効果の異質性

事例の集計

川田恵介

条件付き平均差

- $$\tau_P(X) = E_P[Y|D=1,X] - E_P[Y|D=0,X]$$

  の予測モデル

  $$g_\tau(X)$$

  を推定

  – どのような層において、差が大きいのか?

応用: 医療行為の" 個人化"

- 医療行為における既存の統計分析は、平均的な効果に焦点を当てる
  – 有効な医療行為は、個人の体質等に依存している可能性
  – 個人に合わせた医療行為を、“根拠” を持って、行いたい

応用: マンション経営コンサルテーション

- 中古マンションの” リノベ” コンサルサービスを展開したい
  – 改築を行えば、どの程度市場価値が上がるのか?
  – 根拠を持って、“予測” したい

一般化された部分線形モデル

- $$E[Y|D,X] = \tau(X) \times D + f(X)$$

- 前回は

$$\tau(X) = \tau$$

R Learner

- 大本のアイディアを示した研究者 (Robinson) にちなんで

1. Y, D の予測モデル $g_Y(X), g_D(X)$ を推定
2. D についての予測誤差 $D - g_D(X)$ から、Y についての予測誤差 $Y - g_Y(X)$ を予測するモデルを機械学習を用いて、推定

- 前回は、単回帰

Causal Forest

- 最も代表的な方法
- 以下を最小にするように” 深い” 決定木を推定

$$E[(Y - g_Y(X) - \tau(X) \times [D - g_D(X))]^2]$$

  - 大量の決定木を推定し、平均を予測値とする

例 Causal Forest

```
Fit <- causal_forest(
  X = X,
  Y = Y,
  W = D,
  Y.hat = FitY$SL.predict,
  W.hat = FitD$SL.predict
  )
```

