JGSS 統計分析セミナー2011
―傾向スコア・ウェイティング法を用いる因果分析―

林　光
大阪商業大学 JGSS 研究センター

JGSS Statistical Analysis Seminar: Causal Analysis Using Propensity Score Weighting

Hikaru HAYASHI
JGSS Research Center
Osaka University of Commerce

JGSS Research Center hosted a seminar on causality analysis based on the propensity score. Propensity score is a conditional probability of treatment given covariates, summarizing each individual's various backgrounds into a single variable. It enables us to discern causality by evaluating the impact the treatment has had on the assigned group and the counterfactual impact the same treatment would have on the control group. This paper aims to illustrate the procedure of the propensity score weighting by GSS and JGSS data. It would be useful for the students of non-experimental field where random assignment is unpractical.

Key Words: JGSS, propensity score, causality analysis

JGSS 研究センターでは、「傾向スコアを用いる因果分析」をテーマに、2011 年度統計分析セミナーを開催した。傾向スコア（propensity score）とは、交絡要因を所与として、ある処理がなされる条件つき確率と定義され、個体のもつさまざま背景を単一の変数へとまとめてくれる。傾向スコアは、ある処理がどの程度の影響を処理群に与えたか、そして、どの程度の反実仮想的な影響を制御群に与えたはずであるかの評価を通じ、因果関係を見つけ出すことに役立つ。本論文の目的は、傾向スコア・ウェイティング法の手順を、GSS と JGSS のデータを用いて例示することにある。無作為割り当てが難しい、実験のできない分野の研究者にとりわけ有益であろう。

キーワード：JGSS、傾向スコア、因果分析

1. はじめに

JGSS 研究センター主催の統計分析セミナーは、2011 年 9 月 1 日と 2 日の 2 日間、統計分析の技量向上を目指す大学院生・研究者を対象として開催された。2007 年の最初の統計分析セミナー以来、講師はシカゴ大学社会学部の山口一男教授が担当されており、今年も引き続きセミナー講師担当を快諾いただいた。2011 年の統計分析セミナーの主題は、「傾向スコア（propensity score）」を用いた因果分析であった。傾向スコアは、2009 年の統計分析セミナーにおいても取り上げられた主題であるが、近年その重要性を増しており、また要望も強かったため、今回再び統計分析セミナーの主題として選ぶこととなった。

ある処理（処置・治療・政策・プログラムなどを幅広く含むものとする）が、結果に対しどの程度の効果をもつのかを評価するための方法論は、近年大きく進展している。そこでは、処理・結果の双方に影響を及ぼしうる雑多な要因（共変量、交絡要因ともいう）をいかに制御するかが最大の課題であった。ある処理の効果を正確に測るには、同一個体について、処理を施した場合の結果と施さない場合の結果とを比較できれば、それが理想的である。そのときには交絡要因を完全に制御しつつ処理効果を測ることが可能となるからである。しかし、それが原理的に不可能であることは自明であろう。

自然科学分野で確立している実験計画法は、どの実験単位がどちらの群に割り当てられるかを事前に無作為に決めておくこと（無作為割り当て）により、交絡要因を実質的に制御しようとする。無作為割り当ての結果として、各群の属性がほぼ同一化され、それにより直接的に交絡要因を制御する必要がなくなる。また、処理群・制御群への割り当てが無作為でありさえすれば、実験単位が母集団からの無作為標本でなくてもよいという点で、この方法は画期的であった（Guo and Fraser, 2010: 5–10）。

しかし、社会科学分野では、この無作為割り当てという方法は実際的でない。社会科学分野での実験単位は人間であるため、各単位の状況や意向を無視する無作為割り当ては一般に非倫理的であり、ときに違法ですらある（Guo and Fraser, 2010: 11）。そこで、実験できない状況でも、可能な限り交絡要因の制御を可能にするための模索が続けられてきた。傾向スコアはこの流れの中で開発された概念である。

傾向スコアの主眼は、仮想的な実験状況を作り出すことにある。前述のように、ある処理が効果をもつか否かを知る最善の策は、同じ対象について処理を行った場合と行わなかった場合とを比較することであるが、実験できない状況においては、同一主体について両方の場合を観測することはできない。例えば、いったんある対象に処理を行ってしまえば、仮に同じ対象に処理を行わなかったとしたら何が起こるかは、観測することができなくなり、欠損値となってしまう（Khandker, Koolwal, and Samad, 2010: 54）。

このように反事実的な観測値についての情報がないときの次善の策は、なるべく処理群とよく似た制御群を選び出した上で、処理群の結果を制御群の結果と比較することである。そこで、いかにして似通った群を同定するかが焦点となってくる。というのも、さまざまな特徴 V について、全ての要素がちょうど合致するような二つの個体を見つけるのは至難の業だからである（いわゆる「次元の呪い」）。傾向スコアは、この同定を劇的に簡略化する手法である（Khandker, Koolwal, and Samad, 2010: 54）。

傾向スコアは、観測される特徴 V が与えられたときに、ある個体に対し処理が割り当てられる可能性 P（X=1|V）を表したものと定義される。適切な制御群を探す際に、多次元の特徴 V を考える代わりに、それらの特徴を集約した単一の値 P（X=1|V）によって代用しようとするのである。このような方法論の理論的根拠を与えたのが、傾向スコアの創始者ローゼンバウムとルービン（Rosenbaum and Rubin, 1983）である。彼らは、制御群の同定のためには、P（X=1|V）は V に劣らず有効であることを示したが（Khandker, Koolwal, and Samad, 2010: 55）、この概念が広く普及するようになったのは、ごく最近のことである。

本論文では、統計分析セミナーで紹介された、傾向スコアを用いた因果分析の理論的枠組と分析手法を解説する。セミナーにおける実習では、米国における総合的社会調査（General Social Survey、以下 GSS）と日本版総合的社会調査（Japanese General Social Surveys、以下 JGSS）のデータが用いられた。

本稿の構成は次の通りである。第 2 節では、傾向スコアを用いた因果関係分析の理論的枠組を示す。第 3 節では、傾向スコアを用いた因果関係分析の具体的手順を示す。第 4 節と第 5 節では、順に GSS データ、JGSS データを用いた実習例を説明する。最後に、第 6 節では、全体を簡単にまとめる。

2. 傾向スコアにもとづく因果関係分析の理論的枠組

2.1 反事実的因果効果の定義

まず想定される変数間の関係を模式的に示す。図 1 のように、Y は従属変数、X は独立変数、V は観察される交絡要因、U は観察されない変数である。

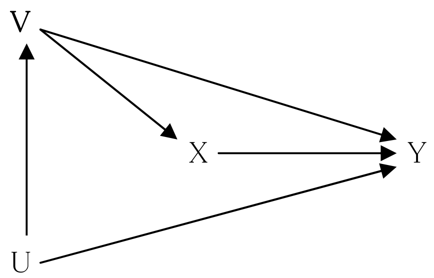

図 1　変数間関係の模式図

傾向スコアを用いた分析においても、独立変数 X が従属変数 Y にどの程度影響を与えるかを知ろうという基本的姿勢は変わらない。ここで独立変数 X は、処理群もしくは制御群のどちらに個体が割り当てられたかを示す。たとえば、結婚・未婚・死別などの婚姻上の地位が、メンタルヘルスにどう影響するかを知ろうとする場合などは、婚姻上の地位が処理として扱われる。このとき、もともとメンタルヘルスの良好な人が結婚している可能性は排除できず、選択バイアスを生む。これを取り除こうとするのが因果分析であり、とくに反実仮想を用いた場合には「狭義の因果分析」と呼ばれる。なお、独立変数においては、処理群か制御群かという処理への割り当て（treatment assignment）を示す X と実際の処理（treatment）を表す T は概念的に区別される。このような区別によって、たとえば「未婚の人について、仮にその人が結婚していたらどうなるか」を想像しようとする場合も明確に扱うことができる。

