構造方程式モデリング(SEM)による成長曲線モデル

1

M1　野崎　優樹

(心理データ解析演習　6/1 発表)

構造方程式モデリング(SEM)とは？

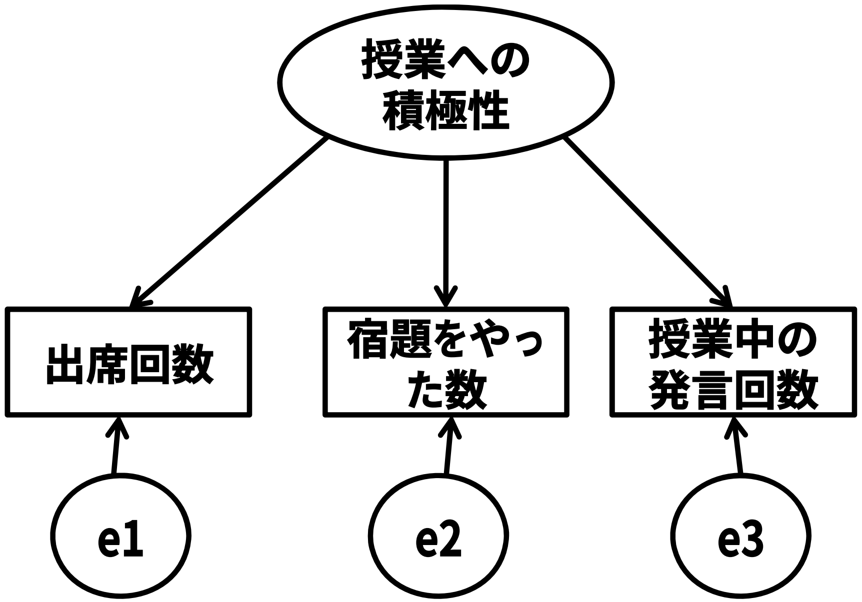
- 観測データの背後にある様々な要因の関係を分析する統計手法
- 因子分析，重回帰分析，パス解析，分散分析，共分散分析など，多くの分析手法を下位モデルとして含む

