高等教育研究のための計量手法の整理

中尾 走 Ran NAKAO

広島大学大学院教育学研究科・日本学術振興会特別研究員(DC2)ran-nakao@hiroshima-u.ac.jp

樊 怡舟 Yizhou FAN

広島大学大学院教育学研究科 fanyizhou921106@yahoo.co.jp

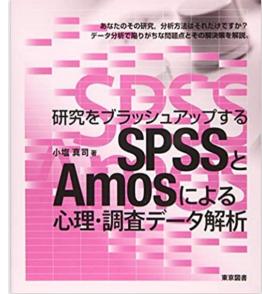
- 研究発表というよりも、様々な統計手法を勉強する中で、混 乱が生じたので、それらを自分達なりに整理したものになり ます
- 発表の中で、主語が大きい点はご容赦ください
- ・心理学,経済学,社会学のどの専門でもないので,間違っている部分もあるかと思います。その点についてはご指導ください
- 仰々しいタイトルですが、大目に見てください!!
- 統計学の専門用語などは、用語リストでなるべく解説しておりますので、そちらをご参照ください(発表中もなるべく補いながら進めていきます)

お品書き

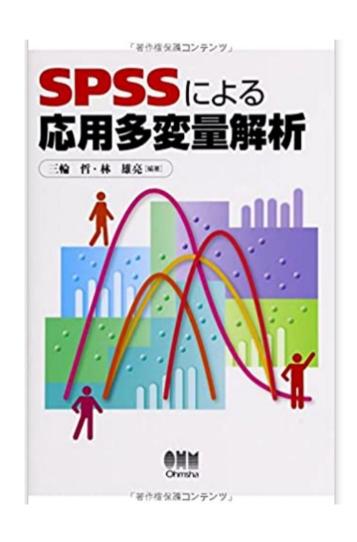
- 1. まず, そもそも何故このようなことをしようとおもったのか?の紹介
- 2. それぞれの専門分野の教科書で, どのような統計手法が紹介されているかの整理
- 3. 社会科学のどこの分野でも頻繁に用いられている最小二乗法による(以下, OLS) 回帰分析(≒(新) 古典的回帰分析) がどのように紹介されているかの整理
- 4. 回帰分析の目的,認識の違いについての考察

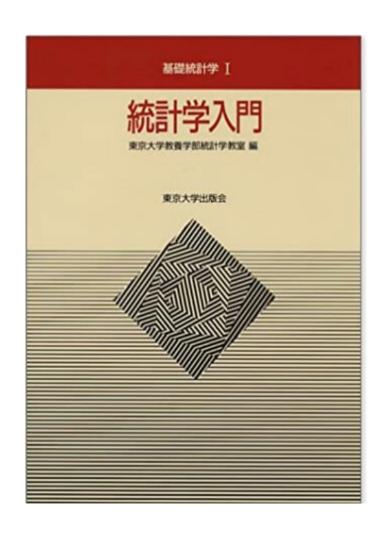
- そもそも何故このようなことをしようと思ったのか?
- それは、僕がどのように統計手法を勉強してきたかというプロセスと関係があるので、その辺りから発表を始めさせていただきます(お時間の無駄かもしれませんが、お付き合いください)
- ・修士の時に、初めて統計の勉強をした教科書
- ・バイトで指導教員の分析を手伝うために,小塩(2015)を購入して,統計の勉強をした(統計の勉強というよりも,SPSS

とAmosの使い方を勉強した)

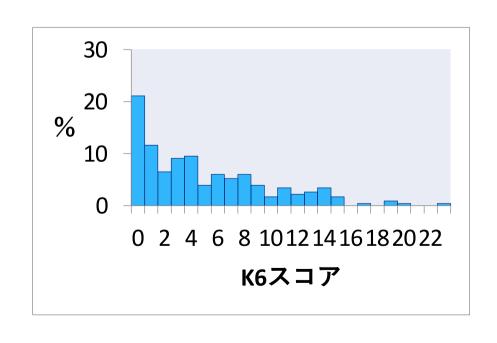


• その後,修論で統計手法を用いるために,三輪・林(2014) で他の統計手法+そのSPSSの使い方について勉強しつつ,東 大の赤本で統計を一から勉強した





- 修論で,教員の精神疾患を扱っていたので,従属変数が以下のように偏っており,他の分析手法が推奨されていることに気づいた
- それは、GLM(一般化線形モデル)と呼ばれているらしいので、久保(2012)でGLM、GLMM、マルチレベル分析などの方法について勉強して、修論を書いた

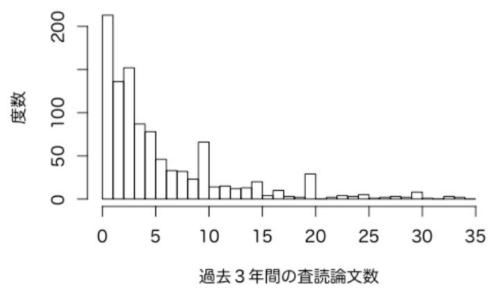




- ・修士号をとって,広島大学高等教育研究開発センター (RIHE)で研究生として受け入れてもらった
- RIHEでは,大学教員に対する調査がこれまで何度も行われており,研究生産性というテーマで大学教員の論文数を従属変数にして分析する機会があった

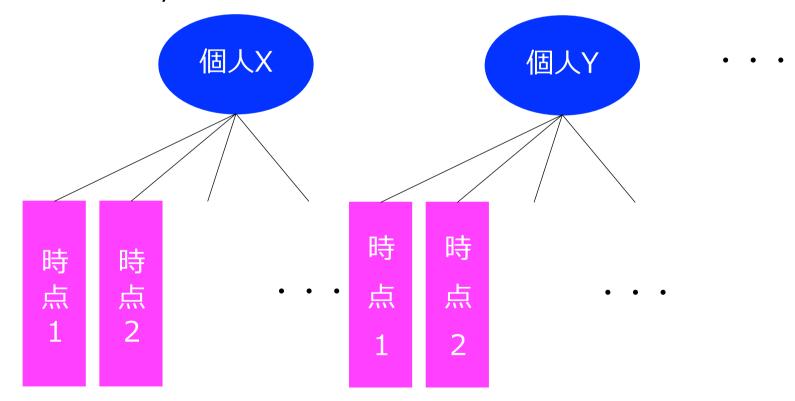
・論文数という従属変数は、0の人が多く、分散が大きいのでゼロ過剰負の二項分布を当てはめて分析してみた(書く、書かないの二項分布+書いた人の数の分散が大きい負の二項分

布)



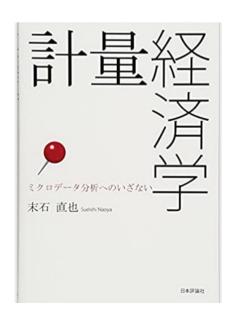
中尾・村澤(2018)より転載

- 博士課程後期に入学して、パネルデータとかを得られるようになったので、今まで読むことが少なかった計量経済学の教科書で勉強するようになった
- これまでのGLM脳だと、パネルデータは以下のように考えて しまう
- でもパネル固定効果モデルというのが推奨されている・・・
- この頃から、整理して理解しなければ混乱すると感じ始めた



- そのため、計量経済学の教科書でパネルデータ分析について 勉強するようになった
- 僕がとてもお世話になったのはこれらの教科書
- 浅野・中村(2009), 末石(2015), 鹿野(2015), Hayashi(2000)
- これらの教科書を読んで、ビックリした・・・









