

基于个体“移动—接触”的空间交互网络 理论构建与疫情风险评估

杜方叶^{1,2}, 王姣娥^{1,2}, 靳海涛³

(1. 中国科学院地理科学与资源研究所 中国科学院区域可持续发展分析与模拟重点实验室, 北京 100101;
2. 中国科学院大学资源与环境学院, 北京 100049; 3. 北京信息科技大学计算机学院, 北京 100101)

摘要: 个体在空间移动过程中不可避免地产生“人与人”之间的接触, 使疫情传播具有复杂性和空间不确定性。但现有学术研究较少在理论上综合考虑个体的空间移动及移动过程中近距离接触分析疫情的空间扩散。本文综合考虑个体移动及移动过程中接触, 提出基于个体“移动—接触”的空间交互网络的理论构建框架。鉴于公交刷卡数据能够有效地反映个体的移动路径及车厢内接触的群体, 以北京市公交系统为例开展实证研究, 构建基于个体“移动—接触”的空间交互网络, 采用加权重中心性和K-shell分解方法识别疫情高风险区域, 提出管控措施, 并通过模拟管控措施前后网络社团结构变化来评价管控措施实施效果。结果发现疫情高风险区域集中分布在城际交通枢纽、商务中心、居住区周边区域。本文提出的理论框架对于各类交通系统的疫情风险评估具有普适性, 研究结果可为突发公共卫生事件中及时启动有效的疫情防控应急响应政策具有借鉴作用。

关键词: 空间交互网络; 空气传播疾病; 个体接触; 疫情防控; 社团结构; 公共交通

DOI: 10.11821/dlxb202208011

1 引言

空气传播疾病, 如中东呼吸综合征、甲型H1N1流感、新型冠状病毒肺炎等, 呈现人传人的特点, 可通过呼吸、咳嗽、打喷嚏等任何产生气溶胶或飞沫的活动传播, 其爆发可在短时间内实现大范围的传播, 具有严重的公共卫生危害^[1-2]。人是病毒的主要携带者, 因此政府被迫采取“封城”、停课停工、居家隔离等方式限制人的流动和接触, 以达到切断疫情空间扩散的目的, 对居民日常生活和社会经济发展造成了严重的负面影响^[3-4]。了解疫情空间扩散过程并识别高风险区域是合理制定疫情防控措施并尽可能保证居民日常生活正常进行的重要基础, 吸引了大量健康地理和公共卫生研究者的关注^[5-7]。

现代社会中, 乘坐公交、地铁上下班的通勤者、穿梭在各城市间的商务人士、旅游者等随处可见, “移动”已然成为人类生活和社会发展中必不可少的部分^[8-9]。“移动”在促进区域间社会经济交流和发展的同时, 也产生促进疾病空间扩散等负面影响。现有研究已基于手机信令数据、人口迁徙数据等构建空间交互网络, 模拟疫情空间扩散并识别

收稿日期: 2021-06-02; 修订日期: 2021-12-31

基金项目: 国家自然科学基金项目(42071147); 中国科学院战略性先导科技专项(XDA19040402) [Foundation: National Natural Science Foundation of China, No.42071147; Strategic Priority Research Program of the Chinese Academy of Sciences, No.XDA19040402]

作者简介: 杜方叶(1994-), 女, 山东济南人, 博士, 主要从事城市交通、健康地理等方面研究。

E-mail: dufy.18b@igsnr.ac.cn

通讯作者: 王姣娥(1981-), 女, 湖南涟源人, 博士, 研究员, 主要从事交通地理与区域发展、城市交通大数据等研究。

E-mail: wangjie@igsnr.ac.cn

疫情高风险区域^[10-13]。此外,考虑到移动通常需要借助现代交通实现,其密闭且拥挤的环境容易产生大量的人员交互和病毒传播^[14-15],部分学者构建了交通系统内的个体接触网络并以此识别疫情传播高风险个体或群体^[16-18]。以上研究表明“移动”和“接触”是疫情空间扩散研究中重点考虑的两个因素。流行病学调查(流调)通过调查重点人群的移动轨迹寻找其接触者以有效遏制疫情,是综合考虑个体“移动”和“接触”进行疫情防控的实践。但流调是在感染发生后对确诊者或重点人群开展的问卷调查,精度差、效率低且不利于早期疫情应急响应。海量的交通出行记录具有细粒度、高精度和动态连续性的特征,可以准确追踪个体的移动路径及接触群体,为综合考虑个体“移动”和“接触”情况下疫情区域风险识别提供可能。但现有学术研究较少在理论上综合考虑个体的空间移动及移动过程中近距离接触因素分析并模拟疫情空间扩散过程和识别疫情高发区域,原因可能在于相关分析理论框架的缺失。

本文综合考虑人口的空间移动及移动过程中的个体接触,提出了一套完整的基于个体“移动—接触”的空间交互网络的理论构建框架。鉴于公交系统是城市居民日常活动中的主要交通方式之一,也是人员交互密集的场所^[17, 19],进一步提出借助公交刷卡数据构建基于个体“移动—接触”的空间交互网络的方法,以北京市公交系统为例开展实证研究,借助加权度中心性等复杂网络指标和K-shell分解方法开展疫情的区域风险评估。在此基础上,制定相应的疫情防控措施,并通过比较疫情防控前后社团间联系强度评估疫情防控措施的有效性,为突发公共卫生事件中及时启动有效的防控应急响应政策提供有效建议。

2 研究综述

2.1 基于人口空间移动的区域风险识别

基于人口的空间移动,现有研究主要使用两种方法进行高风险区域的识别。一部分研究模拟疾病在区域联系网络中的时空扩散过程,并以此识别病毒传播高风险节点^[20]。如Hufnagel等基于全球航空联系网络构建区域联系网络,提出了一种概率模型模拟了SARS病毒在全球范围内的传播,并使用SARS实际感染者的分布验证了模拟结果的准确性^[21]。Wei等基于腾讯人口迁徙数据建立了中国城市间联系网络,并借助多智能体模型模拟新型冠状病毒在城市间的传播,模拟结果与新型冠状病毒的空间扩散过程具有较高的一致性^[4]。另一部分研究认为联系密切的区域间容易发生疾病扩散,与其他节点相比,网络中最有影响力的节点可以使病毒传播的速度和范围最大化,是疫情防控的关键^[16-17, 22]。因此,基于人口空间移动数据构建了空间交互网络,借助度中心性、介中心性、邻近中心性等复杂网络指标对空间交互网络结构进行解析,识别位于网络中具有影响力的节点,即识别疫情传播的高风险节点^[23-24]。如Gan等基于手机信令数据构建城市内部人口流动网络,并通过分析网络结构识别疾病传播高风险区域和人群等^[25]。