ＳＥＭの特徴

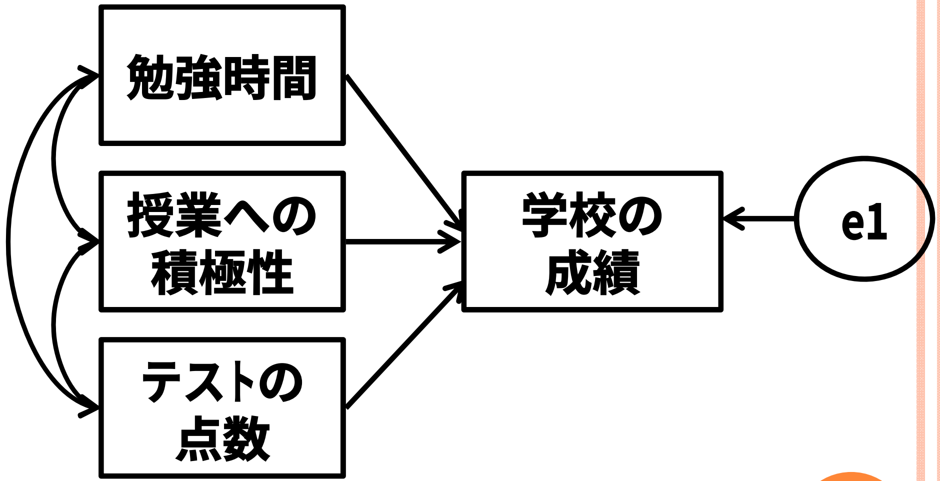
- ＳＥＭでは，分析モデルをパス図で表現する。

四角…観測変数　　　　単方向の矢印…予測・説明

楕円…潜在変数　　　　双方向の矢印…相関関係



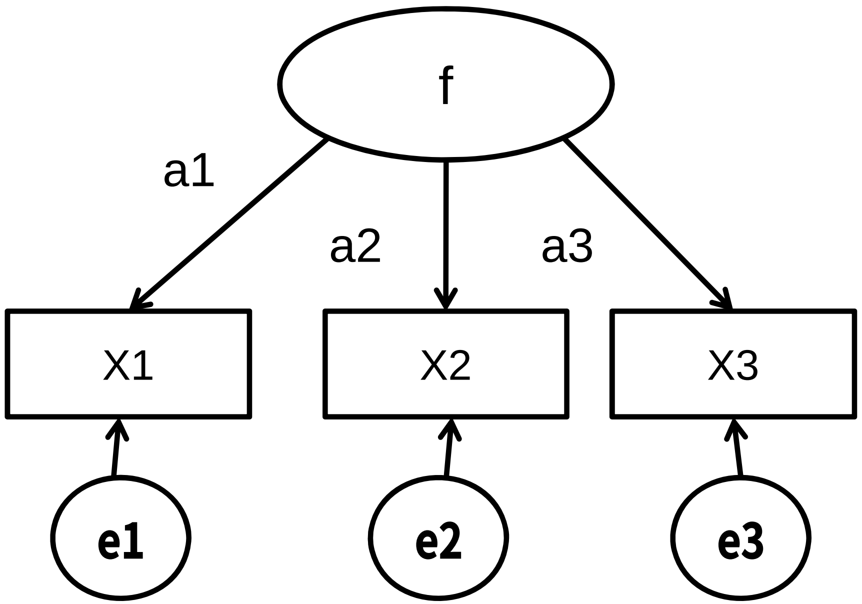
パス図の例 (因子分析)



パス図の例 (重回帰分析)

SEMの特徴

- 1つのモデルを，パス図，方程式，行列の3通りで表現できる



パス図

$$
\begin{cases}
X1 = a1 \times f + e1 \\
X2 = a2 \times f + e2 \\
X3 = a3 \times f + e3
\end{cases}
$$

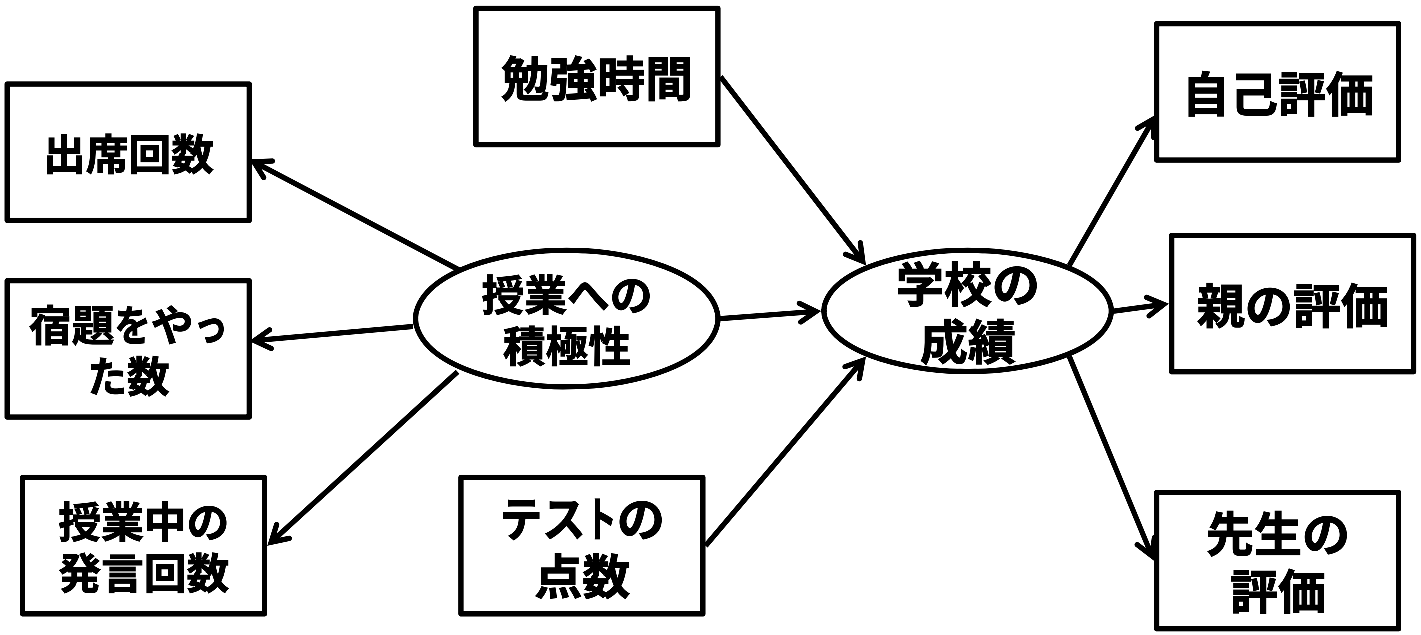
方程式

$$
\begin{pmatrix} X1 \\ X2 \\ X3 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a1 \\ a2 \\ a3 \end{pmatrix} f + \begin{pmatrix} e1 \\ e2 \\ e3 \end{pmatrix}
$$

