

教育社会学における〈教育効果〉の検証
——t検定・重回帰分析・パネルデータ分析・傾向スコア・マッチング——
The Validation of "Educational Effects" in Sociology of Education:
Analyses by T-test, Multiple Regression Analysis, Panel Data and Propensity
Score Matching

中西 啓喜
NAKANISHI Hiroki

This paper attempts to reveal the casual effects of shadow education in Japan. The validation of "education effects" are often incoherent with analyzing different data, methods or subjects. Therefore I analyze effects of shadow education by (1) T-test, (2) multiple regression analysis, (3) fixed effect model and random effect model with panel data, and (4) propensity score matching.

The analyses provided the following points: 1) Shadow education was not observed as a significant effect for 3rd year students. 2) However, it was effective for 6th and 9th year students. 3) The robust significant effect of shadow education was observed through fixed effect model with panel data.

キーワード：教育社会学(Sociology of Education)、t検定(T-Test)、重回帰分析(Multiple Regression Analysis)、計量経済学における固定効果モデルおよびランダム効果モデル(Econometric Fixed Effect Model and Random Effect Model)、傾向スコア(Propensity Score)

1. 問題関心

本稿では、学校外教育に着目し、学力に対する〈教育効果〉を実証的に分析する方法をいくつか提示していく。

しばしば、「何が学力を高めるのか」といった〈教育効果〉が議論されることがある。身近なところでいえば、「朝食を取る習慣」や「本の読み聞かせ経験」がある子どもほど学力が高いなどといったものであり、それが〈教育効果〉のエビデンスとして主張されることがある(蔭山 2007)。しかし、こういった類の主張に対して、「朝食を取る習慣」や「本の読み聞かせ経験」に先行した社会階層による疑似的な関連であるという反論が常にされてきた(荻谷・志水編 2004 など)。それでは、〈教育効果〉はどのような分析手法を用いれば実証可能なのか。本稿では、学校外教育を例として、その〈教育効果〉の検証方法について検討していく。

石田(2012)は、社会科学における分析アプローチを、(1)クロス集計表、(2)回帰分析、(3)パネルデータを用いた手法、(4)反実仮想(counterfactual)の枠組みの4つに整理してい

る。本稿では、これら4つの手法を用いて学校外教育の〈効果〉のロバストネスを示すとともに、〈効果〉のバリエーションを示すことを目的としている。

2. 学校外教育の〈効果〉に関する研究

学校外教育は、学力獲得に向けた戦略として位置づけられ、「Shadow Education」と呼ばれる (Bray 1999)。Shadow Education の中身には、塾・予備校のほか、通信教育での添削や家庭教師などが含まれ、こうした学校外教育を受けている方が学校での成績が高かったり、最終的に高い学歴を獲得したりすることが知られている。日本の上級学校への入学試験は、ハイステーク・テストとしての性格が強い。そのため、学習プロセスよりも入試当日のペーパー試験の結果が極めて重視されるゆえに、入試本番のための準備を学校外教育の利用によって行うということがある。

学校外での学習は公教育とは異なり費用が必要となるが、日本の親は子どもの学習が遅れないようにという不安から教育投資に積極的に行う (Rohlen 1980)。それゆえ、教育投資の費用負担の積極性や可否が、教育達成を通じた社会階層の再生産のプロセスとなるかどうかの議論は古くから行われてきた (盛山・野口 1984)。最近の日本の研究では、鳶島 (2012) が、早期の学校外教育が高校生の学習時間に対して影響することを明らかにしている。また、中澤 (2013a; b) は、学校外教育を受けたかどうかが進学率の高い高校への進学可能性を高めるかどうかについて、傾向スコア・マッチングを用いて分析している。

こうした一連の先行研究を踏まえれば、日本の学校外教育は、社会階層の高い人々が子弟の教育達成を有利にするための戦略であることが示唆される。それゆえに、本稿の分析は追試的な研究であることは否めない。しかし、〈教育効果〉の検証は、用いるデータや尺度、手法、分析対象を変えるとしばしば一貫しないこともある。そこで本稿では、教育的アウトカムに学力データを設定し、(1)独立した二群のt検定 (T-test)、(2)重回帰分析 (Multiple Regression Analysis)、(3)計量経済学における固定効果モデル (Fixed Effect Model) およびランダム効果モデル (Random Effect Model)、(4) 反実仮定の枠組みにおける傾向スコア・マッチング (Propensity Score Matching)、それぞれの分析手法の結果を提示することによって、学校外教育の〈効果〉を検証していく⁽¹⁾。

3. 調査方法とデータの概要

(1) 調査方法とデータの回収・接続状況

本稿で用いるデータは、関東エリア (以下、A エリア) と東北エリア (以下、C エリア) の2地点において、6年間で3時点にわたって実施されたパネル調査の一部である。人口規模は、A エリアが約25万人、C エリアが約9万人である (調査開始当時)。

調査時期は、A エリアが2003年 (Wave1)、2006年 (Wave2)、2009年 (Wave3)、C エリアが2004年 (Wave1)、2007年 (Wave2)、2010年 (Wave3) の11月で、Wave1に小学3年生、Wave2に小学6年生、Wave3に中学3年生を対象に実施された。本稿で用いるデータは、児童生徒への質問紙調査と算数・数学学力調査により得られたものである。

