第一章 相关与辛普森悖论

罗姗姗

北京工商大学 数学与统计学院 因果推断课题组

目录

- 11引言
- 2 因果与相关

经典的相关性度量

Yule-Simpson Paradox

混杂

关于因果的思考

• 古希腊哲学家 Democritus (约公元前 400 年) 认为:

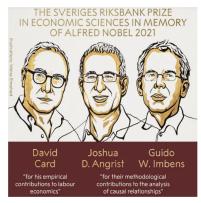
"发现一个因果关系胜过做国王。"

- 贝叶斯网络的创始人、2011 年图灵奖获得者 Judea Pearl 教授:
 - "传统的机器学习方法难以突破"弱"人工智能的瓶颈,因此我们期待通过因果推理的方法,从因果关系的角度而不仅仅是数据拟合的角度来进行人工智能研究。"

因果推断已成为国际研究热点

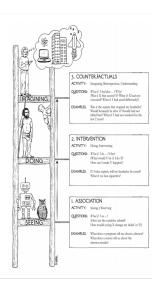


(a) 重点突破直觉推理与因果模型等基础理论 瓶颈

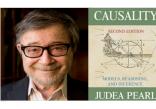


(b) 现代经济学的因果推断革命 2021 年诺贝尔经济学奖

因果推断的三个层级



The Book of Why



- 第一层级为: 预测; 第二层级为: 干 预; 第三层级为: 反事实;
- 目前绝大部分因果推断研究集中于第二 层级,研究因果效应评价的问题;
- 3 第三层级的因果推断与归因问题有关;

因果问题与工具

- ▶ 关于因果关系的相关问题:
 - 因果关系的哲学意义?
 - 因果作用, 原因的发生对结果有何影响? (Effect of Cause).
 - 归因, 一个结果发生的原因是什么?(Cause of Effect).

对于评价一个原因的因果作用,目前的理论与实践都比较成熟,已有一套行之有效的统计推断方法.在本课程中,我们将重点放在评估因果作用 (Effect of Cause).

▶ 需要的工具:数理统计基础,编程基础

一些应用

- Z: 原因变量 (如干预,处理,暴露) 为了说明,我们将主要关注二值原因
- Y: 结果变量 (例如疾病状况)
- X: 可观测的协变量或可观测的混杂
- U: 未观测的协变量或未观测的混杂

在随机化或观察试验中, 我们将有以下应用:

- ① 生物医学领域:研究暴露 Z 对疾病 Y 的因果影响
- ② 流行病学领域:评估接种疫苗 Z 对流感 Y 的影响
- 3 经济学和政策领域:项目评估和政策影响分析

因果与相关

- 探索因果关系的研究推动着统计科学的发展.
- 统计学家提出了各种相关关系的形式化度量,并根据这些相关关系进行一些预测分 析
- 在大多数情况下,相关关系并不能表示因果关系(Yule-Simpson Paradox).
- 因果分析是更进一步的评价, 它是一个关于反事实结果的预测, 即: 如果同一个体/受试者暴露在不同(反事实)条件下会发生什么?
- 因果推断的本质困难: 任何人不可能同时两次踏入相同的河。

Outline

- 11引言
- 2 因果与相关

经典的相关性度量

Yule-Simpson Paradox

混杂

相关性与回归上

▶ 两个随机变量 Z和 Y之间的 Pearson 相关系数为:

$$\rho_{ZY} = \frac{\text{cov}(Z, Y)}{\sqrt{\text{var}(Z) \text{var}(Y)}}$$

该系数用于衡量 Z和 Y之间的线性依赖关系。

▶ 线性回归模型是关于 Y对 Z的模型:

$$Y = \alpha + \beta Z + \varepsilon$$

其中 $E(\varepsilon) = 0$ 且 $E(\varepsilon Z) = 0$ 。我们可以证明回归系数 β 等于

$$\beta = \frac{\text{cov}(Z, Y)}{\text{var}(Z)} = \rho_{ZY} \sqrt{\frac{\text{var}(Y)}{\text{var}(Z)}}$$

所以 β 和 ρ zy 总是具有相同的符号。

相关性与回归川

▶ 我们还可以定义多元回归,例如 Y对 Z和 X的回归模型:

$$Y = \alpha + \beta Z + \gamma X + \varepsilon$$

其中
$$E(\varepsilon) = 0$$
, $E(\varepsilon Z) = 0$ 以及 $E(\varepsilon X) = 0$ 。

▶ 通常我们将 β 解释为在给定 X 下、在 X 条件下、或在 X 控制下, Z 对 Y 的影响。

列联表与相关性!

