

第 5 章

时空分析技术、方法及前景评析

安力戴捷

5.1 引言

时间和空间,是长期以来人们研究事件和现象的两个基本维度,也被当作这些事件和现象发生演化的舞台(Ashtekar, 2006; Cresswell, 2013)。从早期人类文明一直到现代社会,人们认为时间和空间互相关联且不可分割(Quespi, 1994),由此产生了“时空”一词(Yuan et al., 2014)。从认识论角度看,人类有多种知识框架可用于表达和描述现实事物在时空中的存在;而从方法论角度看,人类发展和应用了多种研究方法探究时空中的事件和现象(Kwan and Neutens, 2014)。在当代地理信息科学(尤其是有关大数据的研究)日新月异的背景下,时空表达与时空分析被赋予多重重要意义。根据一些学者在科学网上的搜索,从 1949 年至 1989 年,有关时空分析的文献数量呈线性缓慢增长;从 1990 年开始,文献数量大体上呈几何级数迅速增长(An et al., 2015)。在本章中,我们将系统地总结时空分析的技术和方法,探讨其优势和弱点以及可能的应用领域,并展望其未来发展的趋势。

5.2 背景

时空分析旨在研究特定事物和现象在时空中的变化,解答一系列有关特定事件和现象何时、何地以及为什么会发生的问题(Couclelis, 1999; An et al.,

2015)。人们在经典地理学和其他相关学科的理论中通常将空间划分为绝对空间和相对空间(Hinckfuss, 1974; Dainton, 2001; Cresswell, 2013)。在绝对空间概念中,空间被视为所有事件和现象在其中发生的容器(Dainton, 2001)。在牛顿经典力学理论中,物体在空间中的位置可由坐标系中的读数表示。空间独立于事件和现象而存在,不因其他事物的改变而改变(Peuquet, 2002)。对应于牛顿的绝对空间理论,莱布尼茨提出相对空间的概念(Cresswell, 2013)。在相对空间中,空间因事物间的相对关系而产生(Dainton, 2001)。我们可以在地理空间中设定一参照地点,其他地点或处所则通过与此参照地点的相对位置表达。与以上空间的二分法相似,时间也可分为绝对时间和相对时间,前者可用时钟上的读数表示(年月日时分秒),而后者可表示为距离或越过某特定时间点的时间长度或相对位置(Dai and An, 2017)。

地理学中的时空分析可采用绝对或相对的时空数据(Massey, 1999)。长期以来,地理学研究更偏重于空间信息的处理而相对忽视对时间信息的表达与处理(Raper and Livingstone, 1995)。传统的地理信息系统(GIS)通过“快照(snapshot)”模型较好地表达了空间信息,却无法同样精准、有效、充分地表达时间信息(Peuquet and Duan, 1995)。最近几十年中,随着各种现代科技理论、技术、模型的迅猛发展,加之日益丰富的数据,人们对时空分析倾注了更大的热情和兴趣,并研究总结出了一系列最新成果。在本章中,我们将总结和展现时空分析在各领域中应用的现状,并指出未来潜在的研究方向。

5.3 时空分析的数据和方法

在讨论时空分析的方法之前,我们有必要总结可用于此类研究的对象及数据类型(表 5.1)。时空分析的对象大致可分为两类:可移动个体(individual object)和独立单元(cross-sectional unit)(An et al., 2015)。可移动个体可以是动物、人、交通工具等,以及这些个体的集合。这些个体移动时产生的数据称为追踪数据(tracking data)(Goodchild, 2013)或移动数据(movement data)(Long and Nelson, 2013)。而独立单元通常是静止的,并可能带有特定的地理位置信息。此类对象包括栅格(pixel)或点(point)、多边形(polygon)和数据采集处所(data collection site)。相对应地,针对这些独立单元在多个时间点(或时间段)所采集的数据可称为空间面板数据(spatial panel data)(An et al., 2015)。

表 5.1 时空分析的单元和数据类型

时空数据类型		时空分析对象	
		可移动个体	独立单元
个体移动数据	常规个体移动数据	√	
	事件或交易数据 ^①	√	
空间面板数据	常规空间面板数据		√
	事件或交易数据 ^②		√

注:①此类数据是关于个体在何时何地从事何种活动。②此类数据是关于在独立单元中事件或交易的平均属性。改编自 An 等(2015)表 1。

有一类特殊的数据,即事件(event)或交易(transaction)数据,通常呈现名义形式(如在特定时间地点事情是否发生或何种事件会发生)(An et al., 2015)。例如,当人们追踪个人的特定行为时,通常只关注与此行为相关的时空信息,而不是一段时间内与此人所有行为相关的时空信息。取决于某项研究更多关注单个个体行为,还是在一定单元内此种行为或交易(多次发生)的平均位置、密度或发生时间,研究者可以将事件或交易数据分别归类为个体移动数据或空间面板数据(An et al., 2015)。

下面我们将分别介绍适用于上述两种数据的时空分析方法(表 5.2)。

表 5.2 时空分析方法和数据类型

类型	时空分析方法	数据类型		
		个体移动数据	空间面板数据	事件或交易数据
模式展现	时间地理	√		
	时空路径(描述,比较,到达难易程度)	√		
	时空点模式	√		
	移动向量空间关联	√		
	各种时空度量方法		√	
	各种时空测试方法		√	
时空统计模型	概率时间地理	√		√
	生存分析	√		√
	面板回归模型		√	
	时空自回归模型及其变种		√	
	时空权重模型以及变种		√	
	潜在轨迹模型/多层模型		√	
	其他(如混合模型)		√	

续表

类型	时空分析方法	数据类型		
		个体移动数据	空间面板数据	事件或交易数据
基于过程模拟	人工智能体模型	√	√	√
	元胞自动机模型		√	
	空间马尔可夫模型	√	√	

注:改编自 An 等(2015)表 2。

5.3.1 个体移动数据分析

传统意义上基于个体移动数据的处理侧重空间维度的分析,但鲜少涉及时间领域。在时空分析这个大框架下,我们将介绍一些时空并重,特别是侧重时间维度的分析方法。目前为止这方面最著名的工作可能是有关时间地理(time geography)的研究。此类研究最早用于追踪个人在有限平面空间内的移动轨迹(Hagerstrand,1970)。在二维平面的基础上引入时间作为第三个维度,形成虚拟的时空三维空间(区别于一般现实生活中的三维空间,用时间替代高程)。个人在不同状态下,位于此三维空间中的不同位置;如果将这些位置用直线连接,可形成时空路径(space-time path)。所有可能的时空路径将组成时空角柱(space-time prism)。时空角柱既考虑了生物、物理和生理方面的可能性,同时也照顾了个体特点和环境因素的限制,因而可以较为逼真地展现在特定时间内个人可能到达的所有位置(Hagerstrand,1970)。我们将在下文中举例解释这些概念。

假设在一个模拟地理空间内,有一路人甲,花费 10 分钟从地点 1 移动至地点 2,在地点 2 逗留了 20 分钟后,又耗时 10 分钟移动至地点 3。在此例中,路人甲的运动轨迹和时间安排可由图 5.1 中的时空路径表示。

