

社會科學論叢 2008年4月
第二卷第一期 1-22頁

**因果推論與觀察研究：
「反事實模型」之思考***

**Causal Inference and Observational Study:
On the Counterfactual Model of Causality**

國立政治大學政治學系講座教授暨選舉研究中心合聘研究員 黃紀
中央研究院政治學研究所籌備處 合聘研究員

Chi Huang

Chair Professor of Political Science/Research Fellow of the Election Study Center, National
Chengchi University

Research Fellow (Joint Appointment) of the Institute of Political Science, Academia Sinica

* 係根據本人於2006年5月8日在國立政治大學中山研究所之專題演講「效應分析：對比較研究法的審思」改寫擴充而成。

因果推論與觀察研究： 「反事實模型」之思考

黃 紀

政治大學政治學系教授 暨選舉研究中心合聘研究員
中央研究院政治學研究所籌備處合聘研究員

中文摘要

「反事實之因果模型」的出發點很簡單：要確認D是Y的因，也必須反過來思考「那若沒有D的話，Y會如何？」故因果效應的推論，應不只是建立在D和Y聯袂發生的規律上，還要進一步比較「實際結果」（事實），和「可能但未發生的結果」（反事實）兩者之差異。這固然不是因果推論唯一的定義與思維方式，但這個模型一方面能刺激「反事實」的逆向思考，另一方面卻又能將觀察不到的假想「反事實」操作化為控制（比較）組，逐漸發展成一套共通的因果推論架構，貫穿隨機分派實驗、準實驗、自然實驗以及非實驗之觀察研究。不但邏輯一貫，而且更能落實到具體可行的分析方法，對社會科學中無法或不易進行實驗、但仍希望推論因果的觀察研究，有相當大的啟發。並澄清了傳統實證分析方法中，過於偏重觀察得到的因果規律等若干不夠精確的觀念，刺激了另一波方法論的反思。

關鍵詞：因果推論、觀察研究、反事實之因果模型、評估研究、非隨機分派之效應模型。

因果關係在社會科學研究中，既重要又常有爭議，令研究者愛憎交織。姑且不論對因果嗤之以鼻者，即使在接受因果觀念的學者中，也是眾說紛紜。其中最常見的觀點，是認為嚴謹的因果推論只限於實驗法，因此凡是無法、不宜或不易進行實驗的社會科學研究主題，因果推論根本陳義過高、不切實際，因此另闢蹊徑，結果往往殊途而不同歸，各行其是。

綜觀社會科學中比較常見的因果關係研究，可大致分為兩個類型：

一、溯因型：先觀察到某個結果，引起好奇或感到困惑，故努力思索、尋找其成因。溯因型研究的重點在重建因果關係的背後整體的機制（*underlying causal mechanism*），用來解釋該結果為何發生，並進而預測甚或操控其未來之狀態。這類型的研究在量化後，常展現為結構式模型（*structural equations model*）。

二、評估型：先鎖定某個「因」，進而評估其產生之「果」。評估型研究的重點在確立因和果的聯繫（*causal linkage*），並測量（或預測）因果效應（*causal effects*）之正負與幅度。這個類型固然以決策研究方面的政策分析、效應評估（*evaluation research*）最為典型，但偏重學理的制度研究中下游，也常涉及制度變遷之效應分析。研究方式包括實驗、準實驗、自然實驗、以及觀察研究等。

本文認為，儘管兩者研究的動機、目標與思考的方向不盡相同，但是其研究成果卻可相輔相成。溯因型研究確立的因果機制，當然可以做為政策或制度評估的依據；而評估型研究所建立的特定因果關連，對了解其背後整體之因果機制一定會有幫助。但要打通這任督二脈，當務之急在建立一個共通的思維架構，能貫穿隨機分派實驗、準實驗、自然實驗以及觀察研究，不但邏輯一貫，而且更能落實到具體可行的分析方法。近年日益受到重視的「反事實因果模型」，便是一條可由評估型研究逐步擴展的途徑。

本文的目的不在提倡因果推論為唯一的研究目標，也不認為「反事

實因果模型」是因果推論唯一的定義與思維方式。¹ 但本文認為這個模型一方面能刺激反事實的逆向思考，但另一方面又能將這觀察不到的、假想的反事實操作化為控制（比較）組，對澄清觀念甚有助益，因此希望藉此篇幅，精簡扼要的點出這個模型的幾個主要觀念，揭開其神秘的面紗，並引發學界對因果推論的興趣與探討。全文分為五節：首先說明何謂反事實之因果模型；其次從這個模型看隨機分派實驗的推論優勢；第三節則討論社會科學比較常見的觀察研究及其在因果推論上的挑戰；第四節則舉非隨機分派之效應模型為例，說明觀察研究中處理組與控制組的選擇機制是因果推論的關鍵，因此傳統迴歸分析中的「控制變數」不是漫無止境的蒐羅可能影響依變數的因素，反而是要控制會影響研究對象選擇組別的因素；第五節為結語。

