



引文格式:李海峰,罗琴瑶,贺丝露,等.地理空间因果原则及地理空间效应的因果发现[J].武汉大学学报(信息科学版),2023,48(11):1800-1812.DOI:10.13203/j.whugis20230351

Citation:LI Haifeng,LUO Qinyao,HE Silu, et al.Geospatial Causal Principle and Causal Discovery for Geospatial Effects[J].Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2023, 48(11):1800-1812.DOI:10.13203/j.whugis20230351

地理空间因果原则及地理空间效应的因果发现

李海峰¹ 罗琴瑶¹ 贺丝露¹ 任臻¹ 刘瑜²

1 中南大学地球科学与信息物理学院,湖南 长沙,410083

2 北京大学遥感与地理信息系统研究所,北京,100871

摘要:地理大数据的崛起和深度学习技术的发展为解决地理空间分析难题带来了新机遇,然而,现有方法根植于统计相关性,而相关性模式的伪装性和欺骗性以及数据固有的偏差陷阱,导致无法得到可靠的地理空间分析结果。该问题的根源在于违反一个基本原则:数据的相关性并不意味着因果性,而后者是地理学研究的两个主要任务,即揭示未知具体事实和发现一般性规律机理的关键所在。地理科学研究的观察性与地理系统的复杂性和未知性使得无论是因果的哲学定义、随机对照试验以及其他观察性研究使用的准实验方法,都难以直接应用于地理科学因果研究。基于地理空间因果的基本性质假设,提出了地理空间因果原则,旨在为地理空间分析中的因果性研究提供基础理论与方法支撑,同时,梳理了地理空间因果原则和地理分析中空间效应的关系,给出各个效应下的因果发现关键路径。

关键词:地理空间分析;地理因果;因果发现;地理空间智能

中图分类号:P208

文献标识码:A

收稿日期:2023-09-15

DOI:10.13203/j.whugis20230351

文章编号:1671-8860(2023)11-1800-13

Geospatial Causal Principle and Causal Discovery for Geospatial Effects

LI Haifeng¹ LUO Qinyao¹ HE Silu¹ REN Zhen¹ LIU Yu²

1 School of Geosciences and Info-Physics, Central South University, Changsha 410083, China

2 Institute of Remote Sensing and Geographical Information System, Peking University, Beijing 100871, China

Abstract: The rise of geographic big data and the advancements in deep learning have brought new opportunities to solve challenges in geospatial analysis. Current methods are rooted in statistical correlations. However, the deceptive and misleading nature of correlation patterns, coupled with inherent biases in the data, make it difficult for those methods to obtain reliable analysis results. And the source of that difficulty is the fact that correlation in data does not imply causation. Serving as the key to unveiling unknown facts and discovering general underlying patterns, causation is critical to geographical research. Given the inherent complexity of earth system and that geographic researches are mainly based on observation into earth, it is impractical to conduct randomized double-blind experiments and inappropriate to directly apply the philosophical definition of causation in geographical researches. In light of that, this paper aims to provide fundamental principles and methodological support for geospatial causal analysis. On the basis of assumptions about geospatial causation, the principle of geospatial causation is proposed. Furthermore, the relationship between this principle and the spatial effects in geospatial analysis is elucidated, major pathways for causal discovery under the consideration of each spatial effect are also presented.

Key words: geospatial analysis; geographical causality; causal discovery; geospatial intelligence

1953年, Schaefer在 *Annals of the Association of American Geographers* 上发表了著名的论

文“Exceptionalism in Geography: A Methodological Examination”^[1], 他批判了哈特向《地理学的性

基金项目:国家自然科学基金(42271481)。

第一作者:李海峰,博士,教授,主要从事时空通用智能、遥感影像理解和时空数据预测方向的研究。lihaifeng@csu.edu.cn

通讯作者:刘瑜,博士,教授。yuliugis@pku.edu.cn

质》基本观点:地理学的特殊性体现在描述不同区域的独特性上,指出哈特向不加批判地继承了康德、赫特纳的描述传统。Schaefer认为这种地理学的“特例主义”终将导致地理学的非科学化,为此,他将逻辑实证主义和科学方法论的概念引入地理,将客观规律作为第一性原则,在实践中验证规律的依存经验,开启计量革命序幕。随着带时空标签的大数据崛起^[2-5]和深度学习技术的兴起,时空大数据和智能计算已经成为当代社会不可或缺的基础设施,从计量革命到智能革命发展趋势呼之欲出,揭开地理空间分析发展新篇章。

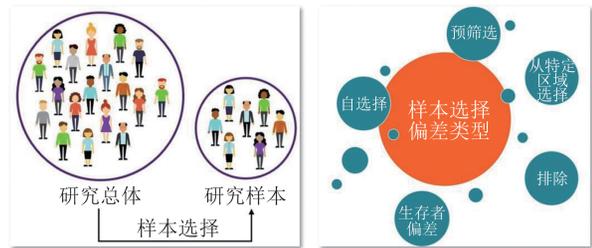
然而,现有方法本质上根植于统计相关性,而相关性陷阱的伪装性和欺骗性以及数据固有的偏差陷阱,导致无法得到可靠的地理空间分析结果。主要表现在:

1) 相关性陷阱:相关关系分为两种,因果关系与非因果的伪相关关系。由于混杂因子的存在,从数据中得到的统计相关关系可能是一种伪相关,而不是因果关系。然而深度学习的本质是对已有数据进行拟合,因此只能发现数据中蕴含的相关关系,无法进一步确认其是否为因果关系。非因果的伪相关关系具有非常大的伪装性和欺骗性,因此在此基础上总结得地理“规律”无法通过分布外的实践检验。

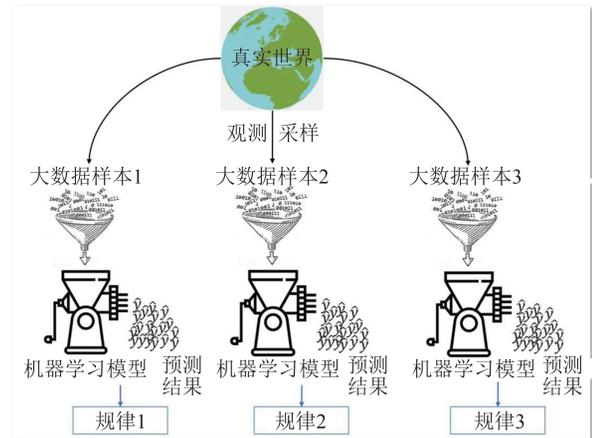
2) 数据偏差陷阱:如图 1 所示,通过数据分析发掘规律时预设了一个前提,即采集到的数据样本“大而全”,可以代表研究对象的总体。然而,以地理数据为例,通过被动观察收集的数据往往“大而不全”,其间严重且普遍存在的不仅有采样偏差、模态偏差、异常值偏差^[6-12],还有实证危机,即人们会从地理数据中发现统计上显著、但实际并不存在的关系。在地理大数据分析中,对同一个数据集可以进行无数次的实证研究,这意味着如果有足够的时间、足够的尝试和足够的想象力,以地理变量间的统计相关关系作为支撑,可以不需要考虑地理上的合理性而从数据集中直接“寻找”到人们想象中的任何地理“规律”。但如此的地理规律发掘行为往往让实验无法重复^[13],因此发掘出的“规律”往往仅能得到被分析的特定数据集的支持,同样无法通过数据集外的实践验证。