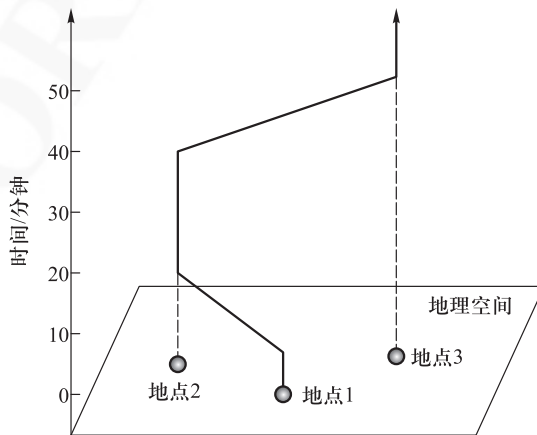


图 5.1 时空路径

在另一地理空间内,路人乙需要在 30 分钟内从地点 1 移动至地点 2。在此时间内,他可以途经若干地点并花费一定时间从事相应活动。如图 5.2 所示,路人乙能到达的所有地方的集合即潜在路径空间 (potential path space; 图中灰色区域),与相应的活动时间一起,在三维时空中形成了时空角柱。

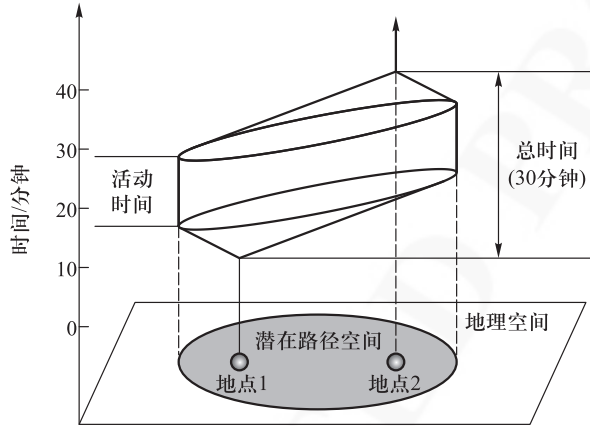


图 5.2 时空角柱

在下面的介绍中,我们将个体移动分析方法分为三类:模式展现 (pattern revelation)、时空统计模型 (space-time statistics) 和基于过程的模拟 (process-based simulation)。

5.3.1.1 模式展现

针对个体移动数据,模式展现通过统计和可视化方法来展示个体 (如动物、车辆等) 的移动模式。近年来,得益于地理信息技术的发展和进步,我们可能获得的个体移动定位数据越来越多 (Kwan, 2004; Kwan and Neutens, 2014)。与此同时,可供研究分析此类大规模时空轨迹数据的方法也日臻完善 (Miller, 2005)。这些方法包括路径描述 (path descriptor)、路径相似指数、模式和聚集方法、群体中个体的动态变化、空间场方法 (由移动数据生成基于栅格的密度图层) 以及空间范围方法 (用多边形代表移动数据)。

以研究群体活动为目的,时空统计方法可用于显示时空个体模式和移动向量的空间关联。如果将个体的移动看成一系列具有时空坐标的点,传统的空间点模式分析方法可延伸应用于时空点模式分析,其最终目的是为了检测观察到的个体事件时空模式是否异于在随机过程下产生的模式。Knox (1964) 利用测试相邻时空点的总和来研究时空点聚集效应。Mantel (1967) 则利用相邻点时间与空间距离的乘积的总和来研究类似问题。以上两种方法可用于检测全局的聚

集效应。针对局部时空, Kulldorff(2001)提出了使用圆柱体移动窗口检测聚集效应,常用的方法有时空排列法(space-time permutation)(Kulldorff et al., 2005)和自举法(bootstrap techniques)(Kim and O'Kelly, 2008)。移动向量的空间关联可用于检测时空移动的模式。在研究行人移动模式的基础上, Orellana 和 Wachowicz(2011)发现“移动暂停”现象(基于缓慢移动向量)的出现与旅游景点位置有关。类似研究也显示基于向量的方法可用于研究各类个体在时空中的行动模式(Liu et al., 2015)。

5.3.1.2 时空统计模型

此类模型可用于解释或预测移动个体的时空模式。在个体移动数据分析领域,研究前沿之一是概率时间地理(probabilistic time geography)。在规定时间内,虽然理论上位于时空角柱中的点都有可能到达,但到达不同点的概率却是不同的(Winter and Yin, 2011; Downs and Horner, 2012; Song and Miller, 2014)。学者们提出了一系列方法来计算这些概率,其中包括用核密度(kernel density)估计法估测移动个体在固定时间内的分布密度,用于离散时空估值的随机步行(random walk)或相关随机步行方法,用于分析连续时空过程的布朗桥(Brownian bridge)方法,以及基于体素(voxel-based)的地理计算方法等(Downs, 2010; Downs et al., 2014; Song and Miller, 2014)。近期研究方向有可能集中在如何更好地结合时间地理和统计密度估值方法,从而更准确地解释和预测在各种空间尺度下的个体移动(Downs, 2010; Downs and Horner, 2012)。

人们试图使用回归分析的统计方法来预测或解释在特定时间点或时间段,个体是否会出现或现象是否会发生,以及出现或发生的大致时间或位置。这些努力的学术和应用价值均很高,因而极有吸引力,但同时面临相当的挑战和难度。在特定情况下,如果研究者对某些事件发生的时间感兴趣,同时这个时间与该事件发生的地理位置相关,这时我们可以运用一种名为生存分析(survival analysis)的方法来研究相关时空分析问题。

生存分析又称事件历史分析(event history analysis),已被广泛运用于公共卫生、社会学、人口学、工程学和传染病学等领域(Klein and Moeschberger, 1997; An and Brown, 2008)。近年来,一些学者将此概念引入时空数据分析,尤其是在土地覆盖和利用的分析等方面(An and Brown, 2008; An et al., 2011)。风险函数(hazard function)是生存分析中的一个重要概念。某事件的风险是指在个体可以存活到特定时间点的前提下,这一事件发生的可能性。风险可以被理解为个体或空间单元的内在属性,它与存活概率相关,但并不等同。随着时间的推移,同一个体的风险可能忽高忽低不断变化,但个体的存活概率是一个单调递减函数,至多持平。事件的风险函数通常可以根据理论设定,或者根据观测数据计算

得出。生存分析的优点在于在计算风险(因变量)的过程中,自变量取值可以随时间的推移而变化。与此同时,研究者可选择一系列空间变量(其数值取决于每一处所的绝对坐标或相对坐标)来表达空间异质性对生存风险(因变量)的影响。这样,时间信息与空间信息可以有效地结合起来,从而使生存分析在个体移动数据的时空分析中大有用武之地。同时,在时间的表达上,生存分析可处理不同的表达精度:事件可以发生在某个时间点之前或之后,或者发生在某个时间段中。在生存分析文献中,学者们把这三种情形分别称为左截、右截和左右双截数据(An and Brown,2008)。

一般情况下,个体移动数据分析着眼于较小的空间规模及较短的时间间隔,故而类似生存分析这种连续追踪模拟的手段一般不太适合大量个体在广大空间尺度上做长时间运动的情形(Meentemeyer,1989)。但是随着现代科学技术的发展以及计算成本的降低,上述限制将越来越放宽。许多时间地理方法可同时连续地处理大量时间和空间信息,但其弱点在于这些方法很难同时处理多种时间、空间尺度的信息。在研究城市中个人运动模式时,时空限制特别是时间因素对于个人决定在何时从事何种活动通常起到至关重要的作用,因此在分析中忽视时间因素有可能得出错误的结论(Kwan,2013)。正如 Long 和 Nelson(2013)指出的,处理移动数据的关键在于如何有效地表达和处理时间信息。不同于某些空间数据(如土地覆盖和利用),个体在时间维度和空间维度都在进行位移,而在现有的地理信息系统数据格式中,时间维度和空间维度通常无法紧密联系起来。此外,个体移动数据分析通常需要研究者将个体移动看作基于某些环境因子的函数,且需要量化个体与环境变量之间的互相作用(Long and Nelson,2013)。要解决这些传统时空统计模型方法的难题,新的视角和方法是必不可少的,而下述基于过程的模拟(process-based simulation)方法很可能独树一帜,达到传统统计方法不能达到的高度。

