

パス解析

データ解析演習2010/5/19

教育認知心理学講座M1

岡田安功

復習 1 : 変数間の関係の記述

- 2変数間の線形関係をどう表すか？

- 共分散

- 2つの変数の個別の値 (x_i, y_i) と平均値 (\bar{x}, \bar{y}) の差の掛け算の合計をデータ数で割った指標

$$S_{xy} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})$$

- 変数間の関係の強さを判断することが困難

- 相関係数 (ピアソンの積率相関係数)

- 共分散を2変数の標準偏差の積 (2変数間に完全な直線関係を仮定した際の共分散) で割った指標

$$r_{xy} = \frac{S_{xy}}{S_x S_y}$$

復習2:一つの従属変数の説明

- 変数間の関係をどう説明(予測)するか?
 - 相関係数とは異なり変数の関係が非対称
 - 説明変数(独立変数)が一つ 単回帰分析
 $\hat{y} = a + bx$ (\hat{y} : 予測値、a:切片、b:回帰係数)
 - 説明変数(独立変数)が複数 重回帰分析
 $\hat{y} = a + b_1x_1 + b_2x_2 + \dots + b_nx_n$
(\hat{y} : 予測値、a:切片、b:偏回帰係数)

重回帰分析の限界

- 一つの独立変数から複数の従属変数への影響を説明したい。
- 従属変数を今度は独立変数として別の変数を説明したい。
- 測定した変数の背後の共通因子を用いて別の変数を説明したい。

パス解析へ

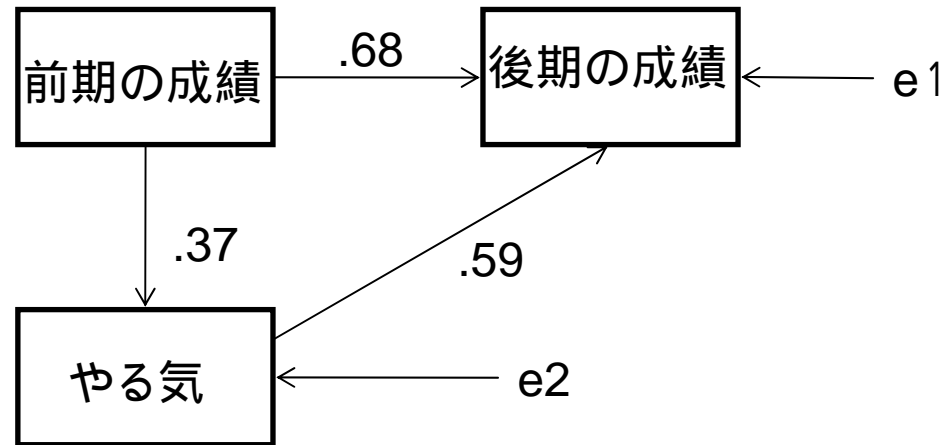
パス解析とは？

- 変数間にいくつかの因果モデルを仮定し重回帰分析や共分散構造分析を応用して行う統計的分析。
 - 変数間の因果関係、相互関係をパス図で表現する。
 - 共分散構造分析の普及以前は重回帰分析の繰り返しでパス図を記述していた。
 - 従属変数の数だけ重回帰式を用意する。
 - 正確な数値の算出が困難
 - モデルの適合度を論ずる事はできない。

共分散構造分析

- 共分散構造分析 (SEM: 構造方程式モデリング)
 - 多変量データを分析する手法
 - 仮説に基づいた自由なモデル作成が可能
 - 独立ではない誤差の仮定が可能
 - 双方向の因果、間接・総合効果の表現が可能
 - 数学的に一般的な表現なので多くの統計手法を下位モデルとして実行が可能
 - パス解析のモデルは共分散構造分析のコンポーネントの一つ


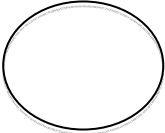


パス図とはこんな感じ



パス解析で用いる変数

- **観測変数** 直接測定された変数
- **潜在変数** 直接的には測定されていない、仮定上の変数
- **誤差変数** 分析されている部分以外の外部からの誤差
- **外生変数と内生変数**
 - 分析のなかで一度も他の変数からの影響を受けず、他を説明するだけの変数が外生変数、分析の中で他からの影響を受ける変数が内生変数

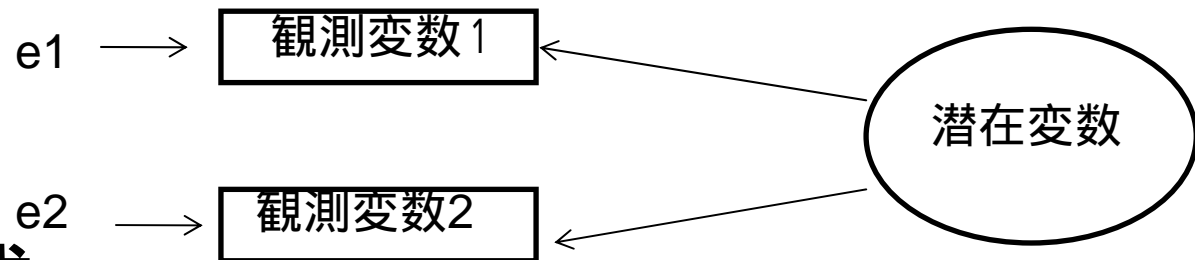
パス図作成のルール

- 観測変数は  で囲み、潜在変数は  で囲む。
- 片方向矢印  は因果を表し、矢印の出発点が外生変数(原因変数)であり、矢印の先が内生変数(結果変数)である。
- 双方向矢印  は共分散を表す。
- 内生変数(結果変数)には必ず誤差変数が付属する。(分析の範囲外からの影響)

