

梁亚婷, 温家洪, 杜士强, 等. 人口的时空分布模拟及其在灾害与风险管理中的应用 [J]. 灾害学, 2015, 30(4): 220 – 228. [Liang Yating, Wen Jiahong, Du Shiqiang, et al. Spatial – temporal distribution modeling of population and its applications in disaster and risk management[J]. Journal of Catastrophology, 2015, 30(4): 220 – 228.]

人口的时空分布模拟及其在灾害与风险管理中的应用^{*}

梁亚婷¹, 温家洪¹, 杜士强¹, 徐 慧¹, Jianping Yan²

(1. 上海师范大学 地理系, 上海 200234; 2. Bureau for Crisis Prevention and Recovery, UNDP, New York, USA)

摘 要: 人口居住空间分布不均, 以及通勤和迁移等人口流动导致人口呈时空动态分布, 这是人口承灾体的重要属性。人口承灾体的时空分布模拟可通过人口密度网格化方法和基于个体时空标记的模拟方法来实现。人口密度网格化方法主要有平均分配法、格点内插法、人口分布影响因子分析法、人口分布规律法和遥感估算法等五类。其中, 人口分布影响因子分析法和遥感估算法是目前研究的热点, 广泛应用于不同尺度人口密度网格化数据库的构建。大数据时代, 基于个体时空标记的方法为监测与模拟人口承灾体时空动态分布提供了新的技术与途径, 主要包括基于众源地理数据和基于移动基站数据的人口时空模拟方法。在此基础上, 进一步分析了人口时空动态分布数据在自然灾害风险分析、风险管理与应急管理中的应用。基于手机通话数据和众源地理数据的模拟方法将与人口网格化方法互补, 共同构建高时空分辨率、动态的人口空间化数据。另外, 城市和脆弱性群体的时空分布将是人口承灾体研究的重要方向。

关键词: 人口密度网格化; 个体时空标记; 人口时空分布; 人口承灾体; 灾害与风险管理

中图分类号: X43; K903 **文献标志码:** A **文章编号:** 1000 – 811X(2015)04 – 0220 – 09

doi: 10.3969/j.issn.1000 – 811X.2015.04.038

承灾体(或称暴露, Exposure)是危险地区可能受到极端事件损害的人口、财物、系统或其他要素^[1], 是灾害风险的三要素之一。人口是重要承灾体, 人口的时间变化和空间差异是其重要属性。例如, 位于洪水高风险区的工厂, 厂房是固定不动的, 直接暴露在洪水风险。但是, 工厂的工人, 上班时在工厂, 下班回家, 其暴露是动态的。城市(或居民点)居民的居住空间与工作(学习)空间分离, 造成暴露的动态分布。进行地震的损失评估, 需要白天和晚上的人口分布, 用于估算白天或晚上发生地震时, 造成的人员伤亡及分布情况。灾害发生有时间性, 比如台风、冰雪灾害、高温热浪的发生都有季节性, 需要考虑人口分布的时间性问题。2008年初的中国南方冰雪灾害, 灾区人口密度较大和正值春节前人流高峰, 加剧了这场巨灾的形成^[2]。各类自然灾害, 如地震、海啸、台风、暴雨、雷电等的影响强度、范围、频度差别很大, 但都会对风险区域内的人构成生命威胁, 开展风险识别、评估和灾害预警、应急响应需要

掌握风险人群的实时或准实时的空间动态分布。

我国国家层面的人口普查一般是每10年进行一次, 时间分辨率低, 更新周期长。以行政区平均密度来表征的人口空间分布信息, 不能反映精细尺度上人口分布的空间差异。另外, 人口统计数据所依赖的行政单元与实际研究中的自然单元(如流域、洪水淹没范围)边界不一致, 导致地学研究中的“可变面元问题”^[3–4], 不利于多源空间数据的融合^[5]。人口通勤、流动和迁移, 致使人口承灾体的时空动态分布变得更为复杂, 阻碍了自然灾害风险的准确评价, 以及防灾减灾和应急响应工作的开展^[6]。

目前, 人口的时空动态分布模拟方法主要有两类, 一类是基于人口空间分布模型或采用某种算法, 利用人口统计数据、行政界线, 以及对人口分布具有指示作用的建模要素等, 对人口统计数据进行离散化处理, 发掘并展现其中隐含的空间信息, 获得人口分布格网表面, 即人口数据格网化^[7]。另一类是在大数据驱动下, 基于手机通

^{*} 收稿日期: 2015 – 05 – 06 修回日期: 2015 – 06 – 10

基金项目: 国家自然科学基金青年项目(41401603、41201548); 教育部人文社会科学研究项目(14YJCZH128)

作者简介: 梁亚婷(1990 –), 女, 陕西澄城人, 硕士研究生, 研究方向为高精度人口动态分布模拟与灾害风险管理。

E-mail: yatingliang@126.com

通讯作者: 温家洪(1966 –), 男, 江西兴国人, 博士, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为灾害风险分析与风险管理、遥感与GIS应用。E-mail: jhwen@shnu.edu.cn

话数据、公交卡刷卡记录、社交网站签到数据、出租车轨迹、银行刷卡记录等进行的人类移动时空动态模拟。由于带有定位功能的移动计算设备等的广泛应用,产生了大量具有个体时空标记的大数据(Big Data),为长时间、高精度、高效地跟踪个体的空间移动提供了可能^[8]。两类方法可为自然灾害风险评估、减灾备灾和应急响应提供精细的人口时空动态分布信息^[9-11]。本文拟对国内外使用的人口密度网格化方法,以及基于个体时空标记模拟人口时空动态分布的主要方法进行梳理,分析人口时空动态分布数据在自然灾害风险分析、风险管理与应急管理中的应用,并提出了未来研究方向。

1 人口密度网格化方法

人口密度网格化方法以精细网格为单位刻画人口的时空动态分布,比传统的人口密度行政单元化更接近人口的实际分布。该方法易于整合多源数据,成本较低^[12],许多学者基于遥感数据和GIS方法探索了多种人口密度网格化方法^[13-18]。符海月等将人口数据空间化模型与方法归为面积权重法、土地利用类型影响法、重力模型法、多源数据融合法等5种^[19]。Maantay等将人口密度网格化方法分为面积权重插值法、滤波面积权重法、土地利用/土地覆盖影响法、影像纹理法、统计(回归)模型法、探索采样法、核密度估值法、基于地籍的专家分区密度制图法(Cadastral-based Expert Dasymetric System, CEDS)等^[20]。林丽洁等则总结出了10种模型方法^[21]。柏中强等将其归纳为城市地理学中的人口密度模型、空间插值方法、基于遥感和GIS的统计建模方法等3类^[7]。本文从人口数据网格化基本原理的角度出发,将其划分为平均分配法、格点内插法、人口分布影响因子分析法、人口分布规律法和遥感估算法等5类。

