

北村メンタルヘルス学術振興財団は定期的に統計学に関する研修会を行なっております。また、北村メンタルヘルス研究所からは「臨床で働きながら研究をしよう:統計の裏わざと SPSS の使い方」という書籍を発行し、ご好評を得ています。現在、この書籍は改訂を行なっており、新たに上級コースに該当する内容を加える予定です。その一部をPDF資料として皆様に提供しているのがこの資料です。

北村メンタルヘルス研究所の出版物にご興味にある方は ⇒

<http://www.institute-of-mental-health.jp/books.html>

北村メンタルヘルス学術振興財団の研修にご興味のある方は ⇒

<http://www.kitamura-foundation.org/training.html>

北村メンタルヘルス学術振興財団主催のセミナーにご興味のある方は ⇒

<http://www.kitamura-foundation.org/training.html>

その他のお問い合わせは ⇒ info@institute-of-mental-health.jp

〒151-0063 東京都渋谷区富ヶ谷 2-26-3 リバーランドハウス富ヶ谷A棟

10

見える現象から見えない概念へ (2) PBI 下位尺度の頑強性を 知ろう

確認的因子分析

1 探索的因子分析から確認的因子分析へ

1. なぜ確認的因子分析か

Aクリニックの助産師は PBI の25項目が2つの下位尺度に分かれることを探索的因子分析から明らかにした。しかし振り返ってみていくつかの疑問が湧いてきた。確かに当初は25項目の背後にいくつかの潜在的因子があるのか、いくつかの因子を設定するのがデータを説明しやすいのかについて知らなかった。ここでは6教科の構造を検討した場合と同じである。当初は以下のような方程式を立てていた。観測変数が $Y_1, Y_2, Y_3, Y_4, Y_5, Y_6$ である。2つの因子は f_1 と f_2 として表記している。因子負荷量が β (添え字付) で表記されている12の係数である。 e (添え字付) は誤差変数であり、ここでは独自因子である。

$$Y_1 = \beta_{11}f_1 + \beta_{12}f_2 + e_1$$

$$Y_2 = \beta_{21}f_1 + \beta_{22}f_2 + e_2$$

$$Y_3 = \beta_{31}f_1 + \beta_{32}f_2 + e_3$$

$$Y_4 = \beta_{41}f_1 + \beta_{42}f_2 + e_4$$

$$Y_5 = \beta_{51}f_1 + \beta_{52}f_2 + e_5$$

$$Y_6 = \beta_{61}f_1 + \beta_{62}f_2 + e_6$$

しかし、すでに因子が 2 つであると設定することがもっとも合理的であることが分かった以上、ある観測変数は 1 つの因子（とその因子負荷量）だけで説明できたほうが分かりやすい。また他の因子からの影響は、（軸を斜交回転することで）2 因子の間に相関を設定しているので、そこで説明できよう。

$$Y_1 = \beta_{11}f_1 + e_1$$

$$Y_2 = \beta_{21}f_1 + e_2$$

$$Y_3 = \beta_{31}f_1 + e_3$$

$$Y_4 = \beta_{42}f_2 + e_4$$

$$Y_5 = \beta_{52}f_2 + e_5$$

$$Y_6 = \beta_{62}f_2 + e_6$$

上記の議論をパス図で表すと次のようになる。まず探索的因子分析をする最初は次のように考えた。

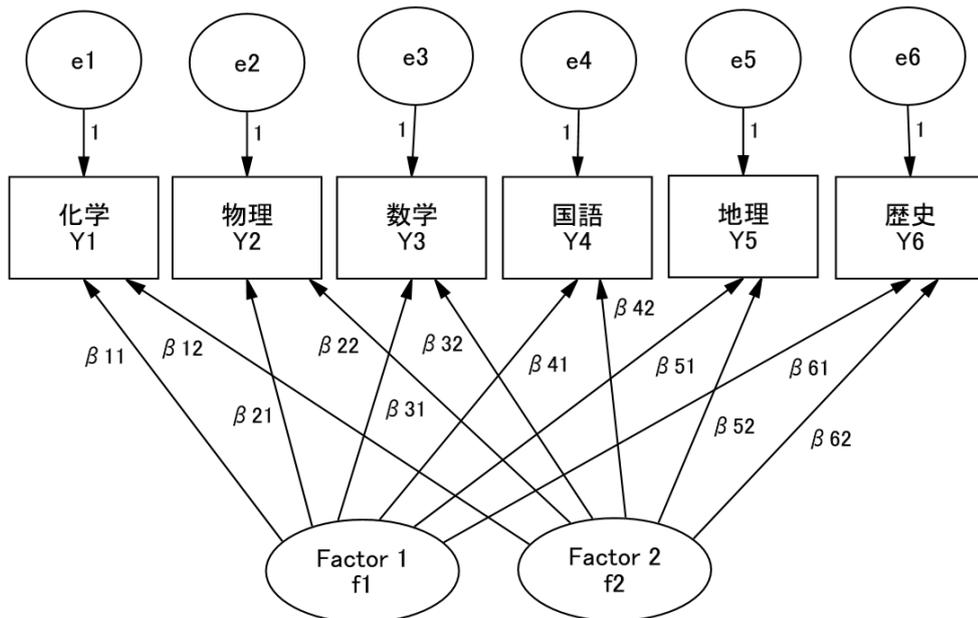


図 10-1. 因子間に相関のない 2 因子モデル

しかし、新しく考え直すと、各変数はひとつの因子からのみパスを受ける。2 つの因子には相関を設定する。ここでは、化学、物理、数学の3教科は純粋に理系能力を表す観測変数と規定している。国語、社会、歴史の3教科は純粋に文系能力を表す観測変数と規定している。化学や物理の期末試験成績の良いものほど（わずかだが）国語や社会の期末試験成績も良い傾向があった。しかし、これは科目ごとの相関とは考えない。潜在的な概念である理系能力と文系能力の間に正の相関があると設定するのである。理系能力の高い学生ほど文系能力が高い傾向にあり、各能力を反映する観測変数（例えば科学と国語）の間に見かけ上の相関が現れるのである（図 10-2）。

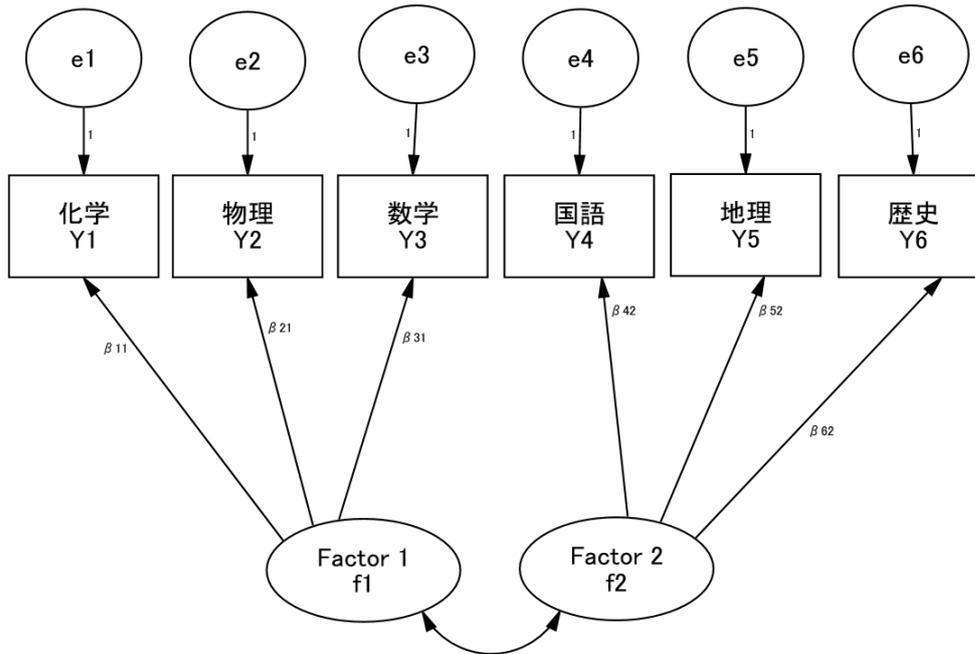


図 10-2. 因子間に相関のある 2 因子モデル

図の比較から分かるように、探索的因子分析はまったくわからないところから「手さぐり」で因子の成り立ちを探る手法である。しかし、いったんそれが分かっしまえば、今度はそれを「わかりやすいモデル」にして、このモデルが実際のデータをうまく説明しているかを確認したくなる。このモデルの方が単純で解釈もしやすい。このほうが経済的であり、見た目も美しい。しかし恣意的なモデルであるから、現実のデータから乖離する可能性もある。乖離が問題であることを確認しなければならない。こうした手法が確認的因子分析である。そして確認的因子分析を行うソフトウェアが Amos である。

2. 探索的因子分析と確認的因子分析

確認的因子分析の手続きと Amos の詳細を解説する前に、探索的因子分析と確認的因子分析の比較をしておこう（表 10-1）。

因子数について探索的因子分析は未知であるという前提で計算するが、確認的因子分析では既知である（1 因子とか 2 因子といった固定した因子数を設定する）との前提で計算する。潜在構造を探索的因子分析は決めておかないが、確認的因子分析では目に見える形でこれを決めて計算する。従って、潜在構造を探るのが探索的因子分析の作業目的であるが、確認的因子分析では仮に決めた潜在構造モデルが実際のデータセットに合致している

かどうかの検証（適合度）を行うことが作業目的である。因子の回転は探索的因子分析では必要だが、確認的因子分析ではこれを行わない。研究者の意図が現れにくいのが探索的因子分析であり、一方、確認的因子分析では研究者の恣意性が高くなる。

表 10-1. 探索的因子分析と確認的因子分析

| 項目 | 探索的因子分析 | 確認的因子分析 |
|---------|---------|------------|
| 因子数 | 未知 | 既知 |
| 潜在構造の仮説 | なし | あり |
| 作業目的 | 潜在構造の探索 | 潜在構造モデルの検証 |
| 因子回転 | 必要 | 不要 |
| 恣意性 | 低い | 高い |

2 Amos の基礎

1. Amos とは

確認的因子分析、パス解析、構造回帰モデルなどの実行が出来る統計ソフトウェアが Amos である。それ単独でも走るが、SPSS 上からも開けるようになっている。なお、確認的因子分析などの手法を総合して共分散構造分析（構造方程式モデル）という。複雑な変数間の関係をパス図を用いて視覚的に表示し、この適否を計算できるのが共分散構造分析の特長である。Amos は Analysis of Moment Structure の略である¹。

Amos で実行できる共分散構造分析には様々な統計モデルが含まれていて、名称が必ずしも一定していない。ここに含まれるものには次のようなものがある²。さらに古典的な統計法（例：重回帰分析）も共分散構造分析の中で行うことができる。

確認的因子分析 (confirmatory factor analysis)
パス解析 (path analysis)
構造回帰モデル (structural regression model)
MIMIC モデル (multiple indicator multiple cause model)
成長曲線モデル (growth curve model)
多母集団分析 (multiple sample SEM)
平均共分散構造分析
遺伝 ACE モデル

これ以外にも共分散構造分析を用いた様々なモデルが提案されている。

共分散構造分析を行うソフトウェアは SPSS / Amos 以外にいくつか流布されている（表 10-1）。さらに安価なソフトウェアも販売され始めている。

¹観測変数の平均を 1 次モーメント、分散を 2 次モーメント、さらに偏差の 3 乗である歪度を 3 次モーメント、偏差の 4 乗である尖度を 4 次モーメントという。つまり平均の回りのデータの集中度を表している。こうした分散、共分散などを基礎にした解析が共分散構造分析であるので、モーメント構造の分析という意味で Analysis of Moment Structure と命名されている。

² さまざまなモデルについては

豊田秀樹（編）（1998）. 共分散構造分析 [事例編]，北大路書房.

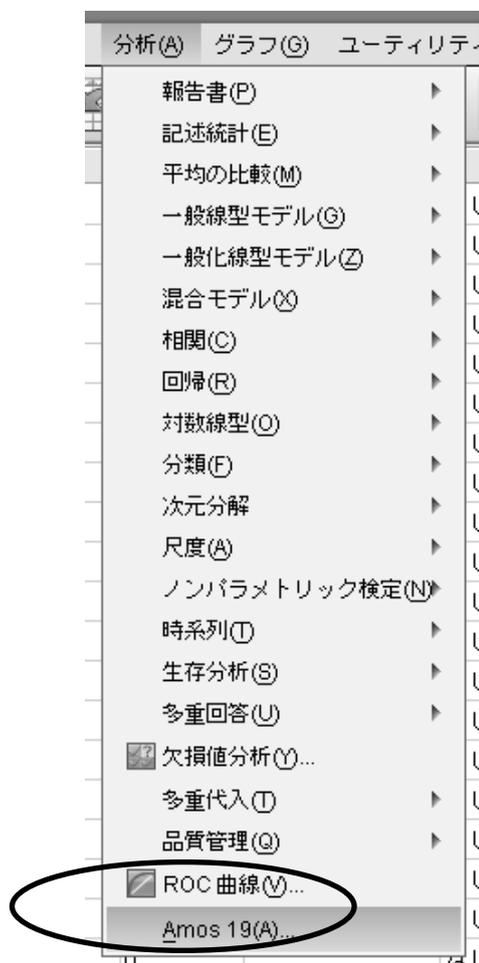
Geiser, C. (2013). *Data analysis with Mplus*. New York, NY: Guilford.

表 10-1. 共分散構造分析の出来る統計ソフトウェア一覧

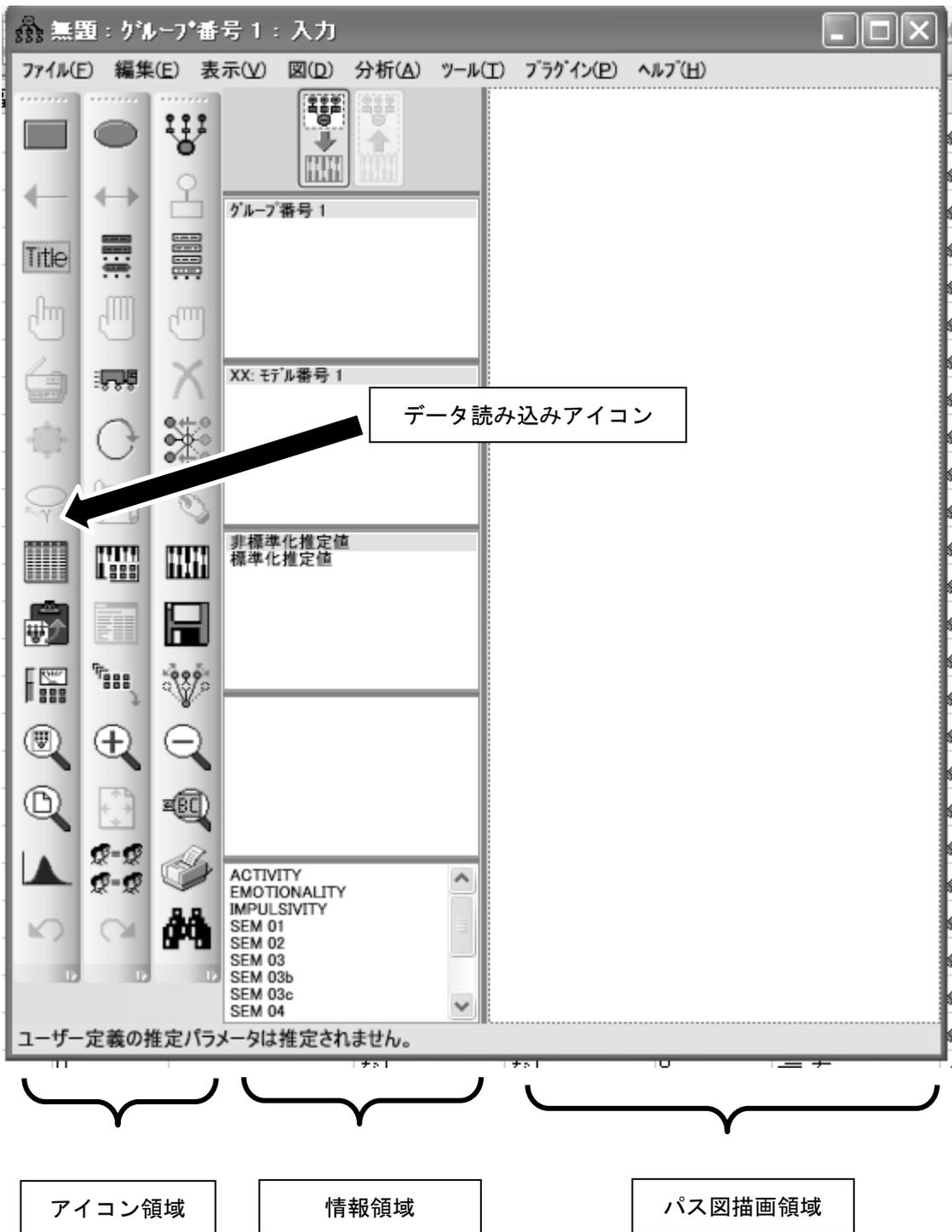
| 略称 | 正式名称 | 原作者 | 基礎となる OS あるいはソフトウェア | ホームページ |
|----------|-----------------------------------------------------|----------------------------------|------------------------|----------------------------------------------------|
| Amos | Analysis of Moment Structures | Arbuckle, 2003 | SPSS | spss.com/amos |
| CALIS | Covariance Analysis and Linear Structural Equations | SAS Institute, 2000 | SAS/STAT 8 | www.sas.com/technologies/analytics/stat/index.html |
| EQS | Equations | Bentler, 2003 | Windows | www.mvsoft.com |
| LISREL | Linear Structural Relationships | Jöreskog & Sörbom, 2003 | | www.ssicentral.com |
| Mplus | | L. Muthén & B. Muthén, 1998-2004 | Windows | www.statmodel.com |
| Mx Graph | Matrix | Neal et al., 2002 | Windows | www.vcu.edu/uindex.html |
| RAMONA | Reticular Action Model or Near Approximation | Browne, 2002 | Windows | www.systat.com/products/systat |
| SEPATH | Structural Equation Modeling and Path Analysis | Steiger, 2003 | STATISTICA 6 | www.statsoft.com |

2. Amos の立ち上げと初期画面

Amos の立ち上げ方は SPSS を経由する方法と独自に行う方法がある。まず SPSS から Amos に到達するには、「分析 (A)」のプルダウン・メニューから「Amos 19 (A)」を選びクリックする。



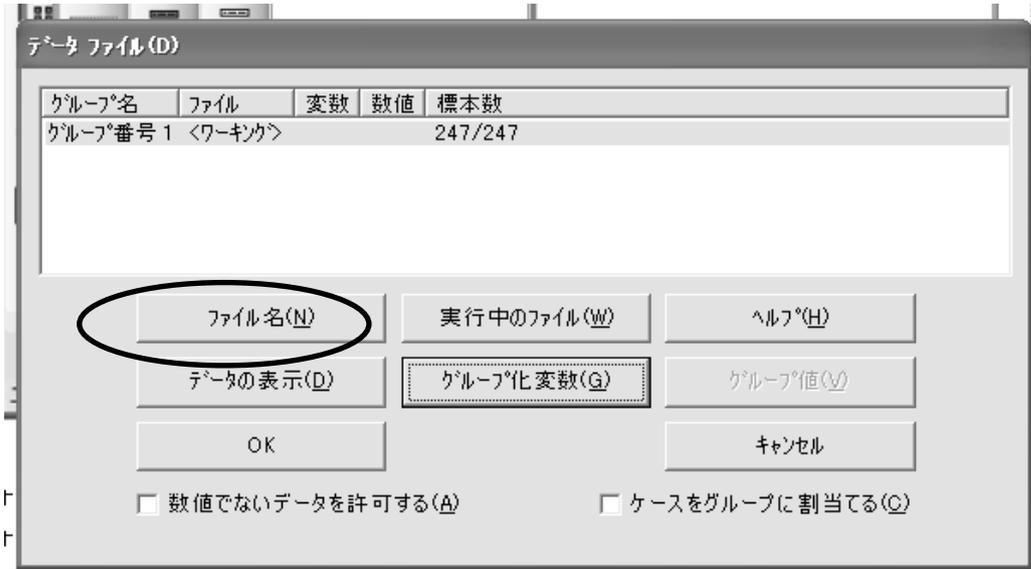
すると次のような画面が出てくる。Amos では直前の作業画面が出てくる。新規に作業をするには、「ファイル (F)」のプルダウン・メニューから「新規作成 (N)」を選びクリックすると画面は無地になる。



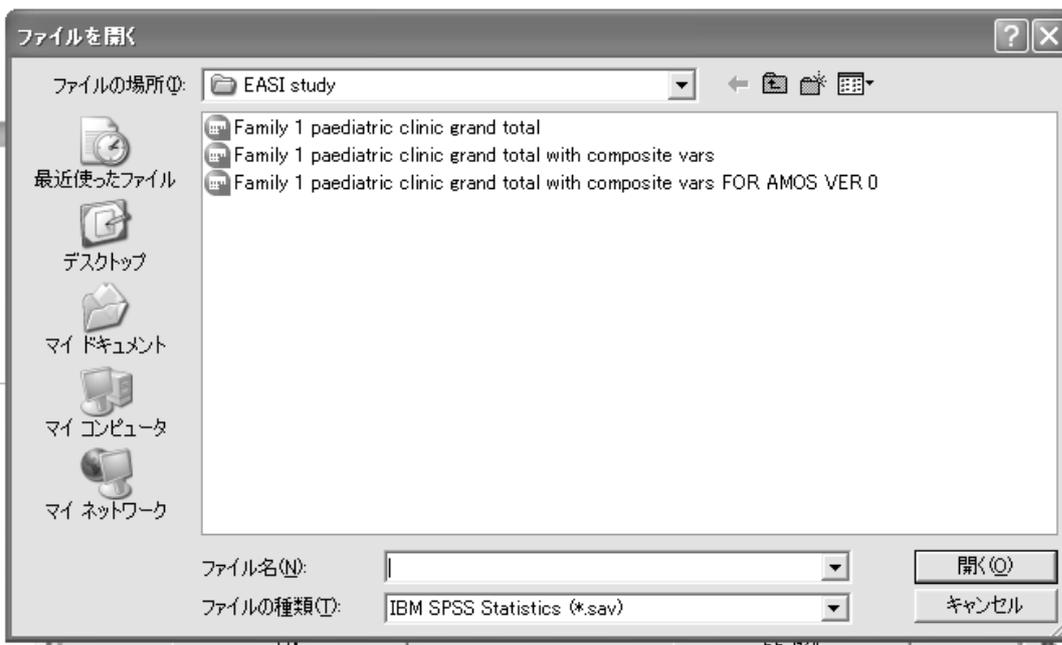
すでに行った作業画面を出すのであれば、SPSS を経由せず、Amos ファイル (AMW ファイル) をクリックすれば現れる。

3. データの準備

Amos で走らせるデータは SPSS のデータセットから呼び込む。そのためには画面のデータ読み込みアイコンをクリックして、「データファイル (D)」のダイアログボックスを出す。「データファイル (D)」のダイアログボックスの「ファイル名 (N)」をクリックする。



すると「ファイルを開く」のダイアログボックスが出てくる。ここで希望する SPSS データファイルを選びクリックし、「開く (O)」をクリックする。

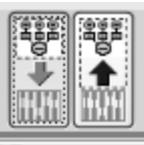


その上で「データファイル (D)」の「OK」をクリックする。これで、以降の Amos 作業はすべて当該データセットで行われることになる。

10 見える現象から見えない概念へ（2）PBI 下位尺度の頑強性を知ろう：確認的因子分析

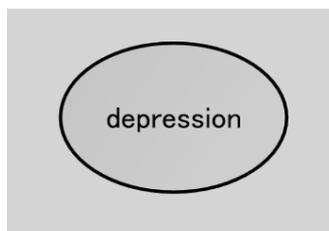
| アイコン | 作業内容 | 備考 |
|-------------------------------------------------------------------------------------|----------------------------|-----------------------------------------|
|  | 観察変数を描く | データセットに存在する変数を設定する |
|  | 潜在変数（構成概念）を描く | データセットにはない抽象的概念を自由に設定できる |
|  | 潜在変数と観察変数（とそれらの誤差変数）を同時に描く | 確認的因子分析のように潜在変数にいくつかの観測変数がついている図を描くのに便利 |
|  | 単方向の直線パス | |
|  | 両方向の曲線パス | 2変数間の相関（標準化解）あるいは共分散（非標準化解）を示す |
|  | 誤差変数を書き込む | 内生変数には誤差（攪乱）変数を必ず設定する |
|  | 図のキャプションを描く | 適合度指標をあらかじめ書いておくと計算のたびに数値があらわれる |
|  | モデル内の変数を一覧表示 | |
|  | データセット内の変数を一覧表示 | |
|  | オブジェクトをひとつずつ選択 | |
|  | オブジェクトを全部選択 | |
|  | 全オブジェクトの選択を解除 | |
|  | オブジェクトをコピー | コピーするオブジェクトをドラッグアンドドロップ |

| | | |
|-------------------------------------------------------------------------------------|--------------------------|----------------------------------------|
|  | オブジェクトを移動 | 移動するオブジェクトをドラッグアンドドロップ |
|  | オブジェクトを消去 | オブジェクトをクリックして消去する |
|  | オブジェクトの形を変更 | オブジェクトをドラッグアンドドロップしてその形を小さくしたり大きくしたりする |
|  | 潜在変数についている観察変数の位置をまとめて回転 | |
|  | 潜在変数についている観察変数の位置をまとめて反転 | |
|  | パラメータの位置を移動 | |
|  | パスの変数への接合部を整理 | |
|  | データファイルを選択 | |
|  | 分析のプロパティ | 推定方法や出力形式を決める |
|  | 推定値を計算 | 選択実行する |
|  | パス図をクリップボードにコピー | |
|  | テキスト出力の表示 | パスの推定値、適合度指標、修正指標などを見る |
|  | 原稿パス図の保存 | 選択実行する前にパス図に名前を付けて保存する |
|  | オブジェクトのプロパティ | |

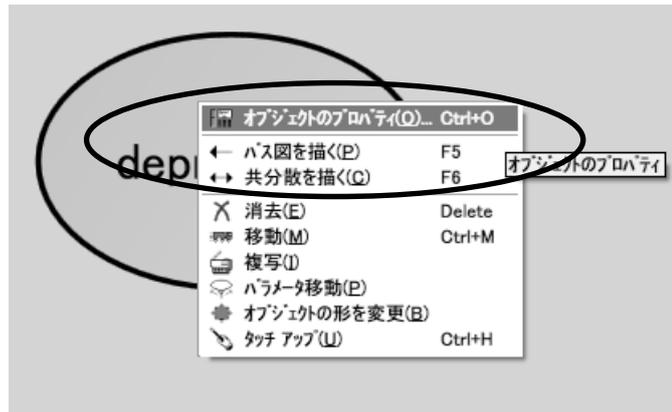
| | | |
|-----------------------------------------------------------------------------------|--------------------|------------------------------------------------|
|  | プロパティをオブジェクト間でドラッグ | ひとつのオブジェクトのプロパティ (フォントの大きさ, 色, 線の幅など) を他にコピーする |
|  | 対称性を保存 | |
|  | 複数グループの分析 | 多母集団同時解析で使用する |
|  | パス図の印刷 | パス図のみの印刷と推定値も含めた印刷のチョイスあり |
|  | パス図結果切り替えボタン | 入力パス図 (左) と出力パス図 (右) |

5 変数を示すオブジェクトの色の変更

Amos 19 は潜在変数と観測変数のいずれもそのデフォルトメニューで, cadet blue と dark orchid という 2 色のグラデーションになっている。これは論文原稿に移す際に不都合であるので, 変数の色は白にしておこう。



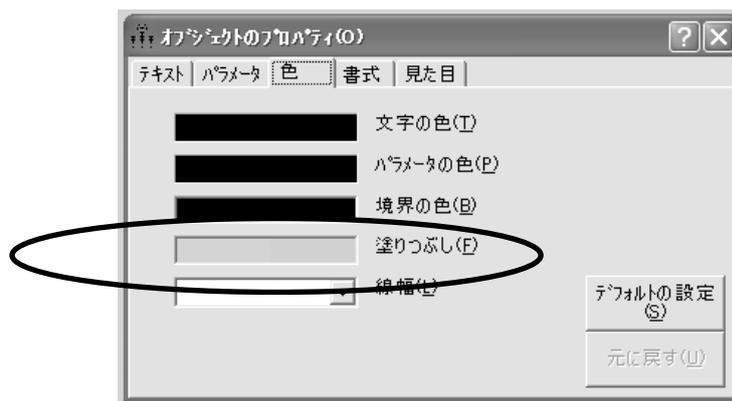
カーソルを指す変数の楕円あるいは長方形の上に置き, 右クリックする。ここで「オブジェクトのプロパティ (O)」を選びクリックする。すると「オブジェクトのプロパティ (O)」のダイアログボックスが現われる。



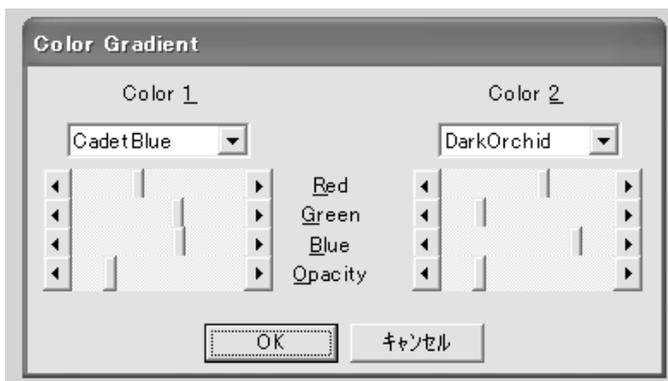
「オブジェクトのプロパティ (O)」のダイアログボックスの「色」をクリックする。



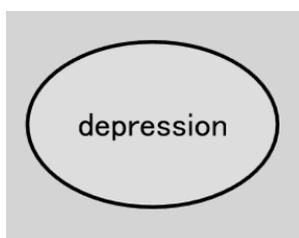
ここで「塗りつぶし (F)」を選びクリックする。



すると「Color Gradient」のダイアログボックスが現われる。ここで Color 1 と Color 2 が先ほどのグラデーションを規定しているのである。そこで、それぞれの色を白 (white) に指定すればよい。Color 1 および Color 2 について ↓ をクリックして色彩の一覧表をだし、そこから white を選びクリックすれば白に代る。そこで「OK」をクリックして「オブジェクトのプロパティ (O)」のダイアログボックスに戻る。

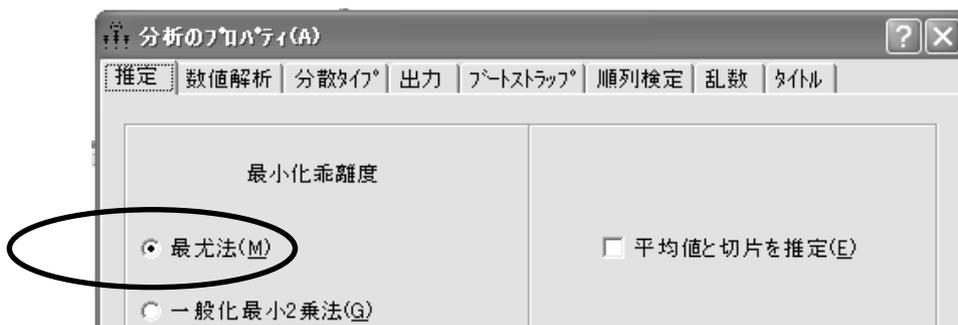


すると先ほどの変数の楕円内部は白になっている。



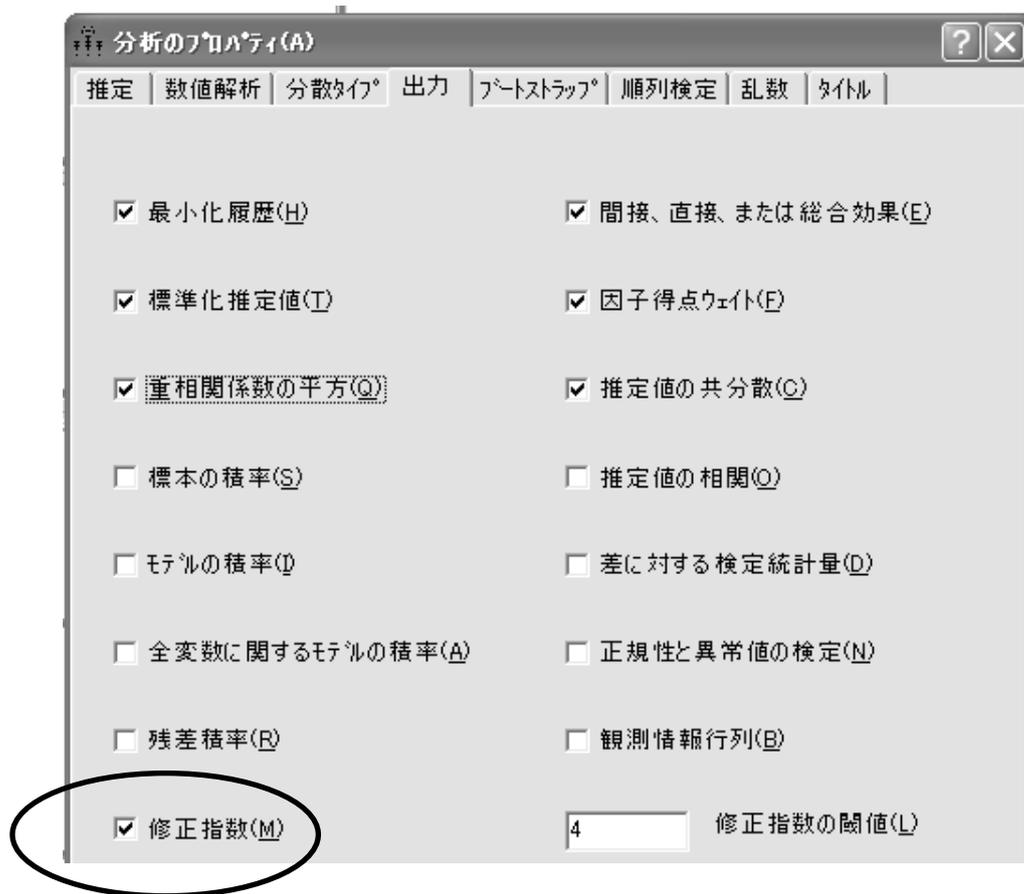
6. 出力内容の設定

「分析のプロパティ」のアイコンをクリックし「分析のプロパティ (A)」のダイアログボックスを表示する。まず「推定」では「最尤法」を選ぶ。最尤法は変数が正規分布を示すことが前提である。歪度が 2 を越え、尖度が 7 を超えるなら正規性を疑う³。



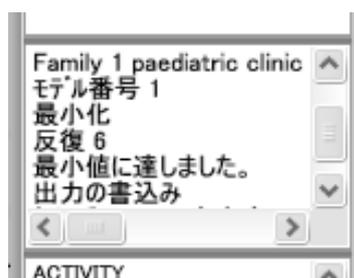
次に「出力」では適宜項目を選ぶが、「修正指数」を忘れず選択する。

³ West, S. G., & Finch, J. F. (1995). Structural equation models with nonnormal variables: Problems and remedies. In R. H. Hoyle (Ed.), *Structural equation modeling: Concepts, issues and applications* (pp. 56-75). Newbury Park CA: Sage.



7. 分析の実行と表示

「推定値を計算」のアイコンをクリックすると計算が実施される。情報領域に計算の実行具合が表示される。「出力の書き込み」と表示されれば計算が成功したことが分かる。

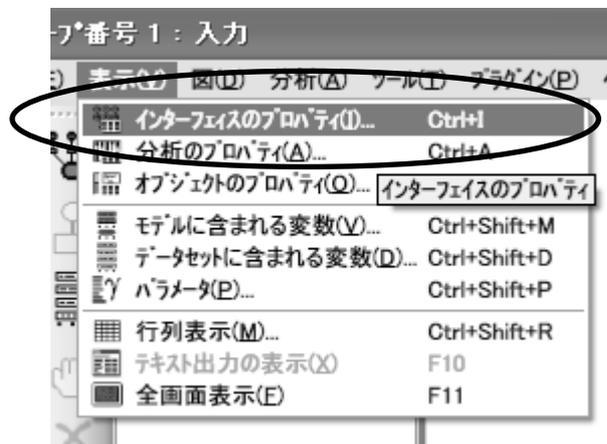


ここでパス図結果切り替えボタンの右側（出力パス図）をクリックするとパス図描画領域にパスの推定値やオブジェクトのパラメータ（分散など）が表示される。希望する値が表示されないときは「分析のプロパティ」のダイアログボックスの「出力」を工夫して、再度実行する。

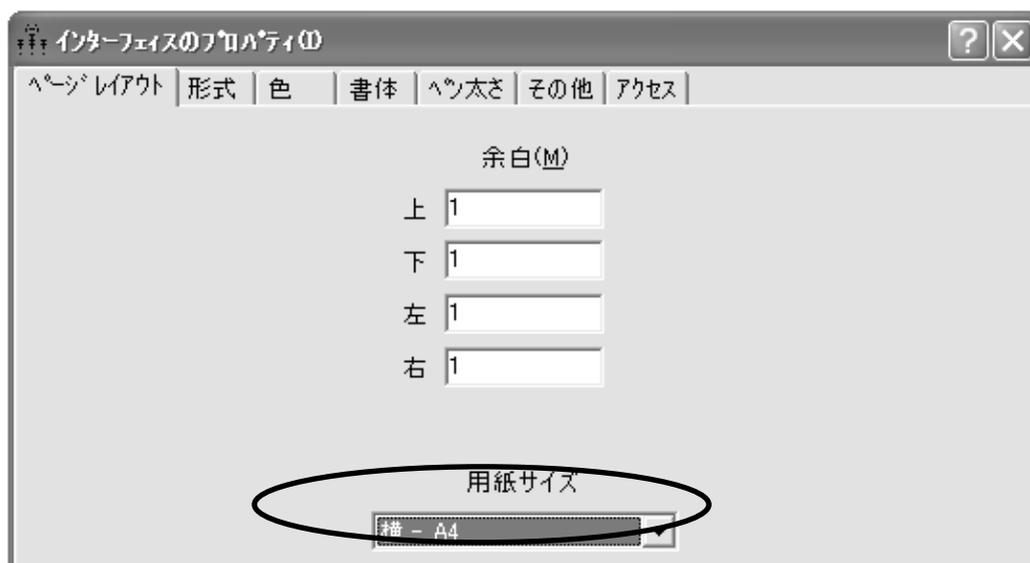
8. 結果の読み取り

パス係数の推定値（標準誤差，有意水準），共分散（標準誤差，有意水準）などは「テキスト出力の表示」アイコンをクリックして表示できる。

Amos の出力された結果を WORD で書いている論文原稿の図として貼り付けたいと思うことは多い。このときは「パス図をクリップボードにコピー」をクリックし，その後に WORD 原稿上でカーソルを置き，「貼り付け」をクリックすればよい。大きさはドラッグアンドドロップで変更できる。Amos のパス図描画領域は真っ白になっているが，そのうち一部が WORD などに移行できる部分である。知らずに移動すると図の一部が切れたまま張り付けられる。そこで Amos の計算をする間だけ，移行可能領域に色を付けることが賢い対応方法である。「表示 (V)」の「インターフェイスのプロパティ (I)」を選び，「インターフェイスのプロパティ」のダイアログボックスを出す。



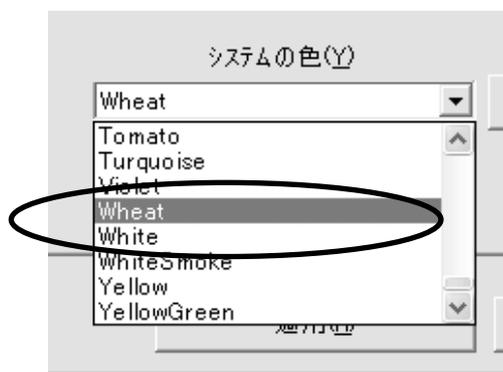
ここではまず「ページレイアウト」で用紙サイズを「横—A4」を選び「適用 (A)」をクリックする。共分散構造分析の図は縦置きより横置きの方が描きやすいからである。



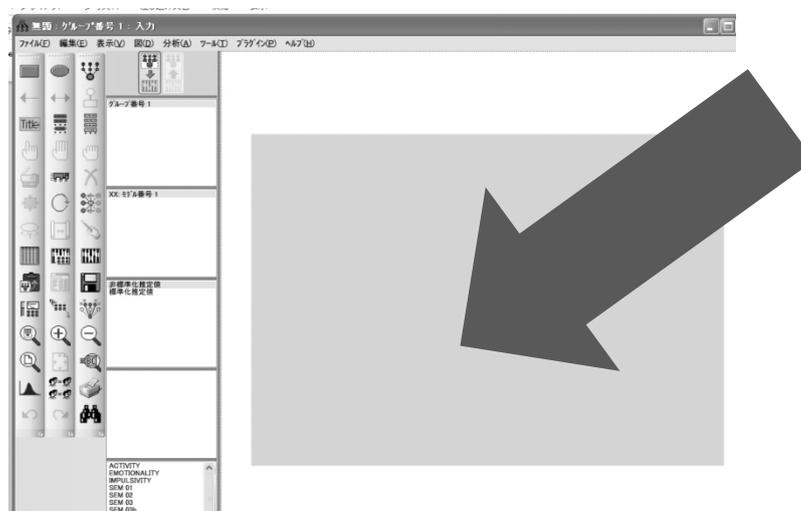
次に「色」をクリックする。ここで「背景 (B)」を選ぶ。システムの色 (Y) がデフォルトでは「White」になっている。



好きな色を選び、「適用 (A)」をクリックする。ここでは「Wheat」にしよう。



するとパス部描画領域に淡い色の部分が現われる。この中に描いたパスはすべてコピーができる部分である。この枠を超えた部分のオブジェクトなどは WORD にコピー・アンド・ペースができないので注意すべきである。



9. 適合度

共分散構造分析の結果が実際のデータをどれほど正確に表現しているかを見る指標が適合度 (goodness-of-fit) である。共分散構造分析のモデルから計算できる各母数の値が現実のデータとどれほど離れていないかを見る指標である。ちょうど、カイ 2 乗検定の際の期待値が実測値とどれほど離れているかを見ることのちょうど逆の考え方であるといつて良い。適合度指標の基本はカイ 2 乗値 (Amos では CMIN) である。カイ 2 乗値が低いほどデータからの期待値に一致しており、よく適合していると考える。つまりカイ 2 乗値の有意水準が高いほど適合度はよいことになる。ただし、カイ 2 乗値は標本が大きくなると自然に多くなり、標本が大きくなるほど有意水準は低くなるので、適合度としては悪くなる。そこでカイ 2 乗値を自由度 (df) で割ることが行われる。

共分散構造分析の適合度を示す指標は多数のものがあつて、いずれかひとつをとれば事足りるものではない。研究者は複数の適合度指標を挙げて、モデルが実際のデータにあつているかを表示するのである (表 10-3)。

表 10-3. 適合度指標

| 適合度指標 | 略称 | 優秀な適合度の範囲 ⁴ | | 備考 |
|-----------------------------------------|---------|------------------------|--------------|-----------------------------------------------------|
| | | Good fit | Accepted fit | |
| chi-squared/degree of freedom | CMIN/DF | < 2 | < 3 | 最低点は 0 |
| goodness-of-fit index | GFI | > .95 | > .90 | 最高点は 1.0 |
| adjusted goodness-of-fit index | AGFI | > .90 | > .85 | 最高点は 1.0 |
| comparative fit index | CFI | > .97 | > .95 | 最高点は 1.0 |
| normed fit index | NFI | | | 最高点は 1.0 N= 400 を下回ると値が低下するので使用は避ける ⁵ |
| root mean square error of approximation | RMSEA | < .05 | < .08 | 最低点は 0 90% 信頼度幅 (confidence interval) も添える |

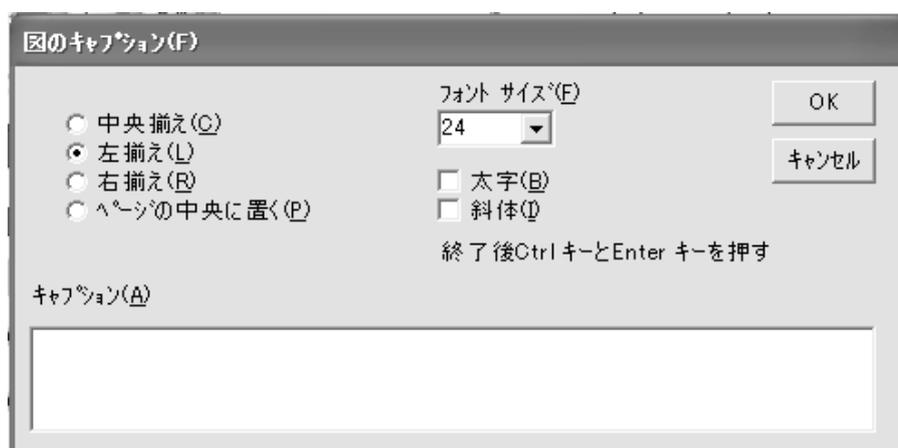
⁴ Schermelleh-Engel, K., Moosbrugger, H., & Müller, H. (2003). Evaluating the fit of structural equation models: Tests of significance and descriptive goodness-of-fit measures. *Methods of Psychological Research Online*, 8, 23-74.

⁵ Finch, J. F., & West, S. G. (1997). The investigation of personality structure: Statistical models. *Journal of Research in Personality*, 31, 439-485.

10 見える現象から見えない概念へ（2）PBI 下位尺度の頑強性を知ろう：確認的因子分析

適合度の欄（モデル適合）には「独立モデル（independent model）」「飽和モデル（saturated model）」「モデル番号 1」という3種類の値が挙げられる。「モデル番号 1」が分析モデルのことであり、この適合度を読めばよい。「独立モデル」は観察変数間に一切共変動がない（パスがゼロ）と仮定したモデルで、その適合度は適合度の下限と想定できる。一方、「飽和モデル」は自由度の数だけパス（母数）を設定したモデルで、その適合度は適合度の上限と想定できる。分析モデルはこの両者の中間に位置するはずである。分析モデルの適合度を相対的に判断する指標として「独立モデル」「飽和モデル」での適合度が示されている。実際の研究において「独立モデル」「飽和モデル」は無視してよい。

適合度をパス図上に書き込みにはまず「Title」をクリックし、「図のキャプション（F）」のダイアログボックスを表示する。ここで「左揃え」を選び、「キャプション」に表示したい適合度指標を入力する。



もしキャプションに以下のように入力すると、



次のような出力がみられる。

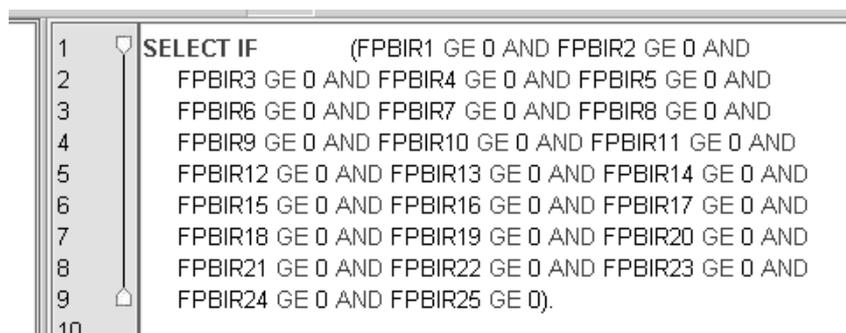
GFI=.995
AGFI=.976
CFI=1.000
RMSEA=.000

モデルの修正をしながら同時に適合度を確認する場合に都合のよい技法である。

なお、適合度については第 13 章で再度詳しく取り上げる。

3 共分散構造分析の実行

PBI 25 項目の確認的因子分析を行ってみよう。まず PBI の項目で欠損値のないケースのみ選択し、新しいデータセットを作っておく。

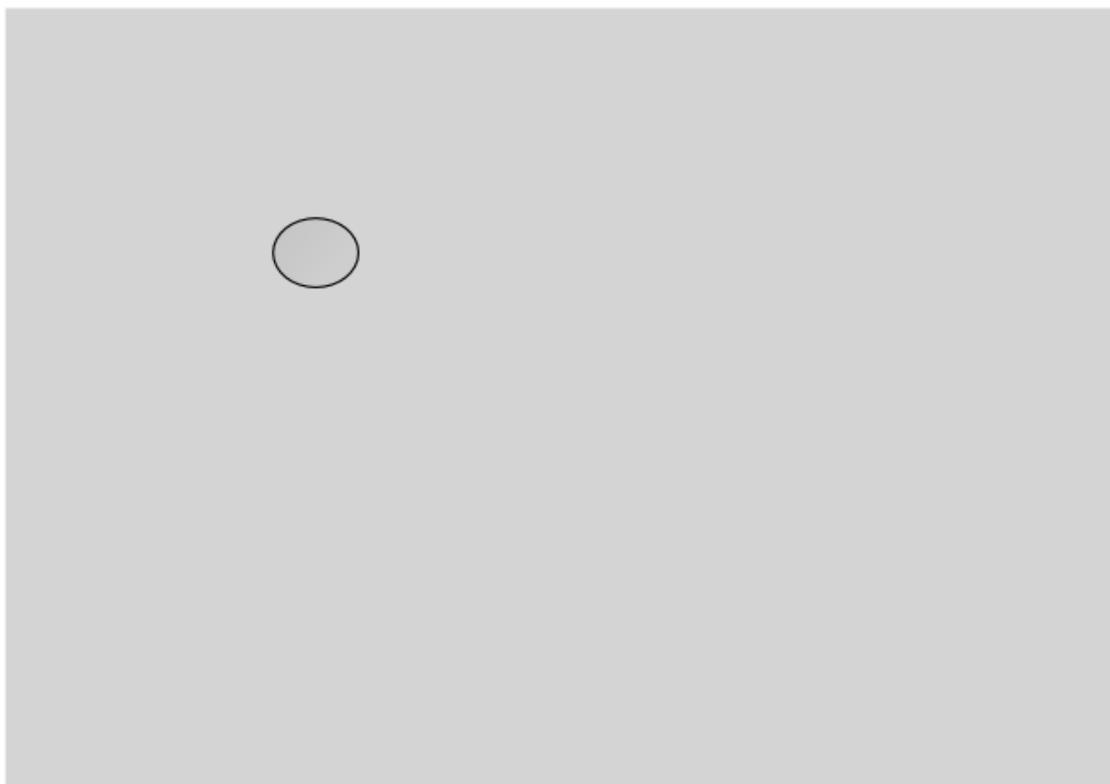


次に「インターフェイスのプロパティ」で描画部分に色をつけ、横置きに修正する。

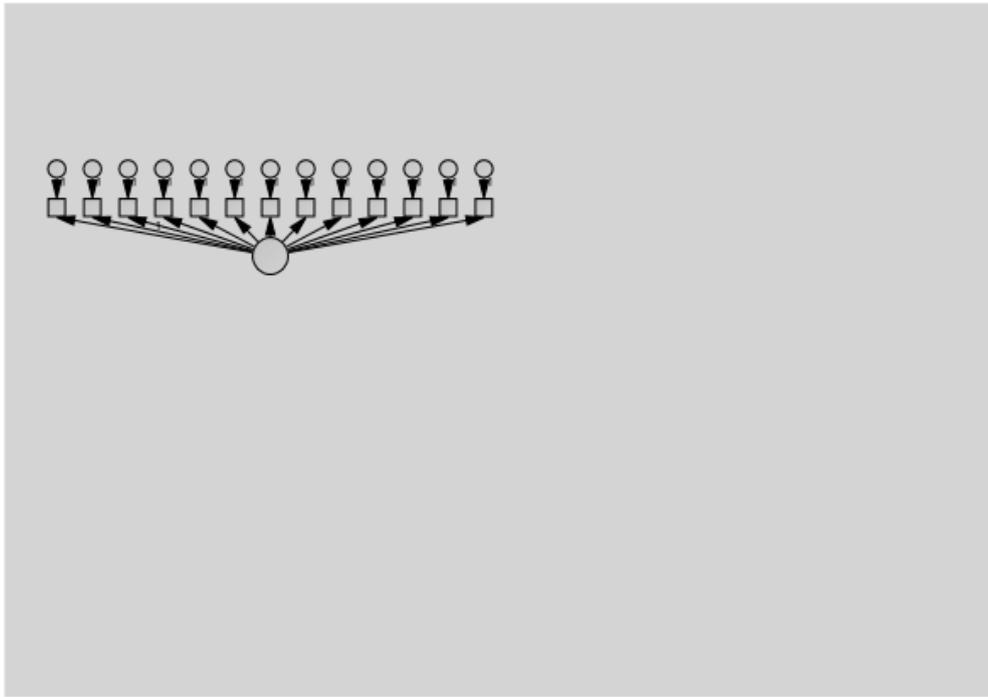
ここでいよいよ変数を書き込む。



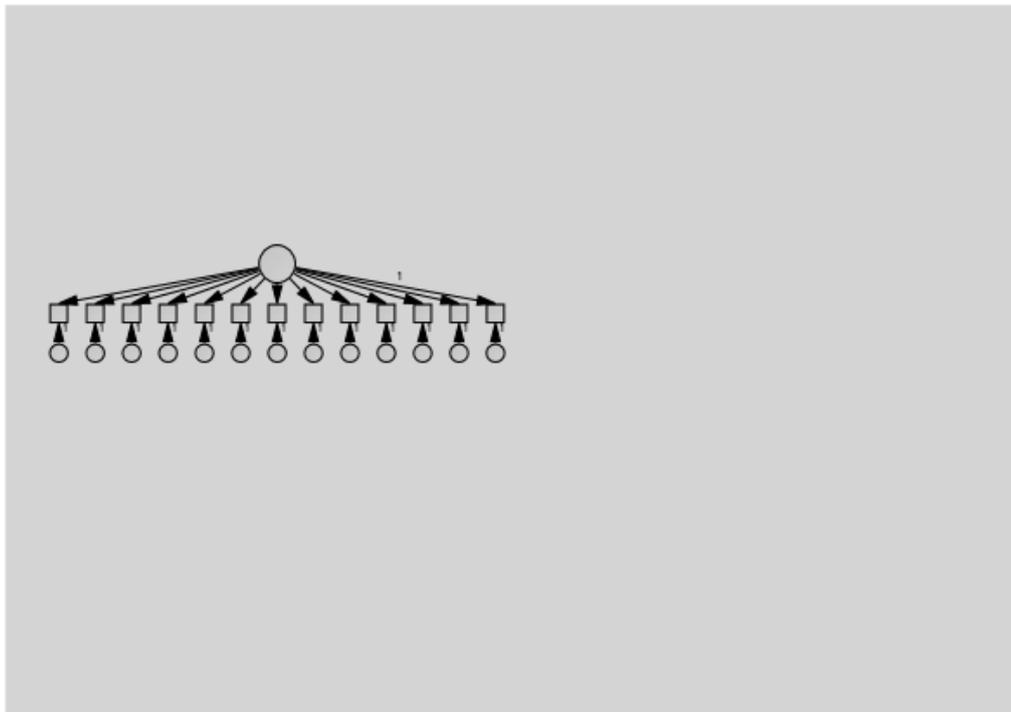
のアイコンをクリックする。画面中央に円を描く。



そしてカーソルを円に合わせ、13 回クリックする。こうして 13 個の観測変数とその誤差変数を自動的に書き込むことができる。



観測変数を潜在変数（これが因子になる）の下側に移動したいので、 をクリックし、カーソルを潜在変数に合わせクリックすると、すべての観測変数が回転する。



ここで潜在変数と観測変数に変数名を書き込んで行く。画面を拡大したければカーソルを色で限定されている範囲内に置き、マウスのホイールボタン⁸を上下することで画面を拡大縮小できる。ここでは画面を拡大して作業する。

⁸ マウスの左右のボタンの間に設置されているリング状の部位。指で上下できる。

10 見える現象から見えない概念へ（2）PBI 下位尺度の頑強性を知ろう：確認的因子分析

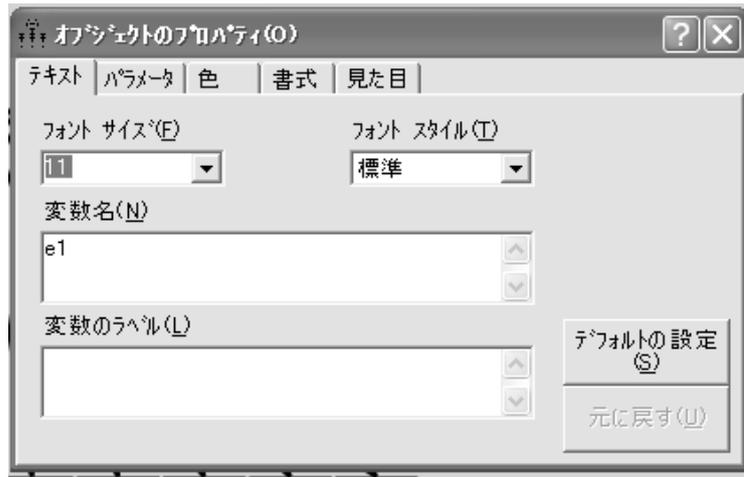
まず、潜在変数の上にカーソルを合わせ右クリックして「オブジェクトのプロパティ (O)」のダイアログボックスを出す。この潜在変数の名称を「変数名 (N)」に入力する。「フォントサイズ (F)」も希望のフォントの大きさに設定する。



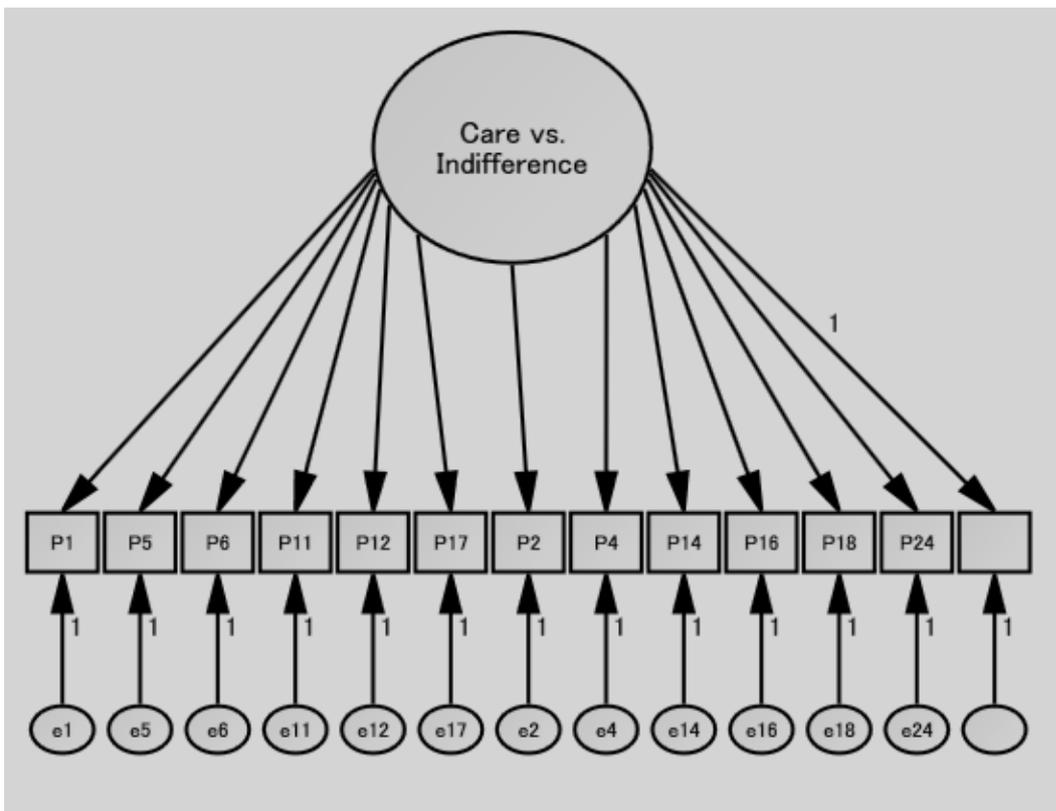
測定変数も同様にカーソルを持って行き、そこでクリックする。「オブジェクトのプロパティ (O)」のダイアログボックスを出す。ここではすでに設定されている変数名 (FPBIR1) を「変数名 (N)」に入力する。しかし、この名称は与えられた長方形には入りきらない。そこで、「フォントサイズ (F)」を 11 まで落とし、さらに「変数のラベル (L)」に P1 と入れる。そうすると Amos の画面ではこの変数は P1 と表示される。同様に Care vs. Indifference に高い因子負荷量を示した変数をすべて観察変数に入力する。



誤差変数を表す楕円にも変数名を挿入する。カーソルを合わせ右クリックし「オブジェクトのプロパティ (O)」のダイアログボックスを出す。誤差変数は e 数字 で表す（誤差の e は小文字で表すことが多い）ことが慣例である（がどんな変数名を入れても計算は実行される）。また対応する観察変数とその誤差変数はその対応が分かるようにする方が良い（後に修正指標でパスの変更をするときなどに便利）。特に確認的因子分析の場合はそうすることが推奨される。ここでは FPBIR1 に e1 という誤差変数を設定した。



まず 13 組の観察変数と誤差変数のペアを作り、PBI の Care vs. Indifference の項目を配置した。Care vs. Indifference の項目数は 12 だったので、最後の 1 組は名称がついていない。

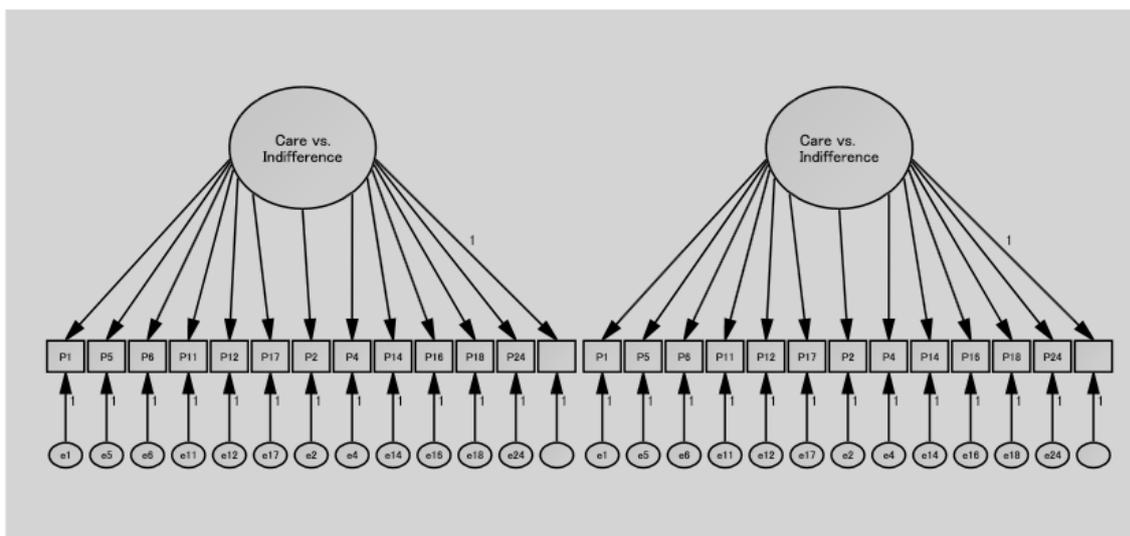


次に



をクリックする。オブジェ

クトのどれかの上にカーソルを置き、ドラッグアンドドロップでまったく同じ図形を画面の右側に設定する。しかし、これでは困るので、潜在変数・観察変数共にその名称を変更する。



名称の変更は容易である。目指すオブジェクトの上にカーソルを置き、右クリックして「オブジェクトのプロパティ (O)」を表示し、「変数名」に新しい名称を書き込めば済む。

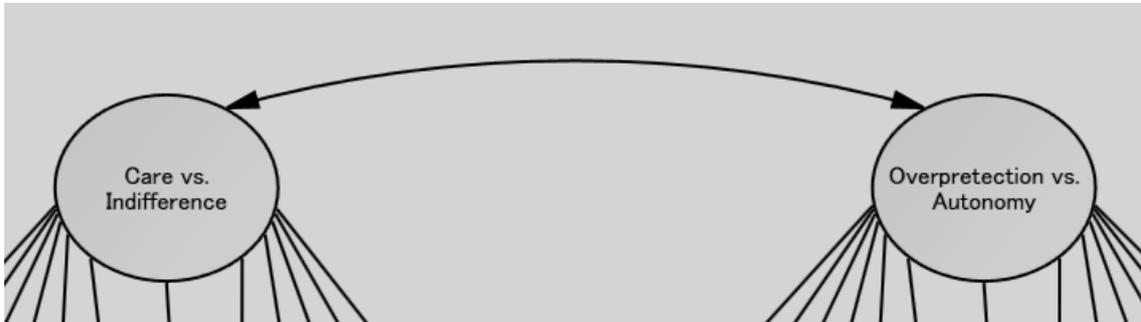


そして、最後に先ほどの名称のない観測変数・誤差変数を  を用いて削除する。

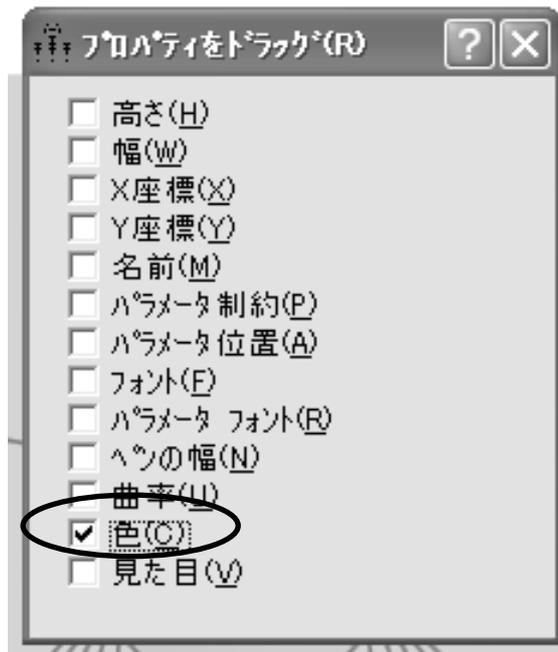
ところで各潜在変数から関連する観測変数へのパスのうち 1 本の係数は 1 にしなければならない。ところが先ほどの削除に伴い、Care vs. Indifference に関するパスで 1 という係数のついた変数が消えている。そこで(どのパスでもよいから) Care vs. Indifference に関するパスのうちひとつのパスの係数を 1 とする。ここでは Care vs. Indifference から P1 という観測変数へのパスにカーソルを合わせ、右クリックしてダイアログ・ボックスを出し、その中で「オブジェクトのプロパティ (O)」を選び、そこでパラメータを選び、係数に「1」を書き込む。

2つの潜在変数には相関（共分散）があると考えから、両者間に両方向矢印を設定する。 を用いて、まずカーソルを一方の潜在変数の上に置き、ドラッグアンドドロップでもう一方の変数に矢印を這わせる。矢印

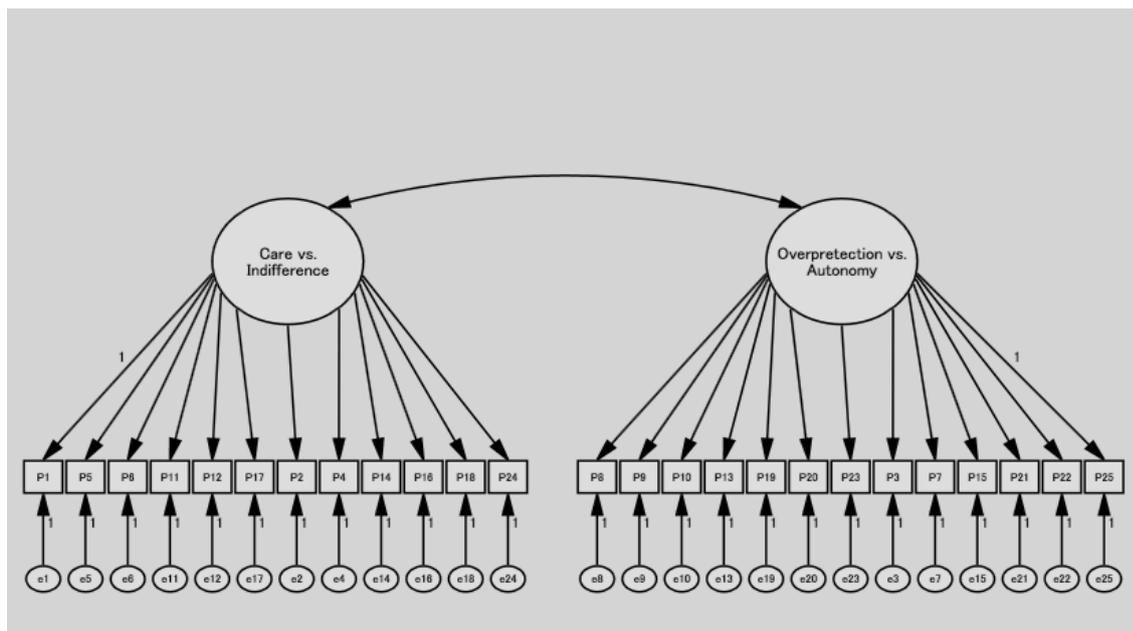
の共線が色つきの領域をはみ出したら、 を用いて曲線の位置を修正する。



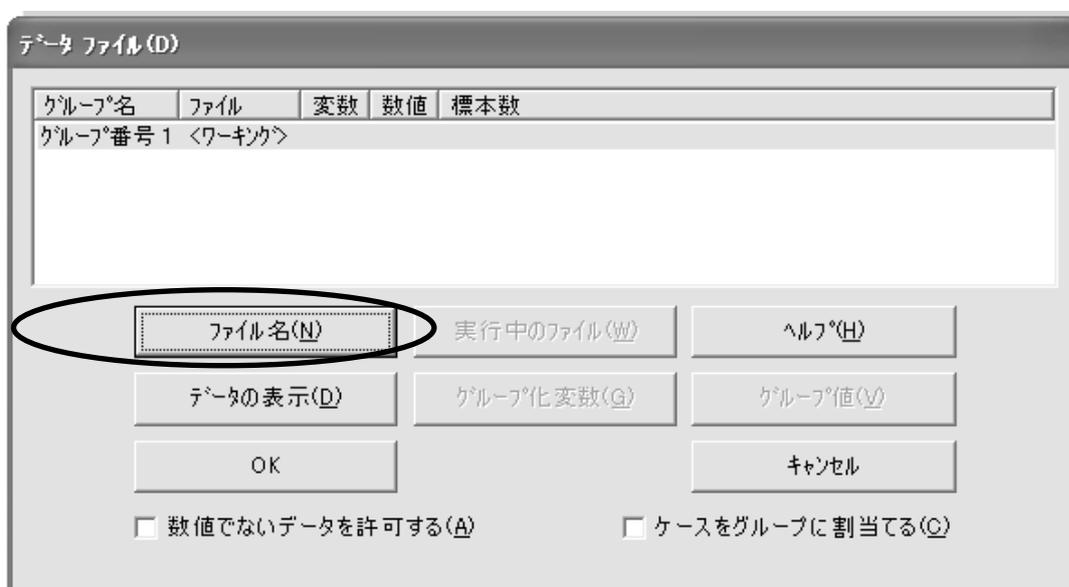
これで確認的因子分析の一応のパス図はできた。しかし、変数の色を今から白にしておきたい。まず、いずれかの変数の色を白にする。次に、 をアクティベートすると自動的に全変数の輪郭の色が変わる。 をクリックして、「プロパティをドラッグ (R)」のダイアログボックスを開ける。ここで「色」に ✓ をつける。



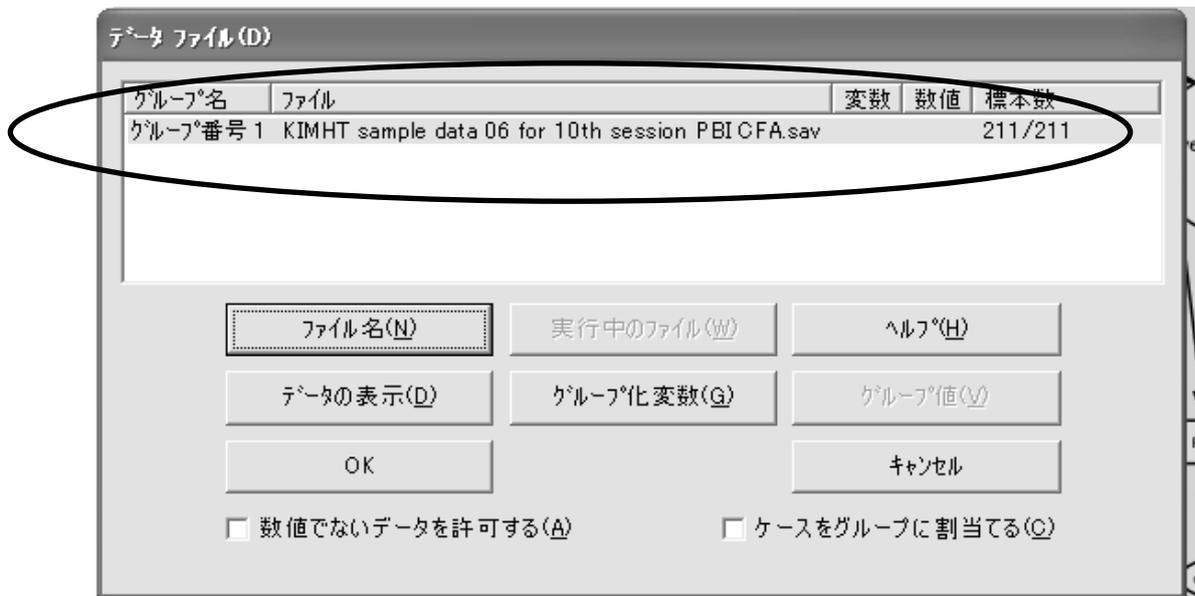
そしてすでに白くなっている変数にカーソルを合わせクリックすると、自動的に全変数が白に変わる。



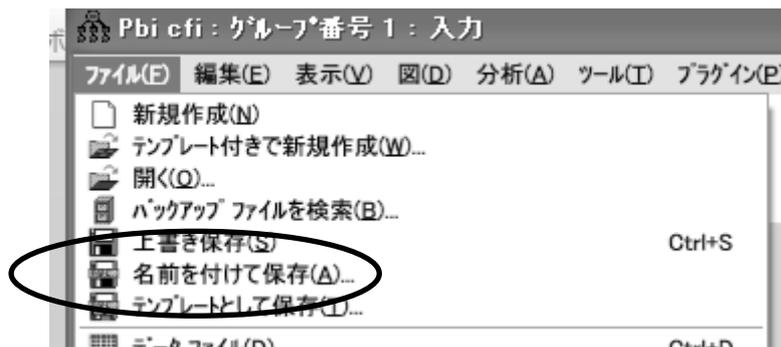
これではまだ計算はできない。どのデータセットを使うかが決まっていないからである。そこで  をクリックし、「データファイル (N)」のダイアログボックスを出す。ここで「ファイル名 (N)」をクリックし、「ファイルを開く」のダイアログボックスから、すでに作ってある欠損値のないケースだけのデータファイルを選び、クリックして組み込む。



最初は「グループ番号 1」としか書いていなかった「グループ名」に、実際に解析の対象となるデータセット名が表示されていることを確認する。



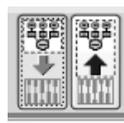
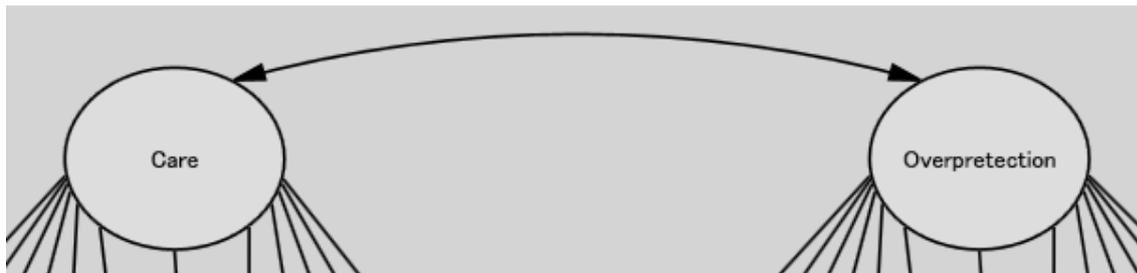
ここで「OK」をクリックする。解析を実行する前に、「ファイル (F)」のプルダウン・メニューから「名前をつけて保存 (A)」を選び、自由にパス図の名前をつけて保存しておく。



いよいよ実行する。  をクリックする。ところがエラー・メッセージが出てくる。

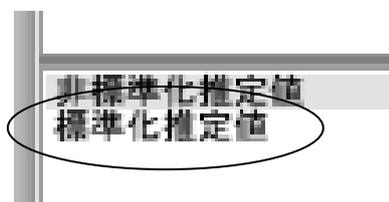


そこで潜在変数の名前を訂正する。簡単に Care と Overprotection に変更する。

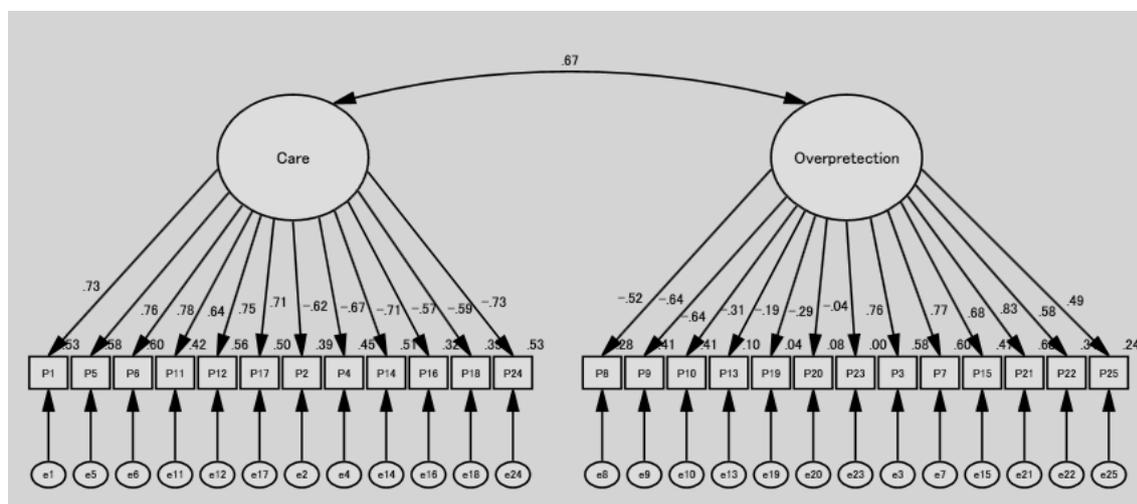


そして再度、実行する。これだけではパス係数が表示されないの、出力パス図をクリックする。

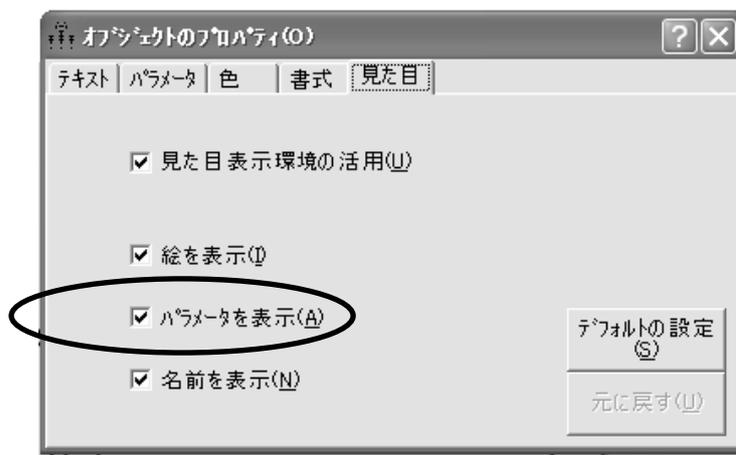
さらに、情報領域のセルから「標準化推定値」を選びクリックする。



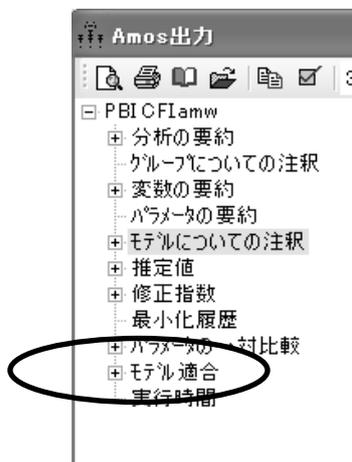
すると以下のようにパス係数が付いた形式で結果が表示される。



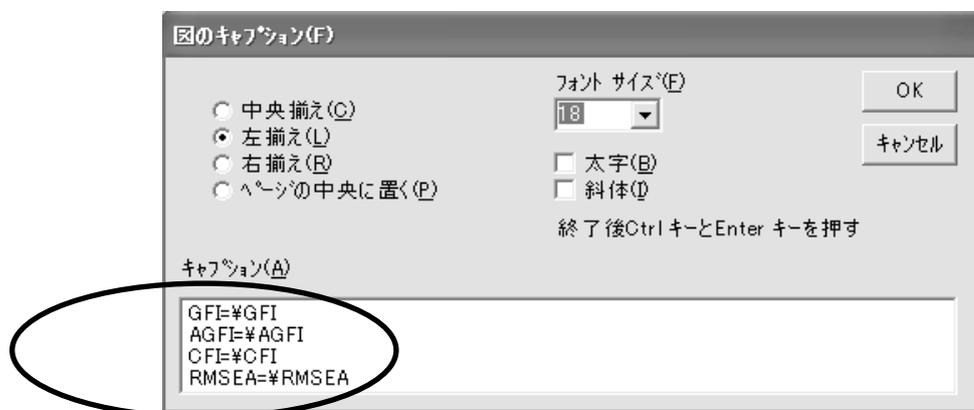
各観測変数のパラメータ（母数）は表示しなくてもよいので、その変数の長方形の上にカーソルを移動し、右クリックして「オブジェクトのプロパティ (O)」のダイアログボックスを出し、ここで「パラメータを表示 (A)」の を外す。これをすべての観測変数について行う。



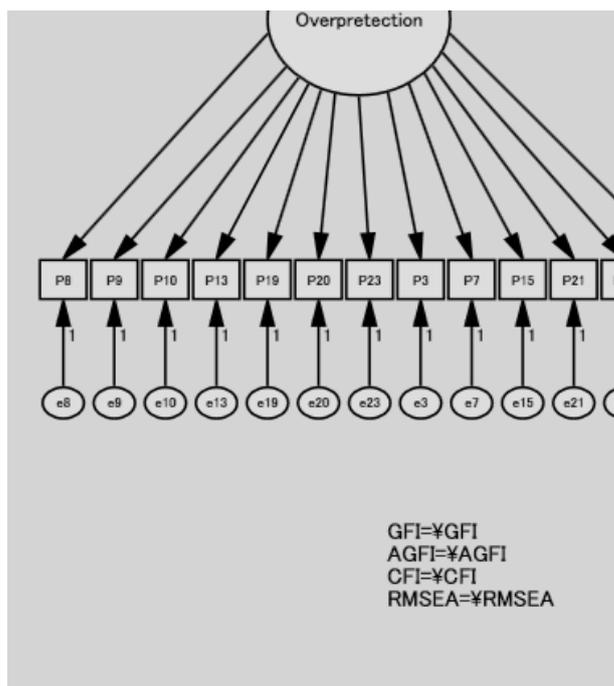
最後に適合度を確認する。 をクリックし、「Amos 出力」のダイアログボックスを出し、「モデル適合」を選ぶと多くの適合度指標が表示される。



検定を実行していちいち適合度をダイアログボックスから出すのは手間であるので、Title から必要な適合度を Amos のパス描画領域に入れておくのが推奨される。



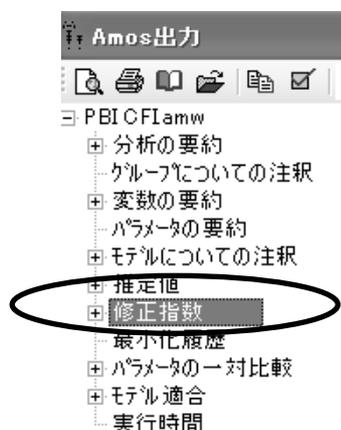
タイトルの画面上の位置は  で適宜移動する。



ところで上記の確認的因子分析の適合度はどうであったか。以下のようにあまり優秀とはいえない。そこで確認的因子分析の適合度を改善する努力をしなければいけない。そのひとつの方法が修正指数である。

GFI=.704
AGFI=.649
CFI=.770
RMSEA=.101

この解析の結果を見てみよう。  をクリックし、「Amos 出力」から「修正指標」を選択し、クリックする。



すると長い修正指標の一覧表がでてくる。この中で特に修正指標が高いものは次の共分散である。特に e10 と e9 の間に共分散を設定すると、適合度が改善することが示唆されている (修正指標が 36.885 と他に比較して大

変高い)。e9 は「私がしようとする事を、総てにわたってコントロールしようとした」という項目の誤差変数であり、e10 は「わたしのプライバシーを侵害した」という項目の誤差変数である。両項目はいずれも Overprotection に属する項目である。この間に共分散を設定すると言うのは、両者を規定している Overprotection という共通因子以外に、この 2 つの項目を規定している共通の要因があるということである。単に過干渉だというだけではなく、子どもの言動を積極的に干渉する親の行動を表している項目であり、Overprotection 以外の要因（今回の研究では測定されていない）を設定しても不自然ではない。そこで、新たに e9 と e10 の間に  を用いて共分散を設定し、確認的因子分析を再度実行してみよう。

共分散: (グループ番号 1 - モデル番号 1)

| | 修正指数 | 改善度 |
|-------------------------|--------|-------|
| e10 <--> e9 | 36.885 | .141 |
| e19 <--> Care | 17.783 | .099 |
| e19 <--> e13 | 23.344 | .185 |
| e20 <--> e9 | 18.908 | .106 |
| e20 <--> e19 | 31.455 | .154 |
| e23 <--> Care | 20.309 | .151 |
| e23 <--> e13 | 22.630 | .259 |
| e23 <--> e19 | 20.179 | .197 |
| e22 <--> e21 | 27.414 | .144 |
| e12 <--> e13 | 18.103 | .150 |
| e12 <--> e11 | 20.335 | .138 |
| e4 <--> e6 | 18.310 | -.077 |
| e14 <--> Overprotection | 25.124 | -.068 |
| e16 <--> e4 | 31.762 | .098 |

計算結果をその適合度で見よう。多少の改善が見られた。

GFI=.720
AGFI=.667
CFI=.785
RMSEA=.098

そこでこうした作業を順次、行ってみる。次第に適合度が改善されている（表 10-4）。

表 10-4. 共分散（相関）を加えて適合度が良くなる

| 加えた共分散 | GFI | AGFI | CFI | RMSEA |
|-----------|------|------|------|-------|
| e9 ⇔ e10 | .720 | .667 | .785 | .098 |
| e21 ⇔ e22 | .726 | .673 | .796 | .095 |
| e19 ⇔ e20 | .743 | .692 | .809 | .092 |

4 EPDS の因子構造を見てみよう

1. 欠損値のないケースの選択

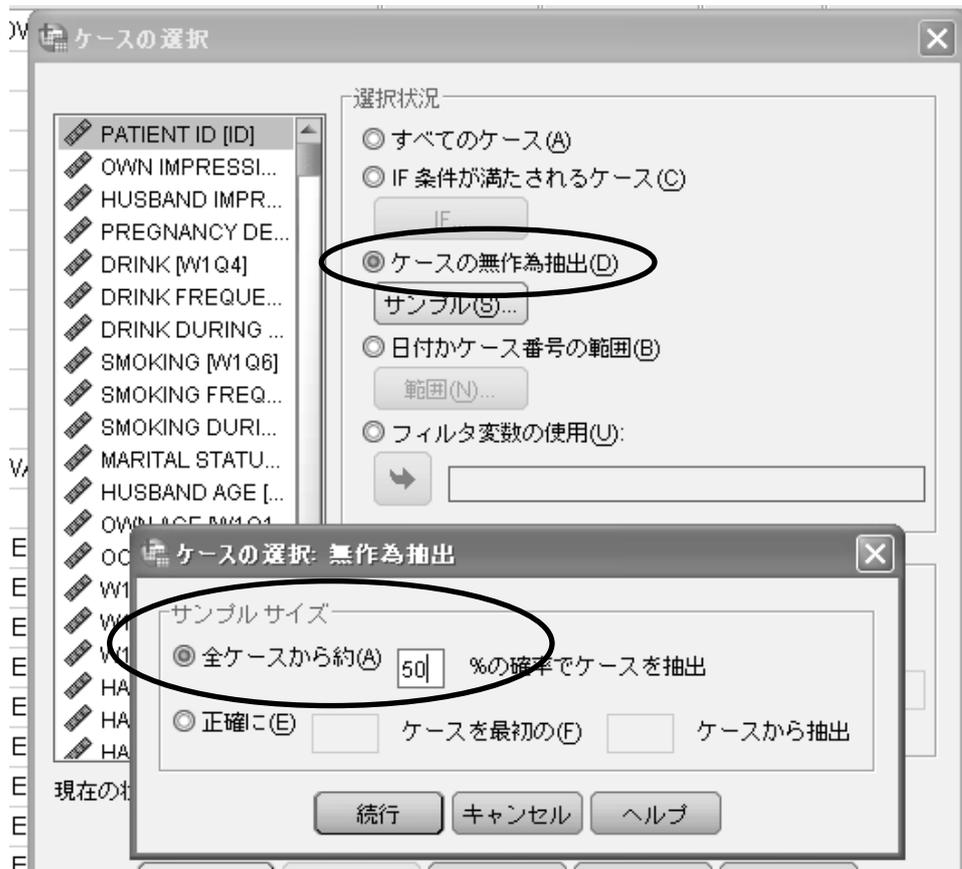
まず次のシンタックス文で EPDS の全項目で欠損値のないケースのみのデータセットを作る（後で修正指標を求めるため）。全部で 231 ケースであった。

```
6 SELECT IF (W2E1 GE 0 AND W2E2 GE 0 AND W2E3 GE 0 AND W2E4 GE 0 AND W2E5 GE 0 AND  
7 W2E6 GE 0 AND W2E7 GE 0 AND W2E8 GE 0 AND W2E9 GE 0 AND W2E10 GE 0).  
8
```

「データ (D)」のプルダウン・メニューから「ケースの選択 (S)」を選ぶ。



「ケースの選択」のダイアログボックスから「ケースの無作為抽出（D）」を選び、「ケースの選択 無作為抽出」のダイアログボックスから「全ケースから約 50%」と指定する。



新しく filter_\$ という変数ができている。これが新しい群分けの変数である。SELECT IF を用いて、この変数が 1 のデータセットとこの変数がゼロのデータセットを作り、それぞれ GROUP A FOR EPDS EFA と GROUP B FOR EPDS CFA と命名する。

2. 探索的因子分析の準備：正規性の確認

そして GROUP A FOR EPDS EFA を用いてまず各項目の平均値、標準偏差、歪度を確認する。すると 4 つの変数で歪度が 2.0 を超えていることが認められた。そこで全変数を対数変換することにしよう。

| | 度数 | 最小値 | 最大値 | 平均値 | 標準偏差 | 歪度 | |
|-------|-----|-----|------|--------|---------|-------|------|
| | 統計量 | 統計量 | 統計量 | 統計量 | 統計量 | 統計量 | 標準誤差 |
| W2E1 | 112 | .00 | 2.00 | .2411 | .52411 | 2.127 | .228 |
| W2E2 | 112 | .00 | 3.00 | .4018 | .72857 | 2.199 | .228 |
| W2E3 | 112 | .00 | 3.00 | .9643 | .88967 | .618 | .228 |
| W2E4 | 112 | .00 | 3.00 | 1.0536 | 1.02086 | .253 | .228 |
| W2E5 | 112 | .00 | 3.00 | .6339 | .86987 | 1.041 | .228 |
| W2E6 | 112 | .00 | 3.00 | 1.4554 | .76979 | -.391 | .228 |
| W2E7 | 112 | .00 | 3.00 | .3036 | .62730 | 2.121 | .228 |
| W2E8 | 112 | .00 | 2.00 | .6161 | .73822 | .753 | .228 |
| W2E9 | 112 | .00 | 2.00 | .2411 | .48853 | 1.910 | .228 |
| W2E10 | 112 | .00 | 2.00 | .1607 | .47559 | 3.021 | .228 |

その結果、歪度の改善が見られた。

| | 度数 | 最小値 | 最大値 | 平均値 | 標準偏差 | 歪度 | |
|---------|-----|-----|------|-------|--------|--------|------|
| | 統計量 | 統計量 | 統計量 | 統計量 | 統計量 | 統計量 | 標準誤差 |
| LNW2E1 | 112 | .00 | 1.10 | .1543 | .32240 | 1.790 | .228 |
| LNW2E2 | 112 | .00 | 1.39 | .2450 | .39759 | 1.376 | .228 |
| LNW2E3 | 112 | .00 | 1.39 | .5711 | .46388 | -.028 | .228 |
| LNW2E4 | 112 | .00 | 1.39 | .5842 | .53417 | -.030 | .228 |
| LNW2E5 | 112 | .00 | 1.39 | .3695 | .47634 | .702 | .228 |
| LNW2E6 | 112 | .00 | 1.39 | .8366 | .37808 | -1.101 | .228 |
| LNW2E7 | 112 | .00 | 1.39 | .1863 | .36333 | 1.663 | .228 |
| LNW2E8 | 112 | .00 | 1.10 | .3834 | .43365 | .436 | .228 |
| LNW2E9 | 112 | .00 | 1.10 | .1594 | .31286 | 1.594 | .228 |
| LNW2E10 | 112 | .00 | 1.10 | .0986 | .28141 | 2.711 | .228 |

3. 探索的因子分析の実行と改善

EPDS 項目の探索的因子分析を行う。因子抽出法は最尤法、因子数の決定はカイザー基準、回転はプロマックス回転とした。加えて、Bartlett の球面性検定 (Bartlett's sphericity test) と Kaiser-Meyer-Olkin (KMO) 指標も求めた。

結果を見てみる。Bartlett の球面性検定と KMO 指標はいずれも良好で、因子分析に適するデータであることが確認できた。しかし、項目 3、項目 5、項目 6 の共通性が 0.3 を下回っていて極端に低かった。

10 見える現象から見えない概念へ (2) PBI 下位尺度の頑強性を知ろう : 確認的因子分析

共通性

| | 初期 | 因子抽出後 |
|---------|------|-------|
| LNW2E1 | .492 | .659 |
| LNW2E2 | .475 | .663 |
| LNW2E3 | .240 | .228 |
| LNW2E4 | .410 | .413 |
| LNW2E5 | .266 | .194 |
| LNW2E6 | .269 | .253 |
| LNW2E7 | .532 | .535 |
| LNW2E8 | .593 | .686 |
| LNW2E9 | .529 | .635 |
| LNW2E10 | .321 | .297 |

因子抽出法: 最尤法

そこでこの 2 項目を除外して同じ作業を繰り返してみた。再び共通性が低い変数が項目 10 であったのでこれを除外した。

共通性

| | 初期 | 因子抽出後 |
|---------|------|-------|
| LNW2E1 | .483 | .615 |
| LNW2E2 | .473 | .720 |
| LNW2E4 | .336 | .378 |
| LNW2E7 | .486 | .532 |
| LNW2E8 | .567 | .687 |
| LNW2E9 | .518 | .655 |
| LNW2E10 | .296 | .306 |

因子抽出法: 最尤法

再度, 因子分析を実施すると, scree plot から 2 因子構造であると判断でき, 次のような因子負荷量を得た。

パターン行列^a

| | 因子 | |
|--------|-------|-------|
| | 1 | 2 |
| LNW2E9 | .890 | -.125 |
| LNW2E8 | .804 | .037 |
| LNW2E4 | .588 | .051 |
| LNW2E7 | .582 | .197 |
| LNW2E2 | -.040 | .863 |
| LNW2E1 | .056 | .758 |

因子抽出法：最尤法

回転法：Kaiser の正規化を伴うプロマックス法

第 1 因子を Negative Affectivity, 第 2 因子を Anhedonia と命名した.

4. 確認的因子分析の実行

次に第 2 群を用いてこの因子構造の適合性を探索的因子分析で求めた。Negative Affectivity と Anhedonia という 2 つの因子を潜在変数として設定し、探索的因子分析で得られたパターン行列に示された因子負荷量に応じて、観測変数を挙げてパスを設定した。各因子から観測変数へのパスの任意のひとつの係数を 1 に固定した。また、2 つの因子間に相関係数（共分散）があると仮定した。各観測変数の誤差変数からのパスもすべて 1 に設定した（図 10-3）⁹。

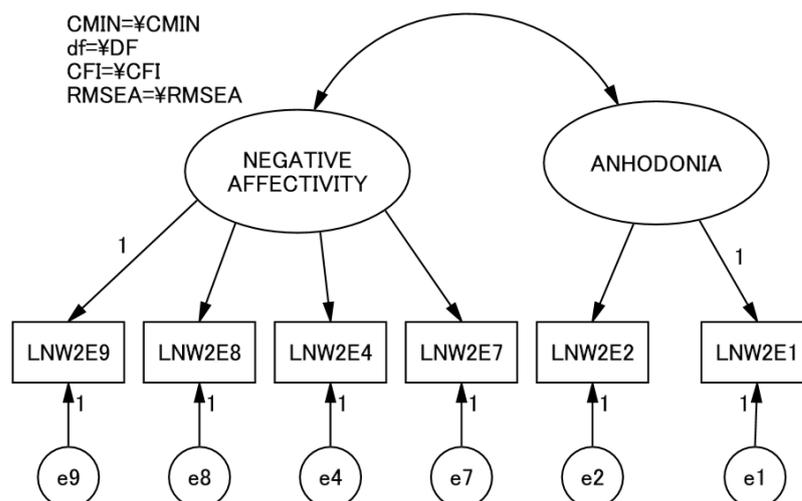


図 10-3. EPDS の確認的因子分析モデル

⁹ 固定母数をほかに設定する方法もある。潜在変数である因子の分散を 1 に固定し、因子負荷量をすべて自由母数にしても、同じ結果が得られる。この場合、すべての因子負荷量の有意水準を表示できるという長所がある。van de Schoot, R., Lugtig, P., & Hox, J. (2012). Developmetrics: A checklist for testing measurement invariance. *European Journal of Developmental Psychology*, 2012, 1-7.

10 見える現象から見えない概念へ（2）PBI 下位尺度の頑強性を知ろう：確認的因子分析

適合度指標をカイ 2 乗値, comparative fit index (CFI), root mean square error of approximation (RMSEA) とした。そして確認的因子分析を実行した。標準化解が図 10-4 である。

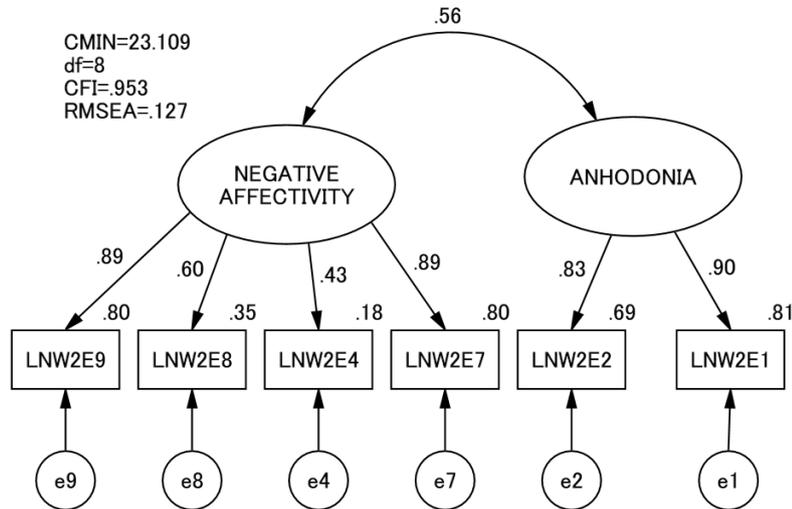
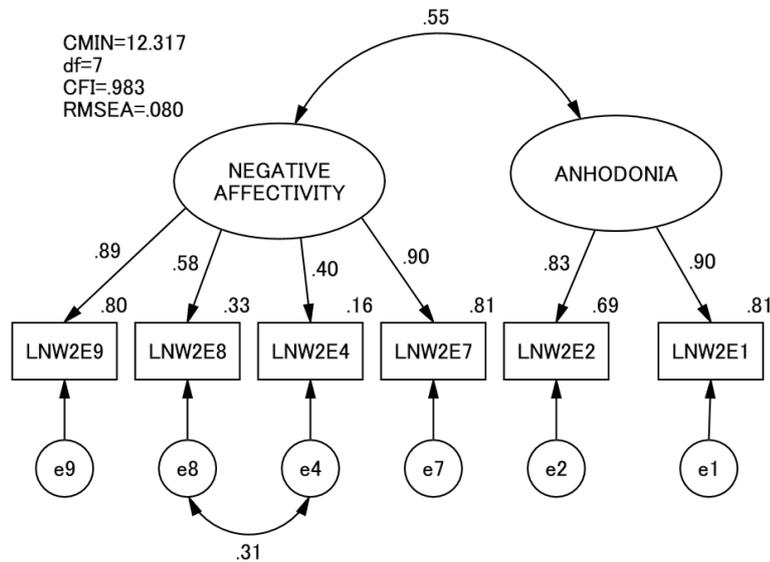


図 10-4. EPDS の確認的因子分析の結果

因子負荷量は良いが、適合度が十分とは言えなかった。そこで修正指標を検討すると、誤差変数間に相関（共分散）を設定することが適合度を改善する可能性があることが示された。つまり上記のパス図に、e4 と e8 の間の相関（共分散）を設定するとカイ 2 乗値が 10.319 だけ改善すると予測された。そこでこれを加えてみた。すると予想通り適合度の改善を見たのである¹⁰。



¹⁰ 観測変数の誤差変数間に共分散（相関）を設定することは、確認的作業ではなく探索的作業であり、単にデータセットに合わせて適合度を上げる作業についての批判は MacCallum, R. C., Roznowski, M., & Necowitz, L. B. (1992). Model modifications in covariance structure analysis: The problem of capitalization on chance. *Psychological Bulletin*, 111, 490-504. これの反論は Cole, D. A., Ciesla, J. A., & Steiger, J. (2007). The insidious effects of failing to include design-driven correlated residuals in latent-variable covariance structure analysis. *Psychological Methods*, 12, 381-398.

図 10-5. EPDS の確認的因子分析のモデル修正

残る問題は Anhedonia の因子を説明する項目の数が 2 つしかないことである。因子としての不安定性は否めない。しかし、項目の内容からは興味の減退という明確な性格が読み取れるため、生かすこととしよう。ここから Negative Affectivity 4 項目、Anhedonia 2 項目の下位尺度を作成した。

5. 内的整合性の確認

こうして 2 つの因子が確認でき、それをもとに下位尺度を作成した。本来、近似の観測変数が集まっているはずである。しかし念のため、その内的整合性をクロンバックの α 係数で求めてみよう。ここでは EPDS の全項目で欠損値のないケース 231 例を用いる。結果、Negative Affectivity = .784, Anhedonia = .815 であった。

2 つの下位尺度得点を次のシンタックス文で求めた。

```
78
79 COMPUTE W2NEGAFFECT=LNW2E9+LNW2E8+LNW2E4+LNW2E7.
80 COMPUTE W2ANHEDONIA=LNW2E1+LNW2E2.
81
```

その値は以下のような分布を示した。

| | 度数 | 最小値 | 最大値 | 平均値 | 標準偏差 |
|------------------|-----|-----|------|--------|---------|
| W2NEGAFFECT | 231 | .00 | 5.55 | 1.1793 | 1.25102 |
| W2ANHEDONIA | 231 | .00 | 2.77 | .3536 | .62205 |
| 有効なケースの数 (リストごと) | 231 | | | | |

6. 下位尺度の妥当性

下位尺度の妥当性 (validity) を見るには様々な変数との関連を見て行くことになる。下位尺度が相互に独立していることは、因子構造上、別個のものであることが示されるだけでなく、他の要因との関連においてもそれぞれの下位尺度が特徴的な振る舞いを示すことで確認できる。これが妥当性の確認である。

ここでは一例として児童期に受けた養育の内容を確認する PBI 得点との相関を求めてみよう。EPDS の下位尺度のうち一方のみが PBI の得点と関連したり、あるいはその関連の方向性が逆 (正負が逆) であったりすれば、EPDS の下位尺度は内容的にも相互に独立していると言いやすくなる。

実際のデータを見てみると、15 歳以前に対象被験者の両親が愛情が薄く過干渉であったことは、産後 1 カ月目の Negative Affectivity とはいずれも有意の相関を示した。一方、産後 1 カ月目の Anhedonia は PBI の下位項目と有意の相関を全く示さなかった。つまり児童期の養育が不良であった女性ほど産後 1 カ月の Negative Affectivity が悪くなるが、Anhedonia が (PBI で測定した範囲の) 児童期の被養育体験とは無関係であることが明らかとなった。

つまり一定のまとまりのある下位グループは、他の下位グループとは独立していると考えられる。関連要因が下位グループごとで異なることが下位グループの妥当性を担保する所見として考えられるのである。

表 10-5. 産後 1 ヶ月目の EPDS 下位尺度得点と PBI 下位尺度得点の相関

| | 産後 1 ヶ月目 Negative Affectivity | 産後 1 ヶ月目 Anhedonia |
|-------|----------------------------------|-----------------------|
| 父のケア | -.18 ** | -.13 |
| 父の過干渉 | .19 ** | -.02 |
| 母のケア | -.21 ** | -.11 |
| 母の過干渉 | .28 *** | .11 |