パス解析を構成する二つの方程式

- 測定方程式

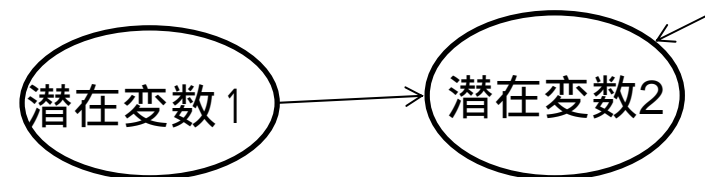
- 共通の原因として潜在変数が複数個の観測変数に影響を与えている様子を記述する(因子分析に近い) 潜在変数 観測変数



- 構造方程式

- 変数間(潜在変数、観測変数)の因果関係を表現する(回帰分析に近い)

- 潜在変数 潜在変数
- 観測変数 潜在変数
- 観測変数 観測変数



パス係数の標準解と非標準解

- パス係数
 - パス()の上に書く数値
 - 一方の変数(外生変数、内生変数)が他方の変数(内生変数)に与える影響の強さ
 - 重回帰分析の偏回帰係数のようなもの
 - 標準解は重回帰分析における標準化偏回帰係数のようなもの(測定値の単位に影響されず比較が可能、パス図に書くのは通常標準解)

モデルが適合しているとは？

- 共分散構造分析では自由な仮説をモデル化できる。
 - 仮説の妥当性をデータから検証する必要
適合度の検討が必要
- 適合度
 - パス図(モデル)から理論的に計算された相関行列と実際のデータとの食い違いの程度
 - パス解析では様々な適合度の指標が利用できる

適合度の指標

- 2乗値 (CMIN) (適合度検定)
 - 「帰無仮説 = **モデルが正しい**」なので有意にならないほうがいい
 - 標本サイズが500以上だと多くのモデルが棄却されてしまう。
 - 標本サイズが小さければ有意にならないことが必要。
- GFI、AGFI
 - モデルの説明力 (GFIは回帰分析でのR²乗、AGFIは自由度調整済みR²乗に対応)
 - 高い値 (1.00に近い値をとるほど望ましい)
 - **0.90以上**が求められる

- NFI、CFI
 - 分析しているモデルが独立モデルから飽和モデルのどの間に位置するかを示す。
 - 1.00に近いほど望ましい
 - 0.90以上が求められる
- RMSEA
 - モデルと実際の共分散行列との距離を示す。
 - $RMSEA < 0.05$ なら適合が良い
 - $RMSEA > 0.10$ なら適合が悪い

- AIC、CAIC
 - 絶対的な基準はなく複数のモデル間の**相対比較の際にのみ意味がある。**
 - 小さな値をとるほうがよいモデル

モデルの部分評価

- パス係数の数値(推定値)の評価
 - 個別のパス係数の絶対値は0にくらべて大きい値である必要(0に近いと2つの変数間の関係はない)
 - 検定を用いて個別のパス係数の有意性を検定

飽和モデルと独立モデル

- 飽和モデル
 - 自由度が0で χ^2 の値が0と表示されるモデル
 - 適合度指標での判断ができない
- 独立モデル
 - 変数間に全くの関連を仮定しないモデル、自由度は最大の自由度から変数の数を引いた数になる。
- 研究の実質的なモデルは飽和モデルと独立モデルの間に存在する。

パス解析における自由度

- パス解析における自由度はデータ数ではなくパス図に対して計算される
 - $df = p(p+1)/2 - q$
 - 「p」は観測変数の数
 - 「q」は「独立変数の分散」「共分散」「パス係数」「誤差分散」の数の合計値

パス解析の留意点

- パス解析は理論に沿ったモデルにデータをあてはめるものであり、因果関係の探索を行うものではない。
 - 前もったモデルの構築とそれに沿った測定を行うことが大切
 - 理論に沿って考えられるいくつかのモデル間の比較が可能
 - 数学的にはデータへの当てはまりがよくても、心理学的には解釈不可能なモデルとなる可能性

自身のデータをパス図にする

		GSP合計	Positive合計	Negative合計	BIS平均	BAS平均
GSP合計	Pearsonの相関係数	1.000	.355**	-.259*	-.226*	.467**
	有意確率 (両側)		.001	.013	.032	.000
	N	91	91	91	91	91
Positive合計	Pearsonの相関係数	.355**	1.000	.082	-.168	.546**
	有意確率 (両側)	.001		.439	.111	.000
	N	91	91	91	91	91
Negative合計	Pearsonの相関係数	-.259*	.082	1.000	.501**	-.028
	有意確率 (両側)	.013	.439		.000	.794
	N	91	91	91	91	91
BIS平均	Pearsonの相関係数	-.226*	-.168	.501**	1.000	.111
	有意確率 (両側)	.032	.111	.000		.293
	N	91	91	91	91	91
BAS平均	Pearsonの相関係数	.467**	.546**	-.028	.111	1.000
	有意確率 (両側)	.000	.000	.794	.293	
	N	91	91	91	91	91

- ・ Positive・Negative気分
- ・ GSP = (Generalized sense of power: 自己が一般的に他者に勢力を保持しているという信念)
- ・ BIS/BAS (Behavioral inhibition system: 罰への感受性、Behavioral approach system: 報酬への感受性のシステム)

