Hitchcock「因果モデリング」（2009）

Hitchcock, C., 2009, “Causal Modeling,” in H. Beebee, C. Hitchcock, and P. Menzies (eds.), *The Oxford Handbook of Causation*, Oxford University Press, pp. 299–314.

紹介

構造方程式を用いた因果モデリングについて論じた論考．因果モデリングの基本的な方法と利点を，哲学的因果論の観点から説明している．また，確率的因果論と現実因果の問題に因果モデリングを適用する議論についても紹介している．

概要

本論文は，変数と構造方程式を用いた因果モデルの構築（因果モデリング）について，その基本的な特徴と利点を明らかにすることを目的としている．基本的に，因果モデリングの主たる用途は，科学における因果推論を促進（容易化）することにあるが，ここでは哲学的な因果論の観点からこの道具立ての意義が論じられる．主な論点としては，因果と規則性・予測・介入・反事実との関係，因果モデルの解釈，因果モデルに基づく複数の因果概念の定義，因果と確率の関係，現実因果の定義といった問題が取り上げられる．特に現実因果に関しては，この領域の難問として知られる先取の問題と多重実現の問題について例を挙げながら詳細に論じ，Halpern & Pearl の学説が有力であること，しかしその学説にも限界があることを指摘している．

1. はじめに（pp. 299–300）

・「因果モデリング」は，因果関係を表現する広範な形式的方法を指す一般的な用語．
　－20 世紀末に，統計学，計算機科学，哲学，計量経済学，疫学といった分野で，
　　因果モデリングに関する研究が爆発的に増えた．
　－伝統的な因果論と異なり，因果モデリングのプログラムは因果を（還元的に）分析しない．
　　＞因果と，規則性・反事実・介入・確率などとの相互関係を明らかにする．
　－因果モデルの最も一般的な利用法は因果推論での活用だが，ここでは因果の哲学の観点から見る．

2. 例示（pp. 300–2）

・因果モデルの例：虫害と燻蒸剤．
　－状況：ある農業地域がオーツ麦の虫害（eelworm）で悩んでいる．
　－関心：燻蒸剤（fumigant）はオーツ麦を守るためにどの程度まで有効か．

－因果モデルとは，変数の集合 V と方程式の集合 E の順序対<V, E>.

　＞E に属する方程式は，各変数（の値）を関係づけるもの.

－この例に含まれる変数はたとえば次の 5 つ：

　　E_1 …… 燻蒸剤を使用する前の虫の数.

　　F …… 使用する燻蒸剤の量.

　　B …… 虫を食べる鳥の数.

　　E_2 …… 燻蒸剤を使用した後の虫の数.

　　Y …… オーツ麦の収穫量.

－各変数に関する方程式は以下：

$$E_1 = e$$

$$F = f_F(E_1)$$

$$B = f_B(E_1)$$

$$E_2 = f_E(E_1, F, B)$$

$$Y = f_Y(F, E_2)$$

－上述の方程式は構造方程式（structural equation）と呼ばれる.

　＞単に変数間関係の規則性を記述するのではなく，因果構造を記述することを意図するもの.

　＞Pearl（2000）[1]は，それらの方程式それぞれが「メカニズム」を記述するとしているが，
　　この「メカニズム」の用法は，近年の哲学における用法とは異なる.

－E_1 は外生的（exogenous）.

　＞系内の他の変数の影響を受けていないため，系の外側から値が（所与として）決まる.

－E_1 以外の変数は内生的（endogenous）.

　＞系内の他の変数がとる値に応じて値が決まる.

－この例において，各変数は構造方程式の右辺に現れる前に左辺に現れている.

　＞たとえば，E_1 は F の式において初めて右辺に現れるが，その前に E_1 の式が書かれている.

　＞こうした性質を持つ式集合は非循環的（acyclic）であるという.

－ある変数が構造方程式の右辺にあるとき，その変数は左辺にある変数の親（parent）と呼ばれる.

　＞たとえば，E_1 は F と E_2 と B の親であり，F は E_2 と Y の親である.

　＞同様にして，子（child），祖先（ancestor），子孫（descendant）という語も用いられる.

