0.1%水準, \*\*は1%水準, \*は5%水準, +は10%水準で有意であることを示す。

2) 10%水準以上で有意なパスは, 標準化推定値を太字で示している。

本章では、複数人を対象とした個人内変動のモデル化を行った。構造方程式モデリングでの多集団同時分析における集団間での因子的不変性の観点から、検証的に集団を比較するための方法論を、複数人の P 技法データに適用した。Big 2 での MDFA では、良い適合度が得られ、個人間での不変性を保った明確な測定モデルを構築することができた。この測定モデルのもとで、循環的な関連性ではなく持続的な関連性が示された。特に、情動性は全員において持続的な影響を示した。PANAS の MDFA でも同様に、6 名の参加者で不変性を保った測定モデルを構築できた。PANAS では、持続的な影響はネガティブ気分かポジティブ気分かのどちらかであることが多かった。また、個人ごとに異なっている様相も示された。これらは、100 日間を超える複数人の測定とその同時分析によって、個人内変動における個人間差異（類似点と相違点）を明らかにすることができた。それと同時に、状態と特性の関係性についても、パーソナリティの理論と整合する結果を MDFA から得ることができた。すなわち、特性のほうが状態よりも、時間経過の中で影響を持続するということである。そして、その中では、特性が状態に影響を及ぼすということである。

付記：本章は、紺田・清水（2015）、紺田（2015）の一部を大幅に加筆修正したものである。

## 第7章 総括

本論文では、100 日程度の質問紙による連続測定を行い、複数個人の日々の変動性を分析するための方法論について、パーソナリティ測定で利用されるのことの多い特性と状態の二つの領域から Big 2（情動性と外向性）と PANAS（ポジティブ気分とネガティブ気分）を取り上げ、それらの変数の日々の変動の概念的な定義との関係も含めて、検討を行った。伝統的に、P 技法因子分析や DFA を用いた研究は、個人内変動についての個人間の比較はなく、ひとりの個人からのデータを分析することに焦点が当てられてきた。複数の個人を対象とした場合でも、個別に独立した分析が行われている（たとえば、Shifren, Hooker, Wood, & Nesselroade, 1997）。その主な理由は、個性記述的アプローチの考え、つまり、変動性の構造やプロセスは個人ごとに異なっているの、ひとりの個人に焦点を当てて詳細に分析を行うことを研究の目的としてきたからであろう（Lamiell, 1981; Nesselroade & Ford, 1985）。その一方で、変動性の構造に関する一般化できる規則性を明らかにするためには、複数の個人の測定を行い、それらを比較検討する法則定立的アプローチが必要となる。本論文では、この両者のアプローチに Big 2 と PANAS の特性と状態を測定する変数から検討を加え、因子的不変性を確保した SEM の同時分析の手法に挑戦した。すなわち、複数個人から収集した P 技法データを対象とした MDFA の方法論に関して、新しい試みを提案した。

### 7-1 本論文の主な結果

心理的な構成概念の議論において、個人内でどれほどの変動があるかはあまり示されていない。測定で使用した Big 5 の 2 つ（情動性と外向性）は、特性論の立場から作成されたものである。そして、状態変数である PANAS も同時に測定を行った。特性には、安定性が期待されている（例えば、Mischel, Shoda, & Ayduk, 2007）。これに対して気分あるいは感情は、変動するという点にその特徴があると考えられている（例えば、Eid & Diener, 1999; Röske & Brose, 2013）。このような安定性に関しては、R 技法に時間軸を組み合わせた縦断的研究からその性質が報告されている（たとえば、清水 1997; 清水・山本, 2008）。本論文では、パーソナリティの特性レベルであっても、時間経過の中でこれを固定的に捉えず、安定的でありながらもある程度の変動が生じるものと仮定した。

心理学で取り扱う構成概念あるいは変数では、安定性を仮定するものが多く、日々のなかで変動する変数については、信頼性の面から疑問を提示されることもあった。P 技法による測定において検討したように、時系列データでは、それぞれの測定された項目が日々変動している。その変動の構造は、Big 2 でも PANAS においても P 技法因子分析からも、R 技法の結果を確認することができたように、信頼できないものではない。ひとりの個人の気分の日々の変動からも、多数の人を対象とする場合と同様の測定モデルを確認すること

ができたわけである。この結果は、不安定な測定とみなされることのある日々の変動からも、潜在する因子を探索することが出来ることを明らかにしたともいうことができる。

変動性の構造を DFA に加えて、MDFA において検討した。MDFA により日々の変動という方法から、特性と状態のそれぞれと、そして、それらの相互の関係について、新しい知見を提供することができた。すなわち、MDFA の自己回帰の係数（個人における安定性とも考えられる）は概ね高い係数が得られ、Big 2 では、持続的な影響を示す傾向を特定することができた。これに対して、PANAS では、持続的な影響はネガティブ気分かポジティブ気分かのどちらかであることが多かった。これらは、日々の変動性は、循環的な構造ではなく持続的な構造であり、時点間が遠ざかるにつれてその関係性は減衰していくというシンプルな構造が保たれていることを示唆していた。一方で、一昨日と昨日でのパスの係数が逆転していて相殺するような関係性を示す個人もいた。また、状態の PANAS よりも、特性の Big 2 の持続的影響が大きいことが参加者に共通していた。特性の Big 2 と状態の PANAS を結合した分析では、Big 2 から PANAS への影響関係を特定することができた。つまり、特性は状態よりも安定的な構造があり、状態を駆動するような関係性となっていることが示唆された。これは、パーソナリティ研究における特性と状態の理論的観点 (Mischel, Shoda, & Ayduk, 2007) と整合する結果を MDFA から得ることができたと言える。すなわち、特性のほうが状態よりも、時間経過の中で影響を持続するということである。他方、パスの推定値の大きさは参加者で異なることが見出された。すなわち、過去の日々からどの程度の大きさでキャリーオーバーするのかには個別性があることを示していた。

心理学では、Big 2 のようなパーソナリティ特性は、日々一貫して外にあらわれる行動の原因としての潜在する変数と考えられてきた。このような潜在する変数を追求するには、日々の変動は測定上の有害なもの（あるいは攪乱要因）とみなされる場合がある。一方で、変動性もまたパーソナリティの一つの側面であるという考え方もできる (Cattell, 1973)。この点については議論の分かれるところではある (Chmielewski & Watson, 2009; Nesselroade & Featherman, 1997)。しかしながら、本論文での 100 日間を超える複数個人の測定において、観測変数からみえる個人内での一貫した変動の様相と、潜在変数からみえる個人に共通して特定された構造を考慮すれば分かるように、変動性もまた個人が有するパーソナリティの一つの側面と考えることができるのでないだろうか。1 日単位での時間経過として、パーソナリティが相互に影響を与えるということは解釈が難しい面もあり、今後の課題として残されている部分はあるが、変動していることを示していながらも安定的であり、パーソナリティ研究において、これまで示されてきたことと整合的であると考えることができる。

複数人を対象とした DFA の適用において、Nesselroade, Gerstorf, Hardy, & Ram (2007) は、不変な因子パターンを特定することができなかったことから、因子間に不変な構造を想定するという伝統的な因子的不変性の文脈からは乖離したアイデアを提案したために Hamaker (2007) や Schaie (2007) などから批判を受けた。彼らの結果とそれに引き続く Schaie (2007) の議論は、MDFA の使用を躊躇させるものでもあった。本論文では、最も構造が

明確である構成概念を対象として、MDFA の前処理として P 技法因子分析（探索的因子分析）の結果から変数の選択をおこなった。このことが、MDFA を行うのに有用であったようである。Big 2 の一部の逆転項目は機能を果たさず除外することとなったが、項目の意味の上では構成概念は保たれており、不変性の高い因子パターンをすべての参加者において確認することができた。このように、Big 2 および PANAS のそれぞれでの MDFA では 6 人を対象として適切な結果を得ることができた。ただし、Big 2 と PANAS を結合したモデルでは、MDFA の適用した人数は 3 人となった。モデルが大きくなると推定が難しいようでありこの点は今後の課題である。しかし、不変性を保った測定モデルを構成することができたことを考えると、MDFA が特別にユニークな方法というわけではなく、伝統的な因子分析の発展の文脈にしっかりと位置しているといえるであろう。個性記述とはこのような方法で検証された因子を対象に行われるべきではないだろうか。

## 7-2 本論文の限界と課題

特性に加えて、状態としての気分の測定を行った。一般に、気分は、社会的活動や経験など、いろいろな出来事により影響を受ける（Watson, 2000; Röcke, Li, & Smith, 2009）。たとえば、受験や就職活動を行っていればネガティブ気分が高いままに時間が経過するだろう。旧友に再会すればポジティブ気分が高まるであろう。本論文では、毎日の出来事の影響について取り扱うことができなかった。ただし、100 日程度の測定期間において、ポジティブ気分に影響する出来事とネガティブ気分に影響する出来事が相殺されることが期待されると考えられる。今後の課題として、心理変数のみならず、相互作用のある変数を取り込むことを行うことが重要であることを指摘しておきたい。

本論文での DFA のモデルでは、時系列の性質（平均や異なる時点間の共分散）が時間の推移によって変化しないという定常性を仮定していた。すなわち、測定期間内において一定の過程が存在することを想定していたわけである。しかし、時間経過で時系列の性質が変化していないとの仮定は必ずしも妥当ではない可能性も考えられる。定常性が仮定しにくい場合には、回帰分析により線形トレンドを推定して、これを除去した残差に対して DFA を行うこともある（Wood & Brown, 1994）。また、定常性を仮定しない（非定常）での DFA も提案され、実際のデータに適用されている（Molenaar, Sinclair, Rovine, Ram, & Corneal, 2009）。これについては、今後の検討課題としたい。

縦断的なデータを分析するモデルとして、構造方程式モデリングでの方法論の提案がなされてきた。自己回帰モデル（autoregressive model: Jöreskog, 1979; Rogosa, 1979 など）や縦断的因子分析モデル（longitudinal factor analysis model: Jöreskog, 1979; Tisak & Meredith, 1990; Hertzog, 1990）、潜在成長モデル（latent growth model; McArdle, 1986, 1988; McArdle & Epstein, 1987）、潜在変化モデル（latent change model; McArdle & Nesselroade, 1994）、変化の質と量のモデル化（清水, 2008a, 2008b）、潜在差得点モデルの拡張（清水, 2011; 清水・三保・紺田・

花井・山本, 2011) など検討が進められてきている。十分に大きな調査参加者を対象に、個人間差異の測定から個人内変化の測定へと心理測定の理論は、ここで紹介したように、構造方程式モデリングをモデル化の中心とすることによって大きく展開してきた。縦断的な研究では、厳格な調査機会管理の下で、十分に大きな標本の収集を行う。心理的な発達過程での時間管理として代表的な方法は、誕生日での調査である(村田, 1989)。発達段階での生活上での出来事、例えば、入学や進学、あるいは、学期開始時などのタイミングを捉える方法もある。このような誕生日などの参照時間は、成長モデルの推定に重要な役割を演じている(Boker & Nesselroade, 2002; Boker, Neale, & Rausch, 2004)。ひとの心理的な変化は、このようなタイミングに合わせるように起きるわけではない。そして、出来事にも個人差がある。調査機会間に起きていることを詳細に知る方法論として、今後においては、DFA をこのようなモデル群に組み込むことができるのではないだろうか。

DFA のパラメータの推定に関しては、議論がある。Amos での DFA の実行は、ラグ共分散行列を対象にした最尤法による推定である。時系列データでは、最尤法が前提としているデータの独立性の仮定を乱しているので、独立した多変量正規分布を前提とする因子分析や構造方程式モデリングとは相容れない点がある(川崎, 2001)。そのため、多変量正規分布を仮定しない最小二乗法での推定を Browne & Zhang (2005) は推奨している。心理学の測定では、観測変数の得点には独自性(実施状況や社会的望ましさなど)が含まれていて、因子分析法やその発展である構造方程式モデリングはこの独自性に対処する強力な分析方法である。DFA のシミュレーションにおいて最尤法が妥当な推定値を与えることが示されている(Zhang, Hamaker, & Nesselroade, 2008; Hamaker, Dolan, & Molenaar, 2002; Molenaar & Nesselroade, 1998)。時系列の動的過程を考える際にも、柔軟なモデル化が行える構造方程式モデリングでの潜在変数において検討することのほうが、より生産的なものではなかと考えられる。その他に推定方法としては、カルマンフィルタやベイズ推定なども提案されてきている(Chow, Tang, Yuan, Song, & Zhu, 2011; Zhang, Hamaker, & Nesselroade, 2008)。しかしながら、MDFA での測定モデルの値は、P 技法因子分析での因子パターンに類似しており、解釈可能な結果であろう。方法論的には、さらなる検討を待つべきところもあるが、複数個人で測定した P 技法データを法則定立的にも個性記述的にも取り扱うためには、変動性という観点から個人の特徴を捉えることができる DFA は有効なものであるといえよう。

欠損値の処理において、本論文では前後の日の平均を代入した。時系列での欠損は、測定機会が多くなるにつれて非回避なものである。DFA では、横断的研究での欠損のある場合に行うリストワイズのような処理を行うことができない。欠損値の処理は、ひとつの仮説を入れている(北川, 2005) ことにもなる。欠損値の取扱も今後の課題である。

DFA の適用するためには、100 日前後の日数が必要となる。実際の測定を行う際にこれは厳しい制約となる。今後、測定日数が短くても DFA を行うことが望ましい。この点に関しては、付録 C で示しているように、観測変数を小包化したり、測定モデルを 1 つの因子にのみ負荷するようにモデル構築したりすることにより、推定するパラメータ数

を少なくすることが有効ではないだろうか。条件が揃えば、100 日以下でも適用が可能であると考え。また、P 技法においても、十分に大きな人数を対象にデータを収集することが望ましいが、参加者への負担が極端に重く、実際的にはなかなか困難である。表 3.1.3（第 3 章）に示したように、特に日本においては参加者の人数が少ないのが現状である。そのため、本研究のように、少数のボランティアに調査機会間の日々に起きる変化のベースラインの情報を得ることから始めることとなろう。調査方法の工夫とモデル間の関連を追求できる内容と合わせて検討をすることを今後の課題としたい。

### 7-3 本論文の意義と今後

DFA の 1 つの利点は、“個人”と“変動”を扱うことができることである。個人の変動性への注目、W. Stephenson (1936) などによって始まった (Mroczek, Almeida, Spiro III, Pafford, 2006)。そして、A. L. Baldwin (1942; 1946; 1950) や R. B. Cattell (1943; 1946) によって、心理学の分析方法論として洗練された。さらに、Cattell, Cattell, & Rhymer (1947) により、P 技法因子分析が実践された。個人の変動性を扱う P 技法因子分析は、パーソナリティの新たな側面を写し出しており、診断的な意義があると指摘されてきた (Cattell, 1951b; Cattell, & Luborsky, 1950)。その発展である DFA は、個人を継続的に測定して、より精緻な統計的手法で、個人内変動を扱うことができる。DFA がもたらす情報は豊富になっている。

本論文では、P 技法による測定により、個人内変動についての検討を行った。R 技法のように 1 時点での測定では、ある A 日に測定するか、あるいは、別の B 日に測定するかによって、その人の得点は変わってしまう可能性がある。多人数の集団全体から考えれば、この個人が A 日の得点であろうと、B 日の得点であろうと、それとは関係なく集団の結論を出すことになる。それは、集団全体としては相殺されるからである。しかし、1 回だけの測定からこの個人について判断を行うならば、A 日の得点か B 日の得点かで判断が異なる場合がある。多人数の R 技法での平均と 1 標準偏差の位置から比較して、A 日は標準内として判断されるかもしれないが、B 日の得点であれば集団平均から離れているため、ネガティブ気分が高い人であると判断されるかもしれない。しかし、図 4.1~4.4（第 4 章参照）の尺度得点の推移で示したように、それぞれの参加者で様々に異なる個人内変動の様相を持っている。変動幅の大きい人もいれば小さい人もいた。気分だけでなくパーソナリティの測定においても個人は変動していて、測定日は A 日でも B 日でもありえる。このように、その人の変動がどれくらいかわからなければ、R 技法による集団全体の平均や標準偏差からみて、個々人の査定や予測を行うことは誤った判断になる恐れがあると考えられる。交換可能な個人という仮定 (Sterba & Bauer, 2010) を置くことには慎重であるべきであろう。このように考えると、P 技法での測定は、個人の変動や変容の過程を捉えるために必要な方法論といえよう。

