

第一章 引言和潜在结果框架

罗珊珊

February, 2023

目录

① 引言

② 潜在结果模型

古希腊关于因果的思考

- 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.”
- 培根 (1561-1626 年):
“真正的知识是根据因果关系得到的知识.”
- 2011 年图灵奖获得者 Pearl:
“To build truly intelligent machines, teach them cause and effect.”
- 2018 年图灵奖获得者 Bengio 和 LeCun 指出:
“It's a big thing to integrate causality into AI.”

因果问题

关于因果关系的相关问题：

- 因果关系的哲学意义？
- 归因，一个结果发生的原因是什么？(Cause of Effect)
- 何为因果机制？(Causal mechanism)

在这节课上，我们将重点放在评估因果作用 (Effect of Cause). 原因是，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。

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.
- 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

- 如何从相关关系跳到因果关系？
- 关键：引入因果假设或建模
- 因果推断是一门关于
 - ① 建立一个统计框架，能广泛地表示因果关系
 - ② 建立能从相关关系表示因果关系的假设
 - ③ 评估实际问题对因果假设的敏感性，并找出缓解的方法

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.
- 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？

- 原因变量 (如干预, 处理, 暴露) A : 为了说明, 我们将主要关注二值原因
- 结果 (例如疾病状况) Y
- 可观测的协变量或可观测的混杂: X
- 未观测的协变量或未观测的混杂: U
- 一些例子:
 - ① 暴露对疾病的因果影响
 - ② 疗效评估: 一种药物是否比另一种更好?
 - ③ 经济学和政策方面的项目评估

偏差/偏倚问题

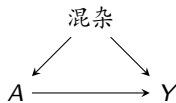
- 混杂偏差 Confounding bias
- 选择 (样本) 偏差 Selection (sample) bias
- 测量误差 Measurement bias
- 这三类偏差与观察性研究密切相关，但也与随机试验有关
- 这三个都与缺失的数据有很强的联系.
- 在本课程中，我们将主要讨论混杂偏差.

混杂

- 观察性研究中不可避免地存在一些背景变量未被观测, 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).
- 因果关系与相关关系的本质区别: 混杂因素



(a) 因果关系



(b) 存在混杂

混杂偏移的例子-Yule-Simpson 悖论的真实例子 I

Berkeley 研究生入学的性别歧视 (Bickel, et al. Science, 1975):

	录取	未录取	总和	录取率
男生	3738	4704	8442	44%
女生	1494	2827	4321	35%

Table: 专业分层分析

专业	A	B	C	D	E	F
男生申请人数	825	560	325	417	191	373
录取率	62%	63%	37%	33%	28%	6%
女生申请人数	108	25	593	375	393	341
录取率	82%	68%	34%	35%	24%	7%
总申请人数	933	585	918	792	584	714

似乎根据专业分层后, 不存在对女生的歧视了 ?!

新生儿体重悖论 (Low Birth Weight Paradox) I

Yerushalmy (AJE, 1971) 和 Hernandez-Diaz et al. (AJE, 2006):

- 吸烟母亲的婴儿死亡率高于不吸烟母亲的婴儿死亡率;
- 并且吸烟母亲的婴儿比 不吸烟母亲的婴儿有高的 LBW(低出生体重) 率;
- 但是, 在低出生婴儿中, 吸烟母亲的婴儿死亡率低于不吸烟母亲的婴儿死亡率 (RR = 0.79)
- 在低出生婴儿中, 母亲吸烟导致 LBW; 不吸烟母亲的 LBW 婴儿遭受其他危险因素 (如出生缺陷)

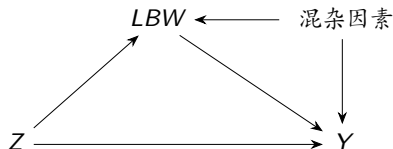
混杂因素: 协变量与中间变量

- Simpson 悖论用协变量分层, 可以消除混杂;
- LBW 悖论用中间变量分层, 引入了混杂.

分析吸烟 A 对死亡 Y 的直接作用,

不能用 LBW 分层,

因为存在影响 LBW 和 Y 的混杂因素 (未知的先天缺陷).



- 流行病学家为这一悖论争议了 40 年
最终的结论是“孕妇不要吸烟”!