行列

因子分析＋パス解析

- よく用いられるのは，因子分析＋パス解析のパターン



(誤差は省略)

SEMでできること

- 従来からよく用いられるモデル
  - 分散分析, 重回帰分析, 探索的因子分析など
- SEM独自のモデル
  - 潜在変数を用いた重回帰分析やパス解析
  - 多母集団の同時解析
  - 因子平均の分析
- 従来から存在していたが, SEMだと便利に行えるモデル
  - 項目反応理論
  - 行動遺伝学におけるACEモデル
  - <u>潜在曲線モデル</u>

今日は, 潜在曲線モデルを紹介します。

潜在曲線モデルとは？

- 同じ対象に複数回の測定を行って得られるデータを分析するモデルの1つ

⇒1回の測定によるデータとは異なる特徴を持っている

- この縦断データに含まれる変数の変化の様相を分析することに特化したモデルが「潜在曲線モデル」
  - 値の変化を少数の母数に集約して表現するため，見通しのよい解釈ができる
  - 集団全体における変化の傾向だけでなく，条件に応じた個々の変化に関する知見も得られるため，ミクロな視点とマクロな視点の両方からデータへの理解を深められる

潜在曲線モデルとは？

- 成長や変化を分析するとき，個体差をどう記述するかが重要。

⇒一口に成長･変化といっても様々なパターンが存在する

･最初頑張るが、途中で息切れする人

･大器晩成型の人

･まったく変化しない人　…など

- 個人ごとに推移を追っていけば，すべての個人の変化パターンが分かるが，サンプルの大きさが数百以上になると不可能。
- 潜在曲線モデルでは，男女，年齢など何らかの説明変数で変化の違いを記述することで，見通しのよい解釈を可能にする。