データ収集は、県および市の教育委員会を通じて、調査は教室での集合自記式で実施し、

各学校の教員が配布・回収している。なお、本稿では2つのエリアを統合したデータの分析結果を示すこととする。

データの接続状況は、Wave1（小学3年生）での回収数は、Aエリアで1118人（回収率96.3%）、Cエリアで921人（回収率98.5%）である。これに対し、本稿で分析の対象とするサンプル数は、Aエリアで580人（接続率51.9%）、Cエリアで505人（接続率54.8%）で、合計1085ケース、観察数計3255である。

サンプル脱落の傾向は、両エリアともに、児童生徒の出身社会階層と算数・数学通過率の脱落状況については、大きな偏りがないことが確認されている。ただし、Cエリアにおいて女子が有意に脱落していたという点は、このデータの限界であることとして付記しておく。データの詳細については、中西（2014; 2015）を参照されたい。

表1. 使用変数の記述統計量

(2) 分析に用いる変数

分析に用いる変数を詳述している(2)。まず従属変数には、算数・数学通過率を設定する。この変数は、算数・数学通過率を各ウェーブで偏差値化（標準化後、10を乗じて50を加える）した値を用いる。分析に際しては、「通過率」と表記する。

独立変数に用いる親学歴は、母学歴と父学歴をそれぞれ用いる。学校外教育は、家庭教師、復習塾、受験塾、通信教育のうちいずれか1つを習っていると回答した児童生徒を「1」、ひとつも習っていない児童生徒を「0」とした。以上に加えて、統制変数として性別（男子ダミー）と調査地域（関東エリアダミー）を用いる。

使用変数の記述統計量は表1に示した。なお、ダミー変数の平均値は、実質にはパーセントを示している。

| | N | Mean | S.D. | Min. | Max. |
|----------|------|-------|-------|-------|-------|
| 可変変数 | | | | | |
| 算数・数学通過率 | | | | | |
| 小学3年時 | 1085 | 50.00 | 10.00 | 14.58 | 67.67 |
| 小学6年時 | 1085 | 50.00 | 10.00 | 25.27 | 78.11 |
| 中学3年時 | 1085 | 50.00 | 10.00 | 19.49 | 66.10 |
| 学校外教育 | | | | | |
| 小学3年時 | 1085 | 0.25 | 0.43 | 0.00 | 1.00 |
| 小学6年時 | 1085 | 0.31 | 0.46 | 0.00 | 1.00 |
| 中学3年時 | 1085 | 0.70 | 0.46 | 0.00 | 1.00 |
| 不変変数 | | | | | |
| 父学歴 | | | | | |
| 非大卒 | 1085 | 0.50 | 0.50 | 0.00 | 1.00 |
| 大卒 | 1085 | 0.40 | 0.49 | 0.00 | 1.00 |
| 学歴不明 | 1085 | 0.10 | 0.30 | 0.00 | 1.00 |
| 母学歴 | | | | | |
| 非大卒 | 1085 | 0.59 | 0.49 | 0.00 | 1.00 |
| 大卒 | 1085 | 0.32 | 0.47 | 0.00 | 1.00 |
| 学歴不明 | 1085 | 0.09 | 0.28 | 0.00 | 1.00 |
| 性別 | | | | | |
| 男子ダミー | 1085 | 0.52 | 0.50 | 0.00 | 1.00 |
| 調査エリア | | | | | |
| 関東エリアダミー | 1085 | 0.53 | 0.50 | 0.00 | 1.00 |

(JELS)

4. 分析

(1) t 検定

ここで用いるのは、独立した二群のt検定である。この手法は、一方の群の母集団の平均値がもう一方の母集団の平均値と等しいかどうかの帰無仮説を検定する際に使用する。つまり、両群の平均値の差が0かどうかの帰無仮説を検定するということである（岩井・保田 2007; 石田 2012 など）。

表2には、全体サンプルに加え、父親が大卒か否かで分割したt検定の結果を示した。表2を見ればわかるように、全体サンプルでは全学年で学校外教育の効果について統計的に有意である（ただし、有意水準は異なる）。しかし、父学歴別の分析では、小3段階では

学校外教育を受けているかどうかで算数・数学通過率に差がない。つまり全体サンプル分析で見られる小学3年時の学校外教育の効果 ($p<.05$) は、父学歴による見せかけの〈教育効果〉だったことがわかる。

