

系统科学视角下的城市建模与城市 计算研究进展



李睿琪¹, 刘晨馨¹, 尚 璠¹, 狄增如^{2,3*}

(1. 北京化工大学信息科学与技术学院 北京 朝阳区 100029; 2. 北京师范大学系统科学学院 北京 海淀区 100875;
3. 北京师范大学珠海校区复杂系统国际科学中心 广东 珠海 519087)

【摘要】本文综述了近年来融合大数据挖掘技术及系统科学研究方法在城市建模与城市计算方面的研究进展,介绍了城市的复杂系统属性,总结了城市感知、城市复杂系统结构实证研究、演化机制研究方面的重要工作,并进一步揭示城市标度律与空间标度律的可能起源,以及能够同时解释不同尺度下的复杂城市现象的统一理论分析框架。

关键词 活跃人口; 复杂网络; 城市复杂系统; 涌现行为; 交互演化模型; 空间标度律
中图分类号 TP3-05; N94-0; N949 **文献标志码** A **doi**:10.12178/1001-0548.2022048

Advances on Urban Modeling and Urban Computation: From a Perspective of Systems Science

LI Ruiqi¹, LIU Chenxin¹, SHANG Fan¹, and DI Zengru^{2,3*}

(1. College of Information Science and Technology, University of Chemical Technology Chaoyang Beijing 100029;
2. School of Systems Science, Beijing Normal University Haidian Beijing 100875;
3. International Academic Center of Complex Systems, Beijing Normal University Zhuhai Guangdong 519087)

Abstract This paper reviews the recent advances in urban modeling and urban computing by fusing big data mining algorithms and system science research methods. The complexity of urban systems is first introduced. The key works on the urban sensing and the evolutionary mechanisms as well as empirical studies of the structure of complex urban systems are summarized. In addition, we reveal possible origins of urban scaling laws across cities and spatial scaling laws within cities, and introduce a unified analytical framework to explain and predict complex urban phenomena across various spatial scales.

Key words active population; complex networks; complex urban systems; emergent behavior; interactive evolutionary model; spatial scaling law

城市的出现是人类文明的重要进步,它为人们提供安全保障,促进知识与技能的交流,使人们变得社会化。随着城市内部人群聚集规模的不断增长,为了更好地连接个体、促进个体间的交互,各类复杂的结构与更强的非线性交互作用开始涌现,这也进一步满足与激发个体在社会经济等方面的需求,并继续推动城市结构的演变。城市的结构与功能就是在这样的循环往复、互相激发、耦合交互的方式中不断演化。

绝大多数城市已然演化到了非常复杂的程度,

城市已经成为人类各种社会经济活动的重要载体与经济增长、创新发明的重要引擎,全球有超过 80% 的财富^[1]和超过 90% 的创新成果^[2]都源于城市。这些都得益于近两百年来全球范围内快速的城市化进程。但是,快速的城市化除了促进经济与科技的发展,也带来许多大城市病,如犯罪率上升、流行病肆虐、交通拥堵和环境破坏等^[3-5]。这些大城市病并非现代城市所独有的问题,早在一百多年前霍华德就试图通过乌托邦式的田园城市构想与设计来解决类似于伦敦所呈现出的大城

收稿日期: 2022-02-18; 修回日期: 2022-03-25

基金项目: 国家自然科学基金青年科学基金(61903020); 国家自然科学基金重点项目(71731002)

作者简介: 李睿琪(1992-),男,博士,副教授,主要从事城市建模与分析、复杂网络、计算社会科学等方面的研究。

*通信作者: 狄增如, E-mail: zdi@bnu.edu.cn

市病^[6], 然而他完全没有意识到城市因人群的聚集效应而产生的丰富动力学与功能结构才是城市的重要所在。霍华德所构想的田园城市实则是试图用一种更为简单的结构与确定论式的静态功能单元来取代真实情况中动态演化的复杂城市系统, 并未考虑这样的简单结构与功能在演化系统中的可持续性、扩展性以及效率, 更惶论从动态演化与增长的角度来看待其发展, 不过田园城市的构想还是对二十世纪初欧美的城市规划产生了深远影响^[3]。到了二十世纪60年代, 复杂性思维开始在城市研究中萌芽^[7], 简·雅各布斯已意识到城市的复杂性、动态属性以及城市应当促进人的交互活动、增加多样性以促进城市繁荣, 同时必须遵循人类交互的客观物理规律来进行城市规划与设计。以 AMM(Alonso-Mills-Muth) 地租模型^[8-10]为开山之作的空间经济学也在同一时期兴起, 它试图解释城市中的地租分布以及空间形态。总之鉴于城市对于人类社会的重要性, 它早已成为各个领域的研究对象, 学者们从社会^[11]、经济^[4-5]、环境与生态^[12]、建筑^[13]、规划^[6-7]、历史与文化^[14-16]等各个角度研究城市问题, 提出可能的解决方案。然而过去大部分的研究通常只关注于城市的某一侧面, 较少从关联与交互的系统科学视角研究城市结构与功能的交互演化。

从系统科学的研究视角来考察, 城市是一个典型的演化的复杂系统。多样化的城市系统具有更好的鲁棒性, 而且非线性交互作用也更强, 人群的社会经济行为与城市的方方面面紧密耦合、共同演化, 造就了城市中各种结构与功能的涌现。实际上, 伴随着复杂性科学的兴起, 在最近二三十年中, 相关概念逐步应用到量化城市科学研究中, 并产生了许多有价值的成果, 如分形城市理论^[17-18]、城市规模的齐普夫律^[19]、标度律^[20-25]和空间生长模型^[26-27]等。但总体来说, 人们对于城市的描述与认知在很多方面仍然是不足的, 缺乏能够同时解释不同尺度下的复杂城市现象并进行有效预测的统一理论框架。

本文介绍融合大数据挖掘技术及系统科学研究范式在城市建模与计算方面的研究进展, 具体包括复杂城市系统背后普适规律的实证发现、城市复杂系统的演化机制、城市标度律与空间标度律的可能起源及统一的理论分析框架。

1 城市的复杂系统属性

城市作为一个复杂系统同时具有自顶向下的顶层设计与自底向上的自组织特性。历史上所形成的城市不计其数, 其中有些在最初不过是一些不起眼的小村落, 慢慢随着时间的推演, 生长而成大邑都城; 还有一些则是基于一定的总体规划建造而成。复杂系统最核心的一个概念便是自组织行为, 而自顶向下的顶层设计进一步增加了城市系统的特殊性与复杂性。

随着历史的演进, 城市的物理防御功能相对弱化, 大多不再具有城墙或护城河之类的防御工事; 而人与人的交互日益突出, 城市中也因此出现了更多复杂的网络结构以更好地从促进个体间的便捷交流, 如通信网络、电力网络、公交网络及地铁网络的不断生长。现在城市更多地被看作一种聚集经济、将人类活动凝聚在一起的“胶水”^[28], 研究者也逐渐意识到城市并非静止的空间实体, 而是承载着各种动态过程的演化系统。近几十年来随着城市的扩张, 过去对于单一城市的界定已经变得越来越不适用, 因为许多邻近的城市在经济上的联系日渐紧密、人群的交互也更加频繁, 它们日渐形成了一个更大的有机整体。

虽然城市的结构与外在形式特征随着科技的发展不断发生变化, 但这些变化本质上都是为了实现更为复杂的功能, 以更好地提供安全保证、促进个体间的各类经济、社会文化交互。甚至从某种意义上来说, 安全性也是部分地源于人与人的交互、同类人群聚集所产生的力量。如过去城市中心的重要作用也是将人群聚集、进而让人们得以有更多的接触与交互, 而这促进了信息、物品的交换, 同时也让居民在心理上更有安全感。而中世纪西欧尼德兰或低洼城市, 为市民提供的市民权同样是在保证其安全、支持其更好的生活。许多商业城市的兴起, 本身就是动态的人流交汇而带来的, 如叙利亚北部海岸的乌伽里特就是因联接赫梯帝国和埃及帝国而产生的^[29]。可以看出城市的本质正是人群在特定空间间的聚集以及交互, 也正是交互的力量不断驱动着城市的结构与功能的演化; 如何更好地刻画不同个体或组织之间的交互、把握城市的本质特征, 是系统科学视角下城市研究的重要方法论, 也是后文所介绍的研究工作与研究方法的一个重点。