潜在曲線モデルとは？

- たとえば･･･

＜大学生の英語力の変化＞

⇒大学生の英語力は，どのようなパターン（線形？曲線？変化なし？）で変化するのだろうか？

⇒大学1年生の時に英語力が高い人の方が，その後の変化も大きいのだろうか？それとも関連はないのだろうか？

⇒変化の個人差はどの程度あるのだろうか？

⇒語学への関心に応じて，入学時の英語力や変化の強さに違いはあるのだろうか？

このような分析を可能にするのが潜在曲線モデル

1次のモデル

- $$x_t = \beta_0 + (t-1)\beta_1 + e_t \ (t = 1,2,3)$$

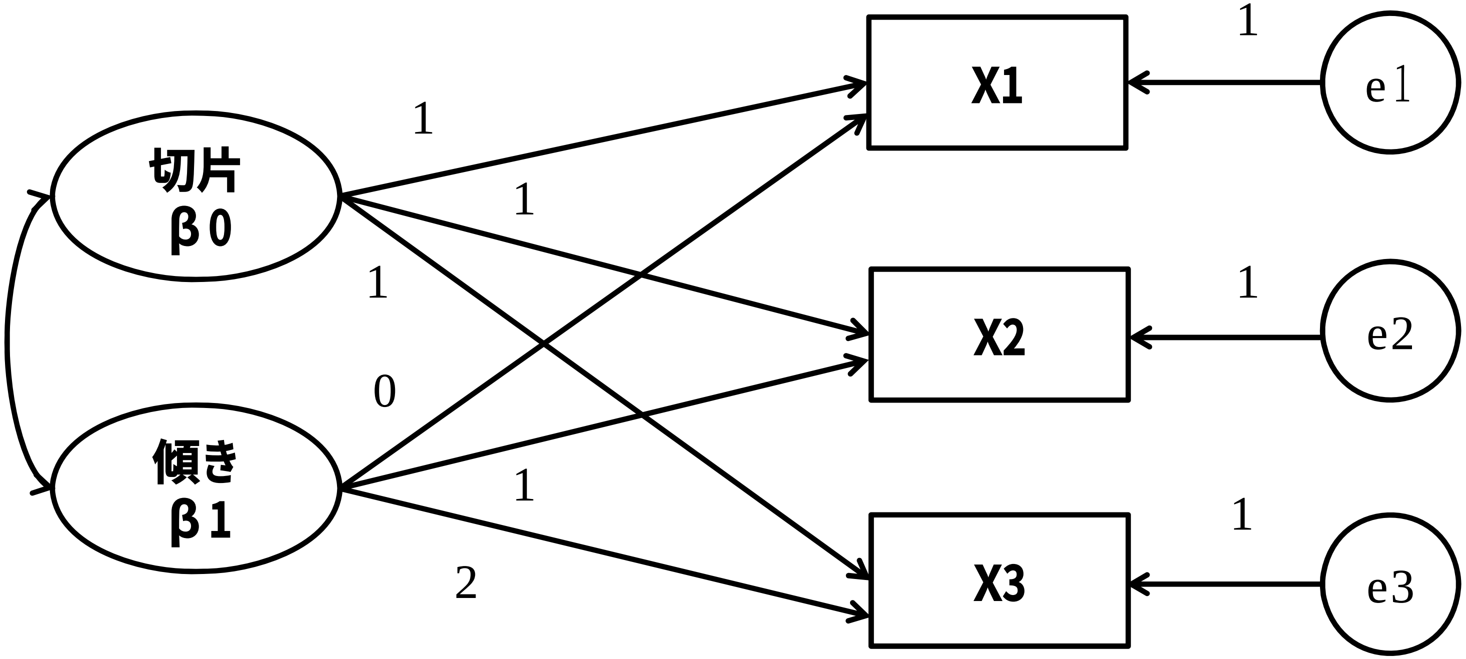
  t…観測時点，x_t…各観測時点における観測値

  β_0…切片，β_1…傾き

この式をよく見てみるとβ_0，β_1を共通因子とする因子分析の形をしている。

$$x_1 = \beta_0 + 0 \times \beta_1 + e_1$$
$$x_2 = \beta_0 + 1 \times \beta_1 + e_2$$
$$x_3 = \beta_0 + 2 \times \beta_1 + e_2$$