これらの個人の検討では、集団での比較する必要がないということを意味しているわけ



ではない。MDFA での検討は、測定変数の共通の基礎を確保したうえで、ダイナミクスの構造の違いを明らかにすることができた。MDFA では、不変性を保った測定モデルを構築できた。個人を相対的に比較することも可能である。最も持続するダイナミクスを持っている個人を特定することができる。このように、個人内変動の個人間差異、つまり、集団において個人を検討することが、Cattell が想定しているような特性における共通特性と独自特性の違いを明らかにする一つの方法論と言えるのではないだろうか。また、DFA によって検討できるのは、Sterba & Bauer (2010) が個人志向理論の立場から整理した「個人特異性」、「パターン要約性」、「全体論」、「パターン節約性」の 4 つポイントであるとされる。本論文では、MDFA により、「個人内変化における個人間差異」も実際に検討ができた。残りの「複雑な相互作用」に関しても、MDFA の発展的なモデルなどで検討ができるのではないだろうか。

古典的テスト理論における真の得点は、参加者にわたって不変である妥当性と信頼性のある指標 (Lord & Novick, 1968) であり、信頼性のある母集団として構造的部分を含んでいとされる。つまり、真の得点は母集団において定義されてきた。Molenaar (2006) も指摘していて、本論文でひとりの個人においても因子構造を捉えることができたように、個人内変動にも構造的な部分を含んでいる。真の得点は、個人内変動にも含まれるのではないだろうか。R 技法は、個人間変動 (inter-individual variation) を扱っていて、(母) 集団の情報であり、P 技法は、個人内変動 (intra-individual variation) を対象としていて、(母) 個人の情報である。今後、P 技法と R 技法の有機的に融合させた調査分析を実行することができれば、心理学の研究が豊かな知見を提示することができるのではないだろうか。そのことが、Cattell (1946) が提起した「人×変数×機会」の 3 次元立方体のデータボックスの意義と考えられる。

最近になって、SEM の枠組みにおける DFA の推定に、完全情報最尤推定法 (full information maximum likelihood method) を活用しようとする新しい動きがある。Voelkle, Oud, von Oertzen, & Lindenberger (2012) は、任意の人数  $N$  と時点  $T$  での DFA を完全情報最尤推定法によって推定することを試みている。欠損値の処理においてしばしば使用される完全情報最尤推定による方法は、個人ごとに尤度関数を構成して推定を行うことで、任意の人数と時点での DFA 推定を可能とする。この完全情報最尤法では、個人ごとに尤度関数を構成するために、このようなブロック・トープリッツ形式を構成する処理は必要とせず、直接的に推定を行うことになる。その結果として、最尤法の有する統計的性質に基づく推定を行うことができる。この完全情報最尤法を用いて、Voelkle, Brose, Schmiedek, & Lindenberger (2014) では、個人間 (inter-individual) と個人内 (intra-individual) を統一的に推定していくことを提案している。つまり、多数の人数を縦断的に測定したデータにおいて同時に分析を行う方法論である。この方法の応用として実践においては、気分を対象として個人間と個人内を統一的に分析する研究を行っている (Brose, Voelkle, Lövdén, Lingnerberger, & Schmiedek, 2015)。また、二者関係での DFA の適用 (Ferrer & Nesselroade, 2003;

小高・紺田, 2015) などのモデルの拡張も検討されてきている。これらの方法論は, R. B. Cattell のデータボックスを統一的に分析することを可能とすると考えられる。

## 引用文献

- Allemand, M., Zimprich, D., & Hertzog, C. (2007). Cross-sectional age differences and longitudinal age changes of personality in middle adulthood and old age. *Journal of Personality*, 75, 323-358.
- Allport, G. W. (1961). *Pattern and growth in personality*. New York: Holt, Rinehart & Winston.
- Anderson, T. W. (1963). The use of factor analysis in the statistical analysis of multiple time series. *Psychometrika*, 28, 1-24.
- 浅野 長一郎 (1971). 因子分析法通論 共立出版株式会社
- Baltes, P. B., Reese, H. W., & Nesselroade, J. R. (1977). *Life-span developmental psychology: Introduction to research methods*. Monterey, CA: Brooks/Cole.
- Bergman, L. R., & Magnusson, D. (1997). A person-oriented approach in research on developmental psychopathology. *Development and Psychopathology*, 9, 291-319.
- Boker, S. M., Neale, M. C., & Rausch, J. (2004). Latent differential equation modeling with multivariate multi-occasion indicators. In K. van Montfort, J. Oud, & A. Satorra (Eds.), *Recent developments on structural equation models: Theory and applications* (pp.151-174). Dordrecht, The Netherlands: Kluwer.
- Boker, S. M., & Nesselroade, J. R. (2002). A method for modeling the intrinsic dynamics of intraindividual variability: Recovering the parameters of simulated oscillators in multi-wave panel data. *Multivariate Behavioral Research*, 37, 127-160.
- Baldwin, A. L. (1942). Personal structure analysis: A statistical method for investigating the single personality. *Journal of Abnormal and Social Psychology*, 37, 163-183.
- Baldwin, A. L. (1946). The study of individual personality by means of the intra-individual correlation. *Journal of Personality*, 14, 151-169.
- Baldwin, A. L. (1950). Statistical problems in the treatment of case histories. *Journal of Clinical Psychology*, 6, 6-12.
- Bollen, K. A. (1989). *Structural equation with latent variables*. New York: Wiley.
- Borsboom, D., & Dolan, C. V. (2007). Theoretical equivalence, measurement invariance, and the idiographic filter. *Measurement: Interdisciplinary Research and Perspectives*, 5, 236-243.
- Brillinger, D. R. (1975). *Time series: Data analysis and theory*. New York: Holt, Rinehart & Winston.
- Brose, A., Voelkle, M. C., Lövdén, M., Lingenberger, U., & Schmiedek, F. (2015). Differences in the between-person and within-person structures of affect are a matter of degree. *European Journal of Personality*, 29, 55-71.
- Browne, M. W., & Nesselroade, J. R. (2005). Representing psychological processes with dynamic

- factor models: Some promising uses and extensions of autoregressive moving average time series model. In A. Maydeu-Olivares, & J. J. McArdle (Eds.), *Contemporary psychometrics: A festschrift for Roderick P. McDonald* (pp.415-452). Mahwah, NJ: Lawrence Erlbaum.
- Browne, M. W., & Zhang, G. (2005). DyFA: Dynamic factor analysis of lagged correlation matrices, version 2.03 [Computer software and manual]. Retrieved from <http://faculty.psy.ohio-state.edu/browne/software.php>
- Browne, M. W., & Zhang, G. (2007). Developments in the factor analysis of individual time series. In R. Cudeck, & R. C. MacCallum (Eds.), *Factor analysis at 100: Historical developments and future directions* (pp.265-291). Mahwah, NJ: Lawrence Erlbaum.
- Cattell, R. B. (1943). The description of personality I. Foundations of trait measurement. *Psychological Review*, 50, 559-594.
- Cattell, R. B. (1946). Basic methods for delimiting and measuring common and unique traits. In R. B. Cattell (Ed.), *Description and measurement of personality* (pp. 92-130). World Book Company.
- Cattell, R. B. (1951a). On the disuse and misuse of P, Q, Qs and O techniques in clinical psychology. *Journal of Clinical Psychology*, 7, 203-214.
- Cattell, R. B. (1951b). P-technique, a new method for analyzing the structure of personal motivation. *Transactions of the New York Academy of Sciences*, 14, 29-34.
- Cattell, R. B. (1952a). The three basic factor analytic research designs — Their interrelationships and derivatives. *Psychological Bulletin*, 49, 499-520.
- Cattell, R. B. (1952b). P-technique factorization and the determination of individual dynamic structure. *Journal of Clinical Psychology*, 8, 5-10.
- Cattell, R. B. (1956a). A shortened “basic English” version (Form C) of the 16PF questionnaire. *Journal of social psychology*, 44, 257-278.
- Cattell, R. B. (1956b). Validation and intensification of the sixteen personality factor Questionnaire. *Journal of clinical psychology*, 12, 205-214.
- Cattell, R. B. (1963). The structure of change by P-technique and incremental R-technique. In C. W. Harris (Ed.), *Problems in measuring change* (pp.167-198). Madison, WI: University of Wisconsin Press.
- Cattell, R. B. (1966). The data box: Its ordering of total resources in terms of possible relational systems. In R. B. Cattell (Ed.), *Handbook of Multivariate Experimental Psychology* (pp.67-128). Chicago: Rand McNally.
- Cattell, R. B. (1973). *Personality and mood by questionnaire*. Oxford, England: Jossey-Bass.
- Cattell, R. B., & Burdsal, J. R. (1975). The radial parcel double factoring design: A solution to item vs. parcel controversy. *Multivariate behavioral research*, 10, 165-179.
- Cattell, R. B., & Luborsky, L. B. (1950). P-technique demonstrated as a new clinical method for determining personality and symptom structure. *Journal of General Psychology*, 42, 3-24.

- Cattell, R. B., Cattell, A. K. S., & Rhymer, R. M. (1947). P-technique demonstrated in determining psychophysical source traits in a normal individual. *Psychometrika*, 12, 267-288.
- Chmielewski, M., & Watson, D. (2009). What is being assessed and why it matters: The impact of transient error on trait research. *Journal of personality and Social Psychology*, 97, 186-202.
- Chow, S.-M., Ho, M. R., Hamaker, E. L., & Dolan, C. V. (2010). Equivalence and differences between structural equation modeling and state-space modeling techniques. *Structural Equation Modeling*, 17, 303-332.
- Chow, S., M., Nesselroade, J. R., Shifren, K., & McArdle, J. J. (2004). Dynamic structure of emotions among individuals with Parkinson's disease. *Structural Equation Modeling*, 11, 560-582.
- Chow, S.-M., Zu, J., Shifren, K., & Zhang, G. (2011). Dynamic factor analysis models with time-varying parameters. *Multivariate Behavioral Research*, 46, 303-339.
- Chow, S.-M., Tang, N., Yuan, Y., Song, X., & Zhu, H. (2011). Bayesian estimation of semiparametric nonlinear dynamic factor analysis models using the Dirichlet process prior. *British Journal of Mathematical and Statistical Psychology*, 64, 69-106.
- Costa, P. T., & McCrae, R. R. (1992). Four ways five factors are basic. *Personality and Individual Differences*, 13, 653-665.
- Credé, M., Harms, P., Niehorster, S., & Gaye-Valentine, A. (2012). An evaluation of the consequences of using short measures of the Big Five personality traits. *Journal of Personality and Social Psychology*, 102, 874-888.
- Cronbach, L. J. (1949). *Essentials of psychological testing* (2nd ed.). New York: Harper.
- Engle, R. F., & Watson, M. W. (1981). A one-factor multivariate time series model of metropolitan wage rates. *American Statistical Association*, 76, 774-781.
- Epstein, S. (1979). The stability of behavior: I. On predicting most of the people much of the time. *Journal of Personality and Social Psychology*, 37, 1097-1126.
- von Eye, A., & Bogat, K. (2006). Person-oriented and variable-oriented research: Concepts, results, and development. *Merrill-Palmer Quarterly*, 52, 390-420.
- Ferrer, E. (2007). Application of dynamic factor analysis to affective processes in dyads. In A. D. Ong, & M. H. M. van Dulmen (Eds.), *Oxford handbook of methods in positive psychology* (pp.41-58). New York: Oxford University Press.
- Ferrer, E., & Nesselroade, J. R. (2003). Modeling affective processes in dyadic relations via dynamic factor analysis. *Emotion*, 3, 344-360.
- Ferrer, E., & Widaman, K. (2008). Dynamic factor analysis of dyadic affective processes with intergroup differences. In N. A. Card, J. P. Selig, & T. D. Little (Eds.), *Modeling dyadic and interdependent data in the developmental and behavioral sciences* (pp. 107-137). New York: Routledge.

- Ferrer, E., & Zhang, G. (2009). Time series models for examining psychological processes: Applications and new developments. In Roger E. Millsap & Albert Maydeu-Olivares (Eds.), *The SAGE handbook of quantitative methods in psychology* (pp.637-657). London: Sage.
- Fisher, A. J., Newman, M. G., & Molenaar, P. C. M. (2011). A quantitative method for the analysis of nomothetic relationships between idiographic structures: Dynamic patterns create attractor states for sustained posttreatment change. *Journal of Consulting and Clinical Psychology*, 79, 552-563.
- 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, 1011-1027.
- Fleeson, W., & Jolley, S. (2006). A proposed theory of the adult development of intraindividual-variability in trait-manifesting behavior. In D.K. Mroczek & T.D. Little (Eds.), *The handbook of personality development* (pp.41-59). Mahwah, NJ: Erlbaum.
- Forni, M., Hallin, M., Lippi, M., & Reichlin, L. (2000). The generalized dynamic-factor model: Identification and estimation. *The Review of Economics and Statistics*, 82, 540-554.
- Friedman, B. H., & Santucci, A. K. (2003). Idiodynamic profiles of cardiovascular activity: A P-technique approach. *Integrative Physiological & Behavioral Science*, 38, 295-315.
- Geweke, J. (1977). The dynamic factor analysis of economic time-series models. In D. J. Aigner, & A. S. Goldberger (Eds.), *Latent variable in socio-economic models* (pp.365-383). Amsterdam: North-Holland.
- Ghisletta, P., Nesselroade, J. R., Featherman, D. L., & Rowe, J. W. (2002). Structure and predictive power of intraindividual variability in health and activity measures. *Swiss Journal of Psychology*, 61, 73-83.
- Gosling, S. D., Rentfrow, P. J., & Swann Jr., W. B. (2003). A very brief measure of the Big-Five personality domains, *Journal of Research in Personality*, 37, 504-528.
- 南風原 朝和 (2005). 統計学と心理学——個を重視する統計学の観点から—— 下山晴彦 (編) 心理学の新しいかたち 1 心理学論の新しいかたち(pp.139-160) 誠信書房
- Hamaker, E. L. (2007). How to inspect fruit, *Measurement: Interdisciplinary Research and Perspectives*, 5, 250-253.
- Hamaker, E. L., Dolan, C. V., & Molenaar, P. C. M. (2002). On the nature of SEM estimates of ARMA parameters. *Structural Equation Modeling*, 9, 347-368.
- Hamaker, E. J., Dolan, C. V., & Molenaar, P. C. M. (2005). Statistical modeling of the individual: Rationale and application of multivariate stationary time series analysis. *Multivariate Behavioral Research*, 40, 207-233.
- Harvey, A. C. (1981). *Time series models*. Philip allan publishers limited, Oxford. (ハーベイ A. C. 国友直人・山本拓 (訳) (1985). 時系列モデル入門 東京大学出版会)
- Hawley, P. H., & Little, T. D. (2003). Modeling intraindividual variability and change in

- bio-behavioral developmental processes. In B. Pugeseck, A. Tomer, & A. von Eye (Eds.), *Structural equations modeling: Applications in ecological and evolutionary biology research* (pp.143-170). Cambridge, England: Cambridge University Press.
- Hershberger, S. L., Corneal, S. E., & Molenaar, P. C. M. (1994). Dynamic factor analysis: An application to emotional response patterns underlying daughter/father and stepdaughter/stepfather relationships. *Structural Equation Modeling*, 2, 31-52.
- Hertzog, C. (1990). On the utility of structural equation models for 137 developmental research. In P. B. Baltes, & D. L. Featherman (Eds.), *Life-span development and behavior* (Vol. 10, pp.257-290). Hillsdale, NJ: Lawrence Erlbaum.
- Holtzman, W. H. (1962). Methodological issues in P-technique, *Psychological Bulletin*, 59, 243-256.
- Holtzman, W. H. (1963). Statistical models for the study of change in the single case. In C. W. Harris (Ed.), *Problems in measuring change* (pp. 199-211). Madison, WI: University of Wisconsin Press.
- Horn, J. L., & McArdle, J. J. (1992). A practical guide to measurement invariance in research on aging, *Experimental Aging Research*, 18, 117-144.
- Huang, J.-J., Tzeng, G.-H., & Ong, C.-S. (2006). A novel algorithm for dynamic factor analysis. *Applied Mathematics and Computation*, 175, 1288-1297.
- 池田 央 (1994). 現代テスト理論 朝倉書店
- Ilies, R., Dimotakis, N., & Watson, D. (2010). Mood, blood pressure, and heart rate at work: An experience-sampling study. *Journal of Occupational Health Psychology*, 15, 120-130.
- 伊藤 隆二 (1968). P 技法による脳損傷者の人格構造の分析 臨床心理学研究, 7, 137-147.
- Jones, C. J. (2007). P-technique factor analysis as a tool for exploring psychological health. In A. D. Ong, & M. H. M. van Dulmen (Eds.), *Oxford handbook of methods in positive psychology* (pp.3-11). New York: Oxford University Press.
- Jones, C. J., & Meredith, W. (1996). Patterns of personality change across the life span. *Psychological and Aging*, 11, 57-65.
- Jones, C. J., & Nesselroade, J. R. (1990). Multivariate, replicated, single-subject, repeated measures designs and P-technique factor analysis: A review of intraindividual change studies. *Experimental Aging Research*, 16, 171-183.
- Jöreskog, K. G. (1970). Estimation and testing of simplex models. *British Journal of Mathematical and Statistical Psychology*, 23, 121-145.
- Jöreskog, K. G. (1971). Simultaneous factor analysis in several populations. *Psychometrika*, 36, 409-426.
- 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.