－因果モデルにおける変数間の定性的関係は有向グラフ（directed graph）で表現できる.

　＞各ノード（点）が変数に対応し，親から子へと矢印が描かれる.

　＞ここでの因果モデルに対応するグラフは以下.

$$\begin{tikzcd} & \left[Y\right] & \\ \left[F\right] \arrow[ur] \arrow[rr] & & \left[E_2\right] \arrow[ul] \\ \left[E_1\right] \arrow[u] \arrow[urr] \arrow[rr] & & \left[B\right] \arrow[u] \end{tikzcd}$$

[1] Pearl, J., 2000, *Causality: Models, Reasoning, and Inference*, Cambridge University Press.（2009 年に第 2 版）

3. 規則性と予測（p. 302）

・因果モデルは，特定の規則性を含意し，観察に基づく予測を可能にするミニ理論である．
・上述の例において，鳥の数が b であったとする．
　－すべての式の B に b を代入して方程式を解くことによって他の変数の値を予測できる[2]．
　－モデルは構造方程式が直接表現するよりも多くの規則性を含意する．
　　＞上述のモデルに，B の値から F の値を直接決めるような式は含まれていない（が予測できる）．
・モデルに含まれる構造方程式は規則性を含意するが，それは法則とまでは言えない[3]．
　－たとえば，方程式 $Y = f_Y(F, E_2)$．
　－燻蒸剤の量と虫の数が，オーツ麦の収穫量に影響を与える唯一の要因であるとは考えられない．
　　＞当然，日光，雨，気温，土壌，種の量などの要因も影響する．
　－モデルを複数の時と場所に適用するには，他の要因が一定でなければならない．
　－ここでのモデルは，燻蒸剤の量が f で虫の数が e のときはいつでも収穫量が $f_Y(f, e,)$になるということは含意しない．

4. 介入と反事実（pp. 303–4）

・因果モデルは，介入の効果に関する予測や反事実的条件文の真理値評価にも利用できる．
・たとえば，燻蒸剤の量に介入したときの影響を知りたいとする．
　－燻蒸剤の量を介入によって設定するというのは，通常この変数に影響している要因を無効化するということを意味する．（他の要因からの影響を排して，介入のみによって値を決める．）
　－こうした介入は，F に関する方程式を単に値を決める式に置き換えることによって表現できる．
　　＞有向グラフ表現においては，F に向かう矢印が除去されるかたちになる．
　－この新しい F の式に基づいて，他の式を解くことで介入効果を予測できる．
　－こうした操作は F に対する外科的（surgical）な操作[4]と呼ばれる．
　　＞E_1 に介入することで F の値を変化させることは，F に対する外科的な操作ではない．
　　＞介入（外科的操作）に関する詳細な議論は Woodward（2003）[5]が論じている．
・介入効果の予測は，（前節で見た）観察に基づく予測とは異なる．
　－たとえば，観察によって F の値が f だとわかったときに他の変数の値を予測する際には F の値として f を代入するが，介入によって f に設定したときの他の変数の値を予測する際には F の式を変更する[6]．（式で表すならば，$f = f_F(E_1)$とするか $F = f$ とするかの違い．）

---

[2] たとえば，もし関数 f_B に逆関数が存在するなら，B の値が b のとき F の値は$f_F(f_B^{-1}(b))$だと予測できる．
[3] しばしば，ある規則性が法則であるためには，それがいつでも（どこでも）成立するものでなければならないとされる．
[4] Lewis の反事実説において，これと同様のポイントは，反事実的条件文の前件が「小さな奇跡」（small miracle）によって変わることとして論じられる．ただし，Lewis の小さな奇跡は，厳密には，外科的操作（介入）の極端なケースにすぎない．因果モデル内の構造方程式がつねに法則を表しているわけではないので，式の変更を奇跡と考える必要はない．
[5] Woodward, J., 2003, *Making Things Happen: A Theory of Causal Explanation*, Oxford University Press.
[6] 介入効果の予測は，観察に基づく予測とは異なり式の形式の違いが重要な違いを含意する．たとえば，$F = f_F(E_1)$は，（f_F の逆関数が存在するなら）代数学的には$E_1 = f_F^{-1}(F)$と等しいが，これら 2 つの式は異なる介入効果を含意する．