1次のモデル



潜在曲線モデルでは，切片や傾きを潜在変数と考える。

⇒個々人の切片や傾きは異なる傾向にある。

⇒そのため，個人の知能や学力と同じように「～しやすさ」という潜在変数と捉えることができる。

AMOSを用いた潜在曲線モデルの実行

AMOS

- 構造方程式モデリングを行うためのソフトウェアの1つ
- パス図を中心に分析するように作られているので、直感的に分かりやすいのが特徴

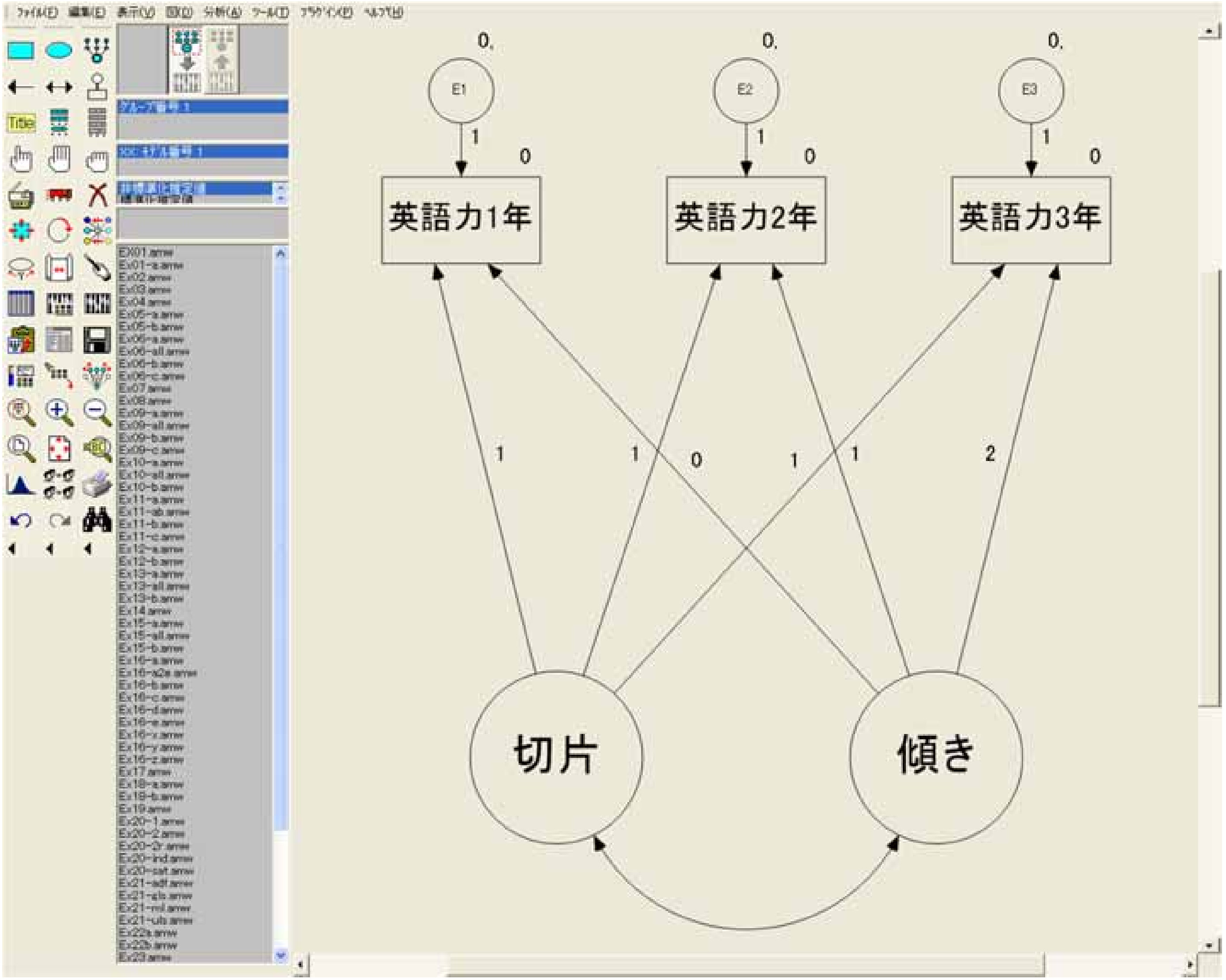
AMOSで潜在曲線モデルの分析

- プラグイン⇒Growth Curve Modeling
  ⇒Number of time pointsに3を入力
- オブジェクト上で右クリック⇒「オブジェクトのプロパティ」の「テキスト」タブで「INCEPT」と「SLOPE」を「切片」「傾き」に変更
- 同様に，「X1」「X2」「X3」をそれぞれ，「英語力1年」「英語力2年」「英語力3年」に変更
- 「データファイルを選択アイコン」からファイルの種類としてExcel8.0を指定⇒ファイルを選択し，データを読み込む

AMOSで潜在曲線モデルの分析

- 「表示」⇒「分析のプロパティ」→「推定」タブ→「平均値と切片を推定」にチェック
- 「切片」から各観測変数に対して引かれているパスを右クリックし，「オブジェクトのプロパティ」→「パラメータ」タブ→係数に1を入力
- 「傾き」から各観測変数のパスは，「英語力1年」へのパスに0，「英語力2年」へのパスに1，「英語力3年」へのパスに2を係数として入力
- 観測変数「英語力1年」から「英語力3年」の切片に0を入力
- 因子「切片」「傾き」の「平均」に入力されている0を消去

