

Morgan & Winship 「メカニズムと因果的説明」 (2015)

Morgan, S. L. and C. Winship, 2015, “Mechanisms and Causal Explanation,” chapter 10 of *Counterfactuals and Causal Inference: Methods and Principles for Social Research* (Second Edition), Cambridge University Press, pp. 325–53.

紹介

反事実説的な因果論の観点から社会科学における因果推論の考え方を体系的に論じた『反事実と因果推論——社会研究のための方法と原理』の第10章。メカニズムという概念を用いながら、単に因果効果を推定するだけでなく十分に深い因果的説明を求めることの意義・歴史・方法を論じている。

概要

十分に深い因果的説明のためには、原因と結果との間の経路を特定しなければならないと考えられている。本章ではまず、十分に深くない説明の危険性が論じられる。つづいて、社会科学における介在変数に関する古い文献が検討される。その後、Pearl が示したメカニズムに基づく推定戦略が、因果的説明を深めるための介在変数の適切な使い方を明確化するのに役立つことが論じられる。さらに、近年の社会科学における生成メカニズム論と反事実的アプローチとの関係が検討される。また、Machamer らが提示したいくつかの概念が、メカニズムを用いて因果的説明を深めるという議論を構築するのに役立つことが論じられる。そこでの議論は、因果的説明の十分な深さの基準と Pearl のフロントドア戦略を結びつけるものとなっている。

導入部 (pp. 325–6)

- ・原因がどのように結果をもたらすのかに関する最良の（深い）説明は、経験的に検証できる仕方で、原因と結果との間の因果的経路を特定しているのでなければならない。
 - D の Y に対する（反事実的に定義された）因果効果の推定が、どのように D が Y に影響するかの十分に深い因果的説明にならないことがある。 → 十分に深くない因果的説明には危険性がある。
- ・ Pearl が提示した因果推定戦略は因果的説明を深めるための介在変数の利用法を明確化する。
- ・ 近年、Pearl の議論とは独立に、様々な社会学者が説明におけるメカニズムの重要性を論じている。
 - それらの一部は、反事実モデルの効用に反対している。
 - だが、生成メカニズム論と観察データ分析への反事実的アプローチは両立不能ではない。
- ・ Machamer らが提示した諸概念（メカニズムスケッチ、メカニズム枠組み、ボトムアウト）も有用。
 - それらは、因果的説明を深めるためのメカニズムの使い方に関する議論を構築するのに役立つ。
 - その議論は、Pearl のフロントドア戦略と十分な因果的深度の基準を結びつけるものになる。

10.1 十分に深くない説明の危険性（pp. 326–30）

自然実験への過信と批判（p. 326）

- ・ 経済学における自然実験研究は、自然に生じたランダム性を操作変数（IV）として利用することで、因果効果を識別・推定する。（第9章参照）
- ・ 自然実験に対する誤った信念に基づく過信：
 - 自然実験におけるランダム性は明示的な理論なしに妥当な因果推論を可能にしてくれる。
 - － Rosenzweig & Wolpin（2000）¹はこの考えに反対している：
 - 任意のモデル記述の基底にある理論は因果効果推定の解釈にとって決定的に重要であり、
 - ほぼすべての自然実験的推定は、暗黙的な理論的主張を含むモデル記述をしている。
 - － 以下、Rosenzweig & Wolpin が分析している2つの例を見る。
 - [1] Angrist & Krueger（1991, 1992）²：教育が収入に与える影響。
 - [2] Angrist（1990）³：兵役が収入に与える影響。（本資料では割愛）

Angrist & Krueger（1991, 1992）に見るIV法の限界（pp. 326–9）

- ・ IVを用いて学校教育が労働市場における収入に与える因果効果を推定する研究。
 - － 人が生まれる四半期はランダムだが、強制的入退学法があるため、それによって当人の教育水準を予測することができる（つまり、誕生した四半期をIVとして利用できる）と主張⁴。
- ・ このIV推定は母集団の狭い範囲にしか当てはまらない：
 - もし誕生日が異なる四半期に含まれていたら修学年数も異なっていたであろう人々。
 - － これは、入退学法に修学年数が左右される人々にのみ当てはまるLATE（local average treatment effect, 局所的平均処置効果）推定である。
 - － そのような狭い部分母集団は、関心対象である母集団全体のランダムサンプルではないだろう。
- ・ Rosenzweig & Wolpin（2000）による批判に基づく有向グラフ（図10.1）。
 - － この図は compliers における因果効果のみに限定したもの：
 - ここでの compliers は、誕生四半期の違いによって教育が左右される人々。