従属変数 Y は、各人に対し処理を行う場合（T=1）と行わない場合（T=0）の結果を区別し、前者の潜在結果を Y_1、後者の潜在結果を Y_0 で表す。Y は T の関数であって、X の関数ではない。つまり、観察されている・いないに関わりなく、ある主体がある処理を施された場合に実現する結果が Y_1、その処理を施されなかった場合に実現する結果が Y_0 となる。したがって、その処理がもつ純効果は

$$Y_1 - Y_0$$

と表される。

ただし、同一主体が処理した場合と処理しなかった場合を同時に経験することはできないことから、結果の観察がなされるのは X=T のときのみに限られ、それ以外のときは欠測値となる。この欠損値の存在により、個人レベルにおける各人各様の因果効果 Y_1−Y_0 は推定できない。しかし、集合レベルでの平均処理効果は、一定の仮定の下では、考えることができる。そうした集合レベルでの平均処理効果は期待値をとることで

$$AT = E(Y_1 - Y_0)$$

と表される。

ここでＥ（）は期待値をとる操作を表す。さらには、処理群だけに限定した平均処理効果

$$ATT = E\left(Y_1 - Y_0 \mid X = 1\right)$$

を考えることもできる。本論文では前者 AT に限定して議論していくが、両者は測定対象（AT は集団全体、ATT は処理群のみ）が若干異なるだけであり、分析の手続に大差はない。

このように処理効果の期待値を算出するためには、直接観察されない欠測値については一定の仮定のもとに推測する必要がある。そのとき用いられる中心的な仮定が次に説明する Strong Ignorability of Treatment Assignment（SITA）条件である。

2.2 Strong Ignorability of Treatment Assignment（SITA）条件

SITA 条件は、数式では以下のようになる。なお、観察されない交絡要因は存在しないと仮定される。

$$(Y_0, Y_1) \perp X \mid \mathbf{V}$$

この数式が意味するのは、Y_0 と Y_1 は V を制御する限りは、それぞれ X と独立になるというものである。すなわち、処理を受けるとき（X=1）に実際に観察される結果 Y_1 と、処理を受けないことになっているとき（X=0）に仮に処理を受けたとしたら観察されるであろう反実仮想的な結果 Y_1 とを考えると、観察される交絡要因 V をそろえる限り、どちらの Y_1 も全く変わらない。もしここで仮に両者に差があったとすれば、観察されない交絡要因に基づいて処理を受けるか受けないかが決まることになり、選択バイアスが存在している（Angrist and Pischke, 2009: 54）。同様に、処理を受けることになっているとき（X=1）に仮に処理を受けなかったとしたら観察されるであろう反実仮想的な結果 Y_0 と、処理を受けないとき（X=0）に実際に観察される結果 Y_0 とを考えると、観察される交絡要因 V をそろえる限りはどちらの Y_0 も全く変わらないと仮定される。このときも、処理を受けたときと受けないときとの結果の差は、やはり観察されない交絡要因にもとづく選択バイアスの存在を示す。

SITA 条件からは、以下の二点が導かれる。第一に、背景にある交絡要因 V が同一である限りは、本来観察されない反実仮想的な結果（X=1 のときの Y_0 や、X=0 のときの Y_1）は、実際に観察される結果（X=0 のときの Y_0 や X=1 のときの Y_1）によって代用が可能となる。第二に、処理を受けるか否かは、観察される交絡要因 V のみに依存し、その他の観察されない交絡要因の影響は存在しないことになる（Khandker, Koolwal, and Samad, 2010: 55）。逆に、観察されない交絡要因によって処理を受けるか受けないかが決まるときには、SITA 条件は破られることになる（Guo and Fraser, 2010: 32; Khandker, Koolwal, and Samad, 2010: 56）。

2.3 傾向スコア・マッチングと傾向スコア・ウェイティング

ローゼンバウムとルービン（Rosenbaum and Rubin, 1983）は処理変数 X の交絡要因（V）による一致性のある予測値 P（X=1|V）（0−1 の 2 値ならばロジット・プロビットによる予測値に同じ）を制御すると

$$X \perp \mathbf{V} \mid P(X = 1 \mid \mathbf{V})$$

が成り立つことを示した。すなわち、傾向スコアが同じであれば、処理群への割り当てと交絡要因は独立・無関係になる。いいかえると、傾向スコアが同じ個体については、処理群と制御群のどちらに属するかにかかわりなく観察される交絡要因の分布は同一となるはずである。そのとき個体にとって処理群・制御群への割り当ての確率は事実上等しくなり、あたかも無作為割り当てがなされたかのように見なすことが可能となる（Guo and Fraser, 2010: 133）。

この発見は傾向スコアによるマッチング法の興隆を生んだ。傾向スコア・マッチング法は、ほぼ共通の傾向スコアをもつ個体のペアを処理群と制御群から選び出した上で、両群において結果の平均を算出し、両者の差をとることで因果効果を測ろうとする方法である。ただし、この方法は、処理群と

制御群で重なり合う一部の標本しか使わないことから、分析結果が必ずしも母集団を代表していないという代表性の問題が生じる。

これに対し、近年もう一つの方法が脚光を浴び、盛んに研究されるようになっている。それが傾向スコア・ウェイティング法である。この方法は、傾向スコアの逆確率を用いて処理の効果を測ろうとするものである。全標本にウェイトづけして分析に用いるため、代表性の問題が生じないという利点がある。本論文は、この傾向スコア・ウェイティング法に焦点を当てる。

2.4 平均処理効果（AT）の推定

前述の通り、

$$AT = E\left(Y_1 - Y_0\right)$$

であるが、これは期待値の性質から

$$AT = E\left(Y_1\right) - E\left(Y_0\right)$$

と書き直すことができる。まずE（Y_1）に注目しよう。E（Y_1）は、処理を行った場合（T=1）のYの平均値であるが、ここでのYはあくまで潜在的な結果である。よって、「たまたま処理群に割り当てられなかった（X=0）個体が、仮に処理を受けていたら（T=1）どうなっていたか」という反実仮想的な結果もここに含めなければならない。

このときに有用な仮定がSITA条件である。仮にSITA条件が満たされているならば、処理群に入ろうと入るまいと潜在的な結果は不変となるはずであり、したがって、観測されない結果を観測された結果によって代表させて構わないことになる。

ただし、観測された結果のみにもとづいて効果を測っただけでは、SITA条件の大前提である交絡要因の制御ができているとは限らない。たとえば、処理群に入りにくい（したがって観測されにくい）背景・属性をもった主体についての処理効果は、潜在的な処理効果には反映されにくくなる。その場合、潜在的な処理効果の推定にバイアスが生じる。

そこで、人為的な調整を試みる。すなわち、交絡要因の状況から見て処理群に入りにくい個体を多めに見積もり、逆に処理群に入りやすい個体を少なめに見積もることで、結果として処理群・制御群への割り当てが1対1の割合になるよう調整するのである。その一つのやり方が傾向スコアによるウェイトづけである。

傾向スコア・ウェイティング法は、潜在的な処理効果が二つの要素の積へと分解される事実を利用する。一つの要素は、交絡要因を制御した場合の処理の効果（SITA条件のもとでは観測上の処理効果で代用可能）である。もう一つの要素は、その交絡要因が生じる確率である。本来この確率は、処理がなされた場合・なされなかった場合に関わりなく、母集団全体においてその交絡要因がどの程度生じうるかを表した確率である。しかしいま、潜在的な結果を、観測上の処理効果によって代用しようとしており、それは処理がなされた場合の交絡要因の発生確率を背景にしたものである。よって、処理群に限定されたこの発生確率を、母集団全体における交絡要因の発生確率に直してやらなければならない。それを行うのがウェイトづけである。このウェイトを作る際にはベイズの定理が利用される。ベイズの定理に従えば、処理がなされた場合の交絡要因の発生確率（事後分布に相当）は、ある交絡要因のもとで処理がなされる確率（尤度に相当）と、母集団における交絡要因の発生確率（事前分布に相当）との積について、処理がなされる確率で除したものに等しい。以下一般にP（）は確率を表すものとし、とくにVの確率密度関数をf（）と表す。

$$f\left(\mathbf{V} \mid X = 1\right) = \frac{P\left(X = 1 \mid \mathbf{V}\right) f\left(\mathbf{V}\right)}{P\left(X = 1\right)}$$