该问题的根源在于违反了一个基本原则,即数据的相关性并不代表因果性,后者是地理学研究的主要任务,即揭示未知的具体事实和发

现一般性的规律机理的关键所在。因此地理空间分析应该基于如下根本假设:强调因果性而非相关性,即发现数据生成背后的因果关系,而非数据表面呈现的相关关系^[14-21]。



大数据实际并非“大而全”,而是存在着选择偏差等多种偏差



只要对数据进行窥探式地选择,就可能从选择后的数据中得到任何规律

图 1 数据偏差陷阱

Fig. 1 Pitfall of Data Bias

大样本随机对照试验 (randomized controlled trial, RCT)被认为是建立因果关系的黄金标准^[22],将混杂因子带来的伪相关风险与有偏样本带来的数据偏差风险降到最低。这种标准的建立被认为是 20 世纪重大的科学进步,并在药物有效性判定中被广泛使用。而受到客观条件的约束,包括地理学研究在内的绝大部分观察性研究通常不具备开展随机双盲试验的条件,因此大样本随机对照试验这一标准并不适用于地理空间因果关系的实践验证。针对随机对照试验的实现问题,工具变量、断点回归、双重差分等的准实验方法被用于观察性研究的因果检验,通过对实验程序的操控与实验对象的控制,尽可能逼近随机对照试验^[23]。需要指出的是,利用准实验方法进行的因果检验仍然是基于对观察数据的假设,而地理系统的复杂性与未知性使得人们难以保证收集到的地理观察数据符合数据假设。

既然数据假设难以保证,对于地理空间因果研究,需要进一步追问一个更基本的问题:地理空间因果性何以可能? 即什么样的关系是地理

空间下的因果关系。明确地理空间因果的基本性质要求是进行地理空间因果发现的第一层基石。

综上所述,本文从对观察数据的假设转向对因果性质的假设,即基于地理空间因果的基本性质假设,提出了地理空间因果第一原则——因果效能原则,在该原则下,进一步推导出地理空间因果第二原则——最大描述效力原则与最小描述成本原则,并针对地理空间分析中的四大空间效应下的因果发现任务,对地理空间因果原则进行进一步演绎,并讨论四大效应下的因果发现关键路径。

1 地理空间因果原则

1.1 地理空间因果第一原则:因果效能原则

因果关系的定义主要存在干预因果定义与反事实因果定义两种。在干预因果定义下,如果证明了X的发生提高了Y发生率,则可以证明是X导致了Y。而对于因果的反事实定义,最早可追溯到1748年休谟所著的《人类理解研究》:所谓原因,指的是假如没有前一个对象,那么后一个对象就不存在^[24]。无论是干预因果定义还是反事实因果定义,都是从对研究对象进行主动介入角度定义因果,换句话说,在这两种定义下,没有介入,就无法讨论因果。而包括地理学在内的许多观察性研究的根本问题是,绝大多数情况下研究者只能被动观察已发生的一种现象,研究对象既不支持人为干预也无法提取反事实参考数据,所以将上述因果定义直接运用于地理空间因果研究存在固有的困难,而这一困难驱使人们进一步思考什么是地理空间因果。

因果,从本质上来说,代表着人们看待世界的视角。将这一认识投影到地理空间,地理空间因果就是人们观察分析地理空间的视角,而这一视角的选择必须服务于地理科学研究的本源目的,即尽可能地简化对观察到的地理空间的描述^[25]。从这一基本点出发,相较于哲学上的绝对因果和本源因果,地理空间因果更倾向于观察数据驱动的、唯象的因果关系。

开展地理空间因果研究的信念在于,人们相信因果是当前人类认知水平下对所有观测事实的最根本解释,进而地理空间因果最有可能实现对地理空间的最简化描述。而这里的最简化描述体现的是对描述效能最大化的追求,即用尽可能简单的方式描述尽可能多的地理观测,因此将

因果效能原则作为地理空间因果的第一原则,这也代表着地理空间因果研究的是在描述效能这一维度可计算、可比较的相对因果。笔者认为,因果效能原则假设可定义为:地理空间因果是能够最大程度逼近对观测到的地理事实的最简化描述的关系。

1.2 描述的性质假设:基本因果性质假设

任何一种描述的效能最大化实现都需要描述本身的基本性质保证。类似的,对于因果能实现观察世界的最简化描述的信念源自因果基本性质假设(图2),Schölkopf等^[16]将此总结为独立因果机制(independent causal mechanism, ICM)原则。ICM原则下,系统变量的因果生成过程是由互不影响且彼此消息不互通的自治性模块组成。该原则蕴含了因果关系的三大基本性质:独立性、不变性与有向性。

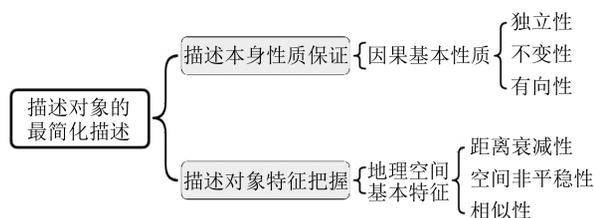


图2 最简化描述的实现路径

Fig. 2 The Implementation Path for The most Simplified Description

1) 独立性。

独立因果机制原则是将因果机制视为独立于因果变量的自治模块,如表1所示,该原则认为因果机制的独立性应该从两个维度进行度量,且在每个维度下同时从影响力与信息传递两个方面进行体现。

表1 独立因果机制原则下的独立性度量

Tab. 1 Independence Measurement Based on the Principle of Independent Causal Mechanism

表现方面	度量维度	
	因果机制间的独立	因果机制与因变量间的独立
影响力	改变一个因果机制,并不改变其他因果机制	改变因变量的分布,并不改变相关的因果机制
信息传递	某一因果机制的信息并不能提供其他因果机制的信息	因变量的分布信息并不能提供相关因果机制的信息

独立性假设是使用因果思维观察世界的重要前提。从因果视角出发,认为现实世界的事实

分布都是因果机制的产物,感知到的现象不是孤立的,而是可以通过因果机制连接形成网络。

2) 不变性。

一类原因变量对应一种因果机制,因果机制独立于原因变量分布的存在说明,在同一类别中,原因变量的数值波动并不会带来因果机制的变化,换言之,虽然一种因果机制连接了多样的观测事实,但其始终保持不变。

因果机制不变性是因果描述效能的重要保证,因为不变性不仅意味着应对描述对象的具体细节变化时可实现的最小调整,同时也意味着描述本身可适应最大面域的描述对象,由此实现对全体描述对象的最简化描述。不变性是因果的基本性质,因果也可被视为不变性的一个具体体现。

3) 有向性。

从概率分布角度,可将独立因果机制原则解释为:任何一个变量给定其原因的条件概率分布都不会影响其他变量给定对应原因的条件概率分布,也不会透露任何关于其他变量条件概率分布的信息。

这一解释传递了一个重要信息,即原因变量的确定是识别因果独立性的重要前提。这是由于因果关系具有有向性。不止独立性,因果的不变性也只能保证在因 \rightarrow 果这一方向上存在,反之则并不一定。