• 我们可以通过一个 2×2 的列联表来表示两个二元随机变量 Z 和 Y 的联合分布。假设 $p_{zy} = \text{pr}(Z = z, Y = y)$,我们可以总结联合分布如下表所示:

$$Y=1$$
 $Y=0$
 $Z=1$ p_{11} p_{10}
 $Z=0$ p_{01} p_{00}

将 Z 视为处理或原因变量, Y 视为结果变量, 我们可以定义风险差异 (Risk Difference) 为

RD =
$$\operatorname{pr}(Y = 1 \mid Z = 1) - \operatorname{pr}(Y = 1 \mid Z = 0)$$

= $\frac{\rho_{11}}{\rho_{11} + \rho_{10}} - \frac{\rho_{01}}{\rho_{01} + \rho_{00}}$

列联表与相关性 ||

• 危险比 (Risk Ratio) 定义为

$$RR = \frac{\text{pr}(Y=1 \mid Z=1)}{\text{pr}(Y=1 \mid Z=0)}$$
$$= \frac{p_{11}}{p_{11} + p_{10}} / \frac{p_{01}}{p_{01} + p_{00}}$$

• 优势比 (Odds Ratio) 定义为

$$\begin{split} \mathsf{OR} \; &= \frac{\Pr(\, Y = 1 \mid Z = 1)/\Pr(\, Y = 0 \mid Z = 1)}{\Pr(\, Y = 1 \mid Z = 0)/\Pr(\, Y = 0 \mid Z = 0)} \\ &= \frac{\frac{P_{11}}{P_{11} + P_{10}}/\frac{P_{10}}{P_{11} + P_{10}}}{\frac{P_{00}}{P_{01} + P_{00}}/\frac{P_{00}}{P_{01} + P_{00}}} \\ &= \frac{P_{11}P_{00}}{P_{10}P_{01}}. \end{split}$$

列联表与相关性 III

风险差异、危险比和优势比这些术语来自流行病学。因为流行病学中的结果通常是疾病、因此将"风险"这个名称用于患病的概率是自然的。

- 关于这些度量的一些简单事实, 以下陈述都是等价的::
 - ① $Z \perp \!\!\!\perp Y$, RD = 0, $RR = 1 \approx OR = 1$.
 - ② 如果 p_{zy} 都是正数,那么 RD > 0 等价于 RR > 1,也等价于 OR > 1。
 - 3 如果 $\operatorname{pr}(Y=1 \mid Z=1)$ 和 $\operatorname{pr}(Y=1 \mid Z=0)$ 都很小,那么 $\operatorname{OR} \approx \operatorname{RR}$ 。

Outline

- 11引言
- 2 因果与相关

经典的相关性度量

Yule-Simpson Paradox

混杂

Outline

- 11引言
- 2 因果与相关

经典的相关性度量

Yule-Simpson Paradox

混杂

何为混杂?

- 因果关系与相关关系的本质区别: 混杂因素
- 与处理和结果变量都相关 (原因和结果的共同原因) 的背景变量称为混杂因素 (confounder or confounding factor).
- 观察性研究中不可避免地存在一些混杂变量未被观测,即未观测混杂 (unobserved confounder).
- 观察性研究中可观测的混杂变量.



经典的肾结石例子上

本示例源自Charig et al. (1986),其中 Z是治疗方法,1表示开放手术,0表示小刺穿;Y是结果,1表示成功,0表示失败。原因和结果数据可以总结如下2×2表格:

	Y=1	Y = 0
Z = 1	273	77
Z = 0	289	61

• 估计的风险差异为:

$$\widehat{RD} = \widehat{pr}(Y=1 \mid Z=1) - \widehat{pr}(Y=1 \mid Z=0)$$

$$= \frac{273}{273 + 77} - \frac{289}{289 + 61} = 78\% - 83\% = -5\% < 0.$$

看起来,手术方法 0 更好,即小刺穿相比于开放手术具有更高的成功率。

经典的肾结石例子 ||

- 但是,这些数据并不是来自随机对照试验 (RCT)。
- 接受手术方案 1 的患者可能与接受手术方案 0 的患者非常不同。
- 在这项研究中的一个"隐变量"是病例的严重程度:一些患者的结石较小,而一些患者的结石较大。
- 结实的大小即会影响病人接受不同的手术,也会影响病人的最终结果是否成功,从 而是一个混杂因素。