したがって、母集団における交絡要因の発生確率 f（V）を再現するには、処理がなされる場合の交絡要因の発生確率 f（V|X=1）に対し、処理がなされる確率 P（X=1）をその交絡要因のもとで処理がなされる確率 P（X=1|V）によって除したウェイトをかければよい。最後の「その交絡要因のもとで処理がなされる確率」とは傾向スコアに他ならない。よって、観測された処理群の結果に対し、傾向スコアの逆数をとったウェイトをかけてやれば、処理群・制御群への割り当てが等確率となり、実質的な無作為割り当て（したがって交絡要因 V の制御）が実現できることになる。

$$f(\mathbf{V}) = f(\mathbf{V} \mid X=1)\frac{P(X=1)}{P(X=1 \mid \mathbf{V})}$$

これに類した発想は、人口学においてしばしば用いられており、標準化と呼ばれている（山口, 2009）。たとえば、田舎と都会とでガンによる死亡率がどの程度異なってくるのか知りたいとしよう。このとき、単純に田舎（処理群）と都会（制御群）における平均値（人口比死亡数）を比べるのは得策ではない。なぜなら、田舎に老年層が多く、都会に若年層が多いことを考慮すると、観測された結果から単純計算された田舎での死亡率は、田舎にいることによる（処理）効果だけでなく、田舎への割り当て確率（老年層ほど田舎に観察されやすい）も含まれているからである。そこで、田舎への割り当てのされやすさが群間で同一になるよう、ウェイトをかけて調整するのが一般的になっている。ただし、人口学では年齢など特定の変数のみについてウェイトをつけるのに対し、傾向スコア・ウェイティング法では、数多くある交絡要因 V について調整しようとしている点に違いがある。傾向スコアが多次元の V を集約してくれるからこそ可能な方法である。

以上の議論は、E（Y_0）についても同様に適用できる。その場合は、上の議論における処理群を制御群へと適宜読みかえることになる。ウェイトとして用いられるのは 1 から傾向スコアを引いた値である。これにより E（Y_0）が計算でき、E（Y_1）と合わせて AT が求まることになる。ATT についてもほぼ同様に求めることができる。ただし、ATT における標準分布は、母集団全体の分布ではなく、処理群の分布である。よって、処理群については修正の必要がない。制御群については、処理群の分布を持っていたとしたら平均はどうなるかを考え、その差をとる。結果として制御群のみにウェイトがかかり、比として表される。AT と ATT のどちらを用いるかは好みの問題になるが、ATT の方が若干精度は落ちる。

まとめると、処理群について観測された結果を傾向スコア（交絡要因のもとで処理群に入る確率）で除してやれば、処理を行った場合の平均の結果が求まる。また、制御群について観測された結果を 1 から傾向スコアを差し引いた値（交絡要因のもとで制御群に入る確率）で除してやれば、その処理を行わなかった場合の平均の結果が求まる。この両者の差が平均処理効果になる。その具体的な推定方法は、次節にて示される。

なお、上に示した内容は、数式を用いると以下のようになる。星野（2009）、Angrist and Pischke（2009: 82）も参照されたい。

実際に観測される Y を一括して Y_{obs} と書き表すと、

$$Y_{obs} = XY_1 + (1-X)Y_0$$

となることから、

$$E(Y_1 \mid X=1, \mathbf{V}) = E(Y_{obs} \mid X=1, \mathbf{V})$$

が成り立つ。すると SITA 条件

$$(Y_0, Y_1) \perp X \mid \mathbf{V}$$

の仮定のもとでは、

$$\begin{aligned}
E(Y_1) &= \int_{\mathbf{V}} E(Y_1 \mid \mathbf{V}) f(\mathbf{V}) d\mathbf{V} && (1)\\
&= \int_{\mathbf{V}} E(Y_1 \mid X=1,\mathbf{V}) f(\mathbf{V}) d\mathbf{V} && (2)\\
&= \int_{\mathbf{V}} E(Y_{obs} \mid X=1,\mathbf{V}) f(\mathbf{V}) d\mathbf{V} && (3)\\
&= \int_{\mathbf{V}} \omega_1(\mathbf{V}) E(Y_{obs} \mid X=1,\mathbf{V}) f(\mathbf{V} \mid X=1) d\mathbf{V} && (4)
\end{aligned}$$

となる。前述のように、V の確率密度関数を f（）と表している。式（1）から式（2）への展開において SITA 条件が適用されている。また、式（3）から式（4）への展開においてウェイトωが導入されている。このウェイトは、交絡要因の発生確率を、処理群だけ（観察可能）のもの f（V|X=1）から、母集団全体（観察不能）のもの f（V）へと直す働きをしていることが確認できる。このウェイトは、前述のように、ベイズの定理にしたがって以下のように書き直されることから、傾向スコアの逆数に比例することがわかる。

$$\omega_1(\mathbf{V}) \equiv \frac{f(\mathbf{V})}{f(\mathbf{V} \mid X=1)} = \frac{f(\mathbf{V})}{P(\mathbf{V}, X=1)/P(X=1)} = \frac{f(\mathbf{V})}{P(X=1 \mid \mathbf{V}) f(\mathbf{V})/P(X=1)} = \frac{P(X=1)}{P(X=1 \mid \mathbf{V})}$$

X は 2 値の離散分布であることから、分子は単純に標本における X=1 の割合を表す。分母は条件つき確率であり、これは交絡要因を制御した場合のロジットもしくはプロビットによる推定値と解釈できる。

ただし、実際の推定にはより精度の高い以下の式を用いることが多い。

$$\hat{E}(Y_1) = \frac{\sum_{i|X_i=1} \hat{\omega}_{1i} Y_i}{\sum_{i|X_i=1} \hat{\omega}_{1i}} = \frac{\sum_i \hat{\omega}_{1i} X_i Y_i}{\sum_i \hat{\omega}_{1i} X_i}$$

同様にして、

$$\begin{aligned}
E(Y_0) &= \int_{\mathbf{V}} E(Y_0 \mid \mathbf{V}) f(\mathbf{V}) d\mathbf{V} && (5)\\
&= \int_{\mathbf{V}} E(Y_0 \mid X=0,\mathbf{V}) f(\mathbf{V}) d\mathbf{V} && (6)\\
&= \int_{\mathbf{V}} E(Y_{obs} \mid X=0,\mathbf{V}) f(\mathbf{V}) d\mathbf{V} && (7)\\
&= \int_{\mathbf{V}} \omega_0(\mathbf{V}) E(Y_{obs} \mid X=0,\mathbf{V}) f(\mathbf{V} \mid X=0) d\mathbf{V} && (8)
\end{aligned}$$

$$\omega_0(\mathbf{V}) \equiv \frac{f(\mathbf{V})}{f(\mathbf{V} \mid X=0)} = \frac{P(X=0)}{P(X=0 \mid \mathbf{V})}$$

が得られる。

ただし、実際の推定にはより精度の高い以下の式を用いることが多い。

$$\hat{E}(Y_0) = \frac{\sum_{i|X_i=0} \hat{\omega}_{0i} Y_i}{\sum_{i|X_i=0} \hat{\omega}_{0i}} = \frac{\sum_i \hat{\omega}_{0i} (1-X_i) Y_i}{\sum_i \hat{\omega}_{0i} (1-X_i)}$$