2.2 基于个体接触的高风险因素识别

接触(包含近距离接触和潜在接触)是疫情空间扩散的关键因素,已被广泛应用于模拟疾病的空间扩散。其中,近距离接触指的是发生在实体空间中的个体接触,如学校、公交车、地铁等空间^[6]。而个体的潜在接触通常是基于社交网络、手机信令等数据源提取的个体交互网络^[5],认为朋友间接触的概率较陌生人更大。相较于潜在接触的朋友关系,移动过程中的近距离接触发生在陌生人之间,难以精准追踪并防控。本文重点关注移动过程中近距离接触与病毒传播。现代交通为个体的空间移动提供了便利,但其移

动过程中不可避免产生“人与人”接触和病毒传播可能。近年来，随着交通大数据在居民出行行为研究中的广泛应用^[26-28]，部分学者逐渐开始关注公共交通系统中接触网络在疫情扩散中的重要作用^[16-17]。现有学术研究通常仅考虑“接触”，借助公交刷卡数据构建城市公交系统内的个体接触网络，识别疫情扩散的高风险个体，未考虑个体移动路径导致的疫情空间扩散。如Sun等^[7]和Mo等^[18]均使用新加坡公交刷卡数据构建公交系统中个体接触网络，分别借助复杂网络分析和多智能体模型模拟疫情在个体接触网络中扩散及识别疫情传播高风险个体^[7, 18]。

流行病学调查中同时考虑了个体的移动及其在移动过程中产生接触的群体，依据重点人群的移动轨迹寻找其接触者，在实践中被证明是遏制疫情扩散的有效手段。但流行病学调查是在感染发生后对确诊者或重点人群实施的调查，不利于早期的疫情应急响应。海量交通出行数据可精准追踪个体移动路径及其接触群体，为综合考虑“移动”和“接触”的疫情空间扩散研究提供了可靠数据源。但在学术研究较少综合考虑个体的“移动”和“接触”构建疫情空间扩散研究的理论框架，并识别疫情传播高风险区域。

3 理论构建与方法体系

现代交通的快速发展加速人口的空间集散，个体移动过程中不可避免的产生大量人与人之间的近距离接触，使流行疾病传播与疫情扩散具有复杂性和空间不确定性，并致使与疾病发源地无人口直接流动的区域亦产生病毒传播风险。在疫情空间扩散过程中，“移动”和“接触”通常相互依存。但现有学术研究中，对疫情空间扩散的研究仅基于单一网络实现，如人口空间移动网络或个体接触网络，具有一定的局限性。基于此，本部分将综合考虑个体的空间移动及移动过程中产生的接触（图1），首先从“移动”和“接触”双重维度进行基于个体“移动—接触”的空间交互网络的理论构建；其次，对区域的疫情传播风险进行评估；最后，提出疫情管控措施并通过比较管控措施实施前后空间交互网络中社团间联系大小评价疫情管控措施的效果。

3.1 基于个体“移动—接触”空间交互网络的理论构建

(1) 基于个体移动的空间联系网络。对空气传播疾病而言，人是病毒的主要载体，其空间移动是疾病空间扩散的重要途径^[4, 21]。大量研究已基于人口流动等个体空间流动数据，模拟疫情在全球范围、城市间以及城市内部等不同空间尺度的扩散过程^[21, 24-25]。此外，相关研究指出疫情空间扩散的风险与空间交互强度（如产生移动的个体数量）密切相关^[3, 21, 25]。基于此，本文提出基于个体移动的空间联系网络构建框架：将个体移动的起讫点集计到一定的空间单元中，便产生空间单元间的交互，以此构建基于个体移动的空间联系网络（ C_{move} ）。此个体移动网络构建方法可适用于城市内部栅格、地块、泰森多边形、行政区、城市、国家等多种空间单元。

$$C_{move} = G_m(N_m, E_m, W_m) = G(N, E, \sum_1^m \delta_{i,j}) \quad (i, j \in N) \quad (1)$$

$$N_m = \{i: i = 1, \dots, n_m\} \quad (2)$$

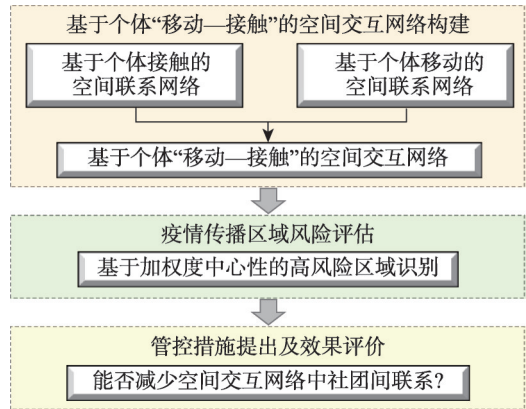


图1 研究框架

Fig. 1 Research framework

式中： N_m 为网络中节点的集合； n_m 为个体移动网络中的节点数量； E_m 为由边组成的集合； m 为网络中边的数量； W_m 是由边权组成的集合；节点 i 和 j 之间的联系用 $\delta_{i,j}$ 表示，如果节点 i 和 j 之间存在联系， $\delta_{i,j}$ 值为1，反之则为0。

