

パネルデータ分析における 固定効果モデルの取扱説明書

大久保将貴[†]

概 要

パネルデータ分析において、未観測で時間不変の個体固定因子を調整する固定効果モデルは、多くの社会学研究で用いられている。しかしながら、固定効果モデルの制約については広く共有されているとは言い難い。例えば、多くの社会学者が因果効果推定のために固定効果モデルを採用しているにも関わらず、因果効果の識別仮定はほとんど共有されていない。そのため、処置とアウトカムに関連のありそうな変数を取りあえずモデルに投入するといった分析モデルも散見される。また、固定効果モデルは個体内の変動に着目するため、パラメータ推定値の解釈についても他の分析モデルとは異なる点が多い。この他にも、個体内変動のみに着目することで生じる統計的検定力の低下や、ターゲット母集団の変更の可能性など、固定効果モデルを扱ううえで注意を要する点は少なくない。本稿では、固定効果モデルの取り扱いを説明することで、適切な利用と解釈を共有することを目的とする。

キーワード

パネルデータ、固定効果モデル、因果推論、識別仮定、DAG

1 パネルデータ分析としての固定効果モデル

因果関係を知るためには、処置をランダムに割り当てるような研究デザインが理想的だが、現実には実施できない場合が多い。パネルデータとは、複数の個体を複数の時点に渡って観察したデータである。多くの研究者がパネルデータを長期間の記述のために、または因果関係の推論のために用いてきた。なかでも、パネルデータ分析のテキストに必ず

[†] 東京大学社会科学研究所附属社会調査・データアーカイブセンター . E-mail: sokubo@iss.u-tokyo.ac.jp

登場するのが固定効果モデル (Fixed Effect: FE) である。後述するように、固定効果モデルは、同一個体の時間的な変動に着目することで、個体ごもつ個体間で異なる時間不変の未観測因子を調整することを得意とする。こうした固定効果モデルの利点から、多くの社会学者が固定効果モデルを用いて、パネルデータを分析してきた。パネルデータ分析について特集を組んだ社会学の方法論雑誌でも、固定効果モデルについて多くの言及がある (Vaisey & Miles 2017; An & Winship 2017)。しかしながら、こうした特集でも、因果関係を推論したい場合の固定効果モデルに課される仮定については、詳細に扱われていない。また、固定効果モデルでパラメータ推定の解釈をする際の注意点についても、社会学者の間で広く共有されているとは言い難い。本稿では、(1) 因果効果を推定する際の固定効果モデルの識別仮定、(2) 固定効果モデルの解釈における注意点、の2点について議論する。

2 固定効果か G 推定法か

固定効果モデルの識別仮定と解釈について述べる前に、まずは固定効果モデルを扱うモチベーションについて確認する。パネルデータを用いて因果効果を推定する際には、未観測の時間不変の個体固定効果モデルを調整するのか、(処置割当は観測された変数だけに依存するという仮定のもとで) 処置とアウトカムのダイナミックな因果関係を調整するのか、いずれを優先するのかを判断しなければならない。後述するように、残念ながら両方を同じモデルで調整することはできない。未観測の時間不変の個体固定効果を調整したいのであれば、本稿で扱う固定効果モデルを採用することになる。一方、処置とアウトカムのダイナミックな因果関係を柔軟にモデリングしたうえで因果効果を推定したいのであれば、G 推定法と呼ばれる方法を採用する。G 推定法とは、G-formula、構造ネストモデル (Structural Nested Model)、周辺構造モデル (Marginal Structural Model) の3つの方法を指す (Hernán & Robins 2020)。これらの方法では、処置割当は観測された変数のみに依存する (言い換えると未観測の時間不変の個体固定効果はない) と仮定したうえで、処置とアウトカムのダイナミックな因果関係に注意を払いながら因果効果を推定する。本稿では、未観測の時間不変の個体効果の調整をより重視する場合を想定するため、固定効果モデルを扱っている。なお G-method の基本的な発想や詳細については Naimi et al. (2016) や Hernán & Robins (2020) を参照されたい。以下では、固定効果モデルの識別仮定を整理したうえで、固定効果モデルにおいて処置とアウトカムのダイナミックな因果関係はどこまで扱うことができるのかを確認する。次に、識別仮定を満たしたうえで、固定効果モデルの分析結果はどのように解釈できるのか、また解釈の際に注意すべき点について議論す