以上の結果より、

$$AT = \hat{E}(Y_1) - \hat{E}(Y_0)$$

を得る。E（Y_1）と E（Y_0）は、傾向スコアの逆確率によるウェイト（Inverse Probability Weight：IPW）つき平均値である。IPW のもとでは X と V は独立になる。

次節では、傾向スコア・ウェイティング法による因果分析の具体的な推定手順を示す。

3. 傾向スコアにもとづく因果関係分析の具体的手順

3.1 推定手順

以下は傾向スコア・ウェイティング法による因果分析の推定手順である。

1. 処理変数 X_i を交絡要因 V の下でロジスティック回帰分析にかける。
2. この予測値 P_i（X=1| V）すなわち傾向スコアを、各標本について計算する。
3. 各標本に、傾向スコアの逆確率をウェイトとしてかける。
（X_i の値に応じて 1/ P_i（X=1| V）または 1 /（1− P_i（X=1| V））という逆確率を使い分ける）
4. ウェイトを再調整して、度数がウェイトをかける前とかけた後とで同じになるようにする。
5. ウェイトをかけた標本を用い、Y を従属変数とした回帰分析（OLS）を行う。

最後の第 5 段階は、傾向スコアの逆確率という特別なウェイトがかかる以外、通常の回帰分析と同じ手順で行われる。その際、回帰モデルには処理変数 X を独立変数として含めることになる。その係数が有意であれば因果効果があると判定される。

ただし、そのとき回帰モデルは 4 通り作られるのが普通である。すなわち、傾向スコアの逆確率によるウェイトをかけない単回帰と重回帰、ウェイトをかけた単回帰と重回帰の 4 通りである。単回帰とは独立変数が処理変数 X のみの回帰分析を指し、重回帰とはさらに交絡要因 V をも含めた回帰分析を指す。

一見するとウェイトをかけた重回帰は無駄に見えるかもしれない。傾向スコアを用いたウェイト調整後には、処理変数 X とその予測変数（交絡要因）V は独立になるはずであり、Y への回帰式に V を含めても含めなくても、X の影響力は理論的には変わらないはずだからである。しかし、このような、傾向スコアの逆確率によるウェイトをかけ、なおかつ V も説明変数に入れた分析は「二重にロバスト（doubly robust）」と呼ばれ、望ましいとされている。このやり方によると、もし傾向スコアの推定値が正しいならば、重回帰の推定値は一致性を持つ。また、もし傾向スコアの推定値にバイアスがあったとしても、重回帰のモデル（V のモデル）の方が正しければ、その場合も推定値は一致性を持つ。つまり、どちらか一方が成り立てば結果にバイアスがなくなる点で、頑強性のある方法となっている。

なお、傾向スコアが適切に作られているか否かの診断は、以下のような指針に従う。

(1) 再調整前の IPW の平均がほぼ 1（[0.98, 1.02]程度の範囲が望ましい）であるかどうか。
(2) IPW をかけたとき、X と傾向スコアの相関がほぼ 0 であるかどうか。
(3) IPW をかけて傾向スコア算出時と同じロジスティック回帰分析を行ったとき、独立変数（交絡要因）の効果がすべて非有意となるかどうか。
(4) IPW をかけて Y の回帰分析をするとき、交絡要因を回帰分析に含める・含めないに関わらず、処理効果がほぼ同じとなるかどうか。

3.2 応用 1：処理変数と他の変数 Vi との交互作用効果がある場合

処理変数と他の変数 V_i との交互作用効果がある場合であっても、IPW つき回帰分析に X, V_i およびその交互作用を表す変数を入れるだけでよいことが知られている。ただし、X の効果とその V_i への依存（交互作用効果）は因果的に解釈できるが、V_i の主効果については因果的解釈はできないことに注意が必要となる。たとえば、V_i が 2 値のダミー変数であった場合、回帰モデルが $b_1X+b_2V_i+b_3XV_i$ で表されるならば、$V_i=0$ のとき b_1X、$V_i=1$ のとき（b_1+b_3）X となるはずである。すなわち、V_i の違いによって、X の持つ効果が b_1 から b_1+b_3 へと変化することになる。このとき、V_i はあくまで X の係数を変化させる役割しか持たないため、V_i 自身の係数は解釈上無視する。

3.3 応用 2：因果効果の直接効果と間接効果への分解

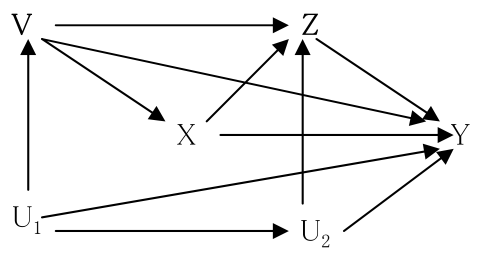

図 2　媒介変数が加わった場合の模式図

V は従来と同じく交絡要因である。新たに入った変数 Z は媒介変数である。因果効果を直接効果（X から Y への効果）と間接効果（Z を介した X から Y への効果）へと分解することを考えたい。このモデルも SITA 条件を仮定し、観察されない交絡要因は無い（U は X に影響しない）と仮定している。

このように媒介変数が入った場合も基本的には同一の方法になる。

1.まずは、Z を無視し V のみ制御しつつ、X から Y への回帰分析を行う（総効果）。
2.ついで、Z と V の両方を制御しつつ、X から Y への回帰分析を行う（直接効果）。
この両者の差が媒介変数を介した間接効果となる。

ただし、媒介変数が入った場合には、ウェイトの作り方が少し異なってくる。

総効果を求めるためのウェイトは、前節までと同様、交絡要因を制御すればよく、処理群・制御群について、それぞれ次のようになる。

$$\frac{P(X=1)}{P(X=1\,|\,\mathbf{V})}$$

$$\frac{P(X=0)}{P(X=0\,|\,\mathbf{V})}$$

これに対し、直接効果を求めるためのウェイトは、交絡要因に加えて媒介変数も制御したものになる。すなわち、処理群・制御群について、それぞれ次のようになる。

$$\frac{P(X=1)}{P(X=1\,|\,\mathbf{V},\mathbf{Z})}$$

$$\frac{P(X=0)}{P(X=0\,|\,\mathbf{V},\mathbf{Z})}$$

媒介変数を制御する直接効果の算出時に若干異なるウェイトをかける以外は、ほぼ同一の手順に従う。

以下の 2 つの節では、日米の代表的な社会調査データを用いて、傾向スコア・ウェイティング法に基づく因果分析の演習例を示す。

4. 傾向スコアによる調整を含む因果分析の演習例 1－GSS のデータを用いて－

JGSS 統計セミナーでは、まず、アメリカの General Social Survey（GSS）のデータセット（GSS1983、GSS1990）を用いた分析演習を行った。以下、結婚経験が教会出席頻度に与える影響の分析例を示すことで、傾向スコア・ウェイティング法の基本的手順を確認する。

4.1 分析に使用した変数の概要

分析に使用した変数の概要は表 1 の通りである。

表 1　変数の定義

変数名	変数の定義
従属変数	
年間教会出席頻度	
	0＝皆無
	1＝年1回未満
	2＝年1回
	3＝年数回
	4＝月1回
	5＝月2,3回
	6＝ほぼ毎週
	7＝毎週
	8＝週1回以上
処理変数	
結婚経験ダミー	結婚経験あり(離死別・別居含む)=1／なし=0
交絡要因	
年齢10歳区分ダミー(20代がベース)	
30代	年齢が30代=1／それ以外=0
40代	年齢が40代=1／それ以外=0
50代	年齢が50代=1／それ以外=0
60代	年齢が60代=1／それ以外=0
教育ダミー(高卒がベース)	
高校中退	高校中退=1／それ以外=0
短大	短大　=1／それ以外=0
四大卒	四大卒 =1／それ以外=0
大学院	大学院 =1／それ以外=0
人種ダミー(白人がベース)	
黒人	黒人 =1／それ以外=0
その他	その他=1／それ以外=0
性別ダミー	男性=0／女性=1
調査年ダミー	1983年=0／1991年=1