(2) 基于个体接触的空间联系网络。疫情传播风险与疾病类型、病毒可传播距离、所处空间类型（开敞空间、密闭空间）、防护措施（是否戴口罩）等因素密切相关^[29-30]。位于病毒携带者可传播距离范围内的个体被定义为近距离接触（个体接触），存在感染风险^[7, 10]。综合考虑以上因素，针对不同情境设置近距离接触的阈值范围（ $D_{a,b}$ ），如在密闭且流动性大的空间中将整个空间作为近距离接触范围；而在开敞空间中定义位于病毒可传播距离内的个体存在近距离接触。以此为基础，识别近距离接触个体，并提出个体接触联系网络（ $C_{encounter}^i$ ）的构建框架：以个体为节点，产生近距离接触的任意两个个体间的联系为边，构建个体接触联系网络。

$$C_{encounter}^i = G(N^i, E^i) \quad (3)$$

$$N^i = \{a: a = 1, \dots, n\} \quad (4)$$

$$E^i = \{e_{1,2}, \dots, e_{a,b}, \dots, e_{n,n-1}\} \quad (a, b \in N^i) \quad (5)$$

$$e_{a,b} = \begin{cases} 1, & d_{a,b} \leq D_{a,b} \\ 0, & d_{a,b} > D_{a,b} \end{cases} \quad (6)$$

式中： n 为个体接触网络中节点的数量； N^i 为网络中节点的集合； E^i 为网络中边的集合； $e_{a,b}$ 代表节点 a 和 b 之间的联系。

进一步，将个体接触联系网络集计到一定空间单元中，可得到以空间单元为节点，存在个体接触的任意两单元间联系为边，两单元间产生接触个体的数量为边权的基于个体接触的空间联系网络（ $C_{encounter}$ ）。

$$C_{encounter} = G_e(N_e, E_e, W_e) = G(N, E, \sum_1^m e_{a,b}) \quad (a, b \in N_e) \quad (7)$$

$$N_e = \{a: a = 1, \dots, n_e\} \quad (8)$$

式中： N_e 为网络中节点的集合， n_e 为个体移动网络中的节点数量； E_e 为由边组成的集合； m 为网络中边的数量； W_e 是由边权组成的集合。

(3) 基于个体“移动—接触”的空间交互网络。疫情空间扩散风险与空间交互强度密切相关^[4, 25]。而空间交互强度不仅与空间单元之间产生移动的人数相关，也受与其他空间单元中个体接触联系的影响^[7, 18]。基于此，本文在综合考虑个体的空间移动及移动过程中近距离接触的基础上，提出基于个体“移动—接触”的空间交互网络理论构建框架。理论构建过程如下：首先，基于个体的空间移动路径识别个体移动网络，基于移动过程中产生的个体间近距离接触构建个体接触网络。其次，将个体移动网络和个体接触网络表达在相同的空间单元中，得到基于个体移动的空间联系网络和基于个体接触的空间联系网络，进一步将两个网络叠加，得到基于个体“移动—接触”的空间交互网络。

基于个体“移动—接触”的空间交互网络的理论构建如图2所示，在基于个体移动的空间联系网络中，个体①从空间单元a（起点）移动到空间单元d（讫点），个体②和③均由空间单元a（起点）移动到空间单元f（讫点），由此空间单元a和d之间存在空间联系且联系强度为1，而空间单元a和f之间的联系强度（移动人数）则为2。同时，个体②和③的移动过程中虽途经其他空间单元，但由于并未停留或发生活动，则不认为它们之间产生空间联系。在基于个体接触的空间联系网络中，个体①和③在移动过程中存在近距离接触，其活动的空间单元产生空间交互，即空间单元a、d和f之间存在接触联

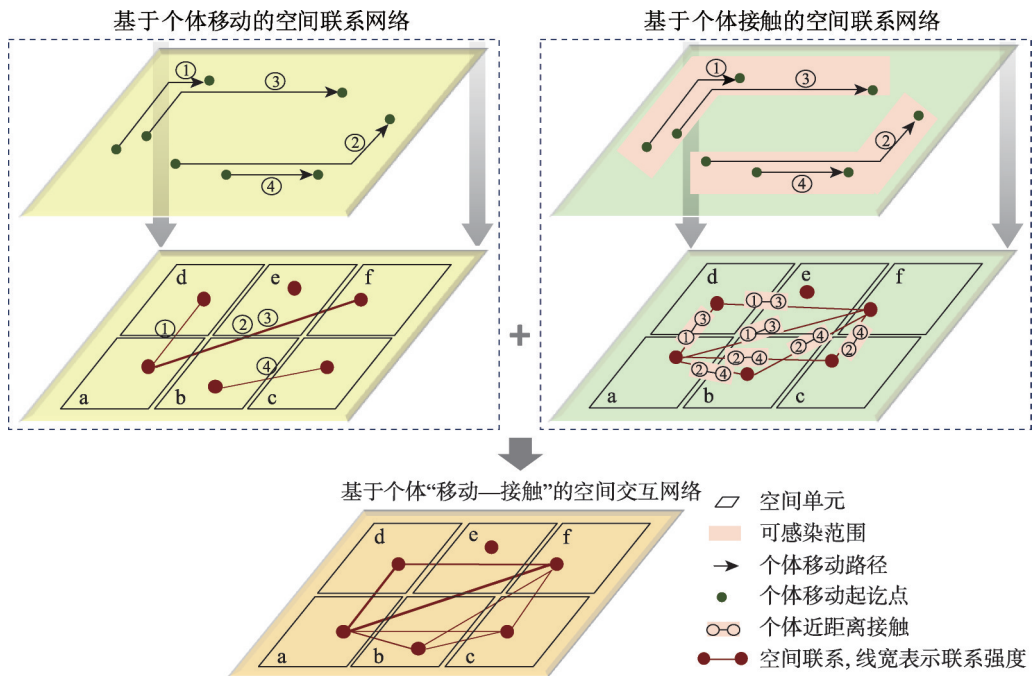


图2 基于个体“移动—接触”的空间交互网络理论构建
 Fig. 2 Framework of "movement-contact" network construction

系，因任意两空间单元间的接触联系强度（接触人数）均为1，因此空间单元a、d和f间接触网络的边权均为1。在个体②的流动过程中，与个体④存在近距离接触，产生空间单元a-b、a-c、b-f和c-f的接触联系。值得注意的是，在由个体②和④产生的接触网络中不存在空间单元a-f和b-c的接触联系。进一步，将基于个体移动的空间联系网络和基于个体接触的空间联系网络叠加，得到基于个体“移动—接触”网络。以空间单元a和f为例，基于个体移动的空间联系网络中空间单元a和f移动人数为2；而在基于个体接触的空间联系网络中，空间单元a和f的接触人数为1。叠加两个网络，空间单元a和f在基于个体“移动—接触”的空间联系网络中存在交互，且交互强度为3。