2 系统科学领域中城市结构的实证及演化机制研究

2.1 城市空间增长模式与人口空间分布

随着城市在空间上的扩张,研究者发现城市的建成区结构具有分形特征^[18,30-31],其分形指数介于1~2之间,这表明城市的生长过程并非平面式地完全扩张;之后有研究者发现随着城市人口规模的增加,其分形指数在不断增大^[32-33],而且城市在垂直空间上的生长也同样具有分形特征^[34]。那么这样的分形现象如何解释?有研究指出城市演化过程中集聚与扩散这两种不同机制交互在一起、共同作用,城市通常会由于道路或自然资源的影响先沿着某些廊道生长,之后进一步在廊道间建立连接^[35-36],这样的过程会是一个逐渐填充“空隙”的过程,自然也会使城市的分形指数逐渐增大。还有地理学家借助物理模型,基于粒子随机游走的扩散限制凝聚(diffusion-limited agglomeration, DLA)过程^[37]生成具有分形特征的空间聚集体^[18,30,38],然而这样的方法仍然有其不足,它只能产生一个大的连通体,而无法解释实际情况中更为复杂的城市形态。而且这样的解释仍然是唯象的,并没有真正揭示城市结构演化的机制。更进一步,一些物理学家意识到实际情况中城市的扩张过程并非像DLA描述的粒子聚集过程,已有的建成区会对周围空白区域产生影响,使其建造概率变高,基于这样的关联机制,再结合城市中人口的指数分布形式,在定义了关联强度与渗流阈值之后,相应的关联渗流模型可以得出与现实情况更为相符的城市形态,同时能够较好地解释城市的分形特征,以及社区密度随着距离城市中心距离增长而指数衰减^[26]。另外还有研究基于特定的指数或幂律人口分布形式,将动态关联生长过程引入城市道路的演化建模中,每个时间步未完全建成的道路会沿着离自己最近的两个建成区的合力方向生长,当两个建成区在两个完全相反的方向时,道路会分叉,分别向两边生长直到将建成区连接起来^[27]。

这些模型直接使用了人口密度随着到城市中心距离的增长而指数衰减的形式作为模型输入,人口密度分布对于城市建模也异常重要,然而人口密度的分布实则是一个聚讼已久的话题。由于人口对于城市发展规划的重要作用,研究者很早就开始关注城市中人口的分布形式,文献^[39]通过大量的实

证分析指出居住人口密度从城市中心到边缘基本呈指数式衰减,不过像芝加哥、克利夫兰、利物浦、墨尔本等城市并非完美的指数分布,其人口密度在城市中心区域的数值比指数分布的预测要低,其形态呈一个倒勾状。虽然该工作详实具体,但后续的许多研究却引出了一些更深的理论危机。文献^[40]认为人口密度分布的衰减形式应该是幂律,尤其是将相对远离城市中心的区域也纳入分析范围内时,幂律分布是一个更好的拟合形式^[40];而文献^[41-43]随后也指出幂律形式才是理论上对于城市人口分布更为合理的假设,因为如果人口密度分布不是幂律形式,那么城市的分形特征、面积与人口的亚线性异速生长率都无法得到合理而优美的理论解释^[17]:早在1971年就有研究发现城市面积 S 与城市人口 P 呈现幂律关系 $S \propto P^{2/3}$ ^[41],但是如果人口关于城市半径 r 是一个指数形式,那么通过积分得到的城市总人口仍然是一个关于半径 r 的指数形式^[39],基于这样的人口形式是无法得出与城市近似面积 πr^2 的幂律关系的^[41-43]。虽然文献^[26]的关联渗流城市生长模型能够根据人口的指数分布形式重现出城市的分形特征,但这一模型却仍然无法解释城市面积与人口之间的异速生长律。另外,后续研究发现面积与城市人口的标度指数并非总是 $2/3$,甚至也有接近于线性关系的案例,目前已有的实证结果显示其区间大致为 $0.56 \sim 1.04$ ^[21,42-44],这些争论背后最为核心的问题就是如何定义城市、“城市是什么”以及城市的边界如何划定^[3]。

2.2 城市系统的齐普夫律

上述研究均针对具体的单个城市及其内部的空间结构,还有一些重要的研究工作是关注于跨城市系统的特性,城市规模的齐普夫律就是这样一个重要发现:将美国所有城市依其人口规模排序,在双对数坐标下呈现出非常好的幂律形式,而且其幂指数接近于 -1 ,这意味着规模最大的城市大约是规模次大城市的两倍、是第三大城市的三倍,依此类推^[19];近年来对于全球自然城市的研究也进一步验证了齐普夫律的普适性^[45]。最为大众熟知的齐普夫分布是词频^[19],虽然城市系统与文献系统完全不同,但也会呈现出类似的稳定的齐普夫律。近期基于手机大数据分析工作发现,在城市内部,虽然个体几乎在不停移动,聚集人数最多的热点地点也在不断变化,如工作时段大部分人口会集中在商业区与各类办公地点,休闲时段则集中于商场或娱乐

场所, 夜间则集中于居民区。但是在每一个时段(如每小时中), 如果将城市中所有的地点根据其人口进行排序, 发现城市中不同地点的人口分布在头部也遵循齐普夫律, 而且不同时段内的分布曲线还惊人的一致^[46]。从数学上来讲, 齐普夫律是一种幂律函数, 而各类幂律行为在城市系统中广泛存在。最近有研究发现, 城市中不同地点间的交通流量也可以用如万有引力定律的幂律公式进行刻画, 两地之间的流量正比于两地人口的幂次, 同时反比于距离的幂次或距离的指数函数^[47], 这样的规律在数百米到数千米的的不同空间尺度上都适用^[48], 而且人口相关的幂指数与距离相关的幂指数随着空间尺度的增加有着非常相似的变化趋势, 这也表明空间与人口可能存在非常本源的联系。而且不只是城市内部, 城际间或国家间这样更大尺度上的各类流量也都服从引力模型^[47]。可见世界上的城市虽然看似形态各异、纷繁复杂, 但像齐普夫律、引力模型这样简洁而迷人现象的存在实则也预示着应该会有一些统一的规律与机制能够适用于各类城市甚至各类复杂系统^[49]。

2.3 城市标度律

近年来另一个非常重要的唯象规律发现便是跨城市的宏观标度律, 除去过去已经发现的城市面积与城市人口之间的异速标度律^[41-43], 研究者发现还有许多其他城市宏观变量与城市总人口之间存在着超线性或亚线性的标度律关系^[20]。城市的区域GDP、人均工资总收入、专利总数、犯罪总数^[20]、风险投资的总数与资金总量^[50]等与人的交互相关的变量 Y 相对于城市人口 P 以超线性的速度增长, 也就是 $Y = P^\gamma$, 其中 $\gamma > 1$, 而且越是复杂的现象其标度指数也越大^[20-22,50]; 户均水电消耗、住房供给等与人均需求相关的变量则基本是线性关系, 亦即 $\gamma \approx 1$; 而对于道路、光纤、下水管道的总长度、加油站的数量等与基础设施相关的变量则会以亚线性($\gamma < 1$)的速度增长^[20-21]。不过应当注意的是, 不同类型的基础设施呈现不同的标度关系: 由利润驱动的商业设施(如银行、餐馆、医院)呈明显的线性关系($\gamma \approx 1$); 而由社会机会成本驱动的公共设施则呈亚线性($\gamma \approx 2/3$)^[51]。这是由于基于利润的商业设施的选址会优化其所覆盖区域的人口以使整体分布较为平均、进而减少同类竞争以获得较高的潜在客户数量, 而基于社会机会成本的公共设施则会优化个体到设施的出行距离使其最小^[51]。标度律的存在表明城市这样的聚集模式有其经济之处, 城市规

模越大, 其对于基础设施的利用率通常越高, 相应的人均产出和创新也更多, 这也能部分解释为什么人们更喜欢去大城市生活工作。而且标度律的发现对于城市的发展也提供了全新的理论。

过去的城市模型都无法同时解释上述各类新发现, 研究者根据可以触及到每一个微小空间的层级化分形网络结构以及其他数条假设, 如人口均匀混合假设、网络增量增长、人类努力有界性、社会经济产出正比于社会经济交互数量等, 在均衡假设下得以对各类标度律给出解释, 其中对于GDP等经济指标的超线性现象归因于人群因聚集及网络层级性而导致的非线性交互作用: 假设城市中有 N 个个体, 那么个体间所能产生的多样的不同的交互连接理论上最多会有 N^2 个, 每一个交互最终都会产生一定的价值, 当然在目前的技术条件限制与个体有限的处理能力限定下, 这样的上限是难以达到的, 这也可以部分定性地解释为什么GDP与人口的幂次关系是1.15左右; 进一步, 通过定义城市的消耗与收益, 还能够基于相应的理论框架分析城市是否处于相对优化的规模^[21]。然而这一模型机制复杂、参数众多, 而且假设人口是均匀分布且能充分混合, 这一点与真实情况相去甚远而且也无法进一步得出城市的真实空间分布特征; 同时这一模型是静态模型, 无法对城市结构与功能的演化给出相应的预测, 而且城市是一个动态的演化系统, 所以通过一个静态时间点上的情况去进行优化往往不可行, 因为随着技术的变化, 到下一时段情况已然与之前不再相同。另外城市处于不断的演化当中, 基于静态时间点的最优化往往并不能达到真正的系统最优。最近还有研究工作从经济复杂性和文化演化的角度来解释标度律现象, 发现越是复杂的现象其流行程度越低但其标度指数 γ 越大而且方差也更大, 因为越复杂的现象其出现的构成要素也越多, 而这些条件在大城市更容易被满足^[22,52]; 还有研究发现, 过去文献中所提及的非线性交互作用只能解释超线性标度律的60%, 而余下的部分则由不同规模的城市中人群的受教育程度以及专业技能的差别所解释, 大城市往往汇聚了更多的受教育程度和认知能力高的居民^[23]。然而这些模型都是宏观模型无法同时重现这些城市元素在城市内部的空间分布。而之前的DLA模型^[37]与关联渗流模型^[26]也都是二维的表面生长模型, 它们只能模拟城市的形态而无法得出具体的人口密度分布以及其他城市元素的分布。