4.2 GSS データを例とした平均処理効果（AT）の推定手順

第 3 節で示した手順にしたがって分析を進める。

第 1 段階として、ロジスティック回帰分析を行う。独立変数はさまざまな交絡要因、従属変数は結婚経験の有無である。もともと結婚経験の有無は処理変数であり、最終段階の回帰分析では独立変数の一つになるが、この段階では従属変数として傾向スコアの算出に用いられる。このロジスティック回帰の推定結果は、表 2 の左半分にある。

表 2　処理変数（既婚ダミー）を従属変数とするロジスティック回帰分析

独立変数	傾向スコアの算出 係数		傾向スコアの算出 標準誤差	傾向スコアの診断 係数		傾向スコアの診断 標準誤差
定数項	0.44	***	.139	1.38	***	.140
年齢10歳区分ダミー(20代がベース)						
30代	1.76	***	.135	0.05		.139
40代	2.61	***	.190	-0.08		.149
50代	2.97	***	.255	-0.05		.164
60代	3.03	***	.273	-0.18		.161
教育ダミー(高卒がベース)						
高校中退	0.05		.176	-0.01		.137
短大	-0.49	***	.148	0.10		.137
四大卒	-0.86	***	.173	-0.01		.159
大学院	-0.60	***	.217	-0.07		.182
人種ダミー(白人がベース)						
黒人	-0.98	***	.160	0.20		.165
その他	-0.38		.361	0.01		.340
性別ダミー	0.59	***	.114	-0.01		.100
調査年ダミー	-0.65	***	.116	0.07		.100
	N=2650			N=2650		

注:*は10%、**は5%、***は1%水準で統計的に有意

第 2 段階として、このロジスティック回帰分析の予測値を各個体について算出する。各個体について、それぞれの交絡要因にしたがって計算された予測値が、各個体の傾向スコアとなる。これは各個体が背景として持っている交絡要因のもとで、結婚経験の有無の予測値を表したものである。

第 3 段階として、求められた傾向スコア P（X=1|V）を用いて、次式の通りウェイト WT を得る。

$$WT = \frac{X}{P(X=1\,|\,\mathbf{V})} + \frac{1-X}{1-P(X=1\,|\,\mathbf{V})}$$

この傾向スコアにより算出されたウェイトを、処理変数 X にかけると、ウェイトつき処理変数 WT*X が求められる。その記述統計量を示したのが表 3 である。処理変数 X は 2 値変数であることから、2 通りの結果が得られる。X=1 のときの WT*X の値を WT1、X=0 のときの値を WT2 とする。すなわち、

$$WT1 = \frac{X}{P(X=1\,|\,\mathbf{V})}$$

$$WT2 = \frac{1-X}{1-P(X=1\,|\,\mathbf{V})}$$

となることから、それぞれ実際上 WT の式の第 1 項と第 2 項に一致している。IPW の平均がほぼ 1 になっていることから、この場合傾向スコアの診断（1）は満たされている。

表 3　ウェイトつき処理変数の記述統計

	N	最小値	最大値	合計値	平均	標準偏差
既婚	2650	.00	1.00	2130.00	.8038	.39722
未婚	2650	.00	1.00	520.00	.1962	.39722
WT1	2650	.00	5.25	2646.47	.9987	.60989
WT2	2650	.00	61.68	2755.43	1.0398	4.06233

しかし、この傾向スコアの逆確率をウェイトとしてかけたままでは、ウェイトづけされた度数の合計は標本サイズと一致しない。これを一致させておくとさまざまな面で好都合であるため、第 4 段階として、さらなるウェイトを導入し、ウェイトづけされた度数の合計が標本サイズに一致するようにする。換言すると、各個体にかかる新たなウェイトが平均で 1 になるようにすれば、新たなウェイトの総和が標本サイズと一致することから、新たなウェイトはその関係が成り立つように作ってやることになる。このようなウェイトの再調整は推定の精度を高めることが知られている。その計算式は以下の通りである。

$$
\begin{aligned}
WT_{GSS} &= \frac{WT \cdot X \cdot 2130}{2646.47} + \frac{WT \cdot (1-X) \cdot (2650-2130)}{2755.43} \\
&= \frac{2130}{2646.47} WT1 + \frac{520}{2755.43} WT2
\end{aligned}
$$

たとえば第一項についていえば、
（傾向スコアの逆数によるウェイトの総和）：（標本サイズ）
=2646.47:2130
=WT1:（処理群への新しいウェイト）
という関係式から求められたものである。

この再調整後のウェイトの値は、表 4 のようになる。

表 4　再調整されたウェイトの記述統計

	N	最小値	最大値	合計値	平均	標準偏差
WT_{GSS}	2650	.21	11.64	2650.00	1.0000	.71632

なお、表 5 が示すように、IPW の調整後には、たしかに処理変数と傾向スコアとの相関が下がっている。したがって、標本がランダムに割り当てられたような状態が実質的に達成されていることがわかる。これは傾向スコアの診断（2）に相当する。同時に、表 2 の右半分を確認すると、IPW をかけたロジスティック回帰の結果、たしかに定数項以外の全変数の係数が非有意になっている。これは傾向スコアの診断（3）に相当する。

表 5　処理変数と傾向スコアの相関

	観測値	
	ウェイト調整前	ウェイト調整後
相関係数	0.495 ***	−0.013
有意確率	0	0.498
N	2650	2650

注：***は1％水準で統計的に有意

第 5 段階として、以上の手順で求められた再調整後のウェイト WT_{GSS} を用いて各個体をウェイトづけし、そのデータに最小二乗法（OLS）を適用して処理変数の影響力を測る。ここでは「年間教会出席頻度」に結婚経験の有無が与える影響を検証していくことになる。

4.3 分析結果

分析結果は、表 6 の通りである。この表より、結婚経験のある人の方が、ない人と比べて年間教会出席頻度が高いことがわかる。IPW によるウェイトをかけた分析では、単回帰（モデル 3）、重回帰（モ

デル 4）双方において処理変数の係数は互いにかなり近い。よって傾向スコアの診断（4）は満たされている。IPW によるウェイトづけはかなり機能しているといえる。しかし、ウェイトなし重回帰（モデル 2）とウェイトつき重回帰（モデル 4）において、係数が大きく異なっている。これは、IPW によるウェイトづけによって交絡要因を制御した結果、処理変数の説明力が大きく落ちたことを意味する。もし重回帰モデルの定式化がうまくいっていれば、ウェイトをかける・かけないにかかわらず、ほぼ同じ値になるはずである。ここでの両者の値は大きく違うことから、今回の重回帰モデルの定式化は失敗だった可能性が高い。ちなみに、一般にモデル 1 とモデル 3 の差は選択バイアスの存在を示唆する。

表 6　回帰分析

	モデル1		モデル2		モデル3		モデル4	
	ウェイトなし単回帰		ウェイトなし重回帰		ウェイトつき単回帰		ウェイトつき重回帰	
独立変数	係数	標準誤差	係数	標準誤差	係数	標準誤差	係数	標準誤差
定数項	3.315 ***	.115	2.997 ***	.163	3.862 ***	.116	3.469 ***	.175
結婚経験ダミー	.782 ***	.128	.663 ***	.143	.251 *	.130	.258 **	.127
年齢10歳区分ダミー（20代がベース）								
30代			−.079	.146			−.133	.140
40代			.147	.163			.142	.153
50代			.454 **	.177			.504 ***	.169
60代			.749 ***	.179			.886 ***	.169
教育ダミー（高卒がベース）								
高校中退			−.781 ***	.141			−.899 ***	.142
短大			.034	.135			.000	.138
四大卒			.356 **	.165			.318 *	.164
大学院			.083	.192			−.076	.191
人種ダミー（白人がベース）								
黒人			.772 ***	.158			.765 ***	.161
その他			.512	.341			.434	.349
性別ダミー			.612 ***	.102			.666 ***	.102
調査年ダミー			−.229 **	.102			−.266 **	.102
	N=2650		N=2650		N=2650		N=2650	
	R^2=.014		R^2=.059		R^2=.001		R^2=.057	