- Jöreskog, K. G., & Sörbom, D. (1988). LISREL 7—A guide to the program and applications (2nd ed.). Chicago: SPSS.
- Judge, T. A., Ilies, R., & Scott, B. A. (2006). Work-family conflict and emotions: Effects at work and at home. *Personnel Psychology*, 59, 779-814.
- Kam, C., & Meyer, J. P. (2012). Do optimism and pessimism have different relationships with personality dimensions? A re-examination. *Personality and Individual Differences*, 52, 123-127.
- 柏木 繁男 (1997). 性格の評価と表現——特性5因子論からのアプローチ—— 有斐閣ブックス
- 川崎 能典 (2001). 多変量時系列に対する主成分・因子分析 統計数理, 49, 109-131.
- Kettunen, J., & Ravaja, N. (2000). A comparison of different time series techniques to analyze phasic coupling: A case study of cardiac and electrodermal activity. *Psychophysiology*, 37, 395-408.
- Kim, J. E., & Nesselroade, J. R. (2003). Relationships among social support, self-concept, and wellbeing of older adults: A study of process using dynamic factor models. *International Journal of Behavioral Development*, 27, 49-65.
- Kim, J., Nesselroade, J. R., & McCullough, M. E. (2009). Dynamic factor analysis of worldviews/religious beliefs and well-being among older adults. *Journal of adult development*, 16, 87-100.
- Kishton, J. M., & Widaman, K. F. (1994). Unidimensional verses domain representative parceling of questionnaire items: An empirical example. *Educational and Psychological Measurement*, 54, 757-765.
- 北川 源四郎 (2005). 時系列解析入門 岩波書店
- 紺田 広明 (2008). 攻撃性の下位次元の探索と関係性のモデル化—因子分析と構造方程式モデリングを適用して— 関西大学大学院心理学研究科心理学叢誌, 1, 13-22.
- 紺田 広明 (2010). Amos による動的因子分析——R によるブロック・トープリッツ行列の構成と DAFS モデルの推定—— 関西大学大学院心理学研究科心理学叢誌, 3, 9-22.
- 紺田 広明 (2011). 動的因子分析における適切な測定日数の探索——多変量時系列における小包化の効果—— 関西大学大学院心理学研究科心理学叢誌, 6, 27-38.
- 紺田 広明 (2015). 機会×変数×人からなるデータボックスの研究方法の発展——時系列データを中心にして—— 関西大学大学院心理学研究科心理学叢誌, 14, 41-54.
- 紺田 広明・清水 和秋 (2009). 動的因子分析による個人内変動のモデル化——PANAS の 129 日間の測定から—— 日本心理学会第 73 大会発表論文集, 496.
- 紺田 広明・清水 和秋 (2010a). 動的因子分析による複数個人の個人内変動のモデル化——多集団同時分析での因子的不変性の方法を応用して—— 日本心理学会第 74 回大会発表論文集, 462.
- 紺田 広明・清水 和秋 (2010b). 複数人を対象とした動的因子分析——100 日程度の Big Five



- 項目の測定と個人内変動のモデル化—— 日本行動計量学会第 38 回大会抄録集, 180-183.
- 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, 69-80.
- 小高 恵・紺田 広明 (2015). 中学生の母娘関係の日々の相互作用の一分析——動的因子分析を適用して—— 青年心理学研究, 26, 109-128.
- Lamiell, J. T. (1981). Toward an idiographic psychology of personality, *American Psychologist*, 36, 276-289.
- Lane, S. P., & Shrout, P. E. (2010). Abstract: Assessing the reliability of within-person change over time: A dynamic factor analysis approach. *Multivariate Behavioral Research*, 45, 1027.
- Lebo, M. A., & Nesselroade, J. R. (1978). Intraindividual differences dimensions of mood change during pregnancy identified in five P-technique factor analyses, *Journal of Research in Personality*, 12, 205-224.
- Loehlin, J. C. (2004). *Latent variable models: An introduction to factor, path, and structural equation analysis* (4th ed.). Mahwah, NJ: Lawrence Erlbaum.
- Loehlin, J. C. (2007). Comment on Nesselrode, Gerstorf, Hardy, & Ram, "Idiographic filters for psychological constructs": Another kind of discrepancy to think about. *Measurement: Interdisciplinary Research and Perspectives*, 5, 245-247.
- Lord, F. M. & Novick, M. R. (1968). *Statistical theories of mental test scores*. Reading, MA: Addison-Wesley.
- Luborsky, L., & Mintz, J. (1972). The contribution of P-technique to personality, psychotherapy, and psychosomatic research. In R. M. Dreger (Ed.), *Multivariate personality research: Contributions to the understanding of personality in honor of Raymond B. Cattell* (pp. 387-410). LA: Claitor's Publishing Division.
- Marsh, H.W., Hau, K.T., & Grayson, D. (2005). Goodness of fit in structural equation models. In A. Maydeu-Olivares, & J. J. McArdle (Eds.), *Contemporary psychometrics: A festschrift for Roderick P. McDonald* (pp.415-452). Mahwah, NJ: Erlbaum.
- McArdle, J. J. (1986). Latent variable growth within behavior genetic models. *Behavior Genetics*, 16, 163-200.
- McArdle, J. J. (1988). Dynamic but structural equation modeling of repeated measures data. In J. R. Nesselroade, & R. B. Cattell (Eds.), *Handbook of multivariate experimental psychology* (2nd ed.) (pp.561-614). New York, NY: Plenum Press
- McArdle, J. J. & Epstein, D. (1987). Latent growth curves within developmental structural equation models. *Child development*, 58, 110-133.
- McArdle, J. J. & Nesselroade, J. R. (1994). Structuring data to study development and change. In S. H. Cohen, & H. W. Reese (Eds.), *Life-span developmental psychology methodological*

- contributions* (pp.223-268). Hillsdale, NJ: Erlbaum.
- Meredith, W. (1964). Notes on factorial invariance. *Psychometrika*, 29, 177-185.
- Meredith, W. (1993). Measurement invariance, factor analysis and factorial invariance. *Psychometrika*, 58, 525-543.
- 三保 紀裕・清水 和秋・紺田 広明・青木 貴寛 (2014). SEM 適合度指標と適合度の報告 (2) ——心理学研究と教育心理学研究を対象として—— 日本心理学会第 78 回大会発表論文集, 523.
- Mischel, W., Shoda, Y., & Ayduk, .O. (2007). *Introduction to personality: Toward an integrative science of the person* (8th ed.). New York: John Wiley & Sons. (ミッシエル, W.・ショウダ, Y.・アイダック, O. 黒沢 香・原島雅之 (監訳) (2010). パーソナリティ心理学——全体としての人間の理解—— 培風館)
- Molenaar, P. C. M. (1985). A dynamic factor model for the analysis of multivariate time series. *Psychometrika*, 50, 181-202.
- Molenaar, P. C. M. (2004). A manifesto on psychology as idiographic science: Bringing the person back into scientific psychology, this time forever. *Measurement*, 2, 201-218.
- Molenaar, P. C. M. (2006). Can psychology be a quantitative science, or is Kant right after all? Normative issues in psychometrics. In L. Smith, & J. Vonèche (Eds.), *Norms in human development* (pp.211-219). Cambridge: Cambridge University Press.
- Molenaar, P. C. M. (2006). The future of dynamic factor analysis in psychology and biomedicine. *Bull. Soc. Sci. Med.*, 2, 201-213.
- Molenaar, P. C. M. (2009). Commentary on "Idiographic filters for psychological constructs. *Measurement: Interdisciplinary Research and Perspectives*, 7, 13-16.
- Molenaar, P. C. M. (2010). Testing all six person-oriented principles in dynamic factor analysis. *Development and Psychopathology*, 22, 255-259.
- Molenaar, P. C. M., & Nesselroade, J. R. (1998). A comparison of pseudo-maximum likelihood and asymptotically distribution-free dynamic factor analysis parameter estimation in fitting covariance-structure models to block-Toeplitz matrices representing single-subject multivariate time-series. *Multivariate Behavioral Research*, 33, 313-342.
- Molenaar, P. C. M., & Nesselroade, J. R. (2001). Rotation in the dynamic factor modeling of multivariate stationary time series. *Psychometrika*, 66, 99-107.
- Molenaar, P. C. M., & Nesselroade, J. R. (2009). The recoverability of P-technique factor analysis. *Multivariate Behavioral Research*, 44, 130-141.
- Molenaar, P. C. M., & Ram, N. (2009). Advances in dynamic factor analysis of psychological processes. In J. Valsiner, P. C. M. Molenaar, M. C. D. P. Lyra, & N. Chaudhary (Eds.), *Dynamic process methodology in the social and developmental sciences* (pp.255-268). Berlin, Heidelberg: Springer science + Business media.

- Molenaar, P. C. M., Sinclair, K. O., Rovine, M. J., Ram, N., & Corneal, S. E. (2009). Analyzing developmental processes on an individual level using nonstationary time series modeling. *Developmental Psychology*, 45, 260-271.
- Mroczek, D. K., Almeida, D. M., Spiro III A., & Pafford, C. (2006). Modeling intraindividual stability and change in personality. In D. K. Mroczek, & T. D. Little (Eds.), *Handbook of personality development* (pp.163-180). Mahwah, New Jersey: Lawrence Erlbaum Associates.
- Mulaik, S. A. (2010). *Linear causal modeling with structural equations*. New York: Chapman & Hall/CRC.
- Mumma, G. H. (2004). Validation of Idiosyncratic cognitive schema in cognitive case formulations: An intraindividual idiographic approach. *Psychological Assessment*, 16, 211-230.
- Mumma, G. H. (2011). Validity issues in cognitive-behavioral case formulation. *European Journal of Psychological Assessment*, 27, 29-49.
- Mumma, G., H., & Mooney, S. R. (2007). Comparing the validity of alternative cognitive case formulations: A latent variable, multivariate time series approach. *Cognitive Therapy and Research*, 31, 451-481.
- 村田 孝次 (1989). 生涯発達心理学の課題 培風館
- Musher-Eizenman, D. R., Nesselroade, J. R., & Schmitz, B. (2002). Perceived control and academic performance: A comparison of high- and low-performing children on within-person change patterns. *International Journal of Behavioral Development*, 26, 540-547.
- 中野 貴博 (2002). 自覚的コンディショニングの系列的変動の分析評価 筑波大学大学院博士課程体育科学研究科 <<http://www.tulips.tsukuba.ac.jp/limedio/dlam/B22/B2283119/1.pdf>> (2008年3月26日).
- 中野 貴博・西嶋 尚彦 (2002). 女子大学競泳選手のコンディショニング変動における因子構造の不変性 体育測定評価研究, 1, 35-43.
- 中野 貴博・山田 剛史・西嶋 尚彦 (2003). 動的因子分析法によるコンディショニング変動の要因構造分析 体育学研究, 48, 369-381.
- 中野 貴博 (2009). 個人の追跡データの因子分析 子どもと発育発達, 7, 4-8.
- 西嶋 尚彦・中野 貴博・山田 剛史 (2000). 単一事例研究法を用いた自覚的コンディショニング変動の統計的分析 体育学研究, 45, 619-631.
- Nesselroade, J. R. (1991). Interindividual differences in intraindividual change. In L. M. Collins, & J. L. Horn (Eds.), *Best methods for the analysis of change* (pp.92-105). Washington, DC: American Psychological Association.
- Nesselroade, J. R. (2002). Elaborating the differential in differential psychology. *Multivariate Behavioral Research*, 37, 543-561.
- Nesselroade, J. R. & Featherman, D. L. (1997). Establishing a reference frame against which to chart age-related changes. In M. A. Hardy (Ed.), *Studying aging and social change: Conceptual and*

- methodological issues* (pp.191-205), Thousand Oaks, California: SAGE Publications.
- Nesselroade, J. R., & Ford, D. H. (1985). P-technique comes of age: Multivariate, replicated, single subject designs for research on older adults, *Research on Aging*, 7, 46-80.
- Nesselroade, J. R., & Ghisletta, P. (2003). Structuring and measuring change over the life span. In U. M. Staudinger, & U. Lindenberger (Eds.), *Understanding human development: Dialogues with lifespan psychology* (pp. 317-337). Dordrecht, Netherlands: Kluwer Academic Publishers.
- Nesselroade, J. R., & Molenaar, P. C. M. (1999). Pooling lagged covariance structures based on short, multivariate time series for dynamic factor analysis. In R. H. Hoyle (Ed.), *Statistical strategies for small sample research* (pp.223-250). Thousand Oaks, CA: SAGE Publications.
- Nesselroade, J. R., & Molenaar, P. C. M. (2010). Analyzing intra-person variation: Hybridizing the ace model with P-technique factor analysis and the idiographic filter. *Behavior Genetics*, 40, 776-783.
- Nesselroade, J. R., Gerstorf, D., Hardy, S. A., & Ram, N. (2007). Idiographic filters for psychological constructs. *Measurement*, 5, 217-235.
- Nesselroade, J. R., McArdle, J. J., Aggen, S. H., & Meyers, J. M. (2002). Dynamic factor analysis models for representing process in multivariate time-series. In D. S., Moskowitz, & S. L. Hershberger (Eds.), *Modeling Intraindividual Variability with Repeated Measures Data: Methods and applications* (pp.235-265). Mahwah, NJ: Lawrence Erlbaum Associates.
- 西嶋 尚彦・中野 貴博 (2002). トップコンディションを準備する オペレーションズ・リサーチ, 47, 148-154.
- Nurmi, J.-E., Salmela-Aro, K., Keskivaara, P., & Näätänen, P. (2008). Confidence in work-related goals and feelings of exhaustion during a therapeutic intervention for burnout: A time-series approach. *Journal of Occupational and Organizational Psychology*, 81, 277-297.
- 沖本 竜義 (2010). 経済・ファイナンスデータの計量時系列分析 朝倉書店
- Ong, A. D., Horn, J. L., & Walsh, D. A. (2007). Stepping into the light: Modeling the intraindividual dimensions of hedonic and eudaemonic well-being. In A. D. Ong, & M. H. M. van Dulmen (Eds.), *Oxford handbook of methods in positive psychology* (pp.12-25). New York: Oxford University Press.
- 大西 佐一 (1964). P 技法による人格構造の因子分析Ⅱ 心理学研究, 34, 285-294.
- 大西 佐一・松山 安雄 (1961). P-技法による人格構造の因子分析 心理学研究, 31, 349-358.
- Peña, D., & Poncela, P. (2006). Dimension reduction in multivariate time series. In Balakrishnan, N., Enrique, Castillo, José María, & Sarabia (Eds.), *Advances in distribution theory, order statistics, and inference* (pp.433-458). Boston: Birkhäuser.
- R Core Team (2015). R: A language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. URL <http://www.R-project.org/>.
- Ram, N., Rabbitt, P., Stollery, B., & Nesselroade, J. R. (2005). Cognitive performance inconsistency:

- Intraindividual change and variability, *Psychology and Aging*, 20, 623-633.
- Rausch, J. R. (2009). Investigating change in intraindividual factor structure over time. *Applied Psychological Measurement*, 33, 266-284.
- Rogosa, D. (1979). Causal models in longitudinal research: Rationale, formulation, and interpretation. In J. R. Nesselroade, & P. B. Baltes (Eds.), *Longitudinal research in the study of behavior and development* (pp.263-302). New York, NY: Academic Press.
- Roberts, B. W., & Mroczek, D. (2008). Personality trait change in adulthood. *Current Directions in Psychological Science*, 17, 31-35.
- Robins, R. W., Fraley, R. C., Roberts, B. W., & Trzesniewski, K. (2001). A longitudinal study of personality change in young adulthood. *Journal of Personality*, 69, 617-640.
- Röcke, C., Li, S. C., & Brose, A. (2013). Intraindividual variability and stability of affect and well-being: Short-term and long-term change and stabilization. *GeroPsych*, 26, 185-199.
- Röcke, C., Li, S. C., & Smith, J. (2009). Intraindividual variability in positive and negative affect over 45 days: Do older adults fluctuate less than young adults? *Psychology and Aging*, 24, 863-878.
- Russell, R. L., Jones, M. E., & Miller, S. A. (2007). Core process components in psychotherapy: A synthetic review of P-technique studies. *Psychotherapy Research*, 17, 273-291.
- Russell, R., Shirk, S., & Jungbluth, N. (2008). First-session pathways to the working alliance in cognitive-behavioral therapy for adolescent depression. *Psychotherapy Research*, 18, 15-27.
- Sarkar, D. (2009). lattice: Lattice Graphics. R package version 0.17-25.  
<http://CRAN.R-project.org/package=lattice>
- Schaie, K. W. (2007). Where is the individual? Comments on Nesselroade, Gerstorf, Hardy and Ram, *Measurement: Interdisciplinary Research and Perspectives*, 5, 243-245.
- 生和 秀敏 (1972). 内田・クレペリン精神作業曲線の因子分析的研究——P・O-技法の適用による個人内変異の検討—— 心理学研究, 43, 176-187.
- Sbarra, D. A., & Ferrer, E. (2006). The structure and process of emotional experience following nonmarital relationship dissolution: Dynamic factor analyses of love, anger, and sadness. *Emotion*, 6, 224-238.
- 佐藤 徳・安田 朝子 (2001). 日本語版 PANAS の作成 性格心理学研究, 9, 138-139.
- Shifren, K., & Hooker, K. (2007). The structure of daily positive affect for persons with Parkinson's disease. In A. D. Ong, & M. H. M. van Dulmen (Eds.), *Oxford handbook of methods in positive psychology* (pp.29-40). New York: Oxford University Press.
- Shifren, K., Hooker, K., Wood, P., & Nesselroade, J. R. (1997). Structure and variation of mood in individuals with Parkinson's disease: A dynamic factor analysis, *Psychological and Aging*, 12, 328-339.
- 清水 和秋 (1997). 状態不安—特性不安尺度の縦断的同時分析——中学生男子と女子とを対

- 象として—— 関西大学社会学部紀要, 28, 75-103.
- 清水 和秋 (1999). 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, 1-47.
- 清水 和秋 (2003). 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, 83-108.
- 清水 和秋 (2008a). 変化の質と量のモデル化——古典的テスト理論からの訣別—— 日本心理学会第 72 回大会発表論文集, 448.
- 清水 和秋 (2008b). 変化の質と量のモデル化——その 2 : 縦断 2 集団間での因子と独自性の平均構造—— 日本教育心理学会第 50 回総会発表論文集, 114.
- 清水 和秋 (2011). 専門高校でのキャリア教育の介入効果とその定着の解析——6 回のキャリア縦断調査から—— 職業とキャリア教育, 18, 11-16.
- 清水 和秋・花井 洋子 (2008). キャリア意思決定の安定性と変化そして不安との関連——大学 1・2 年生を対象とした半年間隔での縦断調査から—— キャリア教育研究, 26, 19-30.
- 清水 和秋・三保 紀裕・紺田 広明・花井 洋子・山本 理恵 (2011). 心理的变化のモデル化——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, 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, 35-67.
- 清水 和秋・三保 紀裕・紺田 広明・青木 貴寛 (2014). SEM 適合度指標と適合度の報告 (1) ——心理学研究と教育心理学研究を対象として—— 日本心理学会第 78 回大会発表論文集, 521.
- Siegler, R. S. (1994). Cognitive variability: A key to understanding cognitive development. *Current Directions in Psychological Science*, 3, 1-5.
- Small, B., Hertzog, C., Hultsch, D. F., & Dixon, R. A. (2003). Instability after only 6 years? A longitudinal confirmatory factor analysis of NEO personality inventory. *Journal of Gerontology, Series B: Psychological Science and Social Science*, 58, 166-176.
- Steiger, J. H. (1998). A note on multiple sample extensions of the RMSEA fit index. *Structural Equation Modeling*, 5, 411-419.
- Steiger, J. H., & Lind, J. C. (1980). Statistically-based tests for the number of common factors. *Paper presented at the Annual Spring Meeting of the Psychometric Society* (Iowa City, Iowa).
- Stephenson, W. (1936). Correlating persons instead of tests. *Character and Personality*, 4, 17-24.
- Sterba, S. K., & Bauer, D. J. (2010). Matching method with theory in person-oriented developmental

- psychopathology research. *Development and Psychopathology*, 22, 239-254.
- 高橋 雅春・高橋 依子 (1993). 臨床心理学序説 ナカニシヤ出版
- 田崎 勝也・二ノ宮 卓也 (2013). 日本人のレスポンス・スタイル：構造方程式モデリングを用いた探索的研究 社会心理学研究, 29, 75-85.
- Tisak, J., & Meredith, W. (1990). Longitudinal factor analysis. In A. von Eye (Ed.), *Statistical methods in longitudinal research* (pp.125-149). Boston: Academic Press. Trapnell, P. D., & Wiggins, J. S. (1990). Extension
- Toyoda, H. (1997). Time series factor analysis model: Factors generated by autoregression and moving average process. *Sociological Theory and Methods*, 12, 1-14.
- 豊田 秀樹 (2000). 共分散構造分析 [応用編]——構造方程式モデリング—— 朝倉書店
- 豊田 秀樹 (編著) (2007). 共分散構造分析[Amos 編] ——構造方程式モデリング—— 東京図書
- 辻 平治郎(編) (1998). 5 因子性格検査の理論と実際——ころろをはかる 5 つのものさし—— 北大路書房
- 鶴巻 俊江・齋藤 実・竹村 雅裕・岩井 浩一・河野 一郎 (2007). 単一事例研究法を用いた車いすマラソン選手のコンディショニングに関する研究 筑波技術大学テクノレポート, 14, 169-175.
- Vandaele, W. (1983). *Applied time series and Box-Jenkins models*. Academic press, INC. (ヴァンデール, W.・蓑谷千風彦・廣松毅 (訳) (1988). 時系列入門——ボックス・ジェンキンスモデルの応用—— 多賀出版)
- Vandenberg, R. J., & Lance, C. E. (2000). A review and synthesis of the measurement invariance literature: Suggestions, practices, and recommendations for organizational research. *Organizational Research Methods*, 3, 4-70.
- Velicer, W. F., & Plummer, B. A. (1998). Time series analysis in historiometry: A comment on Simonton. *Journal of Personality*, 66, 477-486.
- Vittengl, J. R., Clark, L. A., Kraft, D., & Jarrett, R. B. (2005). Multiple measures, methods, and moments: A factor-analytic investigation of change in depressive symptoms during acute-phase cognitive therapy for depression. *Psychological Medicine: A Journal of Research in Psychiatry and the Allied Sciences*, 35, 693-704.
- Voelkle, M. C., Oud, J. H. L., von Oertzen, T., & Lindenberger, U. (2012). Maximum likelihood dynamic factor modeling for arbitrary N and T using SEM. *Structural Equation Modeling*, 19, 329-350.
- Watson, D. (2000). *Mood and temperament*. New York: The Guilford press.
- Watson, D. (2009). Locating anger in the hierarchical structure of affect: Comment on Carver and Harmon-Jones (2009). *Psychological Bulletin*, 135, 205-208.
- Watson, D., Clark, L. A., & Tellegen, A. (1988). Development and validation of brief measures of

- positive and negative affect: The PANAS scales. *Journal of Personality and Social Psychology*, 54, 1063-1070.
- Weijters, B., Baumgartner, H., & Schillewaert, N. (2013). Reversed item bias: An integrative model. *Psychological Methods*, 18, 320-334.
- Widaman, K. F., & Grimm, K. J. (2009). Invariance or noninvariance, that is the question. *Measurement: Interdisciplinary Research and Perspectives*, 7, 8-12.
- Wilhelm, P., & Schoebi, D. (2007). Assessing mood in daily life: Structural validity, sensitivity to change, and reliability of a short-scale to measure three basic dimensions of mood. *European Journal of Psychological Assessment*, 23, 258-267.
- Wood, P., & Brown, D. (1994). The study of intraindividual differences by means of dynamic factor models: Rationale, implementation, and interpretation. *Psychological Bulletin*, 116, 166-186.
- 山田 剛史 (2003). 多変量時系列シングルケースデータの解析の試み 日本教育心理学会第45回総会発表論文集, 186.
- Zhang, Z. (2006). Codes for Mplus using MLE based on block-Toeplitz to estimate Dynamic factor models. Retrieved August 31, 2009, from <http://www.psychstat.org/us/article.php/71.htm>.
- Zhang, G., & Browne, M. W. (2010a). Bootstrap standard error estimates in dynamic factor analysis. *Multivariate Behavioral Research*, 45, 453-482.
- Zhang, G., & Browne, M. W. (2010b). Dynamic factor analysis with ordinal manifest variables. In S. Chow, E. Ferrer, & F. Hsieh (Eds.), *Statistical methods for modeling human dynamics: An interdisciplinary dialogue* (pp.241-263). NY: Taylor and Francis Group.
- Zhang, G., Chow, S.-M., & Ong, A. D. (2011). A sandwich-type standard error estimator of SEM models with multivariate time series. *Psychometrika*, 76, 77-96.
- Zhang, Z., Hamaker, E. L., & Nesselroade, J. R. (2008). Comparisons of four methods for estimating a dynamic factor model. *Structural Equation Modeling*, 15, 377-402.



## 謝辞

清水 和秋先生（関西大学社会学部）には，学部時代から大学院時代を通じてご指導を頂きて，深く感謝致します。心理学の研究に興味を持ち，心理測定学の分野に足を踏み入れることができたのも，そして，本論文の完成に至ったのも，清水先生のご指導によるものです。誠に有難うございました。

また，清水ゼミ出身者である，小高 恵先生（太成学院大学人間学部），三保 紀裕先生（京都学園大学経済経営学部）には，本論文に目を通して頂き，ご意見を頂きました。心から感謝致します。

## 付録

### 付録 A. SEM でのモデル特定のための DFA の共分散構造の展開

本論文での DFA モデルであるプロセス因子分モデル PFA (2, 0) の共分散構造は以下のようになる。Zhang, Hamaker, & Nesselroade (2008) にならいラグ 2 での展開をする。

まず, Zhang et al. (2008) では DFA のモデル式を次のように表現している。

$$\tilde{\mathbf{y}}_t = \tilde{\mathbf{A}}\tilde{\mathbf{f}}_t + \tilde{\mathbf{e}}_t \quad (\text{Zhang et al., 2008; 16 式})$$

$$\tilde{\mathbf{f}}_t = \tilde{\mathbf{B}}\tilde{\mathbf{f}}_t + \tilde{\mathbf{v}}_t \quad (\text{Zhang et al., 2008; 17 式})$$

(16)式が測定モデルであり, (17)式が構造モデルである。ここで,  $p=2$  の場合は次の通りである。

$$\tilde{\mathbf{y}}_t = \begin{pmatrix} \mathbf{y}_{t-2} \\ \mathbf{y}_{t-1} \\ \mathbf{y}_t \end{pmatrix}, \quad \tilde{\mathbf{A}} = \begin{pmatrix} \mathbf{A} & & \\ & \mathbf{A} & \\ & & \mathbf{A} \end{pmatrix}, \quad \tilde{\mathbf{f}}_t = \begin{pmatrix} \mathbf{f}_{t-2} \\ \mathbf{f}_{t-1} \\ \mathbf{f}_t \end{pmatrix}, \quad \tilde{\mathbf{e}}_t = \begin{pmatrix} \mathbf{e}_{t-2} \\ \mathbf{e}_{t-1} \\ \mathbf{e}_t \end{pmatrix}, \quad \tilde{\mathbf{B}} = \begin{pmatrix} \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{B}_2 & \mathbf{B}_1 & \mathbf{0} \end{pmatrix}, \quad \tilde{\mathbf{v}}_t = \begin{pmatrix} \mathbf{f}_{t-2} \\ \mathbf{f}_{t-1} \\ \mathbf{v}_t \end{pmatrix}$$

以上のように, 超行列内の部分ベクトルの大きさは,  $(3 \times 1)$ , 部分行列の大きさは  $(3 \times 3)$  である。

共分散構造を求める。

$$\Sigma = \text{Cov}(\tilde{\mathbf{y}}_t) = E[\tilde{\mathbf{y}}_t \tilde{\mathbf{y}}_t']$$

$$= E[(\tilde{\mathbf{A}}\tilde{\mathbf{f}}_t + \tilde{\mathbf{e}}_t)(\tilde{\mathbf{f}}_t' \tilde{\mathbf{A}}' + \tilde{\mathbf{e}}_t')]$$

$$= \tilde{\mathbf{A}}E[\tilde{\mathbf{f}}_t \tilde{\mathbf{f}}_t']\tilde{\mathbf{A}}' + E[\tilde{\mathbf{e}}_t \tilde{\mathbf{e}}_t']$$

(17) 式を変形した  $\tilde{\mathbf{f}}_t = (\mathbf{I} - \tilde{\mathbf{B}})^{-1} \tilde{\mathbf{v}}_t$  を代入し,

$$= \tilde{\mathbf{A}}E[(\mathbf{I} - \tilde{\mathbf{B}})^{-1} \tilde{\mathbf{v}}_t \tilde{\mathbf{v}}_t' (\mathbf{I} - \tilde{\mathbf{B}})^{-1}] \tilde{\mathbf{A}}' + E[\tilde{\mathbf{e}}_t \tilde{\mathbf{e}}_t']$$

$$= \tilde{\mathbf{A}}(\mathbf{I} - \tilde{\mathbf{B}})^{-1} E[\tilde{\mathbf{v}}_t \tilde{\mathbf{v}}_t'] (\mathbf{I} - \tilde{\mathbf{B}})^{-1} \tilde{\mathbf{A}}' + E[\tilde{\mathbf{e}}_t \tilde{\mathbf{e}}_t']$$

$$= \tilde{\mathbf{A}}(\mathbf{I} - \tilde{\mathbf{B}})^{-1} \tilde{\mathbf{\Omega}}(\mathbf{I} - \tilde{\mathbf{B}})^{-1} \tilde{\mathbf{A}}' + \tilde{\mathbf{Q}}$$