- OLS(最小二乗法)は素晴らしいよ
- 分布の偏りとか階層的なデータとか何で気にするの?
- 不偏性は基本的に成り立つよ
- 標準誤差は気をつけてね

- みたいなことがどの教科書にも書いてある
- では、今まで分布の形状とかにこだわって分析していたのは何だったのか?という疑問が生じた
- この先,ベイズ統計モデリングへと羽ばたこうとしていた, 僕のGLM脳はフリーズした

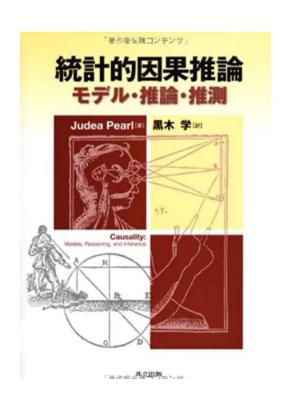
- その後,自分の中で統計手法を整理している時にEBPMで因果 推論が推奨されている+社会学の因果推論ブーム(筒井 2019)ということで,因果推論について勉強することになっ た
- ・星野(2009),岩崎(2015)などで勉強していたら、林・黒木(2016)でバックドアパスというのがあるということに気づいた



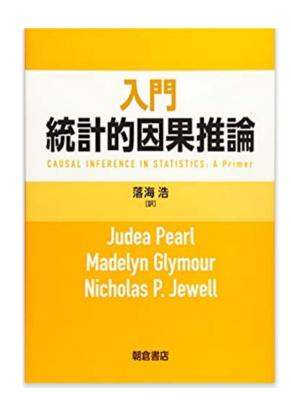




- そのため、Pearl訳書(2009)、黒木(2017)、Pearl et al. 訳書(2019)などで勉強した
- これらを勉強すると、これまでの分析結果の係数は何だったのか?ということを考えさせられた
- ここまでの混乱を解消するために、一度整理することが必要 だと感じた







教科書から統計手法の整理

• 経済学

- 山本勲 『実証分析のための計量経済学』
- 西山慶彦・新谷元嗣・川口大司・奥井亮 『計量経済学』
- 大森 裕浩 『コア・テキスト計量経済学』
- 末石直也 『計量経済学』
- 浅野皙・中村二朗 『計量経済学 [第2版]』
- 鹿野繁樹『新しい計量経済学』

• 心理学

- 小杉孝司『言葉と数式で理解する多変量解析入門』
- 南風原朝和『心理統計学の基礎』
- 南風原朝和『続・心理統計学の基礎』
- 荘島宏二郎編『計量パーソナリティ心理学』
- 清水裕士・荘島宏二郎『社会心理学のための統計学』
- 小野寺孝義・大藤弘典『jamoviで学ぶ心理統計学』
- 豊田秀樹『心理統計法』
- 清水裕士『心理学統計法』

• 社会学

- 盛山和夫『社会調査法入門』
- 数理社会学会監修『社会の見方,測り方』
- ボーンシュテッド&ノーキ『社会統計学』
- 片瀬一男・阿部晃士・林雄亮・高橋征仁『社会統計学アドバンスト』
- 片瀬一男『社会統計学』
- 西田春彦『計量社会学入門』
- 安田三郎・海野道郎『社会統計学 改訂2版』
- 数理社会学会監修『計量社会学入門』
- 筒井淳也「シンポジウム『日本の数理・計量社会学のこれまでとこれから』を振り返って」『理論と方法』31(1):160-166.
- 神林博史「統計学・計量社会学をどう教えるか」『理論と方法』32 (1):177-187.

経済学

- 山本勲 『実証分析のための計量経済学』
 - 最小二乗法の仕組みと適用条件
 - 加重最小二乗法と一般化最小二乗法
 - プロビットモデルと最尤法
 - 順序ロジットモデルと多項ロジットモデル
 - トービットモデルとヘーキットモデル
 - 操作変数を用いた因果関係の特定
 - パネル分析と固定効果モデル
 - 効果・影響の測定
 - サバイバル分析

- 西山慶彦・新谷元嗣・川口大司・奥井亮 『計量経済学』
 - 単回帰・重回帰
 - パネルデータ分析
 - 操作変数法
 - 制限従属変数モデル
 - 政策評価モデル
 - 系列相関と時系列モデル
 - トレンドと構造変化分析
 - VARモデル

- ・ 大森 裕浩 『コア・テキスト計量経済学』
 - 単回帰・重回帰
 - 回帰的診断
 - パネルデータ分析ーー固定効果モデル・変量効果モデル
 - 選択行動分析――ロジットモデル・プロビットモデル
 - 同時方程式モデル
 - 時系列モデル・分布ラグモデル

- 末石直也 『計量経済学』
 - 線形回帰
 - 操作変数法
 - GMM
 - 分位点回帰
 - ブートストラップ
 - ノンパラメトリック法

- 鹿野繁樹 『新しい計量経済学』
 - 統計的推測
 - OLS回帰
 - 古典的回帰モデル
 - 重回帰分析
 - 回帰モデルを工夫する
 - 線形制約の仮設検定
 - 漸近理論の基礎
 - 回帰分析の再構築
 - 標準誤差と検定の頑健化
 - 内生性と操作変数法
 - IV推定:応用編
 - 最尤法
 - プロビットとトービット
 - パネルデータ分析入門

- 浅野皙 中村二朗 『計量経済学 [第2版] 』
 - 条件付き期待値と直線のあてはめ
 - 古典的2変数回帰モデル
 - K変数回帰モデル
 - 古典的K変数回帰モデル
 - K変数回帰モデルの応用
 - モデルの定式化,多重共線性
 - 一般化古典的回帰モデル
 - 説明変数と撹乱項の相関
 - 最尤法
 - 質的従属変数
 - 切断された従属変数
 - パネルデータ
 - 特定化のテスト

心理学

- 小杉孝司『言葉と数式で理解する多変量解析入門』
 - 回帰分析(最小二乗法,最尤法,ベイズ推定)
 - 因子分析
 - 一般化線形モデル
 - 階層モデル
 - 構造方程式モデル
 - クラスター分析
 - 数量化理論

- 南風原朝和『心理統計学の基礎』
 - 相関関係・回帰分析
 - 平均の検定
 - 重回帰分析
 - 実験デザイン・分散分析
 - 因子分析・共分散構造分析

- 南風原朝和『続・心理統計学の基礎』
 - 効果量
 - 多重検定
 - マルチレベル分析
 - メタ分析
 - ベイズ推論

- 荘島宏二郎編『計量パーソナリティ心理学』
 - 因子分析
 - 項目反応理論
 - 潜在ランク理論
 - 分散分析・交互作用
 - メタ分析
 - 非対称三角尺度法
 - 多母集団の同時分析・媒介分析
 - 階層的重回帰分析・交互作用
 - マルチレベル構造方程式モデリング
 - 階層線形モデル
 - 高次積率を用いた行動遺伝モデル
 - 潜在変化モデル
 - 決定木

- 清水裕士・荘島宏二郎『社会心理学のための統計学』
 - 因子分析
 - 単回帰分析
 - 重回帰分析
 - 準実験・共分散分析
 - 階層的重回帰分析と調整分析
 - 媒介効果

- 小野寺孝義・大藤弘典『jamoviで学ぶ心理統計学』
 - 記述統計
 - t検定
 - 相関と回帰
 - 重回帰分析
 - $-\chi^2$ 検定
 - 分散分析
 - 多変量分散分析
 - 線形モデル (LM, GLM, GLMM)
 - 信頼性係数
 - 因子分析
 - メタ分析と効果量
 - ベイズ統計

