第 84 回　先生それ P ハクです――なぜ実証研究の結果はいつも「効果あり」なのか?

#URPHacking, sensei: Why are all the empirical results “statistically significant”? (We should botch these words)

伊藤 成朗
Seiro Ito

2024 年 7 月

（4,003 字）

＊図は文末に掲載しています

今回紹介する研究

Abel Brodeur, Scott Carrell, David Figlio, and Lester Lusher. 2023. “Unpacking p-hacking and publication bias.” *American Economic Review* 113 (11): 2974–3002.

なぜか分からないけど、効果があってほしい

データを使った実証研究では統計学的な仮説検定をします。たとえば、最低賃金を引き上げると失業が増えるという仮説の検定は、

$$失業率=a+b*最低賃金+誤差$$

という式で係数 b が正か検定します。具体的には、統計プログラムなどで b を推計して推計値$\hat{b}$を得ます。推計値$\hat{b}$が正だったとしても、誤差で正になっている可能性もあるので、誤差を考慮しても正か、つまり、真の値 b が統計学的にゼロと違うと判断できるか検定します[1]。なお、以下では本文は日常用語表現に努め、より正確な表現は脚注に記すことにします。

この統計学的推論では、b=0 が正しいと想定し、得た推計値$\hat{b}$が（b=0 からすると）どれだけ極端かを問います。真の値が b=0 の場合に推計値$\hat{b}$以上の値を観察する確率が分かれば、得た推計値$\hat{b}$がどれだけ極端かの判断材料になります。この「b=0 が正しいときに、得た推計値$\hat{b}$以上の値を観察する確率」を p 値といいます[2]。p 値が小さければ、

p 値が小さい

⇒

b=0 が正しいと想定すると極端なことが起こっている

⇒

b=0 が正しいと想定するのは誤りなのでは

⇒

真の値 b は統計学的にゼロではない

と判断します。

このように、実証研究では、p 値が小さいと「効果ありという発見」といえます[3]。逆に、p 値が大きいと「効果なしという発見」といえます[4]。読者の皆さんは、「効果ありという発見」と「効果なしという発見」のどちらに興味をそそられるでしょうか。

筆者にとっては「効果ありという発見」の方が目を引きます。え、そうなの、という反応になることが多いのに対し、「効果なしという発見」は、あ、そう、で終わりがちです。予想どおりの結果であったとしても、効果ありの場合は、やっぱりそうか、なのに対し、効果なしの場合は、そんなの当たり前でしょ、になりがちです。なぜそうなるのか分かりませんが、多くの人が筆者と同じ反応をすると思っています。

実は研究者の多くも同じです。今日紹介する論文でミクロ経済学研究者に実施した匿名調査では、p 値が小さくないと学術雑誌に掲載されないのでは、と思っている人の割合は 8 割を超えているのです[5]。

効果がないので効果を出そう—— p ハッキング

学術雑誌などが p 値の小さい研究を選んで掲載することを出版バイアス（publication bias）といいます。出版バイアスを予期している、効果ありの方が良い、など様々な動機から、研究者が p 値を小さくする作業を p ハッキング（または分岐道、forking paths）といいます。

多くの p ハッキングは研究者が意図したものです。推計方法をいじくり回して、p 値が小さくなるように仕向ける。幾つか推計をして、p 値が小さい結果だけを報告する。効果が出るまで実験を繰り返す。

一方、意図せず p ハッキングになってしまうこともあります。推計結果が出てから結果に合うように仮説を選ぶのは、p 値が小さいことが先に決まっているので検定とはいえず、p ハッキングです（Hypothesize After Results are Known, HARKing ともいいます）。ほかにも、推計をして p 値が大きいために、モティベーションを失って論文を書かないことも意図しない p ハッキングです。なぜならば、p 値の大きい研究をお蔵入りさせ、p 値の小さい研究だけを世に出しているので、結局は p 値を小さくする作業になるからです。

p ハッキングは誤解を広める

p ハッキングが横行すると、効果ありという（*p* 値が小さい）研究ばかり世に出て、効果なしという研究は日の目を見ません。すると、効果ありなんだ、という誤解が世に広まります。しかも、誤解であることに誰も気づきません。だから、*p* ハッキングは困った行為なのです。

p ハッキングをもたらすこれらの行為は、疑わしい研究行為（questionable research practices, QRPs）の一部です。文科省などは、研究倫理に照らしてやってはいけない、と指導しています。QRP をする研究者は研究者同士の信頼を失い、研究予算を得にくくなります。しかし、作業過程を隠せばバレないですし、不公正な行為という意識が乏しいことも手伝い、経済学論文で *p* ハッキングは横行している……か検討したのが今回紹介するブロデューたちの研究です。