表2. t検定による学校外教育の〈効果〉検証

| | 小学3年生 | | | | 小学6年生 | | | | 中学3年生 | | | |
|------|-------|--------|--------|---------|--------|--------|-----------|--------|--------|-----------|----|--|
| | 学校外教育 | | t値 | | 学校外教育 | | t値 | | 学校外教育 | | t値 | |
| | 有 | 無 | | | 有 | 無 | | | 有 | 無 | | |
| 全体 | N | 271 | 814 | | 332 | 753 | | 755 | 330 | | | |
| | 平均値 | 51.215 | 49.596 | 2.313 * | 52.858 | 48.740 | 6.364 *** | 51.547 | 46.460 | 7.925 *** | | |
| | 標準誤差 | 0.583 | 0.354 | | 0.576 | 0.347 | | 0.596 | 0.335 | | | |
| 父大卒 | N | 127 | 306 | | 171 | 262 | | 358 | 75 | | | |
| | 平均値 | 53.123 | 51.709 | 1.340 | 55.127 | 50.531 | 4.640 *** | 53.514 | 46.806 | 4.667 *** | | |
| | 標準誤差 | 0.806 | 0.592 | | 0.795 | 0.609 | | 0.471 | 1.358 | | | |
| 父非大卒 | N | 118 | 429 | | 131 | 416 | | 397 | 255 | | | |
| | 平均値 | 49.584 | 48.373 | 1.203 | 50.697 | 47.935 | 2.931 ** | 49.769 | 46.262 | 3.972 *** | | |
| | 標準誤差 | 0.921 | 0.463 | | 0.872 | 0.452 | | 0.502 | 0.727 | | | |

注) + $p<.10$ * $p<.05$ ** $p<.01$ *** $p<.001$
(JELS)

(2) 重回帰分析によるアプローチ

次に重回帰分析を行う。重回帰分析は、ある従属変数を複数の独立変数によって予測する分析手法である。社会学的研究において、この手法で最も有用性が高いのは、最も注目する独立変数（本稿では学校外教育の変数）の影響度合いを、他の要因も一定に（＝コントロール）した上での効果を示すことができるところにある⁽³⁾（岩井・保田 2007; 石田 2012 など）。

表3. 重回帰分析による学校外教育の〈効果〉検証

| | 小学3年生 | | 小学6年生 | | 中学3年生 | |
|-------------------|----------|-----------|-----------|-----------|------------|-----------|
| | Coef. | S.E. | Coef. | S.E. | Coef. | S.E. |
| 学校外教育 | 1.042 | 0.696 | 3.569 | 0.654 *** | 4.820 | 0.658 *** |
| 父学歴 (ref.非大卒) | | | | | | |
| 大卒 | 2.211 | 0.748 ** | 1.702 | 0.727 * | 1.671 | 0.729 * |
| 学歴不明 | 1.225 | 1.457 | 0.438 | 1.416 | 1.337 | 1.405 |
| 母学歴 (ref.非大卒) | | | | | | |
| 大卒 | 1.955 | 0.769 * | 3.901 | 0.749 *** | 3.683 | 0.740 *** |
| 学歴不明 | -2.238 | 1.509 | -2.123 | 1.466 | -1.364 | 1.455 |
| 性別 (ref.女子) | | | | | | |
| 男子 | -0.495 | 0.599 | -0.409 | 0.582 | -0.198 | 0.578 |
| 調査エリア (ref.東北エリア) | | | | | | |
| 関東エリアダミー | 1.025 | 0.618 + | -1.916 | 0.609 ** | -2.573 | 0.606 *** |
| 定数 | 48.024 | 0.611 *** | 48.370 | 0.593 *** | 46.278 | 0.683 *** |
| F値 | 7.37 *** | | 16.98 *** | | 19.410 *** | |
| R-squared | 0.046 | | 0.099 | | 0.112 | |
| Adj R-squared | 0.040 | | 0.094 | | 0.106 | |
| Number of obs | 1085 | | 1085 | | 1085 | |

注) + $p<.10$ * $p<.05$ ** $p<.01$ *** $p<.001$
(JELS)

さて、表3の推定値と有意水準を学校外教育について確認すると、小3で1.042 (n.s.)、小6で3.569 ($p<.001$)、中3で4.820 ($p<.001$) となっている。表2で父学歴別に見た結果と同様に、社会階層変数や居住地域変数をコントロールすると、小3の段階では学校外教育に統計的有意な効果が認められないことがわかる。

(3) パネルデータ分析：計量経済学における固定効果・ランダム効果モデル

ここでの分析では、パネルデータを用いた計量経済学における固定効果モデルおよびランダム効果モデルを行う。

パネルデータを用いることのメリットはいくつかあるが、紙幅の都合で別のところを参照されたい(山口 2004; 北村 2005; 筒井ほか 2007; 中澤 2012 など)。本稿の関心である〈教育効果〉の検証においてパネルデータを分析することの有効性は、「観測不可能な個体特有の効果 (unobserved heterogeneity)」を取り除いた推定が可能となるという点である。例えば、重回帰分析から塾に行っている児童生徒ほど学力が高いという結果が得られても、十分に観測されていない個人の能力・性格などが通塾行動に反映されており、それらが学校外教育を通じて学力に影響を与えているかもしれない、という可能性が残されていることになる。

また、こうした〈教育効果〉の検証は、①教育的アウトカムにどのような変数を設定するのか、②効果変数をどのように設定するのか、③分析対象者の年齢段階を設定するののかによってしばしば知見が一貫しないため、その分析にはパネルデータを用いることがより望ましいと指摘されている⁽⁴⁾ (Domina 2005; Matsuoka et. al. 2013)。例えば、本稿において、表3の結果が示すように、学校外教育の〈教育効果〉は学年段階によって異なった結果を示している。それゆえに、パネルデータの分析が求められる。