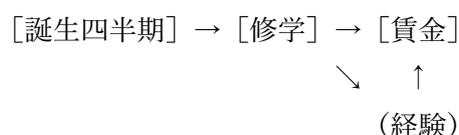
¹ Rosenzweig, M. R. and K. I. Wolpin, 2000, “Natural ‘Natural Experiments’ in Economics,” *Journal of Economic Literature* 38: 827–74.

² Angrist, J. D. and A. B. Krueger, 1991, “Does Compulsory School Attendance Affect Schooling and Earnings?” *Quarterly Journal of Economics* 106: 979–1014. 1992, “The Effects of Age at School Entry on Educational Attainment: An Application of Instrumental Variables with Moments from Two Samples,” *Journal of the American Statistical Association* 87: 328–36.

³ Angrist, J. D., 1990, “Lifetime Earnings and the Vietnam Era Draft Lottery: Evidence from Social Security Administrative Records,” *American Economic Review* 80: 313–36.

⁴ 法的なドロップアウト年齢に達する前の退学を望む学生の割合が誕生日にかかわらず一定であるとすれば、誕生日は最終的な学歴に影響すると考えることができる。というのも、生まれた月によって入学する年齢が異なることになるからである。これにより、誕生日と修学年数の相関が生じる。基本的に、早生まれの学生の方が遅生まれの学生よりも入学時の年齢が高い。そのため、一年の早い時期に生まれた学生の方が、一年の遅い時期に生まれた学生よりも、平均的に修学期間が短いことになる。（Angrist & Krueger 1991: 981–2）（第9章（p. 299）より）

[図 10.1] 修学年数に対する IV として誕生四半期を用いた有向グラフ



- ・ 図 10.1 において、修学は賃金に対して直接効果だけでなく間接効果も与えている。
 - －直接効果：修学は賃金にプラスの影響を与える。
 - －間接効果：修学は就労経験を介して賃金にマイナスの影響を与える。
(長く学校に通うほど就労経験が減るため)
 - －IV 誕生四半期は総効果 (total effect) の推定を与えるが、各経路単独での推定は与えてくれない。
 - －この IV が教えてくれるのは、別々の相殺的な因果経路を混ぜ合わせた LATE 推定。
 - －正規学校教育への投資と実地職業訓練の提供との相互作用への関心から言えば、この総効果推定は、教育が収入に与える影響についての十分に深くない因果的説明。
- ・ IV による分析は基本的に総因果効果を教えるが、しばしば研究者たちは分離可能な各因果経路に関心を持っている。
 - －分離可能な因果経路を理解し、関心対象の完全な因果メカニズムを知るには、別の変数（ここでの例では経験変数）を明示化する必要がある。

因果効果推定に関わる 2 つの課題 (pp. 329–30)

- ・ IV 法だけでなく、より一般的に因果効果推定に関係する 2 つの課題がある。
- ・ D が Y に与える ATE (average treatment effect, 平均処置効果) がわかっているとしても、つまり、反事実モデルの基準に照らして妥当であるような因果主張が得られているとしても、それが十分に深くないと見なされ得る 2 つの場合がある。([2]が本章での主な焦点)
 - [1] ATE は、根本的関心対象のパラメーターではないかもしれない。
 - [2] ATE は、どのように D が Y をもたらすのかを説明するようなメカニズムを必ずしも教えない。
- ・ なぜ／どのように D が Y をもたらすのかを述べる理論があるとして、D に介入したときの Y の変化量に関する証拠を与えるだけではその理論は支持されない。
 - －そうした基底的な理論を検討することは、しばしば社会科学における主たる目標である。
 - －基底的な理論が支持されるかどうか検討するには、D と Y を関係づけると推測される因果経路に焦点を絞った分析がなされなければならない。
- ・ 次節では、この種の分析に関する Pearl のアプローチを紹介する。
 - －そのアプローチは、過去数十年間の社会科学研究と整合する上、その路線に明瞭な指針を与える。
 - －Pearl の立場を見る前に、古典的先行研究を挙げ、この路線の伝統を振り返る。