データ

データは、2013〜2018 年に *Journal of Human Resources*（*JHR*）誌に投稿された全 3607 論文、各査読段階の判定結果、各論文に割り当てられた編者と査読者の情報です。論文からは、主たる結果の *p* 値を抜き出します。さらに、著者たちの見解を調べるために、投稿者全員 561 名に匿名調査を依頼し、143 名（25.49%）から回答を得ています。

p ハッキングと出版バイアスを検定する方法

多数の論文から *p* 値を抜き出し、ヒストグラムを描いたとします。その頂点を結んだ線を *p* カーブといいます[6, 7]。図 1 の青い *p* カーブのように、急に増える右上がりの凸部分があると *p* ハッキングが示唆されます。

真に効果ありの場合、推計値は 0 よりも大きい場合が多いので、図 2 の赤い分布のように *p* 値の小さな研究が多数あります。真の効果が十分に大きい場合、誰も *p* ハッキングしなければ、図 1 で *p* 値が有意水準として参照される.05 近傍よりも、.01 近傍の研究が多くなります。つまり、図 1 の赤い線のように *p* カーブは右下がりになります。

真に効果がない場合には、図 2 の淡い青い分布のように *p* 値の小さな研究は少ししかありません。ここで *p* ハッキングがあると、*p* 値を有意水準として参照される.05 以下よりも小さくする（図 2 で自分の推計結果を右に移動させる）作業を研究者がするので、図 2 の濃い青色の分布のように、研究数は.05 以上部分で減り、.05 未満部分で増えます。つまり、図 1 で 0 から右に進んでいくときに、.05 直前で増えるためにその周辺で右上がりになります。「有意水準」として参照される.05 や.01 よりも小さい値周辺で、*p* カーブが右上がりか

を検定すれば、pハッキング有無の検定になるのです。

経済学で同様の計測研究は他にもありますが、本論文の強みは、とある学術雑誌の初稿（雑誌が投稿を受領した段階での原稿）から最終稿（雑誌が掲載した段階での原稿）の詳細情報を入手することで、投稿者側が仕組んだ p ハッキングと雑誌側が仕向けた出版バイアスの影響を別々に計測した点です。つまり、初稿は投稿者たちの行動の影響だけが反映されているのに対し、最終稿には投稿者たちの行動＋雑誌側の方針が反映されているはずです。よって、初稿と最終稿を比較すれば、雑誌による出版バイアスの影響をある程度計測できるのです[8]。

pハッキングは蔓延している

結果は一目瞭然です。p カーブで右上がりの部分が.01、.05、.1 で見て取れます[9]。先行研究でも同じ傾向で、経済学全体に p ハッキングが蔓延していることが分かります。著者たちの匿名調査では、トップ・ジャーナルに論文を掲載した一流の研究者の 20%〜40%が過去 5 年に各種 QRP に手を染めた、とも回答しており、問題の深刻さが分かります[10]。

一方、初稿と最終稿の比較では、pハッキングの程度は両者で変わらないことが分かりました。つまり、この雑誌で出版バイアスは確認できません。出版バイアスは小さそうですが、この雑誌は p ハッキングのある論文もない論文も同じ程度に掲載しています。よって、この雑誌は pハッキングを追認しているともいえそうです。pハッキングを見破るには投稿者以外による推計再現作業が必要なので、雑誌側の体制が整わず追認するしかないのかもしれません。

なぜ p ハックするのか

*JHR*誌のように出版バイアスがない雑誌でも、研究者たちがあると思い込めば、pハックするでしょう[11]。著者たちは、研究者が pハックしないように、分析前計画（pre analysis plan）を公開して、データを扱う前にどのような推計をするか決めてしまう制度などを推奨しています。