- 豊田秀樹『心理統計法』
 - データ分布の要約
 - 事後分布とベイズの定理
 - 一群の正規分布の分析
 - 2群の差の分析
 - 相関と二変量正規分布
 - 二群の差の分析
 - 一要因実験の分析
 - 二要因実験の分析
 - 二項分布による分析
 - 多項分布による分析
 - 単回帰分析
 - 重回帰分析

社会学

- 盛山和夫『社会調査法入門』
 - 記述統計
 - 平均の差と検定
 - クロス表と相関
 - 回帰分析

- 数理社会学会監修『社会の見方, 測り方』
 - 相関係数
 - カテゴリカルな変数の関連
 - 一般線形モデル,回帰分析,分散分析
 - プロビット分析,ロジット分析
 - 階層線形モデル(HLM)
 - ブール代数分析
 - ブレイロックの因果推論
 - パス解析,構造方程式モデル,共分散構造分析
 - イベントヒストリー分析
 - ARIMAモデル (時系列)
 - ネットワーク分析系
 - 移動指標,ログ・リニア分析
 - 因子分析
 - 双対尺度法と数量化Ⅲ類
 - クラスター分析
 - 多次元尺度法
 - 主成分分析

- ボーンシュテッド&ノーキ『社会統計学』
 - χ^2 検定
 - 2つの平均の差
 - 複数の平均の差
 - 2変量回帰と相関
 - 離散変数間の連関
 - 多重分割表分析
 - 重回帰分析
 - 因果モデルとパス解析

- ・ 片瀬一男・阿部晃士・林雄亮・高橋征仁『社会統計学アドバンスト』
 - 二元配置の分散分析
 - カイ二乗検定・ログ・リニア分析
 - 単回帰分析・重回帰分析
 - 因子分析
 - 主成分分析
 - 階層的重回帰分析
 - パス解析による因果推論
 - 二項ロジスティック分析
 - 多項・順序ロジスティック回帰分析

- 片瀬一男『社会統計学』
 - カイ二乗検定
 - t検定
 - 分散分析
 - 回気分析
 - 離散変数の関連
 - 多重クロス表

- 西田春彦『計量社会学入門』
 - 因子分析
 - 潜在クラス分析
 - 潜在プロファイル分析
 - マルコフ連鎖モデルによる潜在構造分析

- 安田三郎・海野道郎『社会統計学 改訂2版』
 - 属性・度数分布
 - 比率
 - 属性相関
 - 判別関数
 - 数量化理論
 - エラボレイション
 - クラスター分析
 - ブレイラックの因果推論
 - パス解析
 - 確率過程・マルコフ連鎖

- 数理社会学会監修『計量社会学入門』
 - 記述統計
 - クロス表の分析
 - 回帰分析
 - ロジスティック回帰
 - 対数線形・対数乗法モデル
 - イベントヒストリー分析
 - マルチレベル分析
 - パネル分析
 - SEM

- 筒井淳也「シンポジウム『日本の数理・計量社会学のこれまでとこれから』を振り返って」『理論と方法』31(1):
 160-166.
 - シンポジウムで,「他の分野 (計量経済学やビッグデータ解析等)と 比較した際の計量社会学の特徴はどこにあるのか」という問いに対し て,太郎丸先生が「そんなものはない」と回答したと記述してある
 - たしかに心理学が測定の妥当性や信頼性,経済学がモデルの特定化などにこだわる傾向があるのにたいして,社会学ではサンプリング誤差にこだわり,そのために調査回収率の向上に注力するなどの傾向があるのは確かだ
 - 心理学や経済学と比較して,統計手法というよりも社会調査のテキストが多いのは確かにそうだと思う(盛山2004を含む)

- 神林博史「統計学・計量社会学をどう教えるか」『理論と方法』32(1):177-187.
 - ここに登場しない手法で重要なものとして は,傾向スコア,パネルデータ分析(固定効果モデル等),因果推論に関わる計量経済学 的手法(DID, IV,構造推定等)などを挙げることができる
 - 心理学の教科書で出てくる手法+ログリニア分析,ロジット分析,生 存時間分析

科目	説明	
社会調査士【D】社会調査に 必要な統計学に関する科目	統計的データをまとめたり分析したりするために必要な,推測統計学の基礎的な知識に関する科目.確率論の基礎,基本統計量,検定・推定理論とその応用(平均や比率の差の検定,独立性の検定),サンプリングの理論,属性相関係数(クロス表の統計量),相関係数,偏相関係数,変数のコントロール,回帰分析の基礎など.(90分×15回相当)	
社会調査士【E】多変量解析の 方法に関する科目	社会調査データの分析で用いる基礎的な多変量解析法について、その基本的な考え方と主要な計量モデルを解説する科目、重回帰分析を基本としながら、他の計量モデル(たとえば、分散分析、パス解析、ログリニア分析、ロジスティック回帰分析、因子分析、数量化理論、マルチレベル分析など)の中から若干のものをとりあげる。(90 分× 15 回相当)	
専門社会調査士【I】多変量解 析に関する演習(実習)科目	数理統計学の基礎を踏まえながら、多変量解析 (重回帰分析、パス解析、分散分析、共分散分析、ログリニア分析、ロジット分析、主成分分析、因子分析、多次元尺度法、クラスター分析、数量化理論、生存時間分析、共分散構造分析など) に共通する計量モデルを用いた分析法を基本的に理解し、それらのうちのいくつかについては、コンピュータを用いて実際に使用することのできる能力を習得する科目. (90 分× 15 回相当)	

回帰分析に対する異なる説明:経済学と心理学と独立

• 回帰分析の仮定:計量経済学の古典的回帰分析

• CA1:非確率的な説明変数 x_1, x_2 ,・・・ x_n はn個の定数

• CA2:誤差の期待値は0 $E[u_1] = 0$

• CA3: 母分散の均一性 $Var(u_1) = 0 = E[u_i^2] = \sigma^2$

• CA4:独立標本 $cov(u_i, u_i) = 0$

• CA5:正規性 $u_i \sim N(0, \sigma^2)$

	典的仮定(CA1)~		
	(CA1) と (CA2)	$(CA1) \sim (CA4)$	$(CA1) \sim (CA5)$
$E(\hat{\beta}) =$	β	β	β
$Var(\hat{\beta}) =$?	$\frac{\sigma^2}{s_{xx}}$	$\frac{\sigma^2}{S_{xx}}$
$\hat{eta}\sim$?	?	$N\left(\beta, \frac{\sigma^2}{S_{xx}}\right)$

鹿野(2015)より転載

- 回帰分析の仮定:独立同分布(i.i.d)や正規分布を仮定しない
- The Linearity Assumption ----the relationship between the dependent variable and the regressors is linear
- The Strict Exogeneity Assumption ----E(εί | X) = 0
- No Multicollinearity Assumption ----The rank of the n×K data matrix, X, is K with probability 1
- spherical error variance ---- $E(\epsilon \epsilon' \mid X) = \sigma^2 I_n$

Proposition 1.1 (finite-sample properties of the OLS estimator of β):

- (a) (unbiasedness) Under Assumptions 1.1–1.3, $E(\mathbf{b} \mid \mathbf{X}) = \boldsymbol{\beta}$.
- (b) (expression for the variance) Under Assumptions 1.1–1.4, $Var(\mathbf{b} \mid \mathbf{X}) = \sigma^2 \cdot (\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}$.
- (c) (Gauss-Markov Theorem) Under Assumptions 1.1–1.4, the OLS estimator is **efficient** in the class of linear unbiased estimators. That is, for any unbiased estimator $\hat{\beta}$ that is linear in \mathbf{y} , $\operatorname{Var}(\hat{\beta} \mid \mathbf{X}) \geq \operatorname{Var}(\mathbf{b} \mid \mathbf{X})$ in the matrix sense.¹³
- (d) Under Assumptions 1.1–1.4, $Cov(\mathbf{b}, \mathbf{e} \mid \mathbf{X}) = \mathbf{0}$, where $\mathbf{e} \equiv \mathbf{y} \mathbf{X}\mathbf{b}$.