10.2 フロントドア基準とメカニズムによる因果効果の識別 (pp. 330–8)

社会科学におけるメカニズム探究の伝統 (pp. 330–1)

- ・過去数十年間、社会学者たちは介入変数 (intervening variable) や仲介変数 (mediating variable)⁵を用いてメカニズムを解明することが、因果分析における十全な説明にとって重要だと考えてきた。
 - Kendall & Lazarsfeld (1950)⁶, Duncan et al. (1972)⁷.
- ・Kendall & Lazarsfeld は2つのタイプの M 精緻化 (M-elaboration) について論じている。
 - 前提：原因変数を X, 結果変数を Y, テスト変数を T とする。X と T は Y に時間的に先行する。
 - 精緻化のタイプは、T が X に時間的に先行するかどうかによって決まる。
 - [1] T が X に時間的に後続するなら、M タイプ精緻化は仲介連鎖 $X \rightarrow T \rightarrow Y$ として表現される。このタイプの精緻化は、「介入」変数を用いた XY 間の関連性の解釈と呼ばれる。
 - [2] T が X に時間的に先行するなら、M タイプ精緻化は相互依存分岐 $X \leftarrow T \rightarrow Y$ として表現される。このタイプの精緻化は、「先行」変数を用いた XY 間の関連性の説明と呼ばれる。
- ・ここで Kendall & Lazarsfeld が、どのように原因が結果をもたらすのかということについてのメカニズム的説明に関心を向けていることは明らか。
 - この考え（関連性を解明する変数の探求）に基づく経験的社会科学の長い伝統がある。
 - しかし、単一の方程式モデルですべての因果効果を推定しようという 70 年代以降の回帰アプローチの適用によって、この目標は不明瞭になっていった。

Pearl のフロントドア戦略 (pp. 331–4)

- ・Pearl (2009)⁸が、メカニズムの力を明らかにする議論を「裏側」の視点から展開している。
 - 社会学者たちがメカニズム的説明を再び求めるようになるために役立つ。
 - Pearl のアプローチは、網羅的かつ孤立的なメカニズムを介して伝播する影響を推定することで、原因変数が結果変数に与える影響を推定する方法を与える。
 - この推定戦略は、因果効果の「フロントドア」識別と呼ばれる。(Pearl 2009: 81–5)
- ・フロントドア戦略を説明するために図 10.3 のようなグラフを考えてみる。
 - D から Y へのブロックされていないバックドア経路 $D \leftarrow U \rightarrow Y$ がある。
 - U は未観察 (unobserved) であり、バックドア基準 (後述) を用いた識別はできない。
 - ところで、M と N は D から Y への全因果効果を中継している (すべて M か N を通る)：このとき、M と N は D の Y に対する影響の識別メカニズムを表している。

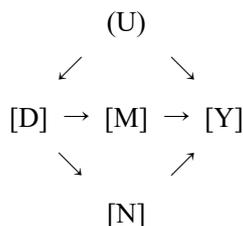
⁵ この周辺の用語法は、英語でも日本語でも揺れがあり、厳密な定義や訳語が体系的に定まっていない。以下、暫定的な訳語として「介入 (intervening)」と「仲介 (mediating)」を用いる。

⁶ Kendall, P. L. and P. F. Lazarsfeld, 1950, "Problems of Survey Analysis," in R. K. Merton and P. F. Lazarsfeld (eds.), *Continuities in Social Research: Studies in the Scope and Method of "The American Soldier"*, Free Press, pp. 133–96.

⁷ Duncan, O. D., D. L. Featherman, and B. Duncan, 1972, *Socioeconomic Background and Achievement*, Seminar Press.