壹、反事實之因果模型（Counterfactual Model of Causality, CMC）

在日常的會話裡，常常聽到類似「要不是『如此』的話，那就不至於『這般』了」的說法，² 意思是，我們明明知道「如此—這般」已經成為事實了，卻還忍不住推想：那如果（what if）「如此」沒發生呢？結果會有什麼差別？如果有差別，那當然就是「如此」造成的囉！例如說「要不是我感冒的話，就不會缺席了。」感冒和缺席是實際已發生的事實（factual），沒感冒和出席卻只是逆向思考的「反事實」（counterfactual or “contrary to fact”）或「可能（但實際未發生）的結果」（potential outcome），而事實（缺席）與反事實（出席）結果的對比差別，則是歸因於「有沒有感冒」。

-
1. 國內有關因果關係在科哲及邏輯層面的探討，請參見郭秋永（2001; 2003）。對因果關係的多元觀，請參見Cartwright（2007）。
 2. 「反事實條件句」（counterfactual conditional）的邏輯形式為：「若A如此，則B這般」，而句中之A卻與實際不符。

「反事實之因果模型」（counterfactual model of causality, CMC）就是建立在這個很自然的想法上，只是更進一步具體操作化，使之更加嚴謹而已。Lewis（1973: 556）指出經驗主義大師Hume早已點出了這個觀念，而Neyman最早將之應用於實驗設計，但是近三十餘年的快速發展，則統計學家Rubin、Holland等，以及計量經濟學家Heckman、Manski等的貢獻居功厥偉。CMC的思維近年來也快速影響到政治學（如Gelman and King, 1990; Huang, 2007; King and Zeng 2006; 黃紀，2007：22）及社會學（如Winship and Sobel, 2004）等社會科學的研究。

本文的討論，聚焦於「原因變數（causal variable）」 D 對「結果變數（outcome variable）」 Y 的影響。³ 為了說明的清楚起見，本文假定原因變數 D 在研究者感興趣的母群中只有兩種可能的狀態，1代表有施測「因」的處理組（treatment group），0代表未施測的控制組（control group）。反事實之因果模型假定：母群中的每一份子，在施測前其結果變數 Y 都有兩種可能的值： Y^1 及 Y^0 。至於實際發生的依變數 Y ，其實是這兩種可能的值 Y^1 及 Y^0 的事後體現（realization），端視該份子落入 D 的哪一組而定：

$$Y = \begin{cases} Y^1 & \text{if } D=1, \\ Y^0 & \text{if } D=0. \end{cases}$$

將上式合併，結果變數可簡寫成： $Y = DY^1 + (1 - D)Y^0$

原因變數 D 對母群中某一個人 i 產生的效應（treatment effect或causal effect），反映在兩種可能結果的差：

$$\delta_i = Y_i^1 - Y_i^0$$

但棘手的是，同一個人在同一時間點，要不是在實驗組 $D_i=1$ ，只觀察

3. 符號化的唯一目的，在求敘述簡潔及推理清晰。相關文獻使用的符號系統十分多樣，本文基本上是採用Morgan and Winship（2007）較為簡單易懂的符號。為便於閱讀，本文的討論僅侷限於初級統計所涵蓋的機率理論和線型迴歸等，重點放在CMC思維的方式及對傳統方法的啟示，其他課題如利用跨時資料（longitudinal data）推論因果等，則待另文討論。

到 Y_i^1 卻觀察不到 Y_i^0 ；要不然就是在控制組 $D_i=0$ ，只觀察到 Y_i^0 卻觀察不到 Y_i^1 ，無法一人同時兼飾二角，因此難以計算個人層次的因果效應，Holland (1986:947) 將這個挑戰稱為「因果推論的根本問題」(the Fundamental Problem of Causal Inference)。於是從事因果分析者，便將希望寄託於母群之中處理組與控制組這兩群人的相互比較上，也就是把焦點轉向集體層次，強調「平均效應」(average treatment effect, 簡稱 ATE) $E(\delta)$ 。若母群中處理組的機率為 $P(D=1) = \pi$ ，則：

$$\begin{aligned} E(\delta) &= E(Y^1 - Y^0) \\ &= E(Y^1) - E(Y^0) \\ &= [\pi \cdot (Y^1|D=1) + (1-\pi) \cdot E(Y^0|D=0)] - [\pi \cdot E(Y^0|D=1) + (1-\pi) \cdot E(Y^0|D=0)] \end{aligned}$$

Manski (1995, 2003, 2007) 清楚指出了這類推論問題的結構，癥結在於估計式中出現了兩個無法觀察的反事實 ($Y^1|D=0$) 及 $E(Y^0|D=1)$ ，造成了平均效應 $E(\delta)$ 的識別問題 (identification problem)：也就是說，我們無法精確識別參數 $E(\delta)$ 唯一的值 (point identification)，而只能根據可觀察到的 π 、 $E(Y^1|D=1)$ 及 $E(Y^0|D=0)$ 來局部識別 (partially identify) 該參數的上、下限 (bounds)，⁴ 而該上下限識別區的寬窄，自然又取決於反事實 $E(Y^1|D=0)$ 及 $E(Y^0|D=1)$ 的理論值域，也就是結果變數 Y 的理論值域。如果 Y 的值可能介於正負無窮大之間，則 $E(\delta)$ 的上下限也介於正負無窮大之間。但若 Y 的值本身有上下限 $[Y_l, Y_u]$ ，則經驗證據可幫我們識別出寬度為 $(Y_u - Y_l)$ 的上下限區段。