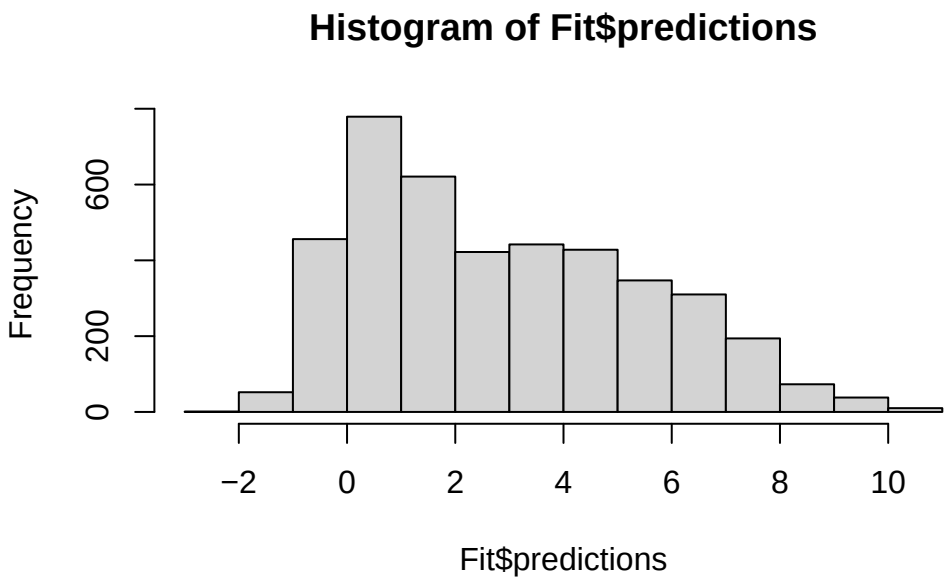
例

```
GRF tree object
Number of training samples: 2086
Variable splits:
(1) split_variable: Size  split_value: 70
  (2) split_variable: RoomNum  split_value: 1
    (4) split_variable: Tenure  split_value: 42
```

```
  (8) split_variable: Size  split_value: 45
    (14) split_variable: RoomD  split_value: 0
      (24) split_variable: Size  split_value: 25
        (34) split_variable: Tenure  split_value: 29
          (46) split_variable: Youseki  split_value: 400
            (58) split_variable: ZoneBusiness  split_value: 0
              (66) split_variable: Youseki  split_value: 300
                (72) split_variable: DistanceStation  split_value: 5
                  (78) * num_samples: 21  avg_Y: 22.9 avg_W: 0.05
                  (79) split_variable: Youseki  split_value: 200
                    (80) * num_samples: 39  avg_Y: 20.11 avg_W: 0.26
                    (81) * num_samples: 39  avg_Y: 23.46 avg_W: 0.15
                (73) * num_samples: 11  avg_Y: 23.64 avg_W: 0.45
              (67) split_variable: DistanceStation  split_value: 7
                (74) * num_samples: 61  avg_Y: 23.05 avg_W: 0.03
                (75) * num_samples: 24  avg_Y: 22.17 avg_W: 0.21
            (59) split_variable: DistanceStation  split_value: 3
              (68) split_variable: DistanceStation  split_value: 2
                (76) * num_samples: 16  avg_Y: 25.44 avg_W: 0
                (77) * num_samples: 22  avg_Y: 24.05 avg_W: 0.09
              (69) * num_samples: 49  avg_Y: 24.04 avg_W: 0.18
          (47) * num_samples: 45  avg_Y: 12.02 avg_W: 0.24
        (35) * num_samples: 17  avg_Y: 32.47 avg_W: 0.12
      (25) split_variable: Tenure  split_value: 13
        (36) split_variable: DistanceStation  split_value: 4
          (48) * num_samples: 32  avg_Y: 42.16 avg_W: 0.06
          (49) * num_samples: 40  avg_Y: 39.65 avg_W: 0.08
        (37) split_variable: Kenpei  split_value: 60
          (50) * num_samples: 22  avg_Y: 33.77 avg_W: 0.32
          (51) split_variable: Tenure  split_value: 19
            (60) * num_samples: 29  avg_Y: 38.79 avg_W: 0.24
            (61) * num_samples: 25  avg_Y: 29.4 avg_W: 0.28
    (15) split_variable: DistanceStation  split_value: 4
      (26) * num_samples: 12  avg_Y: 62.08 avg_W: 0.08
      (27) * num_samples: 19  avg_Y: 55.21 avg_W: 0.26