1.1 平均分配法

平均分配法,又称加权平均分配法^[10],是已知行政单元人口统计数据或普查数据的情况下,根据平均分配或加权平均分配的原则,将人口分配到规则的格网上的算法。该方法工作量小,操作相对简单,易于实现,可以用来粗略地估计人口的密度分布。然而,平均分配法的假设条件是人口在研究区域内是均匀分布的,模拟结果常常与实际的人口分布存在较大误差。

1.2 格点内插法

该方法将研究区划分为一定分辨率的网格,使用各种内插方法来计算各格网内的人口密度。在基础数据不足的情况下,利用内插法可以得到较高精度的人口密度分布。反比距离内插、局部内插、边界内插和克里金内插等是比较常见的格点内插方法^[11],其中,最为常用的方法是面积权重内插法。

面积权重内插法的前提是假定区域的人口均匀分布,以格网所占区域面积的比例作为权重,对区域人口进行内插得到人口的网格化数据。其算法思路为,假定目标区域共涉及三个源区域是 S_1 、 S_2 、 S_3 ,同时源区域被目标区域分为三部分(图1),假设源区域 S_1 、 S_2 、 S_3 的面积分别为 A_1 、 A_2 、 A_3 ,人口密度分别为 D_1 、 D_2 、 D_3 ,则目标区域的人口密度 D_t 为^[22]:

$$D_t = \frac{D_1 \times A_1 + D_2 \times A_2 + D_3 \times A_3}{A_1 + A_2 + A_3} \quad (1)$$

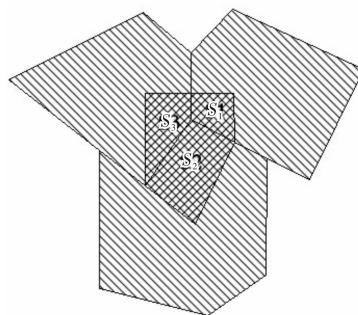


图1 源数据区(斜线区域)、目标数据区(方格区域)和交叉区域示意图

计算出人口密度后,将人口密度分配到网格单元,便完成了人口密度分布的网格化。闫庆武^[23]以丰县为研究区域,分析了人口密度的网格化,并进行了验证。吕安民^[24]在面积权重内插法的基础上做了改进,在研究区内除去非人口居住区的面积,然后用面积权重法进行面积内插,得到了更接近实际的人口分布。

1.3 人口分布影响因子分析法

该方法分析影响人口分布的一系列因子,如土地利用、地形、气候、道路、建筑物等^[25],并对这些因子赋予不同的权重,得到各网格人口配分系数,修正各网格人口密度的分配。利用该方法得到的人口密度数据精度较高,也更符合人口的实际分布,因此,已成为人口密度估算的主要方法之一。但该方法的缺点是基础数据多,工作量大,耗时费力。人口分布影响因子分析可细分成基于土地利用的人口密度网格化方法、基于建筑物的人口密度网格化方法、居住单元估算法等3类。

1.3.1 基于土地利用的人口密度网格化方法

该方法借助遥感图像,结合地形图,解译出各种不同的用地类型,一般分为城镇居民点、农村居民点、道路、工矿用地、商业用地和无人居住区六大类^[26],根据研究区域的不同,对这六类土地类型赋予不同权重,然后将区域人口平均分配到非无人居住区的网格,再乘以每个网格所对应的土地类型权重,便得到每个网格的人口密度。在GIS系统的操作中,将无人居住区覆盖的网格权重属性赋为0,其他网格赋予相对应的权重属性值,将区域总人口平均分配到非0字段的网格,再乘以权重,便得到每个网格的人口密度。如图2所示,权重为0的网格所属的区域为无人居住区,权

重为 0.4 的网格所属的区域可能为居民区。

0.1	0.1	0.4	0.4
0	0	0.4	0.4
0	0	0.4	0.4
0.2	0.2	0.2	0.3

图 2 区域格网权重分布示意图

该方法存在两个问题,其一是无人居住区是否一定无人活动,在无人居住区活动的人口是否计算在内。比如在传统意义上农场属于无人居住区,给其人口分配为 0,假设白天农民在农场务农时,发生了自然灾害,若按此方法农场不会有人员伤亡,但这明显与事实相违背。另一个问题是,研究区的人口是平均分配到非居住区的网格上,这与人口的实际分布并不符合。基于这个问题, Bielecka^[27]在对波兰的人口密度网格化时做了改进。他利用各土地利用类型占研究区域的面积比例分配人口,得到每个土地利用类型的人口密度,再根据土地利用类型占网格的比例将人口分配到每个网格,并乘以权重系数,得到人口密度的网格化。改进后的方法更加符合人口的实际分布情况。公式如下:

$$P_i = \frac{A_i}{A} \times P \times W_i \quad (2)$$

式中: P_i 为用地类型的人口密度; A_i 为某用地类型的面积; A 为研究区域的总面积; P 为研究区域的总人口; W_i 为用地类型的权重。

1.3.2 基于建筑物的人口密度网格化方法

该方法与基于土地利用类型的方法相似。在研究区域内选取一定数量的具有不同代表性的样本,通过研究样本建筑物与人口之间的关系,建立基于建筑物-人口的相关系数 K ,以 K 值估算其他建筑物的人口密度。最后将人口分配到一定分辨率的网格。该方法的优点是易于操作,工作量小,但在建立相关系数 K 时,受人为主观因素的影响较大,可能会导致结果偏离了人口的实际分布^[28]。因此,建议结合遥感影像对建筑物进行更精细的分类,不同的建筑物用途不同,其人口密度的差异也很大。

