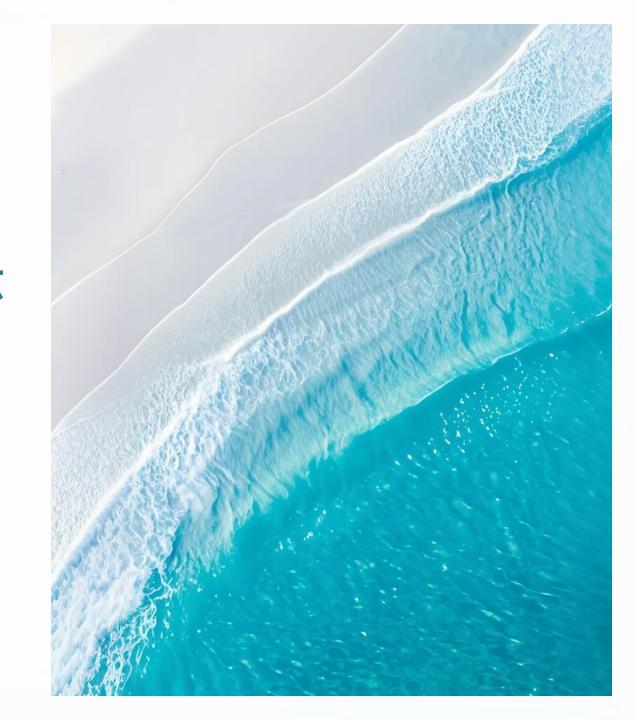
# 04 图形因果模型:揭示因果关系

Speaker: 许文立

wlxu@cityu.edu.mo

August-November, 2025

Faculty of Finance, City University of Macau



# 目录

因果推断与图形模型

01

图形模型的核心结构

02

因果推断中的偏误类 型 03

图形模型的应用与总 结 04



CHAPTER



# 因果推断的挑战

# 因果推断的复杂性

- > 因果推断是一个复杂的过程,其术语往往难以理解。例如,厨师描述食物时,因 果关系的表达可能模糊不清。
- ▶ 两个人讨论:因为收入的混杂因素,很难识别移民对这个社区的影响,所以我们 用了工具变量。



# 因果推断的复杂性

图形模型的出现极大地简化了这一过程,它为因果关系提供了一种清晰的语言,能 够帮助我们更直观地表达因果机制。

# 图形模型的重要性

- > 图形模型是因果推断的重要工具,它能够将复杂的因果关系可视化,帮助我们更好地理解和交流。
- > 通过图形模型,我们可以清晰地识别因果路径,从而更准确地进行因果推断,避免因术语和逻辑的 复杂性而产生的误解。

# 条件独立性的概念



### 条件独立性的定义

条件独立性是因果推断中的一个关键概念,它指的是在给定某些变量的条件下,其他变量之间不再存在依赖关系。例如,在药物治疗中,我们通过分组控制混杂因素,使得处理组和对照组在其他条件上保持一致,从而实现处理与潜在结果的条件独立性。

$$(Y_0,Y_1)\perp T|X$$

# 条件独立性的作用

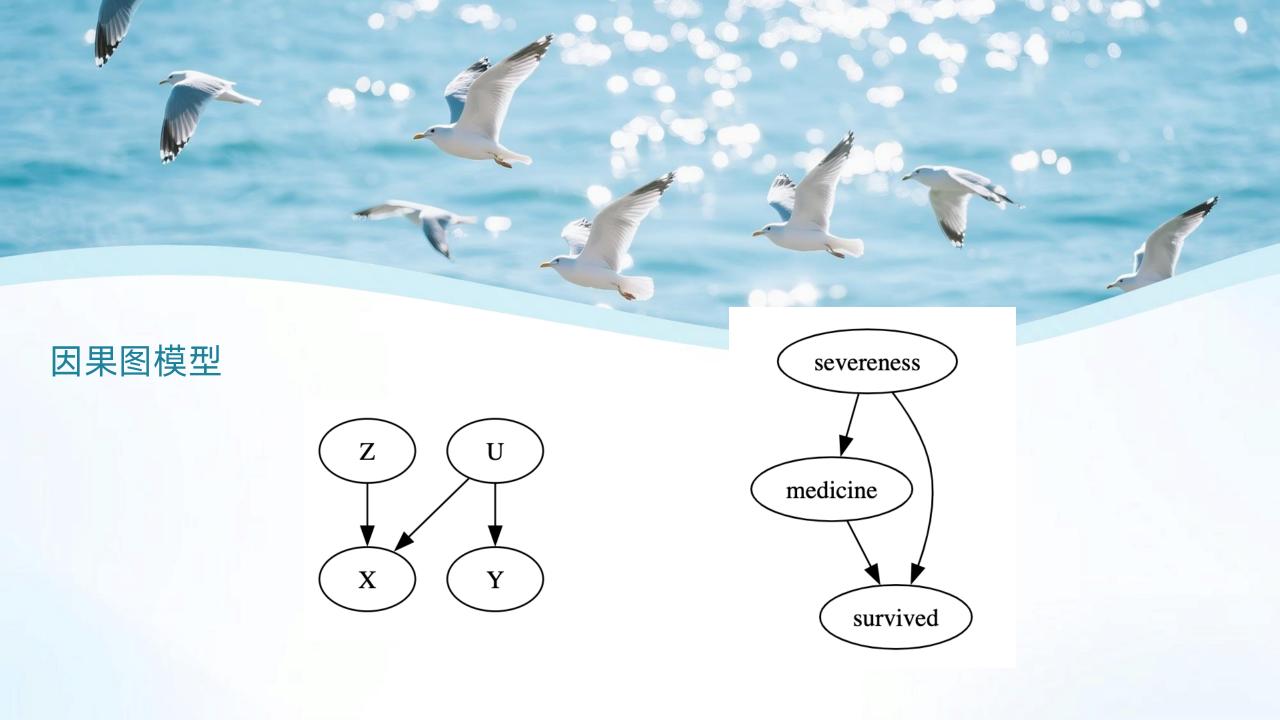
条件独立性是因果推断的关键假设之一,它有助于我们清晰地识别因果效应。通过控制混杂因素,我们可以排除其他变量对因果关系的干扰,从而更准确地评估处理因素对结果的影响。





### 实际应用示例

以药物治疗为例,我们通过随机分组的方式,确保治疗组和对照组在年龄、性别等混杂因素上分布相似。这样,**治疗效果与潜在结果**之间的关系就可以在这些混杂因素的控制下被清晰地识别出来,从而实现条件独立性。





CHAPTER

# A X causal knowledge B Y solve problems C Z job promotion

# 链式结构与依赖关系

# 链式结构的特点

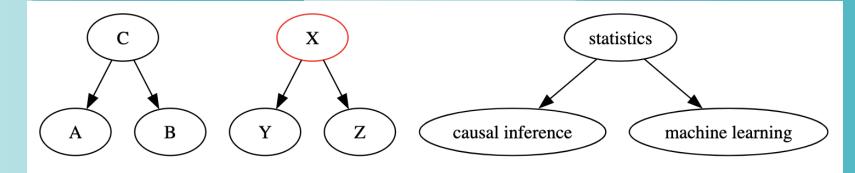
在图形模型中,链式结构表现为一个变量导致另一个变量,后者又导致第三个变量。例如,因果知识可以促进问题解决能力的提升,而问题解决能力的提升又可能导致职位晋升。这种结构展示了依赖关系的传递性,即A导致B,B导致C,从而A间接影响C。通过条件化中介变量B,可以阻断A和C之间的依赖关系,实现变量之间的独立性。

 $A \perp C|B$ 

# 分结与门径叉构后路

# 分叉结构的定义

分叉结构是指一个变量同时导致两个其他变量。例如,统计学知识可以同时影响因果推断能力和机器学习能力。这种结构在因果推断中非常常见,它揭示了变量之间的共同原因关系。



后门路径是指从处理变量 到结果变量的非因果路径 ,这些路径可能通过共同 原因引入混杂偏误。在分 叉结构中,如果不加以控 制,这些后门路径会导致 因果效应的误判。

01

# 分结与门径叉构后路

# 分叉结构的定义

分叉结构是指一个变量同时导致两个其他变量。例如,统计学知识可以同时影响因果推断能力和机器学习能力。这种结构在因果推断中非常常见,它揭示了变量之间的共同原因关系。

### 后门路径的概念

后门路径是指从处理变量 到结果变量的非因果路径 ,这些路径可能通过共同 原因引入混杂偏误。在分 叉结构中,如果不加以控 制,这些后门路径会导致 因果效应的误判。

# 阻断后门路径的方 法

为了阻断后门路径,我们需要条件化共同原因。例如,在研究教育对收入的影响时,家庭背景是一个共同原因。通过控制家庭背景,我们可以阻断教育和收入之间的后门路径,从而更准确地估计教育对收入的因果效应。

 $A\perp B|C$ 

03

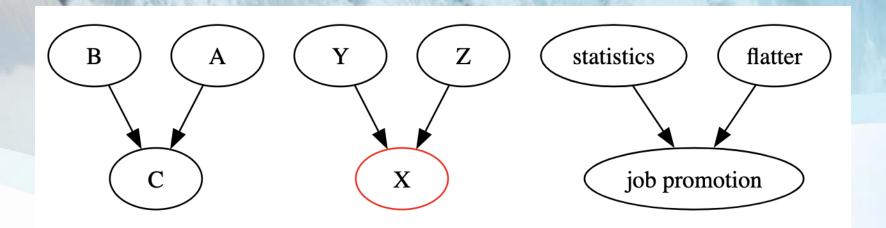
# 实际应用的重要性

分叉结构和后门路径的识别与处理是因果推断中的关键环节。通过图形模型,我们可以清晰地识别这些结构,并采取合适的控制方法,从而避免混杂偏误,提高因果推断的准确性。

01

02

04



# 对撞节点的定义

对撞节点是指两个变量共享 一个共同的影响结果。例如 ,统计学知识和奉承上司都 可能影响职位晋升。在这种 结构中,晋升是统计学知识 和奉承上司的对撞节点。

# 对撞节点与解释 消除





# 对撞节点的定义

对撞节点是指两个变量共享 一个共同的影响结果。例如 ,统计学知识和奉承上司都 可能影响职位晋升。在这种 结构中,晋升是统计学知识 和奉承上司的对撞节点。

# 条件化对撞节点的影响

对撞节点的条件化会打开依赖路径。例如,如果我们直接控制晋升这一结果变量,就会引入统计学知识和奉承上司之间的依赖关系,从而导致偏误。而不条件化对撞节点,则可以保持路径关闭,避免这种偏误。

# 实际应用中的注意事 项

在实际因果推断中,对撞节点的存在可能会导致意外的偏误。因此,在使用图形模型时,我们需要仔细识别对撞节点,并避免对其进行不恰当的条件化,以确保因果推断的准确性。

# 对撞节点与解释 消除

 $A \not\perp B|C$ 

# Part. 03

因果推断中的偏误类型

了解因果图模型能让我们认识到因果推断中出现的问题。正如所见,这些问题归根结底都源于偏误。

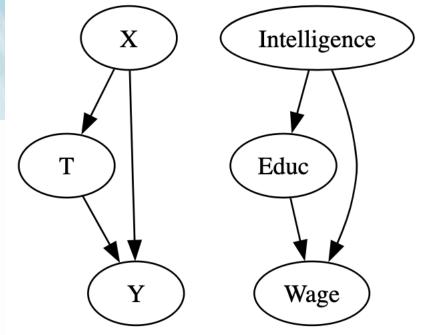
$$E[Y|T=1] - E[Y|T=0] = \underbrace{E[Y_1 - Y_0|T=1]}_{ATET} + \underbrace{\{E[Y_0|T=1] - E[Y_0|T=1]\}}_{BIAS}$$

图形模型帮助我们诊断所面临的偏误类型,并确定纠正这些偏误所需的工具。

# Intelligence $\mathbf{X}$ 混杂偏误的产生与解决

# 混杂偏误的定义

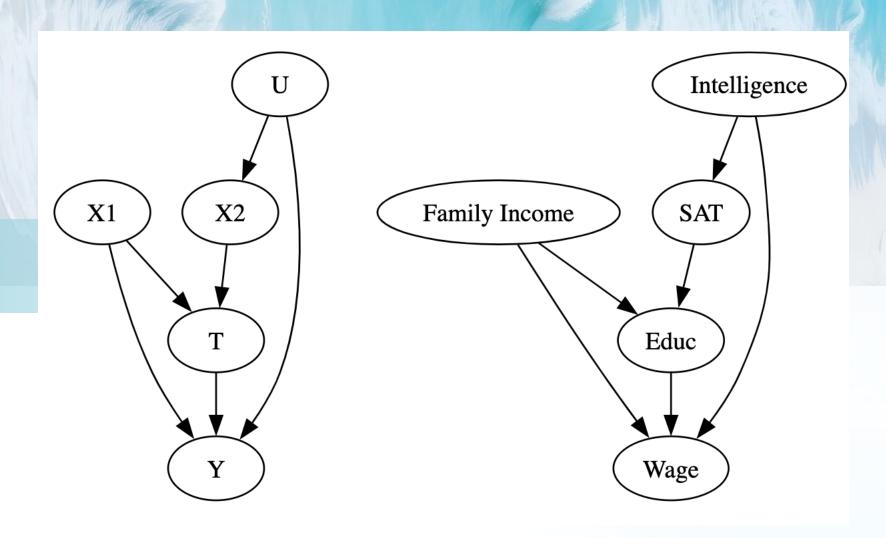
混杂偏误是指处理因素与结果之间存在共同原因时产生的偏误。例如 , 教育程度和收入水平之间可能存在混杂偏误 , 因为家庭背景可能同时影响教育机会和收入水平。这种偏误会干扰我们对因果效应的准确估计。



# 混杂偏误的产生与解决

# 混杂偏误的产生与解决

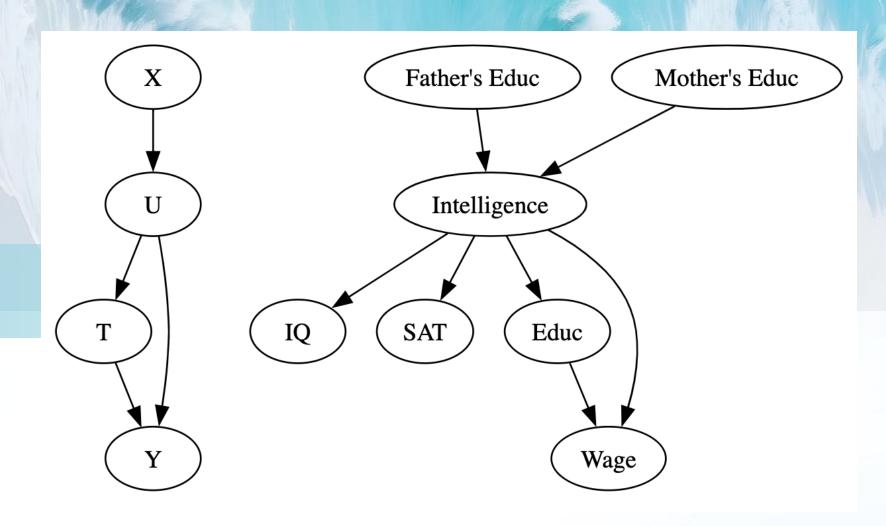
为了纠正混杂偏误,我们需要控制共同原因。在无法直接控制所有共同原因时,可以使用替代混杂因子。例如,通过控制家庭收入等替代变量,我们可以阻断教育和收入之间的后门路径,从而更准确地估计教育对收入的因果效应。



# 混杂偏误的产生与解决

# 混杂偏误的产生与解决

为了纠正混杂偏误,我们需要控制共同原因。在无法直接控制所有共同原因时,可以使用替代混杂因子。例如,通过控制家庭收入等替代变量,我们可以阻断教育和收入之间的后门路径,从而更准确地估计教育对收入的因果效应。



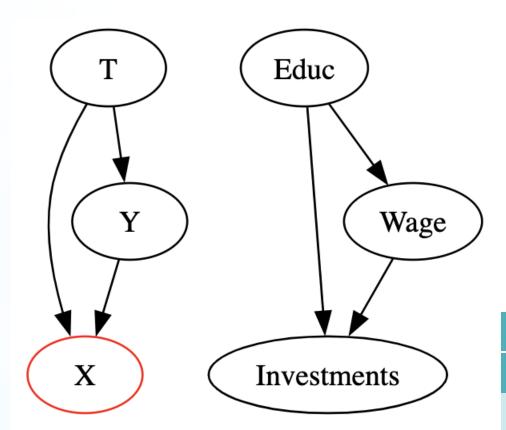
# 选择偏误的来源与影响

# 选择偏误的定义与影响

选择偏误是指在因果推断中,控制过多变量导致的偏误。例如,在研究教育对工资的影响时,如果控制了对撞变量或中介变量,如职业选择,可能会引入偏误。选择偏误的危险性在于过度控制可能导致因果效应估计的偏差,从而误导研究结论。

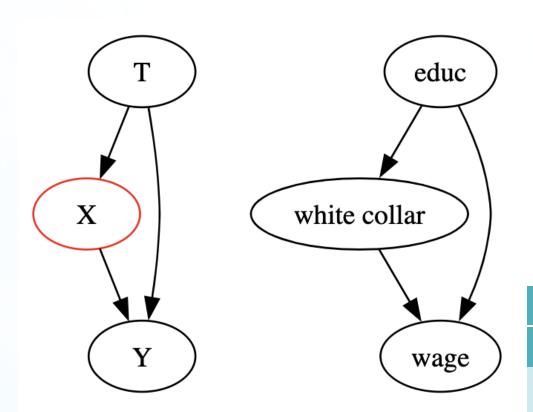


# 选择偏误的来源与影响





# 选择偏误的来源与影响(中介变量)







CHAPTER

# 图形模型的 诊断能力



# 1 图形模型的作用

图形模型在因果推断中具有强大的诊断能力。它能够帮助我们识别因果结构中的潜在问题,如混杂偏误和选择偏误。通过清晰地表示变量之间的关系,图形模型为研究者提供了一个直观的工具,用于分析和纠正偏误。

# 2 确定纠正偏误的工具

图形模型不仅能够识别偏误,还能帮助我们确定纠正偏误所需的工具。例如,通过识别后门路径,我们知道需要控制哪些变量来阻断这些路径,从而实现条件独立性。这种能力使得图形模型在实际应用中具有极高的价值。

# 3 实际应用示例

在研究广告投放对销售的影响时,图形模型可以帮助我们识别广告投放与销售之间的因果路径,以及可能存在的混杂因素。通过控制这些混杂因素,我们可以更准确地估计广告投放的因果效应,从而为营销决策提供科学依据。

# 核心要点回顾

### 条件独立性的规则

条件独立性是因果推断中的关键规则,它要求在给定某些变量的条件下,其他变量之间不再存在依赖关系。通过控制混杂因素,我们可以实现条件独立性,从而更准确地识别因果效应。

# 混杂偏误的识别与纠正

混杂偏误是指处理因素与结果之间存在共同原因时产生的偏误。通过控制共同原因,我们可以阻断后门路径,从而纠正混杂偏误。在无法直接控制所有共同原因时,可以使用替代混杂因子。

# 选择偏误的危险性

选择偏误是指在因果推断中,控制过多变量导致的偏误。例如,控制对撞变量或中介变量可能会引入偏误。选择偏误的危险性在于过度控制可能导致因果效应估计的偏差,从而误导研究结论。

### 图形模型的重要性

图形模型是理解和表达因果关系的重要工具。它能够帮助我们识别和纠正偏误,通过清晰表示因果结构,为研究者提供了一个直观的分析框架,从而实现更准确的因果推断。

# **谢谢**Thank you for listening