る。

3 固定効果モデルの識別仮定

固定効果モデルは、社会学のみならず社会科学においてパネルデータを用いた因果推論に広く用いられている (Angrist & Pischke 2009)。多くの研究者は調査観察データから因果効果を推定する際に、個体の観察されていない時間不変の交絡因子を調整するために固定効果モデルを採用している。しかしながら、固定効果モデルで因果効果を推定したい場合の識別仮定にはほとんど注意が払われていない。社会学において固定効果モデルを用いる動機が因果効果推定のためだとすれば、因果効果の識別仮定に注意が払われていないことは本末転倒である。固定効果モデルにおける因果効果の識別条件に着目した Imai & Kim (2019) は、観察されていない時間不変の交絡因子を調整する固定効果モデルは、処置変数とアウトカム変数間のダイナミックな因果関係のモデリングを犠牲にしたうえで成立することを明らかにしている。具体的には、固定効果モデルで必要とされる因果効果の識別仮定とは、(i) 過去の処置が現在の処置に直接影響を与えない、(ii) 過去のアウトカムが現在の処置に影響を与えないという仮定である。これらの仮定は、応用研究者によって見落とされがちな仮定であろう。ただしいくつかの条件のもとに、処置とアウトカムのダイナミックな因果関係を扱うことができる。さらに、Imai & Kim (2019) は固定効果モデルをマッチング法に結びつける分析フレームワークを提案している。このフレームワークは、固定効果回帰モデルの下で反事実的なアウトカムがどのように推定されるかを示している。重要な指摘は、未観測の時間不変交絡因子を調整するために、処置と統制の比較は観察期間内の同じ個体内で行われる必要があるということだ。この課題を解決するために、個体内マッチング推定量と重み付き線形固定効果回帰推定量との間の等価性が証明されている。個体内マッチング推定量については詳しく扱わないが、以下では Imai & Kim (2019) に沿って固定効果モデルの識別仮定を優先して概観する。

以下では、有向非巡回グラフ (Directed Acyclic Graph: DAG) と潜在的結果モデル (Potential Outcome Model: POM) に基づいて、固定効果モデルを説明する。 N の個体と T の期間からなるバランスパネルデータを仮定し、欠損データがないと仮定する。また T が固定された母集団からの個体のランダムサンプリングを仮定する。時点 t の各個体 i について、アウトカム変数 Y_{it} と 2 値の処置変数 $X_{it} \in \{0, 1\}$ を観測する。このとき線形固定効果モデル (Linear Fixed Effects Model: LINFE) は以下で表される。

$$Y_{it} = a_i + \beta X_{it} + \epsilon_{it} \quad (1)$$

それぞれの $i = 1, 2, \dots, N$ および $t = 1, 2, \dots, T$ について, a_i は個体 i の時間不変の個体固定の因子を, ϵ_{it} は誤差項を示す. ただし $\mathbb{E}(\epsilon_{it}) = 0$ とする. 一般的に, β の識別には以下の厳密な誤差項の外生性を仮定する.

$$\mathbb{E}(\epsilon_{it} | X_i, U_i) = 0 \quad (2)$$

それぞれの $i = 1, 2, \dots, N$ および $t = 1, 2, \dots, T$ について, X_{it} は個体 i の処置変数の $T \times 1$ のベクトルである. a_i は U_i の任意の関数であるため, この仮定は $\mathbb{E}(\epsilon_{it} | X_i, U_i) = 0$ と等価である. Imai & Kim (2019) は, 線形固定効果モデルの仮定を緩めることで, 固定効果モデルの本質的な仮定を明らかにしている. 具体的には, 以下のノンパラメトリック固定効果モデルの仮定を提示している.

仮定 1 (ノンパラメトリック固定効果モデル: NPFE): それぞれの $i = 1, 2, \dots, N$ および $t = 1, 2, \dots, T$ について, $g(\cdot)$ は任意の関数系とするとノンパラメトリック固定効果モデル (Nonparametric Fixed Effects Model: NPFE) とは以下である.

$$Y_{it} = g(X_{it}, U_i, \epsilon_{it}) \quad (3)$$

$$\epsilon_{it} \perp\!\!\!\perp \{X_i, U_i\} \quad (4)$$

LINFE は NPFE の特殊型である. 次に, DAG を用いて変数間の関連の識別仮定を整理すると図 1 となる. 図 1 の DAG では, 実線で囲まれている X_{it} および Y_{it} は観察されている変数を, 点線で囲まれている U_i は観察されていない変数を示す. また変数を繋ぐ実線の矢印は潜在的な直接の因果効果を示し, 矢印がない場合には変数間に因果関係がないことを示す. 図 1 は NPFE の仮定を表現しており, 具体的には, (a) 時間で変化する

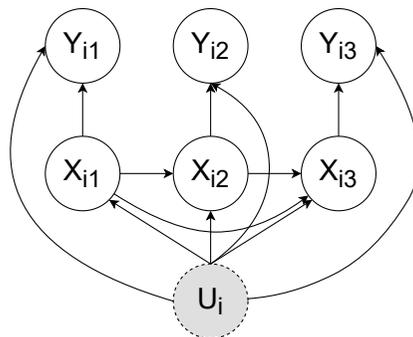


図 1 3 時点パネルデータにおける NPFE の仮定を示す DAG

未観測の交絡因子が存在しない、(b) 過去のアウトカムは現在のアウトカムに直接影響を与えない、(c) 過去のアウトカムは現在の処置に直接影響を与えない、(d) 過去の処置は現在のアウトカムに直接影響を与えない、の4点が重要である。

