

12-12-2019

A Review of Modeling Human Travel and Social Contacts for Public Health Management

Duan Wei

College of Systems Engineering, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China;

Guo Gang

College of Systems Engineering, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China;

Bin Chen

College of Systems Engineering, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China;

Duan Hong

College of Systems Engineering, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China;

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the Artificial Intelligence and Robotics Commons, Computer Engineering Commons, Numerical Analysis and Scientific Computing Commons, Operations Research, Systems Engineering and Industrial Engineering Commons, and the Systems Science Commons

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

A Review of Modeling Human Travel and Social Contacts for Public Health Management

Abstract

Abstract: It is significant to understand the patterns of human mobility and social contacts for epidemic prevention and control. This paper analyses the regularities and the statistical properties of human behaviors at the perspective of human dynamics. *Various models of human mobility and social contacts are comparatively investigated*, including Brownian movement, random walks, spatial network, Motifs, bipartite graph model, gravity models, contact rate, the distribution of daily contact number, social networks, etc. *The models of human behavior changes in the course of epidemic outbreak are also analyzed. The challenges of modeling human mobility and social contacts are discussed.* The models discussed are the foundation of studying epidemic prevention and control in the field of public health emergency management.

Keywords

human dynamics, spatial mobility, contact patterns, public health, emergency management

Recommended Citation

Duan Wei, Guo Gang, Chen Bin, Duan Hong. A Review of Modeling Human Travel and Social Contacts for Public Health Management[J]. Journal of System Simulation, 2019, 31(10): 1970-1982.

面向公共卫生的人类空间移动与接触行为模型

段伟, 郭刚, 陈彬, 段红

(国防科技大学系统工程学院, 湖南 长沙 410073)

摘要: 理解人类空间移动和接触行为对于疾病预防与控制至关重要。从人类动力学角度分析人类行为规律及其物理统计特征, 分别对比研究各种人类空间移动与接触行为模型, 包括: 布朗运动、随机游走、空间网络、图案(Motifs)模型、二部图模型、引力(Gravity)模型、接触频率、接触次数分布、社会网络等, 分析流行病暴发过程中人类空间移动与接触行为变化模型, 论述人类空间移动与接触行为建模面临的难题。为面向公共卫生应急管理的疾病传播预防与控制措施研究提供模型基础。

关键词: 人类动力学; 空间移动; 接触模式; 公共卫生; 应急管理

中图分类号: TP391.9

文献标识码: A

文章编号: 1004-731X(2019)10-1970-13

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.19-0516

A Review of Modeling Human Travel and Social Contacts for Public Health Management

Duan Wei, Guo Gang, Chen Bin, Duan Hong

(College of Systems Engineering, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

Abstract: It is significant to understand the patterns of human mobility and social contacts for epidemic prevention and control. This paper analyses the regularities and the statistical properties of human behaviors at the perspective of human dynamics. Various models of human mobility and social contacts are comparatively investigated, including Brownian movement, random walks, spatial network, Motifs, bipartite graph model, gravity models, contact rate, the distribution of daily contact number, social networks, etc. The models of human behavior changes in the course of epidemic outbreak are also analyzed. The challenges of modeling human mobility and social contacts are discussed. The models discussed are the foundation of studying epidemic prevention and control in the field of public health emergency management.

Keywords: human dynamics; spatial mobility; contact patterns; public health; emergency management

引言

人类空间移动与接触行为是隐藏在复杂疾病传播现象背后的驱动力。理解人类空间移动与接触行为规律对于疾病预防与控制至关重要。为了定量

化地研究人类的空间移动与社会交互, 人们采用移动电话、可穿戴设备、互联网应用程序、日记、电话采访等多种方法, 采集与时间和空间相关联的人类行为和活动数据。例如: 采用美国国内的纸币流通数据来量化地评估人类出行轨迹^[1]。人们的移动电话的通话和短信数据可用来研究人类空间移动轨迹^[2]。全球定位系统(Global Position Service, GPS)可作为监控和分析人类空间移动的重要方法^[3]。基于日记的社会接触行为调查方法用于研究欧洲 8 个国家的居民接触行为模式^[4]。射频



收稿日期: 2019-09-01 修回日期: 2019-09-09;
基金项目: 国家自然科学基金(61673388, 61503402);
作者简介: 段伟(1983-), 男, 云南蒙自, 博士, 副教授, 研究方向为复杂社会系统建模与仿真、复杂网络、疾病传播模; 郭刚(1978-), 男, 河南邓州, 博士, 副教授, 研究方向为复杂系统建模仿真、环境建模仿真、传播扩散模型。

<http://www.china-simulation.com>

• 1970 •

识别设备(Radio Frequency Identification Devices, RFID)作为近距离感知技术用于采集小学生之间接触行为数据^[5]。微博应用程序可以从用户发布的带有位置信息的微博文本中提取高精度的定位数据,以研究人类空间移动轨迹,以及不同城市间的人口流动^[6]。

借助以上人类行为大数据可以揭示人的空间移动和社会接触行为机制与模式,并帮助科学家们建立人类空间移动和接触行为模型。然而,以上的研究仅仅从统计物理学的角度,关注人类空间移动和接触行为的统计特性,例如:位移、运动半径、活动的时间间隔、接触行为次数等。

为了在流行病的数学模型或计算模型中建立人类空间移动和接触行为的模型描述,人们采用了多种建模方法^[7]。在基于微分方程的仓室模型中人群根据健康状态进行分组,例如:易感状态、潜伏状态、感染状态和康复状态。人群被假设为混合均匀的,即人与人之间都是可以接触的,且接触机会相等^[8]。人群之间的接触次数描述为一个模型参数,即接触频率。在复杂网络传播模型中人群结构根据网络拓扑结构进行定义^[9]。人群交互概率可依据网络节点连接度或者网络连边权重比例关系^[10-11]。基于 agent 的疾病传播模型具有实现个体属性和行为的异质性描述,以及融合流行病传播的随机特性的优势,可以对人的空间移动和接触行为进行更加详细的描述^[12]。为了研究人类空间移动对疾病扩散的作用,人们采用空间网络(Spatial Networks)来描述人群出行模式。元人口模型(Meta-population model)是一种研究疾病空间传播的典型方法^[13]。人群将根据地理区域或城市进行更进一步分组,其空间移动采用空间网络进行描述。相同分组内的疾病动态演化过程依然采用微分方程模型进行描述。

在以上疾病传播建模方法中采用各种人类空间移动与接触行为模型。有的模型从个体层次上建立空间移动与接触行为描述;有的模型从群体层次上建立空间移动与接触行为描述;有的模型关注长

距离范围内空间移动;有的模型关注短距离范围内空间移动;有的模型研究人类的近距离面对面接触行为;有的模型研究人的性接触行为;有的模型聚焦于人类行为变化机制与模型的研究等。