⁸ Pearl, J., 2009, *Causality: Models, Reasoning, and Inference* (Second Edition), Cambridge University Press.

[図 10.3] D の Y に対する因果効果のメカニズムを M と N で表した有向グラフ



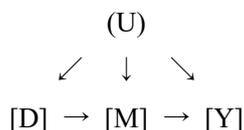
- ・このグラフにおいて、ブロックされていないバックドア経路 $D \leftarrow U \rightarrow Y$ は、M と N がどちらも観察されてさえいれば、D の Y に対する因果効果の推定を妨げない。（理由[1][2]）
 - －[1] $D \rightarrow M$ と $D \rightarrow N$ のバックドア経路（2つ）はいずれも Y で合流してブロックされているため、いずれも無条件的関連を因果効果と推定できる。
 - －[2] $M \rightarrow Y$ と $N \rightarrow Y$ のバックドア経路（4つ）はいずれも合流点でのブロックはされていないが、いずれも D で条件づければブロックされるため、D で条件づけた関連を因果効果と推定できる。
 - － $D \rightarrow M$ と $D \rightarrow N$ も、 $M \rightarrow Y$ と $N \rightarrow Y$ も推定できるため、これらを合わせれば $D \rightarrow Y$ の因果効果全体を推定できることになる。
 - －フロントドア戦略はバックドア基準を二段階に分けて適用するだけの非常に単純なもの。
- ・[バックドア基準⁹] 原因変数と結果変数の間に 1 つ以上のバックドア経路が存在するとき、以下の 2 条件を満たすような変数集合 Z で条件づけることによって因果効果を識別できる。
 - －条件 1：原因変数と結果変数の間にあるどのバックドア経路も Z で条件づければブロックされる。これは、各バックドア経路が以下(a)–(c)のいずれかであるとき成立する。
 - (a) 仲介連鎖 $A \rightarrow C \rightarrow B$ を含み、中間変数 C が Z 内の変数である。
 - (b) 相互依存分岐 $A \leftarrow C \rightarrow B$ を含み、中間変数 C が Z 内の変数である。
 - (c) 相互因果の反転分岐 $A \rightarrow C \leftarrow B$ を含み、中間変数 C とそのすべての子孫が Z 内の変数でない。
 - －条件 2：Z 内のどの変数も、原因変数から出発し結果変数に至る有向経路上にある（または、そうした経路上にある他の変数から産まれている）原因変数の子孫でない。
- ・[フロントドア基準] 原因変数と結果変数の間に 1 つ以上のブロックされていないバックドア経路が存在するとき、識別メカニズムを構成する既観察変数（observed variable）の集合 {M} で条件づけることによって因果効果を識別できる。{M} が識別メカニズム構成するのは以下 2 条件を満たすとき。
 - －条件 1（網羅性）：{M} 内変数が、原因変数から結果変数へのすべての有向経路を中継している。
 - －条件 2（孤立性）：原因変数と {M} 内変数の間にブロックされていないバックドア経路はなく、{M} 内変数と結果変数の間にあるどのバックドア経路も原因変数で条件づければブロックされる。
- ・フロントドア基準は、因果的説明が十分に深いものであるために識別メカニズムがどの程度まで深くなければならないのかということについて、直接的な指針は与えてくれない。
 - －識別メカニズムと深さの関係については後述とし、まず網羅性と孤立性の条件について考察する。

⁹ 第 4 章（pp. 109–10）より。

メカニズムが網羅的かつ孤立的であるという仮定 (pp. 334-5)

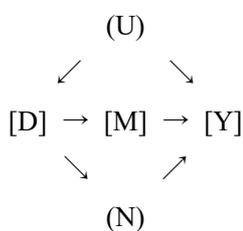
- ・このアプローチにおける決定的に重要な前提：識別メカニズムの網羅性と孤立性.
- ・孤立性の重要性を考えるために別のグラフを考えてみる. (図 10.4)