1.3.3 居住单元估算法

利用大比例尺遥感图像,分析建筑物的布局及结构特征,区分并统计不同类型的住宅与其他建筑物,结合实地抽样调查的平均每户人口数估算人口的分布,并分配到每个格网,得到人口密度的网格化。在选用该方法时,需要大比例尺的遥感图像作为辅助数据,并且其住宅计数精度达 99% 以上,才能得到较高精度的人口分布数据^[29]。由于农村的住宅比较疏散,住宅数比较容易统计,所以此方法最适合于农村。其公式为:

$$P = A_1 B_1 + A_2 B_2 + \cdots + A_n B_n \quad (3)$$

式中: P 为总人口数, A 为每户平均人口数, B 为户数, 1, 2, ..., n 为不同的住宅类型。

但该方法存在一定的局限性,比如在热带地区,住宅常被挡在树荫下,给住宅计数带来了困难。在湿润的中纬度地区,如果航空影像的拍摄时间不是落叶时期,要正确地进行住宅计数也是比较困难的。另外,有些住宅为多户混居,情况也较为复杂。在这些情况下,除了熟悉研究区域外,更需要有娴熟的影像判读能力,才能达到较高的精度,导致人为主观因素影响较大,是产生误差的重要原因之一。Green^[30]首次提出从航片上提取居住单元数量进行人口估计的方法。Porter^[31]第一个实际应用这种方法,通过地面调查获得了不同类型居住单元的人口密度对利比里亚进行了人口估算。Hsu^[32]应用同样的方法,基于街区不同类型居住单元的人口密度数据,估算了亚特兰大两次人口普查之间的人口分布数据。

1.4 人口分布规律法

根据经典的人口密度-距离衰减规律,模拟各网格的人口密度。该方法可追溯到 1950 年代初期 Clark 的工作^[33]。Clark 通过对 20 多个城市的统计分析,以令人信服的证据提出,随着从城市中心向外围距离的增加,城市人口密度趋向于指数式衰减,即人口密度与距离之间是负指数关系,这就是经典的城市人口密度空间分布的 Clark 模型。用数学关系式表达,即

$$D(r) = D_0 e^{-br} \quad (4)$$

式中: r 为到城市中心的距离, $D(r)$ 为距城市中心 r 处的人口密度, D_0 为比例系数,它在理论上等于城市中心处的人口密度,参数 b 为距离衰减效应的速率。Clark 模型提出之后,产生了一定的影响,但也发现了一些问题。1960 年代初期,人们先后提出了两种新的城市人口密度模型:一是 Sherratt^[34]提出的正态密度模型;二是 Smeed^[35]提出的负幂指数模型。Sherratt 模型通常表示为:

$$D(r) = D_0 e^{-br^2} \quad (5)$$

而 Smeed 模型可以表为:

$$D(r) = kr^{-\alpha} \quad (6)$$

式中: K 为比例系数, α 为关于距离的参数。Smeed 模型对城市中心处的人口密度没有定义。绝大多数的人口密度分布并不服从 Smeed 模型。后来经研究,Clark 模型适用于刻画城区范围内的人口密度分布,而 Smeed 模型则适用于描述城市边缘和腹地的人口密度分布规律。

近年来,我国也有一些学者进行了这方面的研究。陈勇^[36]、陈彦光^[37]提出了城市人口密度衰减的分形模型。王益谦^[38]提出了城市人口分布的多重分形特征。其中,冯健^[39]在杭州市人口密度空间分布及其演化的模型研究中,比较了多个改进模型的计算结果,验证了其精度较高,结果比较符合杭州市人口的实际分布。浦湛^[40]采用 ArcGIS 的空间统计分析工具,对北京中心城区人口空间分布结构的单中心和多中心人口密度分布形态等进行了描述。

1.5 遥感估算法

遥感估算法是一种通过遥感影像、夜间灯光数据等来估算人口密度的方法。随着遥感技术、

理论和方法的日趋成熟,已广泛渗透于上述各方法之中,成为未来研究的重要手段之一^[41]。夜间灯光数据估算法是根据所采集的夜间灯光数据,对人口密度进行估算的方法^[42]。近年来,随着遥感数据源的日益丰富和计算方法的不断改进,大尺度上的人口遥感估算研究得到迅速发展,尤其是用美国军事气象卫星搭载的运行线扫描系统传感器(DMSP/OLS)系列产品模拟人口密度的相关研究,自1970年代以来一直方兴未艾^[43],成为重要的研究手段之一。尤其在美国,基于易获取的DMSP/OLS夜间灯光数据和详尽的人口普查资料估算人口密度的研究方面开展得更为全面深入^[44]。其不仅估算了光斑内的总人口数,同时基于光斑特征及人口-距离衰减律模拟了光斑内部的人口密度分布。但是该方法对光斑外部的人口密度分布未做探讨,而且由于所用数据大多是灯光频率数据,因而未对灯光强度和人口密度的关系做定量分析。杨眉^[45]等选用了专门针对亚洲地区开发的DMSP/OLS非辐射定标夜间灯光平均强度遥感数据,对中国地区的灯光区内和灯光区外分别建模,估算人口密度。灯光区内的人口密度估算是以灯光强度作为估算因子,灯光区外人口密度估算主要是基于人口距离-衰减规律和电场叠加理论。研究结果表明,利用该方法所得到的人口密度比较符合人口的实际分布,精度较高。

2 基于位置信息的人口时空动态模拟

信息与通讯技术的广泛使用产生了海量时空数据,基于此的人口移动性研究也逐渐成为热点^[8]。手机、GPS接收器等位置感知设备(Location Aware Device, LAD)的广泛应用,使得获取长时间序列、海量高精度个体移动轨迹成为可能,为人口承灾体的时空动态分布监测与制图,灾害风险与应急管理提供了新的技术与途径。带有定位功能的移动计算设备产生的人体移动时空标记数据主要包括两类:一类是由大量非专业人员志愿获取并通过互联网向大众提供的一种开放地理空间数据,如社交网站签到数据等众源地理数据;另一类是由相关机构掌握但并不面向大众的个体时空标记数据,如手机定位数据、公交卡刷卡记录、出租车轨迹、银行卡刷卡记录等。

2.1 基于众源地理数据的人口时空动态分析

众源地理数据是由大量非专业人员志愿获取,并通过互联网向大众或相关机构提供的一种开放地理空间数据。新一代互联网和无线网技术的发展,使用户不仅被视为信息的消费者,也被视为信息的生产者。云计算技术的提出,使Web Service可方便地实现与包括智能手机在内的传感器网相连,用户利用智能手机、iPad、GPS接收机等设备可采集某一时刻的位置信息,然后借助Web 2.0的标注和上传功能,使大众用户成为志愿的信息生产者和提供者^[46-48]。代表性的众源地理数据有GPS路线数据(如Open Street Map, OSM),用户协作标注编辑的地图数据(如Wikimapia), Twitter、

Facebook和街旁(www.jiebang.com)等各类社交网站用户签到的兴趣点等^[49]。与传统地理信息采集和更新方式相比,来自非专业大众的自发地理数据具有现势性高、传播快、信息丰富、成本低、数据量大等优点,也具有质量各异、冗余而不完整、覆盖不均匀、缺少统一规范、隐私和安全难以控制等问题^[50-51]。