1 人类行为动力学模型

大量的研究工作关注于人类动力学、人类空间移动行为和社会接触行为,为疾病传播模型中人的空间移动和接触行为描述提供了帮助。建立人类行为模型时可以借鉴人类行为统计规律,从大规模人类行为统计数据中拟合和分析模型参数,保证人类行为模型的仿真结果在统计规律上与经验数据一致^[14]。人类的行为特征传统近似为一个泊松分布的稳态随机过程,即在任意时间区间 $[t, t + \Delta t]$ 内,人类行为发生次数服从均值为 $\lambda \Delta t$ 的泊松分布

$$p(N(t + \Delta t) - N(t) = n) = e^{-\lambda \Delta t} \frac{(\lambda \Delta t)^n}{n!} \quad (1)$$

式中: $N(t)$ 是在时间区间 $[t_0, t]$ 内行为发生的累计次数; t_0 是初始时间; $\Delta t \geq 0$ 是时间区间长度; λ 是泊松过程的速率参数; n 是时间区间 $[t, t + \Delta t]$ 内行为发生次数。泊松分布的均值和方差均为 $\lambda \Delta t$, 因此泊松过程近似使得人类行为时间统计特征具有均匀性,相连 2 个行为发生时间间隔发生较大偏离的概率较小。

然而,近年来大量的人类行为实证数据统计揭示了人类行为的非泊松特性,即长时间的静默和短时间内的高频率爆发。Barabási 通过电子邮件通信数据分析,证实了人类行为活动时间的非泊松统计特性,并认为引起该现象的主要原因是基于决策的排队过程^[15]。Vázquez 等采用排队模型描述人类行为,并表明人群个体的任务等待时间服从指数通常为 1 或者 1.5 的幂率分布^[16]

$$P(\tau) \approx \tau^{-\alpha} \quad (2)$$

韩筱璞等提出了一种兴趣调节模型,以模拟人类行为活动模式,并表明事件的间隔时间分布服从指数为 1 的幂率分布^[17]。兴趣调节机制模型假设:

(1) 对于某种行为,当执行一次行为时,将改

变下一次执行该行为的概率;

(2) 行为的时间间隔存在两个阈值, 间隔过小或过大, 将会改变行为的概率变化趋势, 即: 如果连续两次执行行为的时间间隔过小, 则执行该行为的概率以固定比例减小, 反之概率以相反比例增大。

假设 t 时刻某行为发生的概率为 $r(t)$, 那么执行一次该行为时, 概率的更新规则如下

$$r(t+1) = a(t)r(t) \quad (3)$$

如果连续 2 次行为执行时间间隔为 Δt , 那么 $a(t)$ 的更新规则如下

$$a(t) = \begin{cases} a_0, \Delta t \leq T_1 \\ a_0^{-1}, \Delta t \geq T_2 \\ a(t-1), T_1 < \Delta t < T_2 \end{cases} \quad (4)$$

式中: a_0 为初始值; T_1 和 T_2 分别为 2 个时间间隔阈值。此外, 人们研究了多种机制对人类行为作用的模型, 包括: 人类行为中的记忆效应、行为周期性、季节性、行为之间的关联等。

2 人类空间移动行为模型

人类空间移动行为模型旨在描述和复现在长距离或短距离范围内人口的流动或者人群个体的移动模式。纸币流通数据证实人类的移动轨迹可采用具有宽尾的位移和等待时间分布的连续时间随机游走模型来描述^[1]。移动电话通讯数据分析表明人类移动的位移和运动半径可近似为截断的幂率分布^[2]。因此, 人类出行行为被描述为一个利维(Lévy)飞行模型。随机游走模型包括连续时间游走和利维飞行模型被认为是描述人类空间移动的最好的随机过程模型。Pu 等通过复杂网络上有偏随机游走研究了疾病传播动力学过程, 假设感染个体通过有偏随机游走向其网络中邻居节点发射病原体, 使得接收病原体的易感个体被疾病感染^[18]。Nagatani 等也研究了交替网络中随机游走个体的疾病传播, 将人群分组假设为复杂网络的节点, 网络连边描述了人群分组之间人口移动路径^[19]。Zhou 等研究了随机 SIR 疾病传播模型的传播阈值, 其中使用利维飞行描述环境扰动对流行病系统的

作用^[20]。实际上, 大多数时候, 随机游走模型用来将疾病传播描述为一个随机过程, 而非描述个体的空间移动过程。

然而, 人类空间移动行为并非是完全随机的, 由于人类的生物的或者生理原因, 而表现出规律性和周期性。连续时间游走模型和利维飞行模型中没有涉及到的 2 种人类空间移动行为机制, 即: 探索机制(exploration)和偏好返回机制(preferential return), 被用来解释人类空间移动行为中的无尺度特性^[21]。这两种机制的含义是人类空间移动行为中表现出重要的倾向性, 即倾向于返回他们曾经高频访问的地点, 例如: 家和工作地点。同时, 人类也具有一定的探索性, 访问他们曾经没有到访过的地方。Song 和 Lu 等熵理论研究了人类空间移动行为的可预测性^[22-23]。他们发现人类空间移动行为高度依赖于历史行为, 且具有 93% 的可预测性。

在人类空间移动行为建模中需要考虑人群个体的生活环境对其空间移动行为的影响。Kang 等从城市形态学的角度出发, 研究了城市内人群空间移动行为模式, 证实了人类的城市内空间移动行为服从指数分布, 且指数随着不同城市的地理位置和形状而有所不同^[24]。例如: 生活在大城市中的人群通常每天移动的空间距离更大。

为了考虑地理空间对人类空间移动行为的限制, 例如: 城市边界、交通模式、活动地点等, 各种空间网络被用来建立疾病传播过程中的人类空间移动行为模型^[25]。Han 等提出了一种基于层次化交通网络的人类空间移动行为模型^[26]。在层次化交通网络中人群个体需要从一个村庄移动到另一个城镇, 而两地之间没有直接交通道路, 那么通常先通过交通网络移动到最近的中心城市, 然后再通过交通网络经其他中心城市移动到目的城镇。另外, 交通网络, 包括: 航空网络^[27-29]、铁路网^[30]、道路网^[31]等被应用到疾病传播的元人口模型中, 以描述个体在根据不同地理区域或城市进行分组的不同人口群之间的移动。Mniszewski 等设计了一个基于 agent 的疾病传播模型, 即 EpiSimS^[32]。该

模型是基于一个使用交通网络描述人群空间移动行为的交通仿真系统而建立的。

人们聚焦于短距离范围内人类空间移动行为模式, 研究人类在不同地点之间的往返网络或往返行为(commute)。Charaudeau 等使用往返网络提出了一种疾病传播模型, 以检验潜在的传播机制^[33]。他们研究了往返网络中人群年龄差异导致的疾病空间传播现象的变化。Dalziel 等分析了加拿大 48 个城市市民的出行往返普查数据, 并估计了每一个城市中任意 2 个个体之间的接触频率^[34]。他们同时研究了人群个体在不同城市间移动的异质性疾病传播风险的影响。Eubank 等使用动态二分图网络来建立人群个体在不同地点之间移动而导致的接触行为模型^[35]。Schneider 等使用“图案(motifs)”的概念来研究人类日常空间移动行为^[36]。他们发现人群个体的日常空间移动轨迹表现出一种特定的图案形状, 且保持几个月的稳定性。他们认为人类的日常空间移动行为可以采用马尔科夫链来建立模型, 并且描述人类日常空间移动行为的高频率出行轨迹以及低活动性特征。