从因果的反事实定义“假如没有前一个对象(因),就不存在后一个对象(果)”中可以看出,“因”是先于“果”发生,进一步可以理解为,针对某一因果效应从无到有的一个时间域内,原因与结果之间的影响力或信息流动是有特定方向的。即对于变量 x 与变量 y 之间的某一因果效应 c ,在 c 诞生的时间区间 t 内,只存在 $x\rightarrow y$ (x 为因, y 为果),或 $y\rightarrow x$ (y 为因, x 为果)。因果的有向性是由时间之矢的固有属性决定的。

1.3 描述对象的基本特征:地理空间基本特征

一个关系假设要实现尽可能多的对象的描述,一大关键是抓住描述对象间共通的基本特征。如图 2 所示,作为地理空间的最简化描述,地理空间因果需要基于地理空间的基本特征对地理空间下的观测事实进行描述。

地理空间的基本特征体现在地理空间现象呈现的一般性规律中。学者们先后从地理空间的基本观察出发,对地理现象进行了一般性总结。虽然这些总结描述的是地理空间现象三个

不同的规律,但三条规律体现的都是地理单元与其邻域间的关系特征。

1) 地理单元与其邻域的相关性随距离衰减。

地理学家 Tobler 在 1970 年提出的“everything is related to everything else, but near things are more related than distant things”^[26],对普遍观察到的地理现象进行了定性描述,这一描述后来被称为地理学第一定律。

地理学第一定律可被拆分为两个命题,即“everything is related to everything else”和“near things are more related than distant things”^[27-28]。前一个命题表述的是存在于同一地理空间中的地理单元之间都存在相互联系,这种联系被归纳为空间自相关性。空间自相关性的发现来源于地理学家们从地理空间视角来表述、感知和分析世界,以所有地理单元共同享有的同一地理空间作为世界中的连接子,而这与之前所述的独立因果机制假设的推出具有共通之处,即在独立因果机制假设下,是地理空间因果机制将地理世界中的地理单元连接到了一张因果网络中。

而正如因果关系有直接、间接之分,因果效应有强弱之分,地理单元间的相互关联也具有多样性,不仅关联关系有直接与间接之分,在关联关系下地理单元表现出的空间自相关性也有强弱之分,而命题“near things are more related than distant things”就是针对空间自相关性的变化进行了总结,这一总结也是地理第一定律的核心所在,因为若仅依靠“everything is related to everything else”这一结论,地理空间分析的计算量无疑将是巨大的,而该总结通过“越邻近越相关”这一基础声明,打开了复杂计算的死结^[29],有助于地理空间因果简化对地理空间的描述。

除了对简化描述的助力,还需要考虑地理单元与其邻域之间的相关性与因果的独立性假设之间是否存在矛盾,如果存在矛盾,那么两者该如何共存?这一问题将在§2.3 进行详细讨论。

2) 地理单元与其邻域的相关性具有非平稳性。

1988 年,Anselin^[30]提出:空间的隔离会造成地理单元与其邻域内地理单元间的差异。Goodchild^[25]针对这种差异的变化特征,进一步进行了提炼总结,形成了地理学第二定律:“geographic variables exhibit uncontrolled variance”,即地理单元间会呈现不可控的空间变化。这一定律也被概括为地理现象的分维性。

从本质上看,Goodchild的这一总结描述的依然是地理单元与其邻域的相关关系的特征,所谓“不可控的空间变化”指的就是其间的相关关系所具有的非平稳性,这一非平稳性的存在时常被认为是寻求可泛化的或者说普适性的地理知识的最大阻碍。但需要进一步认识到,不平稳的相关关系之下不仅有不可控的“变化”,也隐含了“不变”,这种“不变”与因果机制的不变性假设一致。

因果效应的产生由因果机制与因变量决定,而因果的不变性假设认为因果机制存在不变性,而因变量是可以任意波动的,由此产生了同一因果机制下、不同实体接收到的因果效应的差异,这也是为什么因果机制是不变的,但因果效应是随因果背景变化的。类似的,将地理单元与其邻域间的相关程度视为因果效应结果,地理单元与其邻域所存在的子空间属性特征视为因变量。因为空间异质性的存在是不变的,即空间的隔离始终会带来地理单元间的属性差异,可见空间特征对地理单元会产生影响的这一基本性质是不变的,但是不同地理单元所存在的子空间是不同的,其属性特征不可避免存在差异,由此造成了地理单元接收到的来自子空间的因果效应不同,因此地理单元与其邻域内的不同地理单元的相关关系会随空间变化产生波动。

3)邻域越相似,对应地理单元越相似。

朱阿兴等^[31]在2020年发表的论文中提出“地理环境越相似,地理目标特征越相近”,这一结论也被称为地理相似性定律。

地理相似性指的是研究对象所处地理环境的综合相似性^[31],而这两个位置在空间上不一定需要是邻接的,同时地理环境包括空间和非空间要素,其定义视目标地理变量而定^[32],关注的目标地理变量不同,相应的地理环境的地理要素构成也会随之调整,例如当所关注的目标地理变量是地震时,地理环境是由与地震产生有关的地理要素构成;同样的,若研究关注的是某类流行病防控状况,其地理环境则是由流行病传播相关的地理要素构成。但有一点不变的是,地理环境是圈定在目标地理单元的邻域内。因此,地理相似性定律可简要概括为:邻域特征越相似,地理单元特征越相似。

不同于地理学第一、第二定律关注地理单元与其邻域间相关关系的性质,地理相似性定律强调的是地理环境对地理单元的影响的特征,而这

一特征与因果机制的独立性与不变性假设是共通的:地理空间的变化不影响地理环境对地理单元的影响机制;地理环境对地理单元的影响机制在不同地理空间中保持不变。

1.4 地理空间因果第二原则:最大描述效力原则与最小描述成本原则

如图3所示,地理空间因果第一原则——因果效能原则从效能维度对关系假设的因果性进行评估,而效能的评估是同时从效果和效率两个角度进行衡量的结果,即具有最理想描述效能的关系假设应该同时具有最好的描述效果与最高的描述效率。

地理空间的异质性特点表明地理空间下的研究对象都存在各自的特殊之处,因此,对地理空间而言,更好的描述效果应该是对观察地理单元的多样性进行更大程度的保留,也就是“描述更多的观察对象”。描述效果的实现由描述的效力保证,而如§1.2与§1.3所述,实现地理空间的描述效果目标需要把握两大关键,一是描述本身的性质与因果的基本性质假设——独立性、不变性、有向性一致,二是要基于描述对象——地理空间的基本特征对获取到的地理观测数据进行尽可能准确的描述。将这两大关键归纳为因果效能原则下的最大描述效力原则,即地理空间下的因果假设要最大程度地体现因果基本性质,并完成最大范围内的观察地理单元的准确描述。

在保证同等的描述效果的前提下,更高的描述效率意味着更小的描述资源消耗,即更简化的描述方式。与此同时,地理空间因果的发现是从已知现象到一般规律的发现,这个“一般”体现了地理学对于更通用、更普适的规律追求,这一追求背后是学者们希望用更少的辅助假设或限制去描述观察现象,这与描述方式的简单性追求一致。简单性是科学研究的基本信仰^[33-42],也是科学理论构建的终极目标之一^[43-45],即追求利用更少的独立假设和公理、更简约明晰的初始概念以及更直接的关系来建构理论体系^[46-48]。简单性追求不仅代表人们对于地理知识进行系统性组织的不断尝试,更源于地理空间的客观统一性^[49]。地理空间的统一性意味着地理空间下的秩序是广泛的,其规律是一以贯之的,它要求反映这一事实的理论具有普适性;而越具有普适性的统一理论,就越具有简单性。与此同时,在独立因果机制假设下,地理空间是由互相独立且性质稳定不变的因果机制模块构成,而独立性(冗余最少)