Web 2.0时代,空间定位技术不断成熟,使得基于位置的社交网络(Location-based Social Network)快速发展。位置签到数据是利用带有GPS的智能终端记录某一时刻所处位置而产生的具有空间性、时间性和社会化属性信息的数据,它记录生活轨迹,反映了人的日常生活行为,是一种重要的众源地理数据。基于众源位置签到数据,通过数据预处理、探索性空间分析和空间聚类分析,可得到位置签到数据高值聚类热点,从而映射人口的时空动态分布特征。

位置签到数据为具有空间坐标和用户属性的离散GIS点对象,可以对离散签到数据进行格网化处理。将大数据量、离散签到位置点转化成具有空间连续性与邻接性,生成能够更好地反映签到事件集聚密度的格网数据。构建固定像元大小的格网并对其进行空间连接,将存在空间包含关系的点状签到数据关键属性映射到对应的格网相应属性中去^[52-53],公式如下:

$$G(W) = \sum_{i=1}^n N_{P_i} \times \sigma_{P_i}, P_i \in \left(\left\{ p \right\} \right) \cap G; \quad (7)$$

$$G(T) = T_k, \sum \sigma_{p,T_k} = \max \{ \sum \sigma_{p,T_1}, \dots, \sum \sigma_{p,T_i}, \dots, \sum \sigma_{p,T_s} \} \quad (8)$$

式中: $G(W)$ 表示格网 G 的签到次数; $G(T)$ 表示格网 G 的区域类型; n 表示格网 G 中签到点的个数; N_{P_i} 表示格网 G 中第 i 个签到点的签到总次数; σ_{P_i} 表示该签到点的权重等级; $\sum \sigma_{p,T_i}$,格网 G 中属于第 T_i 类的所有签到点的权重之和。根据式(7)、(8)进行位置签到数据格网化处理,将离散签到数据转换为签到频次格网化数据集,既简化了离散点状数据,又保持了签到数据时空特性和专题属性特征。

在离散签到数据栅格化处理的基础上,运用探索性空间数据分析度量签到数据的空间相关性,量算其空间结构和全局分布模式,以确定热点探测和聚类的最佳模式。并采用聚类分析识别出具有统计显著性的热点、冷点和空间异常值位置。最后,通过度量聚类分析结果的地理空间分布,得到具有统计显著性的人口空间聚类特征,是人口流动与聚集热点探测的有效方法。

签到数据目前主要还是用于揭示城市的热点和旅游景点等拥挤状况,并起到监测和预警的作用。但用户签到的人群主要是青年人,还难以精确评估热点地区人群密度,以及人群的年龄结构等。但已有许多案例表明,综合各类众源地理数据,可以用于应急制图、早期预警、地图更新等诸多地理空信息服务领域。

2.2 基于移动基站数据的人口时空动态分析

2013年我国移动电话普及率突破每百人90

部,移动电话用户的分布及其动态变化在统计意义上已经非常接近实际的人群分布和动态变化,和其他带有定位功能的设备相比,利用移动电话定位数据分析人口时空动态分布最具价值与代表性。因此,笔者重点讨论基于移动基站数据的人口时空动态分布模拟。

1996年,美国联邦通信委员会要求电信运营商为手机用户提供紧急救援(E911)服务,最终促成了位置移动服务(Location-based Services, LBS)的出现。此后,德国、法国、瑞典、芬兰等国家纷纷推出各具特色的商用位置服务。LBS的核心目标就是使用户可以在任何时间任何地点获得基于定位信息的地理信息服务。

LBS定位的主流技术包括蜂窝基站定位(Cell Identification)、观察角度(Angle of Arrival)、观察时差(Time of Arrival)和辅助全球卫星定位系统(Assisted Global Positioning System, A-GPS)^[54]。其中,基站定位是目前手机定位最常见的方式,基于基站定位的手机数据位置点并不是手机用户当时的精确位置,而是以手机所在的基站位置为准。在郊区,基站的范围可达几千米;在人口稠密的城区,多为500 m左右^[55]。

获取移动基站移动用户数最直接、最准确的方式是信令捕捉,可以精确到每个用户,但这种方式需要信令采集仪处理大量数据,交换机和相关信令链路的负荷过高,并需要巨量的成本投入,实际上是不可行的,可以用此方法做抽样统计,建立数据模型或检验相关模型。获取移动用户数的间接方法是使用话务量的实时数据。通过对交互信息和话务量信息的实时采集,结合用户资料的基础数据,以及通过信令捕捉抽样统计建立的网络用户行为数据模型,动态计算出每个小区覆盖区域的单位话务量对应的移动用户数,并通过终端IMEI(国际移动设备识别码)有效识别多号一卡、多卡一机等信息,再通过扣除无线DDN(数字数据网)中的GPRS(通用分组无线服务技术)用户等技术处理手段,就可以相当精确地获取移动用户数,再换算成每个网格的用户数。

基于基站定位的手机数据位置精度比较低,难于准确对个体移动的准确定位。移动手机的定位精度可通过辅助全球卫星定位系统(A-GPS)来提高,该技术既利用全球卫星定位系统GPS,又利用移动蜂窝基站。因此,A-GPS有比GPS接收器强大的信号接收环境和能力,其定位精度在开阔空间达到3 m,在雨雾天气也可达到20 m^[56]。A-GPS是手机定位精度提高的重要突破口,兼顾蜂窝基站信息覆盖面广和全球卫星定位系统定位精准的双重特点,是一种可操作的、高精度的定位方法。

3 人口承灾体时空动态分布的应用

3.1 人口密度网格化数据(库)及其在灾害与风险管理的应用

目前,众多学者在不同尺度上展开了人口密度网格化的研究,并已构建了全球尺度、国家与

区域尺度,以及城市精细尺度数据库。其中,来自美国哥伦比亚大学国际学院国际地球科学信息网的世界人口栅格数据库(GPW)和美国能源部橡树岭国家实验室(ORNL)开发的LandScan全球人口数据库,是当今国际上最常用的栅格人口数据^[45]。GPW数据库目前已经包括1990年、1995年、2000年、2005年、2010年和2015年世界人口密度的估算和预测数据^[57],空间分辨率可达2.5 arcmin,相当于在赤道的24.1 km²的正方形。在GPW数据库的基础上,国际地球科学信息网中心还发布了分辨率为30 arcsec的全球农村和城镇测绘项目(GRUMP),根据人口普查数据和夜间灯光数据估算农村和城镇人口数^[58]。LandScan是目前可获得具有较高分辨率的全球人口动态统计分析数据库^[59]。该数据库基于道路、坡度、土地覆被和夜间灯光数据等多层级数据,运用分区密度制图,估算每个空间格网单元人口估算数据,空间分辨率为30 arcsec^[60]。LandScan数据库被广泛地应用于各个领域,尤其是用于发生自然灾害、生物化学事故、恐怖袭击和其他事故的风险评估、备灾与应急响应,在事故发生后对受影响人口及其损失进行分析。

