

多重回帰とマッチング推定量

荒井 洋一

(政策研究大学院大学助教授)

I 何を推定したいのか？

ここでは政策効果の分析のために多重回帰やマッチング推定量を使うときの話をするのであるが、まずは政策効果とは何なのかということを確認する必要がある。政策効果を説明するために職業訓練の例を考えてみよう。いま政府が失業者のために職業訓練を提供するとして、政府としては、税金を使って行っている職業訓練が本当に意味のあるものかどうか、ということに興味があるのは当然のことであろう。ここでは職業訓練参加者のその後の賃金に注目しよう。

ある個人 i が職業訓練に参加した1年後の賃金を $Y_i(1)$ 、参加しなかった場合の賃金を $Y_i(0)$ とする。このとき参加した場合と参加しなかった場合の賃金の差、 $Y_i(1) - Y_i(0)$ が個人 i の政策効果である。しかし現実には個人 i は職業訓練に参加したかしなかったかのどちらかであるから、 $Y_i(1)$ か $Y_i(0)$ のどちらか一方しか観測することはできない。個人 i が職業訓練に参加した場合は $Y_i(1)$ は観測されるが、 $Y_i(0)$ は個人 i が参加しなかった場合の潜在的な賃金でありこれは観測されない。よって個人の政策効果を推定することは不可能である。これは「政策評価の根本的な問題」と呼ばれる。また同じ職業訓練に参加した人々の間でも個人の政策効果は相異なると考えるのが自然であろう。これらの理由により政策効果という場合、個人の政策効果でなく平均政策効果 ($E[Y_i(1) - Y_i(0)]$ とかく) が興味の対象となる。

II セルフセレクションの問題と Ignorability の仮定

平均政策効果を推定する方法として考えられる単純な方法は、職業訓練参加者と不参加者の平均をそれぞれ計算し、その差をとるという方法であろう。これをここでは「単純な方法」とよぶ。社会科学の政策効果の分析にあたってはこの単純な方法には重大な問題がある。それは職業訓練のような政策においては、失業者個人が職業訓練に参加するかどうかを決断し、その決断は無作為ではないからである。なぜ決断が無作為でないと問題がおこるのであるのか？ いま大卒の失業者と高卒の失業者が同じ数いて、大卒の人は高卒の

人比べて職業訓練に参加する傾向があるとしよう。このとき単純な方法で推定される平均政策効果は、職業訓練に基づく賃金の差と学歴の違いから生じる賃金の複合的な差となっている。よって推定された平均政策効果が大きかったとしても学歴の違いから生じる差が大きかっただけで職業訓練に基づく賃金の差はほとんどないという可能性が排除できない。このような問題は「セルフセレクションの問題」と呼ばれる。これは職業訓練参加者が参加しなかった場合の潜在的な平均賃金は非参加者の平均賃金と異なっているということもできる。また、職業訓練に参加したかどうかを表す変数を D_i とし、個人 i が参加した場合に値1、参加しなかった場合に値0をとるとすると、セルフセレクションの問題は、潜在的賃金と職業訓練に参加するかどうかの決断 D_i の間に相関があることを示している。

では多重回帰やマッチング推定量は上で述べた「政策評価の根本的な問題」と「セルフセレクション」の問題にどう対処するのであるか？ どちらの方法においても Ignorability という仮定が重要な役割を果たす。Ignorability の仮定とは、個人の年齢、性別、学歴、過去の勤続年数などの観測可能な属性を所与とすると、潜在的な賃金 $Y_i(1)$ と $Y_i(0)$ は職業訓練に参加するかどうかの決断 D_i と独立になるということである。先の例でこの仮定を説明しよう。単純化のために属性が学歴のみを含むとすると、先の例では大卒の人は高卒の人に比べて職業訓練に参加する傾向があったが、Ignorability の仮定は、大卒のグループあるいは高卒のグループのみに限定すると参加するかどうかの決断は潜在的賃金と無関係となることを意味している。

III マッチング推定量

それでは Ignorability の仮定の下でマッチング推定量のアイデアを説明しよう。個人 i が職業訓練に参加したとすると、政策評価の根本的な問題は $Y_i(0)$ が観測されないことであった。そこで個人 i と年齢、性別、学歴、過去の勤続年数などの観測可能な属性が同じながら参加しなかった個人の賃金を個人 i が参加しなかったときの潜在的な賃金と見なすのである。つまり個人 i を同じ属性の参加しなかった人に「マッチ」するのである。これを $\hat{Y}_i(0)$ と書く。なぜこのようなこ