与不变性(附加最少)是实现最简单化的重要前提。基于上述考虑,因果效能在效率维度上的体现主要在假设的简单性上,即用最简单的地理空间因果假设体现因果的基本性质并描述地理现象,这一原则称为因果效能原则下的最小描述成本原则。

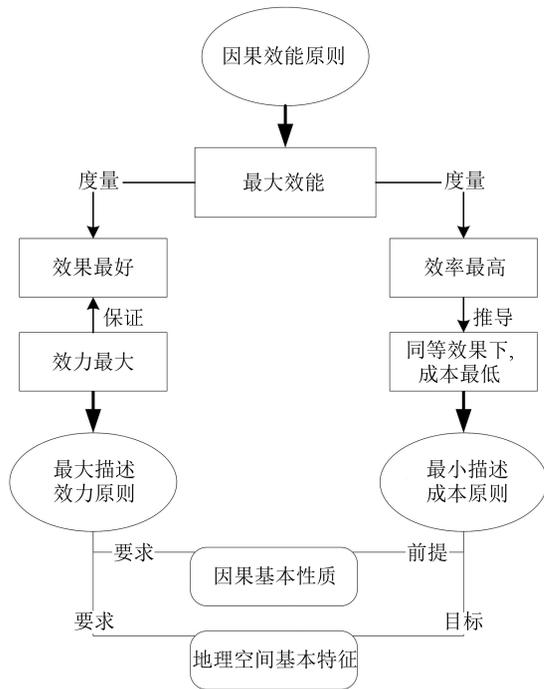


图 3 地理空间因果基本原则的推导
Fig. 3 Derivation of Geospatial Causal Principle

虽然地理学中的规律发现一直处于普适性与特殊性的权衡之中,但最大描述效力原则与最小描述成本原则从本质上是具有同一性。从效能角度出发,最大的描述效力不是通过最多最复杂的基本单元组合实现,而是只选择最具描述效力的关键基本单元,换言之,基本单元的选择需要有一定的约束,而最小描述成本原则保证了这一约束。正如简单的关系假设可供调节的参数更少,它们能够有效描述的地理现象的范围也更小。如果它们恰好符合观测现象,那么很有可能它们揭示的正是现象背后的客观规律。当关系假设一旦变复杂,有了更多可调节的参数,它们可以通过精巧地调解参数,使理论与更多的观测数据相符,这样的复杂理论看似解释了更多的现象,然而距离现象背后的客观规律却更远了。

2 面向地理空间效应的因果发现

在地理学的四大传统——空间传统、地球科学传统、区域传统、人地关系传统^[50]中,地理信息

学更强调传承空间传统,即通过地理空间分析,从已知现象中发掘出能权衡普适性与规律性的一般性规律。而在地理空间分析中存在四大空间效应——空间异质性效应、空间交互的距离衰减效应、空间依赖近邻效应与空间分区的尺度效应^[51]。其中,空间异质与空间交互体现的是地理基本单元间的差异性,而基本单元间的相似性则在空间依赖下表现,并作为空间分区的基础。与此同时,空间异质是产生空间交互的先决条件之一,空间交互的发生又使得地理单元间呈现空间依赖性,而空间依赖下地理实体呈现的空间自相关性则是运用空间分区进行空间分析的前提。可见四大空间效应不是孤立分离的,而是通过紧密联系形成了一个有机整体,同时也需要认识到,不同的空间效应有其特殊之处,面向四大空间效应下的因果发现需要结合其各自的特质进行空间因果原则的针对性解读。

2.1 面向空间异质的因果发现

Neyman^[52]和Rubin^[53]提出了潜在结果框架,通过定义潜在结果描述了因果关系,而利用潜在结果框架进行因果性判定时,需要满足稳定单位干预值假设(stable unit treatment value assumption, SUVTA)、可忽略性假设、正值假设三大假设^[53]。其中 SUVTA 同时涵盖了研究对象独立假设与处理措施一致性假设。所谓处理措施一致性假设,即对所有接受“处理”的研究对象,只存在一个版本的处理措施。而空间异质性的存在则打破了这一假设,同一类型的处理措施投影在不同地理子空间的同类地理单元上时会呈现出措施本身具体属性值的波动,简言之,对于分别处于不同位置上的同类地理单元,虽然对其施加的某特定处理措施的初始强度一致,但由于空间异质性,不同位置上的地理单元对于处理措施的敏感度有所不同,进而导致其最终接收到处理措施强度并不一致。假设需要研究某种肥料的使用对粮食产量的影响,即使可以在受试组的每块实验田中以同样的单位土地面积剂量施加该肥料,由于不同位置的实验田的土壤环境有所差别,导致受试实验田对于肥料的吸收程度不同,也就存在“施加同剂量配比的肥料”这一处理措施下的不同版本。

如§1.3所述,空间异质体现的地理单元与其领域间相关关系的非平稳性,其中同时包含了“变”与“不变”,面向空间异质的因果发现的主要任务是回答在什么“不变”的条件下产生的什么

“变”。对于因果关系来说,基本因果性质是始终不变的,即因果机制的独立性、不变性以及因果效应的有向性不变,也就是说,若相关属性一致的两个地理单元切实接收到的处理措施完全一致,那么由接收到处理措施对其产生的因果效应也应该是一致的。而在因果机制的不变性与地理空间的异质性下,同类地理单元所处地理空间的不同,不仅代表着环境原因变量属性的不同,目标地理单元本身部分属性也会发生相应变化,最终导致同一初始设置的处理措施在具体地理单元上实际产生的具体因果效应的变化。

鉴于此,针对空间异质下的因果发现可以分两步进行。第一步先解释空间异质下地理空间呈现的处理措施版本的变化,将其视为更基本的第一层因果发现,即将地理单元的某些属性视为原因变量,地理单元对于处理措施的接收程度视为结果变量,遵循两者间的因果机制的不变性质,描述两者之间的因果关系。第二步则是在第一步确定处理措施接收程度的因果解释的基础上,同样遵循因果关系的三大基本性质,进行地理单元接收到的处理措施(原因变量)与观测到的目标效应(结果变量)之间的因果解释筛选。需要说明的是,由于通常只能观测到第二步中的结果变量,无法观测到第一步中的结果变量,即处理措施的接收程度,因此第一步的因果解释是服务于第二步的因果解释,即第一步的因果解释的筛选标准之一是能够让第二步获取的因果解释能更好地解释观测数据。

遵循上述研究思路,面向空间异质的因果发现,空间因果原则需要同时贯彻在两步因果发现中。对于最大描述效力原则,其在第一步中主要是体现因果机制的不变性,而到了第二步,则是在体现因果基本性质的同时保证对于观测数据的描述准确性。而对于最小描述成本原则,因为第一步中较少涉及观测数据拟合的问题,其主要体现为因果关系描述的简约性。由于空间异质来源于不同位置对应的不同地理子空间下的结构差异,并会导致不同的预测误差分布,此处的预测误差分布差异可视为因果效应差异的表现之一。对于数据驱动的因果发现方法,误差的空间分布模式可以为挖掘数据生成机制提供重要信息。因此,在第二步因果发现中,最小描述成本原则体现在对于不同地理单元的不同的误差分布提供一个联合解释,即体现误差分布的空间模式的统一特征。

