

Homework7

司可经济系 15320171151903

因果推断

奥维德在《变形记》曾经说过：“原因是隐藏的，但结果是已知的”。单纯的 $p(y|x)$ 或 $p(x,y)$ 并不能告诉我们 x 和 y 之间是否存在因果关系。因果推理还要涉及因果效应和因果机制问题：“ x 对 y 有因果关系吗？如果是的话，影响有多大？”“如果因果关系存在，它发生的机制是什么？”为观察到的现象寻找因果解释的冲动和能力，自人类发展的一开始，就是人类的一个基本特征，是现代科学和社会科学的目标。

为什么我们想知道事物是如何运作的？一个显而易见的答案是，它对我们的行为方式有很大的影响，每一个与行动效果有关的问题都必须由因果关系来决定，仅仅只是统计资料是不够的。真正的理解能够在各种各样的情况下做出预测，包括新的假设情况。

因果推断用的最多的模型是 Rubin Causal Model(RCM;Rubin1978)和 Causal Diagram(Pearl1995)。潜在结果框架，也被称为鲁宾因果模型(RCM)，是一个因果推理框架，它将观察到的数据概念化，就像它们是实验的结果一样，要么由研究人员进行(就像在实际实验中一样)，要么由研究对象自己进行(就像在观察性研究中一样)。类似于一个实验，当研究 x 对 y 的因果效应时， x 被称为处理对象或干预， y 被称为结果。

假设 x 取一组离散值 $\{1, \dots, A\}$ 。RCM 假设 $y \in \{Y^1, \dots, Y^A\}$ ，其中 $\{Y_a\}_{a=1}^A$ 为一组随机变量，每个 Y_a 为 $x=a$ 处理下的潜在结果： $Y^a = y | \text{do}(x=a)$ 因此，在 RCM 下，干预 x 与结局 y 之间的关系用联合分布 $p(x, Y^1, \dots, Y^A)$ 和

$$y = \sum_{a=1}^A Y^a I(x = a)$$

现在考虑一个二进制处理 $x \in \{0, 1\}$ 。潜在结果为 Y_0, Y_1 ，结果 y 可表示为： $y = xY_1 + (1-x)Y_0$ 。如果 $p(y^0) \neq p(y^1)$ ，则 x 对 y 有因果关系。因果效应是通过比较潜在的结果来定义的。那么我们如何衡量因果效应的大小呢？

让 $\tau \equiv Y_1 - Y_0$ ，平均处理效应(ATE)是 $E(\tau)$ ，平均治疗效果治疗(ATT)等于 $E(\tau|x=1)$ ，平均治疗效果治疗(ATU)为 $E(\tau|x=0)$ 。观察数据为 $D = \{(x_1, y_1), \dots, (x_N, y_N)\}$ ，其中 $x_i \in \{0, 1\}, y_i = x_i Y_1^i + (1-x_i) Y_0^i$,

$$\{(x_1, Y_1^0, Y_1^1), \dots, (x_N, Y_N^0, Y_N^1)\} \stackrel{i.i.d.}{\sim} p(x, Y^0, Y^1)$$

$\tau_i = Y_i^1 - Y_i^0$ 被称为个人的干预效果。 τ_i 从未被观测到。对于每个个体，我们只观察是 $y_i = Y_i^0$ 还是 $y_i = Y_i^1$ 。未被观察到的潜在结果称为反事实结果。干预前，任何结果都是潜在的结果。干预后，观察到的(已实现的)结果和与事实相反的结果。

由于没有观察到与事实相反的结果，我们无法了解个体干预效果。这被称为因果推理的基本问题。我们只能从总体上了解因果效应。因此，当我们学习因果关系时，我们应该始终清楚地了解它所定义的群体。

给定观测数据 D ，可以得到 $p(y_1|x=1) = p(y|x=1)$ 和 $p(y_0|x=0) = p(y|x=0)$ ，然而，要计算 ATT ，我们需要关于 $p(y_0|x=1)$ 的信息：

$$ATT = E[Y_1 - Y_0|x=1] = E[y_1|x=1] - E[y_0|x=1]。$$

类似地，为了计算 ATU ，我们需要关于 $p(y_1|x=0)$ 的信息。为了计算，我们需要关于 $p(y_0|x=1)$ 和 $p(y_1|x=0)$ 的信息：

$ATE = E[Y_1 - Y_0] = E[Y_1 - Y_0|x=1]p(x=1) + E[Y_1 - Y_0|x=0]p(x=0) = ATT \times p(x=1) + ATU \times p(x=0)$ 。我们可以把因果学习看作是试图学习这些反事实的结果概率。

因果图 (Causal Diagrams) G 是一个可以用来表示因果结构的图，因此它描述了我们关于因果机制的定性知识。比如一幅吞了大象的蟒蛇图。我们可以写出一个完整的因果模型：

$$\log h^e \sim N(0, 0.1)$$

$$\log l^e \sim N(0.5, 0.1)$$

$$\log l^b \sim N(1.5, 0.2)$$

$$a | l^e, l^b, l^b > l^e \sim U(0, l^b - l^e)$$

$$y \leftarrow \begin{cases} h^e I(a \leq x \leq a + l^e) I(E = 1) & \ell^e < \ell^b \\ 0 & \ell^e \geq \ell^b \end{cases},$$

y 是蟒蛇的高度, x 是沿着蟒蛇的身体距离, (h^e, l^e) 分别为大象宝宝的高度和长度, l^b 是蟒蛇的长度, $E \in \{0, 1\}$ 为蟒蛇吞食大象的事件。用一个图来描述变量之间的因果关系，是很自然和直观的事情。所以，两者比较起来，**RCM** 更加精确，而因果图更加直观。