与全球尺度人口密度数据库不同,国家和区域尺度数据库更多地结合区域的人口分布特点和环境分析需求,更为灵活地构建数据库。其中,亚洲人口数据计划(AsiaPop)始于2011年7月,是一个空间分辨率为100 m的人口密度分布数据库。它基于开发的人口统计和预测数据库,以及高分辨率遥感影像的土地覆被数据,建立人口分布模型模拟了亚洲2010年和2015年的人口分布^[61]。基于类似方法构建的非洲人口数据计划(AfriPop)同样具有100 m的空间分辨率,其目的在于为整个非洲提供一个详细的、可免费获得的人口分布数据库^[62]。由于非洲大部分地区快速城市化和人口急剧增长的现实特点,AfriPop数据库考虑了不同地区城市化和人口增长率对人口分布的影响,据此来调整人口的分布格局,提高人口数据的精度。另外,Azar利用多分辨率的卫星影像和地理空间数据生成了巴基斯坦的大尺度人口数据集^[63]。Gallego生成了空间分辨率为1 km的欧盟人口网格数据,并用于欧盟的森林火灾信息系统^[64]。刘纪远等应用基于格点生成法的人口密度空间分布模拟模型,通过运行净第一性生产力空间分布、数字高程、城市规模以及其空间分布和交通基础设施空间分布等数据集,模拟了中国人口密度的空间分布规律^[13]。卓莉根据夜间灯光数据模拟了中国1 km分辨率的人口密度^[43]。Yang^[65]建立了基于不同地区自然和社会经济变量差异的、分辨率为1 km的人口密度网格化数据。Su建立了台湾省台北地区人口分布数据库^[66]。

这些人口密度网格化数据库已被广泛应用于环境、社会经济、公共卫生、风险评估和灾害管理等各个领域。Hall等基于GPW第三版的人口密度网格化数据,将全球人口分为非贫困但脆弱性高、贫困但脆弱性低和贫困且脆弱性高三类,结

果表明贫困且脆弱性高的人群基本分布在人口密度集中且自然灾害频发的地区,如中亚和非洲一些地区^[67]。McGranahan 等基于 GPW 人口密度网格化数据评估了全球居住于沿海低地的人口灾害与海平面上升风险^[11]。扈海波等选取交通路网和格网化人口密度为承灾体分析了北京雾灾风险,结果表明高速公路、人口稠密的城市中心地区为雾灾高风险区^[68]。Mouri 等基于人口密度网格化数据对日本洪涝灾害风险进行评估,结果表明人口密度信息对评估洪涝灾害损失具有重要意义^[69]。

人口密度网格化数据也应用于灾后的快速评估研究中。地震灾害快速评估可在地震发生后,在最短的时间内估算地震造成的经济损失和人员伤亡情况^[23]。在以往的评估中,人口的估算主要以普查数据为基础,根据不同地震烈度圈范围占行政单元的面积比例来确定,由于人口分布是不均衡的,得到的结果往往可靠性差,精度不能满足应用要求。而人口密度网格化数据很好地解决了这个问题,许多学者利用人口密度网格化数据研究地震灾害人口的暴露^[70-71],得到不同烈度范围内的受灾人口数量,精度更高,速度更快,为地震应急救援工作提供依据。在研究其他灾害如台风风暴潮,洪涝,海平面上升等,应用人口密度网格化数据也可得到更接近实际情况的人口暴露。AfriPop 数据库生成了年龄小于 5 岁的儿童和孕妇的人口分布数据,能够在灾害发生时及时转移孕妇和儿童,以减少损失,并准确估算灾害损失^[62]。

人口网格化数据(库)正朝多时相方向发展, LandScan 数据库建立的人口动态分布网格化数据,包括白天流动人口和旅途中的人口分布,精细地刻画了不同时刻人口的暴露^[72],在灾害发生时,可为政府部门提供动态的人口分布数据,更好地掌握受灾人员情况,及时出台应急预案,最大限度地减少灾害人员伤亡。Freire 利用人口普查数据和土地覆被数据生成了里斯本市的人口网格化数据,分析了发生地震灾害时白天和夜晚的人口脆弱性分布^[11],这对于有效进行人员疏散演习和合理布局救援物资等具有重要意义。

3.2 基于位置信息的人口时空动态分布在灾害与风险管理中的应用

人口时空动态迁徙、流动,以及城市热点探索、景点拥挤度分析等是基于位置信息的大数据技术的重要应用。例如,百度地图春节人口迁徙大数据(简称“百度迁徙”),是百度公司在 2014 年春运期间推出的一个项目。“百度迁徙”利用大数据技术,对其拥有的 LBS(基于地理位置的服务)大数据进行计算分析,并采用创新的可视化呈现方式,在业界首次实现了全程、动态、即时、直观地展现中国春节前后人口大迁徙的轨迹与特征。可用于观察当前及过往时间段内,全国总体迁徙情况,以及各省、市地区的迁徙情况,直观地确定迁入人口的来源和迁出人口的去向。

毛夏等^[73]构建了基于移动基站的人口分布动态监测系统,该系统提供了深圳市空间分辨率 1 h,

空间分辨率 1 km 的人口密度信息。为应对突发事件和灾害风险动态评估提供了实时准确的人口时空动态分布信息。

Jochem 等基于从互联网获得的近乎实时更新的航班数据和邮轮数据估算机场和邮轮港口码头每小时的人口密度网格化数据,提高了灾害发生时人口暴露的精度,为应急响应和政府决策提供更多的参考信息^[74]。2014 年 4 月,百度上线了一款新的大数据产品“百度预测”,发布景点舒适度预测、城市旅游预测等信息。百度发现旅游相关词搜索数量和实际旅游人数之间存在密切关系,并依此建立了旅游预测模型。通过和北京市旅游委的景点实际人数对比,准确度达 90% 以上,可以充分反映旅游景点未来的人流趋势。这些预测信息,同时结合众源地理数据,引入大数据理论和大数据处理思想,从旅游者移动模式切入,通过 GIS 定量研究方法,可对节假日旅游景区安全预警提供了新的途径。

另外,基于位置服务可以实现弱势群体的看护功能,比如老年痴呆症的老人容易走丢,幼儿园的小孩容易被拐,定位信息平台实现了基于位置的监护功能。何寿清和王挺提出了手机定位服务于灾情速报和地震灾区埋压被困人员搜救技术系统架构,为地震灾区的快速圈定提供重要支持,使得对大面积的地震灾区埋压被困人员准确、快速搜救成为可能^[75]。

