

第 14 回 回帰不連続デザイン (11)

村澤 康友

2020 年 7 月 21 日

今日のポイント

1. 一定のルールで処置の有無が決まる場合、処置確率に不連続性が生じるため、回帰式も不連続となる。回帰式の不連続性を利用して ATE を推定する手法を回帰不連続デザイン (RDD) という。
2. RDD は回帰式が不連続な点で条件付き ATE を局所的に推定する。重回帰モデルを仮定すれば OLS でも推定できる。
3. 処置確率が 0 から 1 にジャンプする RDD をシャープな RDD, それ以外をファジーな RDD という。
4. ファジーな RDD も回帰式が不連続な点で条件付き ATE を局所的に推定する。均一な処置効果を仮定すれば IV 法でも推定できる。

目次

1	回帰不連続デザイン	1
1.1	処置の割当ルール	1
1.2	条件付き平均処置効果 (ATE)	1
1.3	不連続な回帰式	1
1.4	回帰不連続デザイン (RDD) (p. 254)	2
1.5	重回帰モデル (p. 259)	2
2	ファジーな RDD	2
2.1	処置確率 (p. 259)	2
2.2	不連続な回帰式	3
2.3	ファジーな RDD (p. 259)	4

2.4	均一な処置効果	4
2.5	IV 推定 (p. 260)	4

3	今日のキーワード	4
4	次回までの準備	4

1 回帰不連続デザイン

1.1 処置の割当ルール

無作為や自己選択でなく、一定のルールで処置の有無が決まる状況を考える。 D を処置ダミー, X を共変量とする。 X が基準値以上だと処置をするなら

$$D := [X \geq c]$$

ただし $[.]$ は中の命題が真なら 1, 偽なら 0 を返す指示関数。この場合、処置群と対照群に X の値が等しい観測値は存在せず、マッチング法は使えない。

1.2 条件付き平均処置効果 (ATE)

(Y_1^*, Y_0^*) を処置をする時としない時の潜在的な結果とする。 $d = 0, 1$ について、 Y_d^* の X 上へのノンパラメトリックな回帰モデルを仮定する。

$$E(Y_d^* | X) = r_d(X)$$

$X = x$ のときの条件付き ATE は

$$\begin{aligned} \text{ATE}(x) &:= E(Y_1^* - Y_0^* | X = x) \\ &= E(Y_1^* | X = x) - E(Y_0^* | X = x) \\ &= r_1(x) - r_0(x) \end{aligned}$$

1.3 不連続な回帰式

$D := [X \geq c]$ なら観測される結果は

$$\begin{aligned} Y &:= DY_1^* + (1 - D)Y_0^* \\ &= [X \geq c]Y_1^* + [X < c]Y_0^* \end{aligned}$$

補題 1.

$$E(Y|X) = [X \geq c]r_1(X) + [X < c]r_0(X)$$

証明.

$$\begin{aligned} E(Y|X) &= E([X \geq c]Y_1^* + [X < c]Y_0^*|X) \\ &= [X \geq c]E(Y_1^*|X) + [X < c]E(Y_0^*|X) \\ &= [X \geq c]r_1(X) + [X < c]r_0(X) \end{aligned}$$

□

注 1. すなわち $E(Y|X)$ は $X = c$ で不連続 (図 1).

1.4 回帰不連続デザイン (RDD) (p. 254)

定義 1. 回帰式の不連続性を利用して ATE を推定する手法を回帰不連続デザイン (*Regression Discontinuity Design, RDD*) という.

定理 1. $r_0(\cdot), r_1(\cdot)$ が c で連続なら

$$ATE(c) = \lim_{x \downarrow c} E(Y|X = x) - \lim_{x \uparrow c} E(Y|X = x)$$

証明.

$$\begin{aligned} &\lim_{x \downarrow c} E(Y|X = x) - \lim_{x \uparrow c} E(Y|X = x) \\ &= \lim_{x \downarrow c} r_1(x) - \lim_{x \uparrow c} r_0(x) \\ &= r_1(c) - r_0(c) \\ &= ATE(c) \end{aligned}$$

□

注 2. 各項は $X = c$ 近傍の局所的な回帰モデルで推定できる.

1.5 重回帰モデル (p. 259)

次の重回帰モデルを仮定する.

$$E(Y|D, X) = \alpha + \beta D + \gamma X + \delta DX$$

定理 2.

$$ATE(c) = \beta + \delta c$$

証明. $D := [X \geq c]$ より

$$\begin{aligned} \lim_{x \downarrow c} E(Y|X = x) &= \lim_{x \downarrow c} E(Y|D = 1, X = x) \\ &= \lim_{x \downarrow c} (\alpha + \beta + \gamma x + \delta x) \\ &= \alpha + \beta + \gamma c + \delta c \\ \lim_{x \uparrow c} E(Y|X = x) &= \lim_{x \uparrow c} E(Y|D = 0, X = x) \\ &= \lim_{x \uparrow c} (\alpha + \gamma x) \\ &= \alpha + \gamma c \end{aligned}$$

第 1 式から第 2 式を引くと

$$\begin{aligned} ATE(c) &= \alpha + \beta + \gamma c + \delta c - (\alpha + \gamma c) \\ &= \beta + \delta c \end{aligned}$$

□

注 3. 多項式回帰モデルにも拡張可能. ただし大域的な回帰モデルの定式化は誤りかもしれない.