若要縮窄上下限，勢必要針對反事實部分加上限制 (restriction)，例如下節討論的實驗設計即為一例。但若無法以研究者掌控的設計加上

4. 以有限的資訊推論未知參數之上下限的方法，Duncan and Davis (1963) 在討論區位推論 (ecological inference) 的問題中很早就提出了，其延伸與應用參見 Achen and Shively (1995)、Cho and Manski (2008)、Cross and Manski (2002)、King (1997)、King, Rosen, and Tanner (2004)、Manski (2003, chapter 5)、黃紀 (2001)、黃紀與吳重禮 (2003) 等。

限制，則需針對反事實做某種假定（assumptions），替無法觀察的反事實找到替身（substitutions），假定越強，識別區縮得越窄，甚至可因此得出唯一值的解。但誠如Manski（2003:1）提出之「可信度遞減律」（the Law of Decreasing Credibility）所說：假定越強，推論的可信度越低。權衡適度的假定（plausible assumptions）做出可信的推論，研究者責無旁貸。

貳、隨機分派實驗（Randomized Experiments）

對反事實最強而有力的限制，無疑就是隨機分派實驗的設計（Campbell and Stanley, 1963），也就是由研究者在施測前將研究對象「隨機分派」（random assignment）至處理組與控制組，因為這個外生的（exogenous）分派機制能確保這兩群人在各種「測前變數」（covariates）的分布上都相同，僅有的差別均屬隨機，故典型的統計假設檢定便可適用於測後的結果比較，研究者在檢定平均效應是否顯著時，可以完全忽略（ignore）兩組人是怎麼來的，因為各組之兩種可能的結果均獨立於其分派機制，Rubin將此一充分條件稱為「可忽略」（ignorability）： $(Y^1, Y^0) \perp D$ 。⁵ 分派機制若可忽略，意味著上式中的兩個反事實可以拿觀察到的事實取而代之：

$$\begin{aligned} E(Y^1|D=0) &= E(Y^1|D=1), \\ E(Y^0|D=1) &= E(Y^0|D=0). \end{aligned}$$

將這兩個等式代入平均效應的式子， $E(\delta)$ 就可以只用觀察到的結果來估算了：

$$\begin{aligned} E(\delta) &= E(Y^1|D=0) - E(Y^0|D=0), \\ &= E(Y|D=1) - E(Y|D=0). \end{aligned}$$

因此從「反事實之因果模型」來看，研究的對象「可否比較」

5. “ \perp ”表示「獨立於」。

(comparability)，關鍵在於其測前變數的分布是否相似：測前的特性分布越相同，測後的結果差異越能反映純粹的因果效應。反之，測前的特性若不盡相同，則邏輯上，測後的結果便未必是來自施測的原因變數，而有可能是來自測前特性的差異，使得因果推論受到了干擾 (confounded)。這個觀點，對非實驗的研究確實有很大的啟發。

參、觀察研究 (Observational Study)

多數的社會科學主題，研究者往往無法掌控分派的機制，研究的對象究竟屬於處理組還是控制組，常取決於其他機制，或者根本是由研究對象自行選擇 (self-selection)，而這正是「觀察研究」(observational study) 與「隨機分派實驗」最大的差異 (Rosenbaum, 2002)。這個特性對因果推論造成極大的挑戰，原因就在於觀察研究裡的兩組人一開始就很不一樣，即便原因變數和結果變數之間有顯著的統計相關，我們也無法排除這個相關其實是來自他們測前變數的差異，而不是來自我們感興趣的原因變數，換言之，可能只是假象的 (spurious) 關係而已，難怪統計導論課本總是一再提醒大家：相關不是因果 (correlation does not imply causation)。例如從普查或民調資料，計算出教育水準和所得有高度且顯著的正相關，並不足以斷定教育水準就是所得的「因」，其他的因素 (如智力) 可能才是背後共同的原因。只可惜大多數基礎課本提醒完「相關不是因果」後，仍然繼續討論偏重變數間相關的分析方法，沒有再申論怎樣做更嚴謹的因果分析。⁶

那假如進行觀察研究的人不明就裡，天真的拿觀察到的處理與控制組來比較，以兩組人在結果變數上的差異來推論因果效應，將會如何？

6. 也有少數的例外，如政治學中的Achen (1986)、King, Keohane, and Verba (1994)，但後者因堅持質性研究也應遵循反事實之因果模型的論點，引起了其他學者的反彈，參見Brady and Collier eds. (2004)。最近幾年出版的統計教科書，已開始將反事實因果模型正式納入章節之中 (參見Berk, 2004; Cameron and Trivedi, 2005; Gelman and Hill, 2007等)。