4 未来研究方向展望

人口时空动态分布与模拟研究在许多方面仍处于起步阶段,今后应着重开展下面几方面的研究工作。

4.1 空间尺度与时空分辨率

根据灾害与风险管理不同需要,人口承灾体的空间分布可分为城市街区、城市、亚国家(省、区域)和国家级等不同尺度。目前,亚国家和国家级的尺度人口网格化研究较多,而城市和街区级别的人口高分辨率精细分布的研究较少。城市与街区尺度的人口分布数据在城市备灾、资源分配、应急响应、灾害评估等方面有着广泛的应用。城市大尺度的人口分布数据,其空间分辨率需要达到独栋建筑物或数十米格网的精度。此外,城市与街区尺度的人口动态分布,通勤、人口流动、居民的时空移动就成为不可忽略的因素。近年来,高分辨率遥感影像在一定程度上提高了人口分布研究的空间分辨率,相关研究或侧重于人口分布的空间识别单元划分的精细化^[76],或侧重于时间节点划分的精细化^[77],目前对于高时空分辨率的人口数据空间化模拟研究尚不够深入,实用性较强的城市街区尺度的人口分布模型仍需要深入研究。

不同的人口网格化方法,适用于不同的尺度。例如,面插值法和点插值结果的分辨率一般为几十千米^[78],直接限制了其应用领域。地统计学方法易于和高分辨率遥感数据源结合,在区域精细

尺度人口估计方面具有独到优势^[79], 是近年来的研究热点。土地利用/土地覆被数据的分类精度和详细程度决定了人口网格化结果的精度和尺度, 对于城市和街区一级的人口空间分布, 需要更精细的土地利用分类数据。另外, 不同的人口网格化方法, 得到的人口分布结果可能相差甚远。Maantay 等利用 CEDS 法、包含质心法和滤波面积权重插值法, 估算了纽约市受洪水潜在影响的人口数, 发现与 CEDS 法相比, 后两种方法估算的全市暴露于洪水风险的人口分别要少 72% 和 37%。低估受影响的人口可能对应急管理和灾难规划产生严重的影响。

尽管人口密度网格化数据比传统意义上的人口普查数据更接近于人口的实际分布, 但多以静态数据为主, 对于动态的人口密度网格化数据涉及较少, 而研究动态的人口密度网格化数据非常重要。例如, 在灾害发生时, 政府部门依据实时的人员伤亡情况、房屋倒塌、道路毁坏等情况及时出台应急救助方案, 并积极组织灾后救援^[80], 而静态的人口分布数据已远远不能满足防灾减灾的需求, 因此研究动态的人口密度网格化, 对于灾害风险评估和应急管理具有重要意义。人口的昼夜分布不同, 尤其是在大城市地区差异更为突出, 而昼夜人口的差异在普查数据中是无法体现的, 另外, 节假日和季节性的人口流动也比较大, 比如周末人口在城区的小范围流动、国庆节、春节等在城市间的大范围人口迁移, 对社会经济、政治、交通、灾害风险管理等具有重要影响^[81]。因此, 未来在人口密度网格化数据库基础上应着重研究人口的动态变化, 包括昼夜的人口分布、季节性的人口分布甚至一天内不同时段的人口分布, 这些动态的人口数据能更精确地评估受灾人口脆弱性, 为灾害风险管理和灾后救援提供依据。

目前依据网格化等方法获取的人口分布信息, 在空间上难以推算城市商业中心、居住中心、交通枢纽、旅游景点等在局部区域形成的超高密度人群分布和生态保护、水体等区域的超低密度人群分布; 时间上无法获得人口的日、周、节假日等动态分布特征。大数据时代的到来, 使得基于手机通话数据、公交卡刷卡记录、社交网站签到数据、出租车轨迹、银行刷卡记录等进行了人类移动模式的研究成为可能。这些研究必将与人口网格化的方法互补, 成为人口承灾体时空动态分布模拟的重要技术方法。据瑞典市场研究公司 BergInsight 的一份最新报告预测, 2013 年欧洲手机定位服务用户将从 2008 年的 2000 万增长到 1.3 亿, 年均复合增长率为 37%。2013 年 9 月 24 日, 根据国际咨询公司 Nielsen 发布的亚太地区移动消费者分析报告显示, 中国智能手机普及率达到 71%, 超过美国的 60%, 略低于英国的 72%。由于智能手机快速增长和普及, 本地检索、导航服务和社交网络将成为许多用户的重要应用, 基于手机定位可获得个体的实时移动信息, 在人口承灾体的时空动态模拟, 灾害预警与应急管理中将有更广

泛的应用。

4.2 脆弱人群的时空分布研究

人口承灾体和不同人群脆弱性的空间分布, 是灾前分析不同灾害风险区人口分布和相应风险水平的关键要素, 也是灾后评估受灾人口的重要依据。在应用指标评价法对区域综合脆弱性和综合风险水平进行评价时, 需要单元人口总体的年龄结构、性别比例、老幼人口比例、失业人口比例、贫困人口比例和农业人口比例等指标^[24-26], 在进行社会恢复力分析时也常涉及到人口因素^[28]。人口脆弱性不仅仅影响人自身的自然灾害风险, 对财产和区域的综合自然灾害风险水平也有很大影响^[25]。例如, 具有良好减灾知识和掌握足够减灾资源的人口, 可以更好地进行备灾以降低其遭受的灾害风险; 面对同样强度的灾害, 身体强壮的中年男性更容易及时将财产进行转移以降低灾害损失。

人口时空分布数据库应特别关注社会弱势群体的时空分布, 包括老人、妇女、儿童、残疾人以及流动人口等^[80]。由于他们社会地位低下, 家境贫困, 心理压力大, 承受能力较小, 常居住在灾害易发频发的地区, 在发生灾害时受危害几率高, 脆弱性大, 并且容易被社会忽视, 已经成为一个热点问题, 越来越受到各国和各组织的关注^[82]。但目前利用众源数据进行的人口时空动态分布模拟, 还难以分离、评估脆弱性人群。已有的人口密度网格化数据库中, 也缺乏社会弱势群体的分布数据。在灾害风险分析中, 几乎很难对人口的脆弱性进行分析, 灾害发生时, 也无法得知灾区弱势群体的数量以及他们的伤亡情况, 这都在一定程度上限制了政府部门的救援, 增加了弱势群体的伤亡, 对社会、经济造成了严重的损失。未来可在人口密度网格化数据库的基础上, 加大对社会弱势群体的研究, 增强弱势群体的抗灾能力, 做好救灾物资储备, 以降低弱势群体的脆弱性, 在灾害发生时更好地保护他们, 可有效地减少社会损失, 能更好地为社会管理、政府决策服务。