2 ファジーな RDD

2.1 処置確率 (p. 259)

$D := [X \geq c]$ なら

$$\Pr[D = 1|X] = [X \geq c]$$

すなわち処置確率は $X = c$ で 0 から 1 にジャンプする. より一般的に, 処置確率が $X = c$ で p から q にジャンプする状況を考える. ただし $p, q \in [0, 1]$.

定義 2. 処置確率が 0 から 1 にジャンプする RDD をシャープな RDD という.

定義 3. シャープでない RDD をファジーな RDD という.

例 1. X, Z を共変量とする. X, Z が同時に基準値以上だと処置をするなら

$$D := [X \geq c, Z \geq d]$$

Z が観測されないと

$$\begin{aligned} \Pr[D = 1|X] &= \Pr[X \geq c, Z \geq d|X] \\ &= \Pr[Z \geq d|X \geq c, X] \Pr[X \geq c|X] \\ &= \Pr[Z \geq d|X][X \geq c] \end{aligned}$$

すなわち処置確率は $X = c$ で 0 から $\Pr[Z \geq d|X]$ にジャンプする.

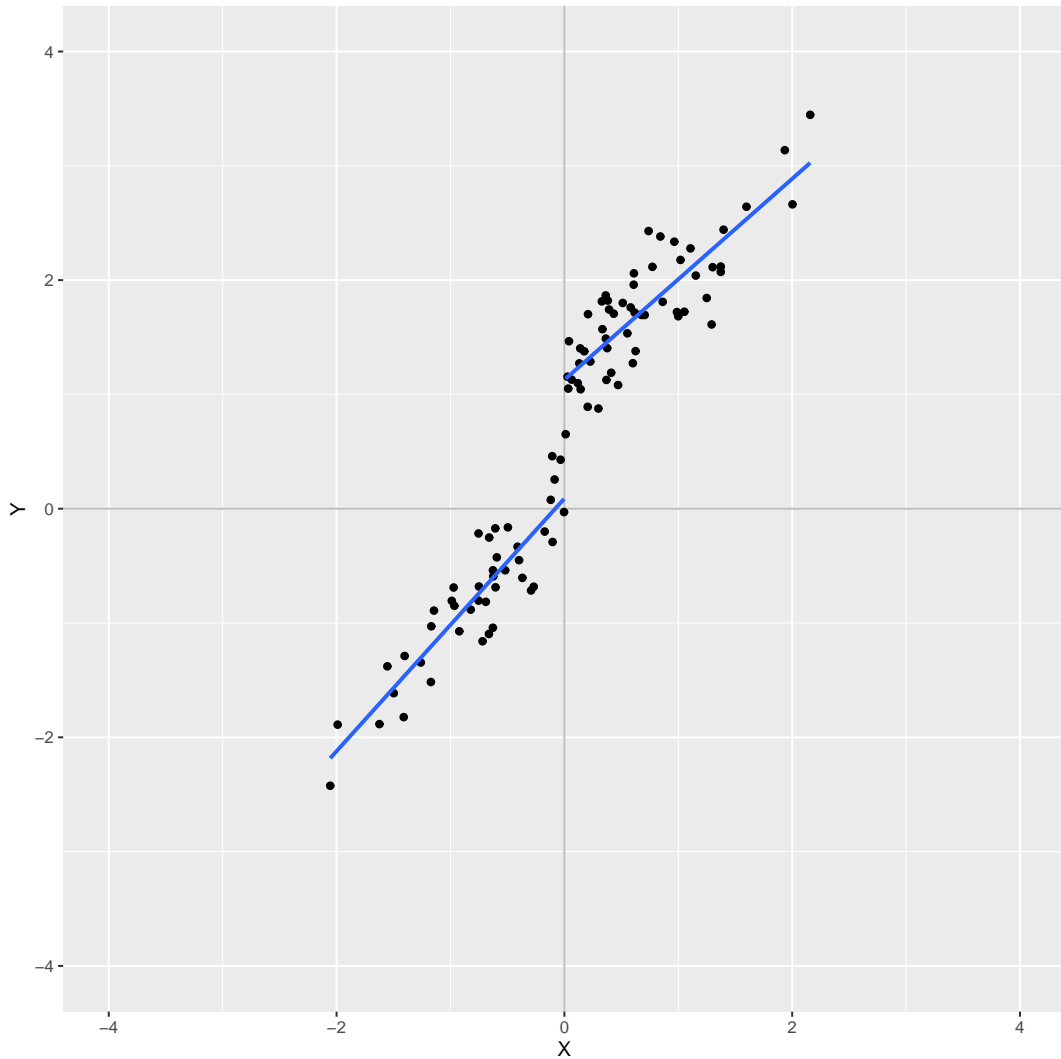


図1 $X = 0$ で不連続な回帰モデル

2.2 不連続な回帰式

$p(X) := \Pr[D = 1|X]$ とする. $p(\cdot)$ の c における右極限を $p(c+)$, 左極限を $p(c-)$ と表す. すなわち