這個乍看之下順理成章的天真因果估計式 (naive estimator) 卻會得到偏誤的估計，原因如下式所示：

$$\begin{aligned}
 &= E(Y|D=1) - E(Y|D=0) \\
 &= E(Y^1|D=0) - E(Y^0|D=0) \\
 &= E(\delta) + [E(Y^0|D=1) - E(Y^0|D=0)] + (1-\pi) [E(\delta|D=1) - E(\delta|D=0)] \\
 &\neq E(\delta)
 \end{aligned}$$

這個結論對觀察研究者，提出了下列的警示：

一、如果分派機制不可忽略 (non-ignorable)，也就是不獨立於可能的結果，研究者卻直接拿這兩組人在觀察到的結果變數上的差異來推論因果效應，會產生偏誤。偏誤的來源有二：

1. $[E(Y^0|D=1) - E(Y^0|D=0)]$ ，兩組立基點不同的偏誤 (baseline bias)：即使都不施測，兩組本來在Y就會有的差異。例如利用調查資料分析有沒有受高等教育D對所得Y的影響，則選擇去受高等教育的人若能力本來就比較強，這群人即使沒受高等教育 (假想之反事實)，收入還是會比實際沒受高等教育的人多。

2. $(1-\pi) [E(\delta|D=1) - E(\delta|D=0)]$ ，兩組內平均效應不同的偏誤 (differential treatment effect bias)：「處理組的平均效應」 (average treatment effect for the treated, ATT) 與「控制組的平均效應」 (average treatment effect for the untreated, ATC) 之間可能的差異。例如選擇去受高等教育的人若本來能力就比較強，因此高等教育對這群人在所得上的加持效果，本來就會高於對實際上沒受高等教育的那群人。

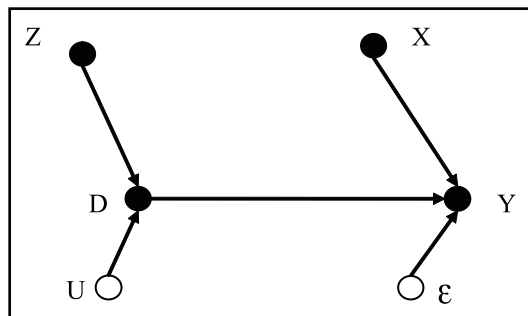
理想上，如果這兩組人是隨機分派產生的，則立基點便相同而偏誤為零，且兩組內的平均效應也會相同 (ATT=ATC) 而偏誤為零，此時 ATE=ATT=ATC。

二、由於觀察資料無法掌控分派機制，以之進行因果推論，研究者的當務之急，就是考量組別形成的機制為何？此時，焦點由實驗設計中

處理組與控制組的「分派機制」，轉移到了自然形成的兩組成員之「選擇機制」(treatment selection mechanism)上。原因無他，還是前述「可否比較」的問題。觀察研究中的兩組，幾乎肯定在測前變數的分布上不會相同，故從CMC的觀點兩者不可直接比較(non-comparable)。若仍要比較這兩組來推論因果效應，顯然必須先將觀察資料「加工」，使其測前變數的分布大致相同。

三、如果從學理或對主題的了解，知道變數Z是形塑D分為兩組的關鍵因素(如圖1所示)，⁷我們就可從Z下手，將觀察對象按照Z拆成若干層(strata)，使得各層之內的選擇機制可忽略： $(Y^1, Y^0) \perp D|Z$ ，如此就可先計算各「層內之平均效應」，然後再將層內之平均效應依照各層的比重加權平均，就得到全體之平均效應；至於單獨影響Y的自變數X，反而無須加以「控制」。這個途徑稱為「分層法」(stratification)，其中一個特例是每層都只由一對處理組和控制組的成員配對組成，則稱為「配對法」(matching)。如果Z是由若干個變數組成，則可用Z計算每個人選擇到處理組的「傾向分數」(propensity score，參見Rosenbaum and Rubin, 1983) $P(Z) = P(D=1|Z)$ ，然後將該傾向分數相近者歸入同一層，使得 $(Y^1, Y^0) \perp D|P(Z)$ (參見Rubin, 2006)。