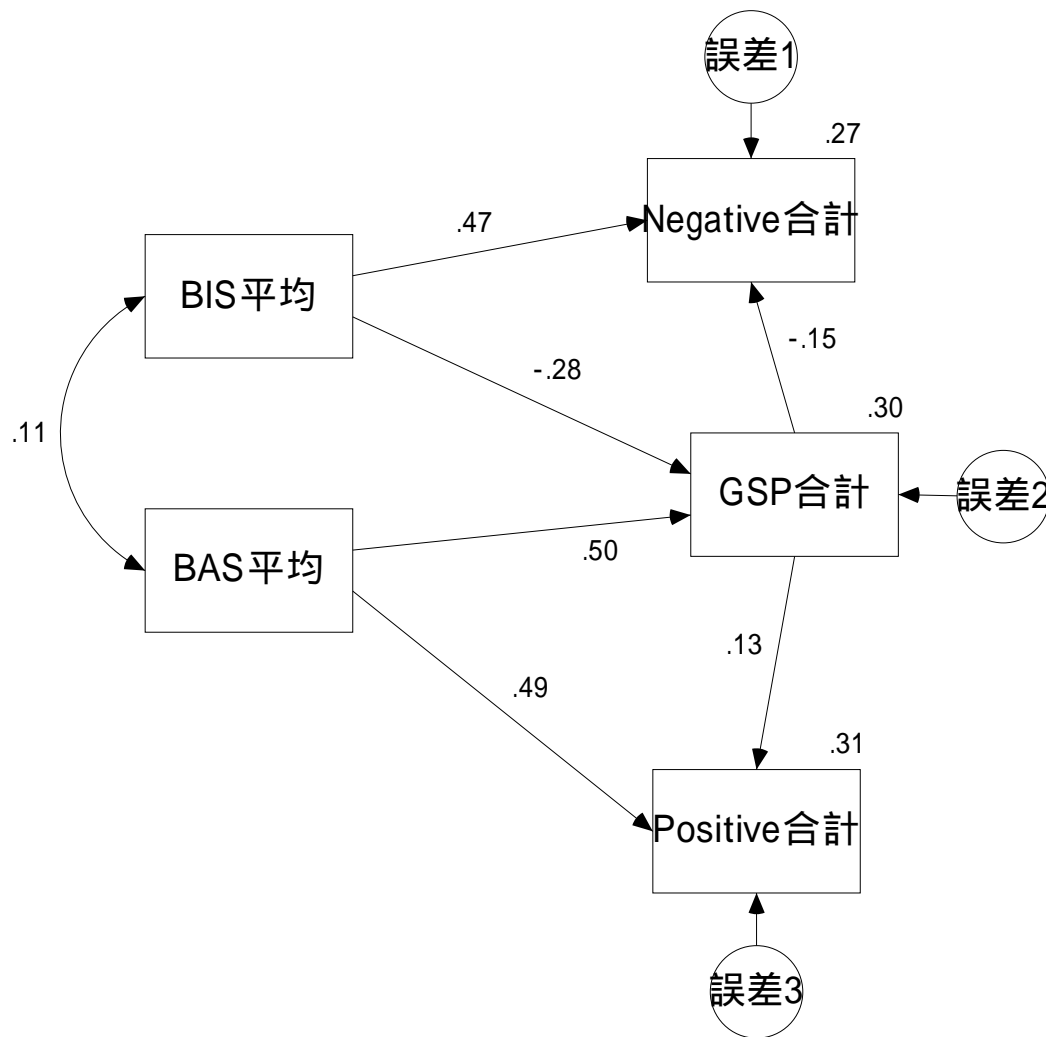
先行研究から

- BISはNegative気分を喚起、BASはPositive気分を喚起する。
- GSPとBIS/BASの関係は不明だが、BIS/BASは生物学的な神経基盤が想定された概念なので、BIS/BAS GSP (自己の勢力の信念)の方が自然か。(実験的には勢力がBASを活性化させることが主張されているが自己の勢力の認知と、勢力状況からの影響は異なる可能性)
- GSPと気分の関係も不明確だが、勢力の認知が気分に影響を与えていると考えるのが自然か。

仮説

- BASはPositive気分、GSPに正の影響
- BISはNegative気分、GSPに正の影響、GSPに負の影響
- GSPはPositive気分、GSPに正の影響、Negative気分、GSPに負の影響

とりあえず仮説通りパス図を作成



適合度指標

2乗値 = 15.39

df = 3

(p = .002)

