

応用心理測定研究会 第9回
会場:大阪商業大学
開催日:2026年4月25日(土)

変化の測定: エルゴード性との関連から

清水 和秋
関西大学

ルクレティウスの詩集『物の本質について』(De Rerum Natura)は、1417年に再発見され、原子論的自然観や快樂主義的なエピクロス哲学を世に広め、ルネサンスの人間中心主義や科学的探究に大きな影響を与えた古代の決定的な書物です。注:GoogleのAI検索から 2026.03.15

<中世のヨーロッパ:ギリシャ語の古典を、世界共通言語であるラテン語への翻訳(『薔薇の名前』)>

測定の本質について:

注:『ウンベルト・エーコの小説講座:若き作家の告白』(2017) 和田・小久保訳 筑摩書房 エモリー大学講義から

◇**本質の定義:属性の列挙(リスト)による vs. 本質による** 注:**類似性**→判断(グループ化)→**リスト**
『若き作家の告白』の最後は「リスト、それは読むことの快樂。」

◇**本質に迫る方法論**:学問分野の独自の体系 → 教育(伝承)

心理学:哲学、他分野からの輸入(記述統計学、数理統計学、数学など)

△**測定の妥当性:列挙(evidenceとなる統計的結果のリスト)**

→ 多変量解析の諸手法(回帰分析、判別分析、**クラスター分析**) → AIの基礎

△**観測得点 x_i は真の得点 t_i と誤差 e_i の和である。本質的式: $x_i = t_i + e_i$**

→ 観測変数のモデル(古典的テスト理論) **信頼性=真の分散/全体分散**

→ 潜在変数のモデル 因子分析、構造方程式モデリング(**SEM:測定モデルと構造モデル**)

心理測定法 Psychometrics

■観測変数 x 項目・尺度

心理測定は知能を対象として始まった → **等質的で安定的な特性的性質**

測定領域・時間軸の**拡大** → 文脈との関係で**変動する状態的性質**

Nesselroade, J. R. (1983). Temporal selection and factor invariance in the study of development and change. In P. B. Baltes & O. G. Brim (Eds.), *Life-span development and behavior* (Vol. 5, pp. 59-87). New York: Academic Press.

清水和秋・三保紀裕・西川一ニ (2021). 特性・状態の因子の平均を推定する区分モデル: 複数観測の縦断データの方法論と応用から. 関西大学社会学部紀要, 53(1), 69-140.

■潜在変数 f (あるいは、因子) $x = \tau + Af + d$ τ : 切片、 A : 因子パターン、 f : 因子得点、 d : 独自性

因子的不変性: 観測変数と潜在変数との関係の集団間で同一性である

清水 和秋・西川 一ニ・三保 紀裕 (2025). ローゼンバーグ自尊感情尺度 (RSES) の因子的不変性: 9 個の古典的仮説的モデルと新しい 3 因子モデルの検討 関西大学社会学部紀要, 57(1), 93-170.

■調査デザイン

◎**横断的研究**: personality分野での成功 **個人間変動 (Between-person variation)**

等質的で**安定的**な性質

◎**縦断的研究**: context(発達、社会、実験など)との関係での**個人内変動 (Within-person variation)**

時間経過での**変動**

本質を測定する道具：misuseとartifact

心理測定は、道具・議論を緻密(?)にするために、他の学問分野から取り込んできた。

誤りも多かった → 解決あるいは改良

1) 探索的因子分析 ← 行列演算(逆行列・固有分解)、最小二乗法、数理統計学

因子数の決定で固有値が1.0以上=Guttman基準、直交回転(解)、天井効果・床効果など

← SEMでmisuseのほとんどが消滅した

清水 和秋 (2018). 因子分析的研究における misuseとartifact. 関西大学社会学部紀要, 49(2), 191-211.

清水 和秋 (2020). 3種類のプロクラステス回転法の関係について: 因子間相関についての拘束条件をおかない方法、直交と斜交を拘束条件とする方法 関西大学社会学部紀要, 52(1), 25-55.

2) 統計的検定 植物の生育(育成農事試験場)でFisher, R.A. 帰無仮説検定 $P < .05$

← 効果量、ベイズ統計

3) エルゴード性(仮説/定理)

物理学から

心理学に持ち込まれた

本発表で検討してみたい

エルゴード性 (Ergodicity)

エルゴード定理 = 時間平均と集合平均 (空間平均) が一致する

時間平均: 1つのシステムを長い時間観察して得られる平均

空間平均 (期待値): 同じシステムを多数用意して、その分布から得られる平均

物理学では、この仮説 (定理) が「気体分子を「ひとつ」追跡して超長時間平均をとった値」と「同じ瞬間に大量の分子を観測した平均」が一致する、という背景で登場

心理測定・心理統計 対象は「ひと」

個性記述科学 (idiographic science) を提唱 ← Molenaar (2004) オランダ生まれ「モ・レ・ナール」

◎長期平均が母数推定に使えるのか?

◎個人内変動 (within-person) と個人間変動 (between-person) は一致するのか?

彼の結論: 個人内の時間平均 ≠ 集団平均

この非エルゴード的なプロセスでは、個人の時間平均から母集団の期待値を推定できない

エルゴート誤謬: 個人内平均と集団の平均の混同 (Hamaker, 2012; 竹村, 2025)

Molenaar, P. C. M. (2004). A manifesto on psychology as **idiographic science**: Bringing the person back into scientific psychology, this time forever. *Measurement*, 2(4), 201-218.

竹村 和久 (2025). 心理データや行動データの観測値に独立性が仮定されない場合の推論について 理論心理学会第71回年次大会論文集, 27-28.

エルゴード性 ↔ 非エルゴード性

心理測定法の根本的な統計手法や研究デザインを問い直すMolenaarの提案

エルゴード性 = ある時点での**集団の平均**と**個人の時間的な平均**が一致する（伝統的な横断的な研究デザイン） → **でも、集団の傾向から個人の傾向を説明できることができるのでは。**

エルゴード的であること条件

1. **等質性 (Homogeneity)** : 時間経過の中で、集団内のすべての個人が同じ傾向を示す
2. **定常性 (Stationarity)** : 時間経過の中で、構造が変化しない (**安定性**)

反証1 : 「タイピングの速度」と「正確性」

集団 (横断的) 研究 → 「速く打てるほど、タッチのより正確となる (**正の相関**)」

個人を対象とした研究 → 正の相関もあれば「速く打とうとしてミスが増える (**負の相関**)」

反証2 : 時間経過の中での**変化** (生涯にわたる発達、日々の生活場面…)

文脈との関係での**変化** (実験場面、治療場面…)

→ 非エルゴード性 : 集団の平均を否定 → 個を捉えるべき (そして、変化のプロセス)

考えてみたいこと

エルゴード的方法: 集団の平均 (個は測定している) → この個を捉える (クラスター分析など)

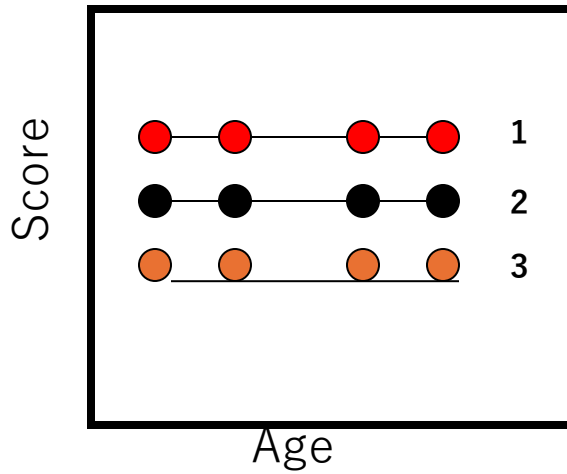
この分析の流れは、エルゴード誤謬? **でも、集団と個を捉えることはできるのでは?**

日本心理学
会関大での
大会から
By John R.
Nesselroade
(2004)

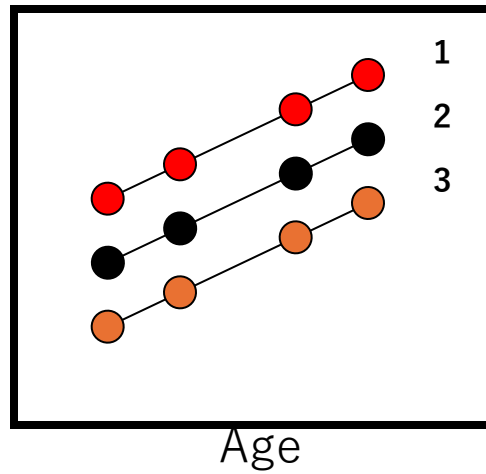
この図は3つの
集団の平均の
軌跡です。
横軸は時間
縦軸は得点

ここでは、3名の
個人として、それ
ぞれの軌跡の図
として見てくださ
い。

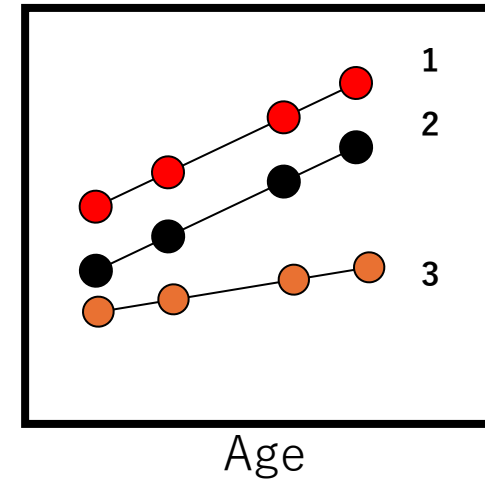
そして、3人の平
均の軌跡をイ
メージしてくださ
い。



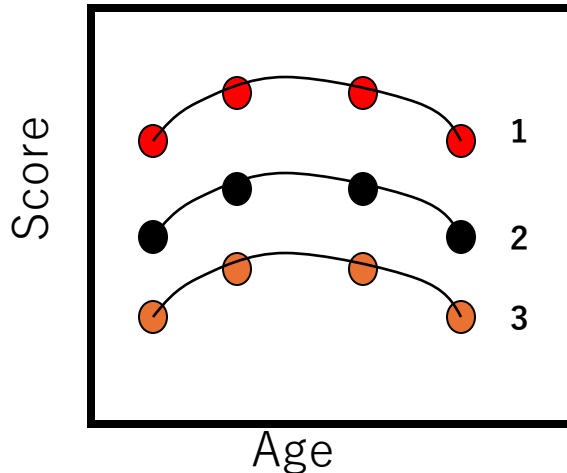
Level Component Only



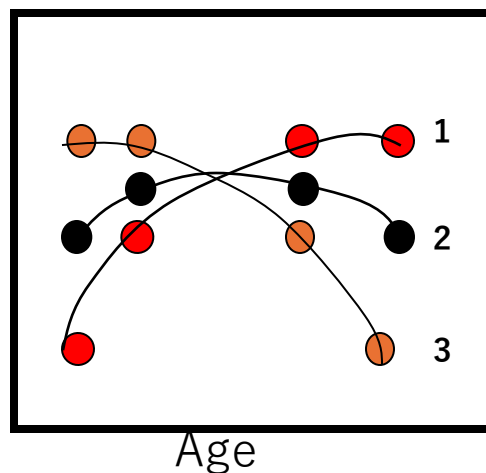
Level Component and Slope Mean



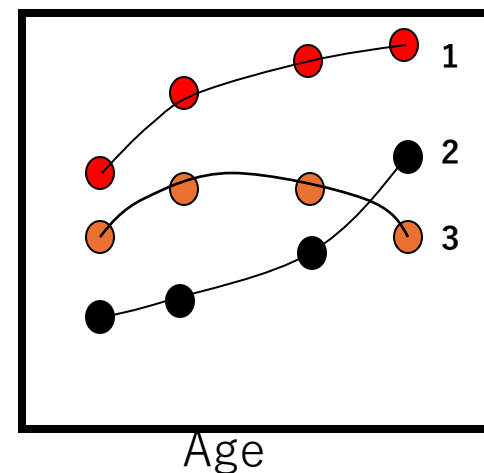
Level and Slope Components



Level Component and Shape Mean



Shape Component Only



Level and Shape Components

軌跡の図

課題: 図を分
類してください。

エルゴード性
の図は?

非エルゴード
性の図は?