经典的肾结石例子 Ⅲ

X 是二值示性变量, X=1表示小结石, X=0表示大结石。

	Y=1	Y=0		Y=1	Y=0		Y=1	Y = 0
Z=1	81	6	Z=1	192	71	Z=1	273	77
Z=0	234	36	Z=0	55	25	Z=0	289	61

- (a) 结石较小的患者,X = 1
 - (b) 结石较大的患者,X=0

(c) 所有患者

经典的肾结石例子 Ⅳ

• 根据小结石患者的表格,估计的风险差异为

$$\begin{split} \widehat{\text{RD}}_{\text{smaller}} &= \widehat{\text{pr}}(\textit{Y} = 1 \mid \textit{Z} = 0, \textit{X} = 1) - \widehat{\text{pr}}(\textit{Y} = 1 \mid \textit{Z} = 0, \textit{X} = 0) \\ &= \frac{81}{81 + 6} - \frac{234}{234 + 36} = 93\% - 87\% = 6\% > 0, \end{split}$$

表明手术方案 1 更好。

• 对于大结石患者的表格,估计的风险差异为

$$\begin{split} \widehat{\text{RD}}_{\text{larger}} &= \widehat{\text{pr}}(\textit{Y} = 1 \mid \textit{Z} = 0, \textit{X} = 1) - \widehat{\text{pr}}(\textit{Y} = 1 \mid \textit{Z} = 0, \textit{X} = 0) \\ &= \frac{192}{192 + 71} - \frac{55}{55 + 25} = 73\% - 69\% = 4\% > 0, \end{split}$$

也表明手术方案 1 更好。

• 上述结论表明 $\widehat{\mathrm{RD}} < 0, \widehat{\mathrm{RD}}_{\mathsf{smaller}} > 0, \widehat{\mathrm{RD}}_{\mathsf{larger}} > 0.$

经典的肾结石例子 V

	Y = 1	Y = 0		Y=1	Y = 0		Y=1	Y = 0	
Z=1	$n_{11 1}$	$n_{10 1}$	Z = 1	$1 n_{11 0}$	$n_{10 0}$	Z=1	n_{11}	n_{10}	
Z = 0	$n_{01 1}$	$n_{00 1}$	Z = 0	$0 n_{01 0}$	$n_{00 0}$	Z = 0	n_{01}	n 00	
(a) 结石较小的患者 X — 1			(b) 4d	(b) 结石较大的患者 X — 0			(c) 所有患者		

• 纯数学的角度, 上面的悖论可以写成初等数学

$$\frac{n_{11|1}}{n_{11|1} + n_{10|1}} > \frac{n_{01|1}}{n_{01|1} + n_{00|1}}, \ \frac{n_{11|0}}{n_{11|0} + n_{10|0}} > \frac{n_{01|0}}{n_{01|0} + n_{00|0}}$$

$$\frac{n_{11}}{n_{11} + n_{10}} = \frac{n_{11|1} + n_{11|0}}{n_{11|1} + n_{10|1} + n_{11|0} + n_{10|0}} < \frac{n_{01|1} + n_{01|0}}{n_{01|1} + n_{00|1} + n_{00|0}} = \frac{n_{01}}{n_{01} + n_{00}}.$$

• 在统计上,这具有重要的意义,即变量之间的相关关系可以完全的被第三个变量"扭曲",忽略潜在的"第三个变量"可能改变已有的结论。

经典的肾结石例子 VI

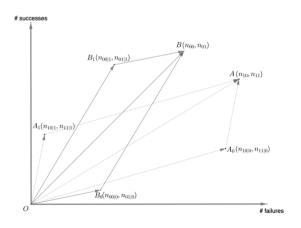


FIGURE 1.2: Geometry of the Yule-Simpson Paradox

References I

Charig, C. R., Webb, D. R., Payne, S. R., and Wickham, J. E. (1986). Comparison of treatment of renal calculi by open surgery, percutaneous nephrolithotomy, and extracorporeal shockwave lithotripsy. *British Medical Journal*, 292:879–882.

- 阅读教材 P3-12。
- 上机作业:运行1.4节代码。
- 生活中存在辛普森悖论的例子。