- 回帰分析の仮定:計量経済学の新古典的回帰分析
- CR1: 確率変数
- CR2: Xの条件付き確率の期待値が0 $E[u_i|x]=0$
- CR3: 均一分散, 不均一分散
- CR4:系列相関(社会学の言葉で言えばグループ内相関など)
- CR5:正規性が成り立たない

- CA1は, CR1の確率変数になっても同じ結果(浅野・中村 2009:172)
- CA2も同様に、CR2のXの条件付き確率の期待値が0($E[u_i|x]=0$)まで仮定を緩めても同じ結果
- けれども、これが成り立たないとき、つまり内生変数である時に推定値の不偏性は成り立たない
- ・CA3の均一分散,不均一分散,CA4の系列相関まで仮定を緩めても不偏性は成り立つ
- CA5の正規性は満たされない場合,分布の形状が分からなくなるため,検定が正しく行われないが,不偏性は成り立つ(浅野・中村(2009), 鹿野(2015)など)

- 回帰分析の目的:計量経済学の場合
- 西山ほか(2019): 原因となるXによってYがどれだけ変化したかを知りたい
- 浅野・中村(2013): データに直線を当てはめるだけでなく, パラメータ(a,b)の推定と未知パラメータ (α,β) との誤差の評価
- ・大森ほか訳書(2013):回帰分析は因果関係の方法
- 山本(2015):パラメータ(a,b)を推定することが目的

- 回帰分析の仮定:心理学
- 仮定がはっきりと明示されている教科書はなさそう?
- ・しかし、小杉(2018)では回帰分析は一般線形モデルから一 般化線形モデル(以下, GLM)と階層線形モデルという拡張 が紹介されており、その中には以下のような説明がある
- 「一般化線形モデルは、誤差が正規分布であるという一般線 形モデルの仮定を取り除き、一般化したもの」と紹介されて いる
- 「階層線形モデルは、二つ以上のレベルが想定される場合に 扱うもの」と紹介されている
- つまり、心理学で回帰分析を使うときの仮定は、誤差の正規 性とデータの独立性のみ? 線形モデルの発展

よく見るこういう発展の最初のモデ ルとして,回帰分析を見ている?

推定計算方法 階層ベイズモデル **MCMC** 最尤推定法 最小二乗法 線形モデル

久保(2012)より転載

- 回帰分析の目的:心理学
- 小杉(2018):回帰分析は予測に用いる
- 清水(2014):目的変数を説明変数で予測するための分析手法
- 豊田(2017): 一方の変数でもう一方の変数を説明・予測する手法
- 平川(2021):心理学においては回帰分析が現象の説明のために利用されることが多い
- 吉田(2018): 予測するという状況で用いられる
- ・岡部(1926)では, 重回帰分析を知能の測定(予測)で用いているっぽい
- 確かに, 予測が目的であれば, 説明変数の係数が不偏推定量 かどうかはあまり関係ない
- 予測分布が近いかどうかは関係あるので,誤差の正規性と データの独立性に着目するのも理解できる
- ・因果推論が目的ではないのは、意識を扱うことが多いので、 逆因果の可能性が常に想定されるから?

- 回帰分析の目的: 社会学
- 盛山(2004): yの分布がxの影響を受けているのではないかという推測が, どれだけ当たっているかを確かめる方法の一つ
- ・片瀬ほか(2019):独立変数と従属変数の間に線形関係のモデルがどれだけ当てはまるかを検討する手法
- 阿部(2007): 二つの変数から因果推論する方法
- 林(2018): 予測のための方法

・ 社会学では、色々な目的で用いられる???

回帰分析に対する異なる認識?

- ・回帰分析の目的は、予測と因果推論の二つ(狩野2004)
- 高等教育研究(少なくとも自分は)では,この二つの目的を 混同して用いて,分析結果を解釈してきたのではないか?(事 例を出そうと思えば,出せますが,ここではわざわざ過去の論文を引用し て,事例を挙げたりしません)
- 例えば、バイアスのない推定量を得ることが目的で、誤差の 分布の形状や階層的なデータに着目してGLMやマルチレベル を用いたなど

・吉田・村井(2021)によれば、心理学もそういうところがあったみたい(ただ、この論文の偏った重回帰分析への見方は少し気になる)

- 回帰分析は、二つの視点から整理出来ると考えられる
- 一つ目が, 研究の目的
- 二つ目が、モデルの評価方法
- 研究の目的から見た場合
- ・清水(2021)では、心理学で推測統計学を用いる目的を①知りたい対象についての測定、②将来の予測、③因果関係の推測、④現象の説明で分けている
- 社会調査のテキストでは、記述的な問いと説明的な問い(盛山2004;平沢2021)と表現され、記述的な問いは「事実がどうなっているか」という「how(どうなっているか)」の問いで、説明的な問いは「なぜそのような事実が生じているか」という「why(なぜ)」の問い
- ・回帰分析に限定すると, ①説明, ②予測, ③因果効果の推定 という3つの目的で回帰分析を用いることがあると思う
- ※ 因果効果の推定とは、原因と結果の向きが分かった上で、原因がどれだけ結果を変化させたか

- モデルの評価方法から見た場合
- ・清水(2020)では、モデル評価をパラメータについての推定の評価と、予測分布の評価の二つに分けている

研究の目的	モデルの評価方法	評価指標
説明	予測分布の評価?	R ² , AICなど?
予測	予測分布の評価, 予 測精度の評価	R ² , AIC, BIC, RMSEなど
因果効果の推定	パラメータの評価	不偏性,一致性,有效性

- このような整理を行うと、異なる目的でも回帰分析という一つの手法を用いることが可能なので、混同されることが多々あるのではないか?
- 情報量基準でモデル選択をしつつ,係数を因果効果として解釈するなど(また,それも有りなのかどうなのか?)
- ※ 予測はあまり行われこなかったと思うので,説明と因果効果の推定に 絞って言及していきます

• 回帰分析で説明的な問いを検証してきた例

表2 ~~~の規定要因分析

説明変数	Coef	P value
切片		
AAAA		***
BBBB		
CCCC		**
DDDD		*
EEEE		
モデル評価(R ² , AI	C, log likelihoodな	ど)

- ~~~がどのように生じているかについて,~~~の規定要因分析を行なった
- 結果として, AAAAとCCCC, DDDDによって~~~が生じていることが分かった

• 回帰分析で説明を行ってきた例

表2 ~~~のモデリング

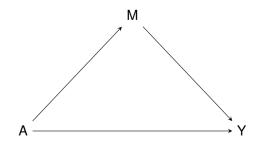
説明変数	Coef	P value
切片		
AAAA		***
BBBB		
CCCC		**
DDDD		*
EEEE		
モデル評価(R ² , AI	C, log likelihoodな	ど)

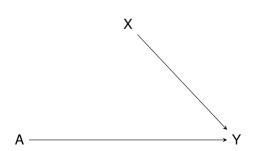
- ~~~がどのように生じているかについて,~~~を従属変数としたモデリングを行なった
- 情報量基準によって, 比較したところモデル3の当てはまりが 良い
- そのモデル3を解釈すると、AAAAとCCCC, DDDDによって ~~~が生じていることが分かった

- 説明1は,規定要因分析として何か原因になりそうな変数を入れて,有意水準が満たされたものを解釈するということが 行われてきた
- この時,何に注意して分析すれば良いのだろうか?
- 内生性に気をつける?分布の偏りに気をつける?何か制度化 された手続きがあるのだろうか?
- 有意水準を満たす説明変数を原因となりそうな変数として解釈するので,正しく検定が出来た方が良いという点では分布の偏りなどを気をつけた方が良さそう(標準誤差を補正すれば問題ないかも)
- 変数選択は、先行研究で言及されているものや理論に基づいた分析枠組み、その分野で慣習的に入れられている変数を投入するということで説明したということになるのだろうか?
- この変数選択の線引きが分析者と査読者で一致し、解釈が経験的に妥当であれば説明したということになるのだろうか?