日常活动(daily activities)被认为是驱动人群个体社会接触与空间移动的力量, 并主导了疾病传播路径。为了同时考虑疾病传播的时间和空间特性, 人们聚焦于活动驱动的疾病传播模型研究。例如: Yang 等提出了个体时间空间活动模型, 以模拟假想的爆发于南安普顿大学校园内一年级学生之间的流感案例^[37-38]。他们考虑空间距离和社会关系以建立个体时间空间活动模型。Carley 等采用多尺度时空多 agent 模型, 研制了一个城市生物安全防御模拟系统 BioWar^[39]。他们将 agent 的活动分为常规日常活动和例外活动, 并将这些活动映射到不同的空间地点。

在大规模人口层次, 引力模型(gravity model)是一种广泛应用于人口在不同城市和区域流动的描述方法^[40]。引力模型将人口流量定义为与城市人口大小成正比, 而与 2 个城市的距离成反比。Balcan 等分析了 29 个国家的人口迁移数据, 并在

疾病传播的元人口模型中应用引力模型描述不同城市间的人口交互率^[41]。Truscott 等使用美国和英国的人口迁移数据拟合了一个引力模型的参数, 并用于疾病传播模型中人类空间移动行为的描述^[42]。辐射模型(Radiation model)是另一个描述不同区域间人口流动的主要方法^[43]。

根据模型的特点, 面向不同应用需求选择不同的空间移动行为模型。下面简要介绍人类空间移动行为主要模型。

2.1 随机游走模型

随机游走模型是对一组连续的无规则的离散移动所形成的轨迹的数学定义^[44]。最简单的随机游走模型如: 一维随机游走模型, 考虑在初始时刻 t_0 , 个体在一维坐标上的初始位置为 $x_0 = 0$, 第 i 个时间步长内个体的位移为 Δx_i , 那么 n 个步长后个体的位置为

$$x(t_n) = \sum_{i=1}^n \Delta x_i \quad (5)$$

式中: 位移 Δx 是来自于某个概率分布的独立随机变量。在实际应用中根据研究需要, 会采用不同特定形式的随机游走模型。

2.1.1 布朗运动

布朗运动是随机游走模型的一种类型, 起初是用来描述悬浮在液体中的微粒的运动规律^[45]。一维布朗运动是在实数空间范围内的随机游走模型, 其位移是服从正太分布的随机变量, 且均值为 0, 方差与时间步长 t 成正比。假设布朗运动的时间步长为 $1/\sqrt{k}$, 且以相同的概率向左或向右运动, 那么时刻 t 时粒子已经运动了 $n = tk$ 个步长, 且粒子的位移为

$$x_k(t) = \frac{1}{\sqrt{k}} \sum_{i=1}^{tk} \Delta x_i \quad (6)$$

2.1.2 连续时间随机游走

连续时间随机游走模型假设每一次空间移动的时间间隔为 dt (即空间移动等待时间 Δt), 同样为一个随机变量。如果空间移动的位移随机变量的

概率密度函数 $f(\Delta x)$ 和等待时间随机变量概率密度函数 $\Phi(\Delta t)$ 是相互独立的, 那么连续时间随机游走模型由两个随机独立的事件所构成, 其联合概率密度函数为 $P(\Delta x, \Delta t) = f(\Delta x)\Phi(t)$ 。经过 N 次位移之后, 总的位移和消耗时间可记为^[46]

$$X_N = \sum_{i=1}^N \Delta x_i \quad (7)$$

$$T_N = \sum_{i=1}^N \Delta t_i \quad (8)$$

通过傅立叶-拉普拉斯变换得到 $P(x, t)$ 的变换形式为

$$W(k, u) = \frac{1 - \tilde{\Phi}(u)}{u(1 - \tilde{\Phi}(u)\tilde{f}(k))} \quad (9)$$

式中: $\tilde{\Phi}(u)$ 和 $\tilde{f}(k)$ 是 $\Phi(\Delta t)$ 和 $f(\Delta x)$ 的傅立叶-拉普拉斯变换形式。再经过反变化求得^[44]

$$P(x, t) = \frac{1}{2\pi} \frac{1}{2\pi i} \int du \int dk e^{ut - ikx} W(k, u) dk \quad (10)$$

2.1.3 利维飞行

Schlesinger 等提出利维飞行的概念, 用以描述不符合布朗运动模型的非规则粒子运动^[47]。布朗运动模型描述的粒子运动具有一个平均路径长度和平均等待时间。经过时间 t 后, 粒子距离初始位置的距离服从正态分布, 且与 \sqrt{t} 成正比。粒子的均方位移, 即概率分布的方差与时间 t 成正比。通过中心极限定理可证明粒子的位移服从一个高斯分布。但是, 当粒子的运动距离是无尺度时, 粒子可能在做不规则运动, 即利维飞行, 那么粒子的均方位移与 t^γ 成正比, 且当 $\gamma > 1$ 时, 不满足中心极限定理。利维飞行模型描述的粒子运动轨迹包括很多较短的运动轨迹, 以及少些的长距离运动轨迹。

2.2 空间网络模型

依据人群个体的空间移动轨迹与空间地点的相关性, 建立个体的空间移动网络模型, 将空间地点或者个体作为网络节点, 地点与地点之间或者个体与空间地点之间建立连边, 形成空间网络, 以描述人群个体的空间移动模式。

2.2.1 交通网络

交通网络描述不同空间地点之间的关联, 支持研究人类空间移动轨迹, 例如如图 1 所示的全国主要道路交通网络。

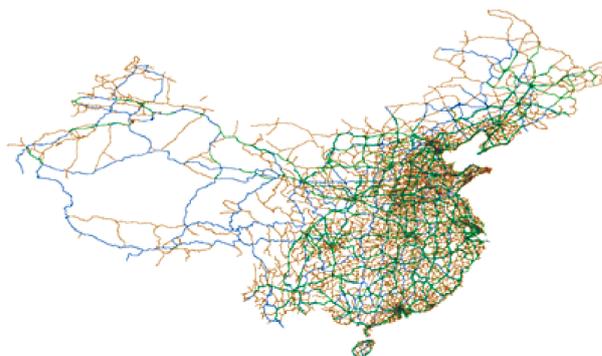


图 1 全国主要道路网络
Fig. 1 National main road networks

另外, 主要交通网络还包括: 航空网络、铁路网络、城市地铁网络、公交网络、城市道路环线网络等。根据交通网络站点位置信息, 将人群个体的出行轨迹记为一系列出发地和目的地的组合, 可形成 OD 矩阵(Origin-Destination models)。

将人群个体的空间移动规律与交通网络数据、OD 矩阵相结合, 例如: 全国主要城市的航班数据、高铁乘客流量数据等, 可设计人群空间移动模型。

2.2.2 二部图网络模型

二部图网络描述了人群个体和空间地点之间的关联, 网络节点包括人群个体和空间地点 2 种类型, 而网络连边只存在于人群个体节点与空间地点节点之间, 相同类型网络节点之间不存在连边。二部图网络描述了人群个体在不同时间段内可能前往的空间位置地点。在具体的应用中可为二部图网络连边赋予时变权重系数, 以描述个体在不同时间点移动到不同位置的可能性。另外, 二部图网络可能与社会接触网络相耦合, 形成多层网络模型, 支撑人群个体的空间移动行为和接触行为的建模。如图 2 所示为校园内的二部图网络模型示例。