パネルデータの分析手順は、複数時点のクロスセクションデータを統合し、通常の最小二乗法を行うプールド回帰モデル (Pooled Regression Model)、固定効果モデル、ランダム効果モデルの3つを行う。その際に、しばしばモデル間では推定値に違いが生じるため、3つのモデル間で推定値の結果が異なるのかを検定するのだが、①プールド回帰モデルと固定効果モデルの比較をF検定で、②プールド回帰モデルとランダム効果モデルの比較をBreusch and Pagan 検定で、③固定効果モデルとランダム効果モデルの比較をHausman 検定によって行う。

表4には、プールド回帰モデル、固定効果モデルおよびランダム効果モデルによる分析結果を示した。最初に表4の下部分に表記したモデル間比較の検定結果を確認しよう。まず、F検定とBreusch and Pagan 検定が有意であるため、固定効果モデルとランダム効果モデルがプールド回帰モデルよりも適切なモデルであることがわかる。次にHausman 検定を確認すると、結果は有意であるため、固定効果モデルとランダム効果モデルの推定値の間には統計的な有意差があるということになる。ゆえに、ランダム効果モデルの結果を採用することはできないため、表4の分析結果については、学校外教育の推定値について固定効果モデルが採択される。

表4の固定効果モデルの結果を見ると、学校外教育の推定値は1.725である ($p<.001$)。つまり、学校外教育を受けることによって、算数・数学通過率の個人内偏差値を高めるということを意味している⁽⁵⁾。この分析の結果より、観測不可能な個体特有の効果を取り除

いた上で、学校外教育を受けるほど算数・数学通過率が上昇するという結果が得られたといえよう。

表 4. 計量経済学におけるパネルデータ分析による学校外教育の〈効果〉検証

| | Pooled Regression | | Fixed Effect Model | | Random Effect Model | |
|------------------------|-------------------|-----------|--------------------|-----------|---------------------|-----------|
| | Coef. | S.E. | Coef. | S.E. | Coef. | S.E. |
| 学年 (ref.小3) | | | | | | |
| 小6 | -0.174 | 0.414 | -0.097 | 0.274 | -0.121 | 0.274 |
| 中3 | -1.383 | 0.448 ** | -0.769 | 0.312 * | -0.962 | 0.308 ** |
| 学校外教育 | 3.101 | 0.386 *** | 1.725 | 0.338 *** | 2.156 | 0.315 *** |
| 父学歴 (ref.非大卒) | | | | | | |
| 大卒 | 1.947 | 0.425 *** | omitted | | 2.019 | 0.619 ** |
| 学歴不明 | 1.006 | 0.826 | omitted | | 1.035 | 1.205 |
| 母学歴 (ref.非大卒) | | | | | | |
| 大卒 | 3.165 | 0.436 *** | omitted | | 3.232 | 0.635 *** |
| 学歴不明 | -1.958 | 0.856 * | omitted | | -1.978 | 1.248 |
| 性別 (ref.女子) | | | | | | |
| 男子 | -0.401 | 0.340 | omitted | | -0.431 | 0.495 |
| 調査エリア (ref.東北エリア) | | | | | | |
| 関東エリアダミー | -1.087 | 0.354 ** | omitted | | -0.934 | 0.510 + |
| 定数 | 48.307 | 0.419 *** | 49.569 | 0.211 | 48.426 | 0.522 *** |
| within | | | 0.012 | | 0.012 | |
| R2: between | 0.075 | | 0.046 | | 0.098 | |
| overall | | | 0.028 | | 0.074 | |
| sigma_u | | | 8.429 | | 7.210 | |
| sigma_e | | | 6.360 | | 6.360 | |
| rho | | | 0.637 | | 0.562 | |
| Number of obs | 3255 | | 3255 | | 3255 | |
| Number of groups | | | 1085 | | 1085 | |
| F test | F(1084, 2167) = | 5.21 | | | | |
| (Pooled vs. Fixed) | Probability | 0.000 *** | | | | |
| Breusch and Pagan test | chibar2(01) = | 1019 | | | | |
| (Pooled vs. Random) | Probability | 0.000 *** | | | | |
| Hausman test | chi2(3) = | 12.31 | | | | |
| (Fixed vs. Random) | Probability | 0.006 ** | | | | |

注)+p<.10 *p<.05 **p<.01 ***p<.001 (JELS)

(4) 反実仮定の枠組み：傾向スコア・マッチング

1) 無作為化比較試験・反実仮定・傾向スコア

アメリカの実証的な教育研究においては、何かしらの処置や介入の〈効果〉の因果関係を証明するのに最も有効な方法としては、無作為化比較試験 (Randomized Controlled Trial : RCT) が最上位とされているという (国立教育政策研究所編 2012)。しかし、通常の観察データにおいて、何かしらの介入についての〈効果〉を確認しようとする、同一人物については、「介入有り or 無し」どちらか一方の人しか観察できない。それゆえに、いずれか一方については反実仮定の仮定を立てて、推論を行うことになる (星野 2009; 石田 2012; 田中 2015; Morgan and Winship 2014)。そこで、実験に近い状況を統計的に作り出すための有効な手段のひとつとされているのが、傾向スコアを用いる分析である。

傾向スコアは、観察研究からの知見を、無作為割り当てを行った実験研究の知見に近づけるための方法として Rosebaum and Rubin (1983) によって提案された。傾向スコアは、