3 人类交互活动的刻画与演化模型构建

基于前述对于城市本质的理解,我们认为只有在对于城市中人群的交互活动、动态特性及普适的涌现规律有一个更清晰的刻画时,才能对城市进行一个更准确的把握。随着大数据时代的到来,人们得以获取越来越丰富详细的城市数据,如手机信令数据^[53-55]、POI(point of interests)数据^[56-57]、公交与地铁刷卡数据^[58]、出租 GPS 数据^[59]、人口数据^[60]、夜光等遥感数据^[61]、众包地图数据(如 open street map, OSM)^[56]、共享单车数据^[48,62-64]、媒体数据^[65]、手机应用数据^[66]、信用卡刷卡数据^[67]和简历数据^[68-70]等,且每天都在海量增加。这为我们更加精细地研究城市中人群行为,对更加准确地把握城市动态交互的本质特征、洞察纷繁城市现象背后的内存机制提供了机遇和挑战。如何从大规模的城市数据中高效地挖掘出有效信息,提升人们对于城市系统的感知能力,需要具有全面的系统科学思维^[49]与高效的计算分析方法^[71-72]。如何整合这些多源异构数据,从中更准确地挖掘出不同层次与尺度下的有效信息,是城市研究所要解决的关键问题。

特别地,随着智能手机的日益普及^[73],社交媒体^[65,74]、公交地铁卡^[60,75]、信用卡^[67]、移动支付^[48,62]得到大规模使用,积累了大量带有地点位置信息的人类行为数据,它们就像“数字脚印”一样,为深入理解城市结构与功能演化提供了更好的动力学视角^[76-77]。相比之下手机数据通常被认为是具有最高质量的,相较于社交媒体数据,即使是在发展中国家,手机的普及率更高而且使用人群的有偏性也更小;而且手机数据也是被动式采集,它并非为用户主动的记录行为,像微博、Foursquare 等媒体数据都是用户主动行为数据,因而手机数据更加客观,它更像是一种遍在的传感器记录着位置信息的变化。虽然任意一条手机数据通常都只是“用户匿名 ID、使用服务时的机站位置、时间戳”这样的简单数据,但当拥有数以万计甚至数以亿计的个体跨越数周甚至数月的数据之后,往往可以从中挖掘出工作与居住人口的分布、城市人群的通勤需求、人群交互模式、城市节律等有效信息,这也得以让人们在时空维度上相对精确地把握城市的脉搏。这类手机大数据目前被广泛地应用于人类移动^[53,78]、城市道路网络交通效率^[79]、交通流量估计^[80-82]、交通工程^[83]、流行病传播^[84-89]、城市居民交互模式发

现^[46]等各个领域。

3.1 个体移动轨迹挖掘

然而手机数据也并非完美无缺。1) 手机运营商在提供服务时通常会进行基站-基站间的流量平衡,当某个基站接收到的流量太大时,会将新的服务请求挂载到邻近某个略远但相对较空闲的基站,而这样的流量平衡策略会导致手机记录中噪声的出现:如手机用户可能并未移动,但他的手机信号因连接到更远的闲置基站而发生了跳跃,表现在手机数据的记录当中,便是有时两个连续记录对应的位置相距较远,但用户却在较短的时间内以非常快的速度移动到了新的位置,这对于准确挖掘用户的移动轨迹信息带来了挑战。2) 当用户没有使用手机服务却发生了移动行为时,相应的移动行为无法被有效记录,这在过去 2G 或 3G 时代尤为明显。当时只有用户打电话或发短信时,由于通信运营商记账的需求,此时才会记录用户的位置信息,所以当时的数据会相对稀疏,此时就可能需要对个体移动进行建模来补全相应的轨迹,其中探索与偏好返回模型^[90]及其改进模型^[54-55,91-92]被广泛应用于个体移动的建模预测。另外,基于个体历史移动轨迹,将地点分为规律性访问地点及非规律性访问地点,再结合马尔科夫预测器及地点推荐算法,可以针对个体移动进行较好的预测^[93]。在进入 4G 和 5G 时代之后,手机操作系统和各类应用几乎每十几秒就会产生数据流量上下行,相应的手机数据时空精度非常高^[94],此时噪声过滤更加重要,而地点级别的移动建模甚至是不需要的。3) 手机数据还缺乏有效的地理位置信息,如某个特定地点究竟是用户的家、工作地或消费场所等都无法从原始数据中直接获取。文献 [80] 发展了一系列算法以过滤手机中的噪声数据,同时结合交通情况判定某个地点对于用户究竟是进行了停留还是只是路过^[80],结合人类出行的时空特征规律,还可以对地点信息进行精确挖掘^[93],后续研究通过空间搜索树^[95]进一步提升了相关算法的效率与精度^[59,96-98]。由于隐私以及数据获取的限制,往往无法获取手机用户家与工作地的真实信息,目前对于地点类别的估计都是基于时段与频次,需要将用户在特定区域的出现频次进行更好的聚合:首先对原始轨迹数据依次进行时序上的聚类,将时间上相对连续、地理上也在一个特定漫步范围内(如 500 m)的点聚集在一起,认定作一个停留点。进行时序聚类后,将所有的停留点再进行一

次去除时间信息后的空间聚类, 这样可以进一步消除不同时间内轨迹的特异性^[80,97,99], 可以用空间搜索树(R-Tree)^[95]的方法提升算法精度并进行加速^[96,98]。经过聚合分析之后, 就能够对特定地点用户的到达时间及停留时长进行分析, 并与日常的直观经验进行对比验证^[96]。

当拥有全样本的手机数据时, 相应的人口估计更准确, 尤其是在进一步融合遥感数据之后^[73], 相应的方法也被应用于 WorldPop 数据库中各国人口的估计当中^[60]; 而对于非全体样本的手机数据, 可以通过将手机数据估计出来的居住人口与人口普查的居住人口进行对比, 得出对应区域内手机用户的代表性人口或者说扩展系数(如某个区域的手机用户有一千人, 普查数据中有一万居民, 那么这个区域的手机用户的扩展系数就是 10), 得出这样的扩展系数之后就可以进一步去估计各个区域的工作人口是否与经济普查的工作人口相符^[96], 而且相比而言, 手机数据的采样比例仍然远远高于问卷的比例, 同时其成本比问卷要低的多、更新频率也可以高很多。

3.2 个体时空交互模式与空间交互网络分析

经过上述的地点探测和人口权重后, 可以进一步对城市的整体人口分布、出行需求、交通效率、活跃程度进行更细致的分析。根据探测出的地点类别, 可以将用户的出行进行类别标识; 将所有用户的轨迹信息再累加之后, 就能得出整个城市的出行需求矩阵, 还可以进一步得到按出行目标和按出行时段细分的 OD 矩阵^[96]。这类算法可以应用于城市交通网络效率的评估, 因为城市的交通效率既受出行需求分布的影响、又受道路网络特征的影响, 文献 [79] 通过应用系统科学的思维将这两种因素进行综合考虑, 提出人口权重效率这一指标, 它比过去交通领域常用的过剩通勤在估计平均通勤时长上有更好的拟合优度, 同时应用相应的指标还能探测低效道路, 为道路网络优化提供相应参考; 相应的方法也可应用于城际道路网络的分析。应用人口权重效率这一框架, 基于特定路径上的共享单车出行流量及路径的绕行指数, 结合所发现的标度律关系, 还能很好地预测路径上的机动车拥堵情况, 揭示了不同交通模式间的内在联系^[63]。

基于上述分析算法得到大量个体时空轨迹信息后, 还可以通过构建个体间的时空交互接触网络去分析整个城市的节律^[46]。如果两个个体在同一时间

出现在同一地点, 那么他们就可能会产生交互, 进而可以在所构建的时空交互接触网络中将两个节点进行相连, 遍历所有个体之后就可以得到对应时段的时空交互网络。文献 [100] 发现通过定期的检测以及对于筛查出的无症状感染者及其“共时空接触个体”进行即时隔离, 能够更加有效地抑制新冠疫情的传播^[100]。