となる。ここで,  $\tilde{\mathbf{\Omega}}$  は, 因子  $\mathbf{f}_t$  は同時点では同一の分散共分散, また独自性  $\mathbf{v}_t$  とは関連しないと仮定して,

$$\tilde{\mathbf{\Omega}} = E[\tilde{\mathbf{v}}_t \tilde{\mathbf{v}}_t'] = E \left[ \begin{pmatrix} \mathbf{f}_{t-2} \\ \mathbf{f}_{t-1} \\ \mathbf{v}_t \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \mathbf{f}_{t-2}' & \mathbf{f}_{t-1}' & \mathbf{v}_t' \end{pmatrix} \right] = \begin{pmatrix} E[\mathbf{f}_{t-2} \mathbf{f}_{t-2}'] & E[\mathbf{f}_{t-2} \mathbf{f}_{t-1}'] & E[\mathbf{f}_{t-2} \mathbf{v}_t'] \\ E[\mathbf{f}_{t-1} \mathbf{f}_{t-2}'] & E[\mathbf{f}_{t-1} \mathbf{f}_{t-1}'] & E[\mathbf{f}_{t-1} \mathbf{v}_t'] \\ E[\mathbf{v}_t \mathbf{f}_{t-2}'] & E[\mathbf{v}_t \mathbf{f}_{t-1}'] & E[\mathbf{v}_t \mathbf{v}_t'] \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \mathbf{\Omega}_0 & \mathbf{\Omega}_1 & \mathbf{0} \\ \mathbf{\Omega}_1 & \mathbf{\Omega}_0 & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{D} \end{pmatrix} \text{である。}$$

ここで,  $\mathbf{\Omega}_i$  ( $i=0, 1, \dots, L-1$ ) はラグ  $i$  での因子  $\mathbf{f}_t$  の分散共分散行列,  $\mathbf{D}$  は独自性  $\mathbf{v}_t$  の分散共分散行列である。

また,  $\tilde{\mathbf{Q}}$  は同時点では同一分散, 時点が異なる場合は関連しないと仮定して,

$$\tilde{Q} = E[\tilde{e}_t \tilde{e}_t'] = E \left( \begin{pmatrix} e_{t-2} \\ e_{t-1} \\ e_t \end{pmatrix} \begin{pmatrix} e_{t-2}' & e_{t-1}' & e_t' \end{pmatrix} \right) = \begin{pmatrix} E[e_{t-2} e_{t-2}'] & E[e_{t-2} e_{t-1}'] & E[e_{t-2} e_t'] \\ E[e_{t-1} e_{t-2}'] & E[e_{t-1} e_{t-1}'] & E[e_{t-1} e_t'] \\ E[e_t e_{t-2}'] & E[e_t e_{t-1}'] & E[e_t e_t'] \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} Q & 0 & 0 \\ 0 & Q & 0 \\ 0 & 0 & Q \end{pmatrix}$$

である。ただし、分析に合わせてこの仮定は緩めている。

$$\tilde{A}(\mathbf{I} - \tilde{B})^{-1} \tilde{\Omega}(\mathbf{I} - \tilde{B})^{-1'} \tilde{A}' + \tilde{Q}$$

$$\begin{aligned} &= \begin{pmatrix} A & & \\ & A & \\ & & A \end{pmatrix} \left( \begin{pmatrix} I & & \\ & I & \\ & & I \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ B_2 & B_1 & 0 \end{pmatrix} \right)^{-1} \begin{pmatrix} \Omega_0 & \Omega_1 & 0 \\ \Omega_1 & \Omega_0 & 0 \\ 0 & 0 & D \end{pmatrix} \left( \begin{pmatrix} I & & \\ & I & \\ & & I \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ B_2 & B_1 & 0 \end{pmatrix} \right)^{-1'} \begin{pmatrix} A & & \\ & A & \\ & & A \end{pmatrix}' + \begin{pmatrix} Q & 0 & 0 \\ 0 & Q & 0 \\ 0 & 0 & Q \end{pmatrix} \\ &= \begin{pmatrix} A & & \\ & A & \\ & & A \end{pmatrix} \begin{pmatrix} I & 0 & 0 \\ 0 & I & 0 \\ -B_2 & -B_1 & I \end{pmatrix}^{-1} \begin{pmatrix} \Omega_0 & \Omega_1 & 0 \\ \Omega_1 & \Omega_0 & 0 \\ 0 & 0 & D \end{pmatrix} \begin{pmatrix} I & 0 & 0 \\ 0 & I & 0 \\ -B_2 & -B_1 & I \end{pmatrix}^{-1'} \begin{pmatrix} A' & & \\ & A' & \\ & & A' \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} Q & 0 & 0 \\ 0 & Q & 0 \\ 0 & 0 & Q \end{pmatrix} \end{aligned}$$

となる。ブロック三角行列の逆行列の公式 (D.A.ハーヴェイル著「統計のための行列代数 上」p.104 補助定理 8.5.2) より、

$$\begin{pmatrix} I & 0 & 0 \\ 0 & I & 0 \\ -B_2 & -B_1 & I \end{pmatrix}^{-1} = \begin{pmatrix} I & 0 & 0 \\ 0 & I & 0 \\ B_2 & B_1 & I \end{pmatrix}$$

であるので、 $\Sigma$ は、

$$\begin{aligned} &= \begin{pmatrix} A & & \\ & A & \\ & & A \end{pmatrix} \begin{pmatrix} I & 0 & 0 \\ 0 & I & 0 \\ B_2 & B_1 & I \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \Omega_0 & \Omega_1 & 0 \\ \Omega_1 & \Omega_0 & 0 \\ 0 & 0 & D \end{pmatrix} \begin{pmatrix} I & 0 & B_2' \\ 0 & I & B_1' \\ 0 & 0 & I \end{pmatrix} \begin{pmatrix} A' & & \\ & A' & \\ & & A' \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} Q & 0 & 0 \\ 0 & Q & 0 \\ 0 & 0 & Q \end{pmatrix} \\ &= \begin{pmatrix} A & 0 & 0 \\ 0 & A & 0 \\ AB_2 & AB_1 & A \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \Omega_0 & \Omega_1 & 0 \\ \Omega_1 & \Omega_0 & 0 \\ 0 & 0 & D \end{pmatrix} \begin{pmatrix} A' & 0 & B_2' A' \\ 0 & A' & B_1' A' \\ 0 & 0 & A' \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} Q & 0 & 0 \\ 0 & Q & 0 \\ 0 & 0 & Q \end{pmatrix} \\ &= \begin{pmatrix} A\Omega_0 & A\Omega_1 & 0 \\ A\Omega_1 & A\Omega_0 & 0 \\ AB_2\Omega_0 + AB_1\Omega_1 & AB_2\Omega_1 + AB_1\Omega_0 & AD \end{pmatrix} \begin{pmatrix} A' & 0 & B_2' A' \\ 0 & A' & B_1' A' \\ 0 & 0 & A' \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} Q & 0 & 0 \\ 0 & Q & 0 \\ 0 & 0 & Q \end{pmatrix} \\ &= \begin{pmatrix} A\Omega_0 A' & A\Omega_1 A' & A\Omega_0 B_2' A' + A\Omega_1 B_1' A' \\ A\Omega_1 A' & A\Omega_0 A' & A\Omega_1 B_2' A' + A\Omega_0 B_1' A' \\ AB_2\Omega_0 A' + AB_1\Omega_1 A' & AB_2\Omega_1 A' + AB_1\Omega_0 A' & AB_2\Omega_0 B_2' A' + AB_1\Omega_1 B_2' A' + AB_2\Omega_1 B_1' A' + AB_1\Omega_0 B_1' A' + ADA' \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} Q & 0 & 0 \\ 0 & Q & 0 \\ 0 & 0 & Q \end{pmatrix} \end{aligned}$$

$$= \begin{pmatrix} \Lambda \Omega_0 A' + Q & \Lambda \Omega_1 A' & \Lambda \Omega_0 B_2' A' + \Lambda \Omega_1 B_1' A' \\ \Lambda \Omega_1 A' & \Lambda \Omega_0 A' + Q & \Lambda \Omega_1 B_2' A' + \Lambda \Omega_0 B_1' A' \\ \Lambda B_2 \Omega_0 A' + \Lambda B_1 \Omega_1 A' & \Lambda B_2 \Omega_1 A' + \Lambda B_1 \Omega_0 A' & \Lambda B_2 \Omega_0 B_2' A' + \Lambda B_1 \Omega_1 B_2' A' + \Lambda B_2 \Omega_1 B_1' A' + \Lambda B_1 \Omega_0 B_1' A' + \Lambda D A' + Q \end{pmatrix}$$

となる。ここで、3行目（3列目）をそれぞれ  $A$  と  $A'$  でくくると、

$$= \begin{pmatrix} \Lambda \Omega_0 A' + Q & \Lambda \Omega_1 A' & \Lambda (\Omega_0 B_2' + \Omega_1 B_1') A' \\ \Lambda \Omega_1 A' & \Lambda \Omega_0 A' + Q & \Lambda (\Omega_1 B_2' + \Omega_0 B_1') A' \\ \Lambda (B_2 \Omega_0 + B_1 \Omega_1) A' & \Lambda (B_2 \Omega_1 + B_1 \Omega_0) A' & \Lambda (B_2 \Omega_0 B_2' + B_1 \Omega_1 B_2' + B_2 \Omega_1 B_1' + B_1 \Omega_0 B_1' + D) A' + Q \end{pmatrix}$$

となる。これが、PFA (2, 0) の共分散構造表現である。

この共分散構造と、観測されたブロック・トープリッツ形式のラグ 2 の共分散行列

$$S = \begin{pmatrix} S(0) & S(1) & S(2) \\ S(1) & S(0) & S(1) \\ S(2) & S(1) & S(0) \end{pmatrix}$$

を用いて SEM ソフトウェアでの推定を行うこととなる。ただし、 $S(0)$  と  $S(\ell)$  は、観測データから直接に計算されるラグ 0 とラグ  $\ell$  ( $\ell = 1, \dots, L$ )  $p \times p$  共分散行列である。

## 付録 B. ブロック・トープリッツ行列作成のための R スクリプト

ブロック・トープリッツ形式のラグ付共分散行列の計算のために使用した R スクリプトを以下に示す（#の後ろはスクリプトに関係ない，説明のためのコメントである）。

```
Toepcov <- function(x,a) {          # j はデータ行列 (機会×変数), a はラグ数 (最大 5 まで)
  if (a > 5) {
    stop("Number of lag is larger than 5. Can't calculate.¥n")
  }
  else {
    t <- nrow(x)                    # 測定機会の数
    p <- ncol(x)                    # 変数の数
    xmean <- apply(x,MARGIN=2,mean) # 変数ごとの平均
    xmx <- matrix(rep(xmean,t),ncol=p,byrow=T) # 平均×変数の行列
    xx <- x - xmx                   # 平均偏差の行列

    ## 分散・共分散の計算に使用するベクトルを準備する
    ttp <- rep(1:p,p)               # 1 から p を p 個のベクトル
    tt1 <- rep(1:p,rep(p,p))        # 1 から p のそれぞれを p 個ずつのベクトル
    tta <- 1:(p*p)                  # 1 から (p*p) のベクトル

    ## 分散・共分散は、「1/(機会数-ラグ数-1)」 × 「1 から (機会数-ラグ数) まで
    ## ベクトル」と「(1+ラグ数) から機会数までのベクトル」の内積」で計算
    ## 変数×変数の行列を準備して、平均偏差行列からそれぞれを上で作ったベクトル
    ## で取り出して、分散・共分散を入れていくを繰り返す。
    ## ラグ 0 の分散・共分散の計算
    r <- 0
    t0 <- matrix(nrow = p, ncol = p) # 変数×変数の行列を準備
    for (i in 1:(p*p)) {             # 分散・共分散の計算
      t0[tta[i]] <- 1/(t-r-1)*(xx[1:(t-r),tt1[i]]) %*% (xx[(1+r):t,ttp[i]])
    }

    ## ラグ 1 の分散・共分散の計算
    r <- 1
    t1 <- matrix(nrow = p, ncol = p)
    for (i in 1:(p*p)) {
```

```

t1[tta[i]] <- 1/(t-r-1)*(xx[1:(t-r),tt1[i]]) %*% (xx[(1+r):t,ttp[i]])
}

```

## ラグ 2 の分散・共分散の計算

```

r <- 2
t2 <- matrix(nrow = p, ncol = p)
for (i in 1:(p*p)) {
  t2[tta[i]] <- 1/(t-r-1)*(xx[1:(t-r),tt1[i]]) %*% (xx[(1+r):t,ttp[i]])
}

```

## ラグ 3 の分散・共分散の計算

```

r <- 3
t3 <- matrix(nrow = p, ncol = p)
for (i in 1:(p*p)) {
  t3[tta[i]] <- 1/(t-r-1)*(xx[1:(t-r),tt1[i]]) %*% (xx[(1+r):t,ttp[i]])
}

```

## ラグ 4 の分散・共分散の計算

```

r <- 4
t4 <- matrix(nrow = p, ncol = p)
for (i in 1:(p*p)) {
  t4[tta[i]] <- 1/(t-r-1)*(xx[1:(t-r),tt1[i]]) %*% (xx[(1+r):t,ttp[i]])
}

```

## ラグ 5 の分散・共分散の計算

```

r <- 5
t5 <- matrix(nrow = p, ncol = p)
for (i in 1:(p*p)) {
  t5[tta[i]] <- 1/(t-r-1)*(xx[1:(t-r),tt1[i]]) %*% (xx[(1+r):t,ttp[i]])
}

```

## ブロック・トープリッツ行列としてそれぞれの共分散行列を結合

```

tc0 <- cbind(t0,t(t1),t(t2),t(t3),t(t4),t(t5))
tc1 <- cbind(t1,t0,t(t1),t(t2),t(t3),t(t4))
tc2 <- cbind(t2,t1,t0,t(t1),t(t2),t(t3))
tc3 <- cbind(t3,t2,t1,t0,t(t1),t(t2))

```

```

tc4 <- cbind(t4,t3,t2,t1,t0,t(t1))
tc5 <- cbind(t5,t4,t3,t2,t1,t0)
t15 <- rbind(tc0,tc1,tc2,tc3,tc4,tc5)
ll <- a + 1
return(t15[1:(p*ll),1:(p*ll)]) # 指定ラグ数のブロック・トープリッツ行列を出力
}
}

```

## 付録 C. DFA における適切な測定日数の探索と小包化

以下は、紺田（2011）を修正記載したものである。

### C.1 問題

動的因子分析（Dynamic Factor Analysis: 以下では、DFA と省略）は、測定誤差を持つ多変量時系列をモデリングするための理想的なツールであり（Zhang & Browne, 2010a）、時間軸を Research question の中心においた変化過程や加齢などに関する研究で広く使用されている。例えば、心理療法での中心となるプロセスの抽出（Russell, Jones, & Miller, 2007）、気分の持続性（Shifren & Hooker, 2007）、高齢者のウェルビーイング（Kim, Nesselroade, McCullough, 2009）などである。日本においては、研究例は多いとは言えないが、体育学の分野で運動選手のパフォーマンス（中野, 2002; 中野・山田・西嶋, 2003）や気分の個人内変動（紺田・清水, 2009; 2010a; 2010b）を明らかにする研究が行われている。最近では、DFA は、個人の発達過程を全体的、相互作用的、個性的なものとして捉えようとするパーソン志向（Person-oriented）の理論を実証的に検討するための分析手法としても注目されている（Sterba & Bauer, 2010; Molenaar, 2010; Mumma, 2011）。

DFA は、P 技法因子分析（P-technique Factor Analysis; Cattell, Cattell, & Rhymer, 1947; Cattell, 1963）を発展させた分析手法である。どちらの手法も多変量時系列データを対象としている。その違いは、変数間の自己相関あるいは交差相関の関係性であるラグ（lag）構造を明示的に分析に組み込んでいるかにある。P 技法因子分析は、ラグを考慮しない共分散行列を対象にした因子分析であり、ラグ 0 の共分散行列のみを対象として、その構造を探索する手法とも言える。これに対して、DFA は、時間経過をラグとして組み込んだラグ 0 を含むラグ共分散行列（Lagged Covariance）を対象とした因子分析である。