割り当てを2値のカテゴリカルな基準変数としたロジスティック回帰分析における、共変量による条件付き予測確率と表現されることもある。学校外教育の有無について、 $x=1$ ならその児童生徒が処置を受けた場合を、 $x=0$ なら処置を受けなかった場合として、これを従属変数の実現値としたロジスティック回帰分析を行うことで、学校外教育の割り当てに関する傾向スコアを求め、この値を利用して学校外教育を受けた児童生徒の分析結果を受けなかった分析結果に近似させる方法として提案されている。

要するに、反実仮定の仮定において処置群と対照群に分けるということは、「学校外教育を受けた人とそうでない人とで似た性質の人を探してマッチングし、両者の間で学力の平均値を比較する」というのが傾向スコア・マッチングの基本的な発想である(田中 2015)。しかし、共変量の数が多い場合には、すべての共変量を条件付けて「似ている人」同士をマッチングするのは現実的ではない。なぜならば、共変量の数が多くなることによって、ある処置群の個人と同一の共変量の値を持つ対照群の個人を見つけ出すことが困難になるためである。これはしばしば、「次元の呪い (curse of dimensionality)」と呼ばれる問題である(星野 2009; 中澤 2013a)。このような問題に対処するため、ロジスティック回帰分析によって算出される傾向スコアが近いことによって「似ている人」と判断しようということである。

このように、傾向スコア(理論上、その処置の受けやすさを示すスコアになる)に基づいて個人を n 分位(5分位が多い)に分割し、各分位において、実際に処置を受けた人の群とそうでない人の群との間でアウトカムの平均値の比較を行う。そして、平均処置効果(Average Treatment Effect: ATE)を算出し、ATEが統計的に有意であれば、学校外教育は学力に対して効果的だということになる。

2) 処置(学校外教育)を予測するロジスティック回帰分析の結果

まず、傾向スコアの算出のため、従属変数を学校外教育にしたロジスティック回帰分析を行う。表5は、ロジスティック回帰分析による学校外教育の推定結果である。結果を見ると、小3と小6で母大卒ダミーがプラスで有意であり、中3では父大卒ダミーが有意である。また、関東エリアダミーがプラスで有意であるため、学校外教育を受ける傾向にあるのは、都市部における親が大卒の児童生徒だということになる。

なお、表5に記載した c 統計量は、「強く無視できる割り当て条件(Strongly Ignorable Treatment Assignment)」を満たしているかの条件となる。「強く無視できる割り当て条件」とは、傾向スコアを用いて因果効果を推定できるための前提条件であり、「どちらの群に割り付けられるかは観測された共変量の値に依存し、従属変数の値の高低によっては依存しない」という条件のことである⁶⁾(星野・岡田 2006: 233)。この値は1.0に近い方が望ましく、著しく値が小さい場合には、ここに投入している共変量によって、従属変数の処置変数の有無を完全に区別しきれていない可能性が高い(依然、処置の割り当てに有効な変数が残されている)ことを意味する。

星野・岡田(2006)によれば、医学系の論文誌では c 統計量は0.8以上が望ましいとされているというが、従属変数に強い関連のある共変量が投入されていれば、0.67程度でも十分偏りのない調整が可能である場合があることも示されているという。表5を確認すると、 c 統計量は、小3が0.603、小6が0.674、中3が0.699である。よって、小6と中3

については 0.67 の水準にほぼ達しているといえ、処置変数は「強く無視できる割り当て条件」は満たされていると判断できるだろう。小学3年時では「強く無視できる割り当て条件」は満たされていないため、この後の分析結果が妥当だと判断しにくい、ひとまずはこのまま分析を展開していこう。

表 5. 学校外教育の規定要因（ロジスティック回帰分析）

| | 小学3年生 | | 小学6年生 | | 中学3年生 | |
|-------------------|-----------|-----------|-----------|-----------|------------|-----------|
| | Coef. | S.E | Coef. | S.E | Coef. | S.E |
| 父学歴 (ref.非大卒) | | | | | | |
| 大卒 | 0.100 | 0.177 | 0.281 | 0.169 + | 0.853 | 0.184 *** |
| 学歴不明 | 0.068 | 0.351 | 0.431 | 0.337 | 0.020 | 0.319 |
| 母学歴 (ref.非大卒) | | | | | | |
| 大卒 | 0.369 | 0.178 * | 0.537 | 0.169 ** | 0.162 | 0.190 |
| 学歴不明 | 0.162 | 0.360 | -0.273 | 0.358 | -0.194 | 0.335 |
| 性別 (ref.女子) | | | | | | |
| 男子 | -0.020 | 0.143 | -0.223 | 0.138 | -0.270 | 0.141 + |
| 調査エリア (ref.東北エリア) | | | | | | |
| 関東エリアダミー | 0.585 | 0.150 *** | 0.956 | 0.146 *** | 0.966 | 0.142 *** |
| 定数 | -1.615 | 0.154 *** | -1.594 | 0.151 *** | 0.188 | 0.132 |
| LR chi2(d.f.=6) | 28.49 *** | | 89.19 *** | | 115.76 *** | |
| Log likelihood | -595.615 | | -623.606 | | -608.678 | |
| Pseudo R2 | 0.023 | | 0.067 | | 0.087 | |
| N | 1085 | | 1085 | | 1085 | |
| c統計量 | 0.603 | | 0.674 | | 0.699 | |