- 説明2は,情報量基準などを評価するという点で,予測分布 と真の分布が近ければ説明できたとみなしている?
- 情報量基準などでモデル選択を行った場合, その時の説明変数の係数の大きさは, あまり当てにならないのではないだろうか? (係数に対する検証プロセスがない)
- もし,情報量基準などで評価するのであれば,いくつか分析 モデルを出して,どのモデルが最もよく現象を説明できるの か?(予測分布を情報量基準で評価するのであれば予測でき るのか?)をメインで解釈すべきではないだろうか?
- もちろん,説明には理論によって今の説明を正当化するということも含まれる

- 説明が目的であれば,統制変数(control variable)は何を 指すのだろうか?(どの変数の視点に立つかによって,統制 変数が異なる)
- 全て,説明変数もしくは予測変数と呼んだ方が良いのではないだろうか?
- 変数選択を行う合理的な基準は、あるのだろうか?
- 説明力や情報量基準に基づいて変数選択が合理的な基準?





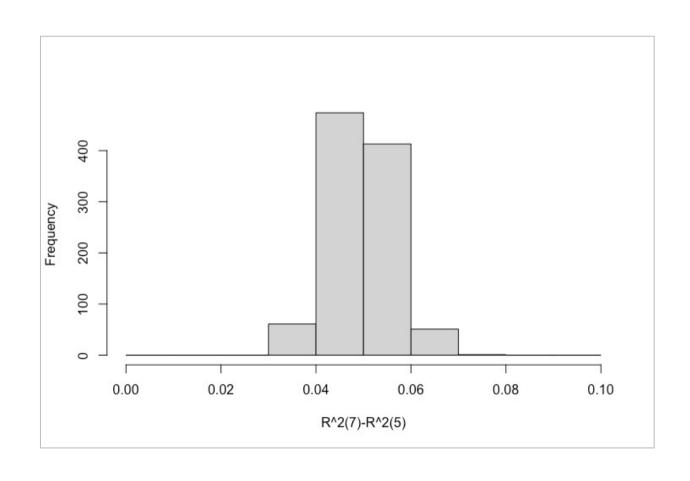
- 何を持って説明したことになるのかよく分からない
- ・説明力(R²値)という言葉の響き的に,説明力によって評価 しそうだが,説明力が上昇した時に,説明したことになるの か?
- R²値は説明変数の限界効果+説明変数の分散+従属変数の分 散の三要素で変化する(King 1990)
- 結果について考えることから始め、その複数の原因への遡る方法「結果の理由(cause-of-effects)」アプローチ
- 原因と思われるものから, 結果にどのような影響を与えたか を問う方法「原因の効果(effects-of-cause)」アプローチ
- 統計学者であれば,「結果の理由」の問いをどのように取り上げるのか:Yの分散説明力(R²)の最大化
- しかし、1980年台中旬以降、政治学と社会学ではこのような「R²モデル」が否定され始め、「原因の効果」アプローチを採用するようになった(Goertz and Mahoney 2012=2015)

- 最良のモデルのR²でも、ほかのモデルで得られるR²の値を下回ることが常である。R²の値の大きさを求めるという目標は、政治学の何らかの問いに対して意味を持つとは考えにくい(King 1986, 1991)
- この論文では, ラグ付き従属変数など従属変数に近い変数を 加えれば簡単にR²が上がることを指摘している

同じ説明変数を7件法(x1)と 5件法(x2)で取った場合のR² の違い 7件法で変数を取得した方が, R²値は大きくなる

	Model 1	Model 2
(Intercept)	-0.11	0.03
	(0.06)	(0.06)
x 1	2.02 ***	
	(0.02)	
x2		1.99 ***
		(0.02)
 R^2	0.94	0.89
Adj. R^2	0.94	0.89
	1000	1000

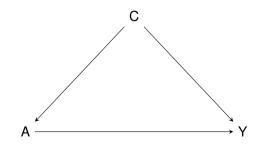
- 1000回シミュレーションした結果
- ほんの少しの差だが,常に7件法の説明変数を用いた方がR² が大きい

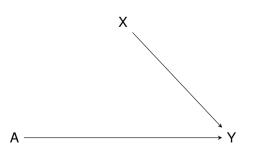


- Table2 fallacy (Westreitch and Greenland 2013) などは 因果効果の推定の文脈でしか当てはまらないのではないだろ うか?
- 説明が目的であれば,むしろ,積極的に全ての変数をTable2 として掲載して,これだけの変数でこれだけ説明できますと 掲載した方が良いのではないだろうか?

因果効果の推定

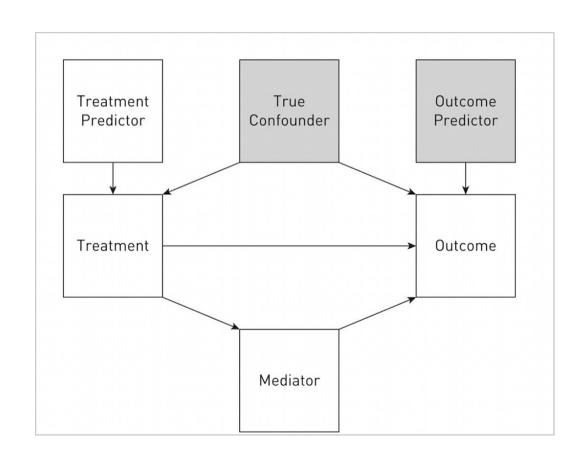
- ・因果効果の推定であれば、原因がどれだけ結果を動かしたか?という点で、パラメータの評価をする
- ・原因がどれだけ結果を動かしたか?に注目するのであれば, 説明力などは評価する必要がないのではないか?
- 説明力も評価するのであれば,交絡要因以外にも下記のXのような変数を投入し,説明力を上げることは可能
- 例えば、Xを投入すると効率的な推定量になるのだが・・・
- 一方,このような変数を投入することは,最も関心のある原因の変数のp hacking(池田・平石2016)にならないだろうか?





因果効果の推定

• 例えば, Brookhart et al. (2006) やLeite (2017) は, 処置効果の分散を小さくすることが可能という理由で, 以下の黒塗りの変数を傾向スコア推定の際に入れることを推奨しているが, p hackingにはならないのか?



ここまであえて区別して理解してきたが、説明は以下の因果 モデルを構築する営みの一つという理解で良い?