5.3.1.3 基于过程的模拟

基于过程的模拟是一种自下而上的模拟方法,通常研究局部过程和交互作用如何导致或影响某一变量或现象的动态发展,以及该变量或现象如何在更大空间与时间尺度上呈现或表达出来。在此我们主要介绍人工智能体模型(agent-based model,ABM)及其在时空分析领域的潜在用途。

根植于计算机科学中的基于面向对象编程概念(OOP),人工智能体模型将一系列操作和数据包装起来并赋予特定的行动者或智能体(agent)。然后,研究者将这些智能体安置在一定的结构化网络(structured network)(Apple Computer,2000)上。在地理学或人与自然交互研究中,这些网络通常由地理信息系统中的空间(栅格或矢量)来表达,同时与其他数据图层相结合。在一些理论性时空研

究中,上述结构网络可由简单的二维网格表示(Bala and Sorger,2001)。在人工智能体模型中,时间维度通常由模型内部自设的“时钟”来表达:“时钟”每行走一次,亦即相关过程随着特定时间的推移每进行一次,所有的智能体有可能从事(或不从事)某种相应行动,改变(或不改变)其某种属性。智能体的行为或属性改变将遵循研究者预先设定的一系列准则。智能体被赋予一定程度的自我意识、智能和对其他有关智能体和环境的认知和了解。智能体同其他智能体与环境之间可以互相影响,且可以根据特定目标(如利益最大化)调整其行为和属性,并产生特定的结果(Parker et al.,2003;An et al.,2005)。

在空间维度上,人工智能体模型可用于研究智能体及环境之间的交互作用。例如,在一项有关教育水平分层化的研究中,研究者设计了一个二维人工智能体模型(Bala and Sorger,2001)来模拟居民教育水平和社区的关系。研究结果表明,相对于教育水平差距较大的居民,教育水平相近的居民更容易成为邻居。在模拟的起始阶段,一个高教育水平的人或家庭在某一处所定居后,类似教育水平的居民会形成群聚效应。在此例中,绝对空间位置并不重要,重要的是与其他类似属性邻居的相对位置,亦即相对空间。在另一项有关地震时人员疏散的研究中,研究者设计了一个使用高精度时空数据的人工智能体模型(Torrens,2014)。模型数据包括建筑的内部结构、地基设计、智能体(人)的骨骼关节。在如此精细的层次上,绝对空间对于模拟建筑坍塌和人员疏散至关重要。然而在更大时空尺度的模拟中,如疏散路径选择,相对空间(如街角、建筑间的相对位置等)对于智能体的决定和选择比绝对空间(如街道的精确经纬度)更加重要。

人工智能体模型在研究城市设施与服务方面也有着广泛的潜在用途。假设在人工智能体模型框架下,研究者掌握了一个特定社区在以下方面的数据:智能体(居民)社会经济状况、环境的空间异质性及动态变化、智能体之间及智能体与环境之间的交互作用等。研究者可以将所有居民(智能体)、公园和道路散布在一个二维空间中,然后赋予居民(智能体)不同的属性,诸如年龄、工作时间、行动限制和残疾状况;赋予道路通行和施工时间,赋予公园开放时间。随后,研究者将根据已有知识赋予模型一定的运行准则。这些准则将指导智能体如何行动,包括与其他智能体之间以及与环境之间如何交互作用。模拟开始后,随着时间推移,智能体将采取或不采取某种行动(诸如保持静止或移动),或者考虑与其他智能体协同行动(如果甲去公园,那么乙也去)。该智能体也可以与环境交互作用,如智能体先核实公园开放时间及交通状况,然后决定是否以及何时去该公园。一般而言,此类人工智能体模型可以更广泛地被用来模拟多个个体的行为及其后果(Kwan,2013)。随着时间推移,智能体和环境的状态可以在特定时空层次上依次表达或展现出来(Dijst,2013)。一旦建立了此类人工智能体模型,研究者就可能运行该模型,从而收集大量个体移动数据。根据这些从模拟而来

的数据,研究者可以综合运用多种时间地理方法,诸如时空路径、时空角柱和时空密度估值(Downs,2010),服务于不同的研究目的。

显然,人工智能体模型可以有效地研究个体与环境之间的交互作用(Long and Nelson,2013),较准确地模拟个体与环境的变化,进而减少或避免因忽略时间维度而得出错误结论的情形。同时,人工智能体模型可以处理不同时间长度带来的问题,如十字路口的交通堵塞可能维持10分钟,公园一天开放10小时等,人工智能体模型可以选择较高的时间精度和较长的时间跨度,让这些事件按时依序发生或出现(Laube and Purves,2011)。

由以上描述可见,人工智能体模型具有诸多优势,例如,可以较好地处理交互作用与异质性,可处理不同精度的时空数据(Torrens,2014),以及模拟人的选择和决定(Parker et al.,2003;An,2012)。但是,在时空分析方面人工智能体模型也有一些弱点。首先,人工智能体模型的建立和校验需要大量的数据和假设,有时模型会变得很复杂,却未必带来更多更有用的认识和结论。其次,因为路径依赖性(path dependence)、结果多重性(multifinality;即运行同一模型产生差别较大的结果)以及模型等价性(equifinality,即不同模型的结果都与实际观测数据吻合)的存在,模型本身有时显得很难校验(National Research Council,2014)。

5.3.2 空间面板数据分析

针对空间面板数据的时空分析大致也可以归结为前面提到的三种方法:模式展现、时空统计模型、基于过程的模拟。下面我们分别予以介绍。

5.3.2.1 模式展现

模式展现的目的之一是侦测、量化及可视化时空中的各种趋势。区域系统时空分析(Space-Time Analysis of Regional Systems, STARS)软件包可用于空间面板数据的展现(包括图形化显示)以及分析与解释(Rey and Janikas,2006)。STARS提供一系列可用于时空分析的指数、函数、计算方法和模型,包括全局和局部Moran's I 系数、基尼系数(the Gini coefficient)和马尔可夫模型等(Rey and Janikas,2006)。地理信息系统环境中的时间查询和动态导航代表了另一类模式展现方法(Lee et al.,2014)。值得一提的是一个名为“时间地理框架工具”(Extended Time-Geographic Framework Tools)的ArcGIS拓展包。该拓展包可以被用来计算多个变量在一定尺度上或单位里的平均值,并产生静态和动态演示图像(Shaw et al.,2008)。

模式展现的另一重要领域是分析研究时空聚集热点。Barton-David测试法可用于发现事件的空间模式是否随时间改变;Knox测试法则用于检测在某一时空窗口中事件的时空聚集是否异常;Mantel测试法可用于检测距离与时间间隔

的相关性(Levine,2004)。时空聚集的多种属性,诸如事件的频率、持续时长以及强度,可由以下方法检测:空间自相关局部指数(local indicator of spatial autocorrelation,LISA)(Anselin,1995),各种基于熵的指数(Leibovici et al.,2014),以及时空核密度等(Delmelle et al.,2014)。此外,研究者可以根据大量个体移动数据来产生或绘制概率密度图,从而揭示运动的模式(Scheepens et al.,2014;Scholz and Lu,2014)。类似研究包括分析和可视化地区经济随时间推移而出现的平等性(Ye and Carroll,2011)、空间自相关局部指数(LISA)时间路径的生成(Rey et al.,2005)和探索时空协方差结构等(Guttorp et al.,1994)。

5.3.2.2 时空统计模型

(1) 面板回归模型

面板回归模型(panel regression model)常用于探究空间面板数据背后的运行原理或预测未来趋势。此类模型是所有使用面板数据的回归模型的统称,包括时空自回归模型(space-time autoregressive model;通常没有外源性变量)、多变量时空回归模型(multivariate space-time regression model;有外源性变量)以及一系列派生的模型方法。面板回归模型与一般回归模型存在较大差异,主要表现在前者考虑了时间自相关、空间自相关或时空自相关,而后者鲜有诸如此类的考虑。计量经济学家在过去几十年中对面板回归模型研究做出了突出贡献(Lee and Yu,2010;Elhorst,2012),其中特别值得一提的有固定参数模型(fixed effects model)、随机参数模型(random effects model)以及静态(时间差异变量不可作为自变量)和动态(时间和空间差异变量可以作为自变量)空间面板数据模型。感兴趣的读者可参考 Lee 和 Yu(2010)和 Elhorst(2012)文献的详尽介绍。

额外值得一提的是各种自回归模型,包括时空自回归(space-time autoregressive,STAR)、时空移动平均(space-time moving average,STMA)、时空自回归移动平均(space-time autoregressive moving average,STARMA)以及综合时空自回归移动平均模型(space-time autoregressive integrated moving average,STARIMA)等。这些模型大体上都是从自回归移动平均模型(autoregressive moving average,ARMA)衍生而来的(Cliff et al.,1975),多用于预测(Cliff et al.,1975;Pfeifer and Bodily,1990),且假设各种过程在时间和空间上的变化都是(近似)均质恒定的。

时空分析通常使用带有外源性变量的面板回归模型。为避免自变量过多而使模型过度拟合并失去通用性,同时也因为数据的局限性(如时空中数据分布过于稀疏),这些模型通常将因变量分解为一些依赖于空间、时间、或时间空间交互作用的变量或函数(Assuncao et al.,2001;Lophaven et al.,2004;Natvig and Tvete,2007)。在系统复杂性和不确定性较高,且数据采集困难的情况下,我们也可以假设所观测到的数据遵循某一潜在的过程,同时也受一些未知因素或过

程的随机影响。针对此种情况,Cheng等(2011)在研究采集自137个中国气象站的温度数据时提出了一种混合模型。为了得到气温的时空分布,他们用人工神经网络模型提取全局的大趋势,同时用统计模型模拟局部的随机趋势。

时空面板数据模型的参数通常用最大似然法(maximum likelihood-based estimation)进行筛选评估(Baltagi 2005; Yu et al., 2008)。此外,贝叶斯方法在流行病学(Assuncao et al., 2001)、气候学(Furrer et al., 2007)以及自然灾害(Natvig and Tvette, 2007)的研究中得到广泛应用。借助于马尔可夫链和蒙特卡罗技术,贝叶斯方法允许灵活地设置模型方程及参数,进而模拟比较复杂的时空过程(An et al., 2015)。在此值得一提的是时空分析领域中的分层贝叶斯方法(Wikle et al., 1998)。在研究对象或过程过于复杂时,我们可以将其分解为多个层次、过程或模块,以方便我们理解、建模和运算。例如,在模拟特定时间地点的臭氧浓度时,Nail等(2011)将模拟过程分为局部排放和地区性转移两个部分,每个部分则用不同回归模型分别模拟。一般而言,贝叶斯方法通常需要很强的计算能力(Biggeri and Martuzzi, 2003),且对选择合适的先验性条件分布模型有较高要求。在这些方面,贝叶斯时空分析方法尚不成熟,有待更多的研究。

除以上提到的时空统计模型,近来有一些原来用于处理空间数据的方法也被拓展到了时空领域。由地理加权回归(geographically weighted regression, GWR)衍生而来的地理时间加权自回归(geographically and temporally weighted autoregression, GTWAR)模型可用于同时处理数据的时间动态性和空间自相关性(Wu et al., 2014)。针对所有时空点,地理时间加权自回归模型通过其时间距离和空间距离的线性加成得到其时空距离,然后生成一个表达时空滞后的时空权重矩阵。通过特殊的估值方法,地理时间加权自回归模型可更好地解释和预测特定现象的时空特征。另一种值得一提的方法是特征向量空间过滤技术(eigenvector spatial filtering)(Griffith, 2003)。学者们已将此方法与广义线性混合模型(generalized linear mixed model, GLMM)结合使用,从而以特征向量表达和解释空间结构的异质性,用随机参数模型处理时间变化的异质性,取得了较好的效果(Chun and Griffith, 2011; Chun, 2014)。

(2) 潜在轨迹模型

潜在轨迹模型(latent trajectory model, LTM)又称潜在增长曲线模型(latent growth curve model, LGM)或结构方程增长曲线模型(structural equation growth curve model)。该方法适用于研究和处理在不同时间点或时间段上对相同事物观测所得到的数据,亦即纵向数据(Guo and Hippias, 2004)。此模型被广泛应用于社会科学与环境科学的相关研究中。它将某一因变量随时间变化的轨迹表达为一个线性或非线性函数(不一定单调递增或递减)(Bollen and Curran, 2006),而该函数一般包含几个参数,如截距和坡度系数(增长率)。人们可以把这些参

数当作潜在变量,并用一系列自变量来解释其变化趋势(Preacher et al.,2008)。

潜在轨迹模型之于时空分析的意义在于它们有助于探究不同空间单元在时间维度上的变化轨迹。在将这些轨迹与时间、空间、和/或其他相关变量作回归分析后,我们可以得出哪些环境因素、地理(位置)因素以及社会和经济因素对这些轨迹有显著影响,如哪些因素决定或影响了潜在轨迹的起点、转折点或变化幅度(An et al.,2016)。在时空分析中,潜在轨迹模型的缺点在于假定因变量的变化轨迹遵循一定的数学模型(如时间的线性或二次方程)。在某些情况下这种假设不能成立,或者有时候很难找到合适的数学模型。

(3) 多层模型

多层模型(multilevel model)和潜在轨迹模型在很多地方有共通之处,因此在运用这些模型时,很多情况下会得到类似甚至相同的结果(Browne and Rasbash,2004;Subramanian,2010;Goldstein,2011)。同时,这两种模型又有互补之处。传统的潜在轨迹模型无法像多层模型那样处理多层数据,而多层模型不能像潜在轨迹模型那样允许系统中的某一参数或因变量成为系统中其他变量的自变量(Preacher et al.,2008)。如果将两者结合成为多层潜在轨迹模型(M-LTM),研究者可综合两种方法的优点并运用于时空分析,用来分析多层纵向数据(Johnston et al.,2009;Elhorst,2012;An et al.,2016)。

值得一提的是之前提到的生存分析也可用于研究空间面板数据。在这种情况下,生存分析研究的是不同空间单元(如地块、栅格等)而非位于这些空间单元上的个体的变化状态。感兴趣的读者可参考An和Brown(2008)以及An等(2011)。

5.3.2.3 基于过程模拟

此类模型多着眼于系统内部(尤其是底层或偏底层)的变化机制,及这些机制如何在较高时间、空间尺度上产生可以被观察到的时空现象(National Research Council,2014)。前面提到的人工智能体模型亦可用于空间面板数据的分析,因应用原理大同小异,此处不再赘述。下面我们着重介绍空间马尔可夫链(spatial Markov chains)和元胞自动机(cellular automata,CA)方法。

(1) 空间马尔可夫链模型

在传统马尔可夫链模型中,系统中有多个独立单元(cross sectional unit),每个单元可呈现若干状态,且各个状态间可以按一定的概率互相转换。所有状态的转换概率(一般是恒定不变的)可由分析历史数据得出,并形成概率矩阵。在经过一定时间(次数)的转换后,系统将趋于稳定。作为传统模型的应用和延伸,空间马尔可夫链模型将栅格或其他空间单元视为带有地理属性的独立单元。与传统模型不同的是,此类空间模型往往在相邻单元之间引入空间自相关属

性,并用空间差异变量或空间权重矩阵来表达此类属性(Anselin,2003)。经过如此改进,空间马尔可夫链模型可以更好地被用来研究时空变化的趋势、规律及影响因素等(National Research Council,2014;Rey,2001;Le Callo,2004)。

空间马尔可夫链模型具有逻辑简单、易于实现等优点,但同时也有一些不可忽视的缺点(An and Brown,2008;Iacono et al.,2012)。马尔可夫链模型的重要假设前件之一是时间变化的均质属性——换言之,过去发生的事件(包括其内容状态速率等)将会在以后重新出现。然而在一些应用场合下,此假设不能成立(Brown et al.,2000)。与其他一些时间均质模型相同,马尔可夫链模型对于研究较短时间跨度的问题较为适用(Takada et al.,2010)。在某些场合下,这些缺点可通过结合其他模拟方法得以改善。这些方法包括元胞自动机(National Research Council,2014)和蒙特卡罗模拟法等(Furrer et al.,2007)。

(2) 元胞自动机

与马尔可夫链过程相似,元胞自动机的栅格可以在有限个数的状态之间转换。然而不同的是,这种转换通常遵循事先规定好的一系列规则,而不是随机转换。元胞自动机的转换规则通常与相邻栅格间的空间关系有关,例如,如果某栅格的8个相邻栅格中有3个呈现同种属性,那么本次模拟结束后,此栅格也会呈现这种属性。这样,栅格间的空间关系至关重要。

在预测或解释各种时空现象方面,元胞自动机可应用于各种理论探索(Gardner,1970)和实际案例研究(Clarke et al.,1997;Messina and Walsh,2001;He et al.,2005)。从时空分析角度看,元胞自动机有以下不足:很难甚至无法模拟人的决策过程,同时也很难实施和检测栅格属性以外的规则。潜在的改进方法包括在构建模型的过程中引入遗传算法(genetic algorithm)(Cao et al.,2014)或者人工智能体模型(An et al.,2005)。

5.4 讨 论

对于世间万物来说,静止是相对的,而运动是绝对的。人类的行为只有在空间和时间中才有可能发生(An et al.,2015)。事情一个接一个地发生、展开、结束,而这种次序就是时间的一种体现(Nunez and Cooperrider,2013)。爱因斯坦曾说:“时间存在的唯一意义在于各种事物不会同时发生。”类似地,我们也可以说:“空间存在的意义在于各种事物不会在同一地点,也不会在任何地方发生。”在充分理解了时间和空间的关系,以及不同个体的行为或属性变化怎样在时空中展开后,我们可以更好地解读和规划我们周遭的事物、现象及其相互关联。而时空分析的理论和方法,对于我们实现上述目标大有裨益(An et al.,2015)。

5.4.1 时间空间的耦合

尽管人们对时间和空间的研究由来已久,时空的真正耦合依然是横亘在研究者面前的巨大难题之一。在地理信息系统(GIS)、全球定位系统(GPS)以及可移动计算分析设备快速发展的背景下,更严格意义上的时空耦合正变得更加可行。在时空分析领域,人工智能体模型是一个极富潜力的前沿方向。该模型允许被研究个体拥有一定的人工智能,可以做出决定,在一定时间移动至一定的地方,并且从事合理的活动。这种属性为研究及模拟时空现象提供了巨大便利。此外,前文中介绍的生存分析方法有助于在不同时空尺度上实现时空耦合,从而得出比较接近客观实际的结果或结论。

需要指出的是,时空能否成功耦合很大程度上取决于表达时空现象的数据格式,而数据格式又取决于所采用的时空数据模型。在过去二三十年中许多新型数据模型应运而生,例如,基于事件的时空数据模型(Peuquet, 1994)、面向对象的数据模型(Frihida et al., 2002)、基于场向量的模型(Bothwell and Yuan, 2010)以及针对栅格数据的时空数据模型(Zhao et al., 2014)。这些现有的时空数据模型通常只适用于特定的场合。该领域未来研究的进展很可能取决于开发一种灵活的,可适用不同时空分析方法的数据模型(An et al., 2015)。此类数据模型将不仅促进时空分析进一步发展,也必定会带动地理信息科学的突飞猛进。

5.4.2 时间的跨度和分辨率

如前文所述,传统的地理学和地理信息科学侧重表达与研究空间异质性,而在处理时间异质性方面则相对薄弱(Peuquet and Duan, 1995; Yuan, 1999; An and Brown, 2008; An, 2012; Long and Nelson, 2013; Yi et al., 2014)。所谓“3S”技术[全球导航卫星系统(GNSS)、地理信息系统(GIS)、遥感(RS)]的长足进步使得收集与处理高精度、大范围、高频率、长时间的地理信息成为可能并且日臻完善。但在研究对象的时间跨度和分辨率的选取上,研究者往往还是受技术、花费、劳力、数据可获得性等多方面因素的掣肘(Dai and An, 2017),有时甚至取决于研究者的偏好或方便程度。如此一来,研究者最终得到的数据往往在时间跨度和分辨率上不能很好地满足客观实际的需求。譬如,数据采集的时空范围无法覆盖一个完整的自然或社会过程,数据采集的时间分辨率(精度)不足以展现变化的细节,或者两者兼而有之。在这种情况下,特别是在土地覆盖与利用领域的问题中,潜在轨迹模型对于处理上述不足可以有较好的解决方案(An et al., 2015)。如前所述,潜在轨迹模型中的参数可以用一系列具有空间异质性的自变量来解释或模拟;如果某一参数,如截距或坡度系数(增长率),呈现与理论或人们常识相左的显著或不显著水平,研究者应当重新审视数据收集(或分析)的时

间(或空间)跨度和分辨率,即检验是否时间(或空间)跨度过短(小)以至于应有的趋势不能被反映,抑或分辨率太低以至于应有的细节变化被淹没。

在很多情况下,我们还会面临数据精度方面的不确定性,例如,只知道事件发生的最早或最迟时间,或者事件发生在某一时间段,而非精确的时间点。在此情形下,生存分析在处理左截、右截和左右双截数据的能力将有效地帮助人们从此类数据中提取有价值的信息,从而得出更为接近真实情形的结论。此外,在分析处理个体移动数据时,生存分析允许不同时间精度的存在,例如,记录事件发生的时间可以精确到小时(甚至更高)也可以概略到星期(甚至更低)。生存分析可以提供一系列方法来最大限度地利用这些在不同时间尺度上收集的事件数据以及与此相关的环境数据。

5.4.3 分析大数据

大数据及其相关研究近年来发展迅猛,越来越多的研究开始涉及甚至专门收集和利用大数据。根据国际商用机器公司(IBM)的定义,大数据通常具有“4V”特征,即大容量(volume)、大数据流(velocity)、高多样性(variety)和可靠性(veracity)各异。采集、存储、处理和分析大数据通常需要采用与传统方法不同的途径,诸如使用并行计算和云计算。遗憾的是,本文中回顾的现有方法通常只适用于处理常规数据而非大数据。许多现行软硬件也不适合处理大数据(如软件因数据量过大造成稳定性降低甚至死机)。大数据处理缺乏系统程序或协议,无法充分利用网络计算能力从事并行计算、云计算及其他处理。

在地理信息科学领域,许多学者针对这些问题提出了一些应对方法,例如,开发时空地理信息系统(STGIS)用以更好处理数据流(Goodchild, 2013),利用开源软件包进行资源共享(如STARS)(Rey and Janikas, 2006)等。同时,大数据也带来一些有利的因素,例如,研究者可以从大量的数据中选取部分数据来进行研究,却不必担心数据损失或浪费,也不必太在意数据因空间和/或时间方面的自相关而对回归分析造成的不良影响(An et al., 2015)。综上所述,在大数据面前,我们面临的挑战与机遇并存。

5.5 展 望

在本章中,我们总结了时空分析领域可采用的数据类型和主要模型方法(表 5.1 和表 5.2),也系统阐述了各种方法的利弊,并致力于介绍一些可用于研究各种涉及时空异质性问题的技术和方法。我们希望本章内容可以帮助研究者更好地处理时空分析中可能遇到的各种复杂问题,选取合适的时空规模和精度,

并且采用合适的分析方法。同时我们希望可以鼓励研究者借鉴其他领域中的方法,并把它们合理地、创造性地应用到时空分析领域中。根据本章的介绍,我们提出以下几个值得关注的未来研究方向。

首先,时空信息的进一步耦合将依然处在时空分析领域研究的前沿(An et al.,2015)。在大数据的时代背景下,研究者应当关注和应用包括人工智能体模型和生存分析在内的一些具有广阔前景的分析方法。这些方法通常可以同时运用于个体移动数据和空间面板数据的分析。研究可以在现有地理信息系统框架下实现,例如,开发时空地理信息系统(STGIS)(Goodchild,2013)。同时,由于现有地理信息系统框架在表达时间信息方面的局限性,相关研究也可在现有框架之外另辟蹊径(Long and Nelson,2013)。

其次,在选取时间维度、采集时空数据以及采用何种方法技术等方面,时空分析领域仍然有待建立坚实可靠的理论框架(An et al.,2015)。我们可以借鉴社会学、政治学、地理信息科学、心理学和行为学以及复杂理论科学等诸多领域中的理论、原则或方法,致力于形成并发展“综合科学”这一理念(Goodchild,2013)。特别是复杂理论科学,旨在处理交互作用与回馈,时间、空间与个体异质性,时间延迟,路径依赖,结果多重性,以及模型等价性等一系列复杂系统中的常见问题(O'Sullivan,2004;Liu et al.,2007;An,2012;National Research Council,2014)。在人工智能体模型中模拟人类的行为和运动时,心理学或行为学的知识有助于我们制定有关智能体路径选择以及其他行为的规则,使模拟更加逼真并产生有价值的结果。

再次,对于日新月异的大数据科学,时空分析研究可以提供相应的分析、模拟以及可视化工具(An et al.,2015)。本章中回顾的面板数据回归和各种模拟方法对此会很有帮助。我们可以借鉴一些其他领域的研究方法用于时空分析,诸如潜在轨迹模型和生存分析等,从而提高我们从大数据中挖掘真实有用信息的能力。

最后,尽管大多数现有研究是建立在绝对时空的概念之上的,未来的时空分析方法和模型可以借鉴和采用相对时空的框架(Bala and Sorger,2001;Torrens,2014;An et al.,2015)。在研究中同时采用绝对和相对空间的概念,有时可以得出“模糊”却合理有用的结果甚至解决方案。在一些场合下,获取非常精确的时空位置可能要花费许多人力、财力和时间,而从此等高精度数据中获得的效益却可能微乎其微,因而并非十分必要。而采用相对时间或空间的框架以及由此派生的方法模型,或许可以避免此类窘境。

在这样一篇短文中,面面俱到和完全客观公正地纵览和介绍时空分析是不现实的。本章旨在涵盖有关时空分析的主要理论、概念及重要的研究方法,介绍一些具有潜力的模型技术,同时指出时空分析领域未来的研究方向。我们希望

通过本章抛砖引玉,吸引更多的研究者投入时空分析这一前景广阔、大有可为的领域中。

参考文献

- An, L. 2012. Modeling human decisions in coupled human and natural systems: Review of agent-based models. *Ecological Modeling*, 229: 25–36.
- An, L., and D. G. Brown. 2008. Survival analysis in land change science: Integrating with GIScience to address temporal complexities. *Annals of the Association of American Geographers*, 98: 323–344.
- An, L., D. G. Brown, J. I. Nassauer, and B. Low. 2011. Variations in development of exurban residential landscapes: Timing, location, and driving forces. *Journal of Land Use Science*, 6: 13–32.
- An, L., M. Linderman, J. Qi, A. Shortridge, and J. Liu. 2005. Exploring complexity in a human-environment system: An agent-based spatial model for multidisciplinary and multiscale integration. *Annals of the Association of American Geographers*, 95: 54–79.
- An, L., M.-H. Tsou, S. E. S. Crook, Y. Chun, B. Spitzberg, and J. M. Gawron. 2015. Space-time analysis: Concepts, quantitative methods, and future directions. *Annals of Association of American Geographers*, 105: 891–914.
- An, L., M.-H. Tsou, B. Spitzberg, D. K. Gupta, and J. M. Gawron. 2016. Latent trajectory models for space-time analysis: An application in deciphering spatial panel data. *Geographical Analysis*, 48: 314–336.
- Anselin, L. 1995. Local indicators of spatial association-LISA. *Geographical Analysis*, 27: 93–115.
- Anselin, L. 2003. Spatial externalities, spatial multipliers, and spatial econometrics. *International Regional Science Review*, 26: 153–166.
- Apple Computer. 2000. Object-oriented programming and the Objective-C language. <http://cdn.preterhuman.net/texts/manuals/ObjC.pdf>.
- Ashtekar, A. 2006. Space and time: From antiquity to Einstein and beyond. *Resonance*, 11: 4–19.
- Assuncao, R. M., I. A. Reis, and C. D. L. Oliveira. 2001. Diffusion and prediction of Leishmaniasis in a large metropolitan area in Brazil with a Bayesian space-time model. *Statistics in Medicine*, 20: 2319–2335.
- Bala, V., and G. Sorger. 2001. A spatial-temporal model of grizzly bears. *The Geographic Review*, 90: 206–221.
- Baltagi, B. H. 2005. *Econometric Analysis of Panel Data*. Chichester, UK: Wiley.
- Biggeri, A., and M. Martuzzi. 2003. Preface (Special Issue: Space-time modeling of disease and exposure data). *Environmetrics*, 14: 429–430.
- Bollen, K. A., and P. J. Curran. 2006. *Latent Curve Models: A Structured Equation Perspective*. Hoboken, NJ: Wiley.
- Bothwell, J., and M. Yuan. 2010. Apply concepts of fluid kinematics to represent continuous space-