注) +p<.10 *p<.05 **p<.01 ***p<.001
(JELS)

3) マッチング前後の比較：バランスチェック

傾向スコア・マッチングの目的は、処置群と対照群のサンプルの比較可能性を高めることである。この目的が達成されたかどうかを確認するために、マッチングの前後において、2つのグループのそれぞれの共変量の差がどれほど縮まったかチェックする必要がある。表6は傾向スコア・マッチングを行う前後の共変量の変化である。確認のポイントは、標準化差が小さくなっているかどうかと、分散比が1に近くなっているかどうかである。表6を見ると、標準化差は処置前よりも処置後の方が数値が小さくなっており、分散比も1に近くなっている。つまり、傾向スコアによるマッチングの結果、処置群と対照群のサンプルの比較可能性が高まったと判断できる。

4) 傾向スコア・マッチングによる学校外教育の〈効果〉検証

それでは、学校外教育による処置効果を検証していこう。傾向スコア・マッチング後の処置効果について分析した結果が表7である。すでに述べたように、傾向スコアに基づいて個人を5分位に分割し、各分位において、実際にトリートメントを受けた人の群とそうでない人の群との間でアウトプットの平均値の比較を行う。そして、ATE（平均処置効果）を算出し、ATEが統計的に有意であれば、学校外教育は学力に対して効果的だといえる。

表7の下段には、ATEとその統計的検定の結果を記載している。ATEが小6で3.354 (p<.001)、中3で5.627 (p<.001)となっている。この結果は、学校外教育を受けた児童生徒の方が、算数・数学通過率が小6で約3.3ポイント、中3で約5.6ポイント高いということである。これらの結果より、学校外教育の処置の有無によって学力に与える〈効果〉が存在するという因果効果の頑健性が確認できたといえよう。

表 6. 傾向スコア・マッチング前後のバランスチェック

| | 小学3年生 | | | | 小学6年生 | | | | 中学3年生 | | | |
|----------|--------|--------|-------|-------|--------|--------|-------|-------|--------|--------|-------|-------|
| | 標準化差 | | 分散比 | | 標準化差 | | 分散比 | | 標準化差 | | 分散比 | |
| | 処置前 | 処置後 | 処置前 | 処置後 | 処置前 | 処置後 | 処置前 | 処置後 | 処置前 | 処置後 | 処置前 | 処置後 |
| 父大卒ダミー | 0.188 | 0.015 | 1.064 | 1.006 | 0.535 | 0.006 | 1.417 | 1.002 | 0.535 | 0.006 | 1.417 | 1.002 |
| 父学歴不明 | -0.004 | -0.009 | 0.992 | 0.974 | -0.157 | 0.025 | 0.664 | 1.073 | -0.157 | 0.025 | 0.664 | 1.073 |
| 母大卒ダミー | 0.227 | 0.000 | 1.164 | 1.000 | 0.340 | 0.000 | 1.383 | 1.000 | 0.340 | 0.000 | 1.383 | 1.000 |
| 母学歴不明 | 0.005 | -0.013 | 1.016 | 0.962 | -0.135 | 0.020 | 0.684 | 1.061 | -0.135 | 0.020 | 0.684 | 1.061 |
| 男子 | -0.018 | -0.009 | 1.004 | 1.001 | -0.151 | -0.002 | 1.022 | 1.000 | -0.151 | -0.002 | 1.022 | 1.000 |
| 関東エリアダミー | 0.323 | 0.000 | 0.909 | 1.000 | 0.574 | -0.006 | 1.046 | 1.001 | 0.574 | -0.006 | 1.046 | 1.001 |

(JELS)

表 7. 傾向スコア・マッチング後の学校外教育の〈効果〉検証

| | 小学3年生 | | | | 小学6年生 | | | | 中学3年生 | | | |
|------------------|-------------------|-------------------|--------|------|-------------------|-------------------|-------|------|-------------------|-------------------|--------|------|
| | 学校外教育 | | 差 | | 学校外教育 | | 差 | | 学校外教育 | | 差 | |
| | 処置あり | 処置なし | 処置あり | 処置なし | 処置あり | 処置なし | 処置あり | 処置なし | 処置あり | 処置なし | 処置あり | 処置なし |
| 第一五分位 (N=222) | 52.582 (1.086) | 53.853 (0.821) | -1.271 | | 56.332 (0.937) | 50.474 (0.906) | 5.858 | | 54.209 (0.604) | 43.365 (2.308) | 10.844 | |
| 第二五分位 (N=265) | 52.805 (1.033) | 48.595 (0.767) | 4.211 | | 51.351 (1.214) | 48.277 (0.893) | 3.074 | | 50.330 (0.778) | 45.418 (1.818) | 4.913 | |
| 第三五分位 (N=180) | 49.173 (1.323) | 49.695 (0.898) | -0.523 | | 49.352 (1.333) | 47.649 (0.793) | 1.703 | | 49.922 (0.740) | 44.855 (1.355) | 5.068 | |
| 第四五分位 (N=270) | 49.015 (1.455) | 48.874 (0.613) | 0.141 | | 51.687 (1.397) | 49.177 (0.646) | 2.509 | | 51.250 (0.732) | 47.547 (1.162) | 3.703 | |
| 第五五分位 (N=148) | 51.154 (2.180) | 47.348 (0.869) | 3.806 | | 51.829 (1.676) | 48.520 (0.674) | 3.309 | | 50.672 (0.889) | 47.845 (0.945) | 2.827 | |
| ATE | 1.236 (0.710) | | ATE | | 3.354 (0.690) | | ATE | | 5.627 (0.808) | | ATE | |
| Z値 | 1.742 + | | Z値 | | 4.862 *** | | Z値 | | 6.961 *** | | Z値 | |