3.2 疫情传播区域风险评估的方法

度中心性用节点度值大小衡量，反映该节点与网络中其他节点建立直接联系的可能性大小，被广泛用于度量网络内节点的相对重要程度。考虑空间单元之间的联系强度是影响病毒传播的重要因素，在此使用加权度中心性（WDC）度量网络内节点的相对重要程度。节点*i*的加权中心度公式为：

$$WDC_i = \frac{\sum_{j=1}^{n-1} w_{i,j}}{n-1} \tag{9}$$

式中： WDC_i 为节点*i*的加权度中心性； $\sum_{j=1}^{n-1} w_{i,j}$ 为节点*i*中与其他任何节点中流动和接触的人员总和； n 为网络中总节点数量； $n-1$ 为节点*n*的最大连接数。

Kitsak 等于2010年首次提出了节点重要性依赖其在整个网络中位置的思想，并利用K-shell分解方法获得了节点重要性的排序指标^[5]。首先，去掉网络中所有度为 k_1 的节点，被删除的节点属于 k_1 的核。依次删除子图中度为 k_2, k_3, \dots, k_n 的节点，直到所有点都被分解到某个核中。Liu等^[23]、Sun等^[7]和Liu等^[31]的研究均使用K-shell分解方法识别疫情扩散的

重要节点。本文计算个体“移动—接触”网络中各节点的加权重中心性,借助K-shell分解方法对网络中节点的重要性进行排序,并根据节点度中心性偏离网络中所有节点度中心性标准差的倍数对节点进行剥离,识别疫情爆发的高风险区域。

3.3 管控措施实施效果评价的理论方法

社团是网络中识别出的具有密切联系的小团体,社团内部空间单元间联系较为密切,而社团间的联系较弱。现实生活中许多社会网络,如人口移动网络、城市交通网络、个体接触网络等,均呈现出明显的社团结构^[31-32]。当面临突发公共卫生事件时,减少和切断社团之间的联系,是既能减少疫情扩散的风险,又能保证社团内部城市功能正常运行和居民生活的有效手段^[33-34]。基于此,本文通过比较管控措施前后社团结构变化评估其有效性的理论方法。Newman等提出“模块度”概念用以反映社团内部联系密切密度与社团间联系密度的相对大小,通常被用作评价社团结果识别的优劣^[35]。模块度(Q)的计算公式为:

$$Q = \frac{1}{2m} \sum_{i,j} \left(A_{i,j} - \frac{k_i k_j}{2m} \right) \delta(c_i, c_j) \quad (10)$$

式中: $A_{i,j}$ 表示节点*i*和*j*联系的权重值; k_i 是所有与*i*点直接相连的边权之和; $\delta(c_i, c_j)$ 是表示节点*i*和*j*是否属于同一社团的函数,当节点*i*和*j*属于同一社团时, $\delta(c_i, c_j) = 1$,反之则为0。模块度的值属于 $[-1, 1]$,当所有节点都被划分到社团内部,模块度为1;而若所有节点各为一个社团,则模块度为-1。当模块度的值介于 $[0.3, 0.7]$ 时,则说明社团划分效果好,且值越大社团间联系越弱^[36]。

4 疫情传播的区域风险评估及管控效果评价

现代社会中,由高铁、民航、地铁、公交车等交通方式产生的个体空间移动随处可见,其在促进人口流动的同时产生了大量的个体接触。公交车是城市居民日常出行的主要交通方式,尤其在交通拥堵的大城市中。2019年北京市公交出行占总出行的比例为15.3%^[37],不仅助力于个体的空间移动,其密闭且拥挤的环境易产生近距离接触,并致使与疾病发源地无人口直接流动的空间亦产生空间交互和疫情传播风险。因此,公交系统内的疾病空间扩散研究具有代表性和必要性,且海量公交刷卡数据能够有效追踪个体移动路径及其接触群体,为相关研究提供便利。本文在基于个体“移动—接触”的空间交互网络构建框架的基础上,以北京市公交系统为例开展实证研究,构建基于个体“移动—接触”的空间交互网络,识别疫情爆发的高风险区域,提出针对性疫情防控措施并评估效果。

4.1 研究数据

北京市六环内区域是北京市居民活动较为密集的区域,也是公交服务密集的区域,在此选取北京市六环内的公交出行行为为本文研究对象(图3)。各公交站点具有一定的服务范围,因此以站点为中心的泰森多边形区域作为其服务范围^[38](下文中将研究单元简称 为公交站点),其空间分布如图3c所示。

自2015年1月起,北京市所有公交线路均实行分段计价,乘客上车和下车均需刷卡,由此可获得乘客的车辆号、线路号、上车时间、上车站点、下车时间、下车站点等信息。本文共收集2015年4月10—16日为期1周(7d)的公交刷卡数据,包含831.7万乘客的4680.3万条刷卡记录,数据示例如表1所示。