非エルゴード性を過去の二つの分析結果から

A)プロ野球選手の打撃(10年間の軌跡から)

清水 和秋 (2000). **熟達の過程**—潜在成長モデルによる野球データの解析— 日本行動計量学会第28回大会発表論文抄録集、379-382.

清水 和秋 (2003). プロ野球選手の熟達の軌跡—潜在成長モデルの打撃成績への適用— 悠峰職業科学研究所紀要, 11, 63-72.

清水 和秋 (2008). **混合成長モデル**による熟達パターンの探索: プロ野球選手の熟達の軌跡を例として 関西大学社会学部紀要, 40(1), 17-37.

ポイント 潜在成長モデルによる軌跡 (**集団**) **平均の軌跡** → **混合モデル** → **個人の軌跡**

B)P-技法データ(情動性・外向性を6名を対象に100日間)

紺田 広明・清水 和秋 (2015). 動的因子分析による個人内変動のモデル化:心理時系列データへの同時分析の適用. 行動計量学, 42(1), 69-80.

紺田 広明 (2010). 動的因子分析による個人内変動のモデル化 関西大学大学院修士論文.

紺田 広明 (2016) 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 関西大学博士論文.

注:以下のスライドでは、これらの論文から一部引用

A) プロ野球選手の打撃(10年間の軌跡から) 出所:(社)日本野球機構(1998)

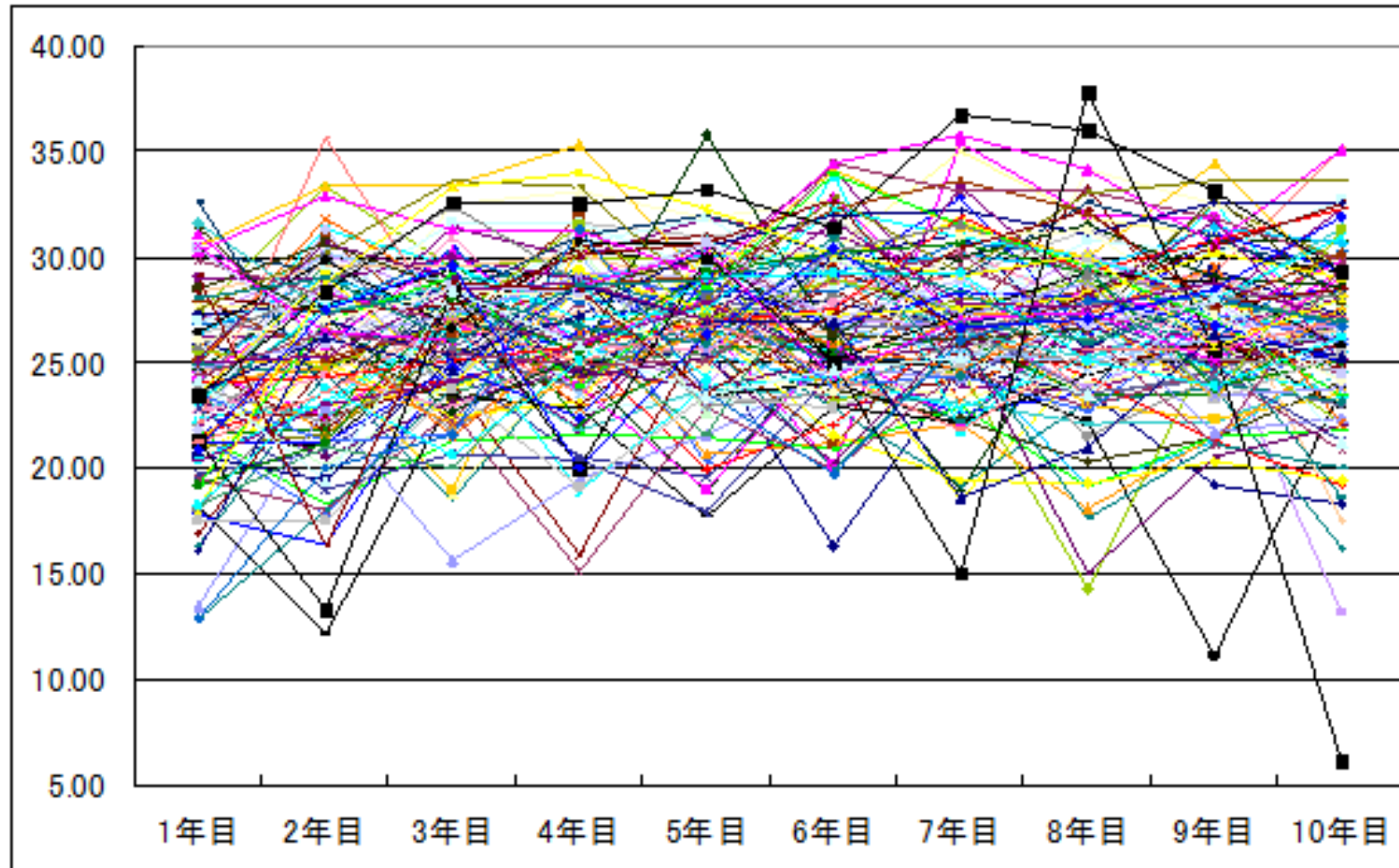


図:個別選手の打撃の軌跡

対象:ある程度の年数以上にわたって活躍してきた選手(実働年数が10年以上で、各年の平均出場試合数が90試合以上の156名の選手を対象。戦前からの選手やデータの一部が欠損している選手は、対象から除外)

現役選手のデータでは、同様に実働が7年以上を基準として、セリーグ・パリーグの121名の選手を対象。

日本野球機構 (1999) The Official Baseball Encyclopedia '98
ベースボール・マガジン社。

LGM : Latent Growth Model

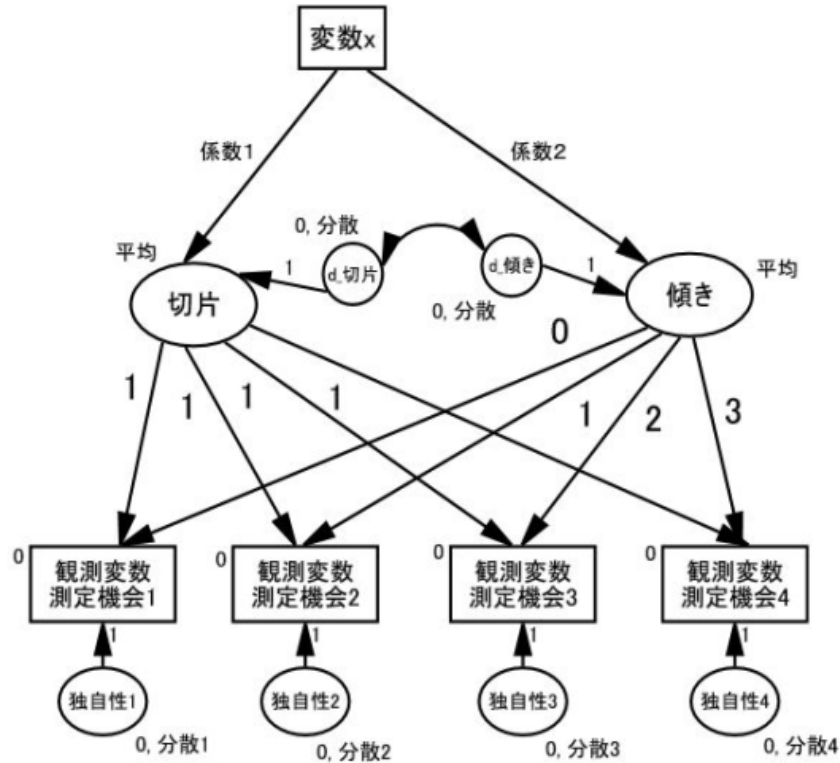
LCM : Latent Curve Model

今世紀になってSEMが最も応用される分野は、**時間軸**に焦点を当てた研究となってきている(Mroczek & Little, 2006)。

1つの観測変数の時間軸での**変化の軌跡**を**因子得点の関数式**として描こうとするモデルが、**潜在成長モデル**(McArdle, 1986)あるいは**潜在曲線モデル**(Meredith & Tisak, 1990)である。

このモデルは、観測変数の得点から、軌跡のはじまりのレベルを**切片**として特定する因子、観測機会を**時間関数**として1次あるいは高次の項に関する因子を推定する方法である(清水, 1999)。

左の図は、等間隔での4回繰り返し測定した1つの観測変数を対象としたモデルである。軌跡のはじまりである**切片**と**傾き**は**1**や**時間関数**からなる**固定パラメータ**という特殊な形式を採用しているが、各観測機会の独自性の分散を推定するという点では因子分析の範疇にある。なお、図では、**ある変数x**が軌跡の**切片**と**傾き**にどの程度の影響を与えるのかを検討する研究の例としてこの変数からのパスを挿入している。



$$y_{1i} = 1f_{1i} + 0f_{2i} + u_{1i}$$

$$y_{2i} = 1f_{1i} + 1f_{2i} + u_{2i}$$

$$y_{3i} = 1f_{1i} + 2f_{2i} + u_{3i}$$

$$y_{4i} = 1f_{1i} + 3f_{2i} + u_{4i}$$

y_1 : 観測変数測定機会1
 y_2 : 観測変数測定機会2
 y_3 : 観測変数測定機会3
 y_4 : 観測変数測定機会4
 f_1 : 「**切片**」因子 (因子パターン1, 1, 1, 1)
 f_2 : 「**傾き**」因子 (因子パターン0, 1, 2, 3)

清水 和秋 (1999). キャリア発達の構造的解析モデルに関する比較研究 進路指導研究, 19(2), 1-12.

u_1 から u_4 は独自性
 SEMで推定するのは、「**切片**」と「**傾き**」の平均と分散、そして、「独自性」の分散
 図では、変数xからのパス係数も指定

潜在成長モデル (LGM: Latent Growth Model, McArdle, 1986,1988) あるいは
 潜在曲線モデル (LCM: Latent Curve model, Meredith & Tisak, 1990) と呼ばれるSEM(構造的
 式モデリング)の下位モデル

モデル式 $y = Af + u$

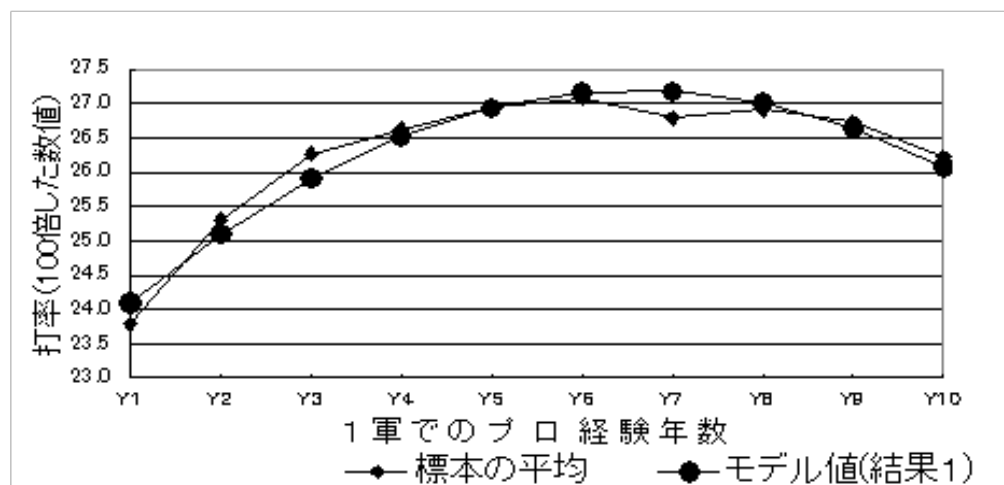
$$y_{1i} = 1f_{1i} + 0f_{2i} + 0^2 f_{3i} + u_{1i}$$

$$y_{2i} = 1f_{1i} + 1f_{2i} + 1^2 f_{3i} + u_{2i}$$

$$y_{3i} = 1f_{1i} + 2f_{2i} + 2^2 f_{3i} + u_{3i}$$

$$y_{4i} = 1f_{1i} + 3f_{2i} + 3^2 f_{3i} + u_{4i}$$

4回の繰り返しで2次関数



清水 和秋 (2008). 混合モデルによる熟達
 パターンの探索—プロ野球選手の熟達の軌
 跡を例として— 関西大学社会学部紀要,
 40(1), 17-37.