(注1) カッコ内は標準誤差
(注2) +p<.10 *p<.05 **p<.01 ***p<.001 (JELS)

5. まとめ

本稿では、学校外教育に着目し、教育社会学において〈教育効果〉をどのように検証すれば良いのかを示してきた。具体的には、(1)独立した二群のt検定、(2)重回帰分析、(3)計量経済学における固定効果モデル、ランダム効果モデル、(4)反実仮想の枠組みにおける傾向スコア・マッチング、それぞれ結果を提示することによって、学校外教育の効果のロバストネス・チェックを行ってきた。得られた知見は以下のように整理できる。

まず、t検定、重回帰分析、傾向スコア・マッチングの結果を見ると、小学3年時では学校外教育そのものの〈効果〉はほとんどない。しかし、小学6年時、中学3年時のデータでは、学校外教育のそのものに学力を高める〈効果〉が観測された。学校外教育の〈効果〉は、学年が上昇するほど顕在化しやすいことが示唆される。次に、パネルデータを用いた固定効果モデルによる分析の結果、「観測不可能な個体特有の効果」を取り除いたうえで、学校外教育の〈効果〉はロバストに観測されることが明らかになった。

これらの知見は、学校外教育の〈効果〉を「個人間」の差ととらえるのか、それとも「個人内」の変化と考えるのかによって、議論すべき〈効果〉が異なるということを示している。つまり、t検定、重回帰分析、傾向スコア・マッチングによる分析結果からは、小6と中3では、学校外教育を受けることによって学力に「個人間」の差が観察されることが示された。しかし、パネルデータを用いた固定効果モデルからは、小3から中3にかけて学校外教育を受けるように変化すると、学力がプラスに変化するという「個人内」の変化が示唆された。

広い意味では、「個人間」の差も「個人内」の変化も学校外教育の〈効果〉だといえるだろう。しかし本稿では、3時点の各データおよびパネルデータを4つの手法で多角的に分析したことによって、①学校外教育による学力の個人間の差は低学年では観察しにくい、②学年が上昇するほどその差が顕在化しやすいこと、③また学校外教育を受けると学力が向上する、という具合に、学校外教育の〈効果〉にはバリエーションが存在することが明らかにできた。

最後に今後の課題を述べておこう。まず、パネルデータ分析以外の3つの手法を比較すると、統計的な有意傾向という点ではすべて同じ結果だといえる。しかし、有意水準・有意確率の点のみを強調して「t検定やクロス集計の分析が良い」ということにはならない。〈教育効果〉の因果分析に向けて、様々なバイアスを取り除いた手法を用いるべきである(中澤 2016)。

次に、〈教育効果〉の分析に向けたパネルデータの蓄積も検討していく必要があるだろう。日本では、教育についての社会学的な追跡的研究が極めて少ない。本稿の分析が示したような学校外教育についての個人内変化は、パネルデータを分析することでしか示すことが難しい。むしろ、回顧的な情報でも分析可能ではあるが、情報の正確さという点ではパネルデータの方が優れている(山口 2004)。さらにいえば、日本では学齢児童生徒を対象として収集された学力についてのパネルデータは極めて少ない。こうしたデータが日本国内において蓄積されていくことが期待される。

付記

本稿で用いたデータは、お茶の水女子大学 21 世紀 COE プログラム「誕生から死までの人間発達科学」、お茶の水女子大学グローバル COE プログラム「格差センシティブな人間発達科学の創成」教育・社会的格差領域、日本学術振興会科学研究費（16330164、19330185、21330190（研究代表：耳塚寛明）、16300230、18300245（研究代表：牧野カツコ））の助成を受けて収集された。データの利用について快諾いただいた研究会メンバーに記して感謝申し上げたい。

註

- (1) 石田（2012）は、社会科学における分析アプローチを、クロス集計、重回帰分析、パネルデータ、反実仮定の枠組み、という 4 つに整理している。本稿の分析はこれを踏まえているわけだが、従属変数が連続変数であるため、クロス集計ではなく t 検定を用いる。
- (2) 本稿の分析には、SPSS Ver.22 および Stata Ver.14 を用いた。なお、本稿は紙幅の都合により、分析手法についての解説をかなり割愛している。そのため、折に触れて、リストに掲載した参考・引用文献を同時に参照されたい。
- (3) 紙幅の都合で割愛するが、重回帰分析には多重共線性 (multicollinearity) などの問題も発生する。
- (4) Domina (2005)、Matsuoka et. al. (2013) は、親の関わり効果 (parental involvement effect) の検証について、パネルデータを用いた分析を行っている。
- (5) Hausman 検定の結果が有意なため、積極的に結果を解釈することは難しいが、ランダム効果モデルでは、父母の学歴は統計的に有意である。つまり、親が大卒の児童生徒方が算数・数学通過率は有意に差があるということである。加えて、性別は有意ではなく、本稿のデータでは通過率の男女間格差は統計的にはほとんどないといえよう。なお、このデータ分析の解釈については、中西（2015）も合わせて参照されたい。
- (6) もっとわかりやすく記述すれば、アウトカム変数と処置変数の割り当ては独立であるというものである。つまり、処置の割り当て（学校外教育の有無）は共変量（親学歴や居住地域）に依存する。アウトカム変数（学力の高低）と処置変数の関係は、共変量とアウトカム変数の関係による間接的なものであるという仮定である。