完成したパス図



分析の実行と結果の解釈

- 「推定値を計算」をクリックし，分析を実行。
- モデル適合をチェック。

・カイ2乗値

⇒分析したデータと想定したモデルの乖離度を検討

⇒確率が大きいほど適合度が良いと判断する

・CFI

⇒独立モデルに比べて分析したモデルがどの程度改善したモデルなのかを示す指標。0.9（0.95）以上がよいモデルとされる。

分析の実行と結果の解釈

・RMSEA

⇒モデルの分布と真の分布との乖離を1自由度あたりの量として表現した指標

⇒0.05以下が良いモデル，0.1以上は適合度が悪いモデルとされる

・GFI，AGFI

⇒回帰分析におけるR2（決定係数）のように解釈できる指標

⇒AGFIは自由度調整済みR2に相当。

⇒0.9（0.95）以上が望ましい。

分析の実行と結果の解釈

- 因子「傾き」「切片」の平均値

⇒1次関数のパラメータである切片と傾きの値として解釈できる

⇒切片が1年時における平均値、傾きが1年間当たりの変化の平均値

⇒今回の結果であれば，英語力の変化はy=3.922＋1.921xとして表すことができる。

- 因子「傾き」「切片の分散」

⇒標本間における切片や傾きのバラツキ

⇒値が大きいほど，個々の変化が，因子平均に基づく標準的な予測得点から乖離している可能性が高くなる。

分析の実行と結果の解釈

- 因子間相関

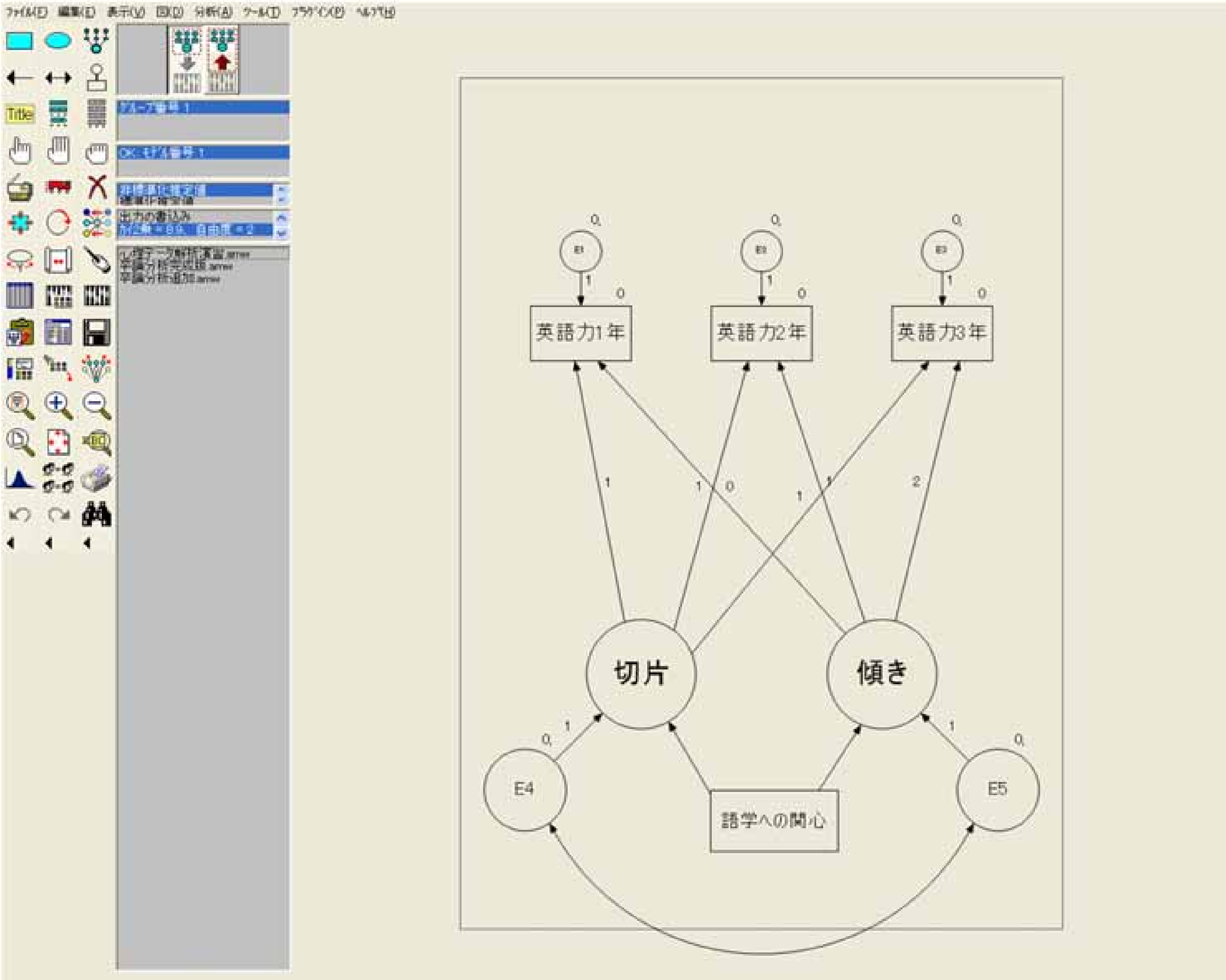
⇒相関が大きい場合，Time 1における値が大きいほど，その後の成長も大きいという解釈ができる。

⇒今回のデータでも因子間相関が.11 (p<.001) なので、関連としてはそれほど大きくはないが，1年の時に英語力が高い人ほど、その後の英語力の伸びも大きいことが示唆される。

他の変数と組み合わせた分析

- 長方形アイコンをクリック⇒長方形（観測変数）を書く。
  ⇒オブジェクト名を「語学への関心」に変更
- 「切片」と「傾き」間の共分散のパスを削除
- 観測変数「語学への関心」から「切片」と「傾き」へ単方向のパスを引く
- 「切片」と「傾き」に誤差を表す潜在変数を追加
  ⇒それぞれ，「E4」「E5」と名前をつける
- 「E4」と「E5」間に共分散を設定