使用したソフト: パソコン版SASのProc Traj

最新のTrai (Mplusも含む)

Serra, L., Farrants, K., Alexanderson, K., Ubalde, M.,
 & Lallukka, T. (2022). Trajectory analyses in
 insurance medicine studies: Examples and key
 methodological aspects and pitfalls. *PLoS One*,
 17(2), e0263810.

参考: 探索的因子分析からクラスター分析

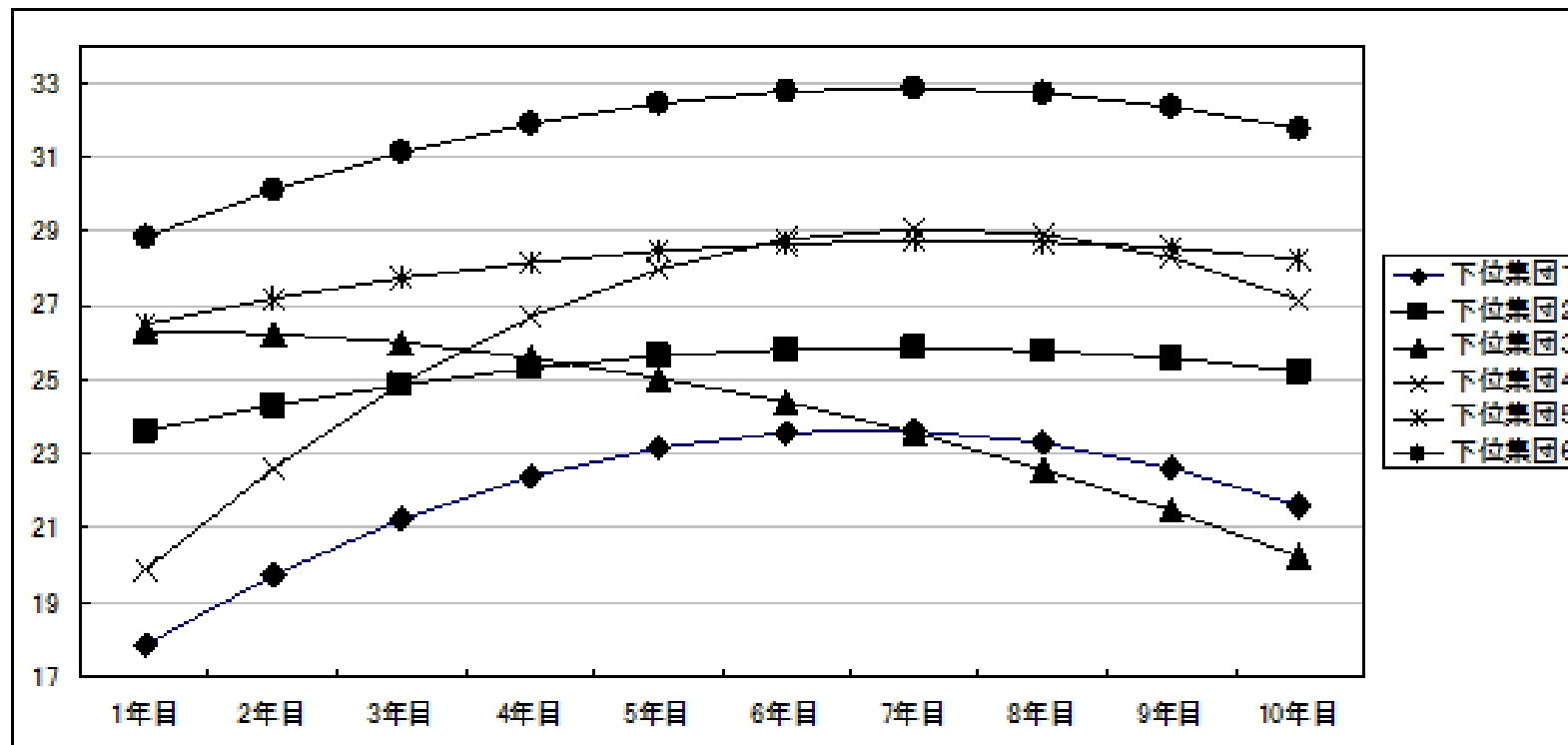
Omura, S., Shimizu, K., Kuwahara, M., Morikawa-Urase,
 M., Kusunoki, S., & Tsunoda, I. (2022). Exploratory
 factor analysis determines latent factors in Guillain-
 Barré syndrome. *Scientific Reports*, 12(1), 21837.

混合モデルによる分析

表7 下位集団数を6とした推定から計算した各集団の軌跡

	1年目	2年目	3年目	4年目	5年目	6年目	7年目	8年目	9年目	10年目
下位集団1	17.869	19.739	21.245	22.387	23.165	23.579	23.629	23.315	22.637	21.595
下位集団2	23.609	24.310	24.881	25.322	25.633	25.814	25.865	25.786	25.577	25.238
下位集団3	26.332	26.230	25.984	25.594	25.060	24.382	23.560	22.594	21.484	20.230
下位集団4	19.889	22.637	24.899	26.675	27.965	28.769	29.087	28.919	28.265	27.125
下位集団5	26.501	27.176	27.731	28.166	28.481	28.676	28.751	28.706	28.541	28.256
下位集団6	28.852	30.101	31.118	31.903	32.456	32.777	32.866	32.723	32.348	31.741

注:太線で示した数値はそれぞれの集団のピーク値である。



軌跡:

前のスライド: **全体の平均**

左の図: **個別集団の軌跡**

次のスライド: **個を特定**

指導という教育的介入

個から軌跡のモデル化は可能なのか?

下位集団と含まれる選手 (選手の指導(教育的介入)を全体について、下位集団別について、考えてみてください)

- **下位集団6** {長嶋茂雄、若松 勉、張本 勲、落合博満}

キャリアのはじまりで2割8分9毛あり、7年目で3割2分9毛の**ピーク**を迎え、**10年目**でも3割1分7毛である。

- **下位集団5** {高田 繁、掛布雅之、藤田 平、広沢 克など46名}

2割6分~2割9分弱~2割8分という**変化**を示している。

- **下位集団4** {大杉勝男、王 貞治、大島康徳、高木守道など14名}

6下位集団の中で2番目に**低いポイント**(約2割)からキャリアがはじまり、ピークは2割9分と上から**2番目に位置し**、10年目には2割7分となる。

- **下位集団3** {広岡達朗、本屋敷錦吾、大沢啓二など9名}

約2割3分からキャリアがはじまる。このはじまりがピークで、10年目には約2割へとほぼ**直線的に打撃成績が低下する**。

- **下位集団2** {富田 勝、山倉和博、大矢明彦、田淵幸一、伊東 勤など38名}

2割4分弱~2割6分弱~2割5分と**大きな変動がなかった**

- **下位集団1** {谷繁元信、仰木 彬、鎌田 実など10名}

1割8分弱からキャリアがはじまる。**キャリア初期において急速に打撃成績を向上**させている。この集団のピークは2割3分6毛で、10年目を2割1分6毛で終えている。

● LGM/LCMは、集団の熟達平均(軌跡)を明らかにする**エルゴード的方法**であった。**個(あるいは下位集団)**に着目すると軌跡は多様であった。ここで紹介したのは、**2段階の分析手法**と考えることができそうである。ただし、**混合モデルによる分析も全体の傾向**を下にしているのも、**個**の軌跡に焦点を与えるべきとする**立場**からは批判をうけるかもしれない。

● **非エルゴード的立場**(Nesselroade & Molenaar, 2022)は**個**に焦点を当てる。ある**個**から描く熟達の軌跡を他の**個**には適用できない。
この考え方への批判「**個のサンプリング・変数のサンプリング**については**代表性**という点で課題がある」

Nesselroade, J. R. & Molenaar, P. C. M. (2022). On standardized measurement in behavioral science. *Journal for Person-Oriented Research*, 8(2), 43-51.

B) P-技法データ Cattell (1946) のData Box

Cattell(Cattell, Cattell, & Rhymer, 1947;Cattell, 1963)のP技法因子分析 → **Molenaar(1985)のDFA**

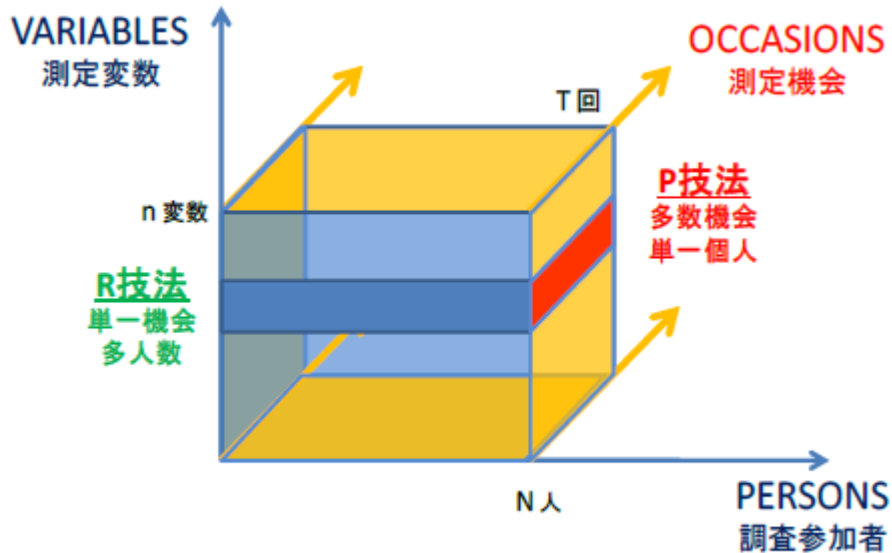


図 1.1 Cattell (1946) のデータボックス

紺田 広明 (2010). 動的因子分析による個人内変動のモデル化 関西大学大学院修士論文 より

Cattell (1946) の3次元立方体のData Box

「人(N) × 変数(n) × 機会(時間) (T)」

R技法 (R-technique) 「人×変数 ($N \times n$)」

P技法 (P-technique) 「機会×変数 ($T \times n$)」

← 探索的因子分析

R技法因子分析 変数間に潜在する因子

P技法因子分析 変数間に潜在する心理的変化の構造

P技法因子分析への批判 因子数・因子解・回転解

Harris, C.W. (Ed.). (1963). *Problems in measuring change*.

Madison :University of Wisconsin Press.

計量経済学の時系列分析より DFA 批判へのひとつの回答

Molenaar, P. C. M. (1985). A dynamic factor model for the analysis of multivariate time series. *Psychometrika*, 50, 181-202.

個 ($N=1$) を対象としたDFA

Molenaar (1985) は、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つた。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。

多集団の同時分析モデルの応用 (Multi-group Dynamic Factor Analysis: MDFA)

複数の**個**に潜在する因子の**不変性**をR技法データ (**集団**) で確立された方法論から検討 (**個の因子パターン**が他の**個**においても不変であるか。因子的不変性については清水・西川(2025)など参照)

清水 和秋・西川 一ニ (2025). 構造方程式モデリングによる因子的不変性の仮説的モデルの検討: 修正指標によるモデル修正 関西大学社会学部紀要, 56(2), 217-277

その1) Nesselroade, J. R., Gerstorf, D., Hardy, S. A., & Ram, N. (2007). Focus article: Idiographic filters for psychological constructs. *Measurement*, 5(4), 217-235

個人間で**因子パターン不変性**の確認ができなかった。そこで、個人間で**因子間相関**を**不変**とした。

この方法を**Idiographic Filter (個性記述的)**と命名。分析変数: **75** adjective rating scales

その2) Hamaker, E. L., Dolan, C. V., & Molenaar, P. C. (2005). Statistical modeling of the individual: Rationale and application of multivariate stationary time series analysis. *Multivariate behavioral research*, 40(2), 207-233.

Big FiveでのMDFAの試みで**因子パターン不変性**の確認ができないことを報告

その3) 紺田・清水(2015) 次のスライド

B)P-技法データ (情動性・外向性を6名を対象に100日間の分析)

紺田広明・清水和秋 (2015). 動的因子分析による個人内変動のモデル化:心理時系列データへの同時分析の適用. 行動計量学, 42(1), 69-80.

Research Questions

- 1) 気分・感情・傾向、以下のいずれが尾を引くか
positive negative
- 2) その証拠を心理測定法で提示するには ← **因子的不変性**
- 3) 人によって異なるのか ← **ラグ因子間の関係性**

構造方程式モデリング (structural equation modeling : SEM)

測定モデル (観測変数と因子の関係) の質 ← 個人間では**不変** (法則定立的 ← 横断的研究)
時系列 (ラグ) 因子の**因子パターン不変性**

構造モデル (因子間の関係) 個人によって同じなのか、あるいは、**異なるのか**
時系列 (ラグ) 因子間のパス関係は**不変とはせずに、個別的に自由に推定**

注:紺田 (2016) は、自己回帰モデル、移動平均モデル、自己回帰移動平均モデル、ホワイトノイズ因子得点モデル、プロセス因子分析 (PFA) モデルなどを比較検討している。

日々の測定:2008年5月~12月

参加者: 6名

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。

観測変数: Big Five形容詞短縮版(清水・山本, 2007)から12項目 7件法

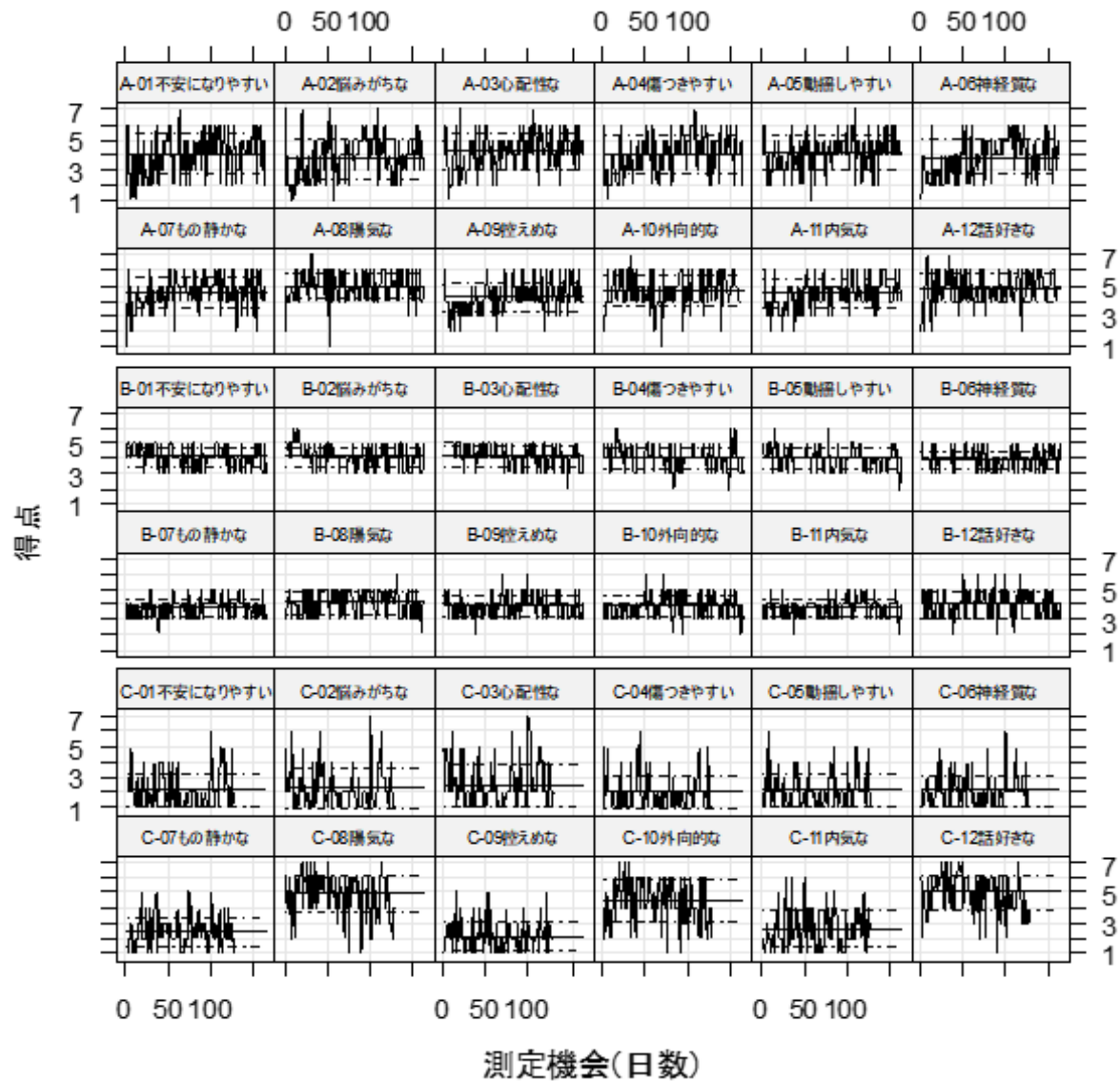
情動性の項目「**不安になりやすい**」, 「**悩みがち**」, 「**心配性**」, 「傷つきやすい」, 「動揺しやすい」, 「神経質」

外向性の項目「もの静かな(逆転)」, 「**陽気**」, 「控えめな(逆転)」, 「**外向的**」, 「内気な(逆転)」, 「**話好き**」

清水 和秋・山本 理恵 (2007). 小包化した変数によるパーソナリティ構成概念間の関係性のモデル化: Big Five・不安(STAI)・気分(POMS) 関西大学社会学部紀要, 38(3), 61-96.

日々の変動:個人内変動 個人差が大きい(分散の大きい参加者 <-> 小さい参加者)、欠損の程度の違い

参加者AからC



参加者DからF

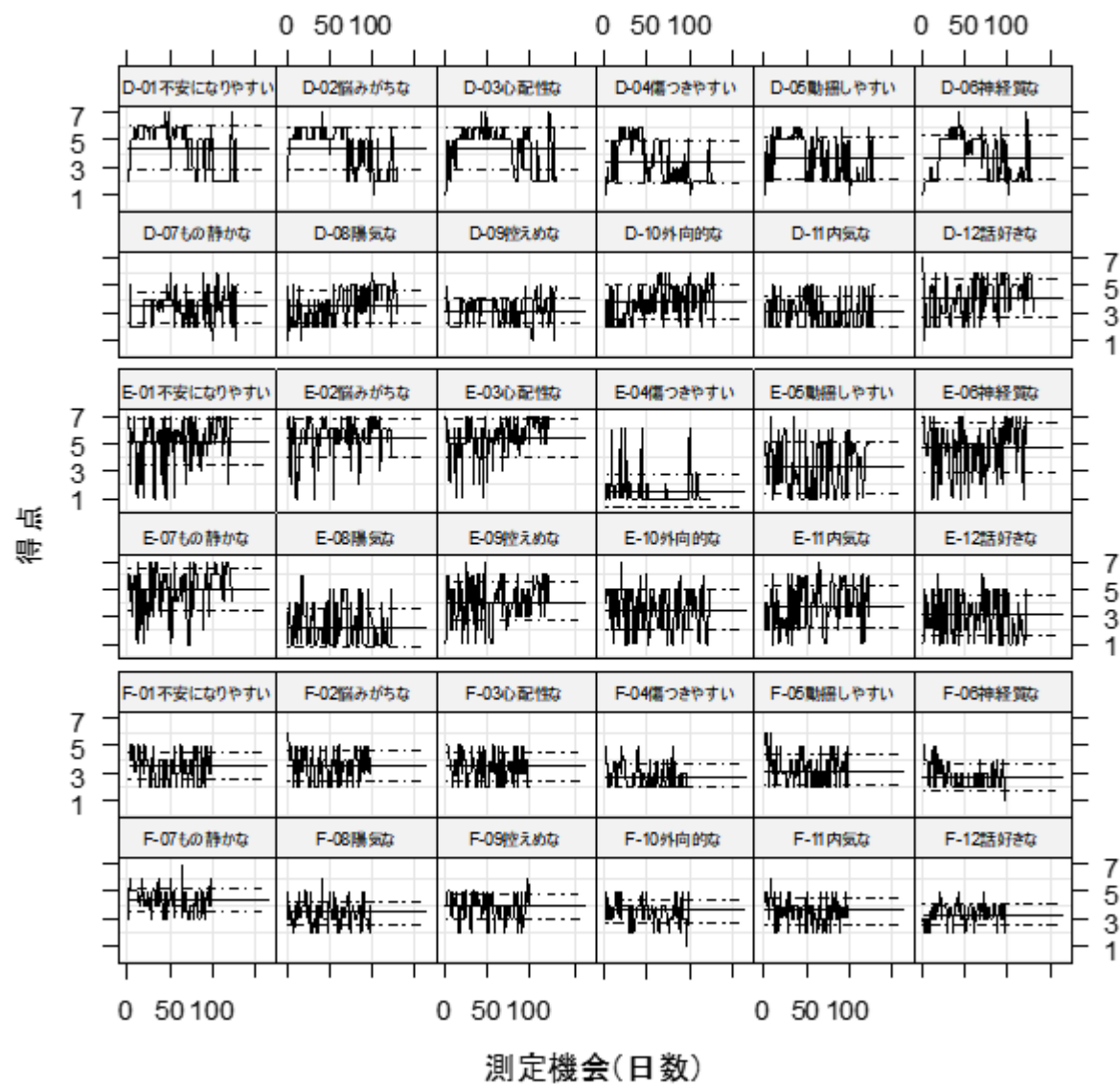


表2 探索的因子分析(PFA)の因子パターン, 共通性, 因子間相関(参加者A~F)

参加者	A (52歳, 女性)			B (60歳, 男性)			C (51歳, 女性)		
	1	2	共通性	1	2	共通性	1	2	共通性
不安になりやすい	.697	-.074	.499	.749	-.091	.551	.900	-.022	.816
悩みがち	.766	-.049	.595	.640	-.007	.409	.870	-.028	.764
心配性	.706	.096	.496	.713	-.004	.508	.705	-.124	.536
傷つきやすい	.769	-.051	.601	.629	.034	.402	.735	.068	.531
動揺しやすい	.767	-.052	.597	.739	-.078	.536	.827	.010	.681
神経質	.709	.076	.499	.518	.028	.273	.743	-.013	.555
もの静かな(逆転)	.575	.045	.328	.029	.456	.213	.252	-.040	.068
陽気	-.067	.623	.400	-.165	.634	.402	-.048	.937	.890
控えめな(逆転)	.600	.060	.358	.149	.517	.310	.470	.144	.223
外向的	.007	.594	.352	-.009	.573	.327	.048	.797	.627
内気な(逆転)	.611	-.038	.379	.440	.355	.361	.331	.100	.110
話好きな	.078	.742	.547	-.048	.675	.449	.073	.881	.763
因子間相関	-.084			.133			-.140		
参加者	D (24歳, 男性)			E (22歳, 男性)			F (22歳, 男性)		
	1	2	共通性	1	2	共通性	1	2	共通性
不安になりやすい	.915	.004	.836	.848	-.007	.721	.810	-.051	.692
悩みがち	.885	-.030	.799	.685	-.103	.505	.805	-.006	.651
心配性	.892	.067	.764	.779	-.011	.609	.843	.121	.642
傷つきやすい	.755	-.028	.583	.302	.106	.091	.811	.238	.559
動揺しやすい	.818	.158	.615	.656	.140	.418	.765	-.067	.632
神経質	.716	-.033	.528	.768	-.122	.638	.583	-.045	.363
もの静かな(逆転)	-.271	-.609	.344	-.162	-.664	.430	.116	-.535	.349
陽気	-.294	.635	.604	-.144	.472	.267	-.054	.711	.539
控えめな(逆転)	-.193	-.573	.299	.080	-.336	.129	.495	-.232	.392
外向的	-.067	.771	.630	.159	.645	.405	.113	.662	.391
内気な(逆転)	.029	-.497	.257	.088	-.448	.222	.537	-.208	.421
話好きな	-.084	.758	.620	-.013	.771	.598	.053	.750	.533
因子間相関	-.303			-.174			-.402		

注:太字は, 因子パターンの値が.4以上であることを示す.

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 個の Promax 解を求めた. 固有値の減衰状況を高い値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.

→ **個人内相関行列の個別分析**

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, 外向性の順方向の項目が高い負荷を示したことである.

横断的な Big Five 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. ← **個人間では違いがみられた。**

DFAの前処理: P技法で収集したデータ(個人の時系列データ)からブロック・トープリッツ(Block Toeplitz)形式のラグ付き共分散行列を構成 → 最尤法によりパラメータを推定(Wood & Brown, 1994) → SEMソフトで解析

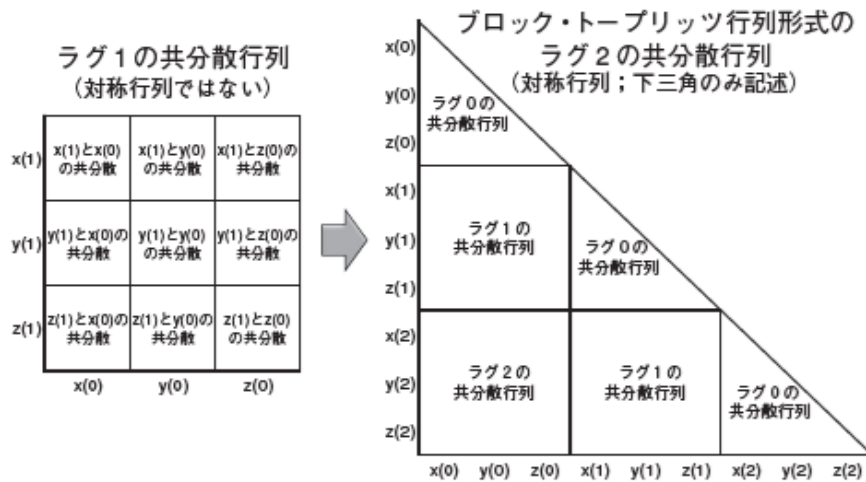


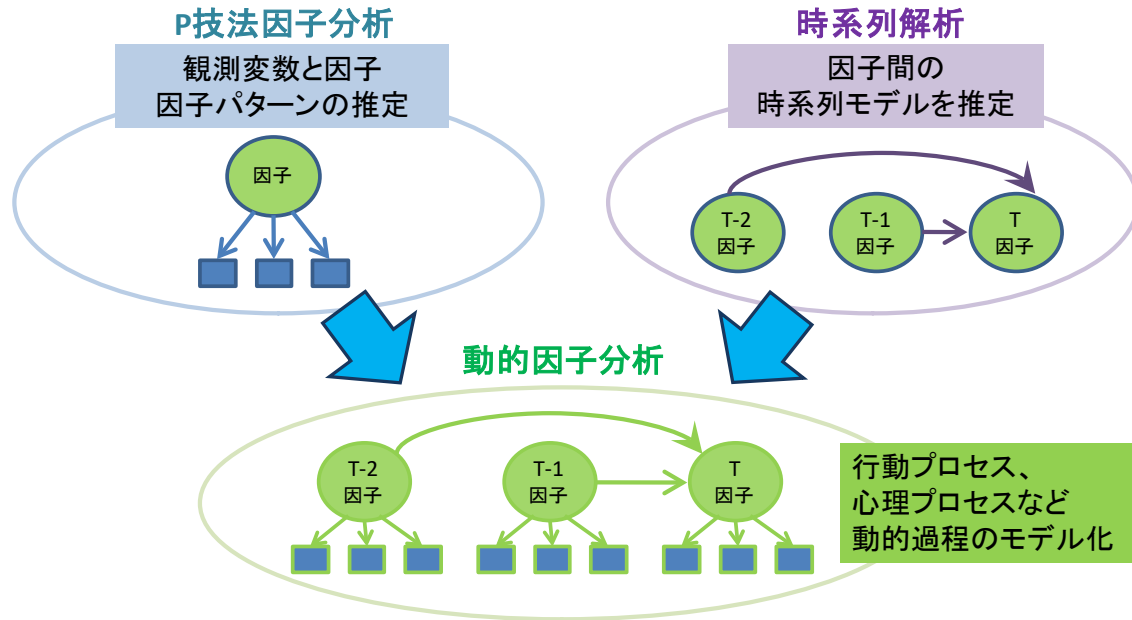
図2. ラグ付き共分散行列とブロック・トープリッツ(B-T)行列形式(ラグ2)の構成
注: 3変数(x, y, z)の例であり, 変数の後ろの括弧の中はラグ数を示している. 対称行列とならないラグ付き共分散行列を, B-T行列の形式で並べることで対称行列として構成している. B-T行列は, ラグ数が同じである共分散行列(例えばラグ1)には, 同じ共分散行列を配置するように構成する.

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 $1-T$ 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。

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.

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.

動的因子分析 (DFA) の概要



注: DFAの観測変数はP技法因子分析の結果から選択

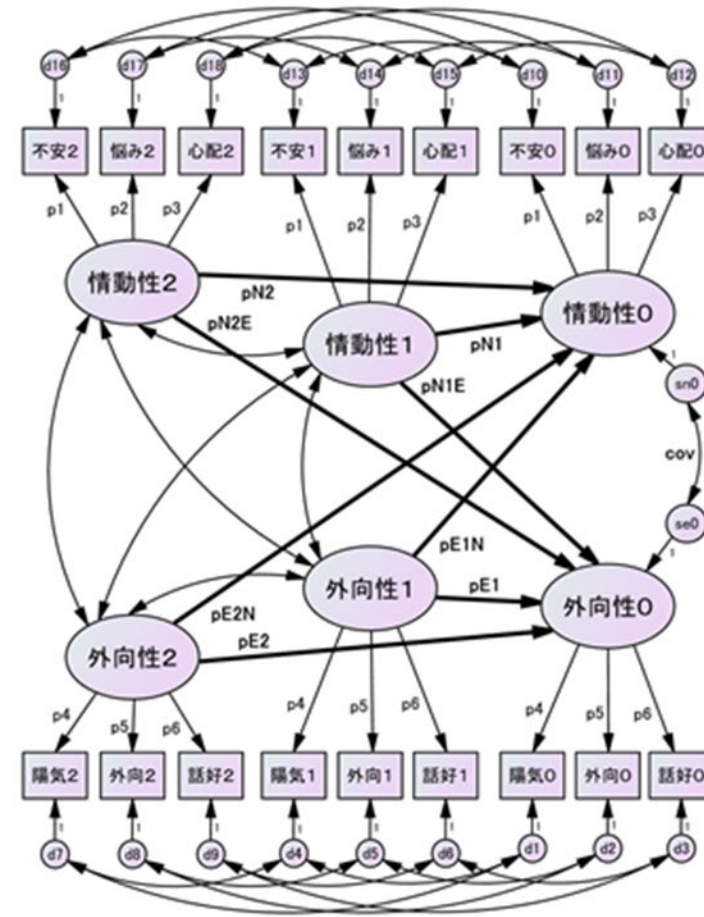


図4 本研究におけるDFAのモデル

注: 因子名または観測変数名の数字はラグ数をあらわし, 観測変数名は, 略記で示している。「不安」は「不安になりやすい」, 「悩み」は「悩みがち」, 「心配」は「心配性」, 「陽気」は「陽気な」, 「外向」は「外向的な」, 「話好」は「話好きな」である。

多個人動的因子分析 (Multi-Individual Dynamic Factor Analysis: MDFA)

- 1) **P技法**は、**個人**を対象とした方法：**記述的方法** (Shifren, Hooker, Wood, & Nesselroade, 1997; Nesselroade & Ford, 1985) → **DFA** (Molenaar, 1985)
- 2) SEMによる**多集団分析 (Multiple-Group Analysis)**は、R-技法で確立した**集団間**に潜在する因子を**因子的不変性**の枠組みで確認する方法 (清水, 2024)
清水 和秋 (2024). 構造方程式モデリングによる**多集団分析** 関西大学社会学部紀要, 55(2), 1-28.

MDFAは、**多集団**を**多個人**とした方法 (1+2)

法則定立的に個人間で**因子的不変性 factorial invariance** (**測定モデル**) を検討
(**構造モデル**は**個別性**を容認して、**自由推定**とする)

複数人を対象としたDFAの分析例 (再掲)

Nesselroade, et al. (2007) 分析データ: The data consist of five multivariate time-series (p-technique data) representing the daily self-reports of women ($N = 5$) on 75 adjective rating scales of affect over more than 100 days.

▲ **因子パターン不変性**の結果を得ることができなかった。

測定の**不変性**を因子間の関係に求めた。因子間にのみ不変性を仮定した結果を発表

■ この伝統的な**因子的不変性**の文脈からは乖離した提案は**批判**を受けた。たとえば、Hamaker (2007) や Schaie (2007) など。

→ Nesselroade, et al. (2007)は、この方法を**Idiographic Filter** (**個性記述的フィルター**)と命名

P-技法データの課題:参加者、調査時間の設定、質問項目の配置順、分析項目の選択

Nesselroade et al. (2007) が因子パターン不変性を特定することができなかった**原因**は、分析の対象とする変数を特定することがうまくいかなかったことにある。彼らは 5 名の妊婦を調査参加者として約 100 日にわたり 75 項目から気分を測定し、DFA の分析では、**分散がないか少ない項目を削除している**。その結果、DFA の分析対象となった項目が**個人間で異なり** 24 個から 33 個となり、参加者に不変な因子パターンを確定する項目を失ったとも考えられる。

紺田・清水(2015)の工夫

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。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。

DFAの変数選択:探索的因子分析の結果から、**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項目を除き**、6 名に共通に負荷している「陽気な」、「外向的な」、「話好きな」の 3 項目を選択。情動性では、因子負荷量が高かった「不安になりやすい」、「悩みがちな」、「心配性な」の 3 項目を**選択**。

表3 多個人動的因子分析の測定モデル

パス		推定値	標準誤差	標準化推定値(参加者ごと)						
				A	B	C	D	E	F	
情動性	ラグ0	情動性 → 不安 ¹⁾	1	(固定) ²⁾	.699	.691	.918	.885	.789	.884
		情動性 → 悩み ¹⁾	.959	.024	.681	.634	.836	.878	.735	.832
		0 → 心配 ¹⁾	.958	.025	.722	.676	.761	.852	.839	.846
	ラグ1	情動性 → 不安 ¹⁾	1	(固定) ²⁾	.695	.689	.918	.884	.788	.884
		情動性 → 悩み ¹⁾	.959	.024	.677	.633	.835	.878	.733	.832
		1 → 心配 ¹⁾	.958	.025	.718	.675	.759	.851	.837	.846
	ラグ2	情動性 → 不安 ²⁾	1	(固定) ²⁾	.695	.689	.918	.884	.788	.884
		情動性 → 悩み ²⁾	.959	.024	.677	.633	.835	.878	.733	.832
		2 → 心配 ²⁾	.958	.025	.718	.675	.759	.851	.837	.846
外向性	ラグ0	外向性 → 陽気 ¹⁾	1	(固定) ²⁾	.667	.626	.898	.808	.723	.640
		外向性 → 外向 ¹⁾	.992	.031	.586	.672	.790	.827	.684	.699
		0 → 話好 ¹⁾	1.045	.031	.671	.614	.902	.827	.745	.761
	ラグ1	外向性 → 陽気 ¹⁾	1	(固定) ²⁾	.671	.624	.899	.807	.718	.656
		外向性 → 外向 ¹⁾	.992	.031	.590	.670	.792	.826	.679	.714
		1 → 話好 ¹⁾	1.045	.031	.675	.612	.903	.827	.740	.775
	ラグ2	外向性 → 陽気 ²⁾	1	(固定) ²⁾	.671	.624	.899	.807	.718	.656
		外向性 → 外向 ²⁾	.992	.031	.590	.670	.792	.826	.679	.714
		2 → 話好 ²⁾	1.045	.031	.675	.612	.903	.827	.740	.775

注: 1) 観測変数は、モデル図と同様の略記で示している。

2) このパスは、値1に固定していることを示す。

Multi-Individual Dynamic Factor Analysis 多個人動的因子分析 (MDFA)

適合度: $\chi^2 = 915.680$, $df = 770$, $P = .000$,
 $GFI = .892$, $AGFI = .856$, $SRMR = .048$,
 $NFI = .875$, $CFI = .977$, $RMSEA = .037$ で、
 GFI と NFI はやや低い十分なレベルと判断した (Mulaik, 2010).

→ **測定モデル**: 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。
 (観測変数と因子の関係(因子パターン)が6名において)

清水・山本(2007)の2因子をMDFAでも因子的不変性を確認することができた。

すなわち、**法則定立的な結果**といえる。

表 3. MDFA によるラグ因子間の関係性 (参加者 A~F)

		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)			
		バス	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	ラグ1	情動性1 → 情動性0	.237	.111	*	.234	.552	.135	***	.550	.318	.104	**	.317
		外向性1 → 外向性0	.128	.120		.129	.440	.143	**	.438	.285	.098	**	.287
	ラグ2	情動性2 → 情動性0	.364	.106	***	.360	.019	.135		.019	.210	.104	*	.209
		外向性2 → 外向性0	.260	.126	*	.262	.012	.143		.012	.052	.098		.053
交差回帰	ラグ1	情動性1 → 外向性0	-.057	.074		-.094	.057	.145		.056	-.001	.108		-.001
		外向性1 → 情動性0	.348	.172	*	.210	-.038	.122		-.038	-.091	.094		-.093
	ラグ2	情動性2 → 外向性0	-.056	.071		-.094	-.059	.145		-.058	.205	.108	†	.200
		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	*	-.235
		参加者	D				E				F			
		バス	129日間 (欠損: 8日)				122日間 (欠損: 12日)				98日間 (欠損: なし)			
		バス	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	ラグ1	情動性1 → 情動性0	.559	.125	***	.556	.327	.116	**	.323	.472	.127	***	.470
		外向性1 → 外向性0	.442	.112	***	.441	.160	.125		.157	.187	.144		.198
	ラグ2	情動性2 → 情動性0	.208	.116	†	.207	-.025	.114		-.025	-.196	.127		-.196
		外向性2 → 外向性0	.057	.110		.057	-.197	.126		-.194	.116	.144		.122
交差回帰	ラグ1	情動性1 → 外向性0	.235	.139	†	.304	.028	.104		.033	.001	.083		.002
		外向性1 → 情動性0	-.241	.099	*	-.185	-.129	.137		-.105	-.035	.212		-.021
	ラグ2	情動性2 → 外向性0	-.296	.129	*	-.384	-.103	.102		-.124	.048	.083		.085
		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	**	-.366	-.237	.138	†	-.201	-.166	.061	**	-.360

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%水準以上で有意なバスは、標準化推定値を太字で示している。

→ **構造モデル:**

■ **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。

■ **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。

■ **外向性** は, **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。

■ **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。

因子と因子の関係性は **個性記述的** であった。

MDFAの検討課題と論点の整理

▲**最尤法での推定値の推定**: 紺田・清水(2015)では、ブロック・トープリッツ行列形式のラグ付き共分散行列を対象として最尤推定をした。この形式の行列は、共分散行列の各値が独立であるという**最尤法の仮定に違反している**との指摘もある(川崎, 2001)。この点に関して、Hamaker, Dolan, & Molenaar (2005) やMolenaar & Nesselrode (1998) などのシミュレーション研究で**妥当な推定値**を与えることが示されている。また、Browne & Zhang (2005) が推奨するように、多変量正規分布を仮定しない専用のソフトウェアもある。

▲100日間にわたる繰り返し調査:

調査の実施時間、調査の統制、質問の項目数、質問の順番

反応に混入する系統的誤差(黙従傾向傾向、社会的望ましさなど)

欠損値の処理

■Research Questionsを制約する方法

✓ **使用できる観測変数の数に制約(測定範囲の制約:変数のサンプリング) 参加者のサンプリング**

Zuidersma, M., Riese, H., Snippe, E., Booij, S. H., Wichers, M., & Bos, E. H. (2020). Single-subject research in psychiatry: Facts and fictions. *Frontiers in Psychiatry, 11*, 539777.

✓ **100日**程度の時間経過の変動を捉えるモデルである。

これと、もう少し長い**短期的な変動**、**長期的な変動**を捉える**解析モデル**との関係性(**統合的なモデル**)

✓ **文脈との関係性**

社会的・文化的文脈、発達の文脈、実験的文脈などでの**内的・外的変数群**との関係

→ **この方法で追究できることが、微視的な問題に限定される**

$N = 1$ のDFAと多人数同時分析のMDFA:ここまでの整理とその後

- P技法因子分析 Cattell (1945) **ラグ0の探索的因子分析**

- DFA Molenaar(1985)

- **多集団同時分析の応用 (MDFA)**

Nesselroade et al.(2007) 因子パターンの不変性が確認できなかった → **Idiographic Filter (個性記述的)**

Hamaker et al.(2005) BigFiveでのMDFAの試みで因子的パターン不変性の確認ができないことを報告

Hamaker, E. L., Dolan, C. V., & Molenaar, P. C. (2005). Statistical modeling of the individual: Rationale and application of multivariate stationary time series analysis. *Multivariate behavioral research*, 40(2), 207-233.

- MDFAの成功例は紺田・清水(2015) のみのようである(**不変な測定モデルと個性記述の構造モデル**) **感想: good enough**

その後の展開

1) Nesselroade & Molenaar (2007) **Idiographic Filter**の高次因子モデル

Molenaar (2004) のエルゴードの議論、Nesselroade & Molenaar (2022) は**個**を対象とした**心理学研究方法**を提起

注: Kuper, N., Andresen, P. K., Beck, E. D., Costantini, G., Hamaker, E. L., Wright, A. G., & Zimmermann, J. (2025). From persons to general principles: Methodological decisions for idiographic and nomothetic research. *European Journal of Personality*, 39(4), 635-661. review paper: (1) the research question, (2) the research design, and (3) the analyses and interpretation

2) Hamaker による提案: Dynamic Structural Equation Modeling (DSEM)

Asparouhov, Hamaker, & Muthén(2018) Mplus

ベイジアン推定: BT行列の**最尤推定**の課題を**回避**(**素点データを対象とした分析**)

測定機会が多く、**参加者数が比較的少ないデータ**でも、複雑なモデルの推定の安定性と信頼性が向上

1) Idiographic Filterの高次因子モデルについての追加説明

Nesselroade, J. R. & Molenaar, P. C. M. (2022). On standardized measurement in behavioral science. *Journal for Person-Oriented Research*, 8(2), 43-51.

伝統的な方法論: 集団間の差異、測定モデルの不変性、統計量=平均、標準化 → 静的 (エルゴード的と批判)

Idiographic Filter (以下、IF) : 個人内変動とプロセス (非エルゴード的)

測定の不変性は高次の因子レベル (観測変数と個人の関係は不変でなくてもよい)

← MDFA (Nesselroade et al.2007) の結果から静的な属性ではなく、時間を通じて起こる **プロセス (動的)** を強調

くまとめると: IFは、抽象度のより **高次の潜在変数の空間** で法則性 (**不変性**) を追究することで、**法則定立的 (Nomothetic)** な不変性と **個人内変動 (Intraindividual Variability)** の両方を捉えようとする理論 >

注: **Idiographic** は、心理学や社会科学において「**個性記述的**」「個別例の」と訳され、集団全体の法則を見出す「**法則定立的 (Nomothetic)**」アプローチではなく、個人や単一のケースに特有の性質や歴史を詳細に研究・記述するアプローチを指す言葉です。**語源**: ギリシャ語の *idios* (「個人の」「特有の」) + *graphikos* (「記述する」) に由来し、「個別の記述」を意味する。**用途**: 臨床心理学の事例研究や、パーソナリティの深い理解において、集団平均ではなくその人独自の側面に着目する際に使われる。(Google AIを改編、2026.04.05)

IFへの批判: 構成概念のモデルをIFは、因子負荷量が個人によって異なるとして、個を対象とした **二次因子** という抽象度の高いレベルで求めようとしているが、測定の不変性を集団を対象とした観測変数と因子との **一次因子レベル** で求めるべき。

この立場で、Hamaker (次のスライド) は、IFには批判的で、**集団モデル** は「平均的個人」のモデルとしても有効とした

それに対して、Nesselroade & Molenaarは、**個人間の差異 (Individual Differences)** を批判し、**個人内変動 (Intraindividual Variability)** の構造を捉える **個性記述的 (Idiographic)** アプローチを伝統的な方法に対して新しい方法論として提案 → **Person-Oriented Research**

2) Hamaker による Dynamic Structural Equation Modeling (DSEM)

Asparouhov, T., Hamaker, E. L., & Muthén, B. (2018). Dynamic structural equation models. *Structural equation modeling*, 25(3), 359-388.

DSMは、時系列モデリング、SEM、マルチレベルモデリング、および時変効果モデリングを一つの枠組みに統合している。

レベル1で観測変数や潜在変数の時系列変動(例: DFAモデル)をモデル化し、そのレベル1で推定される時系列パラメータ(因子負荷量: 不変性)を、レベル2で個人間の差異(ランダム効果)として扱う。

ベイジアンMCMC (Markov chain Monte Carlo) 推定が用いられる(ベイジアン推定は、従来の最尤推定が持つ技術的な制約(例: ブロック・トープリッツ行列の仮定違反)を回避するとともに、Tが多く Nが比較的少ないデータ設定において、複雑なモデルの推定の安定性と信頼性を向上させる)

注: サンプルサイズと測定機会の目安 → $100 > N$, $10 < t < 100$

基礎的整理:

因子分析モデル: $y = A\eta + d$

自己回帰モデル: $y_t = \alpha \cdot y_{t-1} + d_t$ ARモデル (Auto Regressive model)

DSEM: 測定モデル: $y_{it} = A\eta_{it} + d_{it}$ 観測変数と因子 ここで、 i は個人、 t は機会(時間)

動的モデル: $\eta_{it} = B\eta_{i,t-1} + \zeta_{it}$ 因子が時間で変化する(前の状態 $t-1$ が次の t に影響)

個人差を導入: $\eta_{it} = B_i\eta_{i,t-1} + \zeta_{it}$ $B_i = B + u_i$ 平均的な変化 B に個人差を導入

DSEMの3層

- 測定モデル: 潜在変数と観測指標の関係を定義。
- **Within-personレベル**: 自己回帰 (AR) やクロスラグ効果など、時間的依存を表す。
- **Between-personレベル**: 各パラメータの**個人差**を階層的に推定。

3) 関連して: 因子的不変性を組み込まないモデル群

3a) Random Intercept Cross-Lagged Panel Model (RI-CLPM)

ランダム切片交差遅延パネルモデルは、個人内 (within-person) 過程の推定、そして、個人間 (between-person) 差をランダム切片として明示的に分離。個人差の安定的要素と時間的変動を分離できる点が特徴である。

Hamaker, Kuiper, & Grasman (2015) 詳しくは宇佐美(2022)参照

Hamaker, E. L., Kuiper, R. M., & Grasman, R. P. (2015). A critique of the cross-lagged panel model. *Psychological methods*, 20(1), 102–116.

3b) マルチレベルSEM

観測値 = **個人差 (between)** + **個人内変動 (within)** $y_{it} = y_i^{(\text{between})} + y_{it}^{(\text{within})}$

<観測値 = その人の平均 + その時のズレ: 人よりも高い、でも、今日は低い> RI-CLPMはmultilevel SEMの特殊形

最初に戻って **本質を測定する道具**: 方法論のparadigm shiftがもたらしたmisuseとartifact

1) **探索的因子分析** → SEM

2) **統計的検定** → 効果量・ベイズ統計

3) **エルゴード性 (仮説/定理)** indecisivenessかな?

発達心理学の方法論のパラダムシフト

1) **古典的方法** 観測値の統計的検定、変動の関数 (学習曲線の分解:Tuckering)、古典的な時系列解析:最適な関数とそのパラメータを推定 (Thissen & Bock, 1990)

Tucker, L. R. (1966). Learning theory and multivariate experiment: Illustration by determination of generalized learning curves. R.B. Cattell (Ed.), *Handbook of multivariate experimental psychology* (Pp. 476-501) Rand McNally: IL, Chicago. .

Thissen, D., & Bock, R. D. (1990). Linear and nonlinear curve fitting. In A. von Eye (Ed.), *Statistical methods in longitudinal research* (Vol. II): Time series and categorical longitudinal data. (pp.289-318). New York: Academic Press.

2) **発達研究への構造モデルの導入** (SEMの応用利用を導く) ← **エルゴード的方法論**

Nesselroade, J. R., & Baltes, P. B. (Eds.). (1979). *Longitudinal research in the study of behavior and development*. New York, NY: Academic Press.

Chapter 11: Joreskog, K.G. Statistical estimation of structural models in longitudinal-developmental investigation

縦断的変化の潜在変数によるモデル化、**因子的不変性**、因果分析、**個人間差異** (集団の潜在変数の平均の推定)

3) **現在の方法 (current methodology)** ← **非エルゴード的方法論**

測定モデル (潜在変数)、**個人間差 (between)**、**時間変動 (within)**

データの種類

a) 横断的データ (Cross-sectional data) → between-person → 集団の平均・構造の比較

b) 縦断的データ (Longitudinal data)

2) 発達研究への構造モデルの導入 → between-person → 集団の平均・構造の比較

3) 現在の方法 (current methodology)

Idiographic Filter、2) DSEM、3a) RI-CLPM、3b) マルチレベルSEM

→ between-person → 個人差 (特性)

→ within-person → within因子: 個人内変動 (プロセス)

c) 集中的縦断データ (Intensive Longitudinal data)

“But it was not until recently that the necessary methodological tools were sufficiently well-developed to allow for their large-scale adoption (Hamaker & Wichers 2017). On the one hand, technological innovations such as **mobile phones**, activity trackers, and other wearable devices have created new opportunities to gather data, including ambulatory assessments, experience sampling, (electronic) daily diaries, real-time data capture, ecological momentary assessments, and event contingency measurements (Conner et al. 2009, Mehl & Conner 2012, Mehl et al. 2024, Myin-Germeys & Kuppens 2022, Stone et al. 2023, Trull & Ebner-Priemer 2013).” (Hamaker, 2025, p.381)

経験サンプリング法 (experience sampling method; ESM) 「1日に数回×数日間連続してデータ収集を繰り返す調査手法 (尾崎, 2025, p.22)」

Hamaker, E. L. (2025). Analysis of intensive longitudinal data_ Putting psychological processes in perspective. *Annual Review of Clinical Psychology*, 21(1), 379-405.

尾崎 由佳 (2025). 日常的な経済行動が感情に与える影響—経験サンプリング法を用いた検証—. *マーケティングジャーナル*, 45(1), 22-31.

伝統的研究(発達研究への構造モデル)の研究例(いくつか)について検討(ChatGPTとの対話から)

・因子的不変性(横断的研究)

Schulenberg, J. E., Shimizu, K., Vondracek, F. W., & Hostetler, M. (1988). Factor invariance of career indecision dimensions across junior high and high school males and females. *Journal of Vocational Behavior*, 33, 63-81.

清水 和秋 (1997). SASのCALISプロシジャによる多集団同時因子分析 関西大学情報処理センターフォーラム, 11, 26-38.

Lee, S. M., Terada, M., Shimizu, K., Lee, M. H., & Lee, D. H. (2017). Comparative analysis of work values across four nations. *Journal of employment counseling*, 54(3), 132-144.

清水・西川・三保 (2025)、清水・西川 (2025)

・因果モデル(縦断的研究)

花井 洋子・清水 和秋 (2014). キャリア選択自己効力感の構造とモデル—大学生と工業高校生を対象とした因子的不変性の検討— キャリア教育研究, 33, 29-38.

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からの影響—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・山本 理恵 (2008). 感情的表現項目によるBig Five測定の半年間隔での安定性と変動—個人間差、状態・特性不安、自尊感情との関連— 関西大学社会学部紀要, 39(2), 35-67.

・潜在差モデル(未検討)

清水 和秋・三保 紀裕 (2011). 潜在差得点モデルからみた変化—大学新入生の半年間の適応過程を対象として— 関西大学社会学部紀要, 42(3), 1-28.

清水 和秋・三保 紀裕・紺田 広明・花井 洋子・山本 理恵 (2011). 心理的变化のモデル化—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

伝統的研究を非エルゴード的観点からみると

研究例その1:横断的研究

研究例その2:縦断的研究

研究例その3:集団を対象とした分析結果から個のプロフィールを分析(分離モデル)

研究例その1:横断的研究(多集団同時分析(例:性別、年齢、文化などの集団))

研究の目的: n 個の観測変数について m 個の因子の不変性を多集団で確認、因子の平均を比較

エルゴード的誤謬(非エルゴード的観点から受ける批判)

① 個人内情報がない 完全に **between-person** 推論

② 暗黙の仮定 横断的比較は、 $E[\eta \mid group]$ (集団の因子得点の平均)

この結果から「発達」「変化」「差異の原因」を推論すると、**個人内プロセス**を**集団差**で代替

③ **そして、解釈をミスするかも** 年齢群差 → 発達と解釈、文化差 → 心理プロセス差と解釈
しかし、実際は、コホート効果、選択バイアス、文脈差

④ **Simpson型問題(Simpson's Paradox)**

(統計学:全体的な傾向と、データをグループ(層)に分けた時、それらの傾向が逆転する現象)

集団差:正 ↔ **個人内関係:負**、因果方向が逆転する可能性

この横断的研究で明らかにできること

◎測定モデルについて多集団で**因子的不変性**を確認した

→ この因子から構成した尺度は、分析の対象とした集団で使用することができる。

◎対象とした集団の因子得点の平均 → 心理テストの個人判定の標準化資料(清水・西川, 2025)

■ 注意すべき点

「集団の平均を個人にそのまま当てはめていないか？」

YESなら**問題あり** 横断的平均 → **発達・因果の推論**

NOなら研究目的に照らして 横断的平均 → **集団平均の違いとして限定解釈**

■ エルゴード性へ配慮

分析対象の集団の「個」にも焦点を当てる → 集団別にその内容を検討

(混合モデル(Mplus : Mixture Modeling、クラスター分析など))

結果の解釈では、因果・発達の主張は控え、集団の違いについての記述に限定

→ エルゴード性の問題は「分析手法の問題」ではなく、「**解釈(での言及)の問題**」

研究例その2:縦断的研究

研究の目的: n 個の変数を、半年間隔で3回測定したデータに**縦断的因子分析**を適用し、測定機会の因子を特定し、その平均を比較する

分析のポイント

- 各時点 $t = 1, 2, 3$ に潜在因子 η_t を定義
- 測定不変性を仮定 (**少なくとも因子パターン不変性**)
- 因子平均 $\mu_t = E[\eta_t]$ を比較

エルゴード的誤謬 (非エルゴード的観点から受ける批判) ← NO 以下のその理由

- 同一個人を追跡している (within-person情報あり)
- 「時間平均=集団平均」を仮定していない

どこが問題になるか (エルゴード的批判) ← 批判を受けるとすると 以下に

① **平均の代表性** $\mu_t = \frac{1}{N} \sum_i \eta_{it}$ 「その時点における“平均的な人”」

個人ごとの軌跡 η_{it} は異なる、変化方向が人によって異なる可能性 (平均差 $\mu_3 - \mu_1$ は、誰の変化も代表していない可能性)

②非エルゴード性の問題

ある人が増加、ある人が減少（個では、平均とは違った線形／非線形の増減）

集団の平均の軌跡 \neq 個人の平均の軌跡

③ 潜在構造の時間変化 もし $\Lambda_t \neq \Lambda_{t'}$ なら （因子パターン不変性が確認されないなら）

因子の意味が変わる \rightarrow 平均比較の意味が崩れる

■ 注意すべき点：結果の解釈

限定した解釈：「**集団平均の時間変化**」

問題となる解釈：「個人はこう変化する」「この変化が典型的」

■ エルゴード性へ配慮

分析対象の集団の「個」にも焦点を当てる

個人別軌跡も検討 \leftarrow 混合モデル (Mplus : Mixture Modeling、クラスター分析など)

(HamakerなどのDSEMでは、ランダム係数(個人差)も検討することになる)

ChatGPTへ質問: 集団の平均は平均として、分析に含まれる個人については、たとえば、因子の数が5個であれば、この5個の因子得点で個人別のプロフィールを描き、この特徴を診断的に解釈することが可能ではないでしょうか。集団の平均からの解釈と個人の解釈を分けるという考えです。エルゴード性の議論に、このように考えると違和感があるのです。いかがでしょうか。

回答: 分離自体は妥当だが、両者を結びつける（平均差→個人変化と読む）には**非常に厳しい条件**が必要です。

1. あなたの提案の構造（正当性の核）

- 集団水準：因子平均 μ_t を比較（記述統計） → **between**（集団）
- 個人水準：因子得点を診断的に解釈 → **within**（個人）

これは実質的に、**分離モデリング**であり、非エルゴード性への自然な対応です。

2. それでも生じる違和感の正体

違和感の源はここです：

「平均は平均、個人は個人」と分けたのに、なぜまだ問題になるのか？

答えは：両者を“**つなぐ解釈**”をした瞬間に**エルゴード性**が関与する

エルゴード性の議論は、「平均を使うこと」を否定しているのではなく、「平均を個人の代理として使うこと」を問題にしている

ChatGPTへ質問への追加質問:

異なるレベルの構造を混同しないようにするには、どうすればいいのか。

推奨された2つの方法

3a)RI-CLPM (Random Intercept Cross-Lagged Panel Model) は、between と within を強制的に分離するモデル 宇佐美(2022)参照

3b) マルチレベル因子モデル

withinレベル $y_{it} = \Lambda_W \eta_{it}^{(W)} + \epsilon_{it}$

betweenレベル $\bar{y}_i = \Lambda_B \eta_i^{(B)} + \epsilon_i$

この分析から因子パターン(測定モデル)が異なる可能性 $\Lambda_W \neq \Lambda_B$ を検討できる

その結果から between因子:個人差(特性)と within因子:状態変動(プロセス)を解釈

エルゴードなら: $\Lambda_W = \Lambda_B$ しかし、現実には: $\Lambda_W \neq \Lambda_B$

ChatGPTのアドバイス: Λ_W と Λ_B とを比較しなさい

(エルゴード性であること = Λ_W と Λ_B (withinとbetween)の構造を暗黙のうちに同じと仮定すること)

以上から、ここで取り上げた分析には、3aと3bを推奨

方法論のparadigm shift → 多様な選択肢 → misuseとartifactとなりがねない

a) 古典的方法 古典的な時系列解析: 最適な関数とそのパラメータを推定

b) 発達研究への構造モデルの導入 ← エルゴード的方法論

c) 現在の選択: current methods ← 非エルゴード的方法論

c1) Idiographic Filterの高次因子モデル

c2) Hamaker による提案: Dynamic Structural Equation Modeling (DSEM)

そして、

c3a) Random Intercept Cross-Lagged Panel Model (RI-CLPM)

c3b) マルチレベルSEM

さらに

d) 2段階での分析 (分離モデリング) 第1段階: 構造モデル → 第2段階: 混合モデル (クラスター分析)

適切に

Research Questions → 研究デザイン → 分析方法の選択 → 結果の解釈

注: 残している課題: 変数の性質 (特性 ↔ 状態)、Bifactor構造など

清水 和秋・青木 貴寛 (2015). Bifactor構造とBifactor回転法: 自尊感情尺度を対象として. 関西大学社会学部紀要, 46(2), 25-43.

エルゴートの研究方法での説明の例

中村知靖・実藤和佳子・大神英裕 (2022). 乳幼児期における社会的認知能力の発達軌跡. 発達心理学研究, 33(4), 304-313.

「縦断研究に個人間変動をもとに開発された統計的方法を適用することについて望ましくないとの批判がある (Molenaar, 2004)。

ただし、個人間変動に基づく統計的方法を利用した結果が無意味かという点、そのようなことはなく、本プロジェクトの結果でも、社会的認知発達の変化や ASD の初期兆候を捉えることができている。

Molenaar (2004) の議論は正当な主張であるが、内的妥当性にかかなり焦点をあてたもので、外的妥当性を考慮すると個人間変動に基づく統計的方法の利用も有効であるとの考えもある (Curran & Wirth, 2004)。」

注 : Curran, P. J., & Wirth, R. J. (2004). Interindividual differences in intraindividual variation: Balancing internal and external validity. *Measurement*, 2, 219-247.

日本での研究例(いくつか)

c3a) Random Intercept Cross-Lagged Panel Model (RI-CLPM)

伊藤大幸 (2022). 発達研究における縦断的アプローチの役割と方法論: What, Why and How?. 発達心理学研究, 33(4), 176-192.

宇佐美 慧 (2022). 個人内関係の推測と統計モデル: ランダム切片交差遅延パネルモデルを巡って. 発達心理学研究, 33(4), 267-286.