GFI = .941

AGFI = .705

NFI = .861

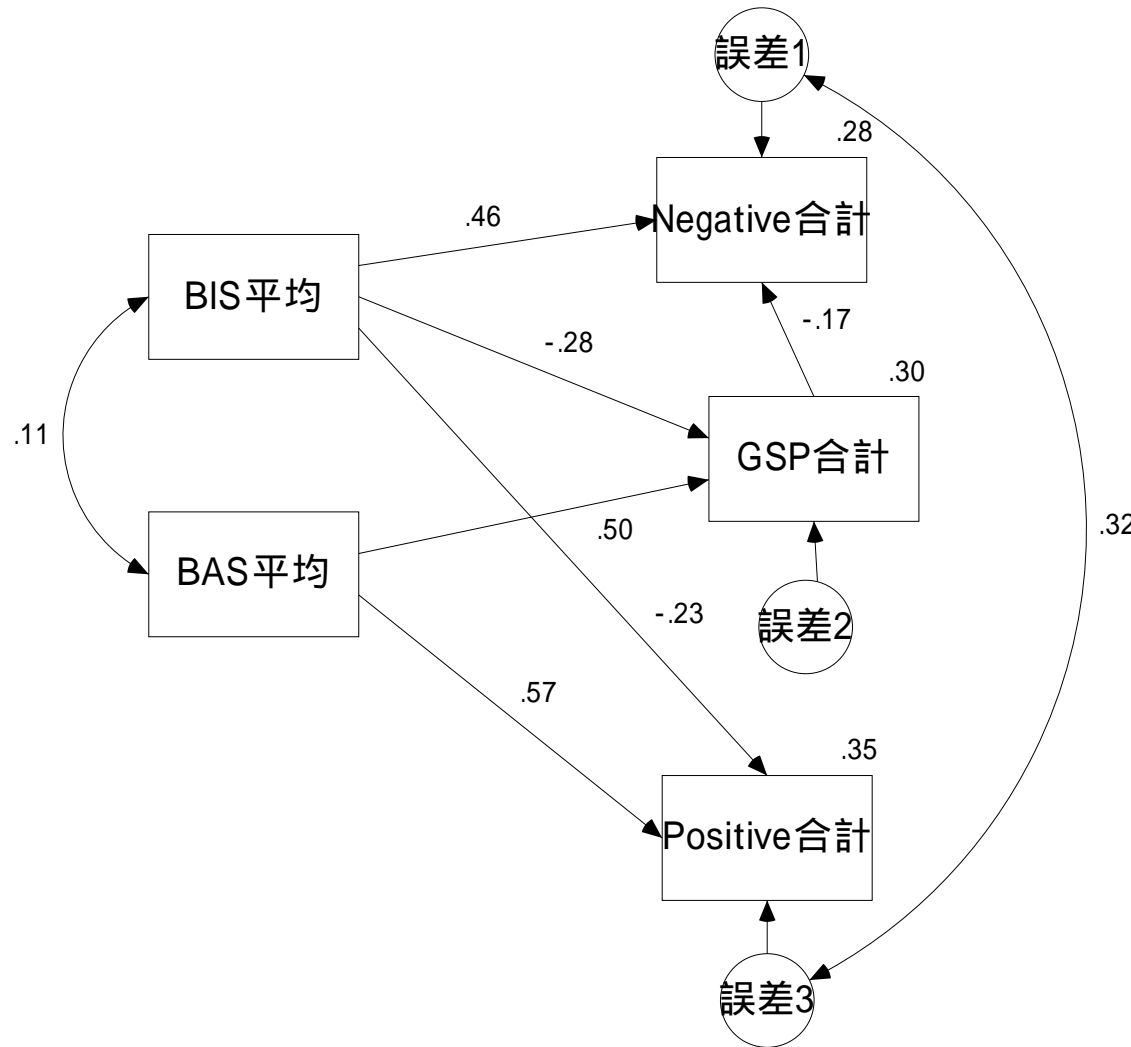
CFI = .876

RMSEA = .214

AIC = 39.39

適合が悪くてもパス図は書けてしまう。

修正して適合度を上げたパス図



適合度指標

2乗値 = .252

df = 2

(p = .882)

GFI = .999

AGFI = .992

NFI = .996

CFI = 1.00

RMSEA = .000

AIC = 26.25

適合度指標上では問題なし。

パス図の修正点

- BISからPositiveへの負の影響のパスを追加
 - 設定しないと適合度が低下する
 - 理論的には大丈夫か？
- Positive/Negativeの誤差変数間の相関を設定
 - 設定しないと適合度が低下する
 - 誤差変数間の相関の問題点は次のスライド
- GSPからPositiveへのパスの除去
 - パスの有無による適合指標上での変化はほとんどなし。
 - パス係数が非有意だったので今回は削除

誤差変数同士の相関について

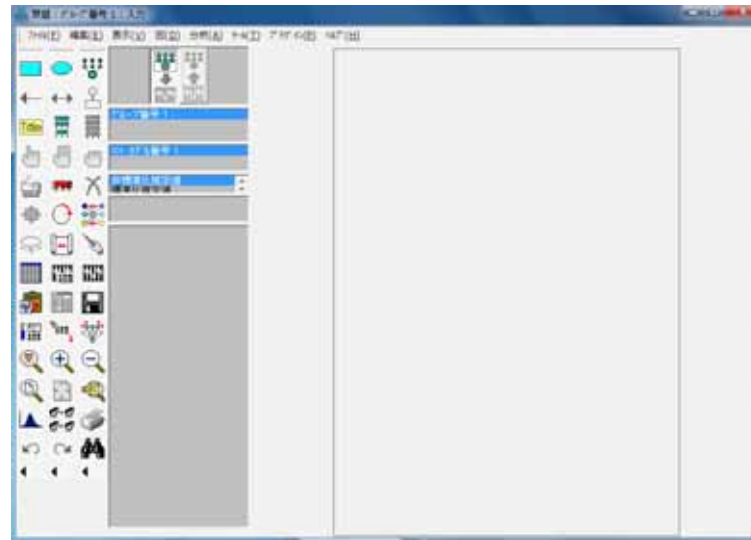
- パス解析では誤差同士の相関を設定することが可能だが(引いた方が適合度が上がるかもしれないが)、特に理由がない場合は引かない方がよい。
 - 分析の範囲外からの影響である誤差に関連があるということは、測定すべきものが測定されていない可能性を示す。
 - 潜在変数を設定しそこからパスを引いたほうがよい?
- 今回の気分の誤差変数同士の相関は
 - 自身の気分を評定する際の共通の要因の存在
 - 覚醒水準のようなものの存在

考察

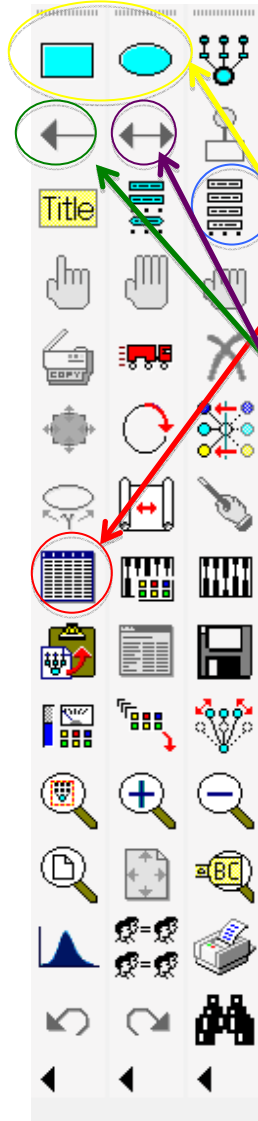
- 罰への感受性が強いと自己の勢力の認知がしづらく、報酬への感受性が強いと自己の勢力の認知がしやすい。
- 自己の勢力の認知 (GSP) はPositive気分には影響しなかった。Negative気分へのパスも有意傾向 ($p = .06$)であったが、勢力の認知はPositive気分を増加させるよりもNegative気分を弱める可能性。
- 気分間の誤差相関の存在、BISとPositive気分の関連からも今回の分析では気分の測定に改善の余地があるのかもしれない。