DFA のモデルには、Molenaar（1985）以降いくつかの提案があるが、ここでは、測定モデルを構築した因子による時系列の表現が心理学の伝統からも解釈しやすい、プロセス因子分析モデル（Process Factor Analysis Model : Browne & Nesselroade, 2005）を取り上げてみることにする。多変量時系列の観測変数  $y_t$  と多変量潜在因子  $f_t$  の関連に関する測定モデルと時系列因子に関する構造モデルからなるこのモデルでは、まず、測定モデルは一般的な因子分析モデルのように、次のように表される。

$$y_t = \mu + \Lambda f_t + u_t \quad (\text{C.1})$$

ここで、 $\mu$  は観測変数  $y_t$  の平均ベクトル、 $\Lambda$  は  $m \times k$  の因子パターン行列、 $u_t$  は独自性ベクトルを表す。なお、 $m$  は、観測変数の数であり、 $k$  は因子すなわち  $f_t$  の次元である。下付きの添え字  $t$  は、 $t$  回目の測定機会を表す。 $\mu$  と  $\Lambda$  は、測定機会間にわたって不変であ



と仮定するので添え字 $t$ を付けていない。

因子の時系列に関して、 $f_t$  は自己回帰移動平均 ARMA ( $p, q$ ) ベクトル過程に従うと仮定する。

$$f_t = \sum_{i=1}^p A_i f_{t-i} + z_t + \sum_{j=1}^q B_j z_{t-j} \quad (C.2)$$

ここで、 $A_i$  は  $f_t$  における  $f_{t-i}$  の影響を表す  $i$  次の自己回帰の加重行列であり、 $B_j$  は  $f_t$  における  $z_{t-j}$  の影響を表す  $j$  次の移動平均の加重行列であり、 $z_t$  はホワイトノイズあるいはショック変数のベクトルである。整数  $p$  と  $q$  は、それぞれ AR の次数と MA の次数を表している。 $z_t$  の異なる要素は同じ測定機会内で相関するが、異なる機会間では相関しないと仮定する。このモデルの重要な点は、潜在因子  $f_t$  が同機会の観測変数  $y_t$  に直接に影響していることである。

近年、DFA の統計的性質の検討が盛んである。標準誤差の推定方法 (Zhang, Chow, & Ong, 2011; Zhang & Browne, 2010a)、順序尺度水準の変数を対象とした DFA (Zhang & Browne, 2010b)、ベイズ推定による DFA (Chow, Tang, Yuan, Song, & Zhu, 2011; Zhang, Hamaker, & Nesselroade, 2008)、状態空間モデリングとの関連 (Chow, Ho, Hamaker, & Dolan, 2010) などである。

このように DFA の統計的性質が数理的にまたモンテカルロ手法などで緻密な検討がされるようになってきた。その一方で、心理学分野での応用研究に DFA を使用することを困難にしているデータ収集に際しての条件である十分に大きな数の観測時点ということに関しての検討は十分には行われていない。Jones & Nesselroade (1990) は、P 技法因子分析を使用した研究をレビューして、多くの研究で収集された測定機会の数は 80 から 100 であることを指摘して、100 日程度の測定時点があれば信頼ある因子パターンを得るだろうとしている。心理学などの行動科学の分野では、時系列での測定は困難で費用がかかり、50 時点を超える時系列は長いという意見もある (Ferrer & Zhang, 2009)。この状況の中で、DFA の適用可能な測定機会 (時点あるいは日数) について最低限度の必要とされる数に関して実証的に検討した研究は見当たらない。より少ない測定時点での分析可能性を明らかにするために、本研究では、DFA の適用可能な測定時点数を、実際の測定データを対象にして検討する。

DFA では、時系列パラメータを推定するために、通常の因子分析よりも推定するパラメータが多くなる。そのため、清水・山本 (2007) を参考にして、項目平均を求めて小包化 (parceling : Cattell, 1956a; Cattell, 1956b; Cattell & Burdick, 1975) したものを観測変数とすることでパラメータ数を減らした場合についても検討する。小包化することで観測変数の信頼性が高まることもある (Kishton, & Widaman, 1994)。Big Five (清水・山本, 2007)、キャリア関連行動 (清水・花井, 2008)、攻撃性 (紺田, 2008) などの研究で報告されている。DFA の研究分野でも、例えば、Ferrer & Nesselroade (2003) などがこの方法を採用している。

## C.2 方法

### 調査参加者

参加への承諾を得た 6 人（52 歳女性，60 歳男性，51 歳女性，24 歳男性，22 歳男性，22 歳男性：以下，順に参加者 No.1～No.6 とする）に日々の繰り返し調査を実施した。測定期間は順に，163，164，128，129，122，98 日間であった。すなわち，測定機会の日数が 150 日を超えたのは 2 名，120 日程度であったのは 3 名，100 日を下回ったのは 1 人であった。

### 測定尺度

日本語版 PANAS（佐藤・安田，2001）を使用した。この尺度は，Negative 気分 8 項目と Positive 気分 8 項目を想定した 16 項目からなる形容詞の尺度である。PANAS 尺度の信頼性（ $\alpha$  係数）は，Negative 気分において 0.91 であり，Positive 気分において 0.90 である（佐藤・安田，2001）。

実際の測定では，毎日同じ時間くらい（寝る前）に，今日一日を振り返りどのくらいあてはまるか，と教示した。「1：全く当てはまらない」～「6：非常によく当てはまる」の 6 件法で回答を求めた。質問紙は，1 日分ごとに項目の順序をランダムに再配置したものを使用した。

小包化は，Negative 尺度として 3 つ（苦悩した，おびえた，恥じた；いらだった，心配した，うろたえた；びくびくした，ぴりぴりした），Positive 尺度として 3 つ（気合の入った，誇らしい，強気な；活気のある，きっぱりとした，熱狂した；わくわくした，機敏な）を構成した。

### 欠損処理

5 人の参加者の回答には欠損値があった。対象者 No.1 から順に，4 項目，1 日，6 日と 1 項目，8 日，12 日と 1 項目である。No.6 の参加者の回答には欠損はなかった。なお，ある日の全項目が欠損であった場合には，ここでは x 日と表記している。ここでは，これらの欠損値には前後日の平均（周囲平均値）を代入することにした。

## C.3 分析と結果

### ラグ共分散行列への測定機会減の影響

DFA は，ラグ共分散行列（lagged covariance）を対象とした因子分析である。日数減少による影響を調べるために，全測定日数から日数を減らしていった場合のラグ共分散行列を求めた。例えば，No.1 は全測定日数が 163 日間であるが，最終日である 163 日目が測定できなかったと想定して 162 日間，次に最後の 2 日間が測定できなかったと想定して 161 日間，以下同様に短くしていった。このようにして，最少 7 日間まで，日数を減じたラグ共

分散行列を6人の参加者それぞれについて計算した。なお、ここでは、ラグ0、ラグ1、ラグ2の3種類に関して、ラグによる違いを比較検討するために、紺田（2008）のRスクリプトを使用した。

DFA を実行する際には、対称行列にするために、ブロック・トープリッツ (Block-Toeplitz) 形式のラグ共分散行列を構築する場合がある (Nesselroade, McArdle, Aggen, & Meyers, 2002; Wood & Brown, 1994)。ラグを2としたブロック・トープリッツ形式のラグ共分散行列を図1として示す。ここで、各ラグの共分散行列  $C_\ell$  の次数は、変数の数 ( $n$ ) である。例えば、ブロック・トープリッツ形式のラグ2のラグ共分散行列は、ラグ2の部分行列1つ、ラグ1の部分行列2つ、ラグ0の部分行列3つから成る。また、ブロック・トープリッツ形式のラグ1のラグ共分散行列は、ラグ1の部分行列1つ、ラグ0の部分行列2つからなる。このように、対称行列にするために、余剰ある形式になっている。そのため、ここでの分析対象とするのは、ブロック・トープリッツ形式ではない（部分行列の）ラグ共分散行列とした。

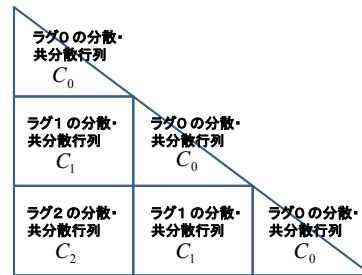


図 C.1 ブロック・トープリッツ形式のラグ共分散行列

ラグ共分散行列が日数を減じる過程でどのように変化するかを評価するために、構造方程式モデリング (Structural Equation Modeling) で使用されるモデル適合度指標である SRMR (Standardized Root Mean Square Residual; Jöreskog & Sörbom, 1988)

$$\sqrt{\frac{2}{p(p+1)} \sum_{i=1}^p \sum_{j=1}^i \left( \frac{s_{ij} - \hat{\sigma}_{ij}}{s_{ii} s_{jj}} \right)^2} \quad (C.3)$$

を参考にした指標を使用した。ここでは、 $p$  は観測変数の数、 $s$  は日数を短くした場合の共分散行列、 $\hat{\sigma}$  は全日数での共分散行列とした。ただし、ラグ1以上のラグ共分散行列は、対称行列ではないために、

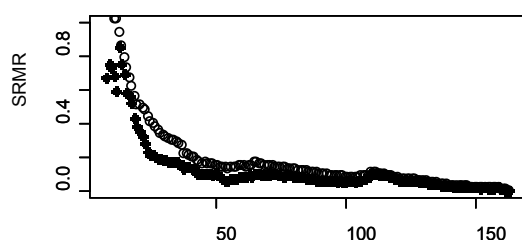
$$\sqrt{\frac{1}{p^2} \sum_{i=1}^p \sum_{j=1}^p \left( \frac{s_{ij} - \hat{\sigma}_{ij}}{s_{ii} s_{jj}} \right)^2} \quad (C.4)$$

として、行列全体から1セルあたりの平均的な差を求めることにした。この指標は、0に近

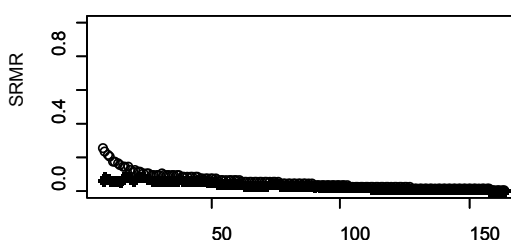
いほど全日数での共分散行列との平均的な差がないことを意味する。

この分析では、小包化の効果を検討するために、PANAS16 項目と小包化した 6 個の観測変数の場合の 2 種類を対象に、ラグ共分散行列をラグを 0 とした場合、1 とした場合、そして、2 とした場合について計算を行った。

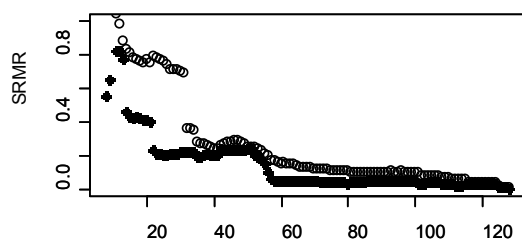
分析対象の 6 人について、日数を減らしていった場合のラグ 0 共分散行列における (C.3) 式の SRMR の推移を図 2 として示す。図 C.2 において、横軸は日数（各個人によって異なり、最大は 164 で最少は 98 である。）で、縦軸は (C.3) 式の SRMR である。白丸で示したのは、観測変数 16 個でのラグ 0 共分散行列から求めた SRMR であり、黒丸は、小包化をした 6 変数でのラグ 0 共分散行列での結果である。



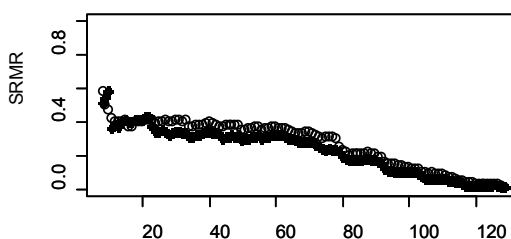
(a) No.1



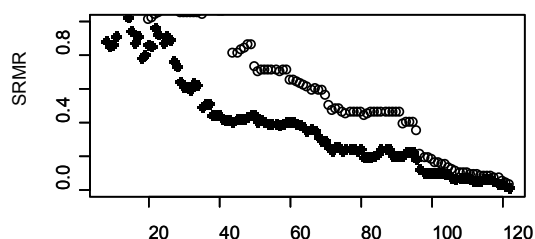
(b) No.2



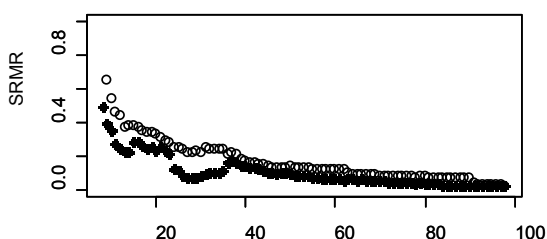
(c) No.3



(d) No.4



(e) No.5

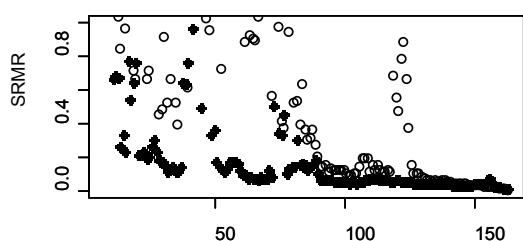


(f) No.6

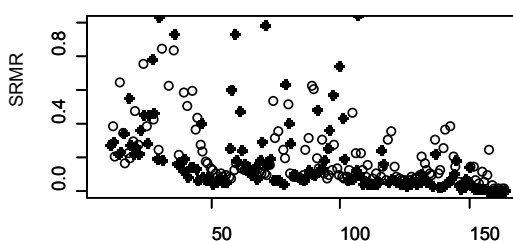
図 C.2 ラグ 0 共分散行列における (3) 式の SRMR の推移

注：横軸は、測定日数である。縦軸は、SRMR である。最大を 1 としているため、それ以上の値は表示されていない。項目は白丸で、小包は黒丸で表示した。

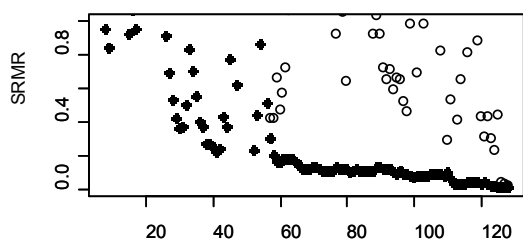
ラグ 0 共分散行列における SRMR の推移から、減らした日数が少なければ、より差異が小さい。参加者番号 1, 2, 3, 6 では、50 日程度でも大きな変動がみられない。これに対して、No.3 の 50 日目あたりから急な変動が出現する。No.4 ははやい段階からずれが発生するようである。No.5 が他の参加者と比べて特異な傾向を示した。すなわち、観測変数を項目とした場合と小包の場合との食い違いが、90 日あたりのはやい段階から発生した。この結果、ラグ 0 をだけを対象にした分析では、No.5 を除けば、60 日程度でも 100 日を越える日数と同じ結果を期待することができそうである。そして、小包化をした場合のほうが、より差異は少なくなる傾向にあると言えそうである。



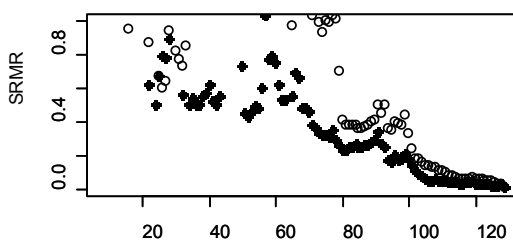
(a) No.1



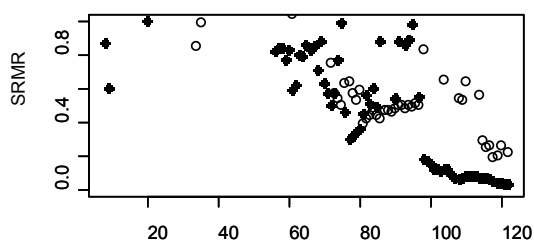
(b) No.2



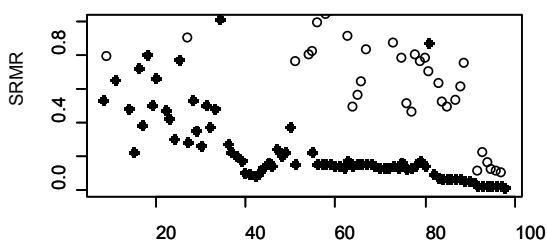
(c) No.3



(d) No.4



(e) No.5



(f) No.6

図 C.3 ラグ 1 共分散行列における (C.4) 式の SRMR の推移

注：横軸は、測定日数である。縦軸は、SRMR である。最大を 1 としているため、それ以上の値は表示されていない。項目は白丸で、小包は黒丸で表示した。

ラグ 1 共分散行列の SRMR において、項目を観測変数とした場合には、日数が減るとい  
 ずれの参加者においても変動が大きいことが図 C.3 から読み取ることができる。小包化をし  
 た場合のほうが、変動が少ない。参加者番号 1, 2, 3, 6 では、小包を観測変数とした場合  
 には、ラグ 0 に似た傾向を示し、60 日程度でも大きな変動がみられない。No.4 の参加者の  
 場合には、100 日を下回ると小包でも変動が大きくなる。No.5 の参加者では、小包であれば  
 100 日程度で変動はそれほどないが、項目では、120 日でも大きな変動を示した。