仮定1ではDAGに基づき因果構造を明らかにした。次に、POMに基づいた処置割り当てメカニズムを仮定する。すなわち、過去の処置は潜在的結果 (Potential Outcome: PO) に直接影響を与えず、現在の処置を通じてのみ影響を与えうるというノーキャリアオーバーの仮定である。

仮定2 (ノーキャリアオーバー) : それぞれの $i = 1, 2, \dots, N$ および $t = 1, 2, \dots, T$ について、PO は以下で与えられる。

$$Y_{it}(X_{i1}, X_{i2}, \dots, X_{i,t-1}, X_{it}) = Y_{it} \quad (5)$$

さらに、処置割り当てメカニズムについて逐次無視可能性 (Sequential Ignorability: SI) を仮定する。この仮定は、 t におけるランダム処置割り当てが、 $t-1$ までのランダム処置割り当てを条件付けたうえでなされるという仮定である。重要な点は、未観測の時間で変化する交絡因子が存在しないこと、さらに t における処置割り当て確率が過去のアウトカムに依存しないことである。

仮定3 (逐次無視可能性 : SI) : それぞれの $i = 1, 2, \dots, N$ および $t = 1, 2, \dots, T$ について、PO は以下で与えられる。

$$\{Y_{it}(1), Y_{it}(0)\}_{t=1}^T \perp\!\!\!\perp X_{i1} \mid \mathbf{U}_i \quad (6)$$

⋮

$$\{Y_{it}(1), Y_{it}(0)\}_{t=1}^T \perp\!\!\!\perp X_{it} \mid X_{i1}, \dots, X_{i,t-1}, \mathbf{U}_i \quad (7)$$

⋮

$$\{Y_{it}(1), Y_{it}(0)\}_{t=1}^T \perp\!\!\!\perp X_{i1} \mid X_{i1}, \dots, X_{i,T-1}, \mathbf{U}_i \quad (8)$$

このように、仮定2はNPFEの仮定(d)に対応し、LINFEの式1に対応する。また、仮定3はNPFEの仮定(a)と(c)および式2で与えられたLINFEの誤差項の外生性に対応している。

それでは、固定効果モデルでは処置とアウトカムのダイナミックな因果関係を一切考慮できないのだろうか。Imai & Kim (2019) は、これらの仮定がどれだけ緩和できるのかを検討している。結論から言えば、仮定(a)を緩和するのは困難であり、仮定(b)-(d)は一部を緩和をできる。第1に、仮定(b)は緩和できる。なぜならば、過去のアウトカムが現在のアウトカムに直接影響を与えている場合でも、過去の処置と未観測の時間不変の交絡因子を条件付けていれば、過去のアウトカムから現在の処置に直接因果効果はない

と仮定しているため、現在の処置とアウトカムの関係に交絡は生じない（バックドアパスはブロックされる）からである。第2に、仮定（d）を緩和できる。過去の処置が現在のアウトカムに直接影響を与えることを許容しても、過去の処置を条件付けさえすれば仮定3を満たすため現在の処置とアウトカムの関係に交絡は生じない。第3に、仮定（c）を限定的に緩和できる。過去のアウトカムが現在の処置に影響を与える場合には、仮定3を満たさないことは明らかである。この問題を克服するために、モデルに過去のアウトカムを投入することが提案されてきた（図2d）。図2dにおける識別戦略は操作変数法として知られており、この場合、 U_i および Y_{i2} を条件付けたうえで、 X_{i1}, X_{i2}, Y_{i1} を操作変数として用いることで X_{i3} の Y_{i3} に対する因果効果を識別できる（Brito & Pearl 2002）。操作変数は、 X_{i1}, X_{i2}, Y_{i1} から Y_{i3} への直接的な因果効果がないことを仮定している。

以上を要約すると、LINFE と NPFE においては因果効果の識別仮定は3点が重要となる。未観測の時間変化する交絡因子がないという仮定は、十分に共有されていると言えよう。しかしながら、残りの2つについては十分に共有されていない。すなわち、過去の処置が現在のアウトカムに影響を与えないことに加えて、過去のアウトカムが現在の処置に影響を与えないという仮定である。前者については、1時点前などの近いラグ処置変数がアウトカムに影響を与えると仮定することで部分的に緩和できる（図2b）。後者の仮定を緩和するためには、操作変数が用いられる。しかし操作変数法では、過去のアウトカムや処置変数が現在のアウトカムに直接影響を与えないと仮定する必要がある、この除外制約