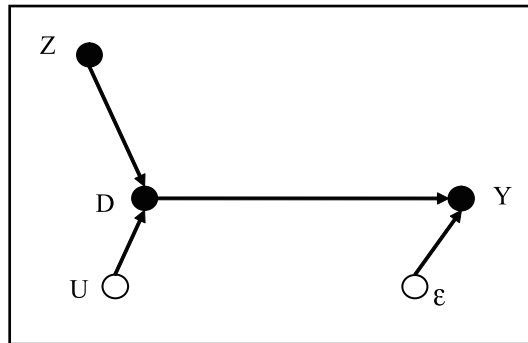
圖1 Z形塑原因變數D的分組機制，X則否



7. 本文因果關係圖依照Pearl (2000) 之符號，實心圓代表已觀察的變數，空心圓代表觀察不到的變數。

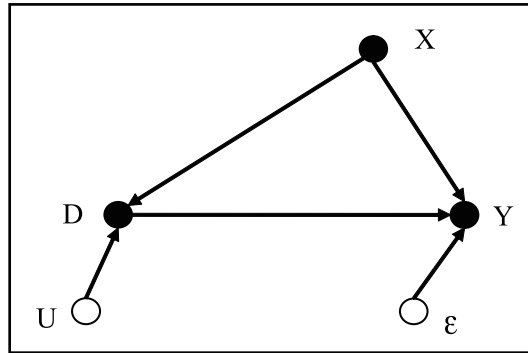
四、如果確知 Z 只影響 D 而無關 Y （也就是 Z 只透過 D 對 Y 產生影響，如圖2所示），且假定 D 對 Y 的效應為常數 δ ，不會因人而異，則 Z 構成 D 的工具變數（instrument variable, IV）。事實上，所謂「自然實驗」（natural experiments）利用外生之自然事件（exogenous natural events），將研究對象依有無受到該事件影響來分成處理與控制組，就是一種工具變數的應用。（參見Meyer, 1995; Rosenzweig and Wolpin, 2000）

圖2 若 Z 只影響 D 而無關 Y ，且 D 對 Y 的效應為常數，則 Z 構成工具變數



五、如果從學理或對主題的了解，知道變數 X 也是影響 D 和 Y 的關鍵因素（如圖3所示），我們就可將 X 納入 Y 與 D 的迴歸式中，「阻斷」（block） X 的影響力，以便區隔（isolate）出我們最感興趣的 D 對 Y 之因果效應，不受其他因素干擾，這就是傳統迴歸式中的所謂「控制法」（control）。（參見Pearl, 2000）

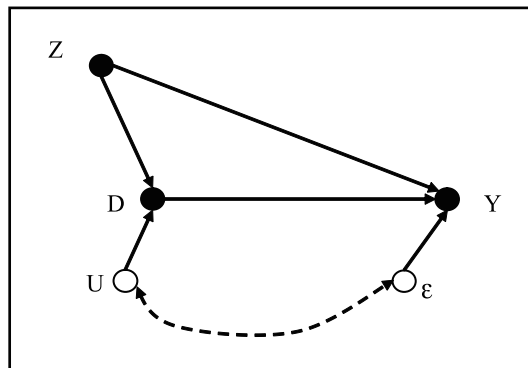
圖3 X是影響D和Y的因素，可做為「控制變數」以便區隔出D對Y之效應



六、分層法與控制法都假定：在考量可觀察的變數（observables）Z或X之後，就可讓兩組在各種測前變數的分布上大致相似，達到接近隨機分派的「平衡」效果。

倘若觀察對象選擇進入D的哪一組，是依據他對於結果Y的預期，而該預期並未測量，故無法納入控制變數來阻斷D與Y之誤差項間的關係（如圖4之雙向虛線），使D對Y的因果效應估計發生偏誤。這種情況，研究的對象係依照未觀察到甚或不可觀察的預期變數（unobservables）選擇到哪一組，造成所謂「非隨機選組偏誤」（treatment selection bias）的問題。

圖4 D與Y之誤差項都受到其他未觀察到的變數的影響



肆、觀察研究中之選組機制與效應模型（**Treatment Effects Models**）

本節的目的，在以「無法觀察到的變數造成之選組偏誤」（selection on unobservables）為例，說明反事實模型與傳統迴歸分析方法的關係與異同，希望能凸顯兩個觀點：

一、反事實模型的思維能促使社會科學研究對因果推論更為審慎。

二、反事實模型與傳統迴歸分析的「控制變數」觀念並非截然不同，只是更加明確而細緻，把控制的重心移到了原因變數D的分組機制上。

一般多將選樣偏誤視為是缺漏值（missing values）的特例，例如民意調查的受訪者雖接受訪問但拒答部分的題組，造成項目無反應（item nonresponse）（Brehm, 1993; Heckman, 1976; 1979）。不過本文聚焦於評估型的因果分析，假定研究者是希望評估某項政策或公、私部門計畫的效應，但因研究對象是否適用（或參與）該政策並非隨機，而是可能基於對參與後的效應的預期，若逕以一般迴歸估計之，會造成非隨機選組偏誤（如圖4）。本節以 Heckman and Robb（1985）評估人力訓練計畫（D）對訓練後之薪資所得（Y）的影響為例子，說明在觀察研究中，組別的形成既非隨機（nonrandom），研究者便有義務充分思考並了解組別選擇（treatment selection）的機制（Rubin, 1991）。同樣的思維，當然也適用於其他非隨機分派或自我選擇的研究主題。

我們先從結果變數的觀察值 $Y = DY^1 + (1 - D)Y^0 = Y^0 + (Y^1 - Y^0)D$ 著手，將兩個可能結果 Y^1 及 Y^0 的隨機係數模型（random coefficient model）中之期望值及與期望值之差設定為：⁸

8. 本文為了前後的一致，仍沿用Morgan and Winship（2007）的符號系統，故與Heckman and Robb（1985, 173~174）原文的符號稍有不同。

$$E(Y^1) = \mu^1; Y^1 - \mu^1 = v^1$$

$$E(Y^0) = \mu^0; Y^0 - \mu^0 = v^0$$

然後將之代入觀察值Y的式子中，得到如下之迴歸式：

$$\begin{aligned} Y &= Y^0 + (Y^1 - Y^0) D \\ &= \mu^0 + (\mu^1 - \mu^0) D + [v^0 + (v^1 - v^0)] D \\ &= \mu^0 + \bar{\delta} D + \varepsilon \end{aligned}$$

上式中 $(\mu^1 - \mu^0) = E(Y^1 - Y^0) = E(\delta) = \bar{\delta}$ 其實就是我們想估計的平均效應。但原因變數D和該迴歸式的誤差項 ε 相關，因此 $\bar{\delta}$ 之一般最小平方估計有偏誤，無法識別參數 $\bar{\delta}$ 。由於資料中沒有測量參與者對計畫之預期效益，故無法以之為控制變數來阻斷D和 ε 的相關，Heckman and Robb (1985, 195~198) 改採了「控制函數法」(control function methodology)，也就是先建立是否參加訓練D的選擇模型(selection equation)，再以該選擇迴歸式之誤差項的期望值作為「控制函數」，取代未觀察到的「控制變數」，代入結果變數Y之迴歸式(outcome equation)中校正選擇偏誤，便可得到 $\bar{\delta}$ 的一致估計。

首先，他們假定是否參加訓練的選擇，取決於一連續的隱性變數(latent continuous variable) \tilde{D} ，而該變數又受到已觀察變數Z的影響，故選擇迴歸式可表示為：

$$\tilde{D} = Z\beta + U$$

\tilde{D} 與二分類之原因變數D的關係為：

$$\begin{cases} D=1 & \text{if } \tilde{D} \geq 0, \\ D=0 & \text{if } \tilde{D} < 0. \end{cases}$$

\tilde{D} 的條件期望值為 $E(\tilde{D}|Z\beta, D) = Z\beta + E(U|Z\beta, D)$ ，故U的期望值就可當成結果迴歸式中的控制變數。假定U為標準常態分布， ϕ 代表其機率密度函數、 Φ 代表常態分布之累積機率函數，則

$$E(U|Z\beta, D=1) = \frac{\phi(Z\beta)}{1 - \Phi(Z\beta)},$$

$$E(U|Z\beta, D=0) = \frac{-\phi(Z\beta)}{\Phi(Z\beta)}.$$

此二式即可當成「控制變數」代入薪資所得Y之結果迴歸式，以校正選組偏誤。不過U若為標準常態分布，則該選擇模型就是「機率單元模型」(probit model)，而中選的機率為 $P = (D=1|Z) = \Phi(Z\beta)$ ，正是上一節分層法的「傾向分數」。因此選樣偏誤模型的控制變數，其實是「傾向分數」的函數。更有趣的是，D=1時U的期望值，也是事件史分析法(event history analysis)中的「風險函數」(hazard function)。

上述效應模型的例子顯示，反事實的因果模型應用到迴歸模型之中，澄清了傳統的「控制變數」的觀念，告訴我們：

一、「控制變數」並不是漫無止境的搜尋所有可能會影響依變數Y的自變數，一股腦的塞進迴歸式。迴歸式中的控制變數，關鍵在阻斷原因變數和Y的誤差項間的相關，進而區隔出因果推論最關心的D→Y的關係。換言之，統計分析要「控制」的重心其實是形塑原因變數D的因素，而非其他只影響到Y的自變數。由此觀之，迴歸法的「控制」，是希望達到類似前述分層法或配對法的目的，讓非隨機形成的處理組與控制組更能相互比較，使得迴歸式中的 δ 估計值更能反映純粹的D→Y效應。

二、迴歸式中的「控制變數」未必要設定成直線型，而可能是依照學理導出的非線型函數形式。

三、迴歸法相較於分層法或配對法，最大的差異在於其多半屬於參數的模型(parametric models)，必須假定選擇機制的函數(如線型迴歸)以及變數的分布(如雙變數常態分布)，以識別點的估計值(point estimates)，但如Manski(2003)所說，假定越強勢、可信度也越低。因此近年的趨勢，朝向結合非參數(或譯為「無母數」nonparametric)方法進行因果推論(例如Heckman and Vytlačil, 2005; Imbens, 2004)。

伍、結語

因果推論不是社會科學唯一的研究目標，而反事實因果模型也不是因果推論唯一的定義與思維方式。發展到目前為止，CMC的應用也確實比較狹隘的偏重特定政策在某方面效應的評估。但不可否認，在諸多因果關係的思維方式上，CMC提供了一套共通的因果推論架構，貫穿了隨機分派實驗、準實驗或自然實驗、以及非實驗之觀察研究，不但邏輯一貫，而且落實到具體的分析方法，對社會科學中不易或無法進行實驗但仍希望推論因果的觀察研究，有相當大的啟發，並澄清了傳統實證分析方法中，過度偏重觀察得到的因果規律等若干不夠精確的觀念，刺激了另一波方法論的反思。本文限於篇幅僅點出CMC的幾個主要的論點與方法，但希望能引發學界對因果推論的興趣與探討。

參考文獻

一、中文

- 郭秋永，2001，「權力與因果：方法論上的解析」，*臺灣政治學刊*，第5卷第1期，12月：頁64~131。
- 郭秋永，2003，「科學哲學中的兩種因果解析」，*政治與社會哲學評論*，第4卷第1期，3月：頁121~177。
- 黃紀，2001，「一致與分裂投票：方法論之探討」，*人文及社會科學集刊*，第13卷第5期，12月：頁541~574。
- 黃紀，2007，「政治學門『熱門及前瞻研究議題調查』」，國科會社科中心研究計畫。NSC 94-2420-H-001-012-B9407結案報告。
- 黃紀、吳重禮，2003，「政治分析與研究方法：論2002年立法院行使考試院正副院長同意權之投票模式」，*問題與研究*，第42卷第1期，1月：頁1~17。

二、英文

- Achen, Christopher H. 1986. *The Statistical Analysis of Quasi-Experiments* (Berkeley: University of California Press).
- Achen, Christopher H., and W. Phillips Shively. 1995. *Cross-Level Inference* (Chicago: The University of Chicago Press).
- Brehm, John. 1993. *The Phantom Respondents: Opinion Surveys and Political Representation* (Ann Arbor: The University of Michigan Press).
- Berk, Richard A. 2004. *Regression Analysis: A Constructive Critique* (Thousand Oaks: Sage).
- Brady, Henry E., and David Collier, eds. 2004. *Rethinking Social Inquiry: Diverse Tools, Shared Standards* (Lanham: Rowman and Littlefield).
- Cameron, A. Colin, and Pravin K. Trivedi. 2005. *Microeconometrics: Methods and Applications* (Cambridge: Cambridge University Press).
- Campbell, Donald T., and Julian C. Stanley. 1963. *Experimental and Quasi-Experi-*

- mental Designs for Research* (Chicago: Rand McNally College Publishing).
- Campbell, Donald T., William R. Shadish, and Thomas D. Cook. 2002. *Experimental and Quasi-Experimental Designs for Generalized Causal Inference* (Boston: Houghton Mifflin).
- Cartwright, Nancy. 2007. *Hunting Causes and Using Them: Approach in Philosophy and Economics* (Cambridge: Cambridge University Press).
- Cho, Wendy K. Tam, and Charles F. Manski. 2008. "Cross-Level/Ecological Inference" in Box Steffensmeier Janet M, Henry E. Brady, and David Collier eds., *Oxford Handbook of Political Methodology* (Oxford: Oxford University Press), pp. 547~569.
- Cook, Thomas D., and Donald T. Campbell. 1979. *Quasi-Experimentation: Design & Analysis Issues for Field Settings* (Chicago: Rand McNally College Publishing).
- Cross, Philip J., and Charles F. Manski. 2002. "Regression, Short and Long." *Econometrica*, vol. 70, no. 1 (January), pp. 357~368.
- Fearon, James D. 1991. "Counterfactuals and Hypothesis Testing in Political Science." *World Politics*, vol. 43, no. 2 (January), pp. 169~195.
- Gelman, Andrew, and Gary King. 1990. "Estimating Incumbency Advantage without Bias." *American Journal of Political Science*, vol. 34, no. 4 (November), pp. 1142~1164.
- Gelman, Andrew, and Jennifer Hill. 2007. *Data Analysis Using Regression and Multilevel/ Hierarchical Models* (Cambridge: Cambridge University Press).
- Heckman, James J. 1976. "The Common Structure of Statistical Models of Truncation, Sample Selection and Limited Dependent Variables and a Simple Estimator for Such Models." *Annals of Economic and Social Measurement*, vol. 5, no. 4 (Fall), pp. 475~492.
- Heckman, James J. 1979. "Sample Selection Bias as a Specification Error." *Econometrica*, vol. 547, no. 1 (January), pp. 153~161.
- Heckman, James J. 2005. "The Scientific Model of Causality." *Sociological Methodology*, vol. 35, no. 1 (August), pp. 1~98.
- Heckman, James J., and Richard Robb, Jr. 1985. "Alternative Methods for

- Evaluating the Impact of Interventions.” in Heckman, James J. and Burton Singer eds., *Longitudinal Analysis of Labor Market Data* (Cambridge: Cambridge University), pp. 156~246.
- Heckman, James J., and Edward Vytlacil. 2005. “Structural Equations, Treatment Effects, and Econometric Policy Evaluation.” *Econometrica*, vol. 75, no. 3 (April), pp. 669~738
- Holland, Paul W. 1986. “Statistics and Casual Inference.” *Journal of the American Statistical Association*, vol. 81, no. 396 (December), pp. 945~960.
- Huang, Chi. 2007 “Assessing the Impact of Mixed Electoral System in Taiwan: Methodological Challenges of Testing Interaction Effects,” presented for The International Symposium on Mixed Electoral Systems in East Asia, (Taipei : National Chengchi University, May).
- Imbens, Guido W. 2004. “Nonparametric Estimation of Average Treatment Effects Under Exogeneity: A Review.” *The Review of Economics and Statistics*, vol. 86, no. 1 (February), pp. 4~29.
- King, Gary. 1997. *A Solution to the Ecological Inference Problem: Reconstructing Individual Behavior from Aggregate Data* (Princeton: Princeton University Press).
- King, Gary, Robert O. Keohane, and Sidney Verba. 1994. *Designing Social Inquiry: Scientific Inference in Qualitative Research* (Princeton: Princeton University Press).
- King, Gary, Ori Rosen, Martin A. Tanner, eds. 2004. *Ecological Inference: New Methodological Strategies* (Cambridge: Cambridge University Press).
- King, Gary, and Langche Zeng. 2006. “The Danger of Extreme Counterfactuals.” *Political Analysis*, vol. 14, no. 2 (Spring), pp. 131~159.
- Lewis, David. 1973. “Causation.” *Journal of Philosophy*, vol. 70, no. 17 (October), pp. 556~567.
- Manski, Charles F. 1995. *Identification Problems in the Social Science* (Cambridge: Harvard University Press).
- Manski, Charles F. 2003. *Partial Identification of Probability Distributions* (New York: Springer).

- Manski, Charles F. 2007. *Identification for Prediction and Decision* (Cambridge: Harvard University Press).
- Meyer, Bruce D. 1995. "Natural and Quasi-Experiments in Economics." *Journal of Business and Economic Statistics* , vol. 13, no. 2 (April), pp. 151~161.
- Morgan, Stephen L., and Christopher Winship. 2007. *Counterfactual and Casual Inference: Method and Principles for Social Science* (Cambridge: Cambridge University Press).
- Pearl, Judea. 2000. *Causality: Models, Reasoning, and Inference* (Cambridge: Cambridge University Press).
- Rosenbaum, Paul R. 2002. *Observational Studies* (New York: Springer).
- Rosenbaum, Paul R., and Donald B. Rubin. 1983. "The Central Role of the Propensity Score in Observational Studies for Casual Effects." *Biometrika* , vol. 70, no. 1 (April), pp. 41~55.
- Rosenzweig, Mark R., and Kenneth I. Wolpin. 2000. "Natural 'Natural Experiments' in Economics." *Journal of Economic Literature*, vol. 38, no. 4 (December), pp. 827~874.
- Rubin, Donald B. 1974. "Estimating Casual Effects of Treatments in Randomized and Nonrandomized Studies." *Journal of Educational Psychology* , vol. 66, no. 5 (October), pp. 688~701.
- Rubin, Donald B. 1990. "Formal Modes of Statistical Inference for Causal Effects." *Journal of Statistical Planning and Inference*, vol. 25, no. 3 (July), pp. 279~292.
- Rubin, Donald B. 1991. "Practical Implications of Modes of Statistical Inference for Causal Effects and the Critical Role of the Assignment Mechanism." *Biometrics* , vol. 47, no. 4 (December), pp. 1213~1234.
- Rubin, Donald B. 2005. "Casual Inference Using Potential Outcomes: Design, Modeling, Decisions." *Journal of the American Statistical Association* , vol. 100, no. 469 (March), pp. 322~331.
- Rubin, Donald B. 2006. *Matched Sampling for Casual Effects* (Cambridge: Cambridge University Press).
- Tetlock, Philip E., and Aaron Belkin. 1996. *Counterfactual Thought Experiments in*

World Politics: Logical, Methodological, and Psychological Perspectives
(Princeton: Princeton University Press).

Winship, Christopher, and Michael Sobel. 2004. In Hardy Melissa Alan Bryman
eds., *Handbook of Data Analysis* (London: Sage), pp. 481~503.

Causal Inference and Observational Study: On the Counterfactual Model of Causality

Chi Huang

Chair Professor of Political Science/ Research Fellow of the Election Study Center, National
Chengchi University

Research Fellow (Joint Appointment) of the Institute of Political Science, Academia Sinica

Abstract

The core of the counterfactual model of causality (CMC) is simple. To argue that D is the cause of Y, we must ask “What would Y have been if D were not the case?” In other words, we should not rely solely on the observed regularities to infer causality. Instead, researchers need to compare the realized outcome (i.e. factual) with its *potential outcome* (i.e. *counterfactual*). This potential outcome model forces us to explicitly state and make operational the counterfactual with a clear implication of what should be controlled or compared. This has been developed into a unified framework for causal inference based on randomized experiments, quasi-experiments, natural experiments, as well as non-experimental observational studies. This recent trend is indeed exciting for social science research targeted to address cause-and-effect questions and yet impossible or difficult to conduct lab experiments. CMC stimulates a new wave of reexamination of more traditional concepts and methods of causal inference in social science research.

Key words: causal inference, observational study, counterfactual model of causality, evaluation research, treatment effects model with nonrandom assignment, endogenous treatment.