[図 10.4] M が D の Y に対する因果効果の孤立的メカニズムになっていない有向グラフ

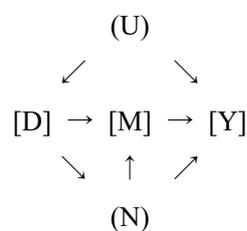


- ・このグラフにおいて、バックドア経路 $D \leftarrow U \rightarrow Y$ は既観察変数で条件づけてブロックできない。
 - このケースでは、変数 M は D の Y に対する全因果効果の中継しており、網羅的ではある。
 - しかし、U が M に直接因果効果を与えているため孤立的でない。(条件 2 の不充足)
 - 原因変数と M の間にブロックされていないバックドア経路があり、M と結果変数の間のバックドア経路は原因変数で条件づけてもブロックできない。
 - もし U が既観察であれば、それで条件づければブロックできるが、未観察なのでできない。
 - 孤立性条件は、原因変数と結果変数の間のバックドア経路に関する熟知を要求する。
- ・網羅性について考えるために、図 10.3 を少し変更したグラフを考えてみる。(図 10.5)

[図 10.5] 図 10.3 の N を未観察にした有向グラフ(a) / (a)に N から M への矢印を加えた有向グラフ(b)



[図 10.5(a)]



[図 10.5(b)]

- ・網羅性が要求される理由は図 10.5(a)に注目して考えてみるとわかる。
 - このケースでは、因果効果 $D \rightarrow N$ と $N \rightarrow Y$ が推定できず、D から Y への全効果も推定できない。
 - M が識別メカニズムだと考えて D から Y への因果効果を推定してしまうと、N に中継される効果が引かれる分だけ過小評価ないし過大評価することになる。
 - >N 経由の効果がプラスなら過小評価になる。
 - >N 経由の効果がマイナスなら過大評価になる。

網羅性の仮定を緩める（pp. 335–7）

- ・ 図 10.5(a)において、D の Y に対する全因果効果は推定できないが、M 経由の部分は推定できる。
 - D の M に対する効果も M の Y に対する効果も推定できるため。
- ・ つまり、図 10.5(a)のようなケースならば、メカニズムに基づく推定が一定の目的には有効¹⁰。
 - 個別の因果経路に中継された効果の推定は有益であるため、この点は実践的に重要。
 - そうしたケースの実際的な事例は Knight & Winship (2013: 290–1)¹¹を参照。
- ・ しかし、そうした推定ができるために仮定されていなければならないことがある。
 - 未観察の因果経路上にある変数が既観察の因果経路上にある変数に影響を与えていないこと。
 - 図 10.5(b)のようなケースでは、M の Y に対する因果効果を推定できない。
 - M と Y の間にある 4 つのバックドア経路のうち以下の 3 つは D で条件づけてブロックできる。
 - > [1] $M \leftarrow D \leftarrow U \rightarrow Y$, [2] $M \leftarrow D \rightarrow N \rightarrow Y$, [3] $M \leftarrow N \leftarrow D \leftarrow U \rightarrow Y$.
 - しかし、第 4 のバックドア経路 $M \leftarrow N \rightarrow Y$ は D で条件づけてもブロックできない。
 - 上述の文献で Knight & Winship (2013: 293) は、この問題を示すべく事例を精緻化している。
- ・ 以上の議論から以下のようにいえる。
 - メカニズムに基づく戦略によって原因変数から結果変数への全因果効果を推定するためには、網羅的かつ孤立的な識別メカニズムが必要。
 - 因果効果の一部を推定するだけでよいならば、網羅性要件を緩めることも可能。
 - ただし、部分的な推定をするには、メカニズムの未観察部分が観察部分に影響していないという仮定を置くことができなければならない。
 - そうした仮定を主張するには、しばしば非常に詳細な理論モデルが必要になる。