・ここから，因果を記述する「構造」方程式と規則性を単に記述する方程式の違いを明確化できる．
　−構造方程式は，単なる規則性の式とは異なり，右辺の変数に介入しても変わらず維持される．
　　＞たとえば，B に介入しても，構造方程式 $E_2 = f_E(E_1, F, B)$は変わらない．
　　＞その一方，B に介入すると，規則性を表す式$F = f_F(f_B^{-1}(B))$は成立しなくなる．

5. モデルの因果的解釈（pp. 304–5）

・因果モデルにおける親子関係（矢印）は，単純に「引き起こす」関係とは見なせない．
・理由 1：矢印は定量的な関係について何も述べない．
　−たとえば，例の因果モデルには E_1 から E_2 への矢印と F から E_2 への矢印がある．
　　＞E_1 が増えると E_2 も増えるが，F が増えると E_2 は減るだろう．
　　＞E_1 が E_2 を引き起こすとは言えるが，F が E_2 を引き起こすとは言えない．
　−因果モデルにおける定性的な親子関係（矢印）は，「影響する」ないし「因果的に関連する」と解釈するのが適切であり，「引き起こす」と解釈するのはミスリーディング．
・理由 2：矢印によって示されていない因果関係がある．
　−たとえば，当初の虫の数は最終的な収穫量と因果的に関連しているだろう．
　−しかし，因果モデルに E_1 から Y への直接の矢印はない．
　−因果モデルは，E_2 と F に介入すれば，E_1 から Y への影響は消えることを示している．
　−矢印は，他の変数に媒介されていない直接的な因果的影響（のみ）を表している．
・因果モデルは，どの変数がどの変数と因果的に関連しているかのリスト以上の情報を含んでいる．
　−因果的影響が働く種々の経路に関する情報が含まれている．

6. 因果概念（pp. 305–6）

・因果モデルの枠組みによって，多様な因果概念（causal concept）を定義することができる．
　−直接効果（direct effect）：X が Y の親である．
　−総合効果（total effect）／ 正味効果（net effect）：X に対する何らかの介入が Y に変化をもたらす．
　−そのほか, 因果効果（causal effect）, 成分効果（component effect）／経路固有効果（path-specific effect）, 因果的関連性（causal relevance）など．
・厳密な用語法や定義は論者によって異なるが，単一の「因果」概念があると考えるのではなく，種々の因果概念を区別しながら定義する．

＊以下，第 7 節から第 10 節（*印）では確率と因果の関係が論じられるが，これは構造方程式を用いた因果モデルに関連する発展的な主題であり，確率的表現や確率的因果論に関する前提知識を要求する記述となっている．当該箇所を飛ばして第 11 節から読んでも，本論文の主な内容の理解に支障はない．

7. 確率（p. 306）*

・確率的な予測をする因果モデル（確率的因果モデル）.
　－変数集合 V と因果グラフ G と V 内変数の確率分布 Pr の順序三つ組<V, G, Pr>
・Pr は統計データによって直接的にテストできるが，G は直接テストできない.
　－変数を関係づける因果構造は，おそらく確率分布を制約していると考えられる.
　－最も重要な制約は因果的マルコフ条件（Causal Markov Condition, CMC）.