  (9) split_variable: Size  split_value: 30
    (16) * num_samples: 14  avg_Y: 15.97 avg_W: 0.36
    (17) * num_samples: 10  avg_Y: 25.5 avg_W: 0.6
(5) split_variable: ZoneHouse  split_value: 0
  (10) split_variable: RoomNum  split_value: 2
```

```
      (18) split_variable: Tenure  split_value: 16
        (28) * num_samples: 66  avg_Y: 58.02 avg_W: 0.12
        (29) split_variable: ZoneBusiness  split_value: 0
          (38) * num_samples: 22  avg_Y: 37.18 avg_W: 0.45
          (39) split_variable: Tenure  split_value: 24
            (52) * num_samples: 16  avg_Y: 51.56 avg_W: 0.5
            (53) split_variable: Size  split_value: 45
              (62) * num_samples: 25  avg_Y: 28.38 avg_W: 0.44
              (63) * num_samples: 8  avg_Y: 42.88 avg_W: 0.38
      (19) split_variable: Size  split_value: 65
        (30) split_variable: Tenure  split_value: 10
          (40) * num_samples: 25  avg_Y: 53 avg_W: 0.08
          (41) split_variable: DistanceStation  split_value: 9
            (54) split_variable: ZoneBusiness  split_value: 0
              (64) split_variable: Tenure  split_value: 34
                (70) * num_samples: 15  avg_Y: 42 avg_W: 0.33
                (71) * num_samples: 5  avg_Y: 28.4 avg_W: 0.6
              (65) * num_samples: 23  avg_Y: 42.52 avg_W: 0.65
            (55) * num_samples: 28  avg_Y: 31.61 avg_W: 0.43
        (31) * num_samples: 40  avg_Y: 52 avg_W: 0.22
    (11) split_variable: Tenure  split_value: 18
      (20) * num_samples: 64  avg_Y: 55 avg_W: 0.22
      (21) split_variable: After  split_value: 0
        (32) split_variable: DistanceStation  split_value: 6
          (42) * num_samples: 5  avg_Y: 35.4 avg_W: 0.6
          (43) split_variable: DistanceStation  split_value: 9
            (56) * num_samples: 4  avg_Y: 54 avg_W: 0.75
            (57) * num_samples: 9  avg_Y: 24.11 avg_W: 0.44
        (33) split_variable: RoomNum  split_value: 2
          (44) * num_samples: 19  avg_Y: 40.79 avg_W: 0.58
          (45) * num_samples: 17  avg_Y: 40.86 avg_W: 0.41
(3) split_variable: Youseki  split_value: 300
  (6) split_variable: Size  split_value: 75
    (12) split_variable: ZoneFactory  split_value: 0
      (22) * num_samples: 21  avg_Y: 56.96 avg_W: 0.29
      (23) * num_samples: 8  avg_Y: 54.38 avg_W: 0.38
    (13) * num_samples: 32  avg_Y: 77.03 avg_W: 0.12
  (7) * num_samples: 44  avg_Y: 110.91 avg_W: 0.3
```