確かに予防効果はあると思いますが、データを見る前に分析方法を決められない場合もあります[12]。 こうした場合には、幾つかの雑誌が共同歩調を取って査読過程を公開するなど、出版バイアスがあるという誤解を解くことも有効だと思います。*JHR*誌の場合、実在しない心配から研究者が p ハッキングに手を染めるという、ばかげた状況を回避できます。また、すべての論文で推計再現作業をすると宣言すれば、pハッキングがバレると恐れた研究者が p ハックしなくなるか、推計再現作業をしない雑誌に投稿先を変えるかもしれません。

そもそも、最低賃金が失業を増やす「効果あり」か「効果なし」か、研究者にとってどちらでも良いはずです。それなのに、とくに利益もないのに「効果あり」にしようと血道を上げるのは愚かです。標本サイズが大きければ、小さな効果も検知できます。ですから、標本サイズを大きくすることに努め、小さな効果でも「効果あり」と判定できる、だけど効果は小さいから無視可能、と論じられるような研究をすべきなのでしょう。しかし、そうすると大規模なデータや実験が必要で、若手研究者は困ってしまいます。予算のない研究者は、小規模な分析でも注目される斬新なアイディアか、ほどほどの標本サイズでも検知できる効果の大きい現象を見つけるしかないのでしょうか。アイディアかお金か、どちらかがないと悩ましいことになりそうです。■

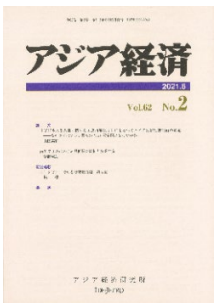
※この記事の内容および意見は執筆者個人に属し、日本貿易振興機構あるいはアジア経済研究所の公式意見を示すものではありません。

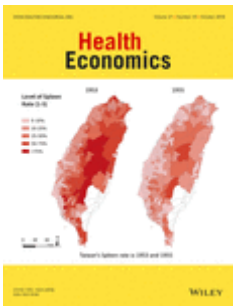
参考文献

- 本論文の勉強会資料
- Kranz, Sebastian, and Peter Pütz. 2022. "Methods Matter: *P*-Hacking and Publication Biasin Causal Analysis in Economics: Comment." *American Economic Review* 112 (9): 3124–3136.

著者プロフィール

伊藤成朗（いとうせいろう）　アジア経済研究所 開発研究センター、ミクロ経済分析グループ長。博士（経済学）。専門は開発経済学、応用ミクロ経済学、応用時系列分析。最近の著作に「南アフリカにおける最低賃金規制と農業生産」（『アジア経済』 2021 年 6 月号）、主な著作に"The effect of sex work regulation on health and well-being of sex workers: Evidence from Senegal." （Aurélia Lépine, Carole Treibich と共著、*Health Economics*, 2018, 27(11): 1627-1652）など。





注

[1] 推計値$\hat{b}$、観察数（標本サイズ）をもとに、b=0 という帰無仮説が棄却されるか t 検定（片側検定）します。

[2] 正確に言うと、「帰無仮説 b=0 が正しいときに、得た推計値$\hat{b}$以上の値を観察する確率」が p 値です。p 値とは帰無仮説が成立する確率、と説明されることもありますが、正確ではありません。p 値は帰無仮説H_0が正しいときに手元にあるデータDよりも極端なデータを観察する確率$1-P(D|H_0)$です。よって、手元のデータを得たときに帰無仮説が正しい（成立する）確率$P(H_0|D)$ではありません。

[3] 正確には、「効果がないこと（＝帰無仮説）を強く疑問視する発見」です。疑問視するとは、帰無仮説下で起こりづらいことが起きた、という意味です。

[4] 正確には、「効果がないこと（＝帰無仮説）を強く疑問視しない発見」です。疑問視しないとは、帰無仮説下で起こりやすいことが起きた、という意味です。

[5] 正確には、編者の意思決定に統計的有意が重要な要因だ、と回答しています。

[6] 専門用語を使うと、p カーブとは各論文から集めた p 値の確率密度関数で、p<0.15 程度の範囲のものを指します。

[7] 帰無仮説 b=0 が正しい場合、p カーブは水平になります。推計値以上の値を観察する確率が p 値ですが、ここで p 値が.05 だとしましょう。仮に、推計値が少し小さくなったとき、推計値以上の値を観察する確率は 5%から 6%になるとします。つまり、p 値が 1%ポイント増えるということは、推計値以上の値を観察する確率は 1%増えます。p 値が.1 であれ.2 であれ（＝p カーブのどの点であれ）、p 値が 1%増えるときには、推計値以上の値を観察する確率は常に 1%増えています。つまり、ヒストグラムを描くと、p 値がどの水準でも、同じだけの頻度（高さ）を伴います。言い換えると、p カーブはどの点でも常に同じ高さなので、水平です。