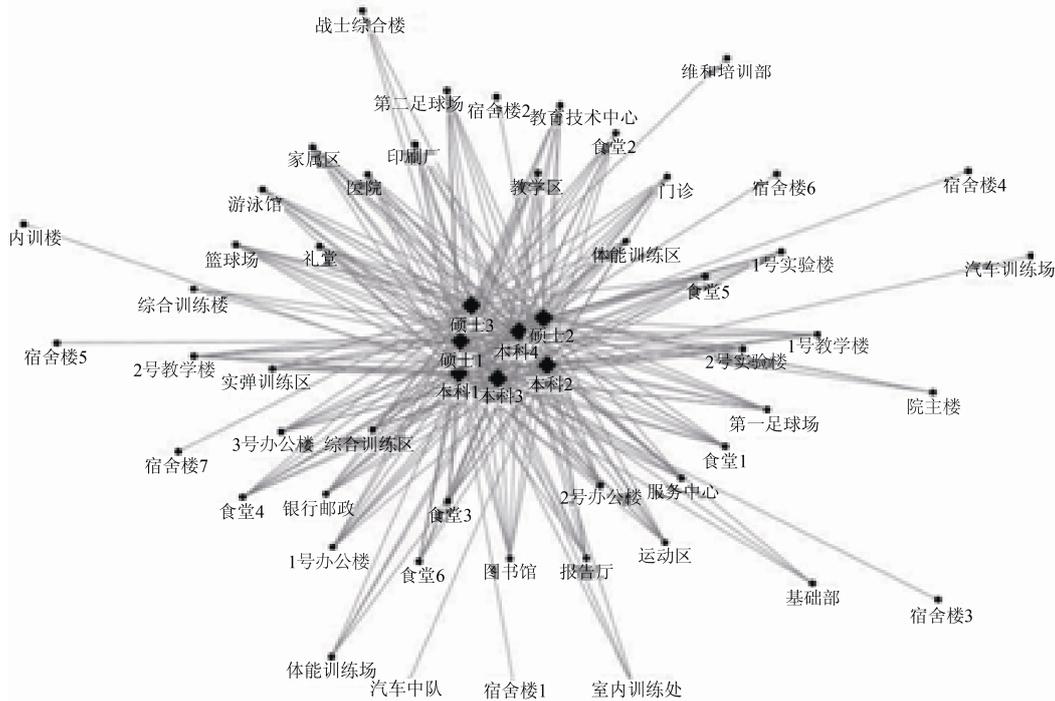


图 2 二部图网络示例

Fig. 2 An example of bipartite network

2.2.3 图案(Motif models)

从网络理论角度出发, 将人群个体的空间移动行为抽象描述为空间移动网络, 发现每个个体都具有特有的空间移动网络, 并将这些特有的网络称为图案(motifs)。图案描述了人群个体在一天内的空间移动轨迹, 包括活动地点和移动方向, 因此图案是由一系列有向网络构成的, 如图 3 所示。

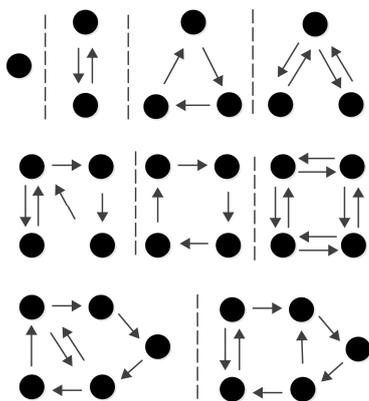


图 3 人群空间移动图案

Fig. 3 An example of motifs

Schneider 等对巴黎和芝加哥等地区的个体日

常空间移动轨迹数据进行统计分析, 并发现人群的 90% 的空间移动轨迹可描述为 17 个特殊的图案, 并对每一种图案的数量分布进行统计。

2.3 引力模型(Gravity models)

Zipf 于 1946 年受牛顿引力定律的启发, 提出了人口空间移动流的计算公式^[48]。Zipf 强调地理位置距离对人类空间移动模式的重要性, 并将任意两个社区 i 和 j 之间的人口迁移数量近似为

$$P_{ij} \propto \frac{C_i C_j}{D_{ij}} \quad (11)$$

式中: C_i 和 C_j 分别是两个社区的人口数量; 而 D_{ij} 是 2 个社区之间的距离。引力模型的基本思想是离开社区 i 的人数与该社区内的人口数量 C_i 成正比, 同时社区 j 的吸引力与该社区的人口数量 C_j 成正比, 并且人口流动成本与距离相关。引力模型的通用公式可描述为

$$P_{ij} = K m_i m_j f(d_{ij}) \quad (12)$$

式中: K 是常数, m_i 和 m_j 分别表示排斥力和吸引力, 即离开社区 i 的人数和受到社区 j 的吸引力。

$f(d_{ij})$ 是摩擦力系数或者阻力函数。引力模型的早期形式中 m_i 和 m_j 是与人口相关的函数, 一般通用形式为 $m_i = C_i^\alpha$ 和 $m_j = C_j^\gamma$ 。另外, 部分论文中也使用城市的 GDP 数据作为 m_i 和 m_j 的函数变量。 $f(d_{ij})$ 通常采用幂率分布函数或者指数分布函数形式, 或者更复杂的指数截断幂率分布函数

$$f(d_{ij}) = \alpha D_{ij}^{-\beta} e^{-D_{ij}/D_c} \quad (13)$$

在实际应用中采用的函数形式可能根据地理空间位置粒度、交通模式等进行优化选择。

2.4 辐射模型(Radiation models)

辐射模型假设出行者的目的地选择包括两个步骤^[49], 首先采用合适的数值来描述每一个地点被出行者选择的机会。这个合适的数值来自于某个分布, 且表示出行者选择的可能性。其次, 出行者根据每个地点与出发点的距离, 对所有的目的地的选择机会进行排序, 从选择机会的数值高于某个阈值的所有目的地中进行选择。该阈值也是来自于某个合适分布的随机变量。因此, 从地点 i 到地点 j 的平均出行人数可计算为

$$P_{ij} = O_i \frac{1}{1 - \frac{m_i}{M}} \frac{m_i m_j}{(m_i + s_{ij})(m_i + m_j + s_{ij})} \quad (14)$$

式中: O_i 是从开始于地点 i 的出行数量; s_{ij} 是处于以出发点 i 为圆心, 半径为 r_{ij} 的圆内的目的地的数量。出行者从处于圆圈内的目的地中进行选择, 且其选择概率依赖于出发点的选择机会数量 m_i 、目的地的选择机会数量 m_j , 以及 s_{ij} 。该概率需要进行归一化, 并且在有限系统中可能近似于 $1 - \frac{m_i}{M}$, 其中 $M = \sum_i m_i$ 是所有选择机会的总和。在初始的辐射模型中, m_i 和 m_j 描述为人口的数量。