5 结论

人口承灾体的时空动态分布模拟主要有两种方法: 一种是人口密度网格化方法; 另一种是基于个体时空标记的模拟方法。人口密度网格化的方法主要有平均分配法、格点内插法、人口分布规律法、人口分布影响因子分析法和遥感估算法。不同方法各有利弊, 需要根据研究目的和空间尺度的不同选择合适方法。基于这些方法国内外构建了不同尺度的人口数据库, 包括 GPW、LandScan、AsiaPop、AfriPop 等。根据人口密度网格化方法和不同数据库得到的人口分布数据也已开始应用于灾害与风险分析和管理中, 快速评估灾害风险与损失, 为政府的应急响应和减灾、备灾提供可靠的支持, 以尽可能降低灾害中人员的伤亡。

然而, 大部分人口密度网格化数据(库)还缺

少对脆弱性人口的分析,并且大多研究是基于静态的,缺少动态分析。今后需要关注人口时空精细分辨率的模拟方法研究,特别是在快速城市化和城市灾害频发的背景下,需要加强城市与街区尺度人口承灾体的时空动态研究。在人口密度网格化过程中关注社会弱势群体等脆弱性较高人群的分布。另外,如果能够使人口分布数据反映出人口的昼夜、节假日、季节性的分布差异,将极大促进相关方法和数据在灾害研究和管理中的应用价值。结合基于人口统计数据的密度网格化方法^[20]和基于个体时空标记的模拟方法^[73],提取具有动态特征的人口承灾体的分布信息是未来进一步研究的方向,这将为灾害风险分析和管理带来全新视角和技术支撑,实现实时动态的灾害风险评估,做到灾前充分准备,灾后救援快速,以最大程度地降低灾害损失。

参考文献:

- [1] UNISDR. UNISDR terminology on disaster risk reduction [R]. Geneva: United Nations, 2009: 1–30.
- [2] 史培军. 从南方冰雪灾害成因看巨灾防范对策 [J]. 中国减灾, 2008 (2): 12–15.
- [3] Openshaw S. The modifiable areal unit problem [M]. Norwich: Geo Books, 1983.
- [4] 江东, 杨小唤, 王乃斌, 等. 基于 RS\GIS 的人口空间分布研究 [J]. 地球科学进展, 2002, 17(5): 734–738.
- [5] Langford M, Higgs G, Radcliffe J, et al. Urban population distribution models and service accessibility estimation [J]. Computers, Environment and Urban Systems, 2008, 32 (1): 66–80.
- [6] Sinolinding H M, Porciuncula F L, Corpuz O S. Conservation of ligawasan marsh in Mindanao, Philippines, through an indigenous knowledge system: climate change mitigation and disaster risk management [M]. Climate Change and Disaster Risk Management. Springer Berlin Heidelberg, 2013: 615–626.
- [7] 柏中强, 王卷乐, 杨飞. 人口数据空间化研究综述 [J]. 地理科学进展, 2013, 32(11): 1692–1702.
- [8] 刘瑜, 康朝贵, 王法辉. 大数据驱动的人类移动模式和模型研究 [J]. 武汉大学学报: 信息科学版, 2014, 39 (6): 660–666.
- [9] Smeed R J. The traffic problem in towns [J]. Town Planning Review, 1964, 35(2): 133.
- [10] McGranahan G, Balk D, Anderson B. The rising tide: assessing the risks of climate change and human settlements in low elevation coastal zones [J]. Environment and Urbanization, 2007, 19(1): 17–37.
- [11] Freire S, Aubrecht C. Integrating population dynamics into mapping human exposure to seismic hazard [J]. Natural Hazards and Earth System Science, 2012, 12(11): 3533–3543.
- [12] Bajaj B, Hengl T, Kilibarda M, et al. Mapping population change index in Southern Serbia (1961–2027) as a function of environmental factors [J]. Computers, Environment and Urban Systems, 2011, 35(1): 35–44.
- [13] 刘纪远, 岳天祥, 王英安, 等. 中国人口密度数字模拟 [J]. 地理学报, 2003, 58(1): 17–24.
- [14] 闫庆武. 基于居民点密度的人口密度空间化 [J]. 地理与地理信息科学, 2011, 27(5): 95–98.
- [15] Lu D, Weng Q, Li G. Residential population estimation using a remote sensing derived impervious surface approach [J]. International Journal of Remote Sensing, 2006, 27(16): 3553–3570.
- [16] Wu S S, Qiu X, Wang L. Using semi-variance image texture statistics to model population densities [J]. Cartography and Geographic Information Science, 2008, 33(2): 127–140.
- [17] Ge M, Feng Z. Classification of densities and characteristics of curve of population centers in China by GIS [J]. Journal of Geographical Sciences, 2010, 20(4): 628–640.
- [18] Weichselbaum J, Petrini-Monterferri F, Papathoma M, et al. Sharpening census information in GIS to meet real-world conditions: the case for earth observation [J]. WIT Transactions on Ecology and the Environment, Sustainable Development and Planning II, 2005, 1: 143–152.
- [19] 符海月, 李满春, 赵军, 等. 人口数据格网化模型研究进展综述 [J]. 人文地理, 2006, 21(3): 115–119.
- [20] Maantay J A, Maroko A R, Herrmann C. Mapping population distribution in the urban environment: The cadastral-based expert dasymetric system (CEDS) [J]. Cartography and Geographic Information Science, 2007, 34(2): 77–102.
- [21] 林丽洁, 林广发, 颜小霞, 等. 人口统计数据空间化模型综述 [J]. 亚热带资源与环境学报, 2010, 5(4): 10–16.
- [22] Dille M. Natural disaster hotspots: a global risk analysis [M]. World Bank Publications, 2005.
- [23] ADRC. Total disaster risk management: good practice 2005 [R]. Kobe, Japan: Asian Disaster Reduction Center, 2005.
- [24] Cutter S L, Finch C. Temporal and spatial changes in social vulnerability to natural hazards [J]. Proceedings of the National Academy of Sciences, 2008, 105(7): 2301–2306.
- [25] Cutter S L, Boruff B J, Shirley W L. Social vulnerability to environmental hazards [J]. Social Science Quarterly, 2003, 84(2): 242–261.
- [26] Peacock W G, Grover H, Mayunga J, et al. The status and trends of population social vulnerabilities along the Texas coast with special attention to the coastal management zone and hurricane Ike: the coastal planning atlas and social vulnerability mapping tools [J]. Hazard Reduction & Recovery Center, 2011: 1–56.
- [27] Wen J C, Huang S Y, Hsu C C, et al. Community, environment and disaster risk management [J]. Emerald, 2010, 5: 327–347.
- [28] Cutter S L, Burton C G, Emrich C T. Disaster resilience indicators for benchmarking baseline conditions [J]. Journal of Homeland Security and Emergency Management, 2010, 7(1): 1547–7355.
- [29] Maantay J, Maroko A. Mapping urban risk: flood hazards, race, & environmental justice in New York [J]. Applied Geography, 2009, 29(1): 111–124.
- [30] Liu J, Wang S. Analysis of the differentiation in human vulnerability to earthquake hazard between rural and urban areas: case studies in 5. 12 Wenchuan earthquake (2008) and 4. 20 Ya'an earthquake (2013), China [J]. Journal of Housing and the Built Environment, 2014: 1–21.
- [31] 史培军. 中国自然灾害风险地图集 [M]. 北京: 科学出版社, 2012.
- [32] Arkema K K, Guannel G, Verutes G, et al. Coastal habitats shield people and property from sea-level rise and storms [J]. Nature Climate Change, 2013, 3: 913–918.
- [33] 卓莉, 陈晋, 史培军, 等. 基于夜间灯光数据的中国人口密度模拟 [J]. 地理学报, 2005, 60(2): 266–276.
- [34] 吕安民, 刘海启, 李成名. 人口密度的面积内插算法研究 [J]. 中国农业资源与区划, 2002, 23(1): 35–40.
- [35] Clark C. Urban population densities [J]. Journal of the Royal Statistical Society. Series A (General), 1951, 114(4): 490–496.
- [36] Sherratt G G. A model for general urban growth [J]. Management Sciences, Models and Techniques, 1960, 2(11): 7.
- [37] 陈勇, 艾南山. 城市结构的分形研究 [J]. 地理学与国土研究, 1994, 10(4): 35–41.
- [38] 陈彦光. 城市人口密度的分形模型及其异化形式——对 Clark 和 Sherratt 模型的综合与发展 [J]. 信阳师范学院学报, 1999, 12(1): 60–64.
- [39] 王益谦, 王放. 城市人口分布的多重分形特征刻画 [J]. 大自然探索, 1997, 16(4): 72–76.
- [40] Linard C, Gilbert M, Tatem A J. Assessing the use of global land cover data for guiding large area population distribution modeling [J]. GeoJournal, 2011, 76(5): 525–538.
- [41] Steinnocher K, Köstl M, Weichselbaum J. Grid-based population and land take trend indicators—new approaches introduced by the geoland2 core information service for spatial planning [J]. New Techniques and Technologies for Statistics, NTTS, 2011.
- [42] Amaral S, Gavlak A A, Escada M I S, et al. Using remote sensing and census tract data to improve representation of population spatial distribution: case studies in the Brazilian Amazon [J]. Population and Environment, 2012, 34(1): 142–170.
- [43] Zhuo L, Ichinose T, Zheng J, et al. Modelling the population density of China at the pixel level based on DMSP/OLS non-radiance-calibrated night-time Light Images [J]. International Journal of Remote Sensing, 2009, 30(4): 1003–1018.
- [44] 杨眉, 王世新, 周艺, 等. DMSP/OLS 夜间灯光数据应用研究综述 [J]. 遥感技术与应用, 2011, 26(1): 45–49.
- [45] Tobler W, Deichmann U, Gottsegen J. World population in a grid of spherical quadrilaterals [J]. International Journal of Population Geography, 1997, 3(3): 203–225.
- [46] Goodchild M F. Citizens as sensors: the world of volunteered geography [J]. GeoJournal, 2007, 69(4): 211–221.
- [47] Goodchild M F. Geographic information systems and science: today and tomorrow [J]. Annals of GIS, 2009, 15(1): 3–9.
- [48] Goodchild M F, Hill L L. Introduction to digital gazetteer research [J]. International Journal of Geographical Information Science, 2008, 22(10): 1039–1044.
- [49] 单杰, 秦昆, 黄长青, 等. 众源地理数据处理与分析方法探讨