$$p(c+) := \lim_{x \downarrow c} p(x)$$

$$p(c-) := \lim_{x \uparrow c} p(x)$$

補題 2. X を所与として Y_1^*, Y_0^* が D と条件付き平均独立なら

証明. 繰り返し期待値の法則より

$$\begin{aligned} E(Y|X) &= E(DY_1^* + (1-D)Y_0^*|X) \\ &= E(E(DY_1^* + (1-D)Y_0^*|D, X)|X) \\ &= E(D E(Y_1^*|D, X) + (1-D) E(Y_0^*|D, X)|X) \\ &= E(D E(Y_1^*|X) + (1-D) E(Y_0^*|X)|X) \\ &= E(D|X) E(Y_1^*|X) + (1 - E(D|X)) E(Y_0^*|X) \\ &= \Pr[D = 1|X]r_1(X) + (1 - \Pr[D = 1|X])r_0(X) \\ &= p(X)r_1(X) + (1 - p(X))r_0(X) \end{aligned}$$

□

$$E(Y|X) = p(X)r_1(X) + (1 - p(X))r_0(X)$$

注 4. $p(\cdot)$ が c で不連続なら $E(Y|X)$ も $X = c$ で

不連続.

2.3 ファジーな RDD (p. 259)

定理 3. X を所与として Y_1^*, Y_0^* が D と条件付き平均独立で, $r_0(\cdot), r_1(\cdot)$ が c で連続なら

$$\text{ATE}(c) = \frac{\lim_{x \downarrow c} E(Y|X = x) - \lim_{x \uparrow c} E(Y|X = x)}{p(c+) - p(c-)}$$

証明. 補題より

$$\begin{aligned} & \lim_{x \downarrow c} E(Y|X = x) \\ &= \lim_{x \downarrow c} (p(x)r_1(x) + (1 - p(x))r_0(x)) \\ &= p(c+)r_1(c) + (1 - p(c+))r_0(c) \\ &= r_0(c) + p(c+)(r_1(c) - r_0(c)) \\ & \lim_{x \uparrow c} E(Y|X = x) \\ &= \lim_{x \uparrow c} (p(x)r_1(x) + (1 - p(x))r_0(x)) \\ &= p(c-)r_1(c) + (1 - p(c-))r_0(c) \\ &= r_0(c) + p(c-)(r_1(c) - r_0(c)) \end{aligned}$$

第 1 式から第 2 式を引くと

$$\begin{aligned} & \lim_{x \downarrow c} E(Y|X = x) - \lim_{x \uparrow c} E(Y|X = x) \\ &= (p(c+) - p(c-))(r_1(c) - r_0(c)) \\ &= (p(c+) - p(c-))\text{ATE}(c) \end{aligned}$$

整理すれば結果が得られる. □

注 5. 各項は $X = c$ 近傍の局所的な回帰モデルで推定できる.

2.4 均一な処置効果

均一な処置効果を仮定する. すなわち

$$\begin{aligned} Y_0^* &= r(X) + U \\ Y_1^* &= Y_0^* + \beta \\ E(U|X) &= 0 \end{aligned}$$

観測される結果は

$$\begin{aligned} Y &:= DY_1^* + (1 - D)Y_0^* \\ &= Y_0^* + (Y_1^* - Y_0^*)D \\ &= r(X) + \beta D + U \end{aligned}$$

$r(X) := \alpha + \gamma X$ とすると

$$Y = \alpha + \beta D + \gamma X + U$$

$\text{cov}(D, U) \neq 0$ だと OLS 推定量に偏りが生じる.

2.5 IV 推定 (p. 260)

D はダミー変数なので $\Pr[D = 1|X] = E(D|X)$. $E(D|X)$ が $X = c$ でジャンプするなら $E(D|X)$ は $Z := [X \geq c]$ と相関する.

定理 4.

$$\begin{aligned} E(ZD) &\neq 0 \\ E(ZU) &= 0 \end{aligned}$$

証明. $Z := [X \geq c]$ は X で一意に決まるので, 繰り返し期待値の法則より

$$\begin{aligned} E(ZD) &= E(E(ZD|X)) \\ &= E(Z E(D|X)) \\ &= E([X \geq c] E(D|X)) \\ &\neq 0 \\ E(ZU) &= E(E(ZU|X)) \\ &= E(Z E(U|X)) \\ &= 0 \end{aligned}$$

□

注 6. したがって Z を IV とした IV 法で均一な処置効果を推定できる.

注 7. D が 2 値変数でない場合にも拡張可能.

3 今日のキーワード

回帰不連続デザイン (RDD), シャープな RDD, ファジーな RDD

4 次回までの準備

提出 宿題 7, 復習テスト 1-14 (提出方法は追って連絡)

復習 教科書第 11 章, 復習テスト 14

試験 持ち帰り試験 (My KONAN で提出)