実習：パス図を描いてみよう

- Amosを使用する (SPSSと同じ会社)
 - グラフィカルインターフェースで直感的なパス図の作成が可能
- Amos Graphicsを起動する



Amos操作パレットの説明



- 1、データの読み込み
- 2、データ内の変数の一覧の表示
(パス図への取り込み)
- 3、観測変数、潜在変数の設定
- 4、因果関係の設定
- 5、共変関係(相関関係)の設定



6、内生変数に誤差変数を追加する
(連続クリックで位置の変更)

7、オブジェクトのコピー

8、オブジェクトの移動

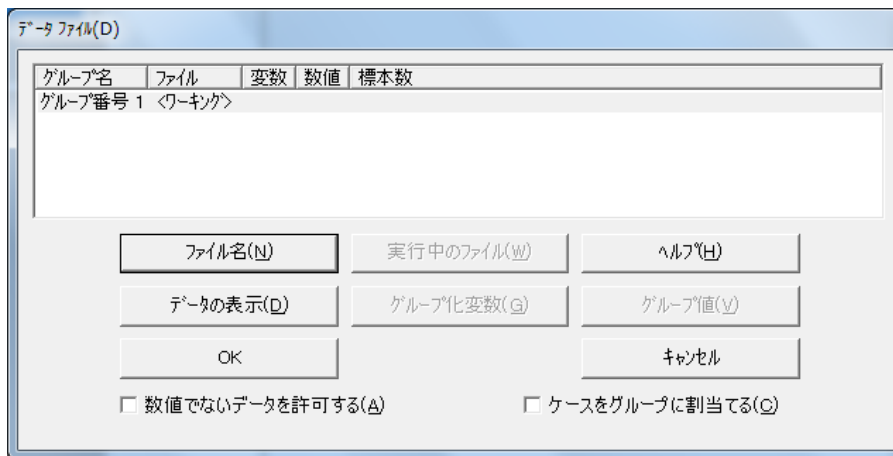
9、オブジェクトの消去

10、推定値を計算「そろばん」

11、テキスト出力の表示




データの読み込み

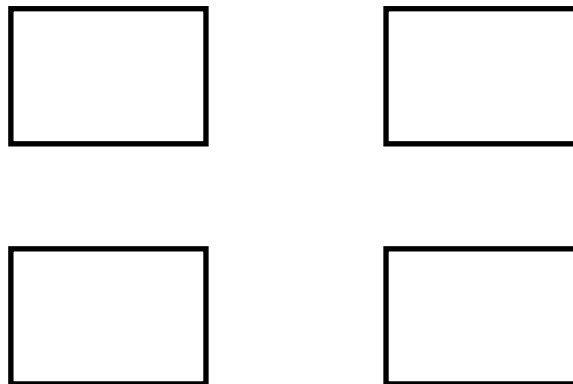
-  をクリック




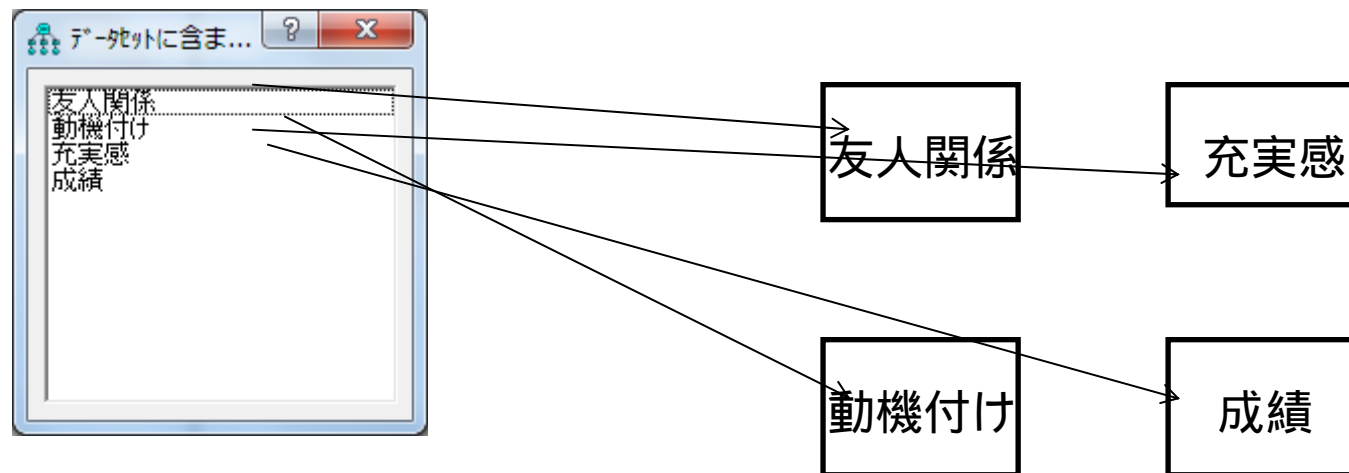
ファイル名を選択し、データファイルを選ぶ
(spss、excelなどのファイルを直接選択可能)

