

## 日本心理学会第81回大会 チュートリアルワークショップ

### Mplusによる多変量解析：初学者のための 構造方程式モデリング入門

浜松医科大学 伊藤大幸  
東海学園大学 谷 伊織  
愛知淑徳大学 平島太郎

## 企画趣旨

- **構造方程式モデリング (SEM) の基本原理を理解する**
- SEMは、社会科学領域で用いられる解析手法の大部分を下位モデルとして扱える包括的な解析の枠組み
  - 一般線形モデル (t検定、分散分析、重回帰分析など)
  - 一般化線形モデル (ロジスティック回帰分析など)
  - 因子分析
  - マルチレベルモデル
  - 項目反応理論 など
- 統計解析技術の可能性と限界を知り、**研究デザイン**を含めた社会科学研究の**方法論**についての基礎理解を固める
- 原理を理解していないと**誤用・濫用**につながりやすい
  - SEMの「**ユーザー**」として最低限理解しておく必要のある基本原理を**概念的**に解説する

## 企画趣旨

- **Mplusによる分析の基本的な手順を知る**
- MplusはSEMのソフトウェアの中でも、最も柔軟性が高く、広範囲のモデルや推定法を扱える
  - ロバスト推定法
  - 特殊な変数 (名義変数、順序変数、打ち切り変数、回数データなど) を含むモデル
  - マルチレベルSEM
  - 混合分布モデル など
- Mplusを用いた基本的な分析の手順や結果の見方を解説
  - パス解析
  - 因子分析
  - 潜在変数間のパス解析 (フルSEMモデル)

## 企画趣旨

- **心理学・社会科学研究のための構造方程式モデリング：Mplusによる実践 基礎編 (近刊)**
- 村上 隆・行廣隆次 (監修) 伊藤大幸 (編著) 谷 伊織・平島太郎 (著)
- 2018年1月 発刊予定 (ナカニシヤ出版)

1章 構造方程式モデリングの基礎	7章 潜在変数間のパス解析：分析編
2章 Mplusの基本的な利用方法	8章 カテゴリカルデータの分析
3章 回帰分析・パス解析	9章 適切な研究応用のためのチェックリスト
4章 探索的因子分析	10章 トラブルシューティング
5章 確認的因子分析	
6章 潜在変数間のパス解析：理論編	

## 今日の内容

- **SEMの基本原理 (伊藤)**
- **Mplusの基本 (平島)**
- **解析の実践**
  - パス解析 (伊藤)
  - 探索的因子分析 (谷)
  - 確認的因子分析 (伊藤)
  - 潜在変数間のパス解析 (フルSEMモデル) (伊藤)

## SEMの基本原理

浜松医科大学 伊藤大幸

## 構造方程式モデリング (SEM) とは

- **SEM = 因子分析 + パス解析 (≒回帰分析)**
- **因子分析 (測定モデル)**
  - 概念そのものの構造を検討する
    - 探索的因子分析 (Exploratory Factor Analysis: EFA) : 特定の仮説を持たず、データから因子構造を探索する
    - 確認的因子分析 (Confirmatory Factor Analysis: CFA) : 因子構造に関する明確な仮説を立て、データによって検証する
- **パス解析 (構造モデル)**
  - 概念間の因果関係を検討する

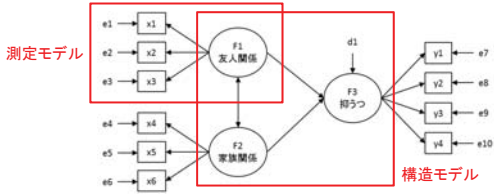
## SEMの基本的原理

- **SEMの基本的原理**
  - 1. 複数の変数間の関連性について、特定の**定性的な**仮説モデルを**パス図**として設定した上で、
  - 2. そのモデルの妥当性を**適合度指標**によって検証し、
  - 3. **モデルの仮定のもとでの変数間の定量的な関連性 (パラメータ)**を推定する
- 研究者にとっての順序は1→2→3  
• 解析上の順序は1→3→2  
• 以降、解析上の順序にしたがって解説

## モデルの指定

### パス図

- 四角：観測変数（指標）
- 楕円：潜在変数（因子）
- 囲まれていない変数：誤差変数
- 単方向の矢印：因果関係
- 双方向の矢印：相関関係



## パラメータの推定

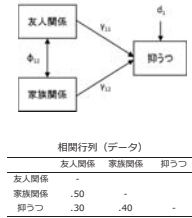
### 構造モデル（丁度識別）

変数間の相関をモデル上のパラメータで表現

	友人関係	家族関係	抑うつ
友人関係	-		
家族関係	$\phi_{12}$	-	
抑うつ	$\gamma_{11} + \phi_{12}\gamma_{12}$	$\phi_{12}\gamma_{11} + \gamma_{12}$	-

$$\begin{aligned} \phi_{12} &= 0.5 \\ \gamma_{11} + \phi_{12}\gamma_{12} &= 0.3 \\ \phi_{12}\gamma_{11} + \gamma_{12} &= 0.4 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \phi_{12} &= 0.5 \\ \gamma_{11} &= 0.13 \\ \gamma_{12} &= 0.33 \end{aligned}$$



注：架空の数値。



複数の独立変数から一つの従属変数にパスが設定されている場合、パス係数は他方の変数を統制したときの当該変数の効果を表す

※実際は相関行列でなく、分散・共分散行列を使用

## パラメータの推定

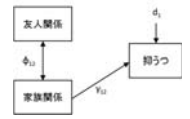
### 構造モデル（過剰識別）

	友人関係	家族関係	抑うつ
友人関係	-		
家族関係	$\phi_{12}$	-	
抑うつ	$\gamma_{11} + \phi_{12}\gamma_{12}$	$\phi_{12}\gamma_{11} + \gamma_{12}$	-

$$.50 \times .40 = .20$$

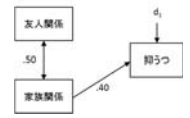
$$\begin{aligned} \phi_{12} &= 0.5 \\ \phi_{12}\gamma_{12} &= 0.3 \\ \gamma_{12} &= 0.4 \end{aligned}$$

パラメータの数より方程式の数が多く、解が一意に定まらないため、最もデータによくあてはまる解を推定（最適化）



	友人関係	家族関係	抑うつ
友人関係	-		
家族関係	.50	-	
抑うつ	.30	.40	-

注：架空の数値。



$$\chi^2(1)=7.30, p=.007, CFI=.971, RMSEA=.118$$

適合度指標

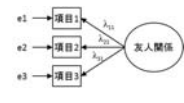
## パラメータの推定

### 測定モデル（丁度識別）

	項目1	項目2	項目3
項目1	-		
項目2	$\lambda_{11}\lambda_{21}$	-	
項目3	$\lambda_{11}\lambda_{31}$	$\lambda_{21}\lambda_{31}$	-

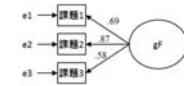
$$\begin{aligned} \lambda_{11}\lambda_{21} &= 0.6 \\ \lambda_{11}\lambda_{31} &= 0.4 \\ \lambda_{21}\lambda_{31} &= 0.5 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \lambda_{11} &= 0.69 \\ \lambda_{21} &= 0.87 \\ \lambda_{31} &= 0.58 \end{aligned}$$



	項目1	項目2	項目3
項目1	-		
項目2	.60	-	
項目3	.40	.50	-

注：架空の数値。



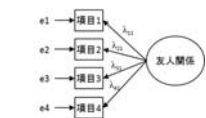
## パラメータの推定

### 測定モデル（過剰識別）

	項目1	項目2	項目3	項目4
項目1	-			
項目2	$\lambda_{11}\lambda_{21}$	-		
項目3	$\lambda_{11}\lambda_{31}$	$\lambda_{21}\lambda_{31}$	-	
項目4	$\lambda_{11}\lambda_{41}$	$\lambda_{21}\lambda_{41}$	$\lambda_{31}\lambda_{41}$	-

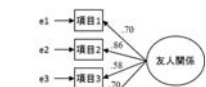
$$\begin{aligned} \lambda_{11}\lambda_{21} &= 0.6 \\ \lambda_{11}\lambda_{31} &= 0.4 \\ \lambda_{21}\lambda_{31} &= 0.5 \\ \lambda_{11}\lambda_{41} &= 0.5 \\ \lambda_{21}\lambda_{41} &= 0.6 \\ \lambda_{31}\lambda_{41} &= 0.4 \end{aligned}$$

パラメータの数より方程式の数が多く、解が一意に定まらないため、最もデータによくあてはまる解を推定（最適化）



	項目1	項目2	項目3	項目4
項目1	-			
項目2	.60	-		
項目3	.40	.50	-	
項目4	.50	.60	.40	-

注：架空の数値。



$$\chi^2(2)=0.25, p=.88, CFI=1.000, RMSEA=.00$$

## パラメータの推定

### 測定モデル（過小識別）

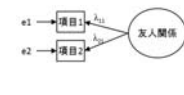
	項目1	項目2
項目1	-	
項目2	$\lambda_{11}\lambda_{21}$	-

$$\lambda_{11}\lambda_{21} = 0.6$$

パラメータの数より方程式の数が少ないため、解が一意に定まらず、推定もできない（方程式を満たす解の組み合わせが無数に存在）

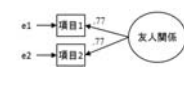
何らかの制約を課すことにより、推定すべきパラメータ（自由パラメータ）の数を減らせば、解を求めることが可能になる

$$\lambda_{11} = \lambda_{21}$$



	項目1	項目2
項目1	-	
項目2	.60	-

注：架空の数値。



## パラメータの推定

### モデルの識別性

- 過剰識別：自由度（方程式の数 - 自由パラメータ数）> 0
- 丁度識別：自由度 = 0
- 過小識別：自由度 < 0（※自由度が0以上でもなりうる）
- SEMにおいては、過剰識別が最も望ましい
- なぜ？
  - 丁度識別は誤差を含むデータを「鵜呑み」
  - 過剰識別の状態では、理論的知識に基づく事前情報を利用し、データへの依存度を減らしている
  - 事前情報の確かさは適合度指標によって評価できる

## パラメータの推定

### パラメータの制約

- モデルの識別性や推定の精度を高めるために、パラメータに制約を課すことがある
- 等値制約
  - 因子負荷量の等値制約
  - グループ間の等値制約
- 固定
  - 確認的因子分析の不定性の解消
    - 一つの指標の負荷量を1に固定
    - 因子分散を1に固定
  - 変数間にパスを引かない

## パラメータの推定

### • 推定法

- 過剰識別のモデルでは、連立方程式の解が一意に定まらないため、方程式を最大限満たすような**最適解**を探索する
- どのような解を最適解と見なすかは推定法によって異なる
  - **最小二乗法**：モデル上の分散・共分散構造とデータ上の分散・共分散行列の各成分の差の二乗和を最小化するようなパラメータの組み合わせを最適解とする
  - **最尤法**：データ上の分散・共分散行列が得られる確率を最大化するような（最も尤もらしい）パラメータの組み合わせを最適解とする

## パラメータの推定

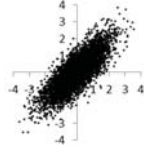
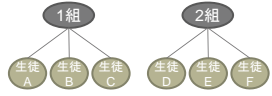
### • 最尤法の利点

- **一貫性**
  - サンプルサイズが大きいほど、真の値に収束
- **効率的**
  - サンプルサイズが十分に大きいとき、他の推定法より推定誤差が小さくなる
- **正規性**
  - サンプルサイズが大きいほど、推定値の分布が正規分布に近似
- **尺度不変性**
  - 変数のスケールによらず同一の解を与える
- 適合度指標としての**カイ二乗値**が得られる
- **欠測値**を含むデータでも偏りのない推定値をもたらす

## パラメータの推定

### • 最尤法の基本的前提

- **観測の独立性**
  - データが局所的な類似性（**級内相関**）を持たないこと
  - 階層構造を成すデータは**多母集団モデル**や**マルチレベルモデル**で処理する必要がある
- **内生変数の多変量正規性**
  1. 全ての内生変数の単変量分布が**正規分布**にしたがうこと
  2. 全ての内生変数のペアの散布図が**線形**であること
  3. 誤差の分布が**等分散** (homoscedastic) であること
  - 変数の分布に応じたモデルを用いるか、**ロバスト推定法**によって対処



## パラメータの推定

### • 欠測値

- 最尤法は欠測値を含むデータでも偏りのない推定値を与える（**完全情報最尤法**）
  - リストワイズ法などデータを削除する方法より望ましい
- 最尤法によって対処できる欠測値
  - **MCAR** (Missing Completely at Random)
    - 欠測値の有無が他の変数や当該変数の値と関係しない
  - **MAR** (Missing at Random)
    - 欠測値の有無が当該変数の値と直接関係しない
- 最尤法によって対処できない欠測値
  - **MNAR** (Missing Not at Random)
    - 欠測値の有無が当該変数の値と直接関係する

## 適合度指標

### • 適合度指標とは

- 研究者が指定した仮説モデルが、どの程度、データに適合しているかを定量化した指標
- **なぜ適合度指標が必要なのか？**
  - SEMは、従来の方法に比べ、積極的に研究者の理論や仮説を利用する
    - 構造モデル：特定の因果モデルを仮定することで、本来方向性を持たない相関関係から、方向性のある因果関係を見出そうとする
    - 測定モデル：明確な理論的モデルをあてはめて因子構造を検証する
  - 適合度指標はモデルの**反証**の手段として機能することで、積極的なモデリングの裏づけを提供

## 適合度指標

### • 絶対的な適合の指標

- **カイ二乗検定**：有意でなければ適合が良好
  - ※構造モデルの評価には有用だが、サンプルサイズが中程度以上の場合、測定モデルの評価には厳しくなりすぎる
- **CFI**：.95以上で良好、.90以上でおおむね良好
- **RMSEA**：.05以下で良好、.05～.10でおおむね良好
- **SRMR**：.08以下で良好、.10以下でおおむね良好
  - ※これらの基準は、CFA（測定モデル）におけるシミュレーションに基づいて設定されたもので、**構造モデルの評価には必ずしも適さない**

## 適合度指標

### • 相対的な適合の指標

- **尤度比検定**
  - 基準モデルと**ネストされたモデル**のカイ二乗値の差の検定
  - ネストされたモデルとは
    1. 1つ以上の制約が加わっている
    2. 新しいパラメータが加わっていない
- **AIC・BIC**
  - 値が小さいモデルほど、**儉約性**の割に適合が良好
  - ネストされたモデルでなくても比較が可能だが、観測変数の組み合わせやサンプルは同一でなくてはならない

## 適合度指標

### • 部分的な適合の指標

- **残差行列**
  - モデル上の分散・共分散構造とデータ上の分散・共分散行列の差
- **修正指標**（ラグランジュ乗数検定）
  - 個々のパラメータ制約を解いた場合に、どの程度、モデルのカイ二乗値が低下するか（適合度が改善するか）
    - 3.84以上のとき5%水準、6.63以上のとき1%水準、10.83以上のとき0.1%水準で、モデルが有意に改善することを意味する

# Mplusの基本



平島 太郎 (愛知淑徳大学心理学部)

hirat@asu.aasa.ac.jp

TWS-003

Mplusによる多変量解析: 初学者のための構造方程式モデリング入門  
日本心理学会第81回大会 久留米シティプラザ 2017年9月20日(水)

時間が短いため、詳細は配付資料をご覧ください。  
発表では、特に重要なポイントに絞り解説します。

## Mplusの基本: 目標

- フルSEM (潜在変数を含むパス解析) を実行するためのMplusに関する最小限の知識を得る
  - 対象: Mplusを触ったことが無い人

「Mplusで分析できそう」という効力感をもつ

- 「データの準備～出力を見る」という一連の分析の流れを把握
- これだけおさえて:
  - 因子分析は「**因子 BY**」
  - 回帰分析は「**従属変数 ON**」
  - 共分散・相関は「**WITH**」

## Mplusの基本: 目次

- Mplusの簡単な紹介
- Mplusを使った分析の流れ
  - フォルダの準備～結果の出力までの全体像
- 入力ファイル (分析コード) の書き方
  - コードの概要
  - モデルの書き方
- まとめ

## Mplusの基本: 目次

- Mplusの簡単な紹介
- Mplusを使った分析の流れ
  - フォルダの準備～結果の出力までの全体像
- 入力ファイル (分析コード) の書き方
  - コードの概要
  - モデルの書き方
- まとめ

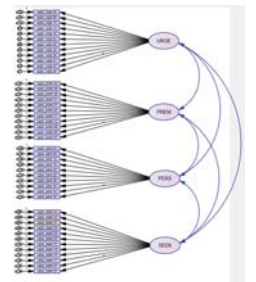
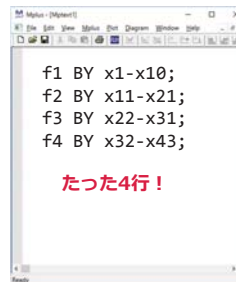
# Mplus

Muthén & Muthén (ミューテン) によるSEMのソフトウェア



- SPSS AMOS より……
  - 高性能&お値打ち、モデル指定もラクで**動作が軽快**
- R より……
  - エラーの内容が充実**: 初心者向け
  - 統一したコード**で、多様で高度な分析ができるため、**学習コストが低い**: パッケージの選択で迷うこともないし、個別の関数の使い方を学ぶ必要も無い

# Mplus



## 購入・インストール

- 「mplus muthen」で検索
  - https://www.statmodel.com

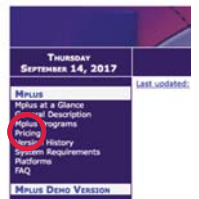


- Login**
  - アカウントを作り、アプリを購入・ダウンロード
- 通常のアプリと同様、「Yes」をクリックしていけばインストールされる



## Pricing

- 安くはないが、機能のわりにとっても安価
- 同じバージョンであればずっと使える

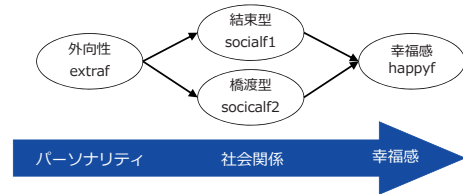


Version 8 の価格 (2017/09/16)	教職員	学生	アップグレード (教職員・学生)
Mplus 基本プログラム	\$595	\$195	\$125
Mplus 基本プログラム+Mixtureアドオン	\$745	\$240	\$150
Mplus 基本プログラム+Multilevelアドオン	\$745	\$240	\$150
Mplus 基本プログラム+上2つのアドオン	\$895	\$350	\$175

## Mplusの基本: 目次

- Mplusの簡単な紹介
- Mplusを使った分析の流れ
  - フォルダの準備～結果の出力までの全体像
- 入力ファイル (分析コード) の書き方
  - コードの概要
  - モデルの書き方
- まとめ

## この発表で扱うモデル



- 質問紙調査を実施 (したと想定) : **mplus\_JPA2変数表.xlsx**
- 社会関係
  - 結束型: 情緒的なサポートの提供源となる人間関係
  - 橋渡型: 情動的・道具的なサポートの提供源となる人間関係

## Mplusでの分析の流れと分析に使うファイル

- 分析用フォルダを作成する 例: JPA2017
  - データを入れる 例: **mplus\_JPA2.csv**
  - Mplusで分析プログラム (入力ファイル) を作成して保存 例: **mplus\_JPA\_basic.inp**
- データと入力ファイルは**同じフォルダに入れる**
- **フォルダ名もファイル名も半角英数で**
  - 日本語 = 全角文字を使うと、分析時にエラーが出る可能性

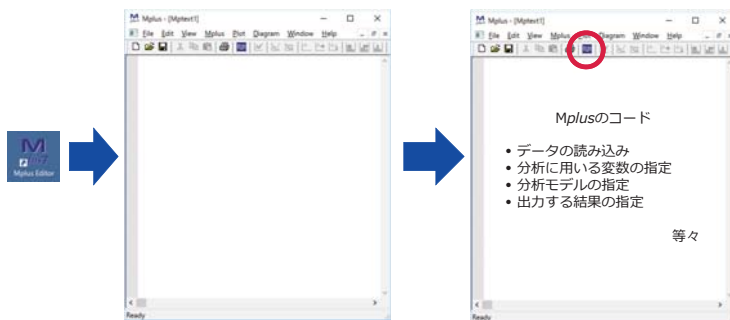


## Mplusでの分析に使うデータの準備

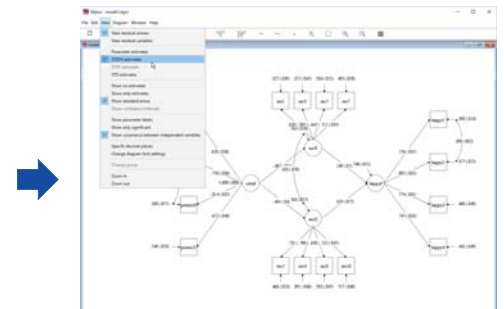
- カンマ区切り・タブ区切りのテキストファイル (.csv, .txt, .dat)
  - 全て**8桁以内の半角数字**にする 例: 男=1、女=2
  - 欠損値は「ありえない」値にしておく 例: **999**
  - 1行目には変数名を付けない (データ部分のみ)
    - 変数名は、入力ファイルの中に書く



## 「入力ファイル」を作って、RUN!



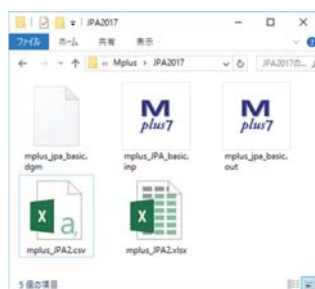
## 結果の確認



- 「Alt + D」でパス図を出力
  - または、「Diagram」→「View diagram」
- 「View」→「STDYX estimates」を選択すると標準化解が表示される
  - 従属変数 (Y) も独立変数 (X) も標準化 (STD)

## 分析後のフォルダの中身

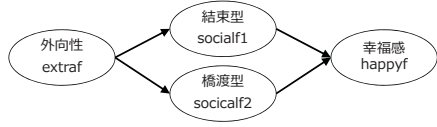
- 入力ファイル (.inp) を「実行RUN」すると同じフォルダに、**2種類のファイル**が作成される
  - **mplus\_JPA\_basic.out**
    - 推定値や適合度などの出力結果
  - **mplus\_JPA\_basic.dmg**
    - パス図 (ダイアグラム) のデータ
    - ただし、パス図は、出力結果から表示させるので、このファイルは特に使わない



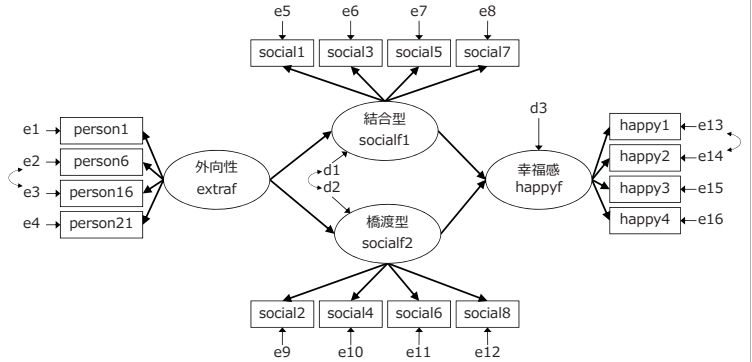
## Mplusの基本: 目次

- Mplusの簡単な紹介
- Mplusを使った分析の流れ
  - フォルダの準備～結果の出力までの全体像
- 入力ファイル (分析コード) の書き方
  - コードの概要
  - モデルの書き方
- まとめ

# 概念的 (定性的な) なモデル図



- パーソナリティ → 社会関係 → 幸福感
- 社会関係
  - 結束型: 情緒的なサポートの提供源となる人間関係
  - 橋渡型: 情動的・道具的なサポートの提供源となる人間関係



本来は、構造モデルの検証の前段階として、測定モデルの検証 (確認的因子分析) が必要。この例では、項目間の誤差相関の例として、person1とperson16、happy1とhappy2の間に誤差相関を仮定した。

## コマンド: 命令の種類

**DATA:** 分析するデータのファイルを指定

**VARIABLE:** データの変数名を指定したり、欠損コードを指示したり、データの中から分析に使う変数を指定

**ANALYSIS:** 推定法の設定など

**MODEL:** 分析するモデルを指定

**OUTPUT:** 推定値や適合度の出力内容を指定

```

Mplus - [mplus_IPA_basics.mpl]
TITLE: basic fullSEM
DATA: FILE = mplus_IPA2.csv;
VARIABLE: NAMES = id ghq1-ghq12 happy1-happy4
            person1-person29 social1-social20
            resi-res30;
            MISSING = ALL(999);
            USEVAR = person1 person6 person16 person21
                    social1 social3 social5 social7
                    social2 social4 social8 social10
                    happy1-happy4;
ANALYSIS: TYPE = GENERAL;
            ESTIMATOR = MLR;
MODEL INDIRECT: happyf INO extraf;
MODEL: extraf BY person1 person6 person16 person21;
        socialf1 BY social1 social3 social5 social7;
        socialf2 BY social2 social4 social8 social10;
        happyf BY happy1-happy4;
        socialf1 ON extraf;
        socialf2 ON extraf;
        happyf ON socialf1 socialf2;
        socialf1 WITH socialf2;
        happy1 WITH happy2;
        person6 WITH person16;
OUTPUT: SAMP STDYX MOD(0) RESIDUAL;
    
```

## オプション; 命令の内容

**VARIABLE:** コマンドの例

- **NAMES**  
データセットの変数名を宣言
- **MISSING**  
欠損コードを指定  
ALL(-999) は「全ての変数の欠損値は999と入力されている」ことをMplusに伝えている
- **USEVAR**  
下のMODELコマンドの中で、実際に分析に使う変数を指定

```

Mplus - [mplus_IPA_basics.mpl]
TITLE: basic fullSEM
DATA: FILE = mplus_IPA2.csv;
VARIABLE: NAMES = id ghq1-ghq12 happy1-happy4
            person1-person29 social1-social20
            resi-res30;
            MISSING = ALL(999);
            USEVAR = person1 person6 person16 person21
                    social1 social3 social5 social7
                    social2 social4 social8 social10
                    happy1-happy4;
ANALYSIS: TYPE = GENERAL;
            ESTIMATOR = MLR;
MODEL INDIRECT: happyf INO extraf;
MODEL: extraf BY person1 person6 person16 person21;
        socialf1 BY social1 social3 social5 social7;
        socialf2 BY social2 social4 social8 social10;
        happyf BY happy1-happy4;
        socialf1 ON extraf;
        socialf2 ON extraf;
        happyf ON socialf1 socialf2;
        socialf1 WITH socialf2;
        happy1 WITH happy2;
        person6 WITH person16;
OUTPUT: SAMP STDYX MOD(0) RESIDUAL;
    
```

## 要注意!

- ファイル名もファイルの中身も、**全て半角英数字で入力**
  - 基本的に、日本語 (2バイト文字) には対応していない
  - 全角スペースを使わない
- コマンドは**コロンの「:」**で終わる
- オプションは**セミコロン「;」**で終わる
  - 特にセミコロンを忘れがちなので注意!
  - プログラムがRUNしても、分析されず、エラーがでる

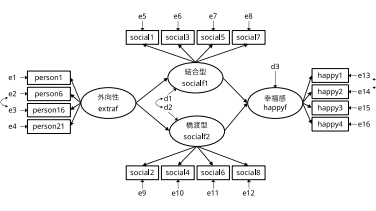
```

Mplus - [mplus_IPA_basics.mpl]
TITLE: basic fullSEM
DATA: FILE = mplus_IPA2.csv;
VARIABLE: NAMES = id ghq1-ghq12 happy1-happy4
            person1-person29 social1-social20
            resi-res30;
            MISSING = ALL(999);
            USEVAR = person1 person6 person16 person21
                    social1 social3 social5 social7
                    social2 social4 social8 social10
                    happy1-happy4;
ANALYSIS: TYPE = GENERAL;
            ESTIMATOR = MLR;
MODEL INDIRECT: happyf INO extraf;
MODEL: extraf BY person1 person6 person16 person21;
        socialf1 BY social1 social3 social5 social7;
        socialf2 BY social2 social4 social8 social10;
        happyf BY happy1-happy4;
        socialf1 ON extraf;
        socialf2 ON extraf;
        happyf ON socialf1 socialf2;
        socialf1 WITH socialf2;
        happy1 WITH happy2;
        person6 WITH person16;
OUTPUT: SAMP STDYX MOD(0) RESIDUAL;
    
```

## Mplusの基本: 目次

- Mplusの簡単な紹介
- Mplusを使った分析の流れ
  - フォルダの準備~結果の出力までの全体像
- 入力ファイル (分析コード) の書き方
  - コードの概要
  - モデルの書き方
- まとめ

## Mplusでモデルを書く



**MODEL:** 分析するモデルを指定

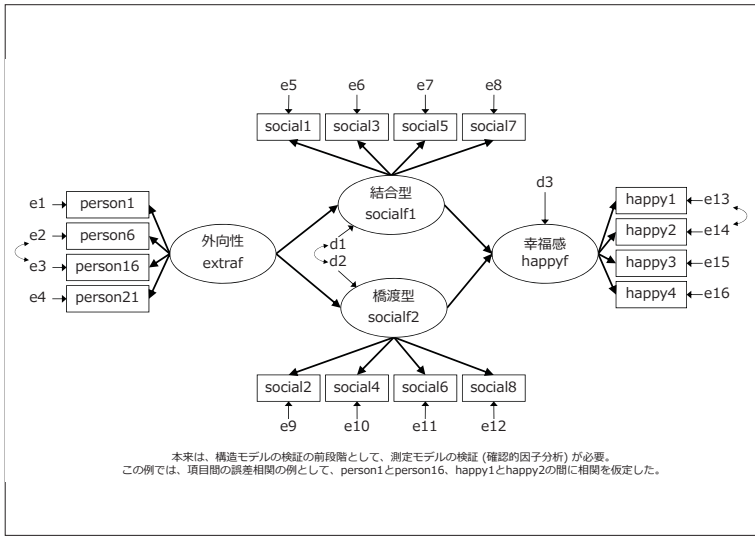
```

Mplus - [mplus_IPA_basics.mpl]
TITLE: basic fullSEM
DATA: FILE = mplus_IPA2.csv;
VARIABLE: NAMES = id ghq1-ghq12 happy1-happy4
            person1-person29 social1-social20
            resi-res30;
            MISSING = ALL(999);
            USEVAR = person1 person6 person16 person21
                    social1 social3 social5 social7
                    social2 social4 social8 social10
                    happy1-happy4;
ANALYSIS: TYPE = GENERAL;
            ESTIMATOR = MLR;
MODEL INDIRECT: happyf INO extraf;
MODEL: extraf BY person1 person6 person16 person21;
        socialf1 BY social1 social3 social5 social7;
        socialf2 BY social2 social4 social8 social10;
        happyf BY happy1-happy4;
        socialf1 ON extraf;
        socialf2 ON extraf;
        happyf ON socialf1 socialf2;
        socialf1 WITH socialf2;
        happy1 WITH happy2;
        person6 WITH person16;
OUTPUT: SAMP STDYX MOD(0) RESIDUAL;
    
```

- (1) 因子分析 (測定モデル) のシンタックス  
因子 BY 項目1 項目2 ...
- (2) 回帰分析 (構造モデル) のシンタックス  
従属変数 ON 独立変数1 独立変数2 ...
- (3) 誤差分散 (相関・共分散) のシンタックス  
変数1 WITH 変数2

```

Mplus - [mplus_IPA_basics.mpl]
MODEL: extraf BY person1 person6 person16 person21;
        socialf1 BY social1 social3 social5 social7;
        socialf2 BY social2 social4 social8 social10;
        happyf BY happy1-happy4;
        socialf1 ON extraf;
        socialf2 ON extraf;
        happyf ON socialf1 socialf2;
        socialf1 WITH socialf2;
        happy1 WITH happy2;
        person6 WITH person16;
    
```



### BY (因子分析) ・ ON ・ WITH

- 因子 BY 項目1 項目2 項目3 ...

### BY (因子分析) ・ ON ・ WITH

- 因子 BY 項目1 項目2 項目3 ...

### BY ・ ON (回帰分析) ・ WITH

- 従属変数 ON 独立変数1 独立変数2...

### BY ・ ON (回帰分析) ・ WITH

- 従属変数 ON 独立変数1 独立変数2...

### BY ・ ON (回帰分析) ・ WITH

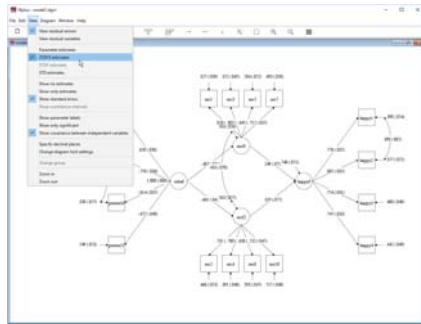
- 従属変数 ON 独立変数1 独立変数2...

### BY ・ ON ・ WITH (相関・共分散)

- 変数1 WITH 変数2
- 主に誤差相関を引くときに使う

- DATA:** 分析するデータのファイルを指定
- VARIABLE:** 変数の変数名を指定したり、欠損コードを指示したり、データの中から分析に使う変数を指定
- ANALYSIS:** 推定法の設定など
- MODEL:** 分析するモデルを指定
- OUTPUT:** 推定値や適合度の出力内容を指定

## 結果の確認



- 「Alt + D」でパス図を出力
  - または、「Diagram」→「View diagram」

- 「View」→「STDYX estimates」を選択すると標準化解が表示される
  - 従属変数 (Y) も独立変数 (X) も標準化 (STD)

## まとめ

Mplusはコスパがよい: 機能の高さ・学習コストの低さ

- 最低限のコマンド・オプションを覚えれば、測定モデルの検証→構造モデルの検証という一連の解析が可能
  - フォルダ名・ファイル名・コードはすべて半角英数で書く
    - 因子BY項目、従属変数ON独立変数、変数WITH変数**
- 正直、とつきにくさはある
  - 英語・CUI・分析ごとの入力ファイル
- 実は初心者にご優しい
  - 軽快に動く・やさしくエラーを教えてくれる・統一したコードでさまざまな分析を実施可能・充実したアウトプット・パス図による視覚的なモデルの確認

## パス解析

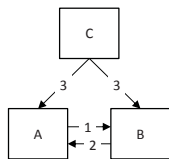
浜松医科大学 伊藤大幸

## 回帰分析とパス解析

- 回帰分析
  - 独立変数によって従属変数の変動をどの程度予測しうるかを分析する手法
  - 単一の従属変数しか扱えない
  - 「予測」を目的とする
- パス解析
  - 複数の従属変数を設定して変数間の因果関係を分析する手法
  - 複数の従属変数を同時に扱う
  - 「因果関係」の推定を目的とする

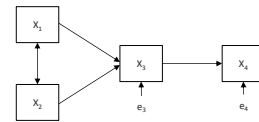
## 予測と因果

- 予測
  - 一方の変数の値によって、他方の変数の値を推測すること
  - 相関関係があれば予測は可能
    - 外にいる人が傘をさしているから、雨が降っていると予測
- 因果関係
  - 一方の変数が他方の変数に影響しているという「方向性」を持った概念
  - 相関関係の背後にある因果的メカニズムには3通りの可能性がある
    - どの可能性が正しいかを特定するには、**理論的知識の導入**や**研究デザイン**上の工夫が必要



## パス図による仮説の表現

- パス解析におけるパス図の役割
  - 変数間の因果関係の方向についての理論的知識を導入することで、相関関係から因果関係の程度を推定することを可能にしている
    - 因果関係は「検証」するのではなく「仮定」する
    - 明らかになるのは因果関係の「方向」ではなく「程度」
  - 注意点
    - パスが引かれていない変数間には、暗黙裡に、**直接の関連がない(0である)**と仮定されている(=モデルの制約)



## 直接効果・間接効果・総合効果

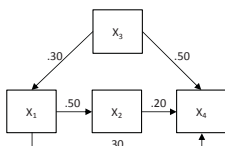
$$\text{総合効果} = \text{直接効果} + \text{間接効果}$$

因果的効果の合計    他の変数を介さない効果    他の変数を介した効果

$$\text{相関係数} = \text{総合効果} + \text{疑似相関}$$

第三の共通要因による相関

	X1	X2	X3	X4
X1	-			
X2	.50	-		
X3	.30	.15	-	
X4	.55	.41	.62	-



X1→X4  
直接効果: .30  
間接効果: .10  
総合効果: .40  
疑似相関: .15

※モデルが完全にデータに適合する場合

## 媒介変数と間接効果

- 直接効果と間接効果の区別は相対的なもの
  - X1→X2→X3という因果的な連鎖があった場合、X1からX3への効果は、媒介変数のX2が観測されていれば間接効果だが、X2が観測されていなければ直接効果になる
  - ある効果が直接効果となるか間接効果となるかは、研究のデザインやモデルに依存する
    - いずれにしても総合効果自体は変化しない
- 媒介変数をモデルに組み込む必要はあるのか?
  - 研究の目的によって異なる
    - 「因果関係の程度」を明らかにしたい: No
      - 第一段階のリサーチクエスト
    - 「因果関係のメカニズム」を明らかにしたい: Yes
      - 第二段階のリサーチクエスト

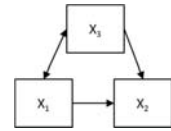


## 因果関係の条件

### • Lazarsfeld (1955) の基準

- 原因が時間的に先行すること
  - 独立変数を人為的に操作する (実験)
  - 縦断研究
  - 理論的・実証的根拠による裏づけ
    - 継続的安定性が高い変数ほど原因図として想定しやすい
    - 過去の実験研究や縦断研究の知見
    - 特定の心理学的理論
- 相関関係が存在すること
- 2が第三の変数による疑似相関でないこと
  - 交絡因子

## 交絡因子の影響



### • 交絡因子

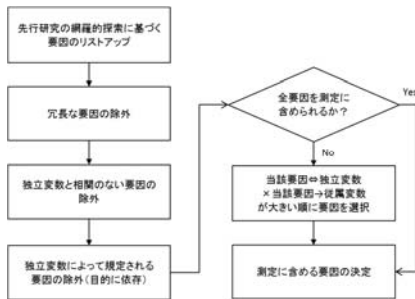
- 従属変数に影響する
- 独立変数と相関する
- 独立変数によって一方的に規定されない

### • 注意点

- 独立変数を操作しない相関研究では、交絡因子の影響を人為的に0にすることはできない (縦断研究も同様)
- 交絡因子が適切にモデルに含まれているかを適合度などの統計的基準によって事後的に評価することは不可能
- 事前に先行研究のレビューや理論的検討に基づいて、交絡因子の有無を慎重に検討し、存在すると考えられる場合には、その効果に関心がなくても測定に含める

## 交絡因子の影響

### • 交絡因子の系統的な事前検討



## 分析に使用するデータについて

### • 独自調査を実施

- 参加者
  - 愛知県の5つの大学の計521名の大学生
  - 男子155名、女子366名
  - 平均年齢19.4歳、SD=1.9
- 研究目的
  - 大学生の精神的健康や主観的幸福感に関連する要因や因果メカニズムを明らかにすること
- 手続き
  - 質問紙調査 (使用した尺度は次スライド)
  - 東海学園大学倫理委員会の承認を得た

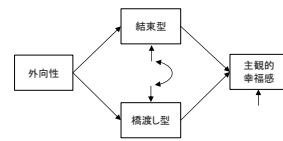
## 分析に使用するデータについて

構成概念	項目数	想定される下位因子	原典
精神的健康	12	精神的健康	General Health Questionnaire 12項目版 (Goldberg et al., 1978; 中川・大坊, 1985)
主観的幸福感	4	主観的幸福感	
価値観	30	芸術、道徳、権力、理論、社会、経済	
パーソナリティ	29	外向性、勤勉性、神経症傾向、経験への	Big Five尺度短縮版(和田, 1996; 並川他, 2012)
コーピング	30	開放性、協調性、気分転換、回避、問題解決、反すう、認知的再評価	
対人関係	20	結束型、橋渡し型	Williams (2006)
社会経済的状態	6	経済状態、親の学歴	
学業成績	5	客観、主観	
将来の不安	6	目標、生活	

## パス解析の分析例

### • モデル

- 外向性と主観的幸福感を2つの対人関係要素が媒介
  - 結束型: 集団の内部における親密な対人関係
  - 橋渡し型: 異なる集団間における対人関係
- 外向性から幸福感への直接のパスが設定されていない
- 2つの媒介変数の上に誤差相関を仮定
  - 対人関係の2要素の間に、外向性では説明しきれない関連が存在する



## パス解析の分析例

### • シンタックス (mplus\_JPA\_path.inp)

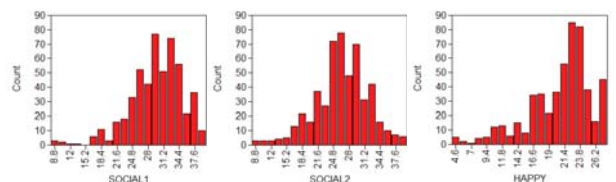
```
DATA: FILE = mplus_JPA1.csv;
VARIABLE: NAMES = id happy extra social1-social2;
USEVAR = extra social1 social2 happy;
MISSING = ALL(999);
ANALYSIS: ESTIMATOR = MLR;
MODEL: happy ON social1 social2;
social1 social2 ON extra;
social1 WITH social2;
MODEL INDIRECT: happy IND extra;
PLOT: TYPE = PLOT3;
OUTPUT: SAMP STDYX RESIDUAL MOD(0);
```

ロバスト最尤法  
結束型・橋渡し型→幸福  
外向性→結束型・橋渡し型  
結束型⇨橋渡し型  
外向性から幸福の間接効果を出力  
ヒストグラムや散布図を生成  
記述統計 標準化係数 残差行列 修正指標

## パス解析の分析例

### • 単変量分布の確認

- ヒストグラム (Plot→View plots→Histograms)



## パス解析の分析例

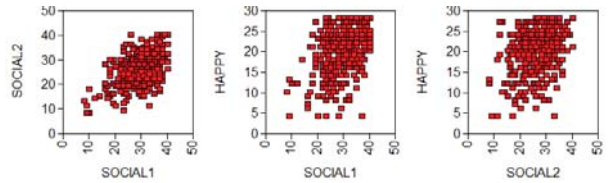
- 単変量分布の確認
  - 記述統計量

Variable/ Sample Size	Mean/ Variance	Skewness/ Kurtosis	Minimum/ Maximum	% with Min/Max	Percentiles 20%/80% 40%/80%	Median
SOCIAL1	29.761	-0.823	8.000	0.18%	26.000 29.000	30.000
SOCIAL2	28.495	-0.386	8.000	0.39%	22.000 25.000	27.000
HAPPY	20.774	0.555	4.000	0.97%	28.000 31.000	22.000
EXTRA	23.412	-0.360	28.000	3.27%	23.000 24.000	17.000

歪度: 2以下(絶対値)  
尖度: 7以下(絶対値)  
West, Finch, & Curran (1995)

## パス解析の分析例

- 二変量分布の確認
  - 散布図 (Plot→View plots→Scatterplots)



## パス解析の分析例

- モデル適合度

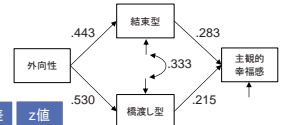
Value	Estimate	90 Percent C.I.	Probability RMSEA <= .05
Chi-Square Test of Model Fit	4.195*	0.078	0.013 0.162
Degrees of Freedom	1		0.183
P-Value	0.0405		
Scaling Correction Factor for MLR	1.0856		
RMSEA (Root Mean Square Error of Approximation)	0.078		
CFI/TLI	0.992		
TLI	0.950		
SRMR (Standardized Root Mean Square Residual)	0.018		

有意な不適合⇒  
モデルに含まれない(=0に固定されている)外向性→幸福度の直接効果が本来は有意であることを示す

## パス解析の分析例

- パラメータ推定値

STDX Standardization	推定値	標準誤差	z値	p値
HAPPY ON SOCIAL1	0.293	0.050	5.627	0.000
SOCIAL2 ON EXTRA	0.443	0.038	11.528	0.000
SOCIAL2 ON EXTRA	0.530	0.035	15.148	0.000
SOCIAL1 WITH SOCIAL2	0.333	0.045	7.366	0.000



## パス解析の分析例

- 間接効果

Effects from EXTRA to HAPPY	Estimate	S.E.	Est./S.E.	Two-Tailed P-Value
Total	0.239	0.032	7.545	0.000
Total indirect	0.239	0.032	7.545	0.000
Specific indirect				
HAPPY SOCIAL1 EXTRA	0.126	0.026	4.857	0.000
HAPPY SOCIAL2 EXTRA	0.114	0.030	3.764	0.000

.443 × .283

.530 × .215

## パス解析の分析例

- 残差行列

Residuals for Covariances/Correlations/Residual Correlations	SOCIAL1	SOCIAL2	HAPPY	EXTRA
SOCIAL1	0.000			
SOCIAL2	-0.002	0.002		
HAPPY	-0.014	-0.004	-0.003	
EXTRA	-0.002	-0.002	-1.651	0.000

Standardized Residuals (z-scores) for Covariances/Correlations/Residual Corr	SOCIAL1	SOCIAL2	HAPPY	EXTRA
SOCIAL1	-0.001			
SOCIAL2	-0.004	0.003		
HAPPY	-0.041	-0.012	-0.017	
EXTRA	-0.004	-0.005	-2.127	0.000

Normalized Residuals for Covariances/Correlations/Residual Correlations	SOCIAL1	SOCIAL2	HAPPY	EXTRA
SOCIAL1	0.000			
SOCIAL2	0.001	0.001		
HAPPY	-0.009	-0.003	-0.002	
EXTRA	-0.001	-0.001	-1.391	0.000

## パス解析の分析例

- 修正指標

Minimum M.I. value for printing in	Modification index	0.000	
M.I.	E.P.C.	Std E.P.C.	StdYX E.P.C.
HAPPY ON EXTRA	4.170	0.101	0.101

$\chi^2(1)=4.170, p=.041$

モデルに含めた場合の標準化係数の期待値

## パス解析の分析例

- 修正シンタックス (mplus\_JPA\_path2.inp)

```
DATA: FILE = mplus_JPA1.csv;
VARIABLE: NAMES = id happy extra social1-social2;
USEVARIABLES = extra social1 social2 happy;
MISSING = ALL(999);
ANALYSIS: ESTIMATOR = MLR;
MODEL: happy ON social1 social2 extra;
social1 social2 ON extra;
social1 WITH social2;
MODEL INDIRECT: happy IND extra;
PLOT: TYPE = PLOT3;
OUTPUT: SAMP STDYX RESIDUAL MOD(0);
```

## パス解析の分析例

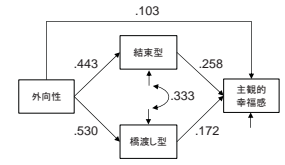
### モデル適合度

MODEL FIT INFORMATION		RMSEA (Root Mean Square Error Of Approximation)	
Chi-Square Test of Model Fit	Value	Estimate	0.000
	Degrees of Freedom	90 Percent C.I.	0.000
	P-Value	Probability RMSEA <= .05	0.000
	Scaling Correction Factor for MLR		0.000
	CFI/TLI		
	Value	CFI	1.000
	Degrees of Freedom	TLI	1.000
	P-Value		
	SRMR (Standardized Root Mean Square Residual)	Value	0.000

飽和モデルのため、適合度は完全

## パス解析の分析例

### パラメータ推定値



#### STANDARDIZED MODEL RESULTS

STDX Standardization		Estimate	S.E.	Est./S.E.	Two-Tailed P-Value
HAPPY ON	SOCIAL1	0.258	0.050	5.174	0.000
	SOCIAL2	0.172	0.062	2.760	0.005
	EXTRA	0.103	0.050	2.048	0.041
SOCIAL1 ON	EXTRA	0.443	0.030	11.523	0.000
SOCIAL2 ON	EXTRA	0.530	0.035	15.147	0.000
SOCIAL1 WITH	SOCIAL2	0.333	0.045	7.371	0.000
R-SQUARE					
Observed Variable	Estimate	S.E.	Est./S.E.	Two-Tailed P-Value	
SOCIAL1	0.198	0.034	5.781	0.000	
SOCIAL2	0.281	0.037	7.573	0.000	
HAPPY	0.188	0.037	5.257	0.000	

## パス解析の分析例

### 間接効果

構造モデルでは、適合度指標の経験的基準をそのままではめるのではなくカイ二乗検定が有意になる程度の不適合があればモデルの修正を施すべき

#### STANDARDIZED TOTAL, TOTAL INDIRECT, SPECIFIC INDIRECT, AND DIRECT EFFECTS

STDX Standardization		Estimate	S.E.	Est./S.E.	Two-Tailed P-Value
Effects from EXTRA to HAPPY					
Total		-.239	0.309	7.317	0.000
Total indirect		0.309	0.042	7.317	0.000
		0.206	0.035	5.811	0.000
Specific indirect					
		-.239	0.206		
HAPPY	SOCIAL1	.126	.114		
EXTRA		0.114	0.024	4.890	0.000
HAPPY	SOCIAL2	.114	.091		
EXTRA		0.091	0.034	2.700	0.007
Direct					
HAPPY	EXTRA	0	.103		
		0.103	0.050	2.048	0.041

日本心理学会 TWS

## Mplusを用いた多変量解析： 初心者のための 構造方程式モデリング入門 —探索的因子分析—

谷伊織 (東海学園大学)

Mplus

50

## Menu

- 因子分析とは
  - 因子分析のモデル
  - 探索的因子分析
  - 確認的因子分析
- EFAの手順
- EFAの実践

51

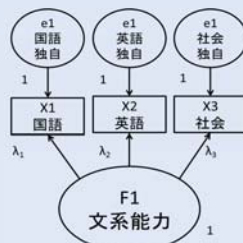
## 因子分析とは

- 多変量解析の中でも広く利用されている分析
- 心理尺度を作成する研究で多用
- 測定可能な変数からその背後にある潜在変数を分析
- 探索的因子分析と確認的因子分析に分けられる

52

## 因子分析のモデル

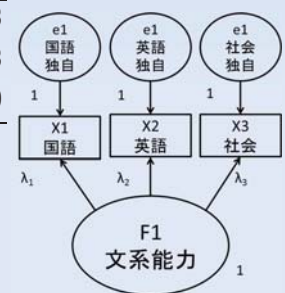
- 因子...共通因子(潜在変数)
- 誤差...独自因子(潜在変数)
- 因子負荷量...因子から観測変数へのパス係数
- 独自性...誤差の分散



53

## 文系能力の1因子モデル

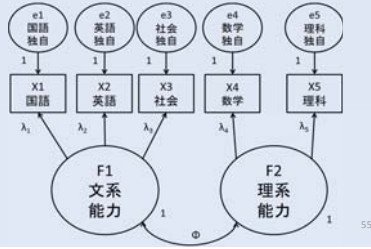
	国語	英語	社会
X1 国語	1.000	.740	.538
X2 英語		1.000	.558
X3 社会			1.000



54

## 学力の2因子モデル

	国語	英語	社会	数学	理科
X1 国語	1.000	.740	.538	.360	.438
X2 英語		1.000	.558	.202	.389
X3 社会			1.000	.163	.269
X4 数学				1.000	.868
X5 理科					1.000



55

## 探索的因子分析

### (EFA: Exploratory Factor Analysis)

- 因子に関する明確な仮説がなく、観測変数の背後にある共通の因子構造を探りたいときに使われる
- 多くの観測変数間に見られる相関関係が、いくつかのどのようなまとまりを想定すれば説明できるかを調べる分析となる

56

## 確認的因子分析

### (CFA: Confirmatory Factor Analysis)

- 事前に何らかの手段によって得られた知見から、因子と観測変数の関係についての仮説を検証的に分析
- 因子数および因子と観測変数の関連に関する仮説モデルを検証する

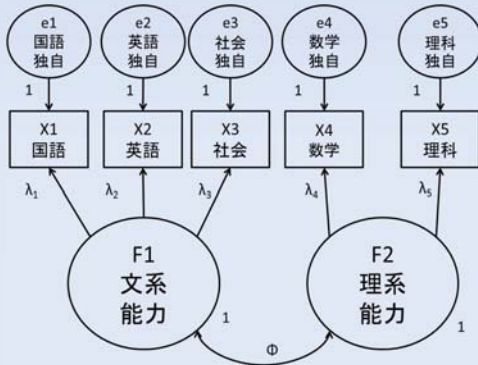
57

## 注意事項

- EFAを実施するときにも常に「まったく仮説がない」というわけではない Ex)プロクラustes回転 何らかの想定があることが多い
- CFAを行う場合も、複数のモデルを想定して適合度から選択したり、修正指標などを参考にしてモデルを「探索」することも
- 「探索的」「確認的」という言葉にとらわれ過ぎないように

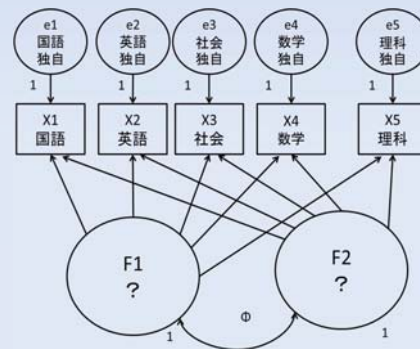
58

## 確認的因子分析モデル



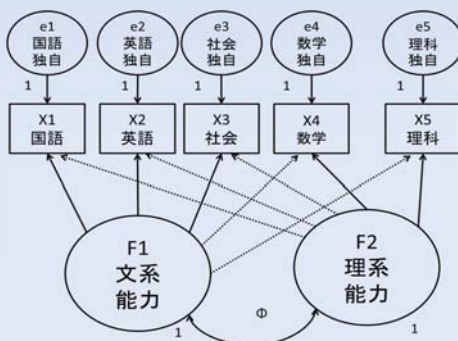
59

## 探索的因子分析モデル



60

## 探索的因子分析の結果



61

## EFAの手順

1. 因子数の候補の選定
  2. 因子の抽出・推定
  3. 回転
  4. 項目の取捨選択
- 上記を試行錯誤し、何度も繰り返す
  - 解のひとつを選定する

62

## 因子数を決定するための分析

- (1) スクリーンプロットに基づく判断
- (2) ガットマン基準
- (3) 平行分析
- (4) 適合度指標

Mplus以外のソフトウェアを使用する場合

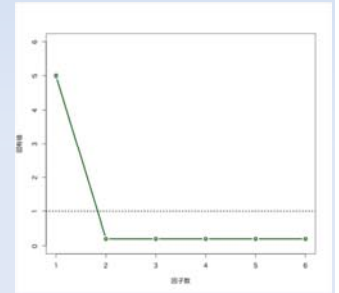
- SMC、MAP

63

## 1因子

	項目1	項目2	項目3	項目4	項目5	項目6
項目1	1.00	.80	.80	.80	.80	.80
項目2	.80	1.00	.80	.80	.80	.80
項目3	.80	.80	1.00	.80	.80	.80
項目4	.80	.80	.80	1.00	.80	.80
項目5	.80	.80	.80	.80	1.00	.80
項目6	.80	.80	.80	.80	.80	1.00

固有値  
5.0, 0.2, 0.2, 0.2, 0.2, 0.2

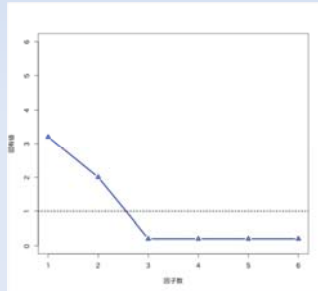


64

## 2因子

	項目1	項目2	項目3	項目4	項目5	項目6
項目1	1.00	.80	.80	.20	.20	.20
項目2	.80	1.00	.80	.20	.20	.20
項目3	.80	.80	1.00	.20	.20	.20
項目4	.20	.20	.20	1.00	.80	.80
項目5	.20	.20	.20	.80	1.00	.80
項目6	.20	.20	.20	.80	.80	1.00

固有値  
3.2, 2.0, 0.2, 0.2, 0.2, 0.2

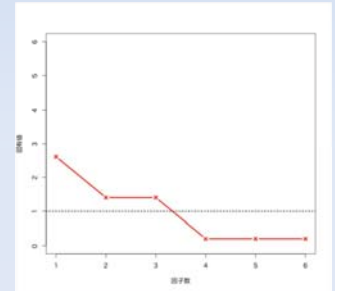


65

## 3因子

	項目1	項目2	項目3	項目4	項目5	項目6
項目1	1.00	.80	.20	.20	.20	.20
項目2	.80	1.00	.20	.20	.20	.20
項目3	.20	.20	1.00	.80	.20	.20
項目4	.20	.20	.80	1.00	.20	.20
項目5	.20	.20	.20	.20	1.00	.80
項目6	.20	.20	.20	.20	.80	1.00

固有値  
2.6, 1.4, 1.4, 0.2, 0.2, 0.2

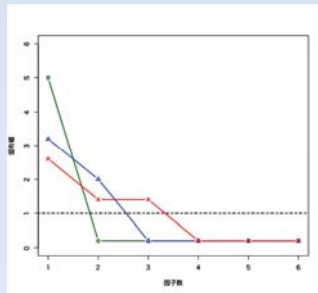


66

	項目1	項目2	項目3	項目4	項目5	項目6
項目1	1.00	.80	.20	.80	.80	.80
項目2	.80	1.00	.80	.80	.80	.80
項目3	.80	.80	1.00	.80	.80	.80
項目4	.80	.80	.80	1.00	.80	.80
項目5	.80	.80	.80	.80	1.00	.80
項目6	.80	.80	.80	.80	.80	1.00

	項目1	項目2	項目3	項目4	項目5	項目6
項目1	1.00	.80	.80	.20	.20	.20
項目2	.80	1.00	.80	.20	.20	.20
項目3	.80	.80	1.00	.20	.20	.20
項目4	.20	.20	.20	1.00	.80	.80
項目5	.20	.20	.20	.80	1.00	.80
項目6	.20	.20	.20	.80	.80	1.00

	項目1	項目2	項目3	項目4	項目5	項目6
項目1	1.00	.80	.20	.20	.20	.20
項目2	.80	1.00	.20	.20	.20	.20
項目3	.20	.20	1.00	.80	.20	.20
項目4	.20	.20	.80	1.00	.20	.20
項目5	.20	.20	.20	.20	1.00	.80
項目6	.20	.20	.20	.20	.80	1.00



67

## 因子の推定法

- (1) 最尤法
- (2) 最小二乗法 (重み付け・一般化)
- (3) 主因子法
- (4) ロバスト推定法

推定方法はいくつかありますが、近年は最尤法が推奨

多変量正規分布が意識される場合には発展的な方法としてロバスト推定法

68

## 因子の回転

- (1) バリマックス回転 (直交)
  - (2) プロクラステス回転 (直交・斜交)
  - (3) プロマックス回転 (斜交)
  - (4) ジェオミン回転 (直交・斜交)
  - (5) バリマックス回転以外の直交回転
  - (6) プロマックス回転以外の斜交回転
- 心理尺度においては、下位尺度間の相関関係を想定することが自然とされ、プロマックス回転が推奨される傾向
  - Mplusのデフォルトは単純構造を目指す有力な方法とされるジェオミン回転

69

## 最終的な因子構造の決定

- 因子数 × 抽出方法 × 回転 × 項目の取捨の組み合わせは膨大
- 基本的には、単純構造を目指す
- ただし、因子分析の結果だけで考えない
- 因子分析をする前の理論や解釈を重視する
- 基礎統計・分布・相関行列も確認する
- 心理尺度を構成する研究では、外的基準との関連を検討する段階で機能しない項目を発見することも
- あくまで測定方法の複数の候補を提案するための道具としての因子分析

70

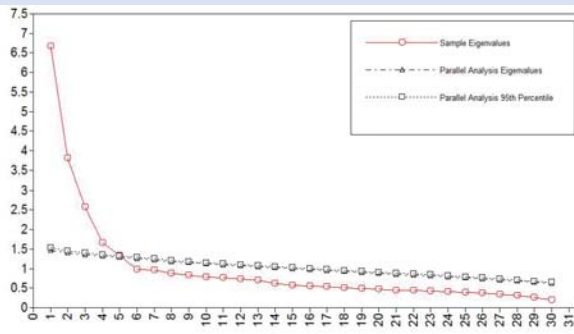
# コマンド

```
TITLE: Data sample
DATA:
  FILE = "SampleData.csv";
VARIABLE:
  NAMES = ID gen age univ grade ghq01-ghq12 hap01-hap04 val01-val30
  per01-per29 res01-res30 soc01-soc20 ses01-ses06 ach01-ach05 fut01-fut06;
  USEVARIABLES = res01- res30;
  MISSING IS *;
ANALYSIS:
  TYPE = EFA 4 6;
  ESTIMATOR = ML;
  ROTATION = GEOMIN;
  PARALLEL = 50;
OUTPUT: SAMP STDYX RESIDUAL MOD;
PLOT:
  TYPE = PLOT3;
```

# EFAのコマンド

```
ANALYSIS:
  TYPE = EFA 1 3; ← 1~3因子でEFA(仮)
  ESTIMATOR = ML; ← 最尤推定法
  ROTATION = GEOMIN; ← ジェオミン回転
  PARALLEL = 50; ← 平行分析
OUTPUT: SAMP STDYX RESIDUAL MOD;
PLOT:
  TYPE = PLOT3;
```

# スクリーンプロットと平行分析



# EFAのコマンド

```
ANALYSIS:
  TYPE = EFA 4 6; ← 4~6因子でEFA
  ESTIMATOR = ML; ← 最尤推定法
  ROTATION = GEOMIN; ← ジェオミン回転
  PARALLEL = 50; ← 平行分析
OUTPUT: SAMP STDYX RESIDUAL MOD;
PLOT:
  TYPE = PLOT3;
```

項目	I	II	III	IV	項目	I	II	III	IV
自分の将来は可成り明るいと思う	.797	.080	.019	-.112	自分の将来は可成り明るいと思う	.796	-.033	.071	-.028
自分に解決する力がないと思う	.803	-.043	.080	.000	自分に解決する力がないと思う	.797	.145	-.009	-.096
自分に自信がないと思う	.706	.009	-.063	.081	自分に自信がないと思う	.805	.130	.006	-.020
自分に期待がたかくなると思う	.800	.105	-.016	.003	自分に期待がたかくなると思う	.803	.149	-.014	-.043
問題を解決する力がある	.844	-.305	.413	.095	問題を解決する力がある	.864	-.292	-.047	.002
問題を解決する力がない	.813	-.040	.404	-.124	問題を解決する力がない	.820	-.096	.043	.064
問題を解決する力があると思う	.808	.811	-.039	.065	問題を解決する力があると思う	.825	.794	-.043	-.005
問題を解決する力がないと思う	.825	.882	-.171	.044	問題を解決する力がないと思う	.820	.830	-.040	-.105
問題を解決する力があると思う	.801	.708	-.170	.285	問題を解決する力があると思う	.802	.800	-.040	-.105
問題を解決する力がないと思う	-.025	.800	-.021	.104	問題を解決する力がないと思う	.802	.800	-.040	-.105
問題を解決する力があると思う	-.051	.811	.220	-.025	問題を解決する力があると思う	.820	.820	-.040	-.105
問題を解決する力がないと思う	.028	.876	.108	.218	問題を解決する力がないと思う	.820	.820	-.040	-.105
問題を解決する力があると思う	-.089	.800	.004	.230	問題を解決する力があると思う	.820	.820	-.040	-.105
問題を解決する力がないと思う	-.000	.800	.162	.063	問題を解決する力がないと思う	.820	.820	-.040	-.105
問題を解決する力があると思う	.311	.846	-.212	.084	問題を解決する力があると思う	.820	.820	-.040	-.105
問題を解決する力がないと思う	-.082	.804	.284	.051	問題を解決する力がないと思う	.820	.820	-.040	-.105
問題を解決する力があると思う	.070	.882	.198	-.020	問題を解決する力があると思う	.820	.820	-.040	-.105
問題を解決する力がないと思う	-.012	.814	.882	.358	問題を解決する力がないと思う	.820	.820	-.040	-.105
問題を解決する力があると思う	-.033	-.031	.882	.339	問題を解決する力があると思う	.820	.820	-.040	-.105
問題を解決する力がないと思う	.205	.002	.880	-.046	問題を解決する力がないと思う	.820	.820	-.040	-.105
問題を解決する力があると思う	.372	.011	.853	-.006	問題を解決する力があると思う	.820	.820	-.040	-.105
問題を解決する力がないと思う	.449	-.019	.880	-.051	問題を解決する力がないと思う	.820	.820	-.040	-.105
問題を解決する力があると思う	.193	.316	.874	-.095	問題を解決する力があると思う	.820	.820	-.040	-.105
問題を解決する力がないと思う	.005	.182	.833	.331	問題を解決する力がないと思う	.820	.820	-.040	-.105
問題を解決する力があると思う	.029	.067	-.075	.866	問題を解決する力があると思う	.820	.820	-.040	-.105
問題を解決する力がないと思う	.842	-.015	-.025	.883	問題を解決する力がないと思う	.820	.820	-.040	-.105
問題を解決する力があると思う	.031	.028	-.011	.782	問題を解決する力があると思う	.820	.820	-.040	-.105
問題を解決する力がないと思う	-.057	.023	.288	.880	問題を解決する力がないと思う	.820	.820	-.040	-.105
問題を解決する力があると思う	-.187	.285	.173	.870	問題を解決する力があると思う	.820	.820	-.040	-.105
問題を解決する力がないと思う	.000	.000	.000	.000	問題を解決する力がないと思う	.820	.820	-.040	-.105

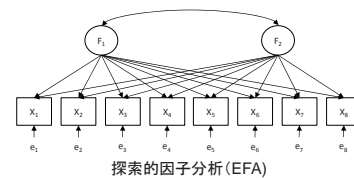
# 結果

- 5因子構造が最も解釈しやすく、事前に想定した構成概念にちかひものが得られている
- また、構造もより単純なものとなっている
- クロスローディング、解釈の難しい項目が数項目残っているため、取り除いて再分析を行う

# 確認的因子分析

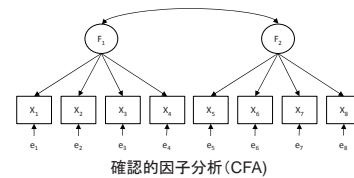
浜松医科大学 伊藤大幸

# 探索的因子分析と確認的因子分析



探索的因子分析 (EFA)

因子構造に関する仮説が必要ないが、同一の適合度を与える負荷量のパターンが無数に存在する(不定性)ため、因子回転が必要



確認的因子分析 (CFA)

理論的に対応がない因子への負荷量を0に固定することで、解の不定性とそれに伴う因子回転の問題を回避

## CFAのメリット

- **因子回転の問題が生じない**
  - 因子回転が目指す単純構造が、心理学的に妥当な解であるという保証はない
  - 回転の方法によって異なる解が得られる
  - CFAでは理論的根拠に基づいて因子構造を仮定するため、(その根拠が妥当であれば) 心理学的な妥当性を担保できるとともに、回転の方法による解のブレを回避できる
- **データへの依存度が低く、再現可能性が高い**
  - 純粋にデータの情報にのみ基づくEFAは、サンプル変動の影響を受けやすい(特に小サンプル)
  - CFAでは、対応しない因子への負荷量を0に固定することで、パラメータ数を大幅に減らし、因子回転も必要ないため、小サンプルでも安定した結果が得られやすい

## CFAのメリット

- **測定モデルの問題を多面的に検証できる**
  - CFAでは、3種類のモデルの問題を検出できる(EFAでは前二者のみ)
    - **因子負荷量**: 理論的に対応する因子に負荷しない
    - **交差負荷**: 理論的に対応しない因子に負荷する
    - **誤差相関**: 複数の指標間に因子では説明できない共変動が存在する
- **測定不変性の検証ができる**
  - 複数の集団から得られたデータや同じ集団で縦断的に測定されたデータにおいて、測定モデルが集団間または時点間で一致しているか否か
  - 多母集団データや縦断データの分析に不可欠な観点

## CFAのメリット

- **複数のモデルの比較ができる**
  - 理論的に複数の因子構造のモデルが想定されうる場合、どのモデルがより妥当であるのかを直接検証できる
- **フルSEMモデルに容易に拡張できる**
  - 潜在変数間のパス解析(フルSEMモデル)に拡張すれば、**相関の希薄化**や因子得点の不定性の問題を回避でき、因果モデルの正確な検証が可能

## CFAのデメリット

- **因子構造に関する明確な仮説が必要**
  - 明確な仮説が立てられない場合、EFAでモデル探索から始めるべき
- **モデル修正によって測定上の問題を覆い隠す危険性がある**
  - 負荷量や修正指標に基づいてモデルを修正しても、測定上の問題は解決されないことが多い
    - 個々の指標に問題がある場合: モデル修正よりも項目自体の修正(表現修正、項目の追加・削除など)を図るべき
    - モデルに問題がある場合: 負荷量や修正指標は、現在のモデルを起点として修正の方向性を示すため、モデルが根本的に誤っていれば有効に機能しない⇒EFAによるモデル探索からやり直す

## CFAのデメリット

- **より優れたモデルの存在を否定するのが難しい**
  - 経験的基準を満たす適合度は、モデルが最低限の妥当性を有することを意味するだけで、モデルが真実であることを証明するものではない
  - 実際には自らのモデルと同等か、それ以上に優れた適合度を示すモデルは他にも存在しうる
    - 特に先行研究で因子構造の検討があまりなされていない構成概念では、一つのモデルだけを提示して、適合度が経験的基準を満たしても、説得力は限定的
    - モデルの妥当性をより積極的に示すためには、単に経験的基準との比較を行うだけでなく、理論的蓋然性の高い対立モデルとの比較を行うことが有効
    - 適切な対立モデルが立てられない場合、特定の仮定を置かないEFAを用いた方が結果の説得力は増す

## CFAの分析例

- **尺度**
  - ビッグファイブ尺度短縮版(並川他, 2012)
- **設定**
  - 既存の尺度だが、デモンストレーションとして尺度開発の文脈を想定して分析を進める
    - 本来、尺度開発では、表現の修正、項目の追加、項目の削除などの方法で尺度の妥当化を図るが、今回は一度しかデータを収集していないため、項目の削除だけでどこまで妥当性を高められるか検討する

## CFAの分析例

- **シンタックス (mplus\_JPA\_CFA.inp)**

```
(省略)
MODEL: extra BY person1* person6 person11 person16 person21;
      cons BY person2* person7 person12 person17 person22 person26 person29;
      neuro BY person3* person8 person13 person18 person23;
      open BY person4* person9 person14 person19 person24 person27;
      agree BY person5* person10 person15 person20 person25 person28;
      extra-agree@1;
(省略)
```

負荷量の制約を解く  
(初期設定は1に固定)

因子分散を1に固定

## CFAの分析例

- **モデル適合度**

```
RMSEA (Root Mean Square Error Of Approximation)
Estimate 0.080
90 Percent C.I. 0.076 0.084
Probability RMSEA <= .05 0.000
CFI/TLI
CFI 0.737
TLI 0.709
SRMR (Standardized Root Mean Square Residual)
Value 0.101
```

中程度の適合

悪い適合

悪い適合

### CFAの分析例

- 項目の修正にあたって検討すべき観点
  - 因子負荷量（モデル上で対応する因子への負荷）
    - 因子負荷量が小さければ、その項目が対応する因子を反映する指標として機能していないことを意味する
    - 適合度にはほぼ影響しないが、尺度の信頼性を低下させる
  - 交差負荷（モデル上で対応しない因子への負荷）
    - 本来測定したい領域とは異なる（既知の）領域についての情報を含んでいる（領域適切性の問題）
  - 誤差相関（因子では説明できない項目間の共変動）
    - 同一の因子の指標間：内容の類似性が局所的に高すぎる（領域代表性の問題）
    - 異なる因子の指標間：本来測定したい領域とは異なる（未知の）領域についての情報を含んでいる（領域適切性の問題）

### CFAの分析例

因子負荷量の検定統計量      交差負荷の検定統計量

因子	番号	項目	負荷量	Wald検定	LM検定(修正指標)				
					F1	F2	F3	F4	F5
外向性(F1)	1	無口な	-0.614	137.31		0.03	0.17	0.32	3.96
外向性(F1)	6	社交的	0.869	461.48		0.94	0.46	2.99	0.02
外向性(F1)	11	話好き	0.584	92.64		6.74	7.70	0.36	16.19
外向性(F1)	16	外向的	0.891	506.12		0.71	2.11	0.06	7.65
外向性(F1)	21	陽気な	0.657	146.87		1.25	0.31	5.92	0.30
誠実性(F2)	2	いい加減な	0.709	148.1					0.91
誠実性(F2)	7	ルーズな	0.632	118.1					0.49
誠実性(F2)	12	成り行きまかせ	0.696	141.1					0.65
誠実性(F2)	17	怠惰な	0.613	111.13		3.76	7.26	0.52	0.04
<b>誠実性(F2)</b>	<b>22</b>	<b>計画性のある</b>	<b>-0.433</b>	<b>34.59</b>	<b>22.75</b>	<b>0.04</b>	<b>37.83</b>	<b>3.71</b>	
誠実性(F2)	26	整率な	0.595	107.85	0.62		0.72	0.92	8.08
誠実性(F2)	29	几帳面な	-0.505	70.58	1.83		9.81	1.82	2.19

因子負荷量より交差負荷の検定統計量が大きい

### CFAの分析例

因子負荷量と交差負荷

因子	番号	項目	負荷量	Wald検定	LM検定(修正指標)				
					F1	F2	F3	F4	F5
神経症傾向(F3)	3	不安になりやすい	0.848	323.50	2.74	1.45		2.99	0.85
神経症傾向(F3)	8	心配性	0.772	195.13	5.63	16.19		2.99	0.64
神経症傾向(F3)	13	弱気になる	0.825	344.92	0.01	1.49		2.93	2.51
神経症傾向(F3)	18	緊張しやすい	0.527	80.84	9.38	0.67		3.18	0.03
神経症傾向(F3)	23	憂鬱な	0.591	110.46	14.64	6.64		1.65	4.55
開放性(F4)	4	多才の	0.437	9.39	0.02	7.08	5.23		2.68
開放性(F4)	9	進歩的	0.472	16.25	1.34	10.47	0.09		0.10
開放性(F4)	14	神創的な	0.479	26.51	0.76	2.92	2.03		1.12
<b>開放性(F4)</b>	<b>19</b>	<b>順の回転の速い</b>	<b>0.350</b>	<b>8.33</b>	<b>0.81</b>	<b>15.25</b>	<b>15.13</b>	<b>5.08</b>	
開放性(F4)	24	興味の広い	0.682	54.70	3.04	0.00	0.02		0.24
開放性(F4)	27	好奇心が強い	0.724	38.33	3.41	16.62	3.31		3.64
協調性(F5)	5	短気	-0.864	475.59	0.15	0.13	1.05	1.22	
協調性(F5)	10	怒りっぽい	-0.916	623.75	3.87	1.63	0.30	12.10	
協調性(F5)	15	温和な	0.466	64.13	0.65	1.15	6.59	4.82	
協調性(F5)	20	寛大な	0.460	51.25	6.09	4.80	0.03	16.28	
<b>協調性(F5)</b>	<b>25</b>	<b>自己中心的</b>	<b>-0.417</b>	<b>37.93</b>	<b>2.65</b>	<b>36.25</b>	<b>3.00</b>	<b>5.75</b>	
<b>協調性(F5)</b>	<b>28</b>	<b>親切な</b>	<b>0.232</b>	<b>11.55</b>	<b>35.46</b>	<b>1.68</b>	<b>0.20</b>	<b>38.82</b>	

### CFAの分析例

誤差相関

出力を修正指標の降順に並び替え

WITH Statements	M.I.	E.P.C.	Std.E.P.C.	StdYX E.P.C.
PERSON20 WITH PERSON15	54.693	0.537	0.537	0.453
PERSON11 WITH PERSON1	48.503	-0.715	-0.715	-0.445
PERSON16 WITH PERSON6	43.784	0.669	0.669	1.239
PERSON27 WITH PERSON24	32.905	0.81	0.81	1.001
PERSON27 WITH PERSON4	21.439	-0.435	-0.435	-0.411
PERSON14 WITH PERSON4	21.177	0.535	0.535	0.29
PERSON9 WITH PERSON4	18.868	0.39	0.39	0.271
PERSON29 WITH PERSON2	17.294	-0.38	-0.38	-0.308
PERSON15 WITH PERSON2	16.826	0.285	0.285	0.256
PERSON27 WITH PERSON11	16.518	0.3	0.3	0.312
PERSON27 WITH PERSON1	16.407	-0.326	-0.326	-0.312
PERSON4 WITH PERSON1	16.027	0.439	0.439	0.248
PERSON14 WITH PERSON1	14.04	0.429	0.429	0.236
PERSON14 WITH PERSON9	12.75	0.338	0.338	0.228
PERSON29 WITH PERSON1	12.285	0.389	0.389	0.221
PERSON16 WITH PERSON11	11.996	-0.259	-0.259	-0.309
PERSON27 WITH PERSON16	11.989	-0.18	-0.18	-0.33
PERSON4 WITH PERSON11	11.522	-0.338	-0.338	-0.208
PERSON8 WITH PERSON29	10.673	0.28	0.28	0.22
PERSON27 WITH PERSON9	10.524	-0.259	-0.259	-0.304

「寛大な」「温和な」  
「話好き」「無口な」  
「外向的」「社交的」  
「好奇心が強い」  
「興味の広い」

### CFAの分析例

修正シンタックス (mplus\_JPA\_CFA2.inp)

```

(省略)
MODEL: extra BY person1* person6 person11 person16 person21;
      cons BY person2* person7 person12 person17 person22 person26;
      neuro BY person3* person8 person13 person18 person23;
      open BY person4* person9 person14 person19 person24;
      agree BY person5* person10 person15;
      extra-agree@1;
(省略)

```

交差負荷や誤差相関が顕著であった項目を除外

### CFAの分析例

適合度

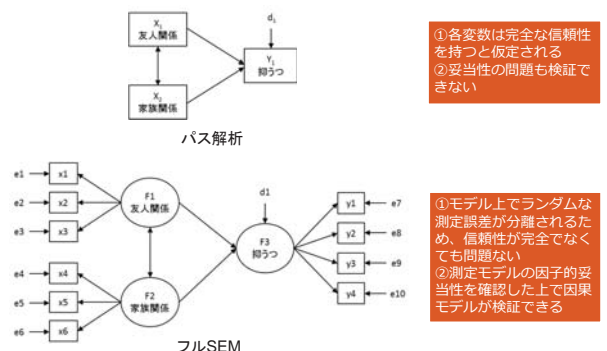
CFAは、因子負荷量や交差負荷についてEFAより高い精度での推定が可能であるとともに、EFAでは評価できない誤差相関について検証できるため、尺度開発の文脈でも非常に有用

RMSEA (Root Mean Square Error Of Approximation)	Estimate	0.090	.080→.060
	90 Percent C.I.	0.054	0.066
	Probability RMSEA <= .05	0.005	
CFI/TLI	CFI	0.893	.737→.893
	TLI	0.874	.709→.874
SRMR (Standardized Root Mean Square Residual)	Value	0.089	.101→.069

実際の尺度開発では、なるべく多数の項目を用意しておくことで、より因子の妥当性の高い項目セットを見出せる

### 潜在変数間のパス解析 (フルSEMモデル)

### パス解析とフルSEM





## フルSEMのメリット

- 不完全な信頼性による**相関の希薄化の修正**
  - 心理学で扱う変数の大部分は信頼性が完全ではない=測定値にランダム誤差が含まれる
    - ランダム誤差は変数間の相関を低める (希薄化)
  - フルSEMでは、各項目の独自分散を誤差と見なし、全項目の共通変動のみを因子としてモデル化するため、モデルが正しければ相関の希薄化を修正し、偏りのないパス係数を得ることができる
    - 信頼性の程度が異なる多数の変数を含むモデルを検証する際には特に重要

## フルSEMのメリット

- 測定モデルの妥当性を確認した上で、**構造モデルの検証ができる**
  - フルSEMはCFAとパス解析を組み合わせたモデルであるため、あらかじめ測定モデルの妥当性を確かめた上で、構造モデルの検証を行える
    - 因果関係の検証に、測定上の問題が干渉することを回避できる
  - 心理学研究で特に重要なのは、**概念の重複**を検出、調整できるという点
    - 例：自尊心、神経症傾向、ストレス、精神的健康、抑うつ、主観的幸福感など
    - 重複を考慮しないと、パス係数が過大推定される

## フルSEMのメリット

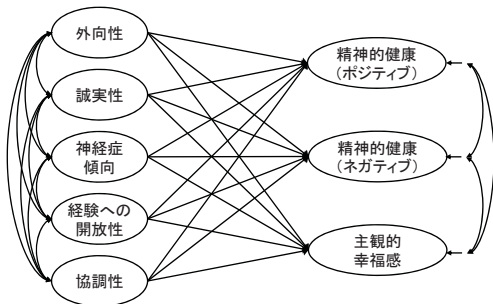
- 欠測値による情報の損失が小さい
  - 尺度得点を用いる場合、一つの項目でも欠測値があると、その尺度の他の項目も全て欠測値になる
  - フルSEMでは、一つの項目が欠測していても、他の項目は分析に使用できる
- 潜在変数の柔軟な表現
  - 心理学的な構成概念だけでなく、多様な概念を潜在変数として表現できる
    - 方法因子 (逆転項目、同一評定者など)
    - 潜在成長曲線モデルにおける切片因子・傾き因子

## フルSEMのデメリット

- より大きなサンプルサイズが必要
  - パラメータ数が大幅に増えるため、安定した推定には通常のパス解析より多くのデータが必要
  - 最低でも150~200、複雑なモデルではパラメータ数の10倍以上のデータが必要 (Muthen & Muthen, 2002; Hoogland & Boomsma, 1998)
- 他の研究との比較が難しい
  - モデリングの柔軟性が非常に高いため、先行研究や今後の研究との比較が困難になりやすい
  - 特に、誤差相関や交差負荷などの特殊なモデリングを行う場合

## フルSEMの分析例

- モデル (観測変数は省略)



## フルSEMの分析例

- 各尺度の項目内容

因子	番号	項目内容
精神的健康 (ネガティブ)	2	心配・不眠
	5	ストレス
	6	困りごと
	9	抑うつ
	10	自信喪失
	11	自己否定
精神的健康 (ポジティブ)	1	集中
	3	生きがい
	4	判断
	7	楽しい
	8	問題解決
	12	幸せ
主観的幸福感	1	全般的に見て、あなたは自分のことをどの程度幸せであると感じますか
	2	あなたは、自分と同年代の人と比べて、自分どの程度幸せであると感じていますか
	3	自分の今の暮らしに満足していますか
	4	今の生活が楽しく、やりがいのあるものだと感じますか
神経症傾向	3	不眠になりやすい
	8	心配性
	13	弱気になる
	18	緊張しやすい
	23	憂鬱な

## フルSEMの分析例

- シンタックス (mplus\_JPA\_SEM.inp)

```

(省略)
MODEL: extra BY person1* person6 person16 person21;
      cons BY person2* person7 person12 person17 person26;
      neuro BY person3* person8 person13 person18 person23;
      open BY person4* person9 person14 person24;
      agree BY person5* person10 person15;

      ghqf1 BY ghq2* ghq5 ghq6 ghq9 ghq10 ghq11;
      ghqf2 BY ghq1* ghq3 ghq4 ghq7 ghq8 ghq12;

      happy BY happy1* happy2-happy4;

      extra-happy@1;

      ghqf1-happy ON extra-agree;
(省略)
  
```

測定モデル

構造モデル

## フルSEMの分析例

- モデル適合度

RMSEA (Root Mean Square Error Of Approximation)		
Estimate	0.052	中程度の適合
90 Percent C.I.	0.049 0.056	
Probability RMSEA <= .05	0.125	
CFI/TLI		
CFI	0.869	悪い適合
TLI	0.855	
SRMR (Standardized Root Mean Square Residual)		
Value	0.067	よい適合

## フルSEMの分析例

### 修正指標

	MI	E.P.C.	Std E.P.C.	StdYX E.P.C.	
GHQF2 BY HAPPY4	64.541	-0.675	-0.911	-0.597	今の生活が楽しく、やりがいがあるものと感じますか
GHQF2 BY PERSON23	64.412	0.477	0.643	0.4	憂鬱な
HAPPY BY PERSON23	46.362	-0.425	-0.466	-0.29	幸せ
HAPPY BY GHQ12	38.826	-0.345	-0.378	-0.545	
GHQF1 BY PERSON8	31.189	-0.364	-0.556	-0.379	
GHQF1 BY PERSON23	27.026	0.412	0.631	0.392	
EXTRA BY PERSON23	26.391	-0.349	-0.349	-0.217	
GHQF2 BY PERSON17	25.141	0.23	0.31	0.222	
GHQF1 BY PERSON17	23.023	0.194	0.297	0.213	
GHQF2 BY PERSON21	21.125	-0.233	-0.315	-0.227	

## フルSEMの分析例

### 修正シNTAXS1 (mplus\_JPA\_SEM2.inp)

```

(省略)
MODEL: extra BY person1* person6 person16 person21;
      cons BY person2* person7 person12 person17 person26;
      neuro BY person3* person8 person13 person18;
      open BY person4* person9 person14 person24;
      agree BY person5* person10 person15;

      ghqf1 BY ghq2* ghq5 ghq6 ghq9 ghq10 ghq11;
      ghqf2 BY ghq1* ghq3 ghq4 ghq7 ghq8;

      happy BY happy1* happy2-happy3;

      extra-happy@1;

      ghqf1-happy ON extra-agree;
(省略)
    
```

顕著な交差負荷を示した3項目を除外

## フルSEMの分析例

### 修正シNTAXS2 (mplus\_JPA\_SEM3.inp)

```

(省略)
MODEL: extra BY person1* person6 person16 person21;
      cons BY person2* person7 person12 person17 person26;
      neuro BY person3* person8 person13 person18 person23;
      open BY person4* person9 person14 person24;
      agree BY person5* person10 person15;

      ghqf1 BY ghq2* ghq5 ghq6 ghq9 ghq10 ghq11;
      ghqf2 BY ghq1* ghq3 ghq4 ghq7 ghq8 ghq12 happy4 person23;

      happy BY happy1* happy2-happy4 ghq12;

      extra-happy@1;

      ghqf1-happy ON extra-agree;
(省略)
    
```

交差負荷をモデル上に追加

## フルSEMの分析例

### モデル適合度

初期モデル		重複項目を除外した場合		交差負荷を仮定した場合	
RMSEA (Root Mean Square Error Of Approximation)		RMSEA (Root Mean Square Error Of Approximation)		RMSEA (Root Mean Square Error Of Approximation)	
Estimate	0.052	Estimate	0.049	Estimate	0.047
90 Percent C.I.	0.049 0.056	90 Percent C.I.	0.045 0.053	90 Percent C.I.	0.043 0.050
Probability RMSEA <= .05	0.125	Probability RMSEA <= .05	0.959	Probability RMSEA <= .05	0.921
CFI/TLI		CFI/TLI		CFI/TLI	
CFI	0.869	CFI	0.891	CFI	0.895
TLI	0.895	TLI	0.878	TLI	0.883
SRMR (Standardized Root Mean Square Residual)		SRMR (Standardized Root Mean Square Residual)		SRMR (Standardized Root Mean Square Residual)	
Value	0.067	Value	0.061	Value	0.060

## フルSEMの分析例

### パラメータ推定値

- 項目を除外した場合もモデル上に交差負荷を追加した場合も、初期モデルよりパス係数が低下
- 項目の重複による過大推定が解消された
- 通常、既存の尺度に手を加えることはタブー視されるため、後者のアプローチの方が受け入れられやすい

フルSEMモデルを用いると、概念間の項目の重複を検出できるだけでなく、それをモデル上で調整することもできる

独立変数	従属変数					
	精神的健康 (ネガティブ)		精神的健康 (ポジティブ)		主観的幸福感	
	$\beta$	p	$\beta$	p	$\beta$	p
初期モデル						
外向性	-0.43	.393	-0.325	.000	.247	.000
誠実性	-0.084	.081	-0.174	.005	.102	.075
神経症傾向	.706	.000	.351	.000	-.173	.008
経験への開放性	-.055	.341	-.193	.013	.051	.523
協調性	-.029	.524	.003	.960	.087	.098
R <sup>2</sup>	.573	.000	.451	.000	.168	.000
重複項目を除外した場合						
外向性	-0.070	.166	-.332	.000	.242	.000
誠実性	-.096	.051	-.213	.001	.091	.113
神経症傾向	.674	.000	.309	.000	-.132	.035
経験への開放性	-.054	.361	-.264	.001	.041	.610
協調性	-.047	.293	.003	.953	.116	.025
R <sup>2</sup>	.549	.000	.489	.000	.144	.000
重複項目に交差負荷を仮定した場合						
外向性	-.060	.235	-.361	.000	.242	.000
誠実性	-.093	.057	-.208	.000	.088	.122
神経症傾向	.684	.000	.274	.000	-.132	.035
経験への開放性	-.061	.300	-.190	.014	.030	.714
協調性	-.037	.413	-.006	.907	.108	.039
R <sup>2</sup>	.555	.000	.423	.000	.138	.000

## まとめ

### SEMの可能性

- 理論的知識を積極的に導入することで
  - 構造モデルでは、方向性のない相関関係から因果関係を推定することを可能にしている
  - 測定モデルでは、因子回転の問題を回避し、推定の安定性を高めている
- 柔軟なモデリングが可能であるため
  - 構造モデルでは、媒介変数を含む複雑なモデルの推定ができる
  - 測定モデルでは、信頼性・妥当性を脅かす誤差相関の可能性を検証できる
- 測定モデルと構造モデルを同時に推定できるため、測定上の問題が因果関係の推定に干渉することを防ぎやすい

## まとめ

### SEMの危険性

- 理論的知識を積極的に導入するため
  - 構造モデルでは、因果関係が証明されたような錯覚にとらわれやすい (因果関係の方向はSEMでは検証できない!)
  - 測定モデルでは、当初の仮説が根本的に誤っている場合、正しいモデルに辿りつきにくい
- 柔軟なモデリングが可能であるため
  - 構造モデルでは、理論的根拠が薄い複雑なモデルが設定されることがある (モデルが複雑化すれば同程度の適合度を持つ対立モデルの数は爆発的に増加する)
  - フルSEMモデルでは、他の研究との比較が難しくなることがある
- 自らの仮説を過信することなく、他のありうる可能性を常に念頭に置くことが重要

## おわりに

### ご清聴ありがとうございました!

### アンケートにご協力ください

- 今後の企画に役立ててまいりますので、率直な御質問、御意見をお聞かせください
- いただいた御質問については、後日、可能な限り、メールまたは講師 (伊藤) のホームページ上で回答いたします
  - ホームページ
    - [http://www.006.upp.so-net.ne.jp/ito\\_h/](http://www.006.upp.so-net.ne.jp/ito_h/)
    - 今日の分析に使用したデータとシNTAXSもホームページ上のリンクからダウンロードできます
  - メールアドレス
    - ito\_hirokyu@pd5.so-net.ne.jp