注：*は10％、**は5％、***は1％水準で統計的に有意

5. 傾向スコアによる調整を含む因果分析の演習例 2－JGSS のデータを用いてー

引き続いて、JGSS 統計セミナーでは、日本版総合的社会調査（JGSS）のデータセット（JGSS-2003・JGSS-2005・JGSS-2006）を用いた分析演習を行った。そこでの主題は、教育が文化資本蓄積に与える影響である。大学教育は文化資本蓄積に寄与するのか、男性と女性で大学教育の効果は異なるか、という問題を扱う。同時に、処理変数と他の変数 Vi との交互作用効果がある場合（3.2 節）と、因果効果の直接効果と間接効果への分解（3.3 節）の応用例にもなっている。

5.1 分析に使用した変数の概要

分析に使用した変数の概要は表 7 の通りである。

表 7　変数の定義

変数名	変数の定義
従属変数	
月間読書量	
	0＝ほとんど読まない
	1＝1冊程度
	2＝2冊程度
	3＝3冊程度
	4＝4冊以上
処理変数	
大卒ダミー	大卒以上=1／大卒未満=0
交絡要因	
性別ダミー	男性=0／女性=1
教育と性別の交互作用	大卒女性=1／それ以外=0
年齢10歳区分(20代がベース)	
30代	年齢が30代=1／それ以外=0
40代	年齢が40代=1／それ以外=0
50代	年齢が50代=1／それ以外=0
60代	年齢が60代=1／それ以外=0
年齢と性別の交互作用	
30代女性	30代の女性=1／それ以外=0
40代女性	40代の女性=1／それ以外=0
50代女性	50代の女性=1／それ以外=0
60代女性	60代の女性=1／それ以外=0
父親の教育(新制高校・短大・高専がベース)	
旧制小・高小	旧制小・高小=1／それ以外=0
旧制中学相当	旧制中学相当=1／それ以外=0
旧制高校相当	旧制高校相当=1／それ以外=0
旧制大学	旧制大学以上=1／それ以外=0
新制中学	新制中学　=1／それ以外=0
新制大学以上	新制大学以上=1／それ以外=0
不詳	不詳=1／それ以外=0
父教育と性別の交互作用	本人が女性でかつその父が旧制・新制大卒以上=1／それ以外=0
15歳時の居住地域(大都市がベース)	
その他の市	その他の市=1／それ以外=0
町・村	町・村　=1／それ以外=0
外国・不詳	外国・不詳=1／それ以外=0
媒介変数	
婚姻上の地位(結婚がベース)	
離死別	離死別=1／それ以外=0
未婚	未婚=1／それ以外=0
その他(同棲、離別、不詳)	その他(別居、同棲、不詳)=1／それ以外=0
就業状態と就業時間の組み合わせ(就業35～40時間がベース)	
無就業	無就業=1／それ以外=0
就業35時間未満	就業35時間未満=1／それ以外=0
就業41～50時間	就業41～50時間=1／それ以外=0
就業51～60時間	就業51～60時間=1／それ以外=0
就業61～120時間	就業61～120時間=1／それ以外=0
就業時間不詳	就業時間不詳=1／それ以外=0
個人年収(130万以下がベース)	
130万～350万	130万～350万=1／それ以外=0
350万～550万	350万～550万=1／それ以外=0
550万以上	550万以上=1／それ以外=0
不詳・非該当(無就業)	不詳・非該当(無就業)=1／それ以外=0

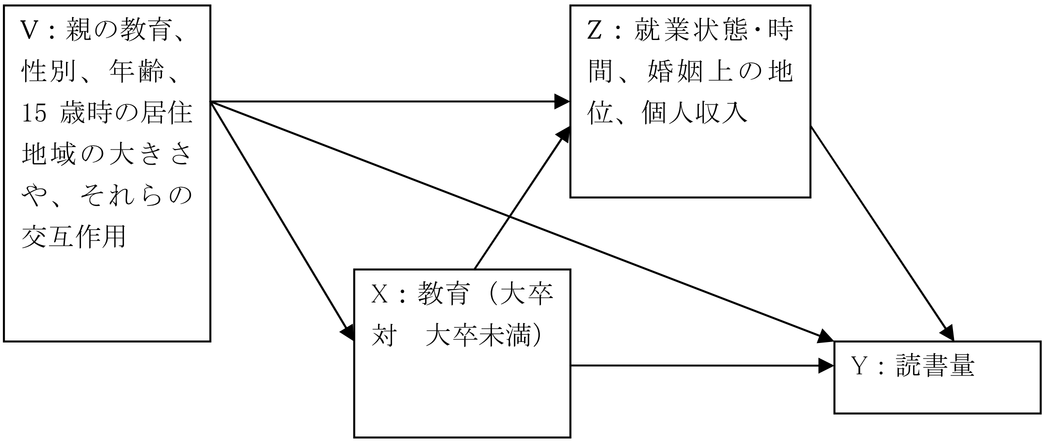

図 3　JGSS データの変数間関係の模式図

5.2 JGSS データを例とした平均処理効果（AT）の推定手順

実際の演習では、まず処理変数に交絡要因と媒介変数を加えた分析（3.3 節「因果効果の直接効果と間接効果への分解」参照）が行われた。そのうえで、さらに処理変数と一部交絡要因の交互作用をも含めた分析（3.2 節「処理変数と他の変数 Vi との交互作用効果がある場合」参照）が紹介された。両者は、傾向スコアを作るまでの段階はまったく同一であり、違いは最終段階の回帰分析において「大卒・非大卒と男女との交互作用」が入るか否かだけである。そこで本論文では、最終段階にあたり、後者の交互作用を入れた結果のみを示す。どちらの分析においても、総効果と直接効果を順に計算し、その差である間接効果すなわち媒介変数の影響力の大小を吟味するという手順に従う。

なお、本節で用いた変数およびそのコード化は、実際の演習で用いられたものとは一部異なっている。すなわち、父親の教育、15 歳時の居住地域、婚姻上の地位については JGSS 累積データを用いて年度間の統一を行った。また、最終結果は父大卒と本人性別の交互作用を加えた再計算にもとづく値となっている。

5.2.1 総効果

総効果を算出する第 1 段階として、ロジスティック回帰分析を行う。説明変数は交絡要因、従属変数は大卒か否かという 2 値の処理変数である。表 8 にその結果を示す。

総効果を算出する第 2 段階として、このロジスティック回帰分析の予測値を算出する。各個体について、それぞれの交絡要因にしたがって計算された予測値が、各個体の傾向スコアとなる。これは各個体が背景として持っている交絡要因のもとで、大卒か否かの予測値を表す。

総効果を算出する第 3 段階として、求められた傾向スコア P（X=1|V）を用いて、前節と同様のやり方でウェイト WT を得る。傾向スコアにより算出されたこのウェイトを処理変数 X にかけると、ウェイト付き処理変数 WT*X が求められる。その記述統計量を示したのが、表 9 である。前節と同様、X=1 のときの WT*X の値を WT1、X=0 のときの値を WT2 と表すものとする。