3 社会接触行为模型

社会接触模型旨在产生个体层次或者群体层次的人类接触行为模式。为了理解人类接触行为模式, 人们通过问卷调查、日志、电话采访等多种方式采集人类接触行为数据, 并开展实证数据分析研

究。Edmunds 等对英国 2 个大学的学生开展了关于接触行为模式的问卷调查, 发现学生的日常接触行为次数近似服从一个均值为 16.8, 均方差为 8.5 的正态分布^[50]。Mossong 等对 8 个欧洲国家的人口进行调查, 以研究与年龄和地点相关的人类身体的或非身体的接触行为模式^[4]。他们给出了不同年龄阶段的人类日常接触行为次数。Prem 等对 152 个国家, 涵盖全球 95.9% 的人口进行了年龄和地点相关的接触模式调查^[51]。他们发现人类的接触行为模式与年龄具有很高的协调性, 但是存在地区性差异。以上这些实证研究可以为疾病传播的数学模型和计算模型的参数初始化提供很好的支撑。

为了在疾病传播模型中描述人类接触行为, 并研究人类接触行为对疾病传播动力学的作用, 人们采用多种人类接触行为模型。

3.1 接触频率

接触频率是疾病传播模型中最常用的描述人类接触行为模式的参数。在基于微分方程的仓室模型中^[8]

$$\begin{cases} \frac{ds(t)}{dt} = -\beta s(t)i(t) \\ \frac{di(t)}{dt} = \beta s(t)i(t) - \gamma i(t) \\ \frac{dr(t)}{dt} = \gamma i(t) \end{cases} \quad (15)$$

参数 β 表述传播速率, 其具体形式是接触频率与单次接触传播概率的乘积。由于在仓室模型中接触频率和单次接触传播概率均假设为常数, 因此采用传播速率描述 2 个参数的乘积。当需要研究接触频率对疾病传播动力学过程的影响时, 接触频率可作为变量。

3.2 接触网络

社会网络是一种最常用的描述人类接触行为模式的方法。网络中节点描述了人群个体, 网络连边表示个体之间的接触行为。在复杂网络模型中人群不再是完全连接的, 而是通过网络连边进行连接。在某些实际应用中节点连接度描述了个体的接

触次数。

基于复杂网络的疾病传播系统动力学模型同样根据个体健康状态将人群分为不同组。在同质网络模型中, 例如: 随机网络和小世界网络等, 节点的平均连接度被用来描述个体的接触频率, 如式 (16) 所示^[52]

$$\begin{cases} \frac{ds(t)}{dt} = -\lambda \langle k \rangle s(t) + \gamma i(t) \\ \frac{di(t)}{dt} = -\gamma i(t) + \lambda \langle k \rangle s(t) \end{cases} \quad (16)$$

式中: $\langle k \rangle$ 是网络节点的平均连接度。在异质网络模型中, 例如无尺度网络, 人群被根据节点连接度进行更进一步的分组, 然后使用节点连接度来描述个体接触频率, 如式 (17) 所示^[52]

$$\begin{cases} \frac{ds_k(t)}{dt} = -\lambda k s_k(t) \Theta(i_k(t)) + \gamma i_k(t) \\ \frac{di_k(t)}{dt} = -\gamma i_k(t) + \lambda k s_k(t) \Theta(i_k(t)) \end{cases} \quad (17)$$

式中: k 为网络节点的连接度; $\Theta(i_k(t))$ 为一个易感的网络节点与感染的网络节点相连接的概率。

基于复杂网络的疾病传播计算模型可以从个体层次考虑更多影响人类接触行为的因素, 例如: 接触行为持续时间、接触对象选择机制等。在复杂网络疾病传播计算模型中, 任意两个个体之间的社会接触行为是可以重复的。网络节点之间的接触概率可以采用节点连接度比例确定, 如

$$p_{ij} = \frac{k_j}{\sum_{m=1}^n k_m} \quad (18)$$

式中: p_{ij} 为网络节点 i 与 j 接触的概率; k_j 为网络节点 j 的连接度; n 为节点 i 可以接触的邻居节点数量。

加权网络从连接异质性, 更进一步描述了个体接触强度的异质性。当发起一次接触行为时, 个体根据节点强度和连边权重的比例来选择一个邻居节点作为接触对象, 如^[53]

$$p_{ij} = \frac{w_{ij}}{\sum_{k=1}^n w_{ik}} \quad (19)$$

式中: p_{ij} 为网络节点 i 与 j 接触的概率; w_{ij} 为网络节点 i 与 j 之间连边权重系数; n 为节点 i 可以接触的邻居节点数量。

3.3 接触行为描述

基于 agent 的疾病传播模型可以集成复杂网络和人类行为动力学统计结果, 例如人类行为的无尺度特性和任务队列模型, 提供人类接触行为的更加详细的描述。为了建立疾病传播过程的更加真实的描述, 基于 agent 的疾病传播模型实现了个体属性和行为的异质性, 同时集成疾病传播随机过程特征。Zhang 等建立了基于大规模 agent 的人工城市中个体的空间接触行为, 以研究疾病传播控制措施^[54]。为了降低基于大规模 agent 的疾病传播仿真系统的计算成本, 个体接触模式可以不采用复杂网络进行描述, 而是根据个体所处的地理空间位置的邻近程度进行疾病传播概率的计算。Moon 等在研究恐怖分子的社会交互行为时, 根据恐怖分子的相似性(relative similarity, RS)、专业技能(relative expertise, RE)、社会距离(social distance, SD)和空间位置距离(spatial proximity, SP)来计算相互之间的接触概率, 如^[55]

$$P_{ij} = \omega_1 RS_{ij} + \omega_2 RE_{ij} + \omega_3 SD_{ij} + \omega_4 SP_{ij} \quad (20)$$

式中: ω_1 、 ω_2 、 ω_3 和 ω_4 是不同因子的权重系数。

4 人类行为演化与变化

人类社会是一个复杂的、自适应的、演化的系统。因此, 人类社会接触行为模式不仅仅是可重复的, 而且是周期性的、时间空间相关的, 以及动态变化的。人们研究自适应网络上的疾病传播动力学, 使用自适应变化的网络来描述人群个体根据感染风险作出的接触行为模式变化。Segbroeck 等将网络中邻居节点的健康状态作为局部信息, 以促使接触网络的调整, 并研究了自适应网络上的 SI、SIS 和 SIR 模型^[56]。此外, 许多研究人员近期关注时变网络(temporal networks)上的疾病传播动力学。Holme 采用经验时变网络数据构建了接触网

络,并研究了一组时变接触网络上疾病传播基本再生数与疾病流行规模之间的关系^[57]。Rizzo 等研究活动驱动网络上个体行为变化对疾病传播的作用,并且考虑了与减少接触行为相关的两种因素,包括:检疫隔离和自我保护防御行为^[58]。