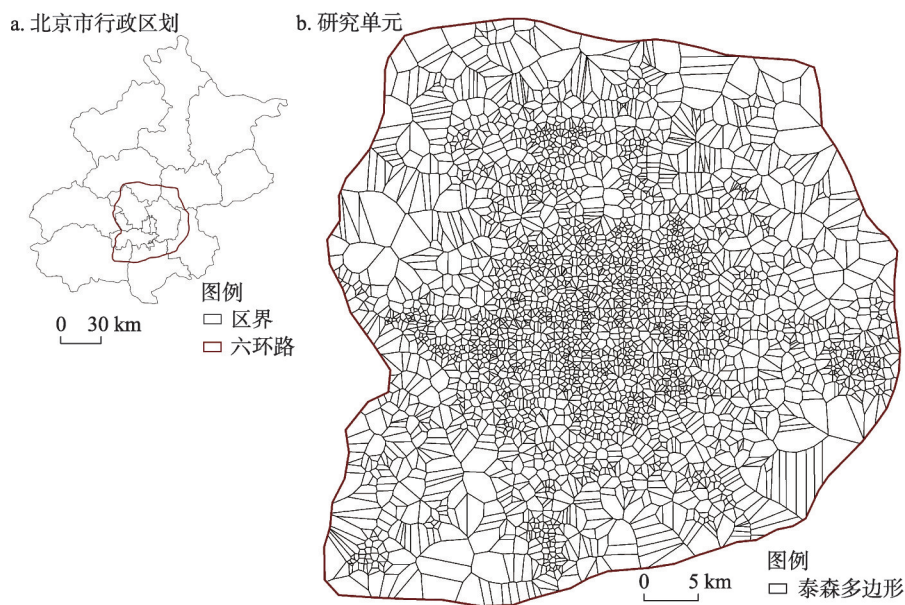


图3 研究区域与单元

Fig. 3 Study area and unit

表1 北京市公交刷卡数据示例

Tab. 1 Samples of smart card data in Beijing

乘客编号	日期	上车站点	上车时间	下车站点	下车时间	线路号	车辆号
30326375	2015/4/10	西单路口	10:44	天安门	11:32	1	2
38902699	2015/4/10	南礼士	10:50	北京站口	11:50	1	2
11246334	2015/4/10	军事博物馆	10:20	北京站口	11:50	1	2
38902699	2015/4/10	北京站口	12:00	中国美术馆	12:30	2	10
51592497	2015/4/10	王府井	12:10	鼓楼大街	12:50	2	10

4.2 基于个体“移动—接触”的空间交互网络构建结果

以公交系统为案例,借助公交刷卡数据提出基于个体“移动—接触”的空间交互网络构建方法。鉴于在疫情早期人们通常不采取任何传染病防护措施,因此案例研究的情形为无任何防护措施的公交系统。公交车密闭且拥挤,前门上车后门下车的规则使车厢内个体产生易产生近距离接触。在此,定义同一时段内出现在同一公交车厢内的个体存在近距离接触。在此背景下,基于个体“移动—接触”的空间交互网络构建分以下3个部分:

(1) 基于个体移动的空间联系网络。基于公交刷卡数据的上车站点、上车时间、下车站点和下车时间,构建以天为周期的个体公交出行链,识别并剔除换乘站点,提取个体移动起讫点,即发生活动的站点。选取以公交站点为中心的泰森多边形(简称公交站点)为空间单元,将个体移动起讫点集计到空间单元中,便产生空间单元间联系,由此构建以公交站点为节点,站点间移动人数为边权的基于个体移动的空间联系网络。

(2) 基于个体接触的空间联系网络。基于公交刷卡数据中乘客的线路号、车辆编号、上车时间和下车时间等信息,提取同一时间段出现在同一公交车上的乘客(即产生近距离接触的乘客),以此构建个体接触联系网络。进一步根据个体发生活动的站点将集

计, 构建以公交站点为节点, 两站点间发生接触的人数为边权的基于个体接触的空间联系网络。

(3) 基于个体“移动—接触”的空间交互网络。叠加基于个体移动的空间联系网络和基于个体接触的空间联系网络, 得到以公交站点为节点, 站点间移动人数和接触人数之和为边权的基于个体“移动—接触”的空间交互网络。

基于个体“移动—接触”的空间交互网络构建的方法体系, 首先, 构建以公交站点为节点, 移动人数为边权的基于个体移动的空间联系网络, 共包含3559个节点和54.4万条边。其次, 构建以个体为节点的接触网络, 包含831.7万个节点和150278.6万条边; 进一步将其集计到空间层面, 提取以公交站点为节点, 接触人数为边权的基于个体接触的空间联系网络, 得到包含3559个节点和621.6万条边的无向网络。最后, 将基于个体移动的空间联系网络和基于个体接触的空间联系网络叠加, 构建了以公交站点为节点, 移动人数和接触人数之和为边权的基于个体“移动—接触”的空间交互网络, 共包含3559个节点和655.3万条边, 数据示例如表2所示。需要说明的是, 部分站点之间的移动人数或接触人数可能为0。其中站点间移动人数为0表示两站点间不存在通过公交系统的个体移动, 而站点间接触人数为0是两站点活动的个体未曾在同一时段处于同一公交车上。

表2 基于个体“移动—接触”的空间交互网络示例

Tab. 2 Samples of "movement-contact" network

公交站点1	公交站点2	移动人数(万人)	接触人数(万人)	总人数(万人)
王府温馨公寓	地铁天通苑北	12	24	36
慧忠北里	地铁天通苑北	0	10	10
王府温馨公寓	安贞桥	8	0	8
地铁天通苑北	东直门	6	9	15

4.3 区域风险评估结果

空间单元间移动和接触的个体数量代表其交互强度, 是衡量空间单元间疫情扩散的重要指标。节点的加权重中心性反映了节点与其他节点联系的密切程度, 加权重中心性越大, 代表节点在网络中地位越高, 在疫情空间扩散中的作用越明显。在此, 计算各空间单元的加权重中心性, 并借助K-shell方法, 以各空间单元加权中心度值偏离标准差的倍数为分界值, 将各空间单元疫情爆发的风险分为4个等级(图4)。其中, 加权重中心性偏离标准差倍数超过2.5的区域被认定为疫情爆发的高风险区域, 共识别出115个高风险区域。

从空间上来看, 高风险区域主要分布在3种用地类型及周边。第一类为以首都机场、北京南站、北京西站、北京站、新发地长途客运站、沙河等为代表的城际交通枢纽。它们是重要的城内交通和市内交通集散之地, 是城市内部各空间单元城际出行的必经之地。在城市间联系密切的当今社会, 城市间人员交流频繁, 因此城际交通枢纽汇集了大量的个体流动和个体接触联系, 是病毒传播的高危区域。第二类为清河、沙河、安慧桥、四季青桥等为代表的居住聚集区。居住区内人口密集, 并汇集了大量的个体移动。居民具有不同的工作地点、日常活动地点等, 在乘坐公交车进行日常活动的过程中容易产生大量近距离接触, 使得居住密集区域成为病毒传播高风险区域。但居住密集区的病毒传播风险与其居民异质性密切相关。若居住聚集区内居民活动频繁且路径不固定, 与其他空间单元联系密切, 容易成为疫情爆发的高风险区域。反之, 则不易成为高风险区域。第三类空间为以望京、三里屯、国贸等为代表的商务中心。其成为疫情高危