2.2 面向空间交互的因果发现

地理空间中的空间交互是地理空间区别于其他空间的一个重要特征。身处不同空间位置的地理单元间存在的不同强度的物质、能量、信息等的流动,这一过程即空间交互,而空间交互模型则是对这些有形或无形的流动(本文将其称为交互流)的数学描述^[54],其主要服务于两个目的,一是实现对交互强度即交互流的具体属性值的预测^[54-55],例如预测某一时段某一高速路口的车流量;二是发掘影响流动属性变量的因素信息^[54-57],例如空间交互模型常被用于确定各种商店属性对消费者选择的影响^[57]。而面向空间交互的因果发现研究则是将交互强度(通过交互流的属性变量体现)视为结果变量,通过确定其与相关原因变量间的因果关系来获取对于观测到的交互现实即流动发生的最佳解释,即通过达成目的二以更好地实现目的一,空间交互下的因果发现实际上是回答交互何以发生的问题。例如对于A、B两地的人员流动,需要针对这一人员流动给出因果解释是什么造成了两地的人员流动,而不仅仅是可以通过观测什么知道关于人员流动的信息。

虽然空间交互涵盖了多种形式的流动,但任何一种形式的流动都会受制于某种摩擦力^[58],而对于空间交互而言,距离是其受制的主要摩擦力^[59],即影响其的主要原因变量。

首先,以Gravity model^[60]为代表的许多空间交互模型都基于同一基本假设——交互流是起点与终点间的距离摩擦力与起点、终点的属性这三者构成的函数^[55, 58, 61],距离摩擦力已在广泛应用中得到验证与认可。

而由Ullman总结的影响空间交互的三大因素——互补性、介入机会与可运输性,虽然对于空间交互强度这一结果变量而言,这三者是互相独立的原因变量^[62],符合因果的独立性假设,但其概念的抽象性限制了其在因果研究中的直接应用与验证,如何将三者转换为可度量、可比较的变量是破局的关键。对此本文认为,距离是最有希望的转换选择。就互补性而言,其指的是对于同一实体,两个地理单元各自处于供需方的不同角色,而这种不同实际上是空间异质的体现,即由空间距离造成的结果,而介入机会与可运输性表达的是除了具有互补性外,两个地理单元间只有不存在强制性的隔断干预或是更优的交互选择(介入机会),并能克服交互成本(可运输性)

才有可能发生空间交互。而无论是介入机会还是可运输性都与距离紧密相关:相较于长距离交互目的地,距离更短的目的地运输成本更低,被选择的可能性更高,这也是为什么地理单元间的空间交互普遍呈现出随距离衰减的特征^[63]。

鉴于此,针对交互何以发生的问题可以做出如下假设:当两个地理单元间的距离可以被克服,并值得被克服的时候,空间交互就有可能发生。其中,互补性决定了距离是否值得被克服,介入机会和可运输性则决定了距离是否可以被克服,与此同时,距离又直接影响了互补性、介入机会与可运输性的度量结果。

基于上述假设,面向空间交互下的因果发现,最大描述效力原则的贯彻要求解释本身除了能够保证观测数据描述准确度与因果机制的独立性、不变性体现外,解释中的原因变量须包含距离变量,体现地理单元间的空间交互强度会被距离削弱的特征,与此同时,距离的度量结果要体现互补性、可运输性的强弱与介入机会的大小。而考虑到空间交互大多描述的是两个群体间的交互流动,作为空间交互分析单元的多是较大尺度上的地理单元,其属性信息来自于小尺度观测单元的属性聚合,因此最小描述成本原则的落实除了体现在解释的简约性外,还体现在对于小尺度观测单元数据的解释统一性。

2.3 面向空间依赖的因果发现

地理单元间的空间交互使得地理实体的属性会受到其周边地理实体影响,即空间依赖,空间交互的距离衰减效应在空间依赖下体现为越邻近的地理实体越倾向于拥有相似的属性,这一现象称为空间依赖下的近邻效应。受近邻效应影响,发生在某一地理单元中的因果事件的最终影响效果呈现的是包含其邻域内的地理单元群体的属性变化,该地理单元与其邻域内地理单元的属性依然呈现随距离衰减的相似性。

§2.1 中提到,SUVTA 中除了涵盖处理措施一致性假设,还有研究对象独立假设^[53]。研究对象独立假设要求研究对象之间彼此独立,无溢出效应,而空间依赖下的因果发现则违背了这一要求。因为空间交互的发生,不仅接受“处理”的地理实体间会相互影响,未接受“处理”的地理实体也会受到接受“处理”对象的影响,同时间接被“处理”。此外,由于空间交互是以能量、信息等交换流动的“起点”与“终点”的位置空间内对应地理要素的属性趋同为目的,未接受“处理”的

地理单元也会影响接受“处理”的地理单元,减弱其对“处理”措施的响应程度。例如,城市 A 的楼市政策变动导致其房价大幅上涨,城市 B 的楼市政策虽然没有变动,但由于其邻近城市 A,吸引了一批受城市 A 房价上涨影响选择在城市 B 置业的人群,由此带动了城市 B 的房价上涨,同时由于城市 B 分担了一部分城市 A 的购房需求,使得楼市政策调整带给城市 A 的房价影响有所缓解。

除了要分析清楚空间交互带来的溢出效应,空间依赖下利用地理观测数据进行因果发现还需要面对信息冗余问题。因为近邻效应意味着邻近聚集的地理单元间有共享或重复的信息,观测数据中有效信息的压缩对因果性度量可靠性保证提出了更高的要求。

如图 4 所示,从因果视角来看,基于不同的空间交互机制,空间依赖的结构可归纳为 4 种:(1)空间滞后结构,研究对象间的协变量与误差分布彼此独立,但结果变量会互相影响^[64-65]。(2)空间误差结构,仅研究对象间的协变量彼此独立,结果变量与误差分布会互相影响^[64-65]。(3)Spatially-Lagged X (SLX)结构,仅研究对象间的协变量会互相影响,结果变量和误差分布彼此独立^[64, 66]。(4)Spatial Durbin 结构,仅研究对象间的误差分布彼此独立,协变量和结果变量会相互影响^[64-67]。

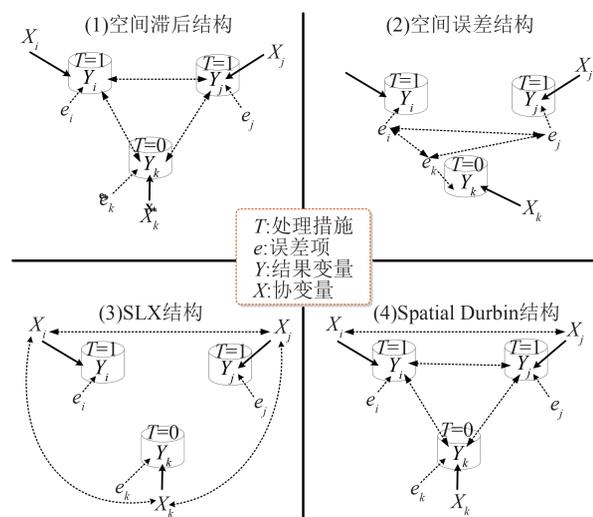


图 4 空间依赖的 4 种结构^[64]
Fig. 4 Four Structures of Spatial Dependence^[64]