8. 因果的マルコフ条件（pp. 306–8）*

・変数集合 V 内の任意の変数 X について，PA(X)，DE(X)，ND(X)を以下のように定義する：
　PA(X)　……　V 内にある X の親の集合.
　DE(X)　……　V 内にある X の子孫の集合.
　ND(X)　……　V 内にある X の子孫以外の集合（X 自体は除く）.
・確率分布 Pr が因果グラフ G による因果的マルコフ条件を満たすとは以下のことを意味する.
　－V 内のあらゆる X と，ND(X)内の変数のすべての集合 Y について，PA(X)と Y の両者で条件づけたときの X の確率と，PA(X)だけで条件づけたときの X の確率が等しい[7].
　－因果的マルコフ条件を満たす非循環的な確率的因果モデルは因果的ベイズネットと呼ばれる.
・因果的マルコフ条件が述べているのは，各変数は，親で条件づけると非子孫と独立になるということ.
　－つまり，親で条件づけると，当該変数とその非子孫変数との確率的依存関係が消えるということ.
　－Reichenbach（1956）[8]の用語法では，すべての変数は親によってすべての非子孫から「スクリーンオフ」される，と表現される.
　　＞因果的マルコフ条件は Reichenbach の共通原因原理（Common Cause Principle）を一般化したもの.
　－たとえば，下の 3 つの因果グラフにおいて，X は Y を Z からスクリーンオフする.
　　＞ここでは，スクリーンオフされる変数が Y，X が Y の親，Z が Y の非子孫.
　－因果的マルコフ条件は，V 内にある 2 つの変数の共通原因が V 外にあると成立しない.

[Z] → [X] → [Y]

[Y] ← [X] → [Z]

[Y] ← [X] ← [W] → [Z]

[7] 数式では，Pr(X|PA(X)&Y) = Pr(X|PA(X))．因果的マルコフ条件については，本論文が収録されている論集の第 23 章「因果と統計的推論」(C. Glymour)や, 大塚淳「ベイズネットから見た因果と確率」(2010,『科学基礎論研究』38(1): 39–47)も参照.

[8] Reichenbach, H., 1956, *The Direction of Time*, University of California Press.

9. 最小性条件と忠実性条件（pp. 308–9）*

・Spirtes et al.（2000）[9]は，因果的マルコフ条件を補う 2 つの条件を導入した．
　－G を V にかかる非循環有向グラフ，Pr を G と相対的に因果的マルコフ条件を満たすような
　　V にかかる確率分布とする．
　－最小性条件（Minimality Condition）：
　　因果的マルコフ条件を満たす G のサブグラフ（部分グラフ）は存在しない．
　－忠実性条件（Faithfulness Condition）：
　　その確率分布は因果的マルコフ条件が含意しないような条件つき独立関係を含まない．
・たとえば，燻蒸剤の量 F は収穫量 Y に対して直接効果と間接効果の両方を及ぼす．
　－この 2 つの効果がつねにちょうど相殺される，つまり F の Y に対する総合効果がないとする．
　－このとき，F と Y は（無条件に）独立である．
　－この独立は因果的マルコフ条件によって含意されるものではないため，忠実性条件に反する．
・最小性条件と忠実性条件は，因果推論を導く単純化の仮定として機能する．
　－変数間の確率的独立が見出されたとき，それが偶然的（fortuitous）な相殺によるものではなく，
　　より単純な因果構造によるものであると仮定する方が望ましいということ．

10. 還元（pp. 309–10）*

・因果を確率に還元できるかという問題を考える際，因果モデリングの枠組みが強力な道具になる．
　－1 つの問い：「C は E を引き起こす iff ……」[10]の右辺において確率のみに言及するような
　　分析を与えることができるかどうかを考える．
　－因果モデリングの枠組みは，こうした問いには答えない．
　－別の問い：因果構造と確率の関係に課せられる制約を考察し，その制約が，全変数にかかる
　　確率分布を，ただ 1 つの因果構造とのみ両立可能なものにするかどうかを考える．
　　＞もしそれが成り立つなら，確率分布が一義的に因果構造を決定することになり，
　　　確率へのある種の還元ができるということになる．
・2 つの因果構造について，一方と両立可能な確率分布が，他方とも両立可能であるとき，
　それらの因果構造は統計的に区別不能（statistically indistinguishable）である．
　－この統計的区別不能性は，確率分布と因果構造の関係に課す制約によって定義が変わる．
　－Spirtes et al.（2000）は，条件の 2 つの組み合わせについて考察している．
　　＞[1] 因果的マルコフ条件 ＋ 最小性条件，[2] 因果的マルコフ条件 ＋ 忠実性条件．
・一般的に，確率分布が唯一の因果構造とのみ両立可能ということはなく，確率への因果の還元は
　有望であるようには見えない．
　－しかし，Spirtes らは数多くの興味深い結果を証明している．

---

[9] Spirtes, P., C. Glymour, and R. Scheines, 2000, *Causation, Prediction, and Search* (Second Edition), MIT Press.
[10] ここで「iff」は「if and only if（……のとき，かつそのときに限る）」の省略.