完成したパス図



結果の解釈

- 「語学への関心」から「切片」「傾き」へのパス係数
⇒共に有意な正の値であるため，語学への関心が高いほど1年時の英語力が高く，その後の成長も大きいと解釈できる。

結果の解釈

- 傾きと切片の算出

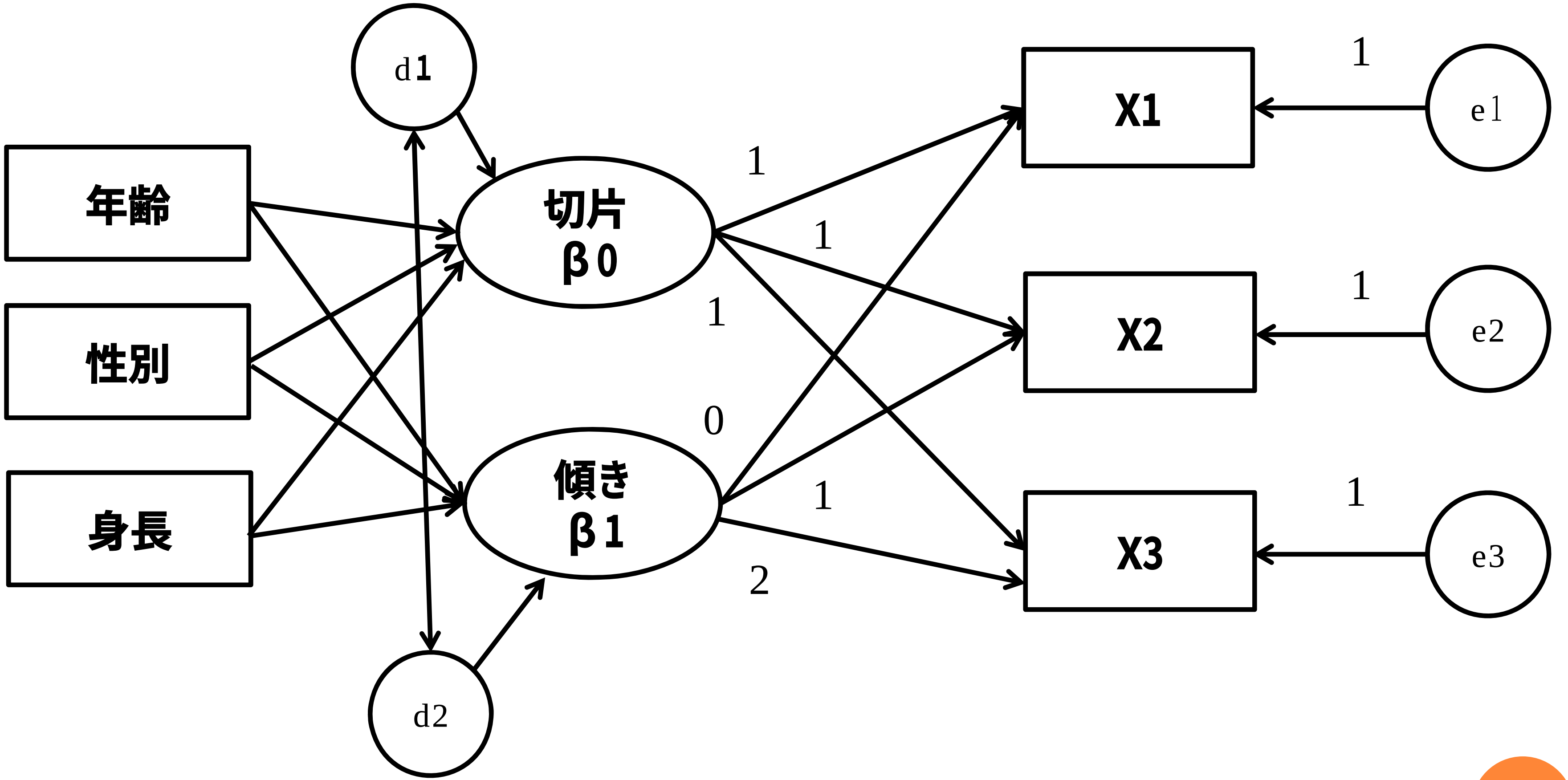
⇒予測変数を追加すると，「切片」や「傾き」の構成要素の一部が、「語学への関心」に分離されてしまうため，因子平均の推定値が異なる。