今回の実習データは小塩
(2008)より拝借

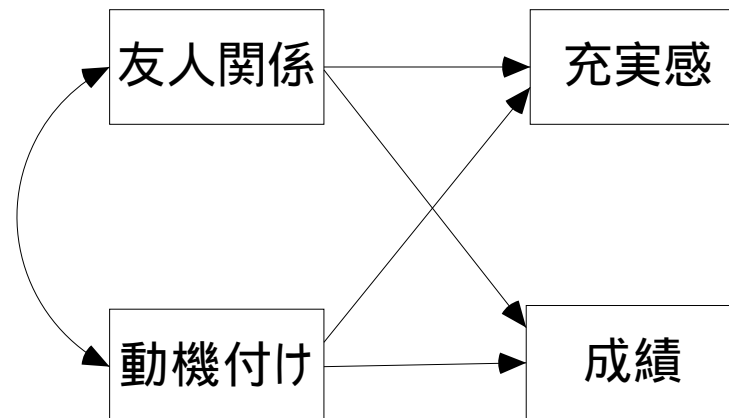
-  を選択し 四角形(観測変数)を書く
-  を選択し、観測変数の数(今回は4つ)だけ四角形をコピーする。
-  を選択し四角形を移動させ配置する。




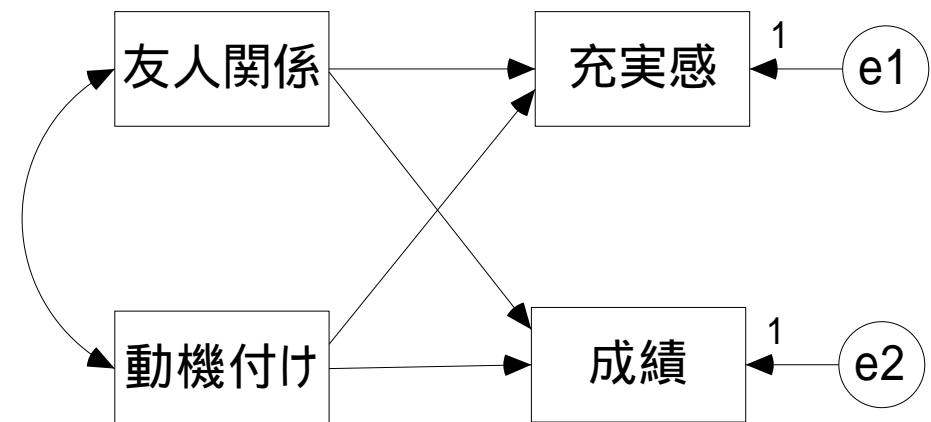
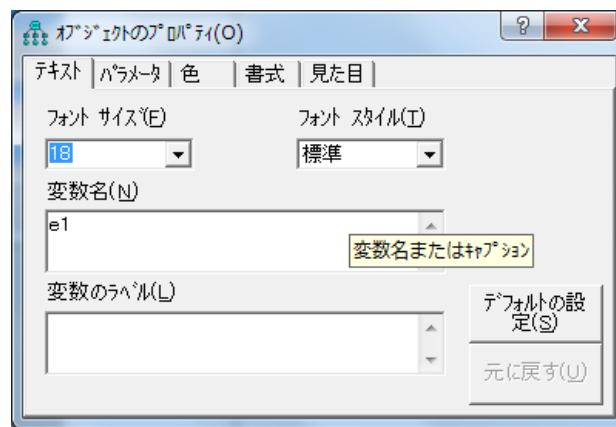
-  をクリックして分析に用いる観測変数を四角形にドラッグ&ドロップ