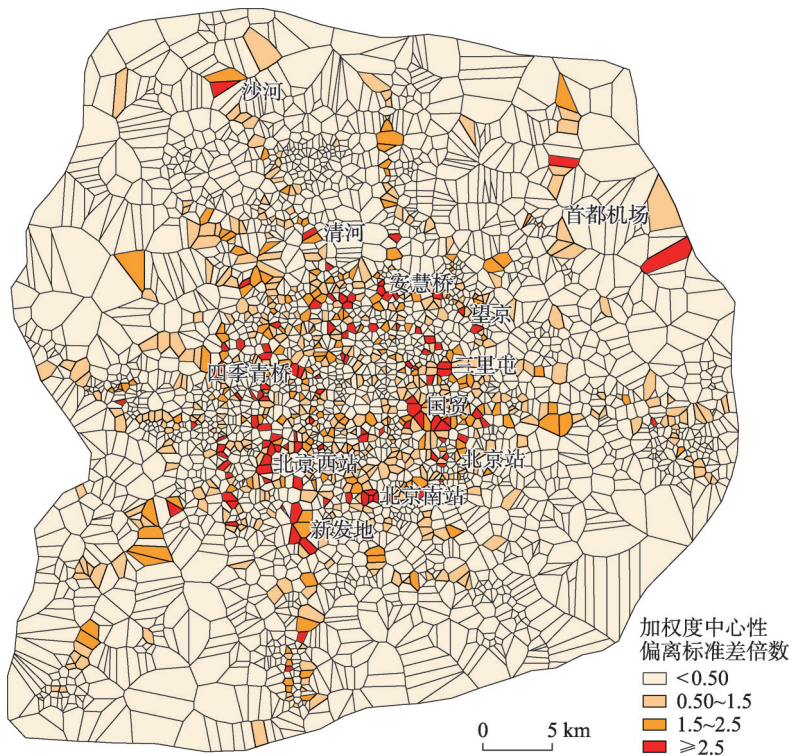


图4 北京高风险区域的空间分布

Fig. 4 Spatial pattern of high-risk areas of airborne disease

区域可总结为以下原因：①北京市职住不平衡现象明显，由于房价及租金等方面因素，大部分低收入通勤者倾向于居住在公共交通发达的城市周边，每天乘坐公共交通到达位于工作地，在此过程中产生了大量的个体接触。②以上地区中商务来往频繁，导致了个体移动频繁。同时，三里屯和国贸等也是商场聚集区，由此聚集了大量的人流，病毒传播风险高。

4.4 疫情管控措施及效果评价

通过对个体“移动—接触”网络的社团结构进行分析，发现其由空间中较为连续的10个社团构成，且社团划分的模块度为0.46。这表明网络的社团结构较为明显，由此可进一步通过削弱社团间的联系以在尽量保证居民日常生活正常进行的情况下实施疫情防控策略。

针对高风险区域识别结果，本文提出两种管控措施，并模拟分别采取两种管控措施后社团结构的变化来评估管控措施的效果。①公交车在高风险区域过站不停的管控措施。比较高风险区域管控前后基于个体“移动—接触”的空间交互网络社团结构变化，发现网络仍然有10个社团组成，但模块度由0.46增加为0.58，说明该管控措施有效减少社团之间联系，有助于疫情防控。②限制其他非必要活动。本文研究结果发现疫情爆发的高风险区域与通勤行为密切相关，但鉴于通勤是维持城市正常功能运转的必不可少的活动，且通勤者活动范围较为固定，在此提出公交车仅服务于通勤活动而限制其他非必要活动的管制措施。通勤活动的发生时段通常为上午7:00—9:00和下午5:00—7:00时段^[38]，因此建议停运非通勤时段公交服务。管控后，基于个体“移动—接触”的空间交互网络仍有10个社团构成，模块度由0.46增加至0.71，说明了管控措施的有效性。

5 结论与讨论

“移动”是当今社会人类生活中随处可见的现象,被赋予促进区域间社会经济交流和发展的正面含义。但与此同时,个体的空间移动及移动过程中产生的“人与人”接触,均加速了疫情的空间扩散。人是病毒的主要携带者,因此在疫情爆发时,政府被迫采取“封城”、停工停课、居家隔离等方式限制个体的“移动”和“接触”,以达到疫情防控的目的,对社会经济发展造成了严重的负面影响。限制个体的空间移动和近距离接触均是疫情防控中的必要措施,但现有学术研究通常仅基于个体“移动”或“接触”的单一网络模拟疫情空间扩散过程和识别病毒感染高风险区域^[4,20],具有一定的局限性。主要原因可能在于缺少综合的基于个体“移动—接触”的空间交互网络构建框架。

基于此,本文从3个方面拓展现有研究中的理论和方法:①在综合考虑个体移动及移动过程中个体接触的基础上,提出了一套完整的基于个体“移动—接触”网络的空间交互理论构建框架,为提高疫情高风险区域识别的准确性和流行病建模奠定基础。②本文构建了融合设施网络、组织网络和径路网络的综合网络,拓展了复杂网络的构建机理。现有社团识别、枢纽识别等复杂网络相关研究中,通常仅基于单一的设施网络^[11,15](如道路、铁路和机场等交通基础设施布局)、组织网络^[23-25](如列车时刻表、航班、人口的空间移动等)和径路网络^[7,18](如公交刷卡数据等个体移动轨迹)进行枢纽识别、高风险个体识别和社团结构划分等。设施网络和组织网络仅在空间/交通集计视角下开展,而径路网络是针对个体层面的研究。空气传播疾病的扩散机理为个体接触,而个体本身是处于空间中的且为移动的,因此本文综合考虑了交通基础设施布局、公共交通线路和时刻表、个体移动轨迹3种网络,构建了集合空间和个体两方面信息的复杂网络,并将其表达在空间载体上,是将设施网络、组织网络和径路网络融合应用的实践,并对针对区域的预防性防控具有重要意义。③鉴于居民日常活动呈现出较为明显的社团结构,研究提出了基于社团的疫情预防性管控措施效果评价,为疫情时期保证居民日常活动正常进行提供重要借鉴。