フロントドア戦略と十分に深い説明（pp. 337–8）

- ・ Pearl のフロントドア基準は、因果効果を識別・推定するために、1 つ以上の介在変数によって構成されるメカニズムを用いることができる射程を明確化する強力かつ独創的なアイデア。
 - このアプローチは、因果推論の問題に裏側からアプローチすることで、因果的説明が十分に深いものかどうかという問いを形成することに役立つ。
 - バックドア条件づけや自然実験によって因果効果を推定してから、その結果がいかに生じるのかを示すメカニズムを精緻化できるかどうかと問うのではなく、網羅的かつ孤立的なメカニズムを構成する変数について合意できれば、各因果経路から因果効果を推定できるというのが Pearl の議論。
- ・ このアプローチにおいて、網羅性や孤立性を満たさなければ説明力がないことに注意が必要。
 - また、フロントドアで因果効果を識別したとしても、網羅的かつ孤立的なメカニズムによってそれが十分に深く説明されるとは限らないことにも注意。
 - こうした問題を検討するために、以下では、メカニズムをめぐる近年の社会科学的な研究を見る。

¹⁰ 図 10.4 ではメカニズムに基づく推定が部分的にもできないことと対照的。孤立性条件と網羅性条件の位置づけの違い。

¹¹ Knight, C. R. and C. Winship, 2013, “The Causal Implications of Mechanistic Thinking: Identification Using Directed Acyclic Graphs (DAGs),” in S. L. Morgan (ed.), *Handbook of Causal Analysis for Social Research*, Springer, pp. 275–99.

10.3 生成メカニズムに訴える（pp. 338–46）

メカニズムに基づく社会科学の台頭（pp. 338–42）

- ・90年代末から2000年代初頭にかけて、メカニズムに基づく社会科学を求める動きが台頭。
- ・Goldthorpe（2001）の議論¹²：反事実モデルを批判し、メカニズムモデルを提示。
 - －反事実モデルは、現実の実験的操作と完全に結びついてしまっている。（第13章で論じる）
 - >原因は操作可能なものでなければならず、操作不能なもの因果的意義を認められない。
 - －反事実モデルは、原因がどのように結果をもたらすのかを問わず、浅い因果言明に安住する。
 - －メカニズムモデルは現象の生成プロセスを探求する。
 - >最も有益なメカニズムは合理的選択理論。（十分にマイクロ視点的、個人の行為や信念に焦点）
- ・Hedström（2005）の議論¹³：統計的因果分析を批判し、メカニズム的説明論を提示。
 - －Goldthorpe とは異なり、Hedström は反事実的因果論に正面から対抗はしない。
 - >普遍法則や統計的関連性によってではなく、メカニズムの特定によって現象の因果分析をする。
 - －Goldthorpe と同様に、方法論的个人主義の原理に訴えたメカニズム論を支持。
 - －メカニズムは、現実の因果ではなく、因果的な傾向（tendency）に関する理論的命題。
 - >最良の説明は、現実を説明する必要はなく、因果的傾向を説明するものでなければならない。
- ・Goldthorpe と Hedström の議論は重要だが、因果分析の青写真としては補足が必要。
 - －因果の反事実モデルを受け容れることで、より有効なものへと拡張できる。

科学哲学とメカニズムによる説明（pp. 342–4）

- ・メカニズム論系の社会学者は、科学的説明に関する被覆法則説の没落に着想を得ている。
 - －科学哲学では、その代替案の1つとして实在論モデルが論じられた。（e.g. Psillos 1999）¹⁴
- ・しかし、科学哲学における实在論系の議論の社会科学におけるメカニズム論の接合は容易でない。
 - －メカニズムによる説明と法則の関係、メカニズムの還元可能性、など。
- ・どのような科学哲学的立場が、因果分析の適切なバックグラウンドを提供してくれるか。
 - －Woodward（2003）のような、因果モデリング系の反事実モデル論。
 - >対立メカニズム間の裁定について考えることで、それが適切である理由がわかる。

対立メカニズム間の裁定（pp. 344–6）

- ・対立する複数のメカニズム的説明があるとき、生成メカニズム論では直接は決着がつかない。
- ・社会科学における生成メカニズム論は、あくまで理論構築の要求として捉えられる。
 - －理論構築：how-possibly モデル、how-plausibly モデルの構築。
 - －因果分析：how-actually モデルの直接的評価。（「how-X モデル」は Craver（2007）の用語系¹⁵）
- ・理論構築が因果分析とは異なるが、深い説明を確立することに資する。
 - －しかし、真の因果的説明の深さは、反事実モデルに基づく経験的分析によって確証されるべき。

¹² Goldthorpe, J. H., 2001, "Causation, Statistics, and Sociology," *European Sociological Review* 17: 1–20.