另外时空交互接触网络是时变系统, 可以在小时尺度或更细的时间粒度上进行构建。由于个体在城市中在不断移动, 不同时间片上的时空交互网络也会进一步产生耦合, 将不同时间段(如连续两个小时)的网络进行叠加融合, 之后应用复杂网络中的社团划分算法得出内部连接紧密的社团, 进而发现城市具有典型的在睡眠态与活跃态之间的切换行为: 在活跃态时, 城市中人群的时空交互会集中在少量的大社团中, 如果进行一个类比的话, 城市在活跃状态时将更多的人聚集在更少的时空当中, 进而能够产生更多的交互; 而在睡眠状态时, 城市中的人群会分散在更多的小社团中, 整个城市再次舒展开来。而且城市越大, 睡眠时间越短, 其活跃状态的时间越长^[46]。这与过去城市标度律理论中发现的大城市里生活节奏更快的结论可以互补^[20]。而且在大城市中, 个体的交互往往会更容易遍及城市中的其他角落, 而在小城市中, 个体的交互大多会集中在自己的居住地附近^[46]。另外通过挖掘手机数据, 可以从个体移动与交互的视角对于各类流行病的城际传播及每个城市病例的首达时间进行更准确的预测。因为不只人的流动会传播疾病, 而且随着城市规模的增大, 城市中个体的人均交互强度也会超线性增加, 不同城市中人群不同的交互强度也会影响流行病的发展^[84]。而城市中的人口密度与聚集程度就会具体影响个体的交互强度, 将城市人口密度纳入流行病传播动力学模型对于估计流行病的爆发规模也具有重要意义^[89]。如基于手机数据可以更准确地挖掘从病源地出发的人群动向, 能够在新冠疫情爆发初期更准确地评估隔离措施及出行限制在减缓城际间流动的功效, 以及在早期阶段识别具有高感染风险的城市、评估存在社区传播风险的程度^[101-102]。

3.3 城市的动态特性与活跃人口

上述基于手机数据的算法可以对城市的动态属性给出更为精细的刻画, 也表明过去单一的居住人口或工作人口都无法完整反映一个区域的动态情

况。文献 [24] 提出的动态活跃人口所表征的则是在特定空间上全天内所有在此活跃的人口总和, 这一概念相比于过去广泛使用的居住人口在估计人类交互活动时优越很多。举例来讲, 时代广场附近的居住人口并不多, 但这里却是北美甚至全球最活跃、繁荣的区域之一, 因为不同时段都有川流不息的人群来到之里, 所以当我们估计这个区域的人类交互活动时, 居住人口显然不是一个好的指标, 而动态活跃人口却特别适合。而且根据简·雅各布斯的洞见, 这样的动态活跃人口实则还能作为不同区域安全程度与经济前景的估计指标、以及特定街区是否足够有吸引力的衡量^[7]。那么如何来计算动态活跃人口呢? 前面介绍的手机大数据挖掘算法是一个很好的方式; 然而手机数据通常不容易获取, 如果可以获取到人口普查数据, 则可将区域内的居住人口与工作人口通过其在此地的大致活跃时间进行加权来进行近似估计^[24]。如将大伦敦地区的居住人口以及工作人口根据其在特定区域内的活跃时间进行加权得到对应区域的活跃人口之后, 发现在城市中心区域活跃人口呈现出很好的幂律分布 (图 1), 其幂指数为 $-0.3(\rho \propto r^{-0.3})$, 其中 r 为到城市中间的距离^[24,33]。活跃人口密度的幂律分布形式能够统一过去关于面积-人口规模异速律以及指数人口密度衰减之间的争论以及冲突, 因为如果人口密度的衰减是指数的, 那么对于一个半径为 R 的城市, 通过积分运算可以得出其他总人口仍然是半径 R 的指数函数, 而这样的结果无法得出总人口与近似总面积 πR^2 之间的幂函数关系 (亦即面积-人口规模异速律: $A \propto P^\beta$, 在绝大多数情况下 $\beta < 1$)^[17,24]。

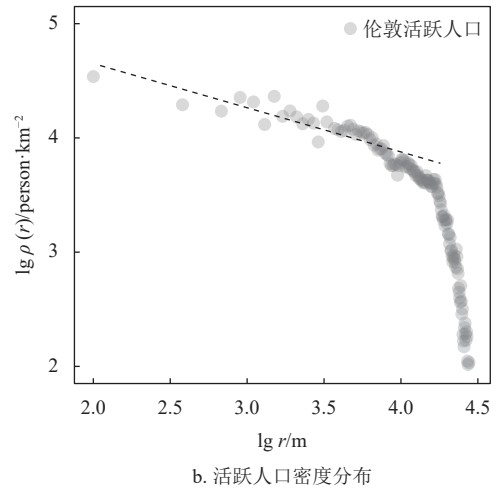
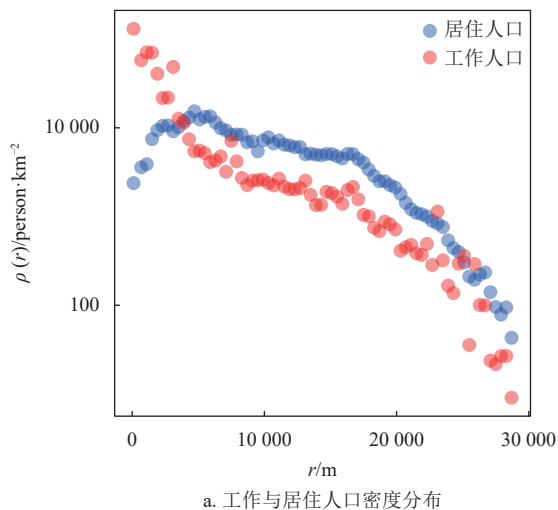
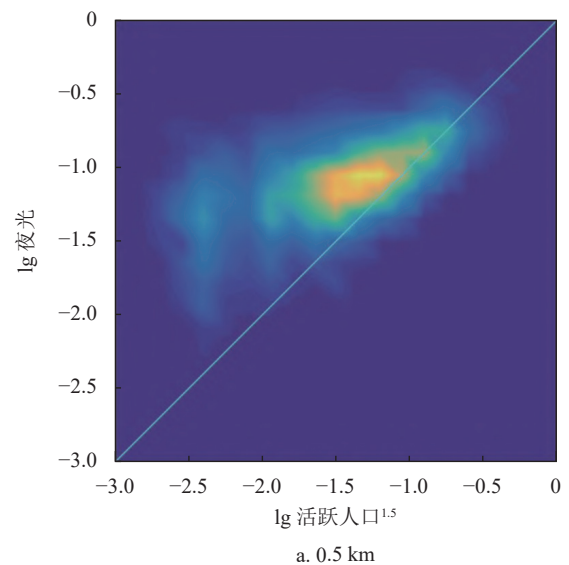


图 1 大伦敦地区的人口密度规律

对于夜光与区域经济的相关性在国内外城市都被反复验证^[103-104], 但通常是在国家或州一级较大的空间尺度上, 而活跃人口能够在较高的空间精度上对于特定区域的社会经济强度做出准确的预测。通过活跃人口估计出的交互数量^[21]与相应地块的夜光亮度呈很高的相关性 (见图 2a~2f)。虽然根据活跃人口估计交互数量仍然会受到土地用地类型的影响, 不过在各类情况下较大的活跃人口规模通常会有更高的交互强度。可以发现当活跃人口密度相对低的时候, 估计值与实际的夜光亮度值偏离较大 (见图 2a), 这很可能是郊外的道路所致, 在这样的区域中人口密度很低, 但由于各种原因道路密度却不一定很低。当空间尺度不断增大时, 这样的差异逐渐缩小, 1 km^2 是一个既能保证较高空间精度同时又能有较少偏差的尺度 (见图 2a~2f)。