海量的交通出行记录具有细粒度和高精度的特征,可以准确追踪个体的移动路径及接触群体,且近年来交通出行记录在居民日常活动研究中的广泛应用为个体“移动—接触”网络构建提供可能。鉴于公交车是居民日常出行主要的交通方式之一,本文进一步提出借助公交刷卡数据构建基于个体“移动—接触”的空间交互网络构建方法,以北京市公交系统为例开展实证研究,采用加权重度中心性和K-shell分解方法识别疫情爆发的高风险区域,制定针对性的疫情防控措施,并最终通过比较管控措施实施前后个体“移动—接触”网络社团结构的变化来评估疫情防控措施的有效性。本文提出的理论框架对基于各类交通系统的疫情风险防控具有普适性,在疫情爆发的高风险区域识别、防控措施制定和防控效果评估等方面具有进步意义,为在保证居民日常生活正常进行的情况下疫情的预防性管控具有重要的借鉴作用。

尽管如此,受制于数据的可获得性,在本文的案例研究中未能考虑基于地铁、出租车、步行等其他出行方式构建的个体移动网络和接触联系网络,可能使得高风险区域识别结果具有一定的局限性。今后研究中,将进一步融合多种交通方式,全面构建基于个体“移动—接触”的空间交互网络,以准确识别疫情爆发的高风险区域。

参考文献(References)

- [1] Anderson R M, May R M. *Infectious Diseases of Humans: Dynamics and Control*. Oxford: Oxford University Press, 1992.
- [2] Gao P, Zhang H, Wu Z, et al. Visualising the expansion and spread of coronavirus disease 2019 by cartograms. *Environment and Planning A*, 2020, 52(4): 698-701.
- [3] Murano Y, Ueno R, Shi S, et al. Impact of domestic travel restrictions on transmission of COVID-19 infection using public transportation network approach. *Scientific Reports*, 2021, 11(1): 3109. DOI: 10.1038/s41598-021-81806-3.
- [4] Wei Y, Wang J E, Song W, et al. Spread of COVID-19 in China: Analysis from a city-based epidemic and mobility model. *Cities*, 2021, 110: 103010. DOI: 10.1016/j.cities.2020.103010.
- [5] Kitsak M, Lazaros K G, Havlin S, et al. Identification of influential spreaders in complex networks. *Nature Physics*, 2010, 6: 888-893.
- [6] Chen D B, Lv L Y, Shang M S, et al. Identifying influential nodes in complex networks. *Physica A: Statistical Mechanics & Its Applications*, 2012, 391: 1777-1787.
- [7] Sun L J, Axhausen W K, Lee D H, et al. Efficient detection of contagious outbreaks in massive metropolitan encounter networks. *Scientific Reports*, 2014, 4: 5099. DOI: 10.1038/SREP05099.
- [8] Wang Lucang, Liu Haiyang, Liu Qing. China's city network based on Tencent's migration big data. *Acta Geographica Sinica*, 2021, 76(4): 853-869. [王录仓, 刘海洋, 刘清. 基于腾讯迁徙大数据的中国城市网络研究. *地理学报*, 2021, 76(4): 853-869.]
- [9] Wang De, Li Dan, Fu Yingzi. Employment space of residential quarters in Shanghai: An exploration based on mobile signaling data. *Acta Geographica Sinica*, 2020, 75(8): 1585-1602. [王德, 李丹, 傅英姿. 基于手机信令数据的上海市不同住宅区居民就业空间研究. *地理学报*, 2020, 75(8): 1585-1602.]
- [10] Perez L, Dragicevic S. An agent-based approach for modeling dynamics of contagious disease spread. *International Journal of Health Geographics*, 2009, 8: 50. DOI: 10.1186/1476-072X-8-50.
- [11] Mao L. Modeling triple-diffusions of infectious diseases, information, and preventive behaviors through a metropolitan social network: An agent-based simulation. *Applied Geography*, 2014, 50: 31-39.
- [12] Cooper I, Mondal A, Antonopoulos G C. A SIR model assumption for the spread of COVID-19 in different communities. *Chaos Solitons Fractals*, 2020, 139: 110057. DOI: 10.1016/j.chaos.2020.110057.
- [13] Liu Yu, Yao Xin, Gong Yongxi, et al. Analytical methods and applications of spatial interactions in the era of big data. *Acta Geographica Sinica*, 2020, 75(7): 1523-1538. [刘瑜, 姚欣, 龚咏喜, 等. 大数据时代的空间交互分析方法和应用再论. *地理学报*, 2020, 75(7): 1523-1538.]
- [14] Tatem J A, Rogers J D, Hay I S. Global transport networks and infectious disease spread. *Advances in Parasitology*, 2006, 62: 293-343.
- [15] Wang J E, Mo H H, Wang F H, et al. Exploring the network structure and nodal centrality of Chinas air transport network: A complex network approach. *Journal of Transport Geography*, 2011, 19: 712-721.
- [16] Salathé M, Kazandjiev M, Lee W J, et al. A high-resolution human contact network for infectious disease transmission. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 2010, 107(51): 22020-22025.
- [17] Sun L J, Axhausen K W, Lee D H, et al. Understanding metropolitan patterns of daily encounters. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 2013, 110(4): 13774-13779.
- [18] Mo B C, Feng K R, Shen Y, et al. Modeling epidemic spreading through public transit using time-varying encounter network. *Transportation Research Part C*, 2021, 122: 102893. DOI: 10.1016/j.trc.2020.102893.
- [19] Bota A, Lauren M G, Alireza K. Identifying critical components of a public transit system for outbreak control. *Network Spatial Economic*, 2017, 17: 1137-1159.
- [20] Changruengam S., Bicout J D, Modchang C. How the individual human mobility spatio-temporally shapes the disease transmission dynamics. *Scientific Reports*, 2020, 10: 11325. DOI: 10.1038/s41598-020-68230-9.
- [21] Hufnagel L, Brockmann D, Geisel T. Forecast and control of epidemics in a globalized world. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 2004, 101(42): 15124-15129.
- [22] Qian X W, Sun L J, Ukkusuri V S. Scaling of contact networks for epidemic spreading in urban transit systems. *Scientific Reports*, 2021, 11: 4408. DOI: 10.1038/s41598-021-83878-7.
- [23] Liu J G, Ren Z M, Guo Q. Ranking the spreading influence in complex networks. *Physica A: Statistical Mechanics &*