表 8　処理変数（大卒ダミー）を従属変数とするロジスティック回帰分析（総効果）

	傾向スコアの算出			傾向スコアの診断		
独立変数	係数		標準誤差	係数		標準誤差
定数項	.184		.143	-1.470	***	.163
性別ダミー	-.968	***	.165	.203		.179
年齢10歳区分(20代がベース)						
30代	.155		.143	.024		.149
40代	.401	**	.166	-.056		.175
50代	-.075		.166	-.100		.180
60代	-.221		.181	-.193		.200
年齢と性別の交互作用						
30代女性	-.634	***	.216	-.141		.242
40代女性	-.738	***	.224	-.313		.248
50代女性	-.748	***	.238	-.182		.276
60代女性	-1.013	***	.294	-.264		.360
父親の教育(新制高校・短大・高専がベース)						
旧制小・高小	-1.228	***	.146	.151		.172
旧制中学相当	-.308	**	.147	.149		.168
旧制高校相当	.685	***	.181	.181		.197
旧制大学	.908	***	.200	.098		.210
新制中学	-1.095	***	.157	.061		.176
新制大学以上	1.143	***	.195	.068		.205
不詳	-1.176	***	.137	.072		.163
父教育と性別の交互作用	-.093		.250	-.116		.258
15歳時の居住地域(大都市がベース)						
その他の市	-.456	***	.097	-.015		.116
町・村	-.935	***	.105	-.025		.129
外国・不詳	.151		.372	-.256		.385
	N=　6614			N=6614		

注:*は10%、**は5%、***は1%水準で統計的に有意

表 9　ウェイトつき処理変数の記述統計（総効果）

	N	最小値	最大値	合計値	平均	標準偏差
非大卒	6614	.00	1.00	5352.00	.8092	.39297
大卒	6614	.00	1.00	1262.00	.1908	.39297
WT1	6614	.00	6.63	6625.63	1.0018	.60401
WT2	6614	.00	66.43	6513.37	.9848	3.49619

総効果を算出する第 4 段階として、ウェイト後の度数をもとに、ウェイトの再調整を行う。その計算式は以下の通りである。

$$WT_{JGSSTotal} = \frac{5352}{6625.63}WT1 + \frac{1262}{6513.37}WT2$$

この再調整後のウェイトの値は、表 10 の通りである。なお、表 8 の右半分にあるように、IPW をかけたロジスティック回帰分析の結果、定数項以外のほぼすべての変数が非有意になっている。

表 10　再調整されたウェイトの記述統計（総効果）

	N	最小値	最大値	合計値	平均	標準偏差
$WT_{JGSSTotal}$	6614	.23	12.87	6614.00	1.0000	.62296

総効果を算出する第 5 段階として､以上の手順で求められた $WT_{JGSSTotal}$ を用いて各個体をウェイトづけし、そのデータに最小二乗法（OLS）を適用して処理変数の影響力を測る。ここでは月間読書量に大卒・非大卒が与える影響を、媒介変数抜きで測定していく。その分析結果は節末にまとめて示す。

5.2.2 直接効果

つぎに、直接効果について求めていく。

直接効果を算出する第 1 段階として、ロジスティック回帰分析を行う。説明変数として交絡要因に媒介変数が加わる点が総効果との違いとなる。従属変数は大卒か否か (2 値) という処理変数である。表 11 がその結果である。

直接効果を算出する第 2 段階として、このロジスティック回帰分析の予測値を算出する。各個体について、それぞれの交絡要因と媒介変数にしたがって計算された予測値が、各個体の直接効果用の傾向スコアとなる。これは各個体が背景として持っている交絡要因と媒介変数のもとで、大卒か否かの予測値を表す。

直接効果を算出する第 3 段階として、傾向スコアを用いてウェイトを計算する。表 12 にその結果を示す。

直接効果を算出する第 4 段階として、ウェイトの再調整を行う。次式がそれを示す。

$$WT_{JGSSDirect} = \frac{5352}{6621.13}WT1 + \frac{1262}{6451.52}WT2$$

なお、表 11 の右半分にあるように、IPW をかけたロジスティック回帰分析の結果、定数項以外のほぼすべての変数が非有意になる。

直接効果を算出する第 5 段階として、以上の手順で求められた $WT_{JGSSDirect}$ を用いて各個体をウェイトづけし、そのデータに最小二乗法（OLS）を適用して処理変数の影響力を測る。ここでは月間読書量に大卒・非大卒が与える影響を、媒介変数も入れて測定していく。最終結果は、総効果の結果とともに次の小節でまとめて示す。

表 11　処理変数（大卒ダミー）を従属変数とするロジスティック回帰分析（直接効果）

独立変数	傾向スコアの算出 係数		傾向スコアの算出 標準誤差	傾向スコアの診断 係数		傾向スコアの診断 標準誤差
定数項	-.444	*	.227	-1.488	***	.279
性別ダミー	-.691	***	.175	.088		.195
年齢10歳区分(20代がベース)						
30代	-.104		.151	-.004		.160
40代	.116		.176	-.028		.196
50代	-.146		.176	-.152		.201
60代	.012		.199	-.194		.236
年齢と性別の交互作用						
30代女性	-.348		.219	-.153		.255
40代女性	-.388	*	.230	-.246		.259
50代女性	-.607	**	.245	-.035		.284
60代女性	-1.113	***	.300	-.189		.381
父親の教育(新制高校・短大・高専がベース)						
旧制小・高小	-1.229	***	.149	.082		.186
旧制中学相当	-.349	**	.150	.161		.179
旧制高校相当	.676	***	.185	.167		.210
旧制大学	.917	***	.204	.086		.224
新制中学	-1.065	***	.160	.084		.182
新制大学以上	1.155	***	.203	.020		.212
不詳	-1.175	***	.139	.008		.167
父教育と性別の交互作用	-.129		.257	-.026		.269
15歳時の居住地域(大都市がベース)						
その他の市	-.451	***	.098	-.056		.118
町・村	-.929	***	.107	-.036		.132
外国・不詳	.173		.380	-.100		.415
婚姻上の地位(結婚がベース)						
離死別	-.316	*	.179	-.395	*	.211
未婚	.189	*	.106	-.050		.126
その他(同棲、離別、不詳)	-.256		.828	.827		.945
就業状態・時間(就業35～40時間がベース)						
無就業	-.599	***	.142	.165		.171
就業35時間未満	-.152		.135	.144		.183
就業41～50時間	-.070		.105	-.003		.127
就業51～60時間	-.094		.136	.107		.170
就業61～120時間	-.632	***	.194	.037		.223
就業時間不詳	-.032		.329	.102		.364
個人年収(130万以下がベース)						
130万～350万	.202		.170	.050		.229
350万～550万	.847	***	.173	.034		.217
550万以上	1.403	***	.173	.118		.216
不詳・非該当(無就業)	.881	***	.168	.059		.212
	N=6614			N=6614		

注:*は10%、**は5%、***は1%水準で統計的に有意

表 12　ウェイトつき処理変数の記述統計（直接効果）

	N	最小値	最大値	合計値	平均	標準偏差
非大卒	6614	.00	1.00	5352.00	.8092	.39297
大卒	6614	.00	1.00	1262.00	.1908	.39297
WT1	6614	.00	7.84	6621.13	1.0011	.62745
WT2	6614	.00	64.11	6451.52	.9754	3.59810