- [J]. 武汉大学学报信息科学版, 2014, 39(4): 390–396.
- [50] Fritz S, McCallum I, Schill C, et al. Geo-Wiki. Org: The use of crowdsourcing to improve global land cover [J]. *Remote Sensing*, 2009, 1(3): 345–354.
- [51] Goodchild M F, Glennon J A. Crowdsourcing geographic information for disaster response: a research frontier [J]. *International Journal of Digital Earth*, 2010, 3(3): 231–241.
- [52] 吕安民, 李成名, 林宗坚, 等. 人口密度的空间连续分布模型 [J]. *测绘学报*, 2003, 32(4): 344–348.
- [53] ESRI. How create fishnet works [EB/OL]. [2015-03-08] Redlands: ESRI. 2012.
- [54] Ratti C, Williams S, Frenchman D, et al. Mobile landscapes: using location data from cell phones for urban analysis [J]. *Environment and Planning b Planning and Design*, 2006, 33(5): 727.
- [55] 刘瑜, 肖昱, 高松, 等. 基于位置感知设备的人类移动研究综述 [J]. *地理与地理信息科学*, 2011, 27(4): 8–13.
- [56] 柴彦威, 赵莹, 马修军, 等. 基于移动定位的行为数据采集与地理应用研究 [J]. *地域研究与开发*, 2010, 29(6): 1–7.
- [57] Martin D, Lloyd C, Shuttleworth I. Evaluation of gridded population models using 2001 northern Ireland census data [J]. *Environment and Planning-Part A*, 2011, 43(8): 1965.
- [58] Linard C, Tatem A J. Large-scale spatial population databases in infectious disease research [J]. *Int J Health Geogr*, 2012, 11(7).
- [59] Patterson L, Urban M, Myers A, et al. The effects of quality control on decreasing error propagation in the LandScan USA population distribution model: a case study of Philadelphia county [J]. *Transactions in GIS*, 2009, 13(2): 215–228.
- [60] Graesser J, Cheriadat A, Vatsavai R, et al. Image based characterization of formal and informal neighborhoods in an urban landscape [J]. *Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, *IEEE Journal of*, 2012, 5(4): 1164–1176.
- [61] Gaughan A E, Stevens F R, Linard C, et al. High resolution population distribution maps for southeast Asia in 2010 and 2015 [J]. *PLoS One*, 2013, 8(2): e55882.
- [62] Linard C, Altare C, Guha Sapir D. Demographic data from conflict-affected regions of the Congo Basin: potential for the AfriPop and CEDAT databases [J]. *DