因果关系与相关关系：它们的关系及它们的差异

张　小　天

本文分析并求出了相关关系与因果关系之间的关系，较为明确地指出了相关关系不等同于因果关系的理论根据；同时在分析并指出了求证因果关系的方式之后，就因果关系与相关关系的一些差异做了探讨，并指出了相关关系被普遍采用的若干原因。

作者：张小天，男，1962年生，浙江大学哲学社会学系讲师

探求变量间的关系是社会研究的一个重要目标，也是社会研究的基础工作。

变量间的关系有许多种，比如因果关系、函数关系、相关关系、回归关系等等。其中因果关系与相关关系是最为基本的两种关系。在探求变量间的关系上，社会学研究中有许多方法，其中最为成功和最为广泛应用的是以统计方法来获得相关关系。然而，因果关系的获得一直是众多的社会学家所期望的目标，统计方法也经常被许多人用于这个目的。因此明确因果关系与相关关系这两者之间的关系及其差异，对于社会学研究来说就是十分重要的。

但总的来说，目前对此尚无专门的论述。虽然在经验上我们已经发现，有相关关系并不意味着有因果关系，有因果关系时也有不出现相关的可能（即呈现伪零度相关），可在理论上我们尚没有给出来自这两种关系本身含义的这个不对应的原因。此外，我们已经知道因果关系难以求证而相关关系易于获得，可对这两种关系的其它特点并没有给出更多的阐述和分析。这些模糊之处已成为社会学方法论中的一大缺陷，并导致了社会学家在许多时候的困惑和误用。本文拟就因果关系与相关关系的关系及差异在理论上做一个初步的探讨。

一、相关关系与因果关系的关系

探究互为因果的两个变量的相关关系与因果关系的关系会引出许多复杂的问题，为简便起见，本文只对非互为因果的双变量的关系加以讨论。

设变量Y不是变量X的原因，即条件式（3）和条件式（4）中E＝F＝0，E＝F＝1，则有如下的条件式：

$$y_1 = x_0 \,\&\, A \text{ or } x_1 \,\&\, B \text{ or } C \qquad (1)$$

$$y_0 = x_0 \,\&\, \overline{A} \,\&\, \overline{C} \text{ or } x_1 \,\&\, \overline{B} \,\&\, \overline{C} \text{ or } \overline{A} \,\&\, \overline{B} \,\&\, \overline{C} \qquad (2)$$

$$x_1 = G \qquad (5)$$

$$x_0 = \overline{G} \qquad (6)$$

由条件式（2）和条件式（6）可知，x_0和y_0共同出现的充要条件就是：

$$x_0y_0 = x_0 \& y_0$$
$$= \overline{G} \& (x_0 \& \overline{A} \& \overline{C} \text{ or } x_1 \& \overline{B} \& \overline{C} \text{ or } \overline{A} \& \overline{B} \& \overline{C})$$

由逻辑运算可推出：

$$x_0y_0 = \overline{G} \& \overline{A} \& \overline{C}$$

同理可求出x_1y_0，x_0y_1，x_1y_1的充要条件分别为：

$$x_1y_0 = G \& \overline{B} \& \overline{C}$$
$$x_0y_1 = \overline{G} \& A \text{ or } \overline{G} \& C$$
$$x_1y_1 = G \& B \text{ or } G \& C$$

由于x_0y_0出现的充要条件就是（$\overline{G} \& \overline{A} \& \overline{C}$）的出现，所以$x_0y_0$出现的概率就是($\overline{G} \& \overline{A} \& \overline{C}$）出现的概率。这样就有：

$$P(x_0y_0) = P(\overline{G} \& \overline{A} \& \overline{C}) \quad (7)$$

同理有：

$$P(x_1y_0) = P(G \& \overline{B} \& \overline{C}) \quad (8)$$
$$P(x_0y_1) = P(\overline{G} \& A \text{ or } \overline{G} \& C) \quad (9)$$
$$P(x_1y_1) = P(G \& B \text{ or } G \& C) \quad (10)$$

而与相关关系性质等同的$s = |P(x_1y_1) \cdot P(x_0y_0) - P(x_1y_0) . P(x_0y_1)|$，把概率等式（7），（8），（9），（10）代入进行推导可得出：

$$s = |P(G) . P(\overline{G} \& \overline{A} \& \overline{C}) - P(\overline{G}) . P(G \& \overline{B} \& \overline{C})| \quad (11)$$

这样，我们就把与相关关系性质等同的s用一些不含有X值和Y值的条件出现概率表示了出来，从而建立起了因果关系与相关关系的联结。s就是某些与X和Y的因果关系有关的条件出现的概率的积差。

若X不是Y的原因，$A = B = 0$，$\overline{A} = \overline{B} = 1$，则X与Y之间没有任何因果关系，这时由（11）式可知：

$$s = |P(G \& C) - P(G) . P(C)|$$

s并不是必然为0。只有当$P(G/C) = P(G)$，即$P(C/G) = P(C)$时，才有$s = 0$，而$P(G/C) \neq P(G)$，即$P(C/G) \neq P(C)$的可能性是很大的。这意味着X与Y没有因果关系时，X与Y仍可能有相关关系。

若X是Y的原因，$A \text{ or } B \neq 0$，则X与Y之间有因果关系，这时由（11）式可知，只要$P(\overline{A} \& \overline{C}/\overline{G}) = P(\overline{B} \& \overline{C}/G)$，即$\frac{P(\overline{A} \& \overline{C} \& \overline{G})}{P(\overline{G})} = \frac{P(\overline{B} \& \overline{C} \& G)}{P(G)}$，则$s = 0$。这意味着X与Y有因果关系时，X与Y仍可能没有相关关系。

因此，变量X与变量Y没有因果关系时，仍可能有相关关系；有因果关系时，仍可能没有相关关系。所以说，因果关系与相关关系不是完全对应的，我们不能依据其中的一个关系的有与无来推断另一个关系的有与无。至此，我们已经指出了相关关系与因果关系的不对应的理论根据，从而在理论上解释了我们的经验知识。

事实上，即使我们已经对X与Y之间的因果关系有了充分的了解，已知了条件式（1），（2），（5），（6）中的各个条件A、B、C、G的内容，我们仍不能由此来推断X与Y的相关关系。只有获知了这些条件出现的概率以及这些条件联合出现的概率，才可以准确地推

断出X与Y的相关关系。

此外，如果已知变量X与Y之间存在着非互为因果的因果关系，但不知谁为原因，谁为结果时，试图以不对称相关系数的比较来确认谁为原因谁为结果也是不可能的。比如说，如果想以d_{yx}与d_{xy}这一对不对称相关系数来确认谁为原因谁为结果时，须预先假定：X为Y的原因时，总有$|d_{yx}|>|d_{xy}|$，即总有

$$R=n_1n_2+n_3n_4-n_1n_3-n_2n_4<0。$$

但是，

$$R=N^2\left(\frac{n_1}{N}\cdot\frac{n_2}{N}+\frac{n_3}{N}\cdot\frac{n_4}{N}-\frac{n_1}{N}\cdot\frac{n_3}{N}-\frac{n_2}{N}\cdot\frac{n_4}{N}\right)$$

$$=N^2\cdot[P(x_0y_0)\cdot P(x_1y_0)+P(x_0y_1)\cdot P(x_1y_1)-P(x_0y_0)\cdot P(x_0y_1)-P(x_1y_0)\cdot P(x_1y_1)]。$$

我们来看一下$A=0$，$B\neq 0$时的特殊情况，把概率等式（7），（8），（9），（10）代入上式并令$A=0,\overline{A}=1$，推导可得：

$$\frac{R}{N^2}=[P(G)-P(G)^2]-\{[P(C)+P(B\&G\overline{\&}C)]-[P(C)+P(B\&G\&\overline{C})]^2\}$$

此值并不一定总小于0

然而，由$s=|P(G).P(\overline{G}\&\overline{A}\&\overline{C})-P(\overline{G}).P(G\&\overline{B}\&\overline{C})|$可以看出，s的大小，即相关的强弱往往与P(G)的大小关系不大，即与x_1出现的可能性大小关系不大；在y_1的出现更经常地是由x_0或x_1引起时，$P(\overline{C})$较大，往往会把$P(G).P(\overline{G}\&\overline{A}\&\overline{C})$和$P(\overline{G})\cdot P(G\&\overline{B}\&\overline{C})$都增大，并使这两者间的差别s增大，即相关增大；P（A）与P（B）相差较大，即X更具有Y的单向原因的性质时，这时的s值往往大于P（A）和P（B）相差较小时的s值，即相关较强。

我们来看看X不是Y的双向原因时，比如$A=0$时的情况。当X与Y之间有因果关系时，$P(\overline{B})<1$；没有因果关系时$P(\overline{B})=1$。所以有因果关系时的s值常常大于无因果关系时的s值。此外，当x_1是y_1的充分原因时，$B=1,s=P(G)\cdot P(\overline{G})\cdot P(\overline{C}/\overline{G})$，这时s的大小基本上取决于$x_1$是$y_1$的必要性条件的程度，即$P(\overline{C})$大小。当$x_1$是$y_1$的必要原因时，$C=0,s=P(\overline{G})\cdot P(G)\cdot P(B/G)$，这时s的大小基本上取决于$x_1$是$y_1$的充分性条件的程度，即P(B)的大小。这样就可以推知，对于非双向因果关系而言，相关关系比较强的往往是次要性程度和充分性程度比较大的因果关系。

另外，当$A=0$时，由条件式(1)可推知，x_1出现时，y_1出现的概率为P[(B or C)/G]，而x_1不出现时，y_1出现的概率为$P(C/\overline{G})$。当P(B)不是很小时，一般可以保证P[(B or C)/G]$>P(C/\overline{G})$。所以说原因出现时，往往结果出现的可能性增大，而且这个原因的充分性程度越大，必要性程度越大，这个结果出现的可能性的增大幅度往往越大。

总之，由相关关系并不能使我们得知是否有因果关系；既使已知有因果关系，也不能由相关关系得知谁为原因，谁为结果。而已知有无因果关系，甚至已知因果关系的条件是什么，也不能使我们推知有无相关关系及相关关系的强弱。但是更具有单向性因果关系性质的两个变量的相关关系往往较强；对于非双向因果关系而言，有因果关系时往往相关关系较大，而且强相关关系往往与充分性程度和必要性程度比较高的因果关系相联结。此外，原因的出现

往往使结果的出现的可能性增大。

那么，因果关系往往是人们所期望获取的东西，而相关关系与因果关系之间又是如此的关系，为什么相关关系却会被大量使用呢？我们不难从两者的特点中找到答案。

二、因果关系与相关关系的比较

首先让我们从两者的作用上做一下比较。

当两个变量X和Y之间有因果关系时，我们对于这个因果关系的了解可能处在由低到高的不同层次上：（1）只知道X和Y之间有因果关系；（2）知道谁为原因，谁为结果；（3）对于单向性因果关系，知道因果关系的方向，即知道A与B中谁不为0，比如知道A＝0，B≠0；（4）知道因果关系的部分条件；（5）知道因果关系的全部条件。一般而言，我们对因果关系的了解常常达不到第（4）层次，更不可能达到第（5）层次。

当两个变量X和Y有相关关系时，我们对于这个相关关系的了解也可能处在由低到高的不同层次上：（1）只知道两个变量有相关关系；（2）知道相关关系的方向；（3）知道相关关系的强度；（4）知道双变量的联合概率或联合频数分布。其实，只须回顾一下获取相关关系时的资料，就可以轻易地达到第（4）层次，使我们对相关关系有完整的了解。（在已知了联合概率或联合频数分布之后，就可以轻易地求出有无相关关系，相关的方向和强度，所以尽管联合频数分布是我们获取相关关系时最早得出的，但却是最高层次的对相关关系的了解。）

就由一个变量的取值来预测另一个变量的取值而言，我们在第（3）层次上的对因果关系的了解只能告诉我们x_1出现时y_1出现的可能性往往大于x_1不出现时y_1出现的可能性，即知道了x_1出现时往往y_1出现的可能性增大，但尚不知x_1时，是y_1出现的可能性大还是y_0出现的可能性大。这种知识虽然优于在第（2）和第（3）层次上对相关关系的了解（这种了解既不能告诉我们x_1出现时y_1出现的可能性大还是y_0出现的可能性大，也不能告诉我们x_1出现时y_1出现的可能性是否大于x_1不出现时y_1出现的可能性），但远远差于在第（4）层次上对相关关系的了解，在这个了解中，我们不但知道哪一种可能性大，而且可以精确地知道x_1出现时，y_1出现的概率与y_0出现的概率之差；以及x_1不出现时y_1出现的概率与x_1出现时y_1出现的概率之差，即可以知道可能性的差异。当然，如果我们对因果关系的了解达到了第（5）层次，这时便可以通过考察各条件是否出现来确定地知道X取何值时Y取何值，而这是最高层次的相关关系的知识都无法给出的；也就是说，完整的因果知识给出的是准确的、确定性的预测，而完整的相关知识只能给出概率性预测。但是由于较完整的因果关系的知识难以获得，所以相关关系在预测上往往优于因果关系，这正是相关关系被广泛采用的一个原因。进一步看，由于强相关关系下不同的可能性之差较大，使由相关关系给出的概率预测更接近于确定性的预测，因此强相关关系在预测中的作用更大。

当我们想要解释一个事件时，自然是期望找到该事件的原因。解释只能是因果式的表述，这使得仅仅使用相关关系对解释不会有所帮助。然而，由于强相关关系与充分性程度和必要性程度比较高的因果关系的密切联系，在已知了该事件的所有或大部分原因之后，再使用相关关系，或者在强相关关系中排除那些其取值不可能成为该事件的原因的变量，往往可以使我们发现那些在所观察的情景中的重要原因；即那些充分性程度和必要性程度比较高的原因。

相关关系的这一作用是相关关系被广泛采用的另一个原因。

其次，就所发现的关系的普遍性而言，因果关系的知识适用于所有的情景，而且在任何情景下，当因果关系的条件具备时，原因就可以导致结果。但是相关关系是针对某一状况而言的，只对状况相同的情景才有意义，也就是说，相关关系的知识只能推广到那些某几种条件（比如对于非互为因果的双变量而言，就是指G，($\overline{G}$ & $\overline{A}$ & $\overline{C}$)，(G & $\overline{B}$ & $\overline{C}$)出现的概率）相同的情景中。所以把从某一情景中获得的相关关系用于其他情景时，就有错误的可能。

最后，我们来比较一下两个关系的寻求方法上的差异。

获知相关关系常常不需要对任何变量有所控制，而是让所有变量不受研究人员所施加的任何人为干涉的影响而自由地变动。尽管我们也常常寻求控制某些变量下的相关关系，但这时的相关关系已与不控制这些变量时的相关关系不同，它只是对变量控制下的一种状况的描述，是一种此特定情景下才有意义的相关关系。这种控制是改变相关关系所适用的领域，而在寻求因果关系中的变量控制并不妨碍由此获得的因果关系的普遍化。

寻求因果关系只不过是试图确认出因果关系，但是当两个变量本来就没有因果关系，当所要求的变量控制无法实现，或当因果关系的条件不出现时，确认出因果关系的努力便宣告失败。这时无法断言所考察的两个变量有因果关系，也不能断言这两个变量没有因果关系，从而就得不出任何关于这两个变量的因果关系的结论。所以寻求因果关系的结果可能是产生不出现何结论。而在寻求相关关系的努力中，只要测量可以完成，那么关于相关关系的完整结论总是可以获得的。

由于因果关系的寻求须采用有控制的实验法，而且常常得不出结论；而相关关系的寻求是在无控制下，或易于实现的控制下以统计法来完成的，所以在社会科学领域，相关关系常常易于获得。这也是相关关系被普遍使用的一个原因。

另外，当因果关系的条件出现时，一次观察就可以确证因果关系，可这里的一次观察是要求在一个时期里观察一个过程，连续地测量此过程中两个变量的取值。观察中须密切注意两个变量变化的时间先后。而求出相关关系须进行多次观察，但每次观察只须测量出变量在某一时刻的取值，它不关心过程是如何进行的，不关心两个变量中是哪一个变量先变为所测量的那个取值的。此外，相关关系的获得需要观察，也需要资料处理，而因果关系的确认完全是在实验的观察中完成的。

因果关系与相关关系的这些特点是我们选择使用及寻求何种关系的基础。这里给出的分析虽然尚不足以概括全部，却指出了一些重要的特点，为社会学研究人员在方法的使用上提供了一个有益的图象，同时也为进一步的探究展示了一个出发点。

责任编辑：张宛丽