因果关系基本性质之一的不变性决定了同类“处理”措施只对应一个版本的空间交互机制,相应地,也只对应一种空间依赖结构,这是因果机制不变性的最基础保证。因此,面向空间依赖下的因果发现,最大描述效力原则可理解为针对

特定的因果机制下生成的地理观测数据,在体现因果关系的不对称与独立性的前提下,唯一的空间依赖结构下的因果假设组合依然可以实现对观测数据的准确描述,并表达出近邻效应发生后越邻近的实体属性越趋同的特点,而最小描述成本原则则体现在对该空间依赖结构下因果假设组合涉及元素繁复程度的约束。

2.4 面向空间分区的因果发现

基本单元间的属性相似性是实施空间分区的重要前提。为了更好地解释地理空间现象,基于邻近关系与等价类,空间分区操作将地理空间的繁杂的点状描述转化为更高阶、更简洁的抽象符号表达。而利用空间分区对观测数据进行分析时,可塑性面积单元问题(modifiable areal unit problem, MAUP)是一个不可回避的问题^[68]。

MAUP使得观测数据的分析结果可能会随基本分析单元的不同而发生变化,这种变化来源于两个方面:一是尺度效应,其描述的是空间分析结果对基本单元的粒度选择的敏感性;二是划区效应,指的是同一粒度下,空间分析结果对基本单元的划区方案敏感。

如果说划区方案的变化带来的是基本单元的部分组成部件的变动,而这种变动下基本单元的变化是局部的,那么基本单元粒度的变化,则意味着基本单元的整体变化。空间分析是针对基本单元进行,基本单元的不同意味着分析本身的不同,从这一角度来看,分析结果存在不一致性无可厚非。而在地理空间分析中,之所以认为MAUP是一个问题,是因为其打破了空间分区的基本假设——均质性假设,即认为任何一个局部的基本特征都是全局基本特征的缩影。而正如空间异质性所暗示的,地理空间上不存在可以作为全局缩影的局部^[25, 69-70]。

面向空间分区的因果发现的重大挑战是如何给出MAUP下的分析结果的变化与因果基本性质的不变性的统一解释,而这一统一解释的提出需要考量MAUP的具体程度,即由尺度、划区方案变更造成的基本单元变化带来的分析结果的变化程度。

MAUP分类如图5所示,根据分析结果的变化程度,可将分析结果变化分为Simpson悖论与因果相变两大类。

1) Simpson悖论。

如果不同尺度、划区方案下的分析提取出的原因变量一致,但原因变量与结果变量间的正负

关系发生的逆转,这就是Simpson悖论^[71]。它是由混淆因子的遗漏导致的^[72],同理,当空间分区前后分析结果发生正负逆转时,需要检查是否存在与基本单元粒度、划区方案相关的影响因子未被纳入考虑。

2) 因果相变。

与Simpson悖论不同的是,因果相变指代的是空间分区前后分析结果未出现因果关系正负逆转的情况,而根据空间分区前后是否有新的原因变量出现,将因果相变进一步细分为相内变化与相间变化。

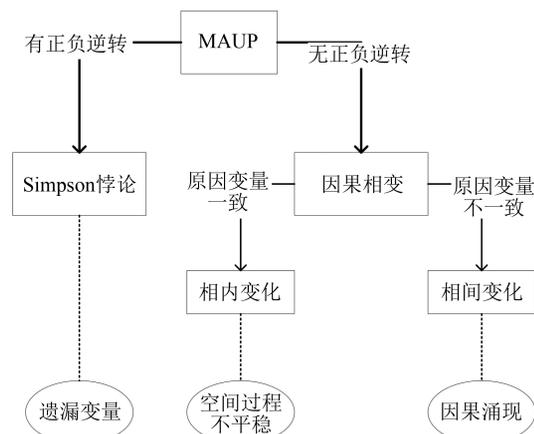


图5 MAUP分类

Fig. 5 Classification of Modifiable Areal Unit Problem

(1) 相内变化。如果基本单元变化前后分析结果体现出来的总体趋势一致,即原因变量一致,且正/负相关依旧为正/负相关,但原因变量与结果变量之间的因果作用函数发生了变化,如原因变量对应的影响系数变化等,可将MAUP的发生视为因果关系发生相内变化的结果。正如基本单元间的联系强度会随距离衰减并展现出不可控的空间变化,地理空间下的空间作用过程包括因果作用有可能也是空间非平稳的^[73],即可能存在局部区域上因果机制的突变,由此造成了分区后整体因果分析结果的变化。针对这类MAUP,最大描述效力与最小描述成本原则的重点依然放在因果机制的不变性,只是可将不同尺度、不同层次间因果机制的变化相变,寻求因果机制不变性最持久,相变前后因果机制变动最小,且在相变次数最少的情况下完成观测数据准确描述的因果假设组合。

(2) 相间变化。除了上述两种空间分析结果变化外,还存在不同基本单元下的空间分析提取出的原因变量也不一致的情况,即某一尺度或划区方案下空间分析提取出的原因变量在其他

尺度或划区方案下未体现对结果变量的显著影响,这类 MAUP 可被视为因果相间变化的结果。由于相间变化是涌现性的一种体现,因此可从因果涌现的角度进行思考。因果涌现的研究发现,通过粗粒化操作把微观态映射到宏观态,原本在微观上表现非常微弱的因果联系在宏观上有时呈现为显著的因果关系^[74]。类似的,在由因果相间变化造成的 MAUP 下进行的因果发现可被看作是跨尺度、跨层次的因果假设检验。同一观测数据在不同基本单元上的投影是不同的,而空间分析是基于基本单元上的数据投影进行的,鉴于此,假设的解释性依然需要强调因果机制的不变性。结合最大描述效力与最小描述成本原则,基于大尺度得到的简单因果机制假设在较小尺度上依然可以用于解释观测数据,同理,对于不同划区方案,假设描述的因果机制保持不变。

3 结 语

地理科学知识发现是从已知现象到一般规律的发现。地理大数据为知识的总结提供了海量的推断素材与测试资源,同时深度学习技术有效助力了地理学家从大数据中自动提取知识。然而大数据的“大而不全”与当前基于相关性分析的深度学习技术使得从大数据提取出的“知识”往往难以满足一般性标准。针对这个问题的解决思路,笔者认为可以从强调地理空间中的因果关系而非相关关系的根本假设出发。

地理科学研究主要基于被动自然观察,研究条件很大程度受客观条件约束,这使得 RCT 这一因果检验与建立的黄金标准难以适用于地理空间因果研究。对于这一问题,当前观察性研究的主要应对策略是基于数据假设进行随机对照实验的模拟、逼近,即准实验策略。然而由于地理数据的复杂性与未知性特点,难以验证地理数据是否满足数据假设。鉴于此,对于地理空间因果而言,需要从数据假设转向更为基本的因果性假设,基于地理空间因果的基本性质假设进行因果发现。

哲学上因果的绝对定义(干预主义因果与反事实因果)都是基于可介入前提,直接应用于地理空间因果定义存在固有的困难。因此本文回归地理空间因果研究的本源目的,即尽可能简化对观察世界的描述,将地理空间因果研究限定为观察数据驱动的唯一象的、相对因果研究,