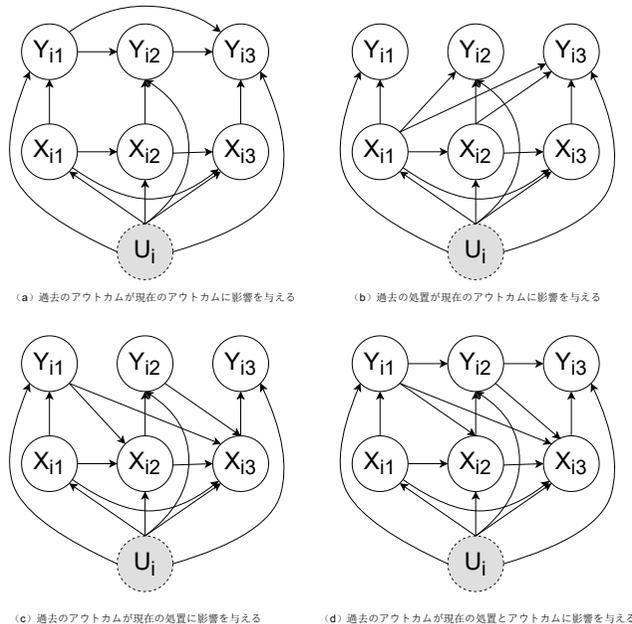


図2 3時点パネルデータにおけるNPFEの仮定を緩和する場合のDAG

の仮定は実証的に正当化することができないという弱点がある。固定効果モデルは未観測の時間不変の交絡因子を調整するという利点がある一方で、時間で変化する交絡因子の調整を犠牲にすることが明らかとなった。処置とアウトカムの因果関係のより複雑な関係を考慮したい場合には、G 推定法 (G-formula, 構造ネストモデル (Structural Nested Model), 周辺構造モデル (Marginal Structural Model) の3つからなる方法) を用いることとなる。しかしながら、時間で変化する交絡因子を調整する方法である G 推定法についても、処置割り当てでは時間で変化する変数を含め観察された変数ですべて決まっていると仮定するため、そもそも未観測の交絡因子を許容せず、処置の割り当ては観察されている変数のみに依存すると仮定する。すなわち、未観測で時間不変の交絡因子を調整することと時間で変化する交絡因子を調整することはトレードオフの関係にある。したがって、応用研究者は、リサーチクエスションに応じていずれの交絡因子の調整が重要なのかを見極める必要があるということだ。表 1 は、固定効果モデルにおける様々な仮定を整理している。先述の通り、標準的な線形固定効果モデルでは、時間不変の個体交絡因子の調整は可能だが、処置とアウトカムの間のダイナミックな関連は柔軟にモデリングできない。ただし、ラグをとったアウトカム変数と処置変数を含めることで、過去のアウトカムが現在の処置に影響を与えること、過去の処置が現在のアウトカムに影響を与えることのいずれかを許容できる。しかしながら、両タイプのダイナミクスを許容するには、過去のアウトカムが現在のアウトカムに直接影響を与えないと仮定する操作変数法で対処する必要がある。また、G 推定法の一つである周辺構造モデルに基づくアプローチ (selection-on-observable) は、ダイナミックな因果関係をノンパラメトリックにモデリングできるが、これは時間で変化しない交絡因子がない (処置割り当ては観察されている変数にのみ依存している) という仮定に基づいてなされる。

表 1 固定効果モデルと G 推定法の様々な仮定

モデル	線形性	固定効果	過去の Y → 現在の処置	過去の処置 → 現在の Y
$Y_{it} = a_i + \beta X_{it} + \epsilon_{it}$	仮定する	調整可	不可	不可
$Y_{it} = a_i + \beta X_{it} + \rho Y_{i,t-1} + \epsilon_{it}$	仮定する	調整可	可	不可
$Y_{it} = a_i + \beta_1 X_{it} + \beta_2 X_{i,t-1} + \epsilon_{it}$	仮定する	調整可	不可	可
$Y_{it} = a_i + \beta_1 X_{it} + \beta_2 X_{i,t-1} + \rho Y_{i,t-1} + \epsilon_{it}$	仮定する	調整可	部分的に可	部分的に可
周辺構造モデル (G 推定法の一つ)	仮定しない	調整不可	可	可

次に、固定効果モデルにおいて時間で変化する交絡因子の調整について議論する。固定効果モデルにおいて時間で変化する交絡因子 Z_{it} を調整する場合には、先述の 3 つの仮定