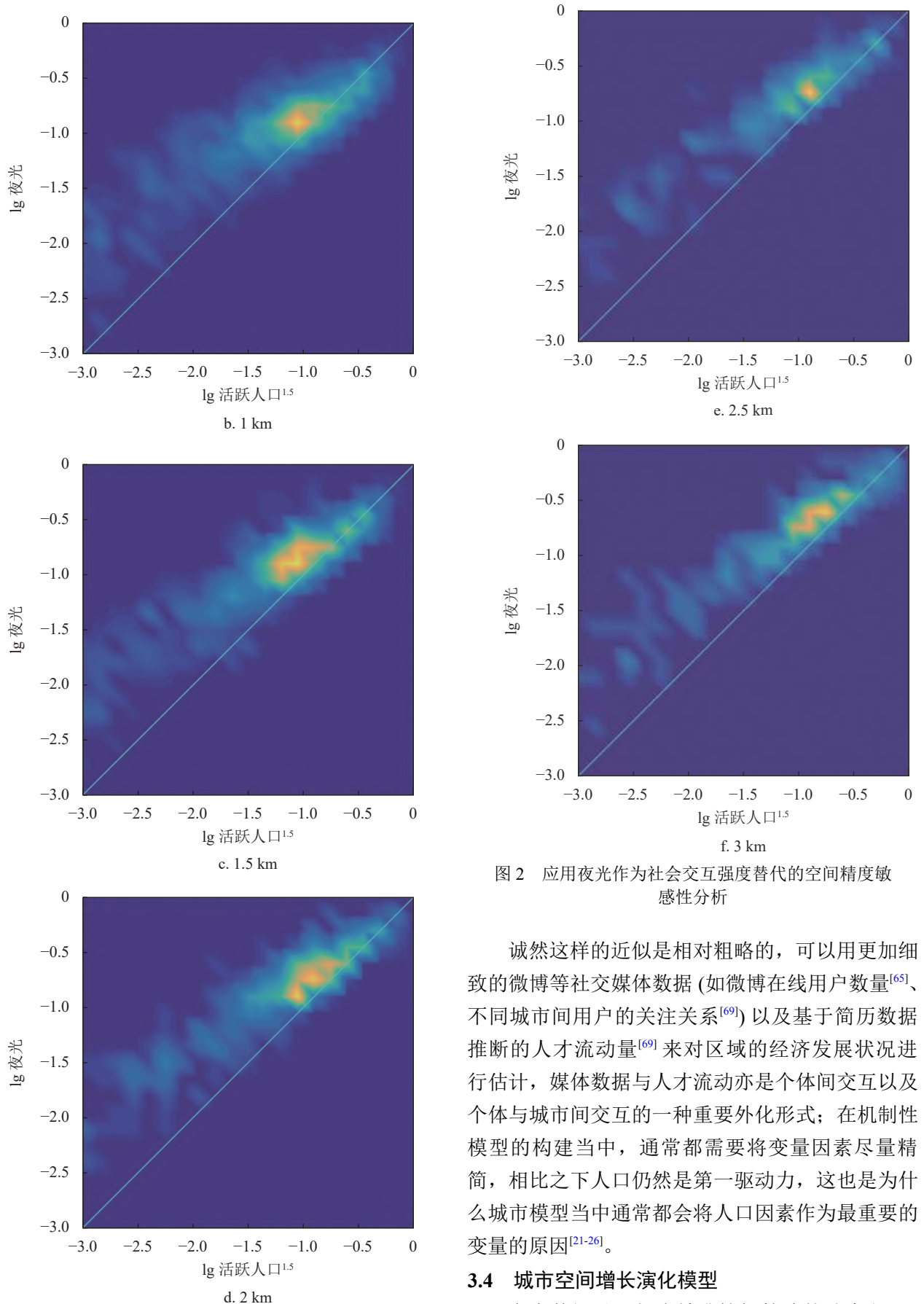


图 2 应用夜光作为社会交互强度替代的空间精度敏感性分析

诚然这样的近似是相对粗略的, 可以用更加细致的微博等社交媒体数据 (如微博在线用户数量^[65]、不同城市间用户的关注关系^[69]) 以及基于简历数据推断的人才流动量^[69] 来对区域的经济状况进行估计, 媒体数据与人才流动亦是个体间交互以及个体与城市间交互的一种重要外化形式; 在机制性模型的构建当中, 通常都需要将变量因素尽量精简, 相比之下人口仍然是第一驱动力, 这也是为什么城市模型当中通常都会将人口因素作为最重要的变量的原因^[21-26]。

3.4 城市空间增长演化模型

在大数据以及相应精准挖掘算法的助力之下,

人们对于城市空间的感知能够更加精确，能够从个体的行为挖掘入手，从复杂网络的视角关注个体间的交互行为^[47,49]，而不只是个体的各类属性，并在城市系统层面挖掘出在个体层面并不会被观察到的涌现行为，这些都得以让我们从一个更为动态、交互的视角、从不同的时间空间尺度以及城市的本质上更好地研究城市系统的各类复杂现象。如基于上述活跃人口这一概念，文献 [24] 进一步发展出一个基于个体交互的城市演化模型，通过 4 条简单的规则可以重现包括跨城市宏观标度律、城市内部的空间标度律、人口分布以及人口、道路、夜光等城市元素之间的关系^[24]。1) 空间吸引：不同地块对于新到个体的吸引力正比于当地的社会因素吸引 (在模型中通过活跃人口密度 ρ 来表征) 与自然禀赋吸引 (以参数 C 表征) 之和。2) 匹配增长：由于城市还受到空间以及各类稀缺资源的限制，所以当某个新的社区所选择的落点离现有城市太遥远时，那么它与已有城市建立连接的成本可能会很高，而且它所在区域可能也并不安全 (尤其是在古代)，所以假定这些未能与现有城市匹配上的节点将无法存活，在模型中会被移除。3) 道路生成规则：对于城市来讲，它必须要有一个基本的基础设施网络，泰森多边形划分可以进行一个粗略近似，它虽然并不能完美重现城市道路网络的各种细节，但在许多关键统计量上与真实道路网络非常贴合。4) 社会经济产出的估算规则：城市社会经济产出正比于发生在城市中的社会经济交互的数量^[21]。所有的交互都发生在路上 (因为商城与写字楼等交互空间大多也沿街建造，所以用道路密度可以大致近似交互空间的多少)，因而特定区域的社会经济产出值 $g \propto \rho l$ ，其中 ρ 是当地的人口密度， l 是道路网络密度，这里也可以发现活跃人口相较于居住人口或工作人口能够更准确地估计当地的社会经济交互数量。

根据上述 4 条简单规则，结合动态生长的解析思路，可以得出城市中活跃人口密度从城市中心到边界的分布形式为：

$$\rho(r,t) \propto r^{-\beta} (R_t^{1+\beta} - r^{1+\beta}) \approx r^{-\beta}$$

式中， $\rho(r,t)$ 是距离城市中心 r 处环形区域内的人口密度； $R(t)$ 是城市在 t 时间步时的整体半径。从图 3 可以看出模型预测结果与实证结果吻合得很好。

通过对于活跃人口进行一个简单的积分，能得到各类城市元素的空间标度律指数 (如图 4)，模型的理论预测值 (图中实线) 与真实值 (图中散点) 非

常吻合。值得注意的是，这样的空间标度律不只存在于城市内部，在更大的尺度也有类似的现象，并且存在一定的标度律阶梯^[105]。

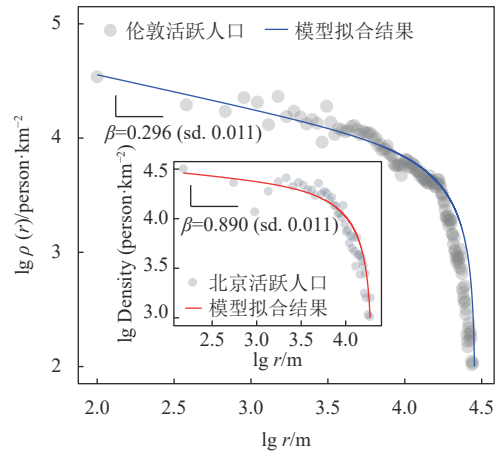
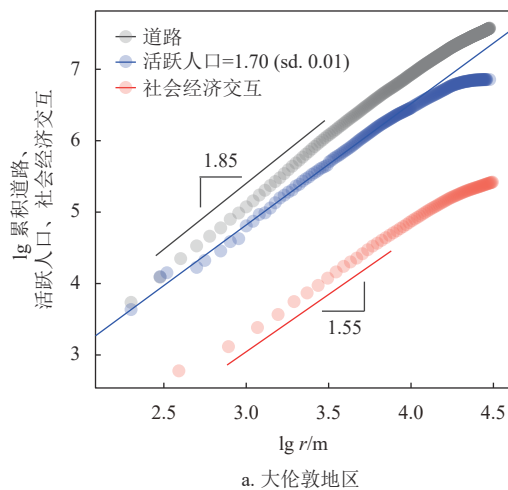
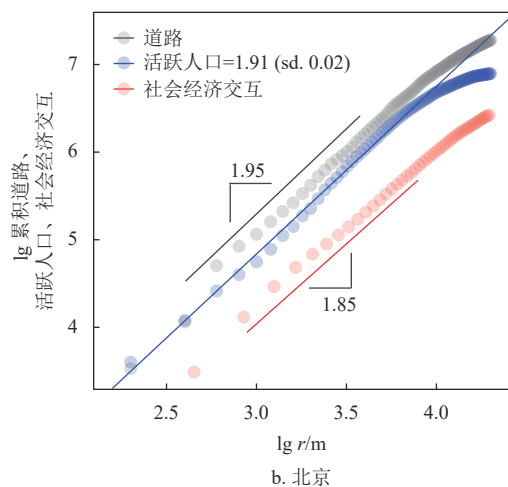


图 3 伦敦与北京 (插图) 的活跃人口密度分布^[24]



a. 大伦敦地区



b. 北京

图 4 城市内部的空间标度律^[24]

更进一步，在同样的分析框架下，将积分上限

从特定的距离 r 替换为城市半径 R 时, 就可以得到城市元素总量, 将人口的关系式代入其他方程就可以得到城市元素与人口之间的标度律。同时由于这一模型非常简单易于扩展, 除了上述所讨论的3个主要城市元素, 模型还可以用来预测房价分布、解释平均地租的宏观标度律等大家关注的社会经济问题, 并且能进一步对跨城市的宏观标度律的起源给出相应解释^[24]。另外在解析方法上, 这一模型基于城市的生长过程, 而非过去大多数模型所基于的静态全局平均场解释与均衡态。相应的一些发现在智慧城市的设计上也有一定的应用前景, 如根据动态活跃人口以及个体活动规律, 能够对于城市不同区域中的照明需求与能源消耗^[106]、充电桩的最优排布^[107]等做出更准确的估计。当能够准确估计出某地全天人流的分布时, 我们对于特定区域的能源需求才能有更准确的判断, 从而避免不必要的浪费。同时动态活跃人口与人类移动规律的研究对于城市内部应急管理 with 快速反应也具有重要意义, 当分析得到了正常情况下城市内部的人类活动特征规律, 才能够对于某些区域的异常人群聚集或突发状况有更好的探测, 并进一步制定更为合理的应急或疏散策略。