とが可能であるかという点、Ignorability の仮定により属性が同じであればセルフセレクションの問題が存在しないからである。よって個人*i*の政策効果は $Y_i(1) - \hat{Y}_i(0)$ と推定できる。個人*i*が職業訓練に参加しなかった場合は、同様の方法で $\hat{Y}_i(1)$ を推定することになる。全個人について個人の政策効果を計算し、それらの平均をとればそれがマッチング推定量である。

$\hat{Y}_i(0)$ を求めるにあたっては同じ属性をもち職業訓練に参加しなかった個人が必ず存在するという仮定が必要である。同じ属性の参加しなかった個人が複数いる場合はそれらの平均をとって $\hat{Y}_i(0)$ とすればよい。また属性に連続な変数が含まれる場合は同じ属性を持つ個人がないという場合が通常であろう。その際にも十分に近い属性をもつ個人に関して加重平均などを考えることにより $\hat{Y}_i(0)$ を求めることができる。ただ近い属性を持つものが全くない可能性も否定することができない。この場合は重要であるので多重回帰を説明した後述べる。

IV 多重回帰

次に多重回帰のアイデアを説明しよう。観測された賃金を Y_i 、観測できる属性を X_{1i}, \dots, X_{ki} として以下の回帰式を考える。

$$Y_i = \alpha + \delta D_i + \beta_1 X_{1i} + \dots + \beta_k X_{ki} + \varepsilon_i$$

この式を考える場合、 D_i の係数 δ が平均政策効果を表すと期待される。しかし、この式に基づくOLS推定量 $\hat{\delta}$ が平均政策効果を推定するためにはIgnorabilityの仮定のみでは不十分でさらに以下の仮定が必要となる。

$$Y_i(1) = \alpha + \delta + \beta_1 X_{1i} + \dots + \beta_k X_{ki} + u_{1i}$$

$$Y_i(0) = \alpha + \beta_1 X_{1i} + \dots + \beta_k X_{ki} + u_{0i}$$

ここで $u_{1i} - u_{0i}$ は X_{1i}, \dots, X_{ki} と相関がないとする。この仮定は少なくとも2つの意味で非常に制約的である。一つには、潜在的賃金と属性が線形な関係にあると仮定しているということである。もう一つには、誤差項を無視すれば潜在的賃金の二つの直線は、切片が δ 異なるだけで平行であるということである。これらのどちらか一方でも満たされていないならば、OLS推定量は平均政策効果をうまく推定できない（一致推

定量とはならない）。

V 多重回帰とマッチング推定量

多重回帰とマッチング推定量の違いをそれらの仮定をとおして議論した。平均政策効果を多重回帰で推定するためにはいくつかの制約的な仮定が追加的に満たされなければならないということがわかった。しかし、ここでより重要なことは、マッチング推定量はこれらの制約的な仮定が満たされていなくても平均政策効果を推定するために用いることができるということである。マッチング推定量に関してはIgnorabilityの仮定があれば、潜在的賃金と属性の関係についての定式化などは一切必要でないのである。同じ目的のために使われる二つの方法は似て非なるものであるということがわかる。これらの方法を用いる際にはそれぞれの方法がどのような仮定の下で有用であるかということを一たび確認する必要があるであろう。

最後にマッチング推定量を考えるにあたり、近い属性を持つ個人が存在しない場合について説明する。単純化のため属性が学歴のみである場合を考える。いま職業訓練参加者は全員高卒が大卒であり、不参加者は高卒であるとしよう。このとき職業訓練に参加した大卒の個人にマッチする不参加者は存在しないことになる。一方で、多重回帰においては取り扱いにおいて特別の変化はない。というのはすでに潜在的賃金が平行であるという強い仮定があるからである。しかし、データの中に大卒の不参加者がいないのに大卒のグループに関する平均政策効果を考えることは意味があることであろうか？ これは非常に難しい問題であるが、近年は平均政策効果を考える対象を参加者と不参加者が両方とも存在するグループ、いまの例でいえば高卒に限り分析を行うのが主流となっており、このような分析は「コモンサポートに限定した分析」とよばれる。データが存在しない部分に不確かな仮定をおくことにより議論を進めるよりは、確実に議論を進められることに焦点をおくことは自然なことと考えられる。

あらい・よういち 政策研究大学院大学助教授。最近の主な著作に“Simultaneous Selection of Optimal Bandwidths for the Sharp Regression Discontinuity Estimator” (with Hidehiko Ichimura), GRIPS Discussion Paper14-03, 2014. 計量経済学専攻。