に加えて以下の仮定が追加される。

仮定 4 (時間変化する交絡因子と NPFE)：それぞれの $i = 1, 2, \dots, N$ および $t = 1, 2, \dots, T$ について、PO は以下で与えられる。

$$Y_{it} = g(X_{i1}, \dots, X_{it}, U_i, Z_{i1}, \dots, Z_{it}, \epsilon_{it}) \quad (9)$$

$$\epsilon_{it} \perp\!\!\!\perp \{X_{it}, Z_{it}, U_i\} \quad (10)$$

ただし $Z_i = (Z_{i1}, Z_{i2}, \dots, Z_{iT})$ である。この仮定は、アウトカムと時間変化する交絡因子との間にダイナミックな因果関係が存在しないことを意味する。図 3 では、同時点の時間で変化する交絡因子 Z_{it} と観察されない時間不変交絡因子 U_i のみが同時点の処置 X_{it} とアウトカム Y_{it} の関連に交絡を生じさせている。過去の処置や時間変化する交絡因子も現在のアウトカムに直接影響を与えていないため、これらの変数を調整する必要はない。さらに以下の場合を考えてみよう。まず過去の Z_{it} ($t' < t$) が現在の Y_{it} に影響を与える場合である。この場合には、過去と現在の時間変化する交絡因子 $Z_{it'}$ および Z_{it} を条件付けなければならない。また、先述のケースと同様に、過去のアウトカムが時間変化する交絡因子を通じてまたは直接現在の処置に影響を与える場合には、仮定 4 に違反するため現在の因果効果は識別できない。したがって、先の Z_{it} を考慮しなかった場合と同様に、時間不変の個体属性の調整をするのか、それとも処置とアウトカムの関連をモデリングするのか、いずれを重視するのかを選択しなければならない。

これまでに、Imai & Kim (2019) に基づいて、パネルデータを分析する際の標準的なツールである固定効果モデルの識別仮定を整理してきた。Imai & Kim (2019) では、さらに固定効果モデルの線形性の仮定を緩和するために、個体内マッチング推定量を提案しているが、上述の識別仮定については変更はない。個体マッチング推定量の基本的な発想は、未観測の時間不変な交絡因子を調整するために、処置と統制の比較を観察期間内の同じ個体内でおこなうことである。方法の詳細は Imai & Kim (2019) を参照されたい。

これまでに概観してきた固定効果モデルは、個体のみの固定効果に焦点を絞ってきた。パネルデータを用いた応用研究では、個体に加えて時点の固定効果を考慮したモデルもしばしば用いられる。識別仮定は先述の仮定と変更はないものの、個体固定効果と時点固定効果を同時に調整する双方向固定効果モデル (Two-Way Fixed Effects Model: 2FE) を扱う際の注意点について論じたのが Imai & Kim (2020) である。Imai & Kim (2020) が示しているのは、2FE が個体と時点の観察されない時間不変の因子を同時に調整できるか否かは、モデルの線形性の仮定に依存するということである。2FE は応用研究で広く用いられてきたが、因果関係の識別についてはほとんど共有されてこなかった。一般的な考

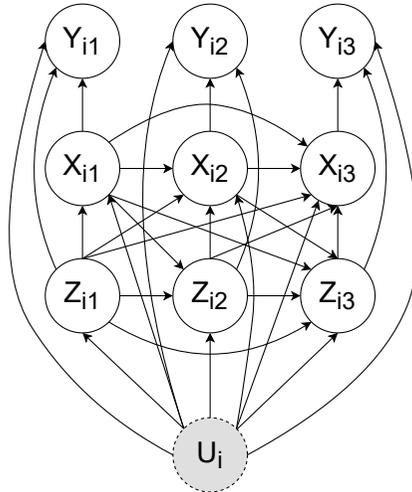


図3 3時点パネルデータにおける時間変化する交絡因子を含む固定効果モデル

えに反して、標準的な 2FE 推定量はデザインベースのノンパラメトリック推定量ではなく、また未観測で時間不変の個体固定効果と時点固定効果を同時に調整することは不可能である。証明は Imai & Kim (2020) に譲るとして、この点の直感的な説明は以下の通りである。すなわち、処置された観測個体については、時点をずらした同じ個体（または時点は同じで異なる個体）の統制観測個体とマッチングさせることで、個体固定効果（または時点固定効果）をノンパラメトリックに調整することができる。しかしながら、2FE が想定するような、同じ個体と時点を共有するようなマッチング相手としての統制観測個体は存在しない。また、一般的な複数時点における Differences-inDifferences (DID) 推定量は、加重 2FE と等価であるものの、いくつかの観測は無効な（例えば負の）加重となる場合がある。したがって、加重は一般的に正であるので、2FE が線形性の仮定を満たさない限りは DID 推定量と加重 2FE の等価性は正当化されないということだ。

4 固定効果モデルにおける解釈上の注意点

これまでに、固定効果モデルの識別仮定に着目してきた。識別仮定の明示に加えて、モデルの限界（分かることと分からないことの境界）を意識して、パラメーター推定値を適切に解釈することもデータ分析の重要なプロセスである。Hill et al. (2020) は、2012 年から 2017 年までに *American Sociological Review*, *American Journal of Sociology*, *Social Forces* に掲載された 223 件の固定効果モデルを用いた研究について内容分析をしている。その結果、3 誌を合計すると、固定効果モデルの限界を説明するために使用された平