3.5 讨论

在上述研究中, 个体移动并未被显性地纳入模型当中, 而个体移动是交互的一种重要体现, 而且它有不同的空间尺度, 如城市内部的移动^[48]、城际之间^[108]甚至国际间的旅行或移民^[47,109]等, 过去多数研究只关注于一个特定的空间尺度, 而较少能在不同的空间尺度下提出统一的模型, 文献^[109]发现基于个体间的交互以及相应的拥堵效应对于所选择目的地收益的影响, 在目的地选择博弈框架下能够对上述3种不同空间尺度下的人类移动进行很好的预测, 并且可以扩展到更复杂的空间交互研究上。另外当忽略目的地的拥挤效应时, 相应模型可以对引力模型做出更现实的解释。文献^[54]则通过分析个体移动轨迹中的层级性以及相应的移动能级得以很好地解释跨尺度的人类移动, 并且对于无标度的移动距离分布与真实城市中有意义的空间尺度(如楼宇、街区、街道、区等)之间的内在矛盾给出了很好的解释^[54]。

不同空间尺度下的人类移动交互共同塑造着城市的演化, 一个大城市的生长, 可能会对对应着某些其他城市或乡村的收缩; 而一个城市的吸引力或宜

居性, 也很可能可以通过城市内部个体移动的层级性等各种指标得到反映^[110]。较强的社会交互以及个体移动的长程记忆效应是产生出城市分形形态的两个重要机制, 同时也是城市生长的重要机制^[111]。

此外, 过去大多城市研究都基于地理空间, 而在如今日益网络化的时代, 基于网络拓扑空间的分析往往更能揭示真实系统中的各类复杂过程与动力学。如相比于基于地理空间的各类度量(如城市间的直线距离、边界接壤的长度等), 在基于人才流动流量构建网络拓扑空间上, 可以更准确地分析高新技术产业的空间溢出效应, 也就是说现在两个看似地理上相隔遥远的城市, 它们实际的联系与交互是很强的, 它们的关系也是很近的^[68]。如北京和上海虽相隔数千里, 但由于高铁与航空网络的建设, 两城之间的交互作用远比北京和张家口某小山村的交互强度要大很多, 虽然相比之下后者之间的空间距离很短只有百余公里。

4 结束语

目前大多数数据驱动的系统模型只强调了城市的自组织特性, 但城市演化过程中行政力量的影响也是不可忽视的, 如拿破仑时代奥斯曼对巴黎的规划与整改^[112]、古亚历山大城的建立^[11,29]等众多案例。当然更重要的是, 这样的自上而下的规划的力量与个体的自组织变化, 其周期以及影响也是非常不同, 而这都有待进一步研究。另外许多城市模型中人口的增长是外生性的, 但在实际情况中, 人口的增长是内生性的, 即使是跨国的人口迁徙如果放在一个更大规模的系统下它也是仍是内生性的而非凭空而来。近期也有一些研究发现个体城市的生长轨迹与标度律的预测会存在偏移^[113-114], 而这很可能是由于多个城市之间相互的耦合影响所导致的, 所以未来将人口的增长与死亡、以及城市间人口的迁徙考虑进去之后, 可以有一个更为精确的多城市共演化模型。而且城市生长过程中不只有有形的地理上的扩张, 它更是一个结构与功能互相耦合演化的过程, 除去物理空间上的生长, 实则还有一些相对无形的网络结构在不断生长(如供水系统、食品供输网络、物流网络等等)以实现越来越复杂的功能、满足人类的需求; “罗马不是一天建成的”, 其所建造的也不仅仅局限在地理空间上, 从商业的角度罗马在“消费着全世界”^[11]——西班牙的鱼干、波斯的胡桃木、高卢的酒、从各个国家涌入的伶人巧匠和珍奇异兽, 这些有形的物质与看似无形

的网络共同支撑着城市的正常运作,未来如何借力于大数据、复杂网络和系统科学的研究方法对城市进行更为全面而深入的分析与建模将具有重要的研究意义。对于城市的设计也须要基于其客观规律,不符合人类活动物理规律的设计,终究会是一种不够合理的构想,这也是复杂性科学与系统科学未来在城市研究与设计方面能够发挥作用的地方。

未来控制科学与基于复杂网络的优化算法将会进一步助力智慧城市的真正落地^[115-118]。在自动驾驶完全普及之后,将要消失的并不会是道路上滚滚的车流,而是停在街口巷尾数量惊人的空车、以及城市内部很大比例的停车场空间。这些空间在未来都可以成为新的居住空间、休闲与交互空间对于城市空间转换与更新理论的研究方向。

随着通信技术、交通技术、能源技术以及人工智能领域的进一步发展,城市很可能会呈现出完全不同的形态。然而可以肯定的是,真正不灭且一直延续下来的,是承载于空间(未必局限于地理空间)之上的人类交互活动、人类对于生存与生活的需求以及因而带来的各种结果,从某种意义上讲,现在的城市更像是人类需求与交互的一种外化形式。

进一步深入理解并把握城市的本质,从更为系统科学的视角看待复杂城市系统将会对未来城市的发展具有重要的理论意义与实际价值。

参 考 文 献

- [1] DOBBS R, SMIT S, REMES J, et al. Urban world: Mapping the economic power of cities[M]. New York: McKinsey Global Institute, 2011.
- [2] ROTHWELL J. Patenting prosperity: Invention and economic performance in the united states and its metropolitan areas[M]. Washington: Brookings, 2013.
- [3] WEST G B. Scale: The universal laws of growth, innovation, sustainability, and the pace of life in organisms, cities, economies, and companies[M]. London: Penguin, 2017.
- [4] GLAESER E. Cities, agglomeration, and spatial equilibrium[M]. Oxford: Oxford University Press, 2008.
- [5] GLAESER E. Cities, productivity, and quality of life[J]. *Science*, 2011, 333(6042): 592-594.
- [6] HOWARD E. Garden cities of to-morrow[M]. Bronchium: Library of Alexandria, 1898.
- [7] JACOBS J. The death and life of great American cities[M]. New York: Random House LLC, 1961.
- [8] ALONSO W. Location and land use: Toward a general theory of land rent[M]. Cambridge: Harvard University Press, 1964.
- [9] MILLS E S. An aggregative model of resource allocation in a metropolitan area[J]. *The American Economic Review*, 1967, 57(2): 197-210.
- [10] MUTH R. Cities and housing: the spatial patterns of urban residential land use[M]. Chicago: University of Chicago Press, 1969.
- [11] KOTKIN J. The city: A global history[M]. New York: Random House Digital, 2006.
- [12] 刘海猛, 方创琳, 李咏红. 城镇化与生态环境“耦合魔方”的基本概念及框架[J]. *地理学报*, 2019, 74(8): 1489-1507.
LIU H M, FANG C L, LI Y H. The coupled human and natural cube: A conceptual framework for analyzing urbanization and eco-environment interactions[J]. *Acta Geographica Sinica*, 2019, 74(8): 1489-1507.
- [13] ROWLAND I D, HOWE T N. Vitruvius: Ten books on architecture[M]. Cambridge: Cambridge University Press, 2001.
- [14] MUMFORD L. The city in history: Its origins, its transformations, and its prospects[M]. Boston: Houghton Mifflin Harcourt, 1961.
- [15] HAMMOND M. The city in the ancient world[M]. Cambridge: Harvard University Press, 1972.
- [16] HALL P G. Cities in civilization[M]. New York: Phoenix Giant, 1998.
- [17] BATTY M, KIM K S. Form follows function: Reformulating urban population density functions[J]. *Urban Studies*, 1992, 29(7): 1043-1069.
- [18] BATTY M, LONGLEY P A. Fractal cities: A geometry of form and function[M]. Cambridge: Academic Press, 1994.
- [19] GABAIX X. Zipf's law for cities: An explanation[J]. *Quarterly Journal of Economics*, 1999, 114(3): 739-767.
- [20] BETTENCOURT L M A, LOBO J, HELBING D, et al. Growth, innovation, scaling, and the pace of life in cities[J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 2007, 104(17): 7301-7306.
- [21] BETTENCOURT L M A. The origins of scaling in cities[J]. *Science*, 2013, 340(6139): 1438-1441.
- [22] GOMEZ-LIEVANO A, PATTERSON-LOMBA O, HAUSMANN R. Explaining the prevalence, scaling and variance of urban phenomena[J]. *Nature Human Behaviour*, 2016, 1: 0012.
- [23] KEUSCHNIGG M, MUTGAN S, HEDSTRÖM P. Urban scaling and the regional divide[J]. *Science Advances*, 2019, 5: eaav0042.
- [24] LI R, DONG L, ZHANG J, et al. Simple spatial scaling rules behind complex cities[J]. *Nature Communications*, 2017, 8: 1841.
- [25] 龚健雅, 许刚, 焦利民, 等. 城市标度律及应用[J]. *地理学报*, 2021, 76(2): 251-260.
GONG J Y, XU G, JIAO L M, et al. Urban scaling law and its application[J]. *Acta Geographica Sinica*, 2021, 76(2): 251-260.
- [26] MAKSE H A, HAVLIN S, STANLEY H E. Modelling urban growth[J]. *Nature*, 1995, 377: 19.
- [27] BARTHÉLEMY M, FLAMMINI A. Modeling urban street patterns[J]. *Physical Review Letters*. 2008, 100(13): 138702.