4.1 心理行为模型

在个体层次模型中“心理-行为”机制是一种描述人的行为变化的重要方法。采用“心理-行为”机制建立的模型包括健康信念模型(Health Belief Model^[59])、因果行为理论(Theory of Reasoned Action^[60])、社会认知模型(Social Cognitive Model^[61])、防护激励理论(Protection Motivation Theory^[62])等。健康信念模型(Health Belief Model, HBM)是目前应用最为广泛的一种描述疾病传播过程中人类行为变化的方法。HBM 模型将个体的信念及对疾病危害和防护成本的观察作为行为变化的决策要素。HBM 的模型框架如图 4 所示。

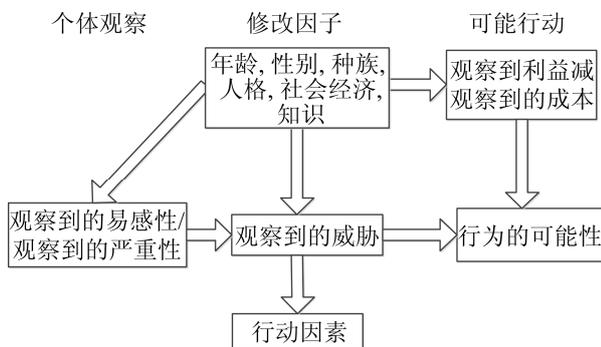


图 4 HBM 模型框架
Fig. 4 Framework of HBM model

HBM 模型仅仅描述了一种个体行为决策框架,而没有提出具体的行为决策的算法和模型参数。逻辑回归(Logistic regression)可以很好地运用于 HBM 模型中,建立个体行为决策模型^[63-64]。采用逻辑回归方法可以很好地拟合 HBM 模型中观察、行为因素、行为概率等变量之间的函数关系。基于差别率(odds ratios, OR)的逻辑回归模型描述如:

$$p(y) = \frac{OR_0 \times \prod OR_i^{x_i}}{1 + OR_0 \times \prod OR_i^{x_i}} \quad (21)$$

式中: $p(y)$ 为行为 y 的执行概率; $OR_i, i=1,2,3,4$ 是健康信念模型的 4 个要素的差别率; $x_i, i=1,2,3,4$ 是健康信念模型的 4 个要素的二项变量。 $x_i=1$ 表示健康信息模型要素 i 处于状态“high”; $x_i=0$ 表示健康信息模型要素 i 处于状态“low”。 OR_0 是 x_i 均为零时的调节系数,即健康信念模型的 4 个要素的状态均为“low”。

4.2 经济行为模型

经济行为机制是个体层次的疾病传播模型中描述人的行为变化的应用最为广泛的一种方法。经济行为机制一般采用效用函数来建立个体行为变化决策模型,即执行行为的效益减去执行行为的成本^[65]。目前疾病传播模型中描述个体行为变化应用最为广泛的效用函数之一为 Bellman 方程^[66],如

$$V_t(s) = \max(u + \delta(p^i V_{t+1}(i) + (1 - p^i) V_{t+1}(s))) \quad (22)$$

式中: $V_t(s)$ 为个体处于易感状态时执行行为的当前收益值; u 为执行行为的效用; δ 为执行行为后未来收益值的折扣率; $p^i V_{t+1}(i)$ 为执行行为后被疾病感染的收益; $(1 - p^i) V_{t+1}(s)$ 为执行行为后没有被疾病感染的收益。

4.3 自适应网络模型

疾病传播过程中出于对感染风险的认知与评估,例如:疾病传播规模、感染死亡率等,人们会采用自我防护行为,包括:接种疫苗、减少出行、避开高风险人群等。这些自我保护行为可能改变社会接触网络结构。因此,采用网络连边的重连接规则来构造自适应网络^[67],以研究疾病传播过程中人类行为变化对传播动力学过程的作用。

自适应网络上的 SIS(Susceptible、Infectious、Susceptible)模型假设在每一个时间步长内,每一个易感个体以概率 ω 断开与感染个体之间的连接,即 SI 连边,然后随机地重新连接到另外一个易感个体。那么,该自适应网络上的 SIS 模型描

述如^[68]

$$\begin{cases} \frac{di}{dt} = pl_{SI} - \gamma i \\ \frac{dl_{II}}{dt} = pl_{SI} \left(\frac{l_{SI}}{s} + 1 \right) - 2\gamma l_{II} \\ \frac{dl_{SS}}{dt} = (\gamma + \omega)l_{SI} - \frac{2pl_{SI}l_{SS}}{s} \end{cases} \quad (23)$$

式中: p 为 SI 连边上的传播概率; γ 为感染个体的恢复速率; i 为网络中感染节点的密度, l_{SI} , l_{II} , l_{SS} 是网络中不同状态连边的密度。当一阶导数项均为零时, 可以得到各种不同的疾病传播动力学现象^[69]。

5 结论

人类时空移动和接触行为是疾病传播与演化的驱动力, 决定了疾病传播扩散的路径和方向。理解人类空间移动行为和社会接触行为规律, 对于正确合理地制定疾病防御与控制措施至关重要。论文总结分析了人类空间移动行为和接触行为的相关研究工作, 包括人类行为大数据的实证研究分析、人类行为动力学相关研究结论, 以及各种人类空间移动和接触行为模型, 对公共卫生应急管理和疾病传播建模等领域具有重要参考意义。

近年来人们对人类空间移动行为和社会接触行为做了大量研究工作, 并设计了多种模型, 但是在面向疾病传播建模的人类空间移动和接触行为的未来研究中仍然面临许多难题。

(1) 模型难于准确描述个体层次的空间移动和接触行为。目前人类行为大数据研究揭示了群体性的人类行为规律, 并且在人类空间移动和接触行为建模中得以应用。但是, 由于个体层次的空间移动行为和接触行为受到各种因素的影响, 具有不规则性, 使得群体性的人类行为动力学规律难于准确描述个体层次的行为。甚至, 部分学者认为个体层次的空间移动行为不符合连续时间随机游走模型和利维飞行模型。

(2) 疾病传播过程中人类行为变化机制与模型需要进一步深入研究。2014 年在英国剑桥大学

牛顿研究所举办的“传染病动力学”研究计划 20 周年纪念会议上^[70], 诸位流行病建模专家讨论传染病建模领域的未来发展时, 指出当前大部分疾病传播模型缺乏对疾病传播过程中人类行为变化的描述, 并将疾病传播过程中人类行为变化作为一个重要研究方向。虽然近年来人们研究了多种疾病传播过程中人类行为变化模型, 但是主要通过社会接触网络的结构变化开展研究。仍然, 缺少大量的疾病传播过程中人类行为变化的实证数据分析。尤其是人类行为变化机制涉及到人的心理行为因素, 而心理的量化和数据采集面临困难。

(3) 人类空间移动和接触行为的异质性需要开展深入研究, 并要求更多的数据支持。人类空间移动和接触行为因不同地域、不同种族、不同年龄等因素存在差异, 在疾病传播建模过程需要根据研究人群对象和应用场景做具体分析, 采集更多的实际数据, 并对模型和参数进行相应的设计和调整。

参考文献:

- [1] Brockmann D, Hufnagel L, Geisel T. The scaling laws of human travel[J]. Nature (S1476-4687), 2006, 439(7075): 462-465.
- [2] González M C, Hidalgo C A, Barabási A L. Understanding individual human mobility patterns[J]. Nature (S1476-4687), 2008, 453(7196): 779-782.
- [3] Rhee L, Shin M, Hong S, et al. On the Lévy-walk nature of human mobility[J]. IEEE/ACM Transactions on Networking (S1063-6692), 2011, 19(3): 630-643.
- [4] Mossong J, Hens N, Jit M, et al. Social contacts and mixing patterns relevant to the spread of infectious diseases[J]. PLoS Medicine (S1549-1676), 2008, 5(3): e74.
- [5] Stehlé J, Voirin N, Barrat A, et al. High-resolution measurements of face-to-face contact patterns in a primary school[J]. PLoS ONE (S1932-6203), 2011, 6(8): e23176.
- [6] Jurdak R, Zhao K, Liu J, et al. Understanding human mobility from Twitter[J]. PLoS ONE (S1932-6203), 2015, 10(7): e0131469.
- [7] Duan W, Fan Z, Zhang P, et al. Mathematical and computational approaches to epidemic modeling: a comprehensive review[J]. Frontiers of Computer Science

- (S2095-2228), 2015, 9(5): 806-826.
- [8] Kermack W O, McKendrick A G. A contribution to the mathematical theory of epidemics[J]. Proceedings of the Royal Society of London (S0962-8452), 1927, 115(772): 700-721.
- [9] Pastor-Satorras R, Vespignani A. Epidemic spreading in scale-free networks[J]. Physical Review Letters (S0031-9007), 2001, 86(4): 3200-3203.
- [10] Barthélemy M, Barrat A, Pastor-Satorras R, et al. Velocity and hierarchical spread of epidemic outbreaks in scale-free networks[J]. Physical Review Letters (S0031-9007), 2004, 92(17): 178701.
- [11] Duan W, Quax R, Lees M, et al. Topology dependent epidemic spreading velocity in weighted networks[J]. Journal of Statistical Mechanics: Theory and Experiment (S1742-5468), 2014(12): 12020.
- [12] Chao D L, Halloran M E, Obenchain V J, et al. FluTE, a publicly available stochastic influenza epidemic simulation model[J]. PLoS Computational Biology (S1553-734X), 2010, 6(1): e1000656.
- [13] Ajelli M, Goncalves B, Balcan D, et al. Comparing large-scale computational approaches to epidemic modeling: Agent-based versus structured metapopulation models[J]. BMC Infectious Diseases (S1471-2334), 2010, 10(190): 1-13.
- [14] 段伟. 基于异质 agent 的疾病传播建模与计算实验[D]. 长沙: 国防科学技术大学, 2014.
- Duan Wei. Heterogeneous agent-based modeling and computational experiments of infectious disease transmission[D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2014.
- [15] Barabási A L. The origin of bursts and heavy tails in human dynamics[J]. Nature (S1476-4687), 2005, 435(7039): 207-211.
- [16] Vázquez A, Oliveira J G, Dezsö Z, et al. Modeling bursts and heavy tails in human dynamics[J]. Physical Review E (S2470-0045), 2006, 73(3): 036127.
- [17] Han X P, Zhou T, Wang B H. Modeling human dynamics with adaptive interest[J]. New Journal of Physics (S1367-2630), 2008, 10(2008): 073010.
- [18] Pu C, Li S, Yang J. Epidemic spreading driven by biased random walks[J]. Physica A (S0378-4371), 2015, 432: 230-239.
- [19] Nagatani T, Ichinose G, Tainaka K. Epidemic spreading of random walkers in metapopulation model on an alternating graph[J]. Physica A (S0378-4371), 2019, 520: 350-360.
- [20] Zhou Y, Zhang W. Threshold of a stochastic SIR epidemic model with Lévy jumps[J]. Physica A (S0378-4371), 2016, 446: 204-216.
- [21] Song C, Koren T, Wang P, et al. Modelling the scaling properties of human mobility[J]. Nature Physics (S1745-2473), 2010, 6: 818-823.
- [22] Song C, Qu Z, Blumm N, et al. Limits of predictability in human mobility[J]. Science (S0036-8075), 2010, 327(5968): 1018-1021.
- [23] Lu X, Wetter E, Bharti N, et al. Approaching the limit of predictability in human mobility[J]. Scientific Reports (S2045-2322), 2013, 3: 2923.
- [24] Kang C, Ma X, Tong D, et al. Intra-urban human mobility patterns: An urban morphology perspective[J]. Physica A (S0378-4371), 2012, 391: 1702-1717.
- [25] Barthélemy M. Spatial networks[J]. Physics Reports (S2045-2322), 2011, 499(1/3): 1-101.
- [26] Han X P, Hao Q, Wang B H. Origin of the scaling law in human mobility: Hierarchy of traffic systems[J]. Physical Review E (S2470-0045), 2011, 83(3): 036117.
- [27] Colizza V, Barrat A, Barthélemy M, et al. The role of the airline transportation network in the prediction and predictability of global epidemics[J]. Proceedings of the National Academy of Science (S0027-8424), 2006, 103(7): 2015-2020.
- [28] Epstein J M, Goedecke D M, Yu F, et al. Controlling pandemic flu: the value of international air travel restrictions[J]. PLoS ONE (S1932-6203), 2007, 2(5): e401.
- [29] Meloni S, Arenas A, Moreno Y. Traffic-driven epidemic spreading in finite-size scale-free networks[J]. Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America (S0027-8424), 2009, 106(40): 16897-16902.
- [30] Merler S, Ajelli M. The role of population heterogeneity and human mobility in the spread of pandemic influenza[J]. Proceedings of the Royal Society B (S0962-8452), 2009, 277(1681): 557-565.
- [31] Parimala M, Lopez D. Spatio-Temporal modelling of frequent human mobility pattern to analyse the dynamics of epidemic disease[J]. International Journal of Intelligent Engineering & Systems (S0884-8173), 2016, 9(4): 167-178.
- [32] Mniszewski S M, Valle S Y D, Stroud P D, et al. EpiSimS simulation of a multicomponent strategy for pandemic influenza[C]. In Proc. Spring Simul. Multiconf., Ottawa, Canada: Society for Computer Simulation International, 2008: 556-563.
- [33] Charaudeau S, Pakdamen K, Boëlle P. Commuter

