

比較研究: 発展 機械学習

川田恵介
東京大学
keisukekawata@iss.u-tokyo.ac.jp

2025-11-26

1 恒常所得仮説の例

1.1 推奨される予測モデルの活用

! Important 1: 予測モデルを活用した比較

1. データの事例について、 Y/D の予測値を算出する
2. Y/D の予測誤差: $(Y - Y \text{ の予測値})/(D - D \text{ の予測値})$ を計算する
3. Y の予測誤差を、 D の予測誤差で OLS 推定する

- 具体的な例を用いて、直感を確認

1.2 消費の決定

- 教科書的なケインズ型消費関数

$$\text{消費} = \beta_0 + \beta_1 \times \text{所得}$$

- 所得は、消費と貯蓄(含む借金の返済)に振り分ける
- 乗数効果: 所得の増加は、消費を増やし、他の人の所得を増やす
- 給付金や減税等による”景気刺激政策”の論拠の一つ

1.3 現代的議論

- 所得変化の理由が論点
 - 「今、川田が一万円を皆さんに配った場合、今月の消費は増える?、それとも貯蓄に回る?」
- 恒常所得仮説: 生涯所得に大きな影響を与えない「一時的な所得」は、消費をほとんど増やさない

1.4 現代的議論

- 恒常所得仮説への反論: 「一時的な所得」であったとしても、消費を大きく増加させる可能性がある
 - 金融市場の不完全性、人間の思考の癖
- 個人差があるので、傾向把握は実証的な課題

1.5 想定

- データから観察できる変数: ある月の[消費額、所得額、個人属性(職業、過去の賃金履歴、学歴、技能等)]
- 所得の”構造”: 所得の内訳

$$\text{所得} = \underbrace{\text{一時所得} + \text{恒常所得}}_{\text{観察できない}}$$

1.6 想定

- 平均消費の”構造”: 所得の内訳

$$E[\text{消費} | \text{一時、恒常所得}] = 10 + \underbrace{0.5 \times \text{恒常所得}}_{\text{観察できない}}$$

- 恒常所得仮説が厳密に成り立っている
- 恒常所得が同じ回答者内で比較すると、消費と一時所得の間に関係性はない

1.7 悪例

- 「一時所得 \approx 所得」と考えて、消費 \sim 所得を OLS で推定
- 「消費と一時所得の間に正の関係性がある」というミスリーディングな結論を得てしまう

1.8 自然実験の活用

- 一時所得のみを変動させるイベント(自然実験)があれば、消費 \sim イベント(\approx 一時所得)を OLS で推定できる
 - 例: 宝くじ購入内で、当たった人と当たらなかった人の消費パターンを比べる
 - 米国における政府機関の一時閉鎖を利用し、閉鎖により一時的に所得が下がった人とそれ以外を比較(Baker and Yannelis, 2017)

1.9 個人属性を活用したバランス後の比較

- 恒常所得 = X から予測可能な所得と仮定
- X が全く同じ人の中で、バランス後の比較

- X が同じであれば、所得の個人差 = 一時所得の個人差なので、消費～所得 の関係性は、一時所得と消費の関係性を捉えている

1.10 予測モデルの活用

- 所得 \simeq 一時所得 + 予測所得
- 一時所得 $\simeq \frac{\text{所得} - \text{予測所得}}{\text{所得の予測誤差}}$
- 消費量 - X からの予測消費量 も同時にを行うことで、 X の影響を念入りに排除

2 予測モデルへの要求

2.1 予測精度

- Y/D について、理想的な予測モデルに近いモデルを推定する必要がある。
- OLS や LASSO、Random Forest などの特定の推定方法だけでは、不十分な可能性があるので、Stacking 法が推奨される

2.2 過剰適合の回避

- 予測モデルを比較的シンプルな OLS や LASSO などで推定した場合、全データを用いて予測モデルを推定できる
- Random Forest などで推定する場合は、交差推定が必要
- 交差推定を利用した Stacking を用いる場合、アルゴリズムの数が少数であれば、全データを用いて推定できる

3 差の異質性

3.1 Fukai, Ichimura and Kawata (2021)

- コロナ前(2019 年)と後(2020 年)の 4~6 月の就業率を比較したい
 - COVID とその対応策の影響を間接的に評価する
- Y = 就業状態、 D = 2020/2019、 X = 年齢等の基礎変数 + 前年の就業状態
- 平均的な差はあまりない
 - 就業状態が流動的であると考えられる、一部の層に大きな影響がある

3.2 個人因果効果の予測

- 個人ごとに因果効果が予測できれば、
 - 医療行為の個別化: “きき方”/副反応の深刻さ、に応じて医療行為を変える
 - ある医療の行為の因果効果を、 X から予測する

- ▶ 単位取得計画のサジェスト: 学生の志望進路や興味関心などに応じて、おすすめ単位取得を示す
 - 講義の受講の因果効果を、 X から予測する
- ・ 実務の例: EconML (MicroSoft), CausalML (Uber)