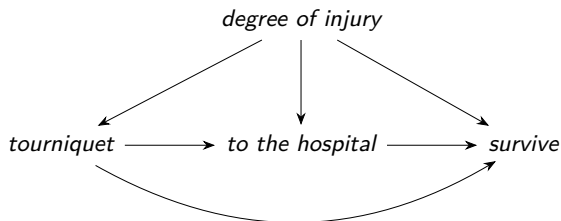
选择偏移的例子-止血带的使用 I

- 止血带用于战场已有 500 年历史, 但一直有争议
有人认为止血带救生; 有人认为无用, 导致坏死。
- 止血带的实际数据: 无 Simpson 悖论

受伤程度	不使用止血带		使用止血带	
	生存/总计	生存率	生存/总计	生存率
严重	502/555	90%	416/465	89%
很严重	96/111	86%	212/248	85%
极严重	16/27	59%	4/7	57%
总计	614/693	89%	632/720	88%

- 无论受伤程度如何, 止血带都没有用

选择偏移的例子-止血带的使用 II



- 但是, 数据有 **selection bias**(选择偏倚): 活着到医院的人;
没有“到医院之前死亡的人”
- 结论是: 给定活着到医院的条件
止血带 → 生存没有 **直接作用**,
但不能得到: 止血带 → 活着到医院 → 生存的 **间接作用**
- 无论受伤程度如何, 止血带能有用!

选择偏移的例子-止血带的使用 III

- 这个结论可能还不对!

可能存在“伤员体质”影响“活着到医院”和“生存”。

不管体质和受伤程度如何，止血带都没用!

虚假的相关性

- 混杂偏倚:

Simpson 悖论、控制混杂因素 (性别) 消除偏倚;

- 中间变量与终点变量之间存在混杂因素:

新生儿体重悖论、控制中间变量 (体重) 引入混杂偏倚;

- 选择偏倚:

入院病人的选择偏倚。

因果推断的框架

- 潜在结果模型 (Neyman, 1923; Rubin, 1974.)

潜在结果模型给出了因果作用的数学定义.

在原因变量和结果变量已知的前提下, 该模型可以定量评价原因对结果的因果作用.

- 因果网络模型 (Pearl, 1995.)

因果网络模型是描述数据产生机制和外部干预的形式化语言.

因果网络模型通过有向无环图来刻画多个变量之间的因果关系.

因果网络不仅能定量评价因果作用, 还能定性确定混杂因素, 被用于从数据挖掘因果关系.

- ...

潜在结果模型

SUTVA (stable unit treatment value assumption): 每个个体的潜在结果不受其他个体的处理的影响, 并且每个个体在任意处理下的潜在结果唯一.

SUTVA 成立: 张三吃药不影响李四的结果; 张三上学不影响李四的收入.

SUTVA 不成立: 张三戴口罩会影响李四得流感.

- A : 处理变量 (treatment), $A = 1$ 代表接受处理, $A = 0$ 代表接受对照.
- Y_a : 潜在结果 (potential outcome), 表示假如接受处理 $A = a$ 后的结果.
- Y : 实际观测的结果, $Y = AY_1 + (1 - A)Y_0$.
(consistency, 一致性假定)
- X : 协变量.

因果作用 I

- 个体 i 的因果作用 (individual treatment effect, ITE) 被定义为:

$$\text{ITE}(i) = Y_1(i) - Y_0(i).$$

因果推断的一个基本问题: 个体 i 无法同时观测到 $Y_1(i)$ 和 $Y_0(i)$.
因此, 个体因果作用通常不能从观测数据推断.

- 总体的平均因果作用 (average treatment effect, ATE) 被定义:

$$\tau \equiv E(Y_1 - Y_0).$$

- 处理组的平均因果作用 (Average treatment effect on the treated, ATT) 被定义为:

$$\tau_{\text{ATT}} = E(Y_1 - Y_0 \mid A = 1).$$

例如, 如何评估抽烟的人群上的因果作用.

因果作用 II

- 对照组的平均因果作用 (Average treatment effect on the control, ATC) 被定义为:

$$\tau_{\text{ATC}} = E(Y_1 - Y_0 \mid A = 0).$$

- ATE, ATT 和 ATC 三者的关系如下:

$$\tau = \text{pr}(A = 1) \tau_{\text{ATT}} + \text{pr}(A = 0) \tau_{\text{ATC}}$$