- mobility and the spread of infectious diseases: Application to influenza in France[J]. *PLoS ONE* (S1932-6203), 2014, 9(1): e83002.
- [34] Dalziel B D, Pourbohloul B, Ellner S P. Human mobility patterns predict divergent epidemic dynamics among cities[J]. *Proceedings of the Royal Society B* (S0962-8452), 2013, 280(1766): 20130763.
- [35] Eubank S, Guclu H, Anil Kumar V S, et al. Modelling disease outbreaks in realistic urban social networks[J]. *Nature* (S1476-4687), 2004, 429(6988): 180-184.
- [36] Schneider C M, Belik V, Couronné T, et al. Unravelling daily human mobility motifs[J]. *Journal of The Royal Society Interface* (S1742-5689), 2013, 10(84): 20130246.
- [37] Yang Y, Atkinson P M. Individual space-time activity-based model: a model for the simulation of airborne infectious-disease transmission by activity-bundle simulation[J]. *Environment and Planning B: Planning and Design* (S0265-8135), 2008, 35(1): 80-99.
- [38] Yang Y, Atkinson P M, Ettema D. Individual space-time activity-based modeling of infectious disease transmission within a city[J]. *Journal of the Royal Society Interface* (S1742-5689), 2008, 5(24): 759-772.
- [39] Carley K M, Fridsma D B, Casman E, et al. BioWar: Scalable agent-based model of bioattacks[J]. *IEEE Trans. Syst., Man, Cybern. A, Syst., Humans* (S1083-4427), 2006, 36(2): 252-265.
- [40] Jandarov R, Haran M, Bjornstad O, et al. Emulating a gravity model to infer the spatiotemporal dynamics of an infectious disease[J]. *Journal of the Royal Statistical Society Series C: Applied Statistics* (S0035-9254), 2014, 63(3): 423-444.
- [41] Balcan D, Colizza V, Goncalves B, et al. Multiscale mobility networks and the spatial spreading of infectious diseases[J]. *Proceedings of the National Academy of Science* (S0027-8424), 2009, 106(51): 21484-21489.
- [42] Truscott J, Ferguson N M. Evaluating the adequacy of gravity models as a description of human mobility for epidemic modelling[J]. *PLoS Computational Biology* (S1553-734X), 2012, 8(10): e1002699.
- [43] Simini F, González M C, Maritan A, et al. A universal model for mobility and migration patterns [J]. *Nature* (S1476-4687), 2012, 484(7392): 96-100.
- [44] Gillis J E, Weiss G H. Expected number of distinct sites visited by a random walk with an infinite variance[J]. *Journal of Mathematical Physics* (S0022-2488), 1970, 11(4): 1307-1312.
- [45] Einstein A. On the movement of small particles suspended in a stationary liquid demand by the molecular-kinetic theory of heat[J]. *Annal. Phys.* (S0003-4916), 1905, 17: 549-560.
- [46] Barbosa H, Barthelemy M, Ghoshal G, et al. Human mobility: models and applications[J]. *Physics Reports* (S2045-2322), 2018, 734: 1-74.
- [47] Shlesinger M F, Klater J, Wong Y M. Random walks with infinite spatial and temporal moments[J]. *Journal of Statistical Physics* (S0022-4715), 1982, 27(3): 499-512.
- [48] Zipf G K. The P1 P2/D hypothesis: On the intercity movement of persons[J]. *Amer. Sociol. Rev* (S0003-1224), 1946, 11(6): 677-686.
- [49] Simini F, González M C, Maritan A, et al. A universal model for mobility and migration patterns[J]. *Nature* (S1476-4687), 2012, 484(7392): 96-100.
- [50] Edmunds W J, O'Callaghan C J, Nokes D J. Who mixes with whom? A method to determine the contact patterns of adults that may lead to the spread of airborne infections[J]. *Proc. R. Soc. Lond. B* (S1471-2954), 1997, 264(1384): 949-957.
- [51] Prem K, Cook A R, Jit M. Projecting social contact matrices in 152 countries using contact surveys and demographic data[J]. *PLoS Computational Biology* (S1553-734X), 2017, 13(9): e1005697.
- [52] Pasto-Satorras R, Vespignani A. Epidemic dynamics and endemic states in complex networks[J]. *Physical Review E* (S2470-0045), 2001, 63(6): 066117.
- [53] Duan W, Cao Z, Wang Y, et al. An ACP approach to public health emergency management: using a campus outbreak of H1N1 influenza as a case study[J]. *IEEE Transactions on Systems Man and Cybernetics: Systems* (S2168-2216), 2013, 43(5): 1028-1041.
- [54] Zhang M, Verbraek A, Meng R, et al. Modeling spatial contacts for epidemic prediction in a large-scale artificial city[J]. *Journal of Artificial Societies and Social Simulation* (S1460-7425), 2016, 19(4): 1-3.
- [55] Moon I C, Carley K M. Modeling and simulating terrorist networks in social and geospatial dimensions[J]. *IEEE Intelligent Systems* (S1541-1672), 2007, 22(5): 40-49.
- [56] Segbroek S V, Santos F C, Pacheco J M. Adaptive contact networks change effective disease infectiousness and dynamics[J]. *PLoS Computational Biology* (S1553-734X), 2010, 6(8): e1000895.
- [57] Holme P. Epidemiologically optimal static networks from temporal network data[J]. *PLoS Computatoinal Biology* (S1553-734X), 2013, 9(7): e1003142.
- [58] Rizzo A, Frasca M, Porfiri M. Effect of individual behavior on epidemic spreading in activity-driven

- networks[J]. *Physical Review E* (S2470-0045), 2014, 90(4): 042801.
- [59] Rosenstock I M. The health belief model and preventive health behavior[J]. *Health Educ Behav* (S1090-1981), 1974, 2(4): 354-386.
- [60] Ajzen I, Fishbein M. Understanding attitudes and predicting social behavior[M]. Englewood Cliffs: Prentice-Hall, 1980: 1-278.
- [61] Bandura A. Self-efficacy: the exercise of control[M]. New York: Freeman, 1997.
- [62] Rogers R W. A cognitive and physiological process in fear appeals and attitude change: a revised theory of protection motivation[M]. New York: Guilford, 1983: 153-176.
- [63] Durham D P, Casman E A, Albert S M. Deriving behavior model parameters from survey data: self-protective behavior adoption during the 2009-2010 influenza A (H1N1) pandemic[J]. *Risk Analysis* (S0272-4332), 2012, 32(12): 2020-2031.
- [64] Tang C S, Wong C. Factors influencing the wearing of facemasks to prevent the severe acute respiratory syndrome among adult Chinese in Hong Kong[J]. *Preventive Medicine* (S0091-7435), 2004, 39(6): 1187-1193.
- [65] Klein E. Economic incentives and mathematical models of disease[J]. *Environment and Development Economics* (S1355-770X), 2007, 12(5): 707-732.
- [66] Fenichel E P, Castillo-Chavez C, Ceddia M G, et al. Adaptive human behavior in epidemiological models[J]. *Proc Natl Acad Sci USA* (S0027-8424), 2011, 108(15): 6306-6311.
- [67] Gross T, Blasius B. Adaptive coevolutionary networks: a review[J]. *Journal of The Royal Society Interface* (S1742-5689), 2008, 5(20): 259-271.
- [68] Gross T, D'Lima C J D, Blasius B. Epidemic dynamics on adaptive network[J]. *Physical Review Letters* (S0031-9007), 2006, 96(20): 208701.
- [69] Shaw L B, Schwartz I B. Fluctuating epidemics on adaptive networks[J]. *Physical Review E* (S2470-0045), 2008, 77(6): 066101.
- [70] Funk S, Bansal S, Bauch C T, et al. Nine Challenges in incorporating the dynamics of behavior in infectious diseases models[J]. *Epidemics* (S1755-4365), 2015, 10(10): 21-25.