均語数は16.43語であった。さらに、固定効果モデルの限界についての議論がない論文の割合は223論文のうち68%であった。Hill et al. (2020)によれば、多くの論文がOLSのような他の推定方法の限界については議論がある一方で、固定効果モデルの限界については議論が省略されており、利点のみが強調されているという点で問題がある。以下では、固定効果モデルの解釈上の注意点について、特に注意を要する点を指摘したい。具体的には、(1) 統計的検定力、(2) ターゲット母集団と外的妥当性、(3) 観察期間、(4) 測定誤差、(5) 研究関心を狭める可能性、(6) 固定効果の正体、(7) パラメーター推定値の解釈、(8) 効果の対称性、の8点を指摘する。

第1に、固定効果モデルの推定値は、時間で変化する変数に基づいているため、変化しない場合は、(1) 分析にあまり情報を提供しないか、(2) 完全に省略されているかのいずれかとなる。分析サンプルが変化する変数や個体に限定されている場合、サンプルサイズが小さくなるため、統計的検定力が弱くタイプ2エラーが懸念事項となる。

第2に、時間の経過とともに変化しない変数や個体が分析上除外されると、ターゲット母集団は実質的に変更される。すなわち、固定効果モデルにおいて変化する変数や個体だけをモデル化した場合には、分析結果は選択された部分母集団に対して適用される。このため、固定効果モデルとその他のモデルの比較についても慎重になる必要がある。欠落変数バイアスの程度を評価したりする際に、固定効果モデルとその他の推定方法のパラメーター推定値を比較することがしばしばなされるが、このような比較で有意義なことを主張するのは困難である。なぜならば、パネルデータにおける固定効果モデルとクロスセクションデータにおける推定モデルでは、異なるサンプルになることが多いからである。クロスセクションサンプルは、時間の経過とともに変化する変数やケースに限定されていないため、ターゲット母集団からの確率サンプルに近いことが多い。またクロスセクションデータを分析する手法のパラメーター推定値の解釈は、固定効果モデルの解釈と異なる。したがって、他モデルとの比較を通じた固定効果モデルの実証的な貢献が曖昧になることがある。例えば、クロスセクション分析と固定効果モデル分析の結果が異なる場合には、クロスセクション分析における欠落変数バイアスの可能性を指摘することが多い。また、クロスセクション分析とパネル固定効果分析から得られた知見が一致している場合には、それまでのクロスセクション分析が問題なく欠落変数バイアスがなかったと主張することも多々見受けられる。しかしながら、両モデルの分析結果が同じであったり異なる理由を全て欠落変数バイアスに帰すことは非常に強い仮定でもある。先に、クロスセクション分析とパネル固定効果モデルの推定値を単純に比較することへの注意を促すようにしているように、固定効果モデルと他のモデルの比較から何かを述べることはそう単純ではない。そのため、固定効果モデルと他のモデルの比較をすることで理論的な貢献（なぜサンプルも

解釈も異なる方法で同じ結果になりうるのかを説明する枠組みを提供すること)は難しく、経験的な貢献(よく分からないがクロスセクションとパネル分析では結果が同じだったもしくは違った)に限られてしまうことがある。

第3に、固定効果モデルによるパラメーター推定値は観察期間が短い場合には信頼性が低いことがある。典型的なパネルデータは、個体の数が時点の数よりも圧倒的に多く、このような状況下ではHurwiczバイアスが懸念される(Nickell 1981)。具体的には、観察期間が短い場合、パラメーター推定値が保守的に偏ってしまうため、下方バイアスが生じうる。

第4に、系統的な測定誤差が懸念される(Angrist & Pischke 2009)。測定誤差が系統的で時間を通じて繰り返される場合には、減衰バイアス(Attenuation Bias)が深刻となる。パネル調査特有の測定誤差であるパネル条件付けバイアスも多くの測定項目で生じているHalpern-Manners et al. (2017)。

第5に、固定効果モデルでは時間を通じて変動のある属性しか扱うことができないため、研究の関心を狭めてしまうことがある。時間不変の変数を同時推定するハイブリッド固定効果モデルも存在するが、この方法での時間不変変数のパラメーター推定値は、未観測の交絡因子を調整していないため、潜在的なバイアスの重要な原因を残している。なお、固定効果モデルで調整できる時間不変の交絡因子は、それらの変数が各時点で同じ効果を持つ場合にのみ調整可能である。時間的に変化しないと思われる特性のパラメーター推定値が時間とともに変化する場合、それらの因子は時間的に変化する特性に等しくなるからだ(Allison et al. 2017)。

第6に、固定効果モデルで調整する未観測の時間不変の交絡因子はブラックボックスであり、このことが固定効果モデルの利用を妨げることがある(Angrist & Pischke 2009)。固定効果モデルは、未観測の時間不変の交絡因子を明示的にモデリングするのではなく、それらを除去するモデルであることから、実際に何が調整されているのかは不明である(Bell & Jones 2015)。このことは理論的および実証的な問題を引き起こす可能性がある。例えば時間不変の交絡因子に対して処置変数がどのように反応するかを評価したい場合に、固定効果が取り除かれた後にこの点を評価するのは難しいことが多い。