分析概念の/関数fと変数Zの モデルの高解像度化 バイアスの減少 Target/SUTVAの明確化

因果 モデル

深化

介入効果 推定

統計的 因果推論

関数fと変数zのありよう自体を分析対象とした質的/量的研究

効果の定量的な実証 量的な重要度の明確化

「差がありました」の先の

林(2020)より転載

- 説明1=規定要因分析には,統計学的な検証プロセスが含まれていないのではないだろうか?
- 説明2=統計モデリングであれば、情報量基準など
- 因果効果の推定であれば推定量の性質(不偏性,一致性, 有効性など)
- 因果効果の推定であれば, DAGが因果関係を適切に反映しているとは限らないが,得られた推定量は不偏推定量(推定量の統計学的な検証プロセスがある)
- 規定要因分析の場合,因果関係が分からないから規定要因 を分析
- 得られた結果の統計学的な検証プロセスがどこにもない (分析者の実感を裏付けた,+査読者の実感も裏付けたの み?)
- 結果として、~~~という現象は~~~の規定要因によって生じている(っぽい)という通念がその学問分野で深まった(ベイズ更新されたみたいなもの?)

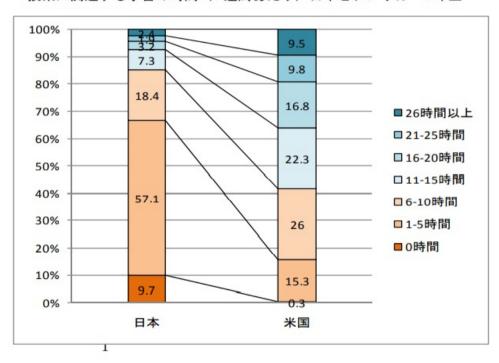
• 説明≒規定要因分析?

例:学習時間と学習成果に関する従来の規定要因分析

日本の大学一年生の学習時間が低いという調査結果 (金子2007)

⇒大学教育の基本課題として論じる(教育振興基本計画部会添付資料 2011)

授業に関連する学習の時間(1週間あたり)日本とアメリカ 1年生



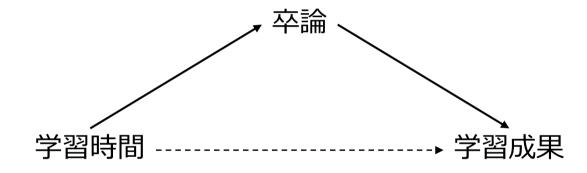
- 背景になる蓄積:カレッジインパクト・IEOモデル
- 金子(2012)学習時間は専門知識・汎用能力の規定要因 (単回帰係数比較)
- 学習成果の規定要因について
 - →溝上(2008, 2009)・西垣(2008) など 学習時間との関係をクロス表などより主張
 - →畑野・溝上(2013) 授業態度の自己評価と学習時間との正の関係
 - →葛城(2006), 小方(2008) 経験した授業の特性, 入学前の学習態度を統制してみて も, 学習時間は規定要因の一つと確認

- 規定要因分析の結果から因果効果についての考察がなされてきた
- けれども,規定要因分析はあくまでも通念の再確認にとどまるのではないか?
- 規定要因分析を通して、どこまでのことが言えるのか?
- 学習成果の規定要因を明らかにすることは,説明できているということになるのだろうか?
- 学習時間は「努力」の代理変数の可能性?
- 因果関係(原因と結果の関係)のメカニズムが詳細に明らかになっていないため、学習時間が規定要因であるという結論になるが、政策として学習時間に介入した結果、学習成果は変化するのだろうか?
- 交絡理解のために,学習時間の規定要因分析も必要ではないか?

・ つまり, ここまでの「説明≒規定要因分析」では以下のような DAG

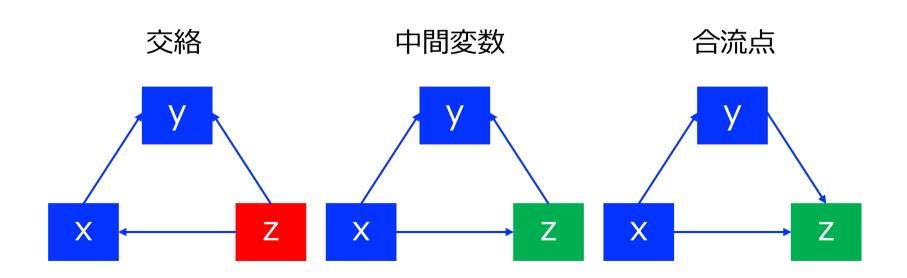
学習時間 ———— 学習成果

• しかし、それは卒論を経由する効果が主だった(藤村2013)



- 因果関係のメカニズムがより鮮明になった?
- このようにデータを用いて説明を行うことも一つの使い方ではあるが、統計学的な検証プロセスはどこにも入っていない
- それとも、情報量基準によって予測分布の評価が検証プロセス? (仮にそうであれば、変数選択は情報量基準によって投入するものを選ぶべきなのか?)

- シミュレーション
- 例えば,以下の3つのモデルで情報量基準によって変数選択することを考える
- 左は、Zが交絡(confounder)のため統制すべきだが、真 ん中は中間変数(mediator)、右は合流点(collider)な ので統制すべきではない
- 3つの真の因果関係の元, 共通してZを統制するというモデルを考える



- 交絡変数の場合
- 交絡変数を統制した方がモデルの当てはまりも良い
- そのため、この結果からxとzでyが説明できるという説明も 大きく間違っているわけではない
- ただし, ZはXを経由する効果が差し引かれた係数になっている

========		:=====================================
	Model 1	Model 2
(Intercent)	0.12	0.04
(Intercept)	(0.06)	(0.03)
x	4.61 ***	3.00 ***
	(0.03)	(0.03)
z		4.01 ***
		(0.07)
R^2	0.96	0.99
Adj. R^2	0.96	0.99
Num. obs.	1000	1000

- 中間変数の場合
- 中間変数を統制した方がモデルの当てはまりが良い
- これもxとzでyが説明されるというのは大きく間違っている わけではないが,xの係数は総合効果を表しているわけでは ない

	.=====================================	
	Model 1 	Model 2
(Intercept)	0.03	0.06
	(0.13)	(0.03)
x	10.98 ***	2.97 ***
	(0.06)	(0.06)
z		4.01 ***
		(0.03)
 R^2	0.97	1.00
Adj. R^2	0.97	1.00
Num. obs.	1000	1000

```
> AIC (model2_1, model2_2)

df AIC

model2_1 3 5687.240

model2_2 4 2831.197

> BIC (model2_1, model2_2)

df BIC

model2_1 3 5701.963

model2_2 4 2850.828
```

- 合流点の場合
- 合流点を統制した方がモデルの当てはまりが良い
- xとzでyが説明されるということになるが、実際にはzからy への因果関係はないし、xの係数が真の因果効果と逆の符号 となる
- 交絡変数,中間変数,合流点に関わらず,基本的には統制した方がモデルの当てはまりは良い