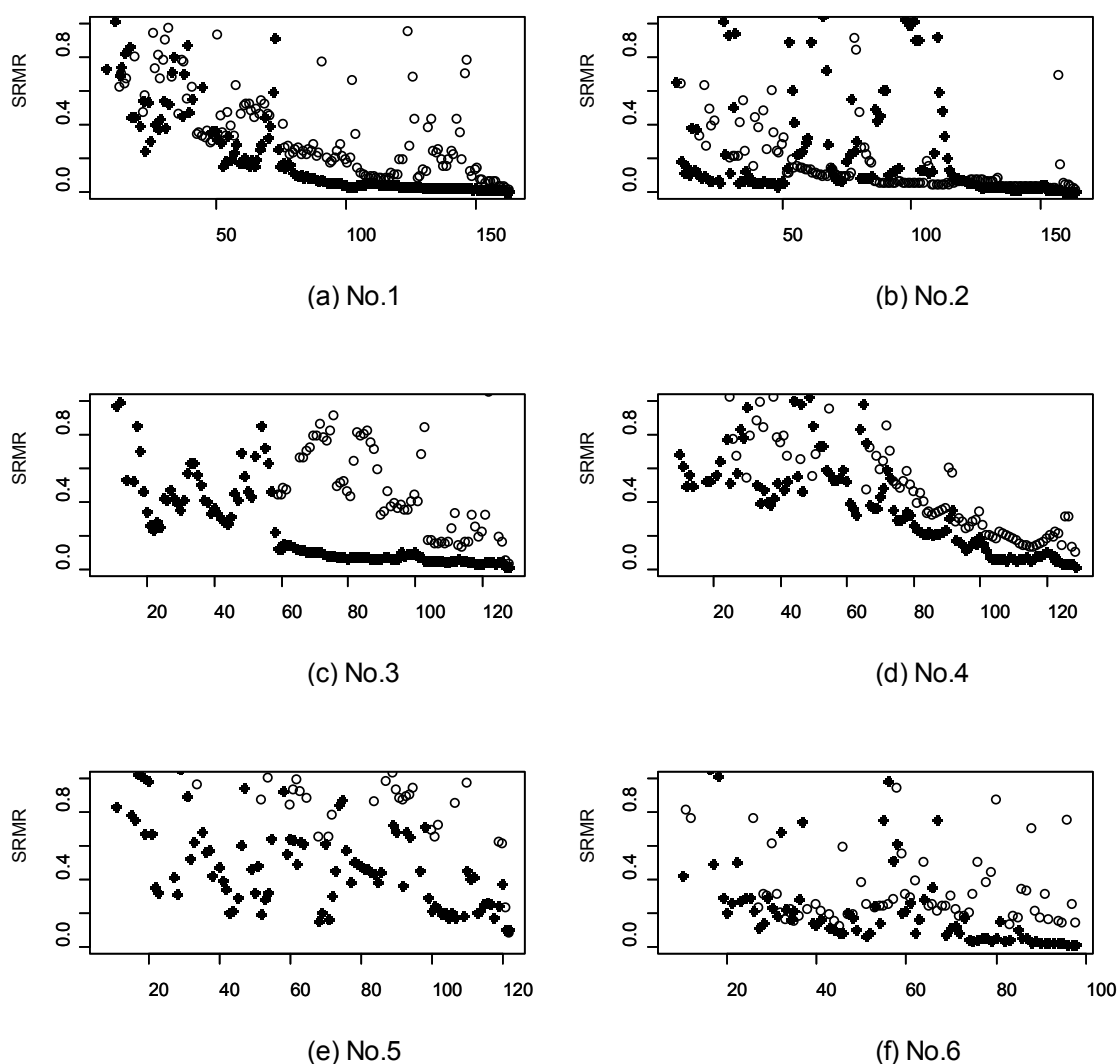


図 C.4 ラグ 2 共分散行列における (C.4) 式の SRMR の推移

注：横軸は、測定日数である。縦軸は、SRMR である。最大を 1 としているため、それ以上  
 の値は表示されていない。項目は白丸で、小包は黒丸で表示した。

ラグ 2 共分散行列（図 C.4）では、参加者番号 1, 2, 3 の小包の結果は、ラグ 1 と同じよう  
 な傾向を示した。No.6 では、70 日程度の日数から変動が小包で大きくなる。No.4 や No.5

の参加者については、小包であれば 100 日程度の日数での分析でも全体と同じ結果を得ることが予想される。項目を分析対象にすることは、図 C.4 を見る限り避けるべきことと見えそうである。総合すると、日数が 0 に近づくとラグによって異なる推移も増えるが、日数減少とともに単調に増加している部分はラグ数にかかわらず同じ傾向を示した。ただし、ラグ 1 と 2 は、日数によって SRMR の変動がみられ、特に観測変数そのものの場合に変動が大きい。そして、観測変数そのものよりも、小包化した下位尺度のほうが、日数の減少による影響が少なく、再現できる可能性が示された。

参加者により結果に違いがみられたが、小包を観測変数とすれば、大きな変動を示した No.4 や No.5 の参加者であっても、100 日程度がやはり 1 つの観測日数の目安のようである。どのラグまでを検討するかということもこの日数減に關係する。ラグ 0 だけであれば、50 日程度あるいは 60 日程度で、結果を得ることができそうである。ラグ 2 となると 60 日を下回る観測日数では、フルの日数での結果を再現することは困難なようである。

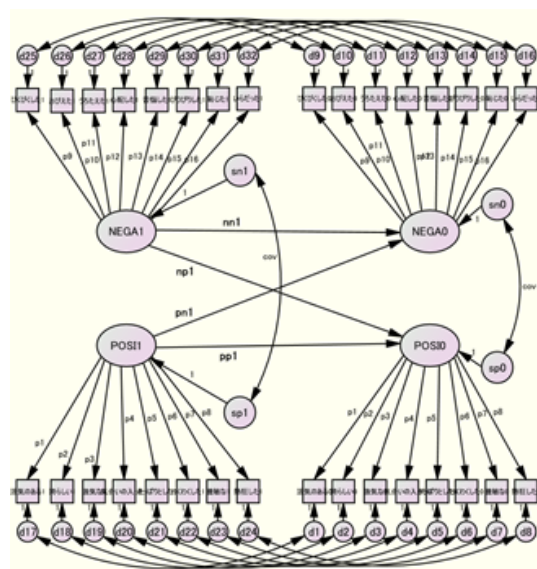


図 C.5 項目を観測変数とした DFA モデル

注：小包の場合には観測変数の数は因子ごとに 3 個となる。

#### DFA での適合度と推定値への測定機会減の影響

DFA の推定結果から日数減少の影響を、6 人の参加者を対象にして調べることにする。ここでも、観測変数を項目とする場合と小包化した下位尺度を項目とする場合とを比較してみることにする。上のラグ共分散分析の分析結果を踏まえ、測定開始日から 30 日間、60 日間、90 日間、120 日間、150 日間の 5 種類の期間のみとする。ただし、対象者ごとに全日数が異なるので、No.1 と No.2 の参加者の最大日数は、150 日間であり、No.3, No.4 そして No.5 は 120 日間で、No.6 は、90 日間とした。ラグ共分散行列の分析ではラグ 2 の結果は、ラグ 1 とそれほど違いがなかったので、DFA では、ラグ 1 だけを分析対象とした。

DFA のモデル構築方法は次のように行った。まず、ラグ 1 のブロック・トープリッツ (Block-Toeplitz) 形式のラグ共分散行列 (図 C.1 参照) を R (ver. 2.12.0) で構成した (紺田, 2010 参照)。次に、このブロック・トープリッツ形式のラグ共分散行列を対象にして、Amos (ver. 19) で DFA のプロセス因子分析モデルを構築した (図 C.5 参照)

このモデルは、上述のように潜在因子の時系列の関係性を自己回帰・移動平均 ARMA 過程として表現するモデルである。測定モデルでは、項目を観測変数とする場合には 8 変数から、小包を観測変数とする場合には 3 変数からモデルを構成した。その際、識別性を確保するために因子ごとに 1 つのパスを 1 に固定した。Negative 気分因子と Positive 気分因子の 2 因子について、ラグ 0 からラグ 1 までの計 4 因子を構成した (図 C.5 の NEGA0, POSI0, NEGA1, POSI1)。この 4 因子において、ラグ 0 とラグ 1 の機会間において因子パターン不変性を確保した。構造モデルは、自己回帰および交差回帰のパス、また、ラグの機会間で同値拘束した因子の独自性間の共分散を設定した。機会間の観測変数の独自性には自己共分散を想定した。

以上のモデルについて、6 名の調査参加者それぞれを対象として、観測変数を項目と小包の 2 種類、そして、日数を 30 日～150 日の間でのデータが得られる範囲内で、Amos を使って最尤法によるパラメータの推定を行った。これらの推定結果の比較の基準としては、各調査参加者の全日数でのデータから得られた結果を取り上げることとする。

推定値の詳細は紙面の都合によりここでは省略し、結果の比較を(5)式で総合的な指標として集約することを試みてみることにする。ここで  $X_p$  は日数を短くした場合の推定値、 $X_o$  は全日数での推定値であり、対象とする推定値の個数が  $n$  に相当する。

$$c_{po} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{j=1}^n (X_{pj} - X_{oj})^2} \quad (C.5)$$

Amos から得られる推定値をここでは次の 3 種類に分類することとする。

適合度： $\chi^2$ , RMSEA, CFI, GFI, SRMR の指標 (単位を揃えるために、 $\chi^2$ は千分の 1, RMSEA は十倍した。  $n=5$ )

測定モデルの推定値：ラグ 0 での観測変数の因子パターンの値 (項目では  $n=14$ , 小包では  $n=4$ )

構造モデルの推定値：図 5 の nn1, pp1, np1, pn1, cov の 2 個 ( $n=6$ )

この指標  $c_{po}$  は非類似度を表し、推定値がそれぞれの  $n$  において全く同じであれば 0.0 となり、推定値間の食い違いの大きさが、この値に反映されることになる。全日数での推定値は参加者によって値が異なるが、(5)式による参加者間での全日数への非類似度を指標化するので、対象者間での推定値のずれの程度を相対的に比較することが可能となる。

DFA のモデルを各データに適用して解を推定したところ、項目を観測変数とした 30 日間のデータでは解の推定ができなかった。これは、推定するパラメータの数と測定機会 (通常の分析の標本サイズ) との関係から当然の結果であった。不適解は、参加者の No.1, No.3,



No.4 の小包化した 60 日間のデータ, No.2, No.3 の小包化した 30 日間のデータにおいて発生した。その他の組み合わせでは, 解を推定することができた。表 1 に示したように, SRMR の適合度基準 ( $SRMR < 0.08$ ) からみて, 十分な適合度のレベルに達したのは, No.2 の観測変数での全日数~120 日, 小包での全日数~90 日, No.5 の小包での全日数~60 日であった。また, やや良い適合度 ( $SRMR < 0.10$ ) からみて, 観測変数では, No.1 の全日数と 150 日, No.2 の 90 日, No.6 の全日数が含まれるようになり, 小包化の場合ではほとんどがそうであった。全体として, 小包化したほうが良い適合度が得られた。

表 C.1 推定したモデルとモデルの適合度 (SRMR)

	調査参加者											
	No.1		No.2		No.3		No.4		No.5		No.6	
	項目	小包	項目	小包	項目	小包	項目	小包	項目	小包	項目	小包
全日数	0.093	0.088	<b>0.072</b>	<b>0.045</b>	0.119	0.083	0.108	0.082	0.100	<b>0.048</b>	0.092	0.080
150 日	0.096	0.090	<b>0.073</b>	<b>0.047</b>	—	—	—	—	—	—	—	—
120 日	0.107	0.101	<b>0.079</b>	<b>0.053</b>	0.122	0.088	0.113	0.087	0.100	<b>0.048</b>	—	—
90 日	0.103	0.098	0.091	<b>0.061</b>	0.139	0.088	0.131	0.089	0.104	<b>0.054</b>	0.100	0.084
60 日	0.111	△	0.116	0.092	0.170	△	0.140	△	0.121	<b>0.079</b>	0.122	0.096
30 日	×	0.103	×	△	×	△	×	0.099	×	0.133	×	0.131

注：—印では測定日数より多いため推定していない。×印では解の推定ができなかった。

△印では不適解となった。適合度指標としては, ここでは SRMR のみを示した。

表 C.1 に示した解析結果を相対的に検討してみることにする。まず, 図 C.6 の適合度指標の非類似度  $c_{po}$  である。横軸を測定日数, 縦軸を非類似度としたこの図では, 測定日数が減少するにつれて, 全日数での適合度との非類似度が概ね上昇していく。小包化した方が, 項目を観測変数とした結果よりも良いといえる。小包の場合でも No.2 が 90 日でも十分な適合度のレベルにあるといえる。No.3 は, 90 日の方が, 120 日より全日数からの結果に近い。60 日では, No.5 や No.6 では非常に全日数の結果から乖離することになり, この傾向は, 90 日あたりから現れてくる。この結果からは 100 日程度の日数はやはり必要という判断になりそうである。

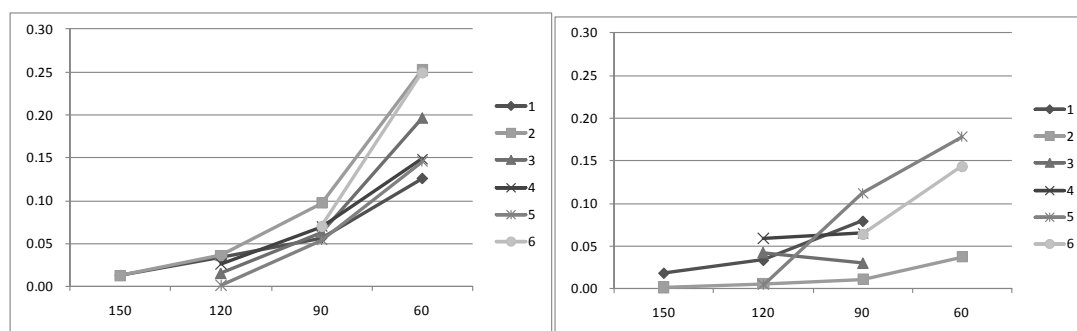


図 C.6 測定日数の減少による適合度指標の非類似度  $c_{po}$  の推移

左：観測変数での場合, 右：小包化での場合

次に測定モデルの結果であるが、これも適合度指標と同じ傾向を示した（図 C.7）。傾向は同じでも非類似度の評価という点では適合度よりも感度が低いようである。構造モデルは、これらにくらべて、小包での変化がそれほどみられなかった（図 C.8）。構造モデルでも測定モデルでも項目を観測変数とする結果では、類似していないことが図から明確に読み取れる。測定モデルでは、項目と小包の両方共に因子パターン不変性を拘束条件に置いている。この結果から、観測変数を小包化の方が、より適切な推定をこの拘束下で推定できると言えそうである。