第7に、固定効果モデルのパラメーター推定値の解釈は扱っている固定効果の種類(一方向か二方向か)に依存する。一方向固定効果モデルには2種類ある。個体固定効果は時間的な変動に適用され、1つの個体をそれ自身と時間的に比較しようとする場合に用いられる(厳密には時間の順序は考慮できていない)。個体固定効果のパラメーター推定値は、時間の経過とともに処置変数が1単位増加する毎のアウトカム変数の平均変化量として解釈することができる。時点固定効果は横断的な変動のみを評価する。同じ時点で1つの個体を別の個体と比較することを意図している場合には、横断面において時点固定効果を使用する

ことが適切である。時点固定効果を用いたパラメータ推定値は、個体間の処置変数の各1単位の増加に対するアウトカム変数の平均変化として解釈できる。双方向固定効果は、時間のおよび横断的な分散を推定することによって個体および時点固定効果の利点を活用する。双方向固定効果モデルのパラメータ推定値は、時点 t における処置変数の各個体内の1単位増加に対するアウトカム変数の個体内変化を全時点で平均化したものとして解釈できる。ただし個体と時点の固定効果を同時に調整する際には、先述の通り識別仮定に対する注意が必要である。こうした基礎的な点を踏まえたうえで、Mummolo & Peterson (2018) は固定効果モデルのパラメータ推定値の解釈上の注意点を論じている。広く知られているように、固定効果モデルは個体内の変動に着目し、個体間の変動については考慮していない。したがって、固定効果モデルは個体間を含めた実際の変動を省略しており、そのため、(1) 研究対象の変動の記述の不正確さ、(2) 推定した効果を解釈する際に、個体内ではめったに観察されない処置変数の反事実的な変動を議論すること、の2点について注意を喚起している。第1の注意点については、全体の変動（個体内と個体間の変動を含む変動）と個体内の変動では大きく異なる可能性がある。例えば、Snyder & Strömberg (2010) における処置変数の標準偏差は全体では0.286だったが、固定効果モデルにおいては0.068に低下しており、変動が76%も減少している。このように固定効果モデルにおいて変動が大きく減少するのは、処置変数の変動が個体内よりも個体間で大きく生じているからである。このように個体間の変動が大きいものにも関わらず、敢えて個体内の変動に着目して時間不変の個体効果を調整していることの自覚が必要である。換言すれば、全体の大きな変動を無視して敢えて個体内の変動に着目することで、知りたい量 (estimand) を推定できているのかを再確認する必要がある。第2の注意点は、個体内変動に着目することで、実際の変動よりも大きな（反事実的な）変動を考察することに関してである。例えば、Snyder & Strömberg (2010) で観察される連続処置変数の変動は0.05であり、0.36が95パーセントイルに相当する。にも関わらず、Snyder & Strömberg (2010) は処置変数が0から1に変動した場合の処置効果の大きさを問題にしており、Mummolo & Peterson (2018) はこの点に疑問を抱いている。すなわち、実際に観察される個体内変動よりも大きな変動について解釈をすることへの疑問である。この疑問は固定効果モデルに限らず他のモデルにも該当するが、個体内変動は個体間変動に比べて小さい場合が多く、そのため実際に観察される変動と反事実的な変動のおおよその範囲を含めて結果を解釈すべきだというのがMummolo & Peterson (2018) の指摘である。

第8に、標準的な固定効果モデルは、因果効果が対称的であることを仮定している。すなわち、処置変数の増加による因果効果は、その処置変数の減少による因果効果と向きが異なるだけで大きさが同じということである。この仮定を緩和するためには、処置変数の

増加と減少を区別してコーディングをするなど、様々な対応が考えられる (Allison 2019).

5 固定効果モデルを取り扱うために

本稿では、パネルデータ分析で多用される固定効果の識別仮定と分析上の課題や適切な解釈について、いくつかの文献を挙げながら紹介してきた。固定効果モデルは、パネルデータ抜きでは応えることのできなかつた問いを解決するための強力なツールとなったが、当然ながら万能薬ではない。固定効果モデルにおける識別仮定、およびモデルの制約や解釈について理解することは、関心のある量 (Estimand) に対応した推定量 (Estimator) を使って推定する推定値 (Estimate) をいかに解釈すべきかについて示唆を与える。あらゆる統計モデルに言えることではあるが、固定効果モデルを有効に活用できるか否かは、モデルとデータが含む情報の範囲と信頼性、および仮定や制約の妥当性に依存している。手元にあるデータがパネル構造であるから、または因果関係を明らかにしたいから、という理由だけで固定効果モデルを用いることは、関心のある量を推定できていない可能性があるという意味で、問題を悪化させることがある。