	Model 1	Model 2	
(Intercept)	0.01	-0.01	
	(0.03)	(0.01)	
x	1.96 ***	-0.57 ***	
	(0.03)	(0.02)	
z		0.23 ***	
		(0.00)	
R^2	0.78	0.99	
	0.78	0.99	
Adj. R^2			
Num. obs.	1000	1000	
========		========	
*** p < 0.00	01; ** p < 0.0	01; * p < 0.05	

```
> AIC (model3_1, model3_2)

df AIC

model3_1 3 2851.78405

model3_2 4 48.01894
> BIC (model3_1, model3_2)

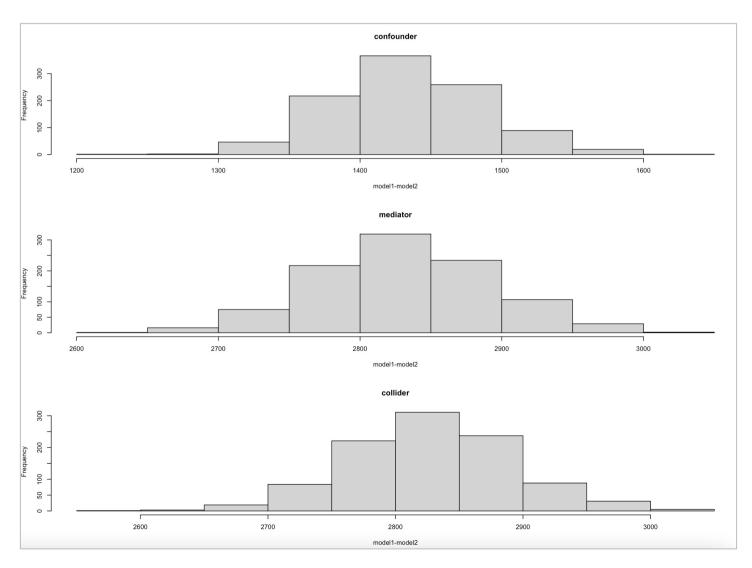
df BIC

model3_1 3 2866.50732

model3_2 4 67.64996
```

- 交絡変数,中間変数,合流点に関わらず,基本的には統制した方がモデルの当てはまりは良い
- 説明する上で,有意水準が満たされるものを解釈して説明するというのは,一部を除き大きな間違いではなさそう(あくまでもこの3変数の事例だけに限られる)
- 合流点の場合だけ、係数の符号が逆になることがある(分析者の経験に基づいて、プラスになりそうなものがマイナスになれば、合流点かな?と判断可能?)
- 係数の大きさに沿って何か(因果効果など)を言及したいのであれば、そこまで当てにならないかもしれない(意識などは単位がないため、元々言及したいという性質がないのかもしれない)
- 情報量基準などでモデル選択をした場合,基本的にはフルモデルの当てはまりが良く,そのモデルに沿った解釈がなされてきた(吉田・村井2021)

- 1000回シミュレーションした結果
- 交絡変数,中間変数,合流点に関わらず一貫して統制した方 が良さそう



医学・疫学の事例

- 医学・疫学では以下のように研究を分類
- ① 記述
- ② 関連の探索
- ③ 予測
- ④ 因果推論
- つまり、説明とは関連の探索のこと???

Description	Exploring associations	Prediction	Causal inference
(記述)	(関連の探索)	(予測)	(因果推論)
変数はどんな分布か?	どの変数がアウトカムに 関連するか?	アウトカムを予測する Outcome	処置がアウトカムに 影響するか? Treatment Outcome ?

佐藤・芝(2021)より転載

二つの視点

- 因果効果の推定と説明における外的妥当性(ここでは,結果の一般化可能性と考える)
- 因果効果の推定であれば、効果修飾(effect modification) や効果の異質性(heterogeneity)が一つの大きな問題
- 効果修飾因子で効果が違うか否か,違っていても,その効果 修飾因子の分布が同じか否か
- 説明であれば,過学習(overfitting)みたいなものが一つの 大きな問題?
- 手持ちのデータを既存の理論に沿った分析枠組みで、これだけ説明できたとしても、他のデータを説明できる度合いは、分からない(過学習の場合、手持ちのデータを説明出来すぎてしまうが、他のデータは説明出来ないかもしれない)
- そういう意味では、社会学は、説明を目的とした分析をすることが多いため、調査法にこだわりが強いのは理解できる

[※] その他にも外的妥当性に影響を与える要因は沢山ある(例えば, 自然実験に用いられる特殊な状況など)

二つの視点

• 因果効果の推定と説明における多重共線性

- 因果効果の推定であれば,処置変数以外は欠落変数バイアス が生じないように多重共線性があったとしても投入すべきだ ろう
- 一方,処置変数と相関の高いものについては確かに投入する ことを控えた方が良いかもしれない
- ただし、完全な多重共線性でなければ、信頼区間が広がった 不偏推定量になるはずなので、保守的な検定として受け入れ ることも可能
- 説明であれば、多重共線性があったとしても、係数についてはアバウトな係数なので、相関の高い変数を投入したければ投入すれば良いのではないか?

まとめ

- 高等教育研究を取り巻く周囲の専門分野では、回帰分析を異なる目的のもと、用いているのではないか?
- その目的の違いを理解しないまま,高等教育研究で応用する ことで,混乱が生じていたのではないか?(少なくとも僕は 混乱したまま理解していました)
- 社会調査のテキストで紹介される,説明的な問い(なぜ,~~~が生じているのか)を明らかにするという目的で回帰分析を用いるのであれば,係数の解釈はあまり当てにならないのではないか?また,モデルを評価するというのは相対的にしか比較できないと思うので,一つのモデルではなく,複数のモデルが提示されていなければならないのではないか?
- 因果効果の推定では、モデルの当てはまりを改善するという目的で、変数を投入すると、p hackingのようなことが起きたりしないのか?
- 目的の違いごとに手法が発展しているので、その手法はどの 目的のもと、発展した手法なのか?に自覚的でなければ混乱 する可能性がある(自分は混乱させてました)

まとめ

- 回帰分析を使って、説明的な問いを検証する、もしくは説明 するとは何か???
- 説明2≒統計モデリングの系譜で言えば、予測分布の評価だが、 その場合の変数選択は、情報量基準で選ぶのだろうか?
- この場合は、yの分布選びがとても重要な作業になってくる し、情報量基準によって統計学的な検証プロセスがある
- 説明1≒規定要因分析(関連の探索)であれば,係数の有意性 や大きさを分析者の実感と照らし合わせて,解釈するなどを 学問分野全体で繰り返すことで,因果関係のメカニズムがより詳細になるという貢献はできるはず
- けれども、統計学的な検証プロセスはなさそう
- どちらにしても、係数の大小で因果効果を言及したいのであれば、ゆくゆくはバックドア基準に基づいて変数選択などをしていくことが求められる
- そうでなければ、係数の有意性やプラス・マイナスの符号すら当てにならないのではないか?

- 阿部晃士,2007,「2つの連続変数間の関係を推定する(1)」片瀬一男編『社会統計学』 放送大学教育振興会:162-178.
- 赤池弘次・甘利俊一・北川源四郎・樺島祥介・下平英寿,2007,『赤池情報量基準』共立 出版。
- 浅野哲・中村二郎,2009,『計量経済学(第2版)』有斐閣.
- Blookhart, M. A., Schneeweiss, S., Rothman, K. J., Glynn, R. J., Avorn, J., Sturmer, T., 2006, "Variable Selection for Propensity Score Models," *American Jpurnal of Epidemiology*, Vol.163(12): 1149-1156.
- Bohrnstedt, G, W and Knoke, D, 1988, "Statitics for Social Data Analysis(2nd eds.)" Itasca, IL: F. E. Peacook Puh. (=1990海野道郎・中村隆監訳『社会統計学』ハーベスト社).
- Goertz, Gary, and Mahoney, James, 2012, A Tale of Two Cultures: Qualitative and Quantitative Research in the Social Sciences, Princeton University Press (= 2015, 西川賢・今井真士訳『社会科学のパラダイム論争』勁草書房.
- Goldthorpe, J. H., 2016, *Sociology as a Population Science*, Cambridge University Press.
- 南風原朝和,2002,『心理統計学の基礎』有斐閣.
- 南風原朝和, 2014, 『続・心理統計学の基礎』有斐閣.
- 浜田宏・石田淳・清水裕士, 2019, 『社会科学のためのベイズ統計モデリング』朝倉書店.
- Hastie, T., R. Tibshirani & J. Friedman, 2009, The Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference, and Prediction Second Edition, Springer. (=2014, 杉山 将・井手剛・神嶌敏弘・栗田多喜夫・前田英作監訳『統計的学習の基礎:データマイニンク・推論・予測』共立出版).
- 畑野快・溝上慎一, 2013, 「大学生の主体的な授業態度と学習時間に基づく学生タイプの 検討」『日本教育工学会誌』37(1):13-21.