并提出了地理空间因果第一原则——因果效能原则。基于因果效能原则,将地理空间因果定义为能对观测到的地理事实实现最大描述效能即最简化描述的关系假设。面向描述效能最大化,本文在第一原则的基础上演绎出地理空间因果第二原则——最大描述效力原则与最小描述成本原则。第二原则可解读为,面向地理空间因果研究,发掘最简单的、能够体现因果基本性质、并对地理空间研究对象给出最贴切描述的关系假设。

而对于特定场景下的因果发现策略,可将其视为地理空间因果原则在该场景下的投影,例如面向四大空间效应下的地理因果发现,需要根据场景特点对地理空间因果基本原则作进一步的演绎,运用演绎后的、同时具有地理因果一般性与场景特殊性的因果原则,进行该场景下的因果发现指导。

参 考 文 献

- [1] Schaefer F K. Exceptionalism in Geography: A Methodological Examination[J]. *Annals of the Association of American Geographers*, 1953, 43(3): 226-249.
- [2] Gong Jianya, Ji Shunping. From Photogrammetry to Computer Vision[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2017, 42(11): 1518-1522. (龚健雅, 季顺平. 从摄影测量到计算机视觉[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2017, 42(11): 1518-1522.)
- [3] Wang F Y, Wang X, Yuan Y, et al. Social Computing and Computational Societies: The Foundation and Consequence of Smart Societies[J]. *China Science Bulletin*, 2015, 60(1): 460-469. (王飞跃, 王晓, 袁勇, 等. 社会计算与计算社会:智慧社会的基础与必然[J]. 科学通报, 2015, 60(1): 460-469.)
- [4] Li Deren, Tong Qingxi, Li Rongxing, et al. Current Issues in High-Resolution Earth Observation Technology [J]. *Science China (Earth Science)*, 2012, 42(6): 805-813. (李德仁, 童庆禧, 李荣兴, 等. 高分辨率对地观测的若干前沿科学问题[J]. 中国科学:地球科学, 2012, 42(6): 805-813.)
- [5] Gong Jianya, Li Deren. Review of the Development of Geospatial Information Service Technology [J]. *Bulletin of Surveying and Mapping*, 2008(5): 5-10. (龚健雅, 李德仁. 论地球空间信息服务技术的发展[J]. 测绘通报, 2008(5): 5-10.)
- [6] Fischhoff B. Hindsight \neq Foresight: The Effect of

- Outcome Knowledge on Judgment Under Uncertainty[J]. *Quality and Safety in Health Care*, 2003, 12(4): 304-311.
- [7] Tversky A, Kahneman D. Availability: A Heuristic for Judging Frequency and Probability[J]. *Cognitive Psychology*, 1973, 5(2): 207-232.
- [8] Tversky A, Kahneman D. Judgment Under Uncertainty: Heuristics and Biases[M]//Judgment Under Uncertainty. Cambridge: Cambridge University Press, 1982: 3-20.
- [9] Mangel M, Samaniego F J. Abraham Wald's Work on Aircraft Survivability[J]. *Journal of the American Statistical Association*, 1984, 79(386): 259-267.
- [10] Hariharakrishnan J, Mohanavalli S, Srividya, et al. Survey of Pre-processing Techniques for Mining Big Data[C]//International Conference on Computer, Communication and Signal Processing, Chennai, India, 2017.
- [11] Seely-Gant K, Frehill L M. Exploring Bias and Error in Big Data Research[J]. *Journal of the Washington Academy of Sciences*, 2015, 101(3): 29-38.
- [12] Yan Kunru, Li Hong. The "Statistical Trap" in the Big Data Era and Its Avoidance[J]. *Academic Research*, 2020(5):23-28. (闫坤如,李宏.大数据时代的“统计陷阱”及其规避探析[J].学术研究,2020(5):23-28.)
- [13] Goodchild M F, Li W W. Replication Across Space and Time must Be Weak in the Social and Environmental Sciences[J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 2021, 118(35): e2015759118.
- [14] Pan W, Cui S, Zhang C. Unsupervised Disentanglement Learning by Intervention[J]. *ACM Computing Surveys*, 2020, 53(4): 1-37.
- [15] Yang M Y, Liu F R, Chen Z T, et al. Causal-VAE: Disentangled Representation Learning via Neural Structural Causal Models[C]//IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Nashville, USA, 2021.
- [16] Schölkopf B, Locatello F, Bauer S, et al. Toward Causal Representation Learning[J]. *Proceedings of the IEEE*, 2021, 109(5): 612-634.
- [17] Luo Y N, Peng J, Ma J Z. When Causal Inference Meets Deep Learning[J]. *Nature Machine Intelligence*, 2020, 2(8): 426-427.
- [18] Arjovsky M, Bottou L, Gulrajani I, et al. Invariant Risk Minimization[EB/OL]. (2019-07-05) [2023-09-18]. <https://arxiv.org/abs/1907.02893>.
- [19] Wang T, Zhou C, Sun Q R, et al. Causal Attention for Unbiased Visual Recognition[C]//IEEE/CVF International Conference on Computer Vision, Montreal, Canada, 2021.
- [20] Liu C, Sun X, Wang J, et al. Learning Causal Semantic Representation for Out-of-Distribution Prediction[J]. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2021, 34: 6155-6170.
- [21] Zhang X X, Cui P, Xu R Z, et al. Deep Stable Learning for Out-of-Distribution Generalization[C]//IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Nashville, USA, 2021.
- [22] Cartwright N. What are Randomised Controlled Trials Good for? [J]. *Philosophical Studies*, 2010, 147(1): 59-70.
- [23] Liu T, Ungar L, Kording K. Quantifying Causality in Data Science with Quasi-experiments[J]. *Nature Computational Science*, 2021, 1(1): 24-32.
- [24] Hume D. An Enquiry Concerning Human Understanding and Other Writings[M]. New York: Cambridge University Press, 2007.
- [25] Goodchild M F. The Validity and Usefulness of Laws in Geographic Information Science and Geography[J]. *Annals of the Association of American Geographers*, 2004, 94(2): 300-303.
- [26] Tobler W R. A Computer Movie Simulating Urban Growth in the Detroit Region[J]. *Economic Geography*, 1970, 46(1): 234-240.
- [27] Sun Jun, Pan Yujun, He Ruifang, et al. The Enlightenment of Geographical Theories Construction from the First Law of Geography and Its Debate[J]. *Geographical Research*, 2012, 31(10): 1749-1763. (孙俊,潘玉君,和瑞芳,等.地理学第一定律之争及其对地理学理论建设的启示[J].地理研究,2012,31(10):1749-1763.)
- [28] Phillips J D. Doing Justice to the Law[J]. *Annals of the Association of American Geographers*, 2004, 94(2): 290-293.
- [29] Miller H J. Tobler's First Law and Spatial Analysis[J]. *Annals of the Association of American Geographers*, 2004, 94(2): 284-289.
- [30] Anselin L. Lagrange Multiplier Test Diagnostics for Spatial Dependence and Spatial Heterogeneity[J]. *Geographical Analysis*, 2010, 20(1): 1-17.
- [31] Zhu Axing, Lü Guonian, Zhou Chenghu, et al. Geographic similarity: Third Law of Geography? [J]. *Journal of Geo-information Science*, 2020, 22(4): 673-679. (朱阿兴,闫国年,周成虎,等.地理相似性:地理学的第三定律?[J].地球信息科学学报,2020,22(4):673-679.)