- time fields in temporal GIS. *Annals of GIS*, 16: 27–41.
- Brown, D.G., B.C. Pijanowski, and J.D. Duh. 2000. Modeling the relationships between land use and land cover on private lands in the Upper Midwest, USA. *Journal of Environmental Management*, 59: 247–263.
- Browne, W., and J. Rasbash. 2004. Multilevel modeling. In Hardy, M. and J. Rasbash (eds.) *The Handbook of Data Analysis*. London: Sage; 459–479.
- Cao, K., B. Huang, M. Li, and W. Li. 2014. Calibrating a cellular automata model for understanding rural-urban land conversion: A Pareto front-based multiobjective optimization approach. *International Journal of Geographical Information Science*, 28: 1028–1046.
- Cheng, T., J. Wang, and X. Li. 2011. A hybrid framework for space-time modeling of environmental data. *Geographical Analysis*, 43(2): 188–210.
- Chun, Y. 2014. Analyzing space-time crime incidents using eigenvector spatial filtering: An application to vehicle burglary. *Geographical Analysis*, 46: 165–184.
- Chun, Y., and D. A. Griffith. 2011. Modeling network autocorrelation in space-time migration flows data: An eigenvectors spatial filtering approach. *Annals of Association of American Geographers*, 101: 523–536.
- Clarke, K.C., S. Hoppen, and L. Gaydos. 1997. A self-modifying cellular automaton model of historical urbanization in the San Francisco Bay area. *Environment and Planning B: Planning & Design*, 24: 247–261.
- Cliff, A. D., P. Haggett, J. K. Ord, K. Bassett, and R. Davies. 1975. *Elements of Spatial Structure: A Quantitative Approach*. New York: Cambridge University Press.
- Couclelis, H. 1999. Space, time, geography. *Geographical Information Systems*, 1: 29–38.
- Cresswell, T. 2013. *Geographic Thought: A Critical Introduction*. West Sussex, UK: Wiley-Blackwell.
- Dai, J., and L. An. 2017. Time geography. In T.J. Cova and M. Tsou (eds.), a volume in *Comprehensive Geographic Information Systems* (editor B. Huang). *GIS Principles and Technical Designs of GIS*. Elsevier.
- Dainton, B. 2001. *Time and Space*. London: Cambridge University Press.
- Delmelle, E., C. Dony, I. Casas, M. Jia, and W. Tang. 2014. Visualizing the impact of space-time uncertainties on dengue fever patterns. *International Journal of Geographical Information Science*, 28: 1107–1127.
- Dijst, M. 2013. Space-time integration in a dynamic urbanizing world: Current status and future prospects in geography and GIScience. *Annals of the Association of American Geographers*, 103: 1058–1061.
- Downs, J.A. 2010. Time-geographic density estimation for moving point objects. In Fabrikant S. I., Reichenbacher T., van Kreveld M., Schlieder C. (eds). *Geographic Information Science*, Berlin: Springer; 16–26.
- Downs, J.A., and M. W. Horner. 2012. Probabilistic potential path trees for visualizing and analyzing vehicle tracking data. *Journal of Transport Geography*, 23: 72–80.
- Downs, J.A., M. W. Horner, G. Hyzer, D. Lamb, and R. Loraamm. 2014. Voxel-based probabilistic space-

- time prisms for analyzing animal movements and habitat use. *International Journal of Geographical Information Systems*, 28: 875–890.
- Elhorst, J.P. 2012. Dynamic spatial panels: Models, methods, and inferences. *Journal of Geographical Systems*, 14: 5–28.
- Frihida, A., D.J. Marceau, and M. Theriault. 2002. Spatio-temporal object-oriented data model for disaggregate travel behavior. *Transactions in GIS*, 6: 277–294.
- Furrer, R., R. Knutti, S. R. Sain, D. W. Nychka, and G. A. Meehl. 2007. Spatial patterns of probabilistic temperature change projections from a multivariate Bayesian analysis. *Geophysical Research Letters*, 34: L06711.
- Gardner, M. 1970. Mathematical games—The fantastic combinations of John Conway’s new solitaire game “life”. *Scientific American*, 223: 120–123.
- Goldstein, H. 2011. *Multilevel Statistical Models*. 4th ed. West Sussex, UK: Wiley.
- Goodchild, M.F. 2013. Prospects for a space-time GIS. *Annals of the Association of American Geographers*, 103: 1072–1077.
- Griffith, D.A. 2003. *Spatial Autocorrelation and Spatial Filtering*. Berlin: Springer.
- Guo, G., and J. Hipps. 2004. Longitudinal analysis for continuous outcomes: Random effects models and latent trajectory models. In M. Hardy and A. Bryman (eds.). *The Handbook of Data Analysis*. Los Angeles: Sage: 347–368.
- Guttorp, P., W. Meiring, and P. D. Sampson. 1994. A space-time analysis of ground-level ozone data. *Environmetrics*, 5: 241–254.
- Hagerstrand, T. 1970. What about people in the regional science? *Papers in Regional Science*, 24: 7–24.
- He, C., P. Shi, J. Chen, X. Li, Y. Pan, J. Li, Y. Li, and J. Li. 2005. Developing land use scenario dynamics model by the integration of system dynamics model and cellular automata model. *Science in China Series D: Earth Science*, 48: 1979–1989.
- Hinkfuss, I. 1974. The existence of space and time. <http://philpapers.org>.
- Iacono, M., D. Levinson, A. M. El-Geneidy, and W. Rania. 2012. A Markov chain model of land use change in the Twin Cities. Paper presented at the 10th International Symposium on Spatial Accuracy Assessment in Natural Resources and Environmental Science, Florianopolis, Santa Catarina, Brazil.
- Johnston, R., K. Jones, and M.-H. Jen. 2009. Regional variations in voting at British general elections, 1950–2001: Group-based latent trajectory analysis. *Environment and Planning A*, 41: 598–616.
- Kim, Y., and M.O’ Kelly. 2008. A bootstrap based space-time surveillance model with an application to crime occurrences. *Journal of Geographical Systems*, 10: 141–165.
- Klein, J.P., and M.L. Moeschberger. 1997. *Survival Analysis: Techniques for Censored and Truncated Data*. New York: Springer-Verlag.
- Knox, E.G. 1964. The detection of space-time interactions. *Applied Statistics*, 13: 25–30.
- Kwan, M. 2013. Beyond space (as we knew it): Toward temporally integrated geographies of segregation, health, and accessibility. *Annals of the Association of American Geographers*, 103: 1078

- 1086.
- Kwan, M. 2004. GIS methods in time-geographic research: Geocomputation and geovisualization of human activity patterns of non-employment activities. *Economic Geography*, 51: 210–227.
- Kwan, M., and T. Neutens. 2014. Assessing activity pattern similarity with multidimensional sequence alignment based on a multiobjective optimization evolutionary algorithm. *Geographical Analysis*, 46: 297–320.
- Kulldoff, M. 2001. Prospective time periodic geographical disease surveillance using a scan statistic. *Journal of the Royal Statistical Society: Series A (Statistics in Society)*, 164: 61–72.
- Kulldiff, M., R. Herffernan, J. Hartman, R. Assuncao, and F. Mostashari. 2005. A space-time permutation scan statistic for disease outbreak detection. *PLoS Medicine*, 2: e59.
- Laube, P., and R.S. Purves. 2011. How fast is a cow? Cross-scale analysis of movement data. *Transactions in GIS*, 15: 401–418.
- Lee, C., R. Devillers, and O. Hoerber. 2014. Navigating spatio-temporal data with temporal zoom and pan in a multi-touch environment. *International Journal of Geographical Information Science*, 28: 1128–1148.
- Lee, L., and J. Yu. 2010. Some recent developments in spatial panel data models. *Regional Science and Urban Economics*, 40: 255–271.
- Le Gallo, J. 2004. Space-time analysis of GDP disparities among European regions: A Markov chains approach. *International Regional Science Review*, 27: 138–163.
- Leibovici, D.G., C. Claramunt, D. Le Guyader, and D. Brosset. 2014. Local and global spatio-temporal entropy indices based on distance-ratios and co-occurrences distributions. *International Journal of Geographical Information Science*, 28: 1061–1084.
- Levine, N. 2004. Space-time analysis. In *CrimeStat III*, 9.1–9.42. Houston, TX: Ned Levine and Associates. <http://www.icpsr.umich.edu/CrimeStat>.
- Liu, J., T. Dietz, S.R. Carpenter, M. Alberti, C. Folke, E. Moran, A.N. Pell, P. Deadman, T. Kratz, J. Lubchenco, E. Ostrom, Z. Ouyang, W. Provencher, C.L. Redman, S.H. Schneider, and W.W. Taylor. 2007. Complexity of coupled human and natural systems. *Science*, 317: 1513–1516.
- Liu, X., W. Yan, and J.Y.J. Chow. 2015. Time-geographic relationships between vector fields of activity patterns and transport systems. *Journal of Transport Geography*, 42: 22–33.
- Long, J.A., and T.A. Nelson. 2013. A review of quantitative methods for movement data. *International Journal of Geographical Information Science*, 28: 855–874.
- Lophaven, S., J. Carstensen, and H. Rootzén. 2004. Space-time modeling of environmental monitoring data. *Environment and Ecological Statistics*, 11: 237–256.
- Mantel, N. 1967. The detection of disease clustering and a generalized regression approach. *Cancer Research*, 27: 209–220.
- Massey, D. 1999. Space-time, “science” and the relationship between physical geography and human geography. *Transactions of the Institute of British Geographers*, 24: 261–276.
- Meentemeyer, V. 1989. Geographical perspectives of space, time, and scale. *Landscape Ecology*, 3: 163–173.