- Hayashi Fumio, 2000, "Econometrics" Princeton University Press.
- 林岳彦, 2020, 「統計的因果推論, 構造から見るか?差分から見るか?」
- 林岳彦・黒木学, 2016, 「相関と因果と丸と矢印のはなし:はじめてのバックドア基準」岩波データサイエンス刊行委員会『岩波データサイエンス3』岩波書店.
- 林拓也,2018,『社会統計学入門』放送大学教育振興会.
- 伊庭幸人,2006,「ベイズ統計の流行の背景にあるもの」『電子情報通信学会技術研究報告.NC,ニューロコンピューティング』106(279):61-66.
- 伊庭幸人編,2018,『ベイズモデリングの世界』岩波書店.
- 岩崎学, 2015, 『統計的因果推論』朝倉書店.
- 金子元久,2007,『大学の教育力』ちくま書房.
- 金子元久,2012,「大学教育と学生の成長」『名古屋高等教育研究』第12号:211-236.
- 神林博史,2017,「統計学・計量社会学をどう教えるか」『理論と方法』32(1):177-187.
- 狩野裕, 2002, 「構造方程式モデリング, 因果推論, そして非正規性」甘利俊一・狩野裕・佐藤俊哉・松山裕・竹内啓・石黒真木夫『多変量解析の展開:隠れた構造と因果を推理する』岩波書店, pp.65-129.
- 片瀬一男,2007,『社会統計学』放送大学教育振興会.
- 片瀬一男・阿部晃士・林雄亮・高橋征仁,2019,『社会統計学アドバンスト』ミネルヴァ 書房.
- King, Gary, 1986, "How Not to Lie with Statistics: Avoiding Common Mistakes in Quantitative Political Science," *American Journal of Political Science*, 30(3): 666–87.
- King, Gary, 1990, "Stochastic variation: A comment on Lewis-Beck and Skalaban's 'The R-Squared," *Political Analysis*, 2(1): 185–200.

- King, G., Keohane, R. O., and Verba, S., 1994, *Designing Social Inquiry*: *Scientific Inference in Qualitative Research*, Princeton University Press(= 2004, 真渕勝監訳『社会科学のリサーチ・デザイン』勁草書房.
- 久保拓弥, 2012, 『データ解析のための統計モデリング入門』岩波書店.
- 黒木学,2017,『構造的因果モデルの基礎』共立出版.
- 小室直樹, 1974, 「社会学における統計モデルをめぐる諸問題」『現代社会学』 Vol.1(2): 24-55.
- 小西貞則・北川源四郎,2004,『情報量基準』朝倉書店.
- 小杉孝司,2019,『言葉と数式で理解する多変量解析入門』北大路書房.
- Leite W. L., 2017, "Practical Propensity Score Methods Using R", SAGE Publications Inc.
- 溝上慎一,2008,「授業・授業外学習による学習タイプと汎用的技能との習得の関連」研究代表者 秦由美子『大学における学生の質に関する国際比較研究―教育の質保証・向上の観点から―(平成17年~平成19年度科学研究費補助金基盤研究(B)(一般)最終報告書)』:2-11.
- 溝上慎一, 2009, 「授業・授業外学習による学習タイプと能力や知識の変化・大学教育満 足度との 関連性」山田礼子編著『大学教育を科学する:学生の教育評価の国際比較』東信 堂:119-133.
- 溝上慎一・中間玲子・山田剛史・森朋子 2009「学習タイプ(授業・授業外学習)による知識・技能の獲得差異」『大学教育学会誌』31(1):112-119.
- 三輪哲・林雄亮, 2014, 『SPSSによる応用多変量解析』オーム社.
- Morgan, S. and C. Winship, 2015, Counterfactuals and Causal Inference: Methods and Principles for Social Research, Cambridge University Press.
- 西山慶彦・新谷元嗣・川口大司・奥井亮, 2019, 『計量経済学』有斐閣.

- 岡部彌太郎,1926,「重相關及び重回歸方程式による一組のテストの合理的組成」『心理学研究』1(5):639-679.
- 大久保翔貴,2019,「因果推論の道具箱」『理論と方法』34(1):20-34.
- 大塚淳, 2020, 『統計学を哲学する』名古屋大学出版会.
- 小塩真司, 2015, 『研究をブラッシュアップするSPSSとAmosによる心理・調査データ解析』東京図書.
- Pearl , J., 2000, "Causality: Models, Reasoning, and Inference." Cambridge University Press(= 2009, 黑木学訳『統計的因果推論』共立出版).
- Pearl J., Glymour M and Jewell, N. J., 2016, "Causal Inference in Statistics: A Primer", John Wiley & Sons Ltd.(=2019,落海浩訳『入門 統計的因果推論』朝倉書店).
- 佐藤俊太朗・芝孝一郎, 2021, 「DAGと回帰分析を用いた因果推論入門」日本疫学会プレセミナー2021 発表資料.
- 盛山和夫,2004,『社会調査法入門』有斐閣ブックス.
- 鹿野繁樹, 2015, 『新しい計量経済学』日本評論社.
- 清水裕士, 2014, 『個人と集団のマルチレベル分析』ナカニシヤ出版.
- 清水裕士,2018,「心理学におけるベイズ統計モデリング」『心理学評論』Vol.61(1): 22-41.
- 清水裕士, 2020, 「頻度主義とベイズ主義について思ったことメモ」
- 清水裕士, 2021, 『心理学統計法』放送大学教育振興会.
- 清水裕士・荘島宏二郎, 2017, 『社会心理学のための統計学』誠信書房.
- 末石直也,2015,『計量経済学』日本評論社.
- 数理社会学会監修, 2006, 『社会の見方, 測り方』勁草書房.
- 荘島宏二郎編,2017,『計量パーソナリティ心理学』ナカニシヤ出版.
- 戸田山和久, 2015, 『科学的実在論を擁護する』名古屋大学出版会.

- 東京大学教養学部統計教室, 1991, 『統計学入門(基礎統計学 I)』東京大学出版会.
- 豊田秀樹, 2017, 『心理統計法』放送大学教育振興会.
- 筒井淳也, 2016, 「シンポジウム『日本の数理・計量社会学のこれまでとこれから』を振り返って」『理論 と方法』31(1): 160-66.
- 筒井淳也, 2019, 「計量社会学と因果推論」『理論と方法』34(1):35-46.
- 渡辺澄夫, 2012, 『ベイズ統計の理論と方法』コロナ社.
- Westreich, Daniel and Sander Greenland., 2013, "The Table 2 Fallacy: Presenting and Interpreting Confounder and Modifier Coefficients." *American Journal of Epidemiology*, 177(4): 292–299.
- 吉田寿夫, 2018, 『本当にわかりやすい すごく大切なことが書いてある ちょっと進んだ 心に関わる 統計的研究法の本 III』北大路書房.
- 吉田寿夫・村井潤一郎, 2021, 「心理学的研究における重回帰分析の適用に関わる諸問題」『心理学研究』(forthcoming).

付記

本研究推進に際し、JSPS科研費JP18K18651・JP 18K18652・JP19H00619・JP19H00621・JP19H01690・ JP20H01643・JP20J14673の資金提供を受けた。ここに記して感謝申し上げる次第である。