表 13　再調整されたウェイトの記述統計（直接効果）

	N	最小値	最大値	合計値	平均	標準偏差
$WT_{JGSSDirect}$	6614	.22	12.54	6614.00	1.0000	.66616

5.3 分析結果

分析結果は、表 14、表 15 の通りである。

表 14　回帰分析（総効果）

	総効果モデル1 ウェイトなし単回帰		総効果モデル2 ウェイトなし重回帰		総効果モデル3 ウェイトつき単回帰		総効果モデル4 ウェイトつき重回帰	
説明変数	係数	標準誤差	係数	標準誤差	係数	標準誤差	係数	標準誤差
定数項	.733 ***	.023	.791 ***	.074	.749 ***	.026	.778 ***	.083
大卒ダミー	.664 ***	.049	.607 ***	.052	.625 ***	.057	.625 ***	.057
性別ダミー	.087 ***	.030	.124 *	.074	.083 **	.032	.078	.081
教育と性別の交互作用	.127	.087	.062	.089	.114	.114	.124	.115
年齢10歳区分(20代がベース)								
30代			.019	.069			-.013	.075
40代			.123	.076			.118	.086
50代			.235 ***	.076			.235 ***	.084
60代			.286 ***	.081			.297 ***	.087
年齢と性別の交互作用								
30代女性			.101	.095			.162	.103
40代女性			.031	.095			.090	.106
50代女性			-.165 *	.091			-.140	.108
60代女性			-.189 *	.097			-.100	.116
父親の教育(新制高校・短大・高専がベース)								
旧制小・高小			-.089	.061			-.104	.068
旧制中学相当			-.007	.066			-.014	.072
旧制高校相当			.198 **	.090			.098	.096
旧制大学			.155	.099			.210	.130
新制中学			-.202 ***	.058			-.205 ***	.062
新制大学以上			-.008	.103			-.036	.134
不詳			-.100 *	.057			-.096	.063
父大卒と性別の交互作用			.200	.138			.194	.163
15歳時の居住地域(大都市がベース)								
その他の市			-.086 *	.047			-.069	.055
町・村			-.221 ***	.047			-.179 ***	.056
外国・不詳			-.065	.171			.034	.188
	N=6614		N=6614		N=6614		N=6614	
	R2=.0544		R2=.0716		R2=.0558		R2=.0725	

注:*は10%、**は5%、***は1%水準で統計的に有意

表 15 回帰分析（直接効果）

	直接効果モデル2 ウェイトなし重回帰		直接効果モデル3 ウェイトつき単回帰		直接効果モデル4 ウェイトつき重回帰	
説明変数	係数	標準誤差	係数	標準誤差	係数	標準誤差
定数項	.614 ***	.097	.763 ***	.027	.670 ***	.113
大卒ダミー	.582 ***	.052	.598 ***	.061	.599 ***	.060
性別ダミー	.138 *	.078	.072 **	.034	.073	.085
教育と性別の交互作用	.060	.089	.136	.119	.143	.119
年齢10歳区分(20代がベース)						
30代	.043	.070			-.003	.079
40代	.150 *	.077			.155 *	.091
50代	.281 ***	.077			.280 ***	.090
60代	.335 ***	.085			.339 ***	.097
年齢と性別の交互作用						
30代女性	.116	.095			.186 *	.105
40代女性	.065	.095			.130	.108
50代女性	-.168 *	.091			-.113	.108
60代女性	-.223 **	.099			-.105	.118
父親の教育(新制高校・短大・高専がベース)						
旧制小・高小	-.083	.060			-.119 *	.071
旧制中学相当	-.002	.066			-.040	.075
旧制高校相当	.196 **	.090			.104	.101
旧制大学	.149	.099			.266 *	.146
新制中学	-.182 ***	.058			-.202 ***	.063
新制大学以上	-.007	.103			-.035	.143
不詳	-.102 *	.057			-.124 *	.064
父大卒と性別の交互作用	.175	.137			.165	.170
15歳時の居住地域(大都市がベース)						
その他の市	-.075	.047			-.068	.058
町・村	-.208 ***	.047			-.178 ***	.059
外国・不詳	-.062	.168			-.032	.199
婚姻上の地位(結婚がベース)						
離死別	.073	.050			.075	.062
未婚	.249 ***	.050			.177 ***	.056
その他(同棲、離別、不詳)	.441	.359			-.109	.546
就業状態・時間(就業35～40時間がベース)						
無就業	.033	.059			.035	.066
就業35時間未満	.066	.050			.048	.059
就業41～50時間	-.026	.046			.008	.053
就業51～60時間	-.130 **	.057			-.111	.070
就業61～120時間	-.145 **	.073			-.209 ***	.079
就業時間不詳	-.090	.126			-.070	.125
個人年収(130万以下がベース)						
130万～350万	.023	.053			-.021	.064
350万～550万	.085	.063			.079	.074
550万以上	.265 ***	.064			.237 ***	.075
不詳・非該当(無就業)	.092	.059			.055	.069
	N=6614		N=6614		N=6614	
	R2=.0799		R2=.0529		R2=.0791	

注:*は10%、**は5%、***は1%水準で統計的に有意

表 14 と表 15 の読み取りにあたって注意すべきは、大卒ダミーの係数は、男性についての値であるという点である。女性についての値は、大卒ダミーの係数に、教育と性別の交互作用項の係数の値を足し合わせることで得られる。表中におけるこの交互作用項の係数によれば、大卒者の読書量に男女差は存在するものの、統計的に有意ではない。つまり、男性は大卒者ほど本を読み、大卒女性はさらにその 2 割増しで読む傾向があるが、明確に男女差があるとまではいえない。なお、前述のとおり、性別の主効果は解釈上無視する。

IPW によるウェイトをかけた分析では、単回帰（モデル 3）、重回帰（モデル 4）双方において処理変数の係数は互いにかなり近い。よって IPW によるウェイトづけは、ここでもかなり機能しているといえる。傾向スコアを用いることで、就業状態などの影響を取り除くことができ、たとえば、「男性に比べ女性の方が仕事が忙しくないことが多く、その分多く読めて当然である」という批判にも正面から反論できることになる。

処理変数の係数は、ウェイトつき重回帰（モデル 4）で比べると、総効果 0.625、直接効果 0.599 となっている。その差 0.025 が間接効果であると解釈できる。よって、この事例においては、間接効果が総効果に占める割合は 4%にとどまっていることがわかる。

6. おわりに

2011 年の統計分析セミナーは、2009 年に引き続いて「傾向スコア」を取り上げ、この概念を用いた因果効果の測定方法を紹介した。ある処理（treatment）がどのような因果効果を持つかを知るには、結果に影響を及ぼしうる交絡要因を制御することが不可欠となるが、標本の無作為な割り当てができない状況下では、交絡要因の制御はこれまで困難であった。傾向スコアはこの困難に対する一つの解決策である。この手法に対する世間の期待が高まる中、有名な傾向スコア・マッチング法をはじめとして、いまやさまざまな手法が開発されつつあるが、今回の統計分析セミナーは、そのうち傾向スコア・ウェイティング法に焦点を当てた。傾向スコア・ウェイティング法は、傾向スコアの逆確率による各個体へのウェイトづけを通じ交絡要因を制御する手法である。交絡要因の制御後は、通常の回帰分析によって処理変数の影響力を測定すればよく、この方法により信憑性の高い推定結果が得られることになる。セミナーでは GSS と JGSS のデータを用いてその分析手順が示された。

傾向スコアを用いた因果分析は日本ではまだなじみが薄く、この方法を用いた論文の数もいまだ多くない。今回の統計分析セミナーをきっかけとして、傾向スコアを用いた因果分析に取り組む研究者が増えることを、主催者一同願うものである。

［Acknowledgement］

日本版 General Social Surveys（JGSS）は、大阪商業大学 JGSS 研究センター（文部科学大臣認定日本版総合的社会調査共同研究拠点）が、東京大学社会科学研究所の協力を受けて実施している研究プロジェクトである。

［参考文献］

Angrist, Joshua David & Pischke, Jörn-Steffen, 2009, *Mostly Harmless Econometrics: An Empiricist's Companion*, Princeton: Princeton University Press.

Guo, Shenyang Y. & Fraser, Mark W., 2010, *Propensity Score Analysis: Statistical Methods and Applications*, Thousand Oaks, CA: Sage Publications.

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.

Khandker, Shahidur R., Koolwal, Gayatri B. & Samad, Hussain A., 2010, *Handbook on Impact Evaluation: Quantitative Methods and Practices*, Washington DC: The World Bank.

Rosenbaum, Paul R. & Rubin, Donald B., 1983, "The Central Role of the Propensity Score in Observational Studies for Causal Effects," *Biometrika*, 70(1), 41-55.

山口一男, 2009,『ワークライフバランス: 実証と政策提言』日本経済新聞出版社.