- Messina, J.P., and S.J. Walsh. 2001. 2.5D morphogenesis: Modeling landuse and landcover dynamics in the Ecuadorian Amazon. *Plant Ecology*, 156: 75–88.
- Miller, H.J. 2005. What about people in geographic information science. In Fisher P. and Unwin D.J. (ed.). *Representing Geographic Information Systems*, New York: Wiley: 215–242.
- Nail, A.J., J.M. Hughes-Oliver, and J.F. Monahan. 2011. Quantifying local creation and regional transport using a hierarchical space-time model of ozone as a function of observed NO_x , a latent space-time VOC process, emissions, and meteorology. *Journal of Agricultural Biological and Environmental Statistics*, 16(1): 17–44.
- Nakaya, T. 2013. Analytical data transformations in space-time region: Three stories of space-time cube. *Annals of the Association of American Geographers*, 103(5): 1100–06.
- National Research Council. 2014. *Advancing Land Change Modeling: Opportunities and Research Requirements*. Washington, DC: National Academies Press.
- Natvig, B., and I.F. Tvete. 2007. Bayesian hierarchical space-time modeling of earthquake data. *Methodology and Computing in Applied Probability*, 9: 89–114.
- Nunez, R., and K. Cooperrider. 2013. The tangle of space and time in human cognition. *Trends in Cognitive Sciences*, 17: 220–229.
- Orellana, D., and M. Wachowicz. 2011. Exploring patterns of movement suspension in pedestrian mobility. *Geographical Analysis*, 43: 241–260.
- O’ Sullivan, D. 2004. Complexity science and human geography. *Transactions of the Institute of British Geographers*, 29: 282–295.
- Parker, D.C., S.M. Manson, M.A. Janssen, M.J. Hoffmann, and P. Deadman. 2003. Multi-agent systems for the simulation of land-use and land-cover change: A review. *Annals of the Association of American Geographers*, 93(2): 314–337.
- Peuquet, D.J. 1994. It’s about time: A conceptual framework for the representation of temporal dynamics in geographic information systems. *Annals of the Association of American Geographers*, 84: 441–461.
- Peuquet, D.J. 2002. *Representations of Space and Time*. New York: Guilford.
- Peuquet, D.J., and N. Duan. 1995. An event-based spatio-temporal data model (ESTDM) for temporal analysis of geographical data. *International Journal of Geographical Information Systems*, 9: 7–24.
- Pfeifer, P.E., and S.E. Bodily. 1990. A test of space-time ARMA modeling and forecasting of hotel data. *Journal of Forecasting*, 9: 255–272.
- Preacher, K.J., A.L. Wichman, R.C. MacCallum, and N.E. Briggs. 2008. *Latent Growth Curve Modeling*. Los Angeles: Sage.
- Quespi, A.E.M. 1994. Pacha: Un concepto andino de espacio y tiempo [Pacha: An Andean concept of space and time]. *Revista Espanola de Antropologia Americana*, 24: 155.
- Raper, J., and D. Livingstone. 1995. Development of a geomorphological spatial model using object-oriented design. *International Journal of Geographical Information Systems*, 9: 359–383.
- Rey, S. 2001. Spatial empirics for economic growth and convergence. *Geographical Analysis*, 33: 195–214.

- Rey, S.J., and M.V. Janikas. 2006. STARS: Space-time analysis of regional systems. *Geographical Analysis*, 38: 67–86.
- Rey, S.J., M.V. Janikas, and O. Smirnov. 2005. Exploratory geovisualization of spatial dynamics. In Xie, Y. and D.G. Brown (eds.). *Geocomputation*. Ann Arbor: University of Michigan.
- Scheepens, R., H. van de Wetering, and J. J. Wijk. 2014. Contour based visualization of vessel movement predictions. *International Journal of Geographic Information Science*, 28: 891–909.
- Scholz, R.W., and Y. Lu. 2014. Detection of dynamic activity patterns at a collective level from large-volume trajectory data. *International Journal of Geographic Information Science*, 28: 946–963.
- Shaw, S.L., H. Yu, and L.S. Bombom. 2008. A space-time GIS approach to exploring large individual-based spatiotemporal datasets. *Transactions in GIS*, 12: 425–441.
- Song, Y., and H. J. Miller. 2014. Simulating visit probability distributions within planar space-time prisms. *International Journal of Geographical Information Systems*, 28: 104–125.
- Subramanian, S.V. 2010. Multilevel modeling. In Fischer M.M., Getis A. (eds.) *Handbook of Applied Spatial Analysis: Software Tools, Methods, and Application*, New York: Springer: 507–525.
- Takada, T., A. Miyamoto, and S.F. Hasegawa. 2010. Derivation of a yearly transition probability matrix for land use dynamics and its applications. *Landscape Ecology*, 25: 561–572.
- Torrens, P.M. 2014. High-resolution space-time processes for agents at the built-human interface of urban earthquakes. *International Journal of Geographical Information Systems*, 28: 964–986.
- Wikle, C. K., L. M. Berliner, and N. Cressie. 1998. Hierarchical Bayesian space-time models. *Environmental and Ecological Statistics*, 5: 117–154.
- Winter, S., and Z.-C. Yin. 2011. The elements of probabilistic time geography. *GeoInformatica*, 15: 417–434.
- Wu, B., R. Li, and B. Huang. 2014. A geographically and temporally weighted autoregressive model with application to housing prices. *International Journal of Geographic Information Science*, 28: 1186–1204.
- Ye, X., and M.C. Carroll. 2011. Exploratory space-time analysis of local economic development. *Applied Geography*, 31: 1049–1058.
- Yi, J., Y. Du, F. Liang, C. Zhou, D. Wu, and Y. Mo. 2014. A representation framework for studying spatiotemporal changes and interactions of dynamic geographic phenomena. *International Journal of Geographic Information Science*, 28: 1010–1027.
- Yu, J., R. de Jong, and L. Lee. 2008. Quasi-maximum likelihood estimators for spatial dynamic panel data with fixed effects when both n and T are large. *Journal of Econometrics*, 146: 118–134.
- Yuan, M. 1999. Use of a three-domain representation to enhance GIS support for complex spatiotemporal queries. *Transactions in GIS*, 3: 137–159.
- Yuan, M., A. Nara, and J. Bothwell. 2014. Space-time representation and analytics. *Annals of GIS*, 20: 1–9.
- Zhao, Z., S.-L. Shaw, and D. Wang. 2014. A space-time raster GIS data model for spatiotemporal analysis of vegetation responses to a freeze event. *Transactions in GIS*, 19(1): 151–168.

作者简介

安力,美国圣迭戈州立大学(San Diego State University)地理系教授。主要从事人与环境交互作用方面的研究和教学,同时关注地理信息科学(尤其是时空分析)方法论及其在人与环境耦合系统中的应用。E-mail: lan@mail.sdsu.edu

戴捷,美国圣迭戈州立大学(San Diego State University)地理系与加州大学圣巴巴拉分校(University of California, Santa Barbara)地理系联合项目博士研究生。主要从事人与环境耦合系统以及入侵生态学的研究。E-mail: jdai@sdsu.edu