- [28] SCOTT A J, STORPER M. The nature of cities: The scope and limits of urban theory[J]. *International Journal of Urban and Regional Research*, 2015, 39(1): 1-15.
- [29] GRANT M. The ancient Mediterranean[M]. New York: Scribner, 1969.
- [30] BATTY M, LONGLEY P, FOTHERINGHAM S. Urban growth and form: scaling, fractal geometry, and diffusion-limited aggregation[J]. *Environment and Planning A*, 1989, 21(11): 1447-1472.
- [31] BATTY M. Cities as fractals: Simulating growth and form[C]//Proceedings of Fractals and Chaos. [S.l.]: Springer, 1991: 43-69.
- [32] SHEN G. Fractal dimension and fractal growth of urbanized areas[J]. *International Journal of Geographical Information Science*, 2002, 16(5): 419-437.
- [33] LI R, DONG L, WANG X, et al. The geometric origins of complex cities[C]//Proceedings of ECCS. [S.l.]: [s.n.], 2016, 5: 45-57.
- [34] MOLINERO C, THURNER S. How the geometry of cities determines urban scaling laws[J]. *Journal of the Royal Society Interface*. 2021, 18(176): 20200705.
- [35] 武进. 中国城市形态: 结构, 特征及其演变[M]. 南京: 江苏科学技术出版社, 1990.
WU J. Urban form in China: Structure, characteristics and evolution[M]. Nanjing: Jiangsu Science and Technology Press, 1990.
- [36] 顾朝林, 甄峰, 张京祥. 集聚与扩散: 城市空间结构新论[M]. 南京: 东南大学出版社, 2000.
GU C L, ZHEN F, ZHANG J X. Agglomeration and diffusion: A new study on urban spatial structure[M]. Nanjing: Southeast University Press, 2000.
- [37] WITTEN JR T A, SANDER L M. Diffusion-Limited aggregation, a kinetic critical phenomenon[J]. *Physical Review Letters*, 1981, 47(19): 1400.
- [38] BATTY M. Generating urban forms from diffusive growth[J]. *Environment and Planning A*, 1991, 23(4): 511-544.
- [39] CLARK C. Urban population densities[J]. *Journal of the Royal Statistical Society A*, 1951, 114(4): 490-496.
- [40] SMEED R J. The traffic problem in towns[M]. Manchester: Manchester Statistical Society, 1961.
- [41] NORDBECK S. Urban allometric growth[J]. *Geografiska Annaler: Series B, Human Geography*, 1971, 53(1): 54-67.
- [42] LONGLEY P A, BATTY M, SHEPHERD J. The size, shape and dimension of urban settlements[J]. *Transactions of the Institute of British Geographers*, 1991, 16(1): 75-94.
- [43] ROZENFELD H N, RYBSKI D, GABAIX X, et al. The area and population of cities: New insights from a different perspective on cities[J]. *American Economic Review*, 2011, 101(5): 2205-25.
- [44] LOUF R, BARTHELEMY M. How congestion shapes cities: From mobility patterns to scaling[J]. *Scientific Reports*, 2014, 4: 5561.
- [45] JIANG B, YIN J, LIU Q. Zipf's law for all the natural cities around the world[J]. *International Journal of Geographical Information Science*, 2015, 29(3): 498-522.
- [46] LIU C, YANG Y, CHEN B, et al. Revealing spatio-temporal interaction patterns behind complex cities [EB/OL]. [2022-02-16]. <https://arxiv.org/abs/2201.02117>.
- [47] 闫小勇. 超越引力定律——空间交互和出行分布预测理论与方法[M]. 北京: 科学出版社, 2019.
YAN X Y. Beyond the law of gravitation: Spatial interaction and predictive theories and methods for trip distribution [M]. Beijing: Science Press, 2019.
- [48] LI R, GAO S, LUO A, et al. Gravity model in dockless bike-sharing systems within cities[J]. *Physical Review E*, 2021, 103: 012312.
- [49] 狄增如, 李睿琪. 挖掘复杂系统的普适规律. 系统科学进展 (第2卷)[M]. 北京: 科学出版社, 2019, 3: 26-40.
DI Z R, LI R Q. Mining universal laws behind complex systems. *Advances in Systems Science (vol. 2)*[M]. Beijing: Science Press, 2019, 3: 26-40.
- [50] LI R, LU L, GU W, et al. Assessing the attraction of cities on venture capital from a scaling law perspective[J]. *IEEE Access*, 2021, 9: 48052-48063.
- [51] UM J, SON S W, LEE S I, et al. Scaling laws between population and facility densities[J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences*. 2009, 106(34): 14236-40.
- [52] BALLAND P A, JARA-FIGUEROA C, PETRALIA S G, et al. Complex economic activities concentrate in large cities[J]. *Nature Human Behaviour*. 2020, 4(3): 248-54.
- [53] GONZALEZ M C, HIDALGO C A, BARABASI A L. Understanding individual human mobility patterns[J]. *Nature*, 2008, 453(7196): 779-782.
- [54] ALESSANDRETTI L, ASLAK U, LEHMANN S. The scales of human mobility[J]. *Nature*. 2020, 587(7834): 402.
- [55] SCHLÄPFER M, DONG L, O'KEEFFE K, et al. The universal visitation law of human mobility[J]. *Nature*. 2021, 593(7860): 522.
- [56] Open Street Map. Road networks[EB/OL]. [2022-02-16]. <https://www.openstreetmap.org>.
- [57] TÓTH G, WACHS J, CLEMENTE D R, et al. Inequality is rising where social network segregation interacts with urban topology[J]. *Nature Communications*. 2021, 12: 1143.
- [58] HUANG J, LEVINSON D, WANG J, et al. Tracking job and housing dynamics with smartcard data[J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences*. 2018, 115(50): 12710-12715.
- [59] ZHENG Y, XIE X. Learning travel recommendations from user-generated GPS traces[J]. *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology (TIST)*, 2011, 2(1): 2.
- [60] WorldPop. Population density[EB/OL]. [2022-02-16]. <https://www.worldpop.org>.
- [61] NOAA. VIIRS DNB Nightly Mosaic[EB/OL]. [2022-02-16]. <https://www.ngdc.noaa.gov/eog/viirs>.
- [62] LI R, LUO A, FAN S, et al. Emergence of scaling in dockless bike-sharing systems[EB/OL]. [2022-02-16]. <https://arxiv.org/abs/2202.06352>.
- [63] QIU X, GAO T, YANG Y, et al. Understanding urban congestion with biking traffic and routing detour ratio [EB/OL]. [2022-02-16]. <https://arxiv.org/abs/2205.08118>.
- [64] GAO T, XU Z, LIU C, et al. Quantifying relation between