3.3 職業訓練の効果

- ・ フランスにおける実験: 職業訓練の提供主体を公的機関/民間企業にランダムに割り付ける
- ・ Behaghel, Crépon and Gurgand (2014) : 平均的には公的機関の方が効果的
 - ▶ Kallus (2023) : 異質性が大きい
 - ▶ 一部の労働者によって公的機関による訓練の影響が強いだけで、平均的には民間企業の訓練の方が効果的

4 異質性の推定

4.1 部分線型モデルの一般化

- ・ 部分線型モデルを一般化する

$$E[Y | D, X] = \underbrace{\beta_D(X)}_{X \text{についての非常に複雑な関数}} \times D + \underbrace{X \text{についての複雑な関数}}$$

- ・ ここまで $\beta_D(X)$ は一定の値

4.2 推定

- ・ $\beta_D(X)$ を以下の手順で推定
 1. Y, D の予測モデル $g_Y(X), g_D(X)$ を交差推定で推定
 2. $\beta_D(X) \times (D - E[D | X])$ から、 $Y - E[Y | X]$ を極力予測するように $\beta_D(X)$ を推定

4.3 「差」の線型モデル

- ・ $\beta_D(X) = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \dots$ と定式化する
- ・ どのような属性が、大きな”平均差”をもたらすのか、推定できる

4.4 補論: 標準化

- ・ 線型モデルにおいて、通常 β_0 の解釈は難しい
 - ▶ 全ての X が”0”であった場合の”値”
- ・ X を 標準化 $(X - X\text{の平均値})/X\text{の標準偏差}$ すれば、

- ・全ての X が平均値であった場合の”値”となり、より解釈しやすい

4.5 例

```
set.seed(111)

library(tidyverse)

Data = read_csv("Public/Example.csv")

Y <- Data$Price

D <- Data$Reform

X <- select(
  Data,
  Size,
  Tenure,
  Distance)
```

4.6 例: 予測モデル

```
model <- grf::causal_forest(
  X = scale(X),
  Y = Y,
  W = D
) # Causal Forest
```

4.7 例: 「差」の線型モデル

```
model_linear <- grf::best_linear_projection(
  model,
  scale(X))

confint(model_linear)
```

	2.5 %	97.5 %
(Intercept)	2.623854226	5.5148527
Size	0.003509711	5.7935595
Tenure	2.061855409	4.6909830
Distance	-1.826427966	0.9313599

4.8 「差」の回帰木モデル

- ・ $\beta_D(X)$ を回帰木モデルとして推定する
 - ・Random Forest が応用できる

- Causal Forest

4.9 例: 「差」の線型モデル

```
# A tibble: 6 × 4
  Size Tenure Distance pred[,1]
  <dbl>   <dbl>    <dbl>     <dbl>
1     40      3        3     -1.37
2     65     12        4      1.54
3     65     21        4      7.60
4     65     16        4      6.31
5     40      7        3     -1.08
6     95      5        3     11.1
```

4.10 Stacking の活用

- grf package のみでは、random forest を用いたY/D の予測モデル推定が行われる
- Stacking に変更することも可能

4.11 例: Stacking の活用

```
library(ddml)

X <- select(
  Data,
  Size,
  Tenure,
  Distance)

model_Y <- shortstacking(
  y = Y,
  X = scale(X),
  learners = list(
    list(fun = ddml::ols),
    list(fun = ddml::mdl_ranger)),
  ensemble_type = "nnls1")
```

```
sample fold 1/2
sample fold 2/2
```

```
model_D <- shortstacking(
  y = D,
  X = scale(X),
  learners = list(
    list(fun = ddml::ols),
```

```
list(fun = ddml::mdl_ranger),
ensemble_type = "npls1")
```

```
sample fold 1/2
sample fold 2/2
```

4.12 例: Stacking の活用

```
model <- grf::causal_forest(
  X = scale(X),
  Y = Y,
  W = D,
  Y.hat = model_Y$oos_fitted,
  W.hat = model_D$oos_fitted) # Causal Forest

confint(grf::best_linear_projection(model,scale(X)))
```

	2.5 %	97.5 %
(Intercept)	2.7160864	5.2428268
Size	0.1077153	5.3172439
Tenure	2.4055694	4.5313925
Distance	-1.5042824	0.8121925

4.13 発展

- ・異質性の推定については、多くの手法が提案され、現在でも研究が続いている
 - ▶ 参照: CausalML : Chap. 14-15

4.14 Reference

Bibliography

Baker, S.R. and Yannelis, C. (2017) “Income changes and consumption: Evidence from the 2013 federal government shutdown,” *Review of Economic Dynamics*, 23, pp. 99–124.

Behaghel, L., Crépon, B. and Gurgand, M. (2014) “Private and public provision of counseling to job seekers: Evidence from a large controlled experiment,” *American economic journal: applied economics*, 6(4), pp. 142–174.

Fukai, T., Ichimura, H. and Kawata, K. (2021) “Describing the impacts of COVID-19 on the labor market in Japan until June 2020,” *The Japanese Economic Review*, 72(3), pp. 439–470.

Kallus, N. (2023) “Treatment effect risk: Bounds and inference,” Management Science, 69(8), pp. 4579–4590.