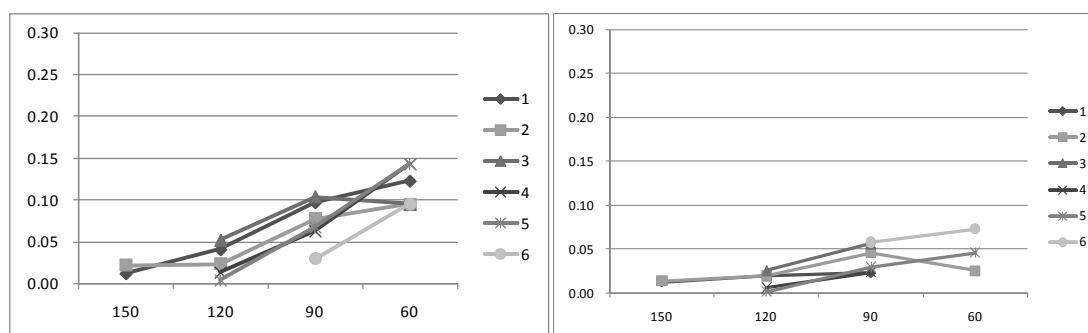


図 C.7 測定日数の減少による測定モデルの非類似度  $c_{po}$  の推移

左：観測変数での場合（標準化推定値）、右：小包化での場合（標準化推定値）

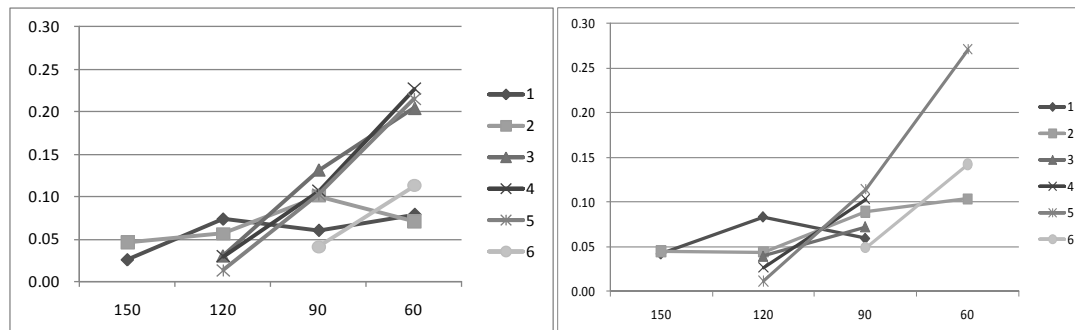


図 C.8 測定日数の減少による構造モデルの非類似度  $c_{po}$  の推移

左：観測変数での場合（標準化推定値）、右：小包化での場合（標準化推定値）

## C.4 考察

心理的な変数の時系列は、測定誤差によってしばしば汚染されている（Zhang & Browne, 2010a）。このような信頼性の低さは、測定変数の安定性に影響し（Chmielewski & Watson, 2009）、誤った結論に導く可能性がある。そのため、観測変数そのものの時系列解析ではなく、推定パラメータは多くても DFA のように潜在因子での時系列解析が必要とされている。しかし、推定に影響する測定機会に関して、心理学の分野では、経済や工学のように何百

や何千といった十分に大きな測定機会を期待することは難しい。

本研究では、実際の測定データを対象にし、DFA の適用可能な測定機会数を、ラグ共分散行列そのものを対象とした分析と DFA による解析の 2 つの側面から実証的に検討を行った。2 つの方法から明らかになったことは、観測変数を小包化した方がよい、ということである。100 日程度の数から構成するラグ共分散行列であるから、十分に大きな標本サイズとはならないわけであり、DFA の分析方法の指針としては、明確な結論を下すことができたのではないだろうか。

どの程度の日数を測定すればいいかという点では、個別の参加者による違いも大きく、簡単には結論を下すことはできないが、ラグ共分散行列の分析からは、60 日程度でも結果を得ることができそうである。しかしながら、DFA の結果からは、90 日を越える必要があると結論しなければならないようである。

ラグ 0 の共分散行列では安定して推移している。また DFA の測定モデルでの非類似度の上昇は少なかった。このことは、ラグ 0 の共分散行列を対象とする P 技法因子分析の適用は、日数が短くても安定して得られる可能性を示している。観測変数を小包化しているならば、ラグ 0 に限定すれば、60 日を切る日数でも、日々の変化に内在する構造を得ることができそうである。

一方で、ラグ 1 やラグ 2 でのラグ共分散行列は、日数が減少するにつれて、特に項目を観測変数とした場合には SRMR の変動が大きかった。構造モデルにおいて、時間経過を特定することをラグ 1 やラグ 2 で検討するために、小包化を行ったとしても、先行研究で検討されてきたように、100 日あたりが適切な解を得るための目安と言えそうである。

今回の DFA の分析では、月単位で日数を区切ってみた。今後の課題として、ラグ共分散行列の分析のように、より詳細な検討を行うことによって、より明快な結論を求めてみたい。そして、今回報告した 6 名だけではなく、調査で使用する変数の内容が結果にどのように影響するかもあわせて、より多くの数からの調査参加者の多変量時系列データからの検討も行ってみたい。

**付録 D. 欧米における行動科学分野での P 技法因子分析（PFA）あるいは DFA の  
統計手法に関する研究や解説の一覧表（統計手法）**

著者	年号	論題	PFA or DFA	主な研究目的
Forni, Hallin, Lippi, & Reichlin	2000	The generalized dynamic-factor model: Identification and estimation	DFA	無限ダイナミクスと非直交特異成分を持つ因子モデルの提案
Kettunen & Ravaja	2000	A comparison of different time series techniques to analyze phasic coupling: A case study of cardiac and electrodermal activity	DFA	DFAを含む4つの異なる時系列分析手法の効率を検討
Molenaar & Nesselroade	2001	Rotation in the dynamic factor modeling of multivariate stationary time series	DFA	DFAの解析的回転の検討
Nesselroade, McArdle, Aggen, & Meyers	2002	Dynamic factor analysis models for representing process in multivariate time-series	DFA	DFAの下位モデルの整理
Hamaker, Dolan, Molenaar	2005	Statistical modeling of the individual: Rationale and application of multivariate stationary time series analysis	DFA	個人内の共分散構造を研究するための多変量定常時系列モデルの検討
Huang, Tzeng, & Ong	2006	A novel algorithm for dynamic factor analysis	DFA	時系列データからDFAを抽出するためのモデルを提案
Molenaar	2006	The future of dynamic factor analysis in psychology and biomedicine	DFA	非定常時系列を分析するためのDFAモデルの提示
Peña, & Poncela	2006	Dimension reduction in multivariate time series	DFA	時系列の次元縮約のモデルの比較と動的構造の次元のテストを比較
Nesselroade, Gerstorf, Hardy, & Ram	2007	Idiographic filters for psychological constructs	DFA	複数人同時でのDFAの提案
Borsboom & Dolan	2007	Theoretical equivalence, measurement invariance, and the idiographic filter	DFA	Nesselroade, Gerstorf, Hardy, & Ram（2007）の提案した複数人同時のDFAについての議論
Hamaker	2007	How to inspect fruit	DFA	Nesselroade, Gerstorf, Hardy, & Ram（2007）の提案した複数人同時のDFAについての議論
Loehlin	2007	Comment on Nesselroade, Gerstorf, Hardy, & Ram, "Idiographic filters for psychological constructs": Another kind of discrepancy to think about	DFA	Nesselroade, Gerstorf, Hardy, & Ram（2007）の提案した複数人同時のDFAについての議論
Schae	2007	Where is the individual? Comments on Nesselroade, Gerstorf, Hardy and Ram	DFA	Nesselroade, Gerstorf, Hardy, & Ram（2007）の提案した複数人同時のDFAについての議論
Zhang, Hamaker, & Nesselroade	2008	Comparisons of four methods for estimating a dynamic factor model	DFA	DFAの直接自己回帰因子得点（DAFS）モデルを推定するための4つの手法の比較
Molenaar & Nesselroade	2009	The recoverability of P-technique factor analysis	PFA	P技法因子分析が、ラグ関係性を含む動的過程のパラメータを推定する正確性について検討
Molenaar	2009	Commentary on "Idiographic filters for psychological constructs"	DFA	Nesselroade, Gerstorf, Hardy, & Ram（2007）の提案した複数人同時のDFAについての議論
Rausch	2009	Investigating change in intraindividual factor structure over time	DFA	Nesselroade, Gerstorf, Hardy, & Ram（2007）の提案した複数人同時のDFAについての議論
Watson	2009	Locating anger in the hierarchical structure of affect: Comment on Carver and Harmon-Jones (2009)	DFA	Nesselroade, Gerstorf, Hardy, & Ram（2007）の提案した複数人同時のDFAについての議論
Widaman & Grimm	2009	Invariance or noninvariance, that is the question	DFA	Nesselroade, Gerstorf, Hardy, & Ram（2007）の提案した複数人同時のDFAについての議論

**付録 D. 欧米における行動科学分野での P 技法因子分析（PFA）あるいは DFA の  
統計手法に関する研究や解説の一覧表（上：統計手法の続き，下：解説）**

著者	年号	論題	PFA or DFA	主な研究目的
Molenaar, Sinclair, Rovine, Ram, & Corneal	2009	Analyzing developmental processes on an individual level using nonstationary time series modeling	DFA	非定常DFAモデルを使用して，時間経過での 発達過程における変化を推定する方法を説明
Chow, Ho, Hamaker, & Dolan	2010	Equivalence and differences between structural equation modeling and state-space modeling techniques	DFA	状態空間モデリング手法と構造方程式モデリ ング手法でのDFAの比較
Lane & Shrout	2010	Abstract: Assessing the reliability of within-person change over time: A dynamic factor analysis approach	DFA	DFAでの信頼性の検討
Molenaar	2010	Testing all six person-oriented principles in dynamic factor analysis	DFA	DFAによるパーソン志向理論の検討
Nesselroade & Molenaar	2010	Analyzing intra-person variation: Hybridizing the ace model with P-technique factor analysis and the idiographic filter	DFA	複数人のDFA個性記述的フィルターでの、遺 伝と環境の影響のモデル化の検討
Zhang & Browne	2010	Bootstrap standard error estimates in dynamic factor analysis	DFA	DFAにおける ブートストラップ手法での標準 偏差の推定の検討
Zhang & Browne	2010	Dynamic factor analysis with ordinal manifest variables	DFA	順序変数のDFAモデルの検討
Chow, Tang, Yuan, Song, & Zhu	2011	Bayesian estimation of semiparametric nonlinear dynamic factor analysis models using the Dirichlet process prior	DFA	非線形でのベイズDFAモデルの検討
Chow, Zu, Shifren, & Zhang	2011	Dynamic factor analysis models with time-varying parameters	DFA	時間変化するパラメータを持つDFAモデルの 提案
Zhang, Chow, & Ong	2011	A sandwich-type standard error estimator of SEM models with multivariate time series	DFA	DFAのための標準誤差の提案
著者	年号	論題	PFA or DFA	主な研究目的
Hawley & Little	2003	Modeling intraindividual variability and change in bio- behavioral developmental processes	PFA	発達における個人内変化過程を研究するため P技法因子分析の利点と欠点のいくつかを議 論
Browne & Nesselroade	2005	Representing psychological processes with dynamic factor models: Some promising uses and extensions of autoregressive moving average time series model	DFA	時系列モデリングの基本的な考えとDFAモデ ルのレビュー
Ferrer	2007	Application of dynamic factor analysis to affective processes in dyads	DFA	夫婦関係での気分の相互作用の検討。Ferrer & Nesselroade (2003) の再検討
Browne & Zhang	2007	Developments in the factor analysis of individual time series	DFA	単一な多変量時系列の因子分析に関する歴史 的な背景、過程因子分析モデルの数理的な説 明
Jones	2007	P-technique factor analysis as a tool for exploring psychological health	PFA	DFAの解説
Russell, Jones, & Miller	2007	Core process components in psychotherapy: A synthetic review of P-technique studies	PFA	心理療法のプロセスの中心となるものを識別 するP技法因子分析研究のレビュー
Molenaar & Ram	2009	Advances in dynamic factor analysis of psychological processes	DFA	DFAの解説
Mumma	2011	Validity issues in cognitive-behavioral case formulation	DFA	認知スキーマに関する妥当性の問題の検討 Mumma(2004)で行ったDFAの紹介

## 付録 E. 調査で使⽤した質問紙 気分についての調査

関西⼤学⼤学院心理学研究科  
清水和秋ゼミ 紺田広明

- ・この調査は、その⽇その⽇の気分について連続的に測定することを⽬的としたものです。
- ・回答して頂いた内容は統計的に処理し研究に使⽤致します。プライバシーは厳守致します。

### 回答での注意事項

- (1) 毎日同じ時間くらい(夜寝る前などの⽇の終わり)に、1枚の調査⽤紙のみに回答してください。
- (2) 今日⽇だけを振り返って、Q1とQ2の質問項目すべてに回答してください。
- (3) 前⽇の回答との比較はしないでください。
- (4) 回答に正誤はありません。あまり深く考えず、感じたままにお答えください。

### 回答の⼿順

- ① はじめに、この下の表に、その⽇の⽇付と○印を書き入れてください(その⽇の分のみ)。
- ② 次の順番で回答をお願い致します。
  - (1) 調査表の冊子に進み、⼀番上の⽤紙に⽇付と時間を記入してください。
  - (2) 次に、Q1の説明をお読みください。
  - (3) 16個の質問項目について順に、⼗つひとつの回答選択肢に該当する数字に○印を付けてください。
  - (4) Q1の16個の項目が終わってから、回答し忘れがないか確認してください。もしあれば記入してください。
  - (5) 次に、Q2の説明をお読みください。回答選択肢の設定がQ1とは違いますので、ご注意ください。
  - (6) 12個の質問項目について順に、⼗つひとつの回答選択肢に該当する数字に○印を付けてください。
  - (7) Q2の12個の項目が終わってから、回答し忘れがないか確認してください。もしあれば記入してください。
- ③ 回答が終わりましたら、その回答した⽤紙を冊子からはずし、左側の封筒にお入れください。
- ④ 以上の⼿順を、調査終了を指示するまでの期間、毎日繰り返してください。

毎⽇の回答が必要です。必ず、毎日同じ時間くらいに、回答をよろしくお⾳い致します。

その⽇の⽇付と○印を、この表に付けていってください。

月	日	月	日	月	日	月	日	月	日	月	日	月	日
月	日	月	日	月	日	月	日	月	日	月	日	月	日
月	日	月	日	月	日	月	日	月	日	月	日	月	日
月	日	月	日	月	日	月	日	月	日	月	日	月	日

※ この冊子全体が終わりましたら、冊子ごとお渡している封筒に入れて封をして郵便局から送ってください(代金は不要でお送り頂けます)。

何卒宜しくお⾳い致します。

回答が終わりました回答用紙は、  
こちらの封筒に入れてください。

※ 1枚であることを十分に確認してから入れてください。

(回答用紙が重なっていることがあります。)

回答での注意事項（確認用）

- (1) 毎日同じ時間くらい(夜寝る前などの一日の終わり)に、1枚の調査用紙のみに回答してください。
- (2) 今日一日だけを振り返って、Q1とQ2の質問項目すべてに回答してください。
- (3) 前日の回答との比較はしないでください。
- (4) 回答に正誤はありません。あまり深く考えず、感じたままにお答えください。

回答の手順（確認用）

- ① はじめに、表紙の表に、その日の日付と○印を書き入れてください(その日の分のみ)。
- ② 次の順番で回答をお願い致します。
  - (1) 調査表の冊子に進み、一番上の用紙に日付と時間を記入してください。
  - (2) 次に、Q1の説明をお読みください。
  - (3) 16個の質問項目について順に、一つひとつの回答選択肢に該当する数字に○印を付けてください。
  - (4) Q1の16個の項目が終わってから、回答し忘れがないか確認してください。もしあれば記入してください。
  - (5) 次に、Q2の説明をお読みください。回答選択肢の設定がQ1とは違いますので、ご注意ください。
  - (6) 12個の質問項目について順に、一つひとつの回答選択肢に該当する数字に○印を付けてください。
  - (7) Q2の12個の項目が終わってから、回答し忘れがないか確認してください。もしあれば記入してください。
- ③ 回答が終わりましたら、その回答した用紙を冊子からはずし、この封筒にお入れください。
- ④ 以上の手順を、調査終了を指示するまでの期間、毎日繰り返してください。

毎日の回答が必要です。必ず、毎日同じ時間くらいに、回答をよろしくお願い致します。