11. 認識論（p. 310）

・因果モデルの主要な用法は因果推論の推進（容易化）.
・因果モデルから引き出せる予測は，経験的にテストされ，モデルの確証／非確証ができる.
　－この点において，因果モデルは他の科学理論と同じ役割を果たす.
　－この見方は，因果言明は認識論的に到達不能で形而上学的に疑わしいという経験主義の伝統と非常に対照的である.

12. 現実因果（pp. 310–3）

・近年，因果モデリングの枠組みを用いて現実因果（actual causation）[11]の定義を与えることに強い関心が向けられている.
　－現実因果の概念は道徳判断や法的判断に用いられるもので，哲学や法理論で関心を持たれてきた.
　－Lewis（[1973] 1986）以来，多くの反事実的因果論は，現実因果（通常，単に「因果」と呼ばれる）の分析に力を注いできた.
・先取（pre-emption）の例.
　－暗殺者が標的の飲み物に毒を入れ，標的が毒を飲んで死亡したとする.
　－ただし，暗殺者が毒を入れなければ，バックアップが代わりに毒を入れただろう.
　－暗殺者が毒を入れたことが標的の死を現実に引き起こした.
・このシナリオを（決定論的な）因果モデルを用いて表現する.
　－変数集合 $V = \{A, B, D\}$：
　　A …… 暗殺者が飲み物に毒を入れれば $A = 1$，入れなければ $A = 0$.
　　B …… バックアップが飲み物に毒を入れれば $B = 1$，入れなければ $B = 0$.
　　D …… 標的が死ねば $D = 1$，死ななければ $D = 0$.
　－各変数に関する方程式は以下：
　　$A = 1$　（暗殺者は毒を入れた）
　　$B = 1 - A$　（バックアップが毒を入れるか否かは A の値の反対として決まる）
　　$D = \max\{A, B\}$　（標的が死ぬか否かは A か B の値が大きい方で決まる）
　　＞A は外生変数なので，シナリオの初期設定として値を決める必要がある.
　　＞B と D は内生変数で，それらの値は A の値が決まればモデル内の式にしたがって決まる.
　－このモデルに対応するグラフは以下：

$$
\begin{tikzcd}
 & {[B]} \arrow[dr] & \\
{[A]} \arrow[ur] \arrow[rr] & & {[D]}
\end{tikzcd}
$$

11 トークン因果（token causation）や単一因果（singular causation）とも呼ばれる．現実因果の位置づけと意義については資料[10]も参照.

－このシナリオにおいて，実際の値は A = 1，B = 0，D = 1.

－もし暗殺者が毒を入れていなければ，A = 0，B = 1，D = 1 となっただろう．

－このモデルにおいて，A = 1 でも A = 0 でも D の値は 1 であり，D は A に反事実的に依存しない．

　＞しかし，このシナリオで A = 1 は D = 1 の現実原因だろう．

・現実因果を定義しようとする様々な試みの背景にある中心的着想は以下：

現実因果は元のモデルにおける反事実的依存を要求せず，適切に修正したモデルにおける反事実的依存のみを要求する．

－たとえば，上のモデルの B に関する式を B = 0 に置き換え，B の値を 0 に固定したとする．

－新しいモデルにおいて，A = 1 のときは，元のモデルと同様に B = 0，D = 1.

－しかし，A = 0 のときは，元のモデルとは異なり B = 0，D = 0.

－この新しいモデルにおいて，D の値は A の値に反事実的に依存している．

　＞A = 1 なら D = 1，A = 0 なら D = 0.

－このモデル修正によって，A = 1 が D = 1 の現実原因であるということを捉えられるようになる．

－問題は，どのようなモデル修正が許容可能かということ．

・多重決定（overdetermination）の例.