[8] 雑誌が直面する原稿と雑誌が選んで改訂をした原稿の対比です。初稿の一部しか最終稿にならないので、編集と選抜の両方の過程を経ています。

[9] 粗い四捨五入で.05 が増える影響も考えねばなりません（Kranz and Putz 2022）。たとえば、推計値が 0.015、標準誤差が 0.014 の場合、そのまま z 値を計算すると 0.015/0.014=1.07 ですが、四捨五入して計算すると 0.02/0.01=2.00 になります。こうした研究を取り除いて p ハッキング検定をする必要があるといわれていますが、このような粗い四捨五入をすること自体に p ハッキングの意図があるとも思えます。よって、粗い四捨五入の研究も含めた図を見るべきだと思います。

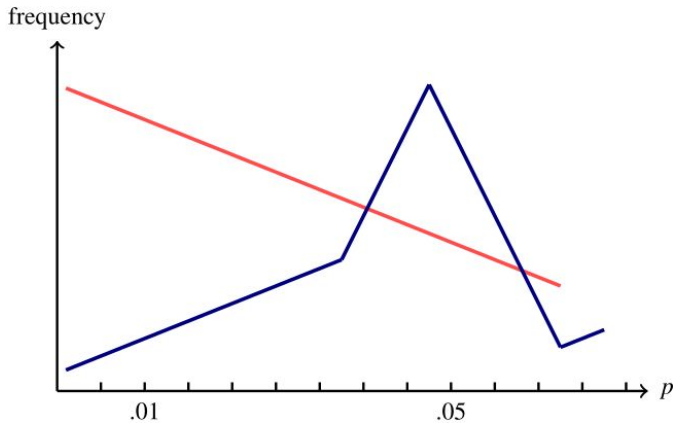
[10] p カーブの傾きが右上がりということだけでは、p ハッキングの浸透度は分かりません。このため、著者たちは研究者たちに匿名調査を実施して、どのくらいの割合で QRP があるのか計測しています。

[11] 出版バイアス以外の p ハックする動機としては、経済理論の裏付けに乏しい仮説を扱っていることも考えられます。「風が吹けば桶屋が儲かる」のように、理論的裏付けの乏しい

（疑わしい）仮説は、データで支持されると意外だからこそ注目されます。儲かる「効果なし」だと誰からも注目されず、雑誌で出版することは難しいでしょう。再現性が乏しく、今や原著者ですら存在を疑問視した心理学のプライミング仮説も、「効果あり」だったからこそ注目を集めました。検討に値しない仮説を扱うと、無理して「効果あり」を演出する誘因が出てきます。