最後に、本稿で扱うことのできなかつた固定効果モデルに関する話題に簡単に触れておきたい。第1に、本稿では固定効果モデルの一種である DID について詳しく扱っていない。DID については、複数時点における DID 推定量は加重 2FE と等価であるものの、いくつかの観測は無効な (例えば負の) 加重となる場合があることに触れたのみである。この他にも、DID の一種であり、処置の長期的な効果を推定するために多用されているイベントスタディデザイン (Event Study Design: ESD) についても方法の発展が著しい。例えば、ESD で問題となっているのは、処置のタイミングが異なる個体を扱うこととなるが、その場合の長期的な因果効果をいかに識別するかという点である (Sun & Abraham 2020)。ESD を含む DID は、因果推論における標準的な識別戦略として多くの応用研究で採用されており、固定効果モデルの中核をなす方法である。第2に、パネルデータにおける因子モデルの応用である。因子モデルとは、主成分分析のように多くの変数から少数の共通因子を探索するモデルである。因子モデルは、未観測だが処置変数と関連のある個体の共通因子をモデリングすることで、交絡因子の調整を可能にする。通常の固定効果モデルで調整する個体固定効果は、明示的なモデリングなしで調整を可能にする一方で、因子モデルでは個体の共通因子をモデリングする (Cunha et al. 2010; Chen et al. 2021)。社会学のパネルデータ分析では、因子モデルはいまだ応用例は少ないと思われるが、未観測の交絡因子の調整において重要な役割を担うと思われる。本稿では、紙幅の関係で上記の2点

については扱うことが叶わなかったが、これらの点については稿を改めて論じたい。

謝辞

本研究は JSPS 科研費 19K13907, 18K18594, 18H05204, 18H03630 の助成を受けたものです。

参考文献

- Allison, P. D., 2019, "Asymmetric Fixed-effects Models for Panel Data," *Socius*, 5: 1-12.
- Allison, P. D., R. Williams, & E. Moral-Benito, 2017, "Maximum Likelihood for Cross-lagged Panel Models with Fixed Effects," *Socius*, 3: 1-17.
- An, W. & C. Winship, 2017, "Causal Inference in Panel Data With Application to Estimating Race-of-Interviewer Effects in the General Social Survey," *Sociological Methods & Research*, 46(1): 68-102.
- Angrist, J. D. & J.-S. Pischke, 2009, *Mostly Harmless Econometrics: An Empiricist's Companion*, Princeton: Princeton University Press.
- Bell, A. & K. Jones, 2015, "Explaining Fixed Effects: Random Effects Modeling of Time-Series Cross-Sectional and Panel Data," *Political Science Research and Methods*, 3(1): 133-53.
- Brito, C. & J. Pearl, 2002, "Generalized Instrumental Variables," *Proceedings of the 18th Conference of Uncertainty in Artificial Intelligence*, 85-93.
- Chen, M., I. Fernández-Val, & M. Weidner, 2021, "Nonlinear factor models for network and panel data," *Journal of Econometrics*, 220(2): 296-324.
- Cunha, F., J. J. Heckman, & S. M. Schennach, 2010, "Estimating the Technology of Cognitive and Noncognitive Skill Formation," *Econometrica*, 78(3): 883-931.
- Halpern-Manners, A., J. R. Warren, & F. Torche, 2017, "Panel Conditioning in the General Social Survey," *Sociological Methods & Research*, 46(1): 103-24.
- Hernán, M. & J. Robins, 2020, *Causal Inference: What If*, Boca Raton: Chapman and Hall/CRC.
- Hill, T. D., A. P. Davis, J. M. Roos, & M. T. French, 2020, "Limitations of Fixed-Effects Models for Panel Data," *Sociological Perspectives*, 63(3): 357-69.
- Imai, K. & I. S. Kim, 2019, "When Should We Use Unit Fixed Effects Regression Models for Causal Inference with Longitudinal Data?," *American Journal of Political Science*, 63(2): 467-90.
- , 2020, "On the Use of Two-Way Fixed Effects Regression Models for Causal Inference with Panel Data," *Political Analysis*: Online First.
- Mummolo, J. & E. Peterson, 2018, "Improving the Interpretation of Fixed Effects Regression Results," *Political Science Research and Methods*, 6(4): 829-35.
- Naimi, A. I., S. R. Cole, & E. H. Kennedy, 2016, "An introduction to g methods," *International Journal of Epidemiology*, 46(2): 756-62.
- Nickell, S., 1981, "Biases in Dynamic Models with Fixed Effects," *Econometrica*, 49(6): 1417-26.
- Snyder, J. M. & D. Strömberg, 2010, "Press Coverage and Political Accountability," *Journal of Political Economy*, 118(2): 355-408.
- Sun, L. & S. Abraham, 2020, "Estimating Dynamic Treatment Effects in Event Studies with Heterogeneous Treatment Effects," *Journal of Econometrics*, Online First.
- Vaisey, S. & A. Miles, 2017, "What You Can—and Can't—Do With Three-Wave Panel Data," *Sociological Methods & Research*, 46(1): 44-67.