－上記のシナリオを変更し，暗殺者とバックアップの両者が飲み物に毒を入れるとする．

－ここでも，暗殺者が毒を入れたことが標的の死の原因だと考えたくなるが，反事実的依存がない．

－このシナリオのモデルは以下：

A = 1

B = 1

D = max {A, B}

－この場合，B の値を固定しても，A の D に対する反事実的依存は成立しない．

　＞B = 1 で固定したとき，A = 1 でも A = 0 でも D = 1.

・因果モデリングを用いた現実因果に関する最も有力な学説は，Halpern & Pearl（2001, 2005）[12]のもの．

－因果モデル<V, E>があり，X = x，Y = y とする．

－X = x が Y = y の現実因果であるのは，V の部分集合 W = {W_i}とそれらの値の集合{w_i}があり，

(1) W_i をそれぞれ w_i に設定すれば（w_i は現実の値でなくてもよい），Y が X に反事実的に依存し；

(2) W_i をそれぞれ w_i に設定しても，V\W 内変数の任意の部分集合を現実の値に設定すれば，

Y は現実の値 y のままである．（「V\W」は差集合を表し，V から W を除いた集合の意.）

－条件(1)は，上でも見た現実因果に関する学説の基本的な着想を述べたもの．

　＞適切に修正されたモデルにおいて反事実的依存があれば現実因果が成立しているという考え．

－条件(2)は，その際に許容可能な修正に関する制約を述べたもの．

　＞W 内変数の修正後の設定は Y の値に影響を与えてはならないという制約.

・Halpern & Pearl の学説（HP 説）に関するいくつかのポイント．

－この定義は非常に複雑なものである（ここでは論じきれないため詳細は注 12 の元論文を参照).

---

[12] Halpern, J. and J. Pearl, 2001, "Causes and Explanation: A Structural-Model Approach—Part I: Causes," *Proceedings of the Seventeenth Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence*, Morgan Kaufmann, pp. 194–202. 2005, "Causes and Explanation: A Structural-Model Approach—Part I: Causes (Expanded Version)," *British Journal for the Philosophy of Science* 56: 843–87.

－この定義によれば，修正前のモデルにおいて Y が X に反事実的に依存しているときには，
X = x は Y = y の原因として認められる．
－この定義は，先取や多重決定の例に対処できている．
＞先取の例については，(1) B の値を現実の値 B = 0 に設定すれば D の A に対する反事実的依存が成立し，(2) B = 0 に設定しても，それ以外の値（ここでは A の値）を現実の値（A = 1）に設定すれば，D の値は現実の値 D = 1 のままである．
＞多重決定の例については，(1) B = 0 に設定すれば D の A に対する反事実的依存が成立し，(2) B = 0 に設定しても，それ以外の値（ここでは A の値）を現実の値（A = 1）に設定すれば，D の値は現実の値 D = 1 のままである．
＞つまり，先取の例においては B を現実の値に固定することで，多重決定の例においては B の値を現実とは異なる値に設定することで，D の A に対する反事実的依存が成立し，いずれの場合もそのように B の値を設定することは条件(2)に反しないため，A = 1 が D = 1 の現実原因になる．
・ただし，HP 説もつねに直観的に正しい答えを出せるわけではない．
－暗殺者が毒を入れるのをやめ，それにもかかわらずボディガードが解毒剤を標的に与えたとする．
－ほとんどの人は，ボディガードによる解毒剤の投与は標的の生存の現実原因ではないと判断する．
－しかし，HP 説はこのシナリオを多重決定と同じように扱ってしまう．
－このシナリオのモデルは以下：

A = 0
B = 1　　　　　　　（ここでの B はボディガードによる解毒剤の投与の有無）
D = min {A, 1 － B}

－このとき，W = {A}として，A を A = 1 に設定すると，条件(2)に抵触せずに，
D の B に対する反事実的依存を成立させることができる．（つまり B は D の現実原因になる．）
－HP 説の 1 つの問題点は，作為と不作為が現実因果の判断に与える影響の違いを反映しないこと．
＞Hitchcock（2007）[13]は，この区別を捉える学説を提示している．
－現実因果の分析には引き続き研究されるべき領域が残されている．

[13] Hitchcock, C., 2007, “Prevention, Preemption, and the Principle of Sufficient Reason,” *Philosophical Review* 116: 495–532.