- [32] Zhu A X. On the Third Law of Geography[M]// New Thinking in GIScience. Singapore: Springer Nature, 2022: 85-94.
- [33] Baker A. The Stanford Encyclopedia of Philosophy [M]. California: Stanford University Press, 2004.
- [34] Newton I. Principia Mathematica[J]. *Lemma Case*, 1934, 1: 1687.
- [35] Feuer L S. The Principle of Simplicity[J]. *Philosophy of Science*, 1957, 24(2): 109-122.
- [36] Blumer A, Ehrenfeucht A, Haussler D, et al. Occam's Razor [J]. *Information Processing Letters*, 1987, 24(6): 377-380.
- [37] Rutherford D. Leibniz and the Rational Order of Nature [M]. London: Cambridge University Press, 1995.
- [38] Chater N. The Search for Simplicity: A Fundamental Cognitive Principle?[J]. *The Quarterly Journal of Experimental Psychology Section A*, 1999, 52(2): 273-302.
- [39] Hilbert D. Mathematical Problems [J]. *Bulletin of the American Mathematical Society*, 2000, 37(4): 407-436.
- [40] Hamilton W. Discussions on Philosophy and Literature, Education and University Reform[M]. Harper: Springer, 1855.
- [41] Hufbauer K. Physics and Beyond: Encounters and Conversations[J]. *ISIS*, 1971, 62(4): 558-560.
- [42] Treanor B. The Virtue of Simplicity: Reading Thoreau with Aristotle [J]. *The Concord Saunterer*, 2007, 15: 65-90.
- [43] Einstein A. The Herbert Spencer Lecture: Delivered at Oxford, 10 June 1933[M]. Amsterdam: Querido Verlag, 1934.
- [44] Whitehead A N. The Concept of Nature: Tarnier Lectures Delivered in Trinity College [M]. England: Cambridge University Press, 1964.
- [45] Maimonides M. The Guide for the Perplexed [M]. New York: Dover Publications, 1956.
- [46] Lu Yiqin, Wei Gang. Re-understanding the Principle of Simplicity of Science from the Perspective of Complexity Science[J]. *Studies in Dialectics of Nature*, 1996, 12(11): 22-26. (陆以勤, 韦岗. 从复杂性科学再认识科学的简单性原则[J]. 自然辩证法研究, 1996, 12(11): 22-26.)
- [47] Mach E. The Science of Mechanics: A Critical and Historical Exposition of Its Principles [M]. Chicago: Open Court Publishing Company, 1893.
- [48] Robinson R, Hardie R P, Gaye R K. Aristotle's Physics [J]. *The Philosophical Review*, 1933, 42(3): 322-328.
- [49] Jiang Wan. Relationship Between the Principle of Simplicity of Scientific Theory and Truth[J]. *Journal of Shenzhen University(Humanities & Social Sciences)*, 2013, 30(5): 76-80. (姜琬. 科学理论的“简单性”与“真理性”之关系[J]. 深圳大学学报(人文社会科学版), 2013, 30(5): 76-80.)
- [50] Pattison W D. The Four Traditions of Geography [J]. *Journal of Geography*, 1964, 63(5): 211-216.
- [51] Liu Yu, Wang Keli, Xing Xiaoyue, et al. On Spatial Effects in Geographical Analysis[J]. *Acta Geographica Sinica*, 2023, 78(3): 517-531. (刘瑜, 汪珂丽, 邢潇月, 等. 地理分析中的空间效应[J]. 地理学报, 2023, 78(3): 517-531.)
- [52] Neyman J. Sur les Applications de la théorie des Probabilités Aux Experiences Agricoles: Essai des Principes[J]. *Roczniki Nauk Rolniczych*, 1923, 10(1): 1-51.
- [53] Rubin D B. Causal Inference Using Potential Outcomes[J]. *Journal of the American Statistical Association*, 2005, 100(469): 322-331.
- [54] Fotheringham A S. Spatial Interaction Models [M]//International Encyclopedia of the Social and Behavioral Sciences. Amsterdam: Elsevier, 2001: 14794-14800.
- [55] Fotheringham A S, Morton E. Spatial Interaction Models: Formulations and Applications [M]. Dordrecht: Kluwer Academic Publishers, 1989.
- [56] Flowerdew R, Salt J. Migration Between Labour Market Areas in Great Britain, 1970-1971[J]. *Regional Studies*, 1979, 13(2): 211-231.
- [57] Fotheringham A S, Trew R. Chain Image and Store-choice Modeling: The Effects of Income and Race [J]. *Environment and Planning A: Economy and Space*, 1993, 25(2): 179-196.
- [58] Rodriguez J P. The Geography of Transport Systems [M]. Oxfordshire: Routledge, 2020.
- [59] Mayhew S. A Dictionary of Geography [M]. England: Oxford University Press, 2015.
- [60] Ravenstein E G. The Laws of Migration [J]. *Journal of the Statistical Society of London*, 1885, 48(2): 167-235.
- [61] Huff D L, Jenks G F. A Graphic Interpretation of the Friction of Distance in Gravity Models [J]. *Annals of the Association of American Geographers*, 1968, 58(4): 814-824.
- [62] Ullman E L. Geography as Spatial Interaction [M]. Washington: University of Washington Press, 1980.
- [63] Liu Yu, Yao Xin, Gong Yongxi, et al. Analytical Methods and Applications of Spatial Interactions in the Ara of Big Data [J]. *Acta Geographica Sinica*,

- 2020, 75(7): 1523-1538. (刘瑜,姚欣,龚咏喜,等. 大数据时代的空间交互分析方法和应用再论[J]. 地理学报,2020, 75(7): 1523-1538.)
- [64] Akbari K, Winter S, Tomko M. Spatial Causality: A Systematic Review on Spatial Causal Inference [J]. *Geographical Analysis*, 2023, 55(1): 56-89.
- [65] Anselin L. *Spatial Econometrics: Methods and Models*[M]. London: Kluwer Academic Publishers, 1988.
- [66] Golgher A B, Voss P R. How to Interpret the Coefficients of Spatial Models: Spillovers, Direct and Indirect Effects [J]. *Spatial Demography*, 2016, 4 (3): 175-205.
- [67] Elhorst J P. Applied Spatial Econometrics: Raising the Bar [J]. *Spatial Economic Analysis*, 2010, 5 (1): 9-28.
- [68] Openshaw S. The Modifiable Areal Unit Problem. [J]. *Quantitative Geography*, 2004, 13(2): 571-575.
- [69] Anselin L, Rey S J. Perspectives on Spatial Data Analysis[M]// *Perspectives on Spatial Data Analysis*. Berlin, Heidelberg: Springer, 1989: 89-94.
- [70] Jiang B. Geospatial Analysis Requires a Different Way of Thinking: The Problem of Spatial Heterogeneity[J]. *GeoJournal*, 2015, 80(1): 1-13.
- [71] Wagner C H. Simpson's Paradox in Real Life[J]. *The American Statistician*, 1982, 36(1): 46-48.
- [72] Julious S A, Mullee M A. Confounding and Simpson's Paradox[J]. *BMJ*, 1994, 309(6967): 1480-1481.
- [73] Fotheringham A S, Sachdeva M. Scale and Local Modeling: New Perspectives on the Modifiable Areal Unit Problem and Simpson's Paradox[J]. *Journal of Geographical Systems*, 2022, 24(3): 475-499.
- [74] Hoel E P, Albantakis L, Tononi G. Quantifying Causal Emergence Shows that Macro can Beat Micro [J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 2013, 110 (49): 19790-19795.