¹³ Hedström, P., 2005, *Dissecting the Social: On the Principles of Analytical Sociology*, Cambridge University Press.

¹⁴ Psillos, S., 1999, *Scientific Realism: How Science Tracks Truth*, Routledge.

¹⁵ Craver, C. F., 2007, *Explaining the Brain: Mechanisms and the Mosaic Unity of Neuroscience*, Oxford University Press.

10.4 ボトムアウトするメカニズムによる説明の追求（pp. 346–52）

メカニズムのボトムアウト（pp. 346–7）

- ・ Machamer et al. (2000) が提示したメカニズムに関する 2 つの有益な考え¹⁶.
 - [1] すべてを明瞭化したメカニズム／メカニズムスキーマ／メカニズムスケッチの区別.
 - [2] メカニズム的モデル構築（と説明）が「ボトムアウト」（底に達する）するプロセス.
- ・ メカニズムを用いた説明は all-or-nothing ではない.
 - メカニズムには部分全体関係にある入子状の階層があり，低次の要素が高次の現象を産み出す.
- ・ メカニズムに基づく説明にはボトムアウトがある.（低次へと深めていくと底にあたる部分がある）
 - 相対的に基礎的と認められる，または目的上問題のないものと見なされること.（分野相対的）
 - メカニズムスキーマ：既知の詳細を簡潔性のために捨象したもの.
 - メカニズムスケッチ：ボトムアウトするところまでわかっていないもの.
 - 因果分析を，ボトムアウトした説明の追求として理解することができる.
- ・ ボトムアウトを目指す上での 2 つの課題.
 - [1] 因果状態（causal state）の定義が粗すぎるために深い説明ができない場合.
 - [2] それができる場合，いかに深い説明を追求すればよいか.

粗い因果状態が因果的深さの追求を妨げる（pp. 347–9）

- ・ 定義されている因果状態が粗く，そのままではより深い説明を経験的に追求できないことがある.
 - 定義されているレベルで満足できるような目的のためならば，それ以上深める必要はない.
 - しかし，そのレベルでは不十分だと見なされることもある.
- ・ 一般的な指針はない.
 - 因果状態を保持して浅い説明にとどまるか，保持しつつ深めるか，その因果状態を分解するか.

入子状メカニズムの探求による因果的深さの追求（pp. 349–52）

- ・ 前提として，反事実的な因果効果推定の枠組みで $D \rightarrow Y$ をよく推定できているとする.
 - このとき， $D \rightarrow Y$ はメカニズムスケッチかもしれない.（認識的にボトムアウトできていない）
 - 目的によってはスケッチのままでも十分に深い説明と見なせることもある.
 - 他方，それが D の Y に対する因果効果の十分に深い説明と見なされないこともある.
 - > D から Y への経路上にある介在的メカニズム変数に介入した場合の効果を知りたいときなど.
- ・ $D \rightarrow Y$ を深めたいときにすべきなのは，反事実モデルを捨てることではなく， D の Y に対する因果効果を中継している入子状のメカニズムを探求すること.
- ・ D から Y への網羅的かつ孤立的なメカニズムを構成する変数 A, B, C がわかったとする.
 - ABC はフロントドア基準を満たすが，しかしまだ十分に深い説明を与えていないかもしれない.
 - > たとえば， $D \rightarrow A \rightarrow Y$ はより細かく見れば $D \rightarrow M \rightarrow A \rightarrow N \rightarrow Y$ と $D \rightarrow A \rightarrow O \rightarrow Y$ なのかもしれない.
- ・ ボトムアウトしたと（その分野で）見なされるまで，介在変数をモデル化していく.
 - それをバックドア基準やフロントドア基準を用いながら，反事実枠組みの中で経験的に研究する.

¹⁶ Machamer, P., L. Darden, and C. F. Craver, 2000, "Thinking About Mechanisms," *Philosophy of Science* 67: 1–25.