例



例

```
predict(
  Fit,
  X[1,],
  estimate.variance = TRUE
  )
```

```
  predictions variance.estimates
1    4.578813          0.9026616
```

例

```
predict(
  Fit,
  X[10,],
  estimate.variance = TRUE
  )
```

```
  predictions variance.estimates
1    1.244246           1.298693
```

中間まとめ

- X から $E_P[Y|D=1,X]-E_P[Y|D=0,X]$ を予測することは、(一応) 可能
  - Random Forest であれば、X の数が少なければ、信頼区間も計算できる
- ただし多くの応用で、精度は高くない

Best Linear Projection

- 線形近似であれば、より高い精度で推定できる
- $$\tau(X) \sim \beta_0 + .. + \beta_L X_L$$

例: Best Linear Predictor

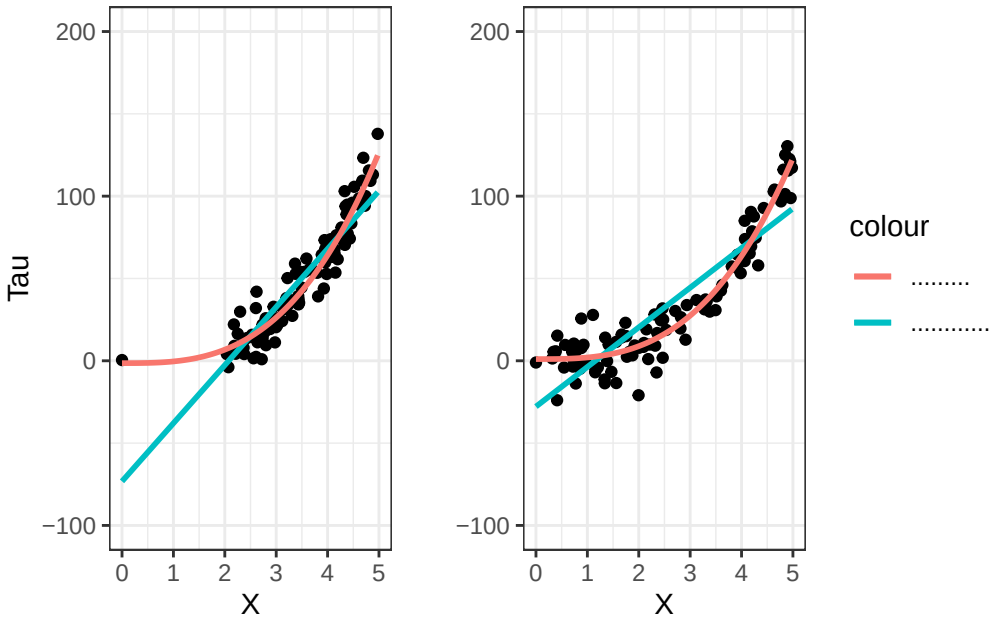
```
Best linear projection of the conditional average treatment effect.
Confidence intervals are cluster- and heteroskedasticity-robust (HC3):

                   Estimate  Std. Error t value  Pr(>|t|)
(Intercept)     -8.12001899 16.88852052 -0.4808 0.6306833
Tenure           0.18776568  0.05535516  3.3920 0.0007003 ***
DistanceStation  0.01700855  0.16167882  0.1052 0.9162225
Size             0.06706808  0.15020357  0.4465 0.6552489
Youseki          0.00016679  0.00624013  0.0267 0.9786772
Kenpei           0.06950402  0.25514394  0.2724 0.7853196
RoomNum         -1.03064318  1.82439243 -0.5649 0.5721560
ZoneHouse       -2.21206287  1.71596586 -1.2891 0.1974330
ZoneBusiness    -0.69148008  5.22979253 -0.1322 0.8948172
RoomL            0.09706019  2.48781843  0.0390 0.9688810
RoomD            2.78727653  2.18615683  1.2750 0.2023926
StructureSRC    -0.04674066  1.52815268 -0.0306 0.9756009
After           -0.05751743  1.16172250 -0.0495 0.9605149
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

定数項の解釈

- 線形近似モデルの定数項は、通常解釈困難
- $$E[\tau|X] \simeq \underbrace{\beta_0}_{?} + .. + \beta_L X_L$$
- まっすぐな解釈は、$E[\tau|X=0] = \beta_0$
  - 多くのデータで、$X=0$ の付近には事例がない
  - 近似の際に” 無視” されている

例



中心化

- 元の変数を平均 0 に変換
- $$Z = X - E[X]$$
- 発展: 標準化

- $$Z = \frac{X - E[X]}{SD[X]}$$

例: Best Linear Predictor

```
Best linear projection of the conditional average treatment effect.
Confidence intervals are cluster- and heteroskedasticity-robust (HC3):

                   Estimate  Std. Error t value  Pr(>|t|)
(Intercept)      2.35003725  0.62820167  3.7409 0.0001858 ***
Tenure           0.18776568  0.05535516  3.3920 0.0007003 ***
DistanceStation  0.01700855  0.16167882  0.1052 0.9162225
Size             0.06706808  0.15020357  0.4465 0.6552489
Youseki          0.00016679  0.00624013  0.0267 0.9786772
Kenpei           0.06950402  0.25514394  0.2724 0.7853196
RoomNum         -1.03064318  1.82439243 -0.5649 0.5721560
ZoneHouse       -2.21206287  1.71596586 -1.2891 0.1974330
ZoneBusiness    -0.69148008  5.22979253 -0.1322 0.8948172
RoomL            0.09706019  2.48781843  0.0390 0.9688810
RoomD            2.78727653  2.18615683  1.2750 0.2023926
StructureSRC    -0.04674066  1.52815268 -0.0306 0.9756009
After           -0.05751743  1.16172250 -0.0495 0.9605149
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

補論: 信頼区間の計算

- 多くの関数において、推定誤差 (Std.Error) は報告される
- 95% 信頼区間はざっくり
- $$\text{推定値} \pm 2 * Std.Error$$

まとめ

- 機械学習は、条件付き平均差をそのまま推定するための活路
  - ただ依然として困難が多い

- 母集団における平均差を推測するツールの方が、現状より確立されている
  - 典型的な方法は、線形近似モデルの推定
  - 定式化に注意