- Its Applications, 2013, 392(18): 4154-4159.
- [24] Liu Y, Wei B, Du Y X, et al. Identifying influential spreaders by weight degree centrality in complex networks. *Chaos, Solitons and Fractals*, 2016, 86: 1-7.
- [25] Gan T, Li W F, He L H, et al. Intracity pandemic risk evaluation using mobile phone data: The case of Shanghai during COVID-19. *International Journal of Geo-Information*, 2020, 9(12): 715. DOI: 10.3390/ijgi9120715.
- [26] Ma X, Liu C C, Wen H M, et al. Understanding commuting patterns using transit smart card data. *Journal of Transport Geography*, 2017, 58: 135-145.
- [27] Wang J E, Du F Y, Huang J, et al. Access to hospitals: Potential vs. observed. *Cities*, 2020, 100: 102671. DOI: 10.1016/j.cities.2020.102671.
- [28] Du F Y, Mao L, Wang J E, et al. Inferring transit-based health seeking patterns from smart card data: A case study in Beijing, China. *Health & Place*, 2020, 65: 102405. DOI: 10.1016/j.healthplace.2020.102405.
- [29] Williams M C, Pan D, Decker J, et al. Exhaled SARS-CoV-2 quantified by face-mask sampling in hospitalised patients with COVID-19. *Journal of Infection*, 2021, 82(6): 253-259.
- [30] Harrichandra A, Ierardi A M, Pavilonis B. An estimation of airborne SARS-CoV-2 infection transmission risk in New York City nail salons. *Toxicology and Industrial Health*, 2020, 36(9): 634-643.
- [31] Liu Y, Tang M, Zhou T, et al. Core-like groups result in invalidation of identifying super-spreader by k-shell decomposition. *Scientific Reports*, 2014, 5: 9602. DOI: 10.1038/srep09602.
- [32] Girvan M, Newman M E. Community structure in social and biological networks. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 2002, 99: 7821-7826.
- [33] Stegehuis C, Hofstad R, Leeuwaarden J. Epidemic spreading on complex networks with community structures. *Scientific Reports*, 2016, 6: 29748. DOI: 10.1038/srep29748.
- [34] Salathe M, Jones H J. Dynamics and control of diseases in networks with community structure. *PLOS Computational Biology*, 2009, 6(4): e1000736. DOI: 10.1371/journal.pcbi.1000736.
- [35] Newman E J M, Girvan M. Finding and evaluating community structure in networks. *Physical Review E*, 2004, 69: 026113. DOI: 10.1103/PhysRevE.69.026113.
- [36] Blondel D V, Guillaume J, Lambiotte R, et al. Fast unfolding of communities in large networks. *Journal of Statistical Mechanics: Theory and Experiment*, 2008. DOI: 10.1088/1742-5468/2008/10/P10008.
- [37] Beijing Transport Institute. 2020 Beijing Transport Development Annual Report. 2021. <https://www.bjtrc.org.cn/List/index/cid/7.html>. [北京交通发展研究院. 2020年北京市交通发展年度报告. 2021. <https://www.bjtrc.org.cn/List/index/cid/7.html>.]
- [38] Huang J, Levinson D, Wang J E, et al. Tracking job and housing dynamics with smartcard data. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 2018, 115(50): 12710-12715.

Identifying high-risk areas of airborne disease in "movement-contact" network

DU Fangye^{1,2}, WANG Jiaoe^{1,2}, JIN Haitao³

(1. Key Laboratory of Regional Sustainable Development Modeling, Institute of Geographic Sciences and Natural Resources Research, CAS, Beijing 100101, China; 2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China; 3. School of Computer, Beijing Information Science and Technology University, Beijing 100101, China)

Abstract: Transportation is a necessary way to realize human mobility. Spaces in transportations, such as buses and subways, are confined and crowded, which could induce a large volume of physical contact between passengers and thus promotes disease spread between areas with no human connection. Mobility and physical contact are widely regarded as two critical components in disease spread over space. However, current studies only considered a single aspect, human mobility or physical contact, in identifying high-risk areas of airborne disease. Without comprehensive consideration of human mobility and physical contact, health planners may misidentify areas with a high risk of airborne disease and design less-effective interventions. To fill the gaps, this study first proposed a theoretical framework that comprehensively considers human movement and physical contact during movement to construct a "movement-contact". Using public transit system in Beijing, we built "movement-contact" network with the Thiessen polygon centered by bus station as the node and the number of individuals moved or contacted as weight. Then, the weighted degree centrality of each node was calculated. Further, the K-shell decomposition algorithm was used to divide the importance degree of each node, thereby extracting the nodes (areas) with a high risk of disease transmission. Accordingly, we offer some suggestions to control the spread of the disease. Communities, despite being the basic unit of human activity, are rarely used to evaluate the effectiveness of disease control measures. To fill the gap, the effectiveness of control measures was evaluated by comparing the modularity of community structure before and after taking control measures. The results showed that there were three types of high-risk areas. The first type is the intercity transportation hubs, such as Beijing Capital International Airport, Beijing South Railway Station, and Beijing West Railway Station. The second type is some residential areas, e.g. Qinghe, Shahe, and Anhuiqiao. The third type is the business centers represented by Wangjing, Sanlitun, and Guomao. Based on the findings, this study suggests stopping bus services in high-risk areas to impede the spread of disease. After taking control measures, the modularity of the community structure reduced significantly. This study is of great significance for identifying high-risk areas of airborne disease, developing prevention measures for disease transmission, and evaluating the effectiveness of control measures. It provides some suggestions to prevent the spread of disease in a timely manner under the promise of guaranteeing the normal life of residents.

Keywords: spatial interaction network; airborne disease; physical contact; epidemic prevention and control; community structure; smart card data