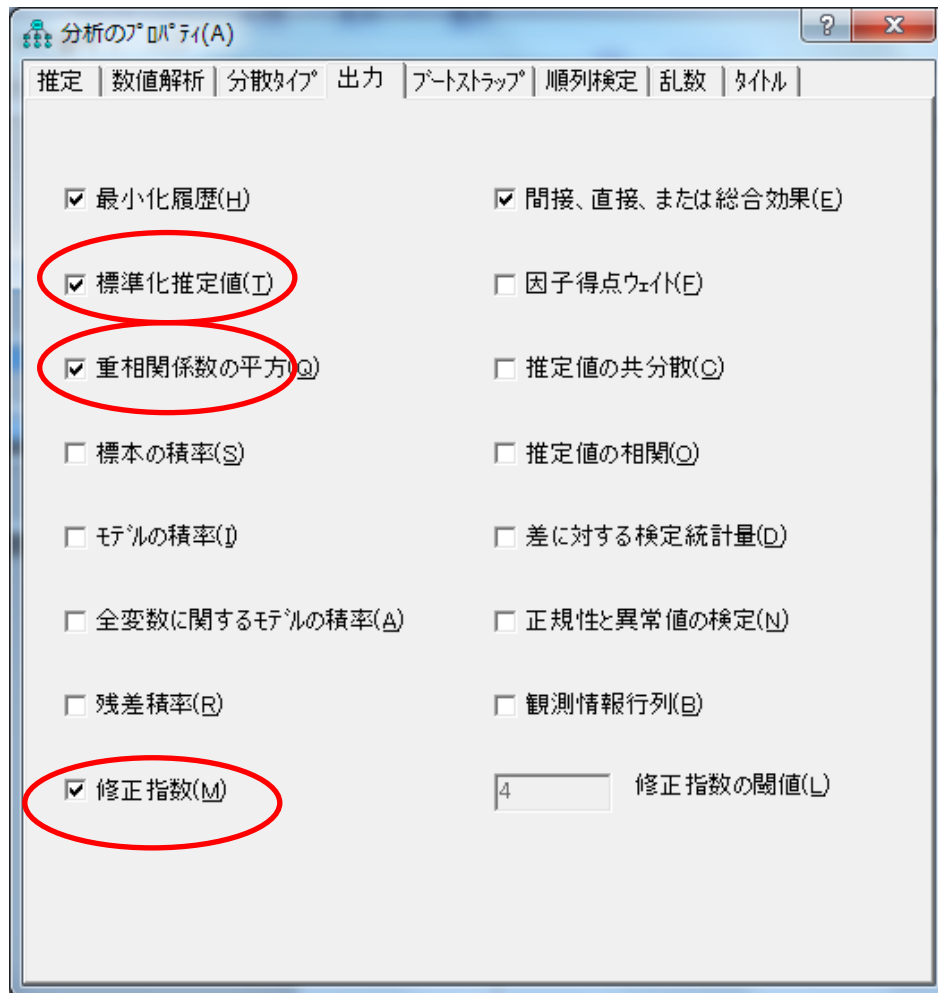


- 食欲、研究意欲を外生変数(原因)、体重、業績を内生変数(結果) ← ↔ パスを引く
 - パス図では明らかに相関が0である場合以外は外生変数同士には相関をつける。




- 
 を選択し内生変数をクリックして誤差をつける。(連続クリックで位置が変わる)
- 誤差の上で右クリックで誤差の変数名をつける。

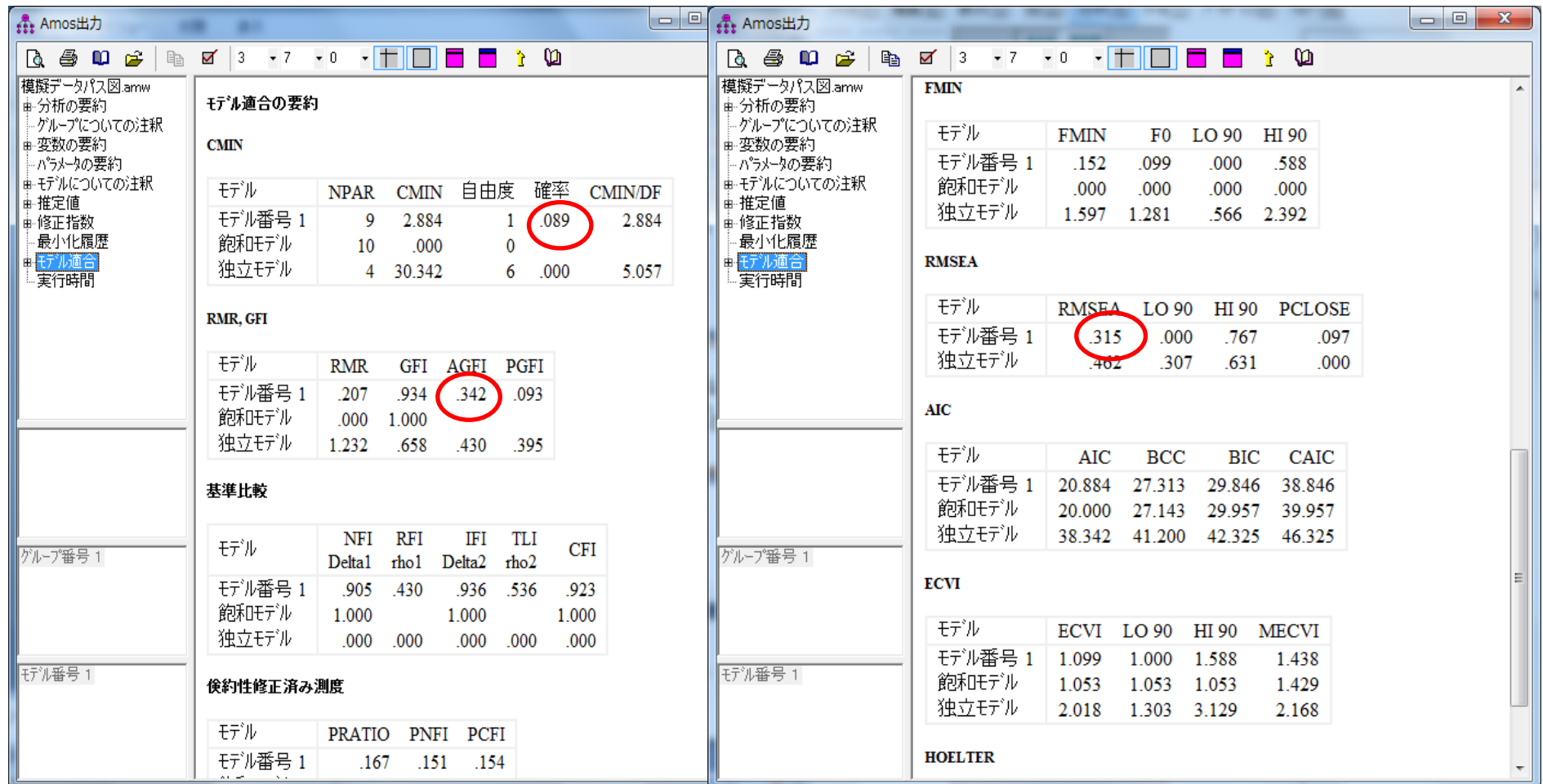




- 分析の前にメニュー「表示」から分析のプロパティを選び「出力」パネルで「標準化推定値」「重相関の平方」「修正指標」にチェックをしておくとい

-  で計算、 でパス図へのパス係数の値の書きこみ。

-  でテキスト出力の表示。（「モデル適合の確認」）



Amos出力

模擬データパス図.amrw

- 分析の要約
- グループについての注釈
- 変数の要約
- パラメタの要約
- モデルについての注釈
- 推定値
- 修正指数
- 最小化履歴
- モデル適合
- 実行時間