参考文献

- Bray, Mark., 1999, *Shadow Education: Private Supplementary Tutoring and Its Implications for Policy Makers in Asia*, Asian Development Bank.
- Domina Thurston, 2005, "Leveling the Home Advantage: Assessing the Effectiveness of Parental Involvement in Elementary School," *Sociology of Education* 78(3): 233-49.
- 星野崇宏, 2009, 『調査観察データの統計科学——因果推論・選択バイアス・データ融合』岩波書店.
- 星野崇宏・繁樹算男, 2004, 「傾向スコア解析法による因果効果の推定と調査データの調整について」『行動計量学』31(1): 43-61.
- 星野崇宏・岡田謙介, 2006, 「傾向スコアを用いた共変量調整による因果効果の推定と臨床医学・疫学・薬学・公衆衛生分野での応用について」『保健医療科学』55(3): 230-43.
- 石田浩, 2012, 「社会科学における因果推論の可能性」『理論と方法』27(1): 1-18.
- 岩井紀子・保田時男, 2007, 『調査データ分析の基礎——JGSS データとオンライン集計の活用』有斐閣.

- 蔭山英夫, 2007, 『学力は家庭で伸びる』小学館文庫.
- 荻谷剛彦・志水宏吉編, 2004, 『学力の社会学——調査が示す学力の変化と学習の課題』岩波書店.
- 北村行伸, 2005, 『パネルデータの分析』岩波書店.
- 国立教育政策研究所編, 2012, 『教育研究とエビデンス——国際的動向と日本の現状と課題』明石書店.
- Matsuoka, Ryoji, Makiko Nalamuro, and Tomohiko, Inui, 2013, “Widening Educational Disparities Outside of School: A Longitudinal Study of Parental Involvement and Early Elementary Schoolchildren's Learning Time in Japan” *RIETI Discussion Paper*.
- Morgan, Stephen L. and Christopher Winship, 2014, *Counterfactuals and Causal Inference: Methods and Principles for Social Research*, Cambridge University Press Second Edition.
- 村上あかね, 2011, 「離婚による女性の社会経済的状況の変化」『社会学評論』62(3): 319-35.
- 中西啓喜, 2014, 「JELS パネル調査におけるサンプル脱落の傾向——『小学3年—小学6年—中学3年』を対象として」お茶の水女子大学『JELS 第17集』49-57.
- , 2015, 「パネルデータを用いた学力格差の変化についての研究」『教育学研究』82(4): 65-75.
- 中澤渉, 2012, 「なぜパネル・データを分析するのが必要なのか——パネル・データ分析の特性の紹介」『理論と方法』27(1): 23-40.
- , 2013a, 「私的学校外教育のもたらす高校進学への効果——傾向スコア解析の応用」『東京大学社会科学研究所パネル調査プロジェクト ディスカッションペーパーシリーズ』No.67.
- , 2013b, 「通塾が進路選択に及ぼす因果効果の異質性——傾向スコア・マッチングの応用」『教育社会学研究』92: 151-74.
- , 2016, 「教育政策とエビデンス」佐藤学・秋田喜代美・志水宏吉・小玉重夫・北村友人編『社会のなかの教育』岩波書店, 73-101.
- Rohlen, Thomas. P., 1980, "The Juku Phenomenon: An Exploratory Essay," *The Journal of Japanese Studies* 6(2) (Summer): 207-42.
- Rosenbaum, Paul R. and Donald B. Rubin, 1984, “Reducing Bias in Observational Studies Using Subclassification on the Propensity Score,” *Journal of the American Statistical Association*, Vol. 79, No. 387, 516-24.
- 盛山和夫・野口裕二, 1984, 「高校進学における学校外教育投資の効果」『教育社会学研究』39: 113-26.
- 田中隆一, 2015, 『計量経済学の第一歩——実証分析のススメ』有斐閣.
- 鳶島修治, 2012, 「高校生の学習時間に対する早期学校外教育投資の影響」『年報社会学論集』25: 144-55.
- 豊田秀樹・川端一光・中村健太郎・片平秀貴, 2007, 「傾向スコア重み付け法による調査データの調整——ニュートラルネットワークによる傾向スコアの推定」『行動計量学』34(1): 101-10.
- 筒井淳也・水落正明・秋吉美都・坂本和靖・平井裕久・福田亘孝, 2007, 『Stata で計量経済学入門 第2版』ミネルヴァ書房.
- 山口一男, 2004, 「パネルデータの長所とその分析方法——常識の誤りについて」『家計経済研究』62: 50-8..