

未介入時の potential outcome を変数とする因果効果の異質性の推定について

慶應義塾大学大学院経済学研究科 高畑圭祐 慶應義塾大学経済学部 星野崇宏

1 問題意識

Rubin の因果効果の推定は医学の治療法の評価や社会科学の政策評価など様々な分野で利用されているが, average treatment effect(ATE) や average treatment effect on the treated(ATT) は母集団についての量である. これに対して, 医学における個別化治療やマーケティングにおける one to one marketing などでは, 対象者ごとに因果効果を推定することが重要となる. これまでもこのような目的から, 特定の pre-treatment variable による部分集団での因果効果や, potential outcome に対する回帰モデルを使った因果効果の moderation effect の推定などが行われてきた.

既存研究ではあくまで pre-treatment による因果効果の異質性の研究であったが, 本研究では heterogeneous treatment effect : $HTE(Y_0) = E(Y_1 - Y_0|Y_0) = E(Y_1|Y_0) - Y_0$ を推定することを目的とする. ここで HTE は Y_0 の関数であり, 「もし通常の介入が行われた場合に得られる outcome が Y_0 である対象者において, 特殊な介入を行った場合の改善分はどの程度か」を表すものである. Y_0 の関数であるため, 推定すべき未知の量は関数 $E(Y_1|Y_0)$ となるが, observational study はもちろん, randomized controlled trial(RCT) であっても Y_1 と Y_0 が同時には観測できないため, 何らかの仮定を置くことが必要となる.

2 モデルの仮定

本研究では Difference-in-Differences 推定が行われる状況を想定する. 時点 a で outcome Y_a が, 時点 $b(>a)$ で potential outcome Y_{1b}, Y_{0b} のどちらかが得られるとし,

$$HTE(Y_{0b}) = E(Y_{1b} - Y_{0b}|Y_{0b}) = E(Y_{1b}|Y_{0b}) - Y_{0b} \quad (1)$$

を推定することを目的とする. ここで Y_a のみを covariate とする場合の Strong ignorability(Rosenbaum and Rubin, 1983) を仮定し, $p(Z|Y_{1b}, Y_{0b}, Y_a) = p(Z|Y_a)$ とすれば,

$$p(Y_{1b}, Y_{0b}|Y_a, Z) = p(Y_{1b}, Y_{0b}|Y_a) \Rightarrow p(Y_{1b}|Y_a, Z) = p(Y_{1b}|Y_a), \quad p(Y_{0b}|Y_a, Z) = p(Y_{0b}|Y_a) \quad (2)$$

となる. さらに

$$p(Y_{1b}|Y_{0b}, Y_a) = p(Y_{1b}|Y_a) \quad (3)$$

を仮定する. これは一見恣意的であるように思われるが, Y_{0b} と Y_a には高い相関があることが予想され, また Y_{1b} と Y_{0b} は同時に生成される変数であることから, このような仮定を採用する.

3 推定法

式(2), 式(3)の仮定より, RCT 状況下では,

$$E(Y_{1b}|Y_{0b}) = \int E(Y_{1b}|Y_{0b}, Y_a)p(Y_a|Y_{0b})dY_a = \int E(Y_{1b}|Y_a, Z=1)p(Y_a|Y_{0b}, Z=0)dY_a \quad (4)$$

となる. ここで $E(Y_{1b}|Y_a, Z=1)$ は特殊な介入を受けた群で推定されたカーネル回帰関数, $p(Y_a|Y_{0b}, Z=0)$ は通常の介入を受けた群で推定されたカーネル条件付き密度関数によって推定が可能である.

参考文献

Rosenbaum, P.R. and Rubin, D.B.(1983): The central role of the propensity score in observational studies for causal effects, *Biometrika*, Vol. 70, Issue 1, pp. 41-55.