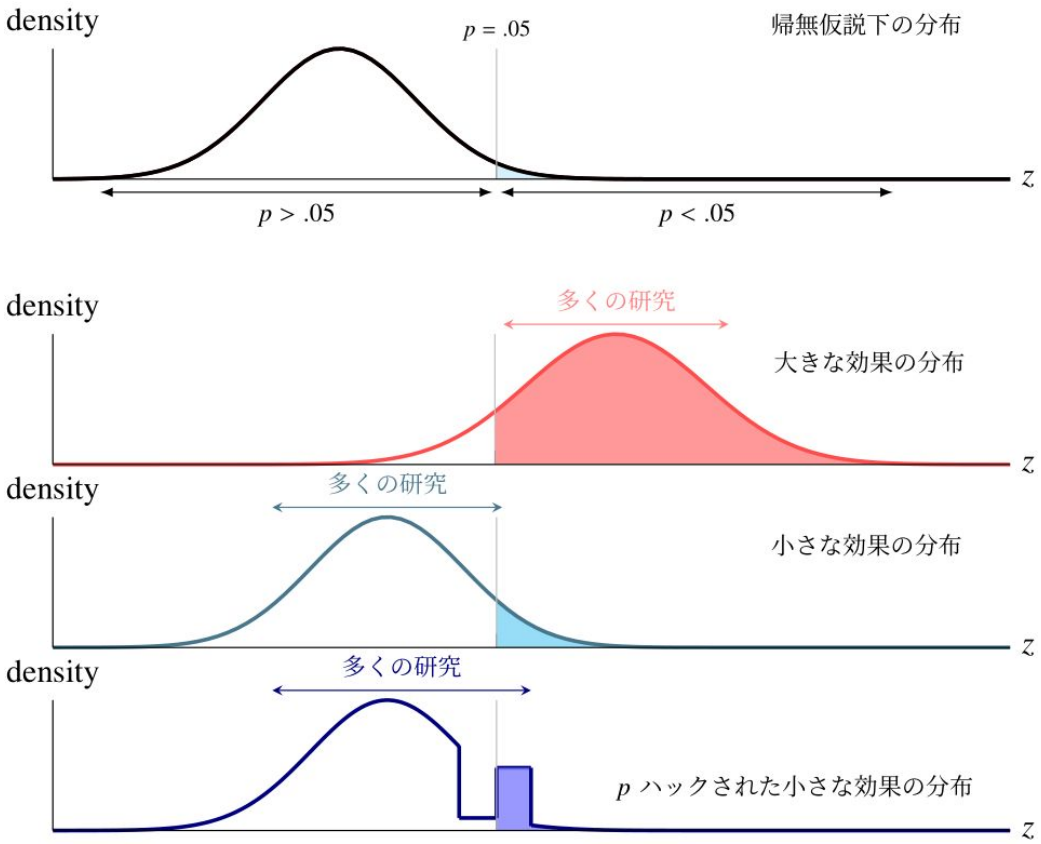
[12] 2次データを使った観察研究では、情報がどの程度豊富か分からないので、事前に決められる内容に限りがあります。

図１　pカーブ



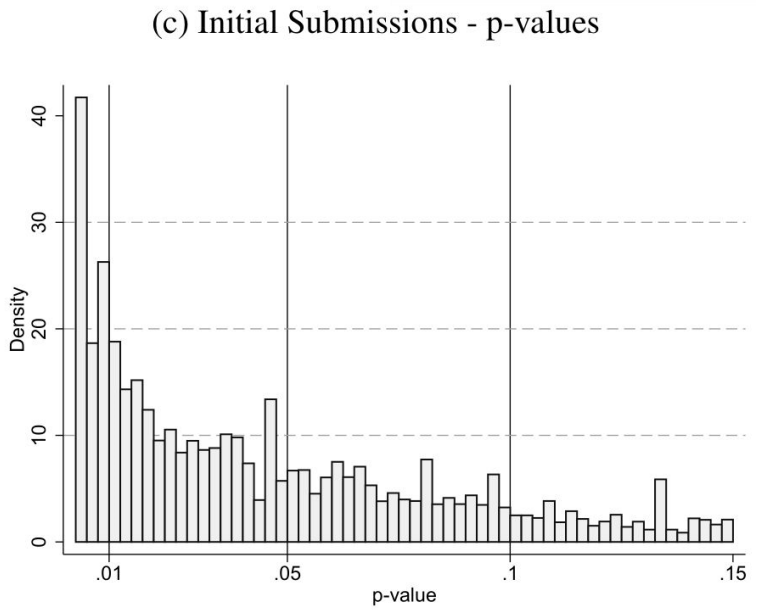
（注）赤い p カーブは効果が大きく p ハッキングがない場合、
青い p カーブは効果が小さく p ハッキングがある場合。
（出所）筆者作成

図２　帰無仮説の分布、効果大の分布、効果小の分布、p ハックされた効果小の分布



（注）研究数の分布。図を見やすくするために、p=.10 や p=.01 を
目指した p ハッキングは捨象して描いている。
（出所）筆者作成

図 3　初稿の p 値の分布



（出所）Brodeur, Carrell, Figlio and Lusher (2023), Figure 2