モデル適合の要約

CMIN

モデル	NPAR	CMIN	自由度	確率	CMIN/DF
モデル番号 1	9	2.884	1	.089	2.884
飽和モデル	10	.000	0		
独立モデル	4	30.342	6	.000	5.057

RMR, GFI

モデル	RMR	GFI	AGFI	PGFI
モデル番号 1	.207	.934	.342	.093
飽和モデル	.000	1.000		
独立モデル	1.232	.658	.430	.395

基準比較

モデル	NFI	RFI	IFI	TLI	CFI
	Delta1	rho1	Delta2	rho2	
モデル番号 1	.905	.430	.936	.536	.923
飽和モデル	1.000		1.000		1.000
独立モデル	.000	.000	.000	.000	.000

倏約性修正済み測定

モデル	PRATIO	PNFI	PCFI
モデル番号 1	.167	.151	.154

Amos出力

模擬データパス図.amrw

- 分析の要約
- グループについての注釈
- 変数の要約
- パラメタの要約
- モデルについての注釈
- 推定値
- 修正指数
- 最小化履歴
- モデル適合
- 実行時間

FMIN

モデル	FMIN	F0	LO 90	HI 90
モデル番号 1	.152	.099	.000	.588
飽和モデル	.000	.000	.000	.000
独立モデル	1.597	1.281	.566	2.392

RMSEA

モデル	RMSEA	LO 90	HI 90	PCLOSE
モデル番号 1	.315	.000	.767	.097
独立モデル	.462	.307	.631	.000

AIC

モデル	AIC	BCC	BIC	CAIC
モデル番号 1	20.884	27.313	29.846	38.846
飽和モデル	20.000	27.143	29.957	39.957
独立モデル	38.342	41.200	42.325	46.325

ECVI

モデル	ECVI	LO 90	HI 90	MECVI
モデル番号 1	1.099	1.000	1.588	1.438
飽和モデル	1.053	1.053	1.053	1.429
独立モデル	2.018	1.303	3.129	2.168

HOELTER

- モデルの適合がよくない
適合度を上げる必要

- 「推定値」でモデルの部分評価

Amos出力

模擬データベース図.amw

- 分析の要約
- グループについての注釈
- 変数の要約
- パラメータの要約
- モデルについての注釈
- 推定値**
- 修正指数
- 最小化履歴
- モデル適合
- 実行時間

推定値 (グループ番号 1 - モデル番号 1)

スカラー推定値 (グループ番号 1 - モデル番号 1)

最尤 (ML) 推定値

係数: (グループ番号 1 - モデル番号 1)

	推定値	標準誤差	検定統計量	確率	ラベル
充実感 <--- 友人関係	.640	.202	3.174	.002	
成績 <--- 動機付け	-.847	.154	-5.512	***	
成績 <--- 友人関係	.151	.208	.723	.469	
充実感 <--- 動機付け	.031	.149	.208	.835	

標準化係数: (グループ番号 1 - モデル番号 1)

	推定値
充実感 <--- 友人関係	.594
成績 <--- 動機付け	-.775
成績 <--- 友人関係	.102
充実感 <--- 動機付け	.039

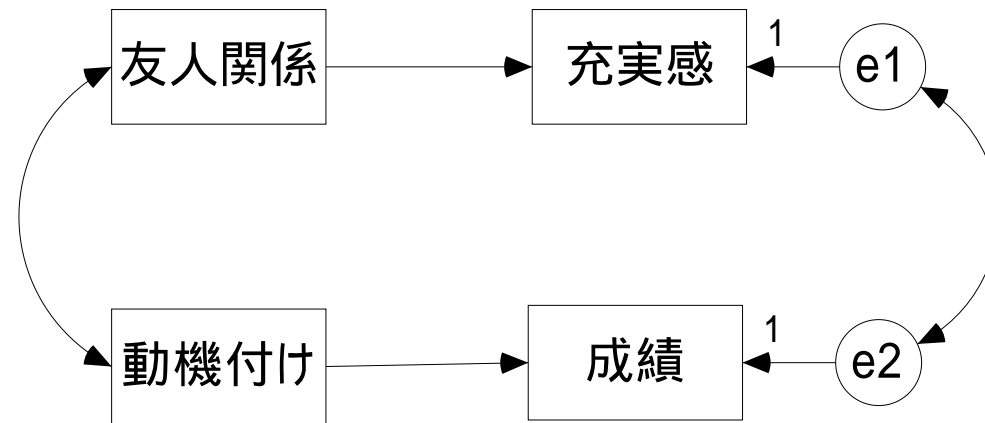
共分散: (グループ番号 1 - モデル番号 1)

推定 標準誤差 検定統計量 確率 ラベル

モデルの部分評価
「推定値」のタブで個別のパス係数の有意性の確認が可能

友人関係 成績、充実感 動機付けのパスに意味はなさそう

- **X** でパスの削除、誤差相関(充実感と成績の間の友人関係と動機付けでは説明できない共通の要因の存在の仮定)



- 再度計算して、適合度の確認へ

参考文献

- 狩野裕 (2009) 心理・教育測定論講義資料 SEM
- 小塩真司 (2005) SPSSとAmosによる心理・調査データ解析
東京書籍
- 小塩真司 (2008) はじめての共分散構造分析 - Amosによる
パス解析 東京書籍
- データ解析演習講義資料 (<http://kyoumu.educ.kyoto-u.ac.jp/cogpsy/personal/Kusumi/datasem.htm>)
 - 2010年度杉本くん、石田さん
 - 2009年度筈井さん
 - 2006年度志波さん
 - 2005年度常深さん