- mobility patterns and socioeconomic status of dockless sharing-bike users[EB/OL]. [2022-02-16]. <https://arxiv.org/abs/2204.03894>.
- [65] LIU J H, WANG J, SHAO J, et al. Online social activity reflects economic status[J]. *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*. 2016, 457: 581-9.
- [66] JIN C, SONG C, BJELLAND J, et al. Emergence of scaling in complex substitutive systems[J]. *Nature Human Behaviour*. 2019, 3(8): 837-46.
- [67] CLEMENTE D R, LUENGO-OROZ M, TRAVIZANO M, et al. Sequences of purchases in credit card data reveal lifestyles in urban populations[J]. *Nature Communications*. 2018, 9: 3330.
- [68] WANG C, WANG L, XUE Y, et al. Revealing spatial spillover effect in high-tech industry agglomeration from a high-skilled labor flow network perspective[J]. *Journal of Systems Science and Complexity*, 2022, 35(3): 839-859.
- [69] WANG J, GAO J, LIU J H, et al. Regional economic status inference from information flow and talent mobility[J]. *EPL (Europhysics Letters)*. 2019, 125(6): 68002.
- [70] GAO J, JUN B, PENTLAND A S, et al. Spillovers across industries and regions in China's regional economic diversification[J]. *Regional Studies*. 2021, 55(7): 1311-26.
- [71] ZHOU T. Representative methods of computational socioeconomics[J]. *Journal of Physics: Complexity*. 2021, 2(3): 031002.
- [72] GAO J, ZHANG Y C, ZHOU T. Computational socioeconomics[J]. *Physics Reports*. 2019, 817: 1-04.
- [73] DEVILLE P, LINARD C, MARTIN S, et al. Dynamic population mapping using mobile phone data[J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 2014, 111(45): 15888-15893.
- [74] LLORENTE A, GARCIA-HERRANZ M, CEBRIAN M, et al. Social media fingerprints of unemployment[J]. *PLoS One*, 2015, 10(5): e0128692.
- [75] ZHOU J, MURPHY E, LONG Y. Commuting efficiency in the Beijing metropolitan area: an exploration combining smartcard and travel survey data[J]. *Journal of Transport Geography*, 2014, 41: 175-183.
- [76] ALEX PENTLAND S. *Social physics: How good ideas spread-the lessons from a new science*[M]. London: Penguin, 2014.
- [77] THOMAS LOUAIL T, MAXIME LENORMAND M, ROS O G C, et al. From mobile phone data to the spatial structure of cities[J]. *Scientific Reports*, 2014, 4: 5276.
- [78] SONG C, QU Z, BLUMM N, et al. Limits of predictability in human mobility[J]. *Science*, 2010, 327(5968): 1018-1021.
- [79] DONG L, LI R, ZHANG J, et al. Population-Weighted efficiency in transportation networks[J]. *Scientific Reports*, 2016, 6: 26377.
- [80] COLAK C, ALEXANDER L P, ALVIM B G, et al. Analyzing cell phone location data for urban travel: current methods, limitations, and opportunities[J]. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, 2015(2526): 126-135.
- [81] COLAK S, LIMA A, GONZÁLEZ M C. Understanding congested travel in urban areas[J]. *Nature Communications*, 2016, 7: 10793.
- [82] TOOLE J L, COLAK S, STURT B, et al. The path most traveled: travel demand estimation using big data resources[J]. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 2015, 58: 162-177.
- [83] 王璞, 黄智仁, 龚航. 大数据时代的交通工程[J]. *电子科技大学学报*, 2013, 42(6): 806-816.
WANG P, HUANG Z R, GONG H. Transportation engineering in the big data era[J]. *Journal of University of Electronic Science and Technology of China*, 2013, 42(6): 806-816.
- [84] LI R, WANG W, DI Z. Effects of human dynamics on epidemic spreading in Côte d'Ivoire[J]. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 2017, 467: 30-40.
- [85] WESOŁOWSKI A, QURESHI T, BONI M F, et al. Impact of human mobility on the emergence of dengue epidemics in Pakistan[J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 2015, 112(38): 11887-11892.
- [86] BROCKMANN D, DAVID V, GALLARDO A M. Human mobility and spatial disease dynamics[J]. *Reviews of Nonlinear Dynamics and Complexity*, 2009, 2: 1-24.
- [87] 李睿琪, 唐明, 许伯铭. 多关系网络上的流行病传播动力学研究[J]. *物理学报*, 2013, 62(16): 168903.
LI R Q, TANG M, HUI P M. Epidemic spreading on multi-relational networks[J]. *Acta Physica Sinica*, 2013, 62(16): 168903.
- [88] 李睿琪, 王伟, 杨慧, 等. 复杂网络上流行病传播动力学的爆发阈值解析综述[J]. *复杂系统与复杂性科学*, 2016, 13(1): 1-39.
LI R Q, WANG W, YANG H, et al. Review of threshold theoretical analysis about epidemic spreading dynamics[J]. *Complex Networks. Complex Systems and Complexity Science*, 2016, 13(1): 1-39.
- [89] LI R, RICHMOND P, ROEHNER B M. Effect of population density on epidemics[J]. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 2018, 510: 713-724.
- [90] SONG C, KOREN T, WANG P, et al. Modelling the scaling properties of human mobility[J]. *Nature Physics*, 2010, 6(10): 818-23.
- [91] JIANG S, YANG Y, GUPTA S, et al. The TimeGeo modeling framework for urban mobility without travel surveys[J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 2016, 113(37): E5370-8.
- [92] MORO E, CALACCI D, DONG X, et al. Mobility patterns are associated with experienced income segregation in large us cities[J]. *Nature Communications*. 2021, 12: 4633.
- [93] LIAN D, XIE X, ZHANG F, et al. Mining location-based social networks: A predictive perspective[J]. *IEEE Data Engineering Bulletin*, 2015, 38(2): 35-46.
- [94] ZHAO C, ZENG A, YEUNG C H. Characteristics of human mobility patterns revealed by high-frequency cell-phone position data[J]. *EPJ Data Science*, 2021: 10(1): 5.
- [95] GUTTMAN A. R-trees: A dynamic index structure for

- spatial searching[C]//Proceedings of the 1984 ACM SIGMOD International Conference on Management of Data. [S.l.]: ACM, 1984, 47-57.
- [96] XU Y, LI R, JIANG S, et al. Clearer skies in Beijing - revealing the impacts of traffic on the predictability of air quality[C]//Transportation Research Board (TRB) 96th Annual Meeting. [S.l.]: [s.n.], 2017, 17: 05211.
- [97] JIANG S, FIORE G, YANG Y, et al. A review of urban computing for mobile phone traces: current methods, challenges and opportunities[C]//Proceedings of The 2nd ACM SIGKDD International Workshop on Urban Computing (UrbComp 2013). [S.l.]: ACM, 2013: DOI: 10.1145/2505821.2505828
- [98] XU Y, JIANG S, LI R, et al. Unraveling environmental justice in ambient pm2.5 exposure in Beijing: A big data approach[J]. *Computers, Environment and Urban Systems*, 2019, 75: 12-21.
- [99] ALEXANDER L, JIANG S, MURGA M, et al. Origin-Destination trips by purpose and time of day inferred from mobile phone data[J]. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*. 2015, 58: 240-50.
- [100] LIU Q H, ZHANG J, PENG C, et al. Model-Based evaluation of alternative reactive class closure strategies against COVID-19[J]. *Nature Communications*. 2022, 13: 322.
- [101] JIA J S, LU X, YUAN Y, et al. Population flow drives spatio-temporal distribution of COVID-19 in China[J]. *Nature*, 2020, 582(7812): 389-94.
- [102] TAN S, LAI S, FANG F, et al. Mobility in China, 2020: A tale of four phases[J]. *National Science Review*. 2021, 8(11): nwab148.
- [103] CHEN X, NORDHAUS W D. Using luminosity data as a proxy for economic statistics[J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 2011, 108(21): 8589-8594.
- [104] 龙玉清, 陈彦光. 基于灯光数据的京津冀城市多标度异速分析[J]. *地理科学进展*, 2019, 38(1): 88-100.
LONG Y Q, CHEN Y G. Multi-Scaling allometric analysis of the Beijing-Tianjin-Hebei urban system based on nighttime light data[J]. *Progress in Geography*, 2019, 38(1): 88-100.
- [105] MA Q, WU J, HE C, et al. Spatial scaling of urban impervious surfaces across evolving landscapes: from cities to urban regions[J]. *Landscape and Urban Planning*, 2018, 175: 50-61.
- [106] BARBOUR E, DAVILA C C, GUPTA S, et al. Planning for sustainable cities by estimating building occupancy with mobile phones[J]. *Nature Communications*. 2019, 10: 3736.
- [107] XU Y, ÇOLAK S, KARA E C, et al. Planning for electric vehicle needs by coupling charging profiles with urban mobility[J]. *Nature Energy*, 2018, 3(6): 484-93.
- [108] YAN X Y, WANG W X, GAO Z Y, et al. Universal model of individual and population mobility on diverse spatial scales[J]. *Nature Communications*, 2017, 8: 1639.
- [109] YAN X Y, ZHOU T. Destination choice game: A spatial interaction theory on human mobility[J]. *Scientific Reports*, 2019, 9: 9466.
- [110] BASSOLAS A, BARBOSA-FILHO H, DICKINSON B, et al. Hierarchical organization of urban mobility and its connection with city livability[J]. *Nature Communications*, 2019, 10: 4817.
- [111] XU F, LI Y, JIN D, et al. Emergence of urban growth patterns from human mobility behavior[J]. *Nature Computational Science*, 2021, 1(12): 791-800.
- [112] BARTHELEMY M, BORDIN P, BERESTYCKI H, et al. Self-Organization versus top-down planning in the evolution of a city[J]. *Scientific Reports*, 2013, 3: 2153.
- [113] DEBERSIN J, BARTHELEMY M. From global scaling to the dynamics of individual cities[J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 2018, 115(10): 2317-2322.
- [114] XU G, ZHOU Z, JIAO L, et al. Cross-Sectional urban scaling fails in predicting temporal growth of cities [EB/OL]. [2022-02-16]. <https://arxiv.org/abs/1910.06732>.
- [115] VAZIFEH M M, SANTI P, RESTA G, et al. Addressing the minimum fleet problem in on-demand urban mobility[J]. *Nature*, 2018, 557(7706): 534-8.
- [116] SUN X, CASSANDRAS C G, MENG X. Exploiting submodularity to quantify near-optimality in multi-agent coverage problems[J]. *Automatica*, 2019, 100: 349-359.
- [117] SUN X, CASSANDRAS C G. Optimal dynamic formation control of multi-agent systems in constrained environments[J]. *Automatica*, 2016, 73: 169-179.
- [118] FLECK J L, CASSANDRAS C G, GENG Y. Adaptive quasi-dynamic traffic light control[J]. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2016, 24(3): 830-842.

编辑 蒋晓