・算出法

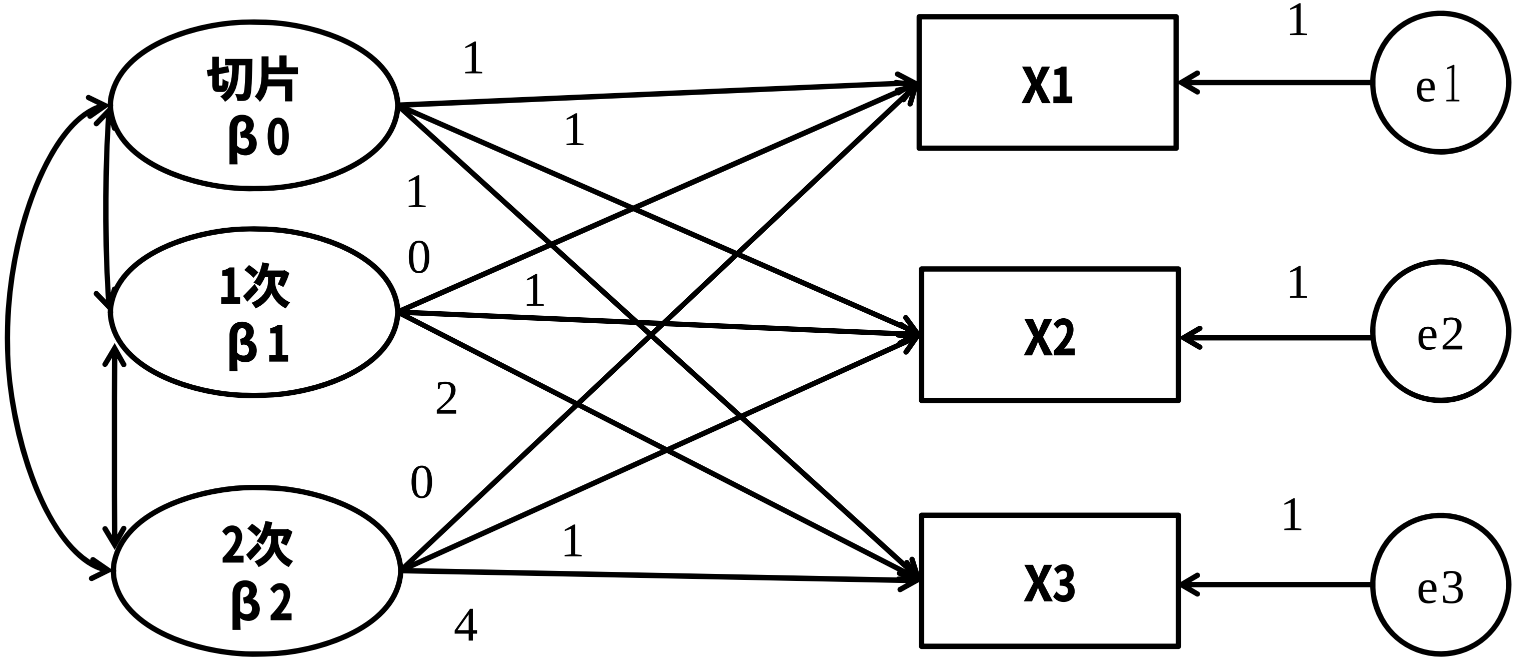
「語学への関心」の平均×「語学への関心」から「傾き（切片）」への係数＋「傾き(切片)」の平均

この式の「語学への関心」の値を解釈上意味のある値（平均値±1SD，ダミー変数なら0，1など）に変えて計算すると，その特徴を持つ個体の傾きと切片が算出できる。

応用例① 3つの説明変数を導入したモデル



応用例②　2次の項を含むモデル



参考文献

Byrne, B. M., Lam, W. W. T., & Fielding, R. (2008). Measuring patterns of change in personality assessments: an annotated application of latent growth curve modeling. *Journal of personality assessment*, *90*(6), 536-46.

狩野裕・三浦麻子 (2002). AMOS、EQS、CALISによるグラフィカル多変量解析:目で見る共分散構造分析 現代数学社.

McArdle, J. J. (2009). Latent variable modeling of differences and changes with longitudinal data. *Annual review of psychology*, 60, 577-605.

豊田秀樹 (2007). 共分散構造分析 Amos編 東京図書