出野 美那子・大久保 圭介・滝沢 龍・遠藤 利彦 (2022). 児童期後期から青年期後期における肯定的再評価と感情にまつわる話し合い: コホート系列デザインによる 10 年の縦断的関連. 発達心理学研究, 33(4), 378-390.

直原 康光・登藤 直弥・荒牧 美佐子・塩崎 尚美・久保 尊洋・安藤 智子 (2023). 幼児期後期から児童期後期の外在化・内在化問題, 向社会的行動の経時的な相互関係: 8 年間の縦断データを用いた交差遅延効果モデルによる発達カスケードの検討. 発達心理学研究, 34(3), 208-218.

c3b) マルチレベルSEM

西川 一二 (2016). 個人特性としての好奇心の領域とタイプについて: 知的好奇心と対人的好奇心 関西大学博士論文

マルチレベル: 特性好奇心が、刺激における理解不可能性に対するワクワク感(興味経験)とモヤモヤ感(混乱経験)に及ぼす影響について検討するモデルである。モデルの**個人内レベル**(レベル1)では、理解不可能性からワクワク感とモヤモヤ感へ因果モデルを構成し、**個人間レベル**(レベル2)では、それぞれの状況における個人の回帰直線の傾きおよび切片を目的変数、知的好奇心尺度得点を説明変数にし、このモデルの検討を行った(p. 108)

伊藤 大幸 (2022). 発達研究における縦断的アプローチの役割と方法論 What, Why and How. 発達心理学研究, 33(4), 176-192.

長谷川 祐介 (2022). マルチレベルモデルによる学級集団の向上に与える小学校学級活動の影響に関する分析. 日本特別活動学会紀要, 30, 43-52. 注: 宮田 (2011・2018) を引用

Trait-state distinction model 特性・状態区分モデル

パーソナリティの測定に関して、Cattell (1965 斎藤・安塚・米田訳, 1975) は、次のような方法論の未解決な課題を明らかにしている。

「**状態**の測定はまだ始まったばかりの幼児期に当たっており、これまでのところでは不可解なものである。その理由は、多変量法(multivariate method)が、**状態**の数や性質を明らかにするために第一に用いられたものではなかったことによる。ある場合には、類似のテスト測度が、**状態**と**特性**を指し示すように見えるという問題もなお残っている。

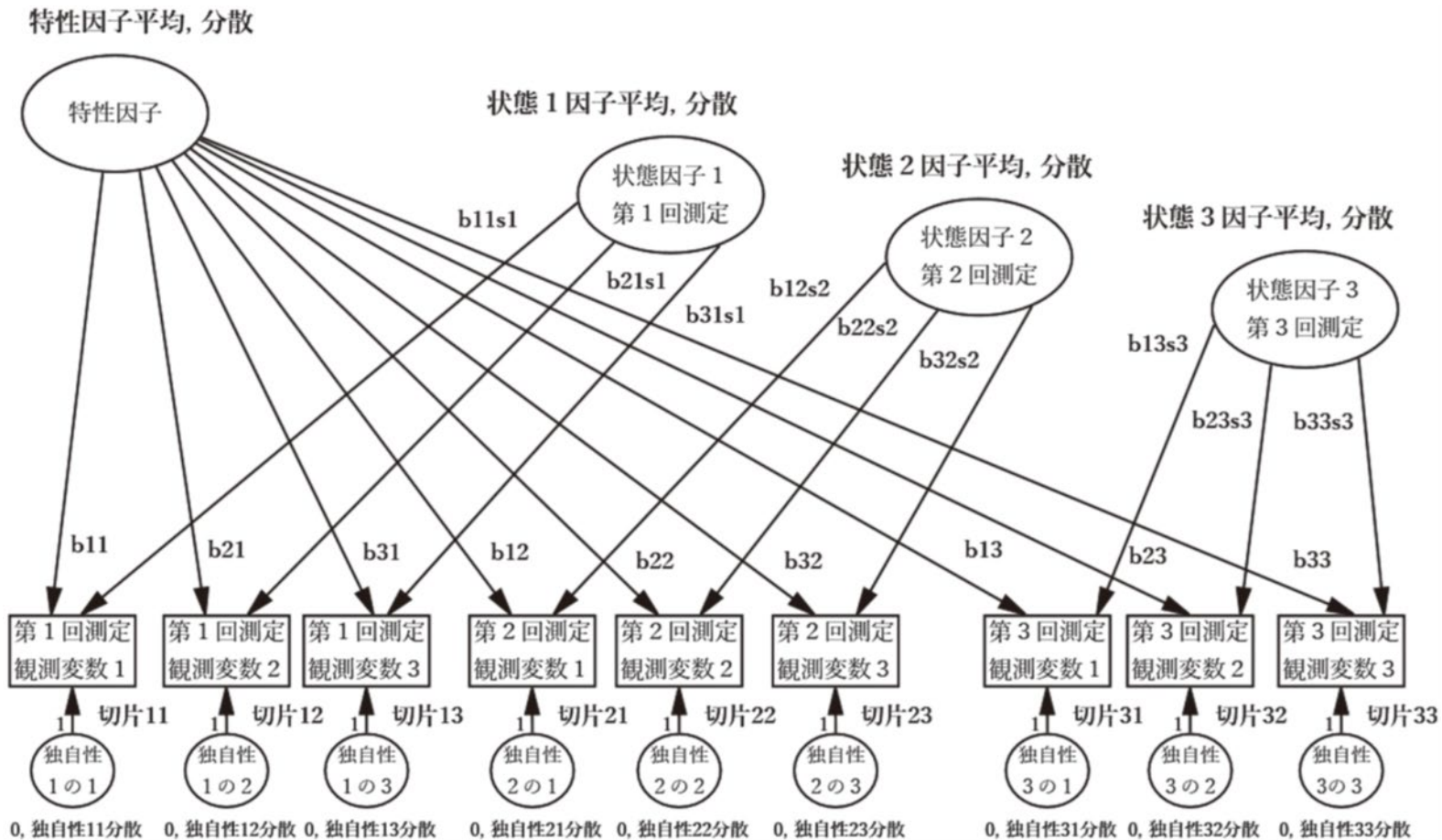
<途中略>

この新しい領域における進歩の形式的な結論は、指定方程式 (specification equation) の中で、**特性因子得点**以外に**状態因子得点**を常に付け加えなければならない (we must always add state factor scores along with trait factor scores) ということである。(Pp.163-164) (カッコ内は原文、p.157)」

レイモンド・B. キャッテル 斎藤耕二・安塚俊行・米田弘枝 (1975). パーソナリティの心理学 — パーソナリティの理論と科学的研究 — 金子書房

Cattell, R.B. (1965). *The scientific analysis of personality*. Penguin Books.

清水 和秋・三保 紀裕・西川 一ニ (2021). 特性・状態の因子の平均を推定する区分モデル: 複数観測の縦断データの方法論と応用から. 関西大学社会学部紀要, 53(1), 69-140.



3回の繰り返し測定

特性因子: 3回の測定機会
で不変と仮定

状態因子: 互いに独立を仮定

特性度

全因子分析中に占める特性因子の分散の割合

状態度

全因子分析中に占める状態因子の分散の割合

状態因子ごとに算出

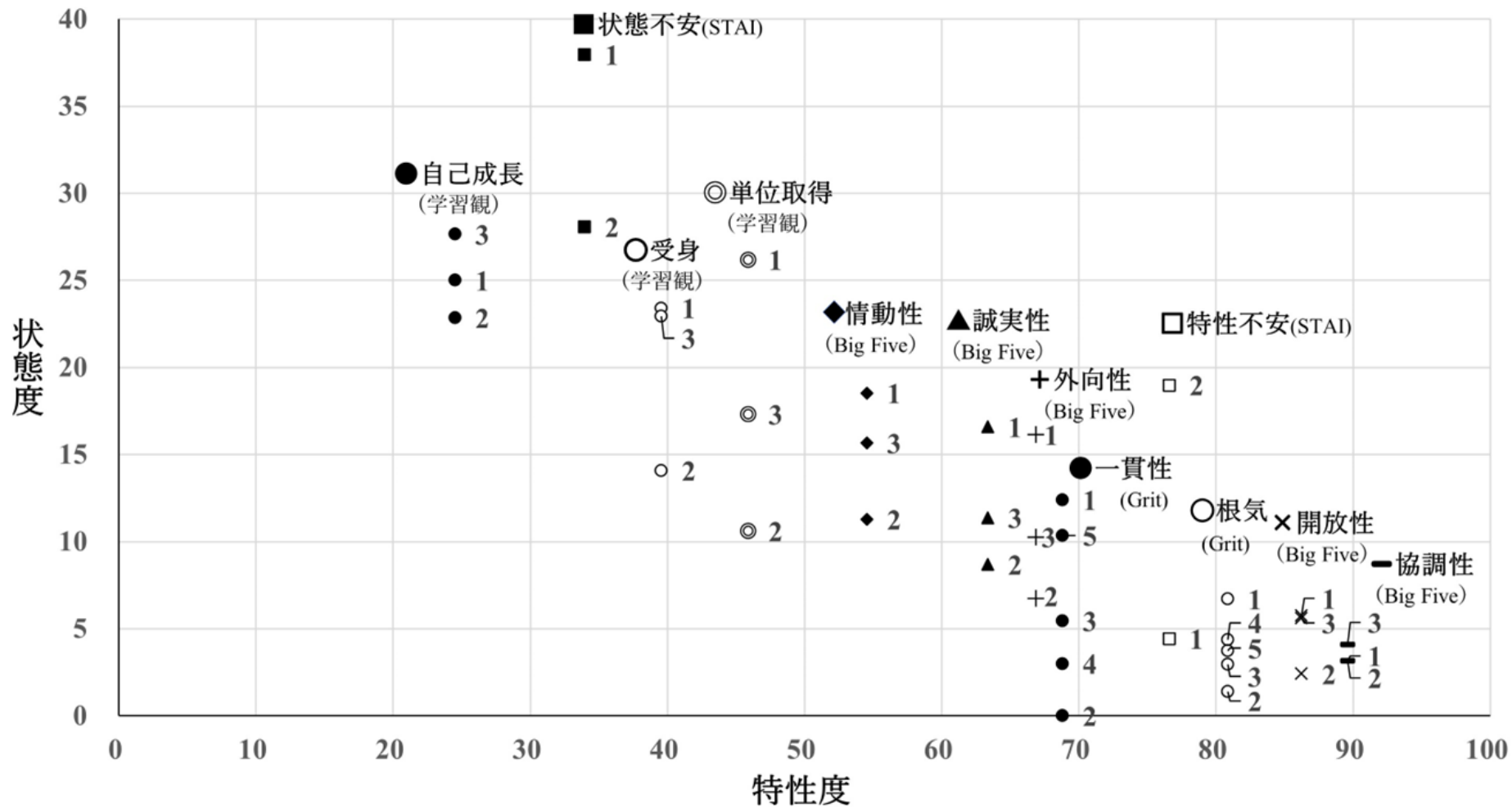


図: STAI、学習観、Grit、Big Five の特性度 (横軸) と状態度 (縦軸) 注: 清水・三保・西川 (2021, P.132)

分析対象とした変数
 ・状態・特性不安尺度 (STAI)
 ・大学での学習観
 ・Grit (一貫性・根気)
 ・Big Five 形容詞短縮版の5因子

尺度名の数値は測定機会

注: 三保 紀裕・清水 和秋 (2011). 大学進学理由と大学での学習観の測定: 尺度の構成を中心としてキャリア教育研究, 29, 43-55.

西川 一二・奥上 紫緒里・雨宮 俊彦 (2015). 日本語版 Short Grit (Grit-S) 尺度の作成 パーソナリティ研究, 24, 167-169.

清水 和秋・山本 理恵 (2008). 感情的表現項目による Big Five 測定の半年間隔での安定性と変動: 個人間差、状態・特性不安、自尊感情との関連 関西大学社会学部紀要, 39(2), 35-67..

To^y Brian Tsujioka
with happy remembrance
of work together &
all good wishes for
the future.

Raymond B Cattell

Cattell (1965)の翻訳
斎藤他訳(1975)の裏表紙

辻岡美延先生から
「Cattellさんが、翻訳への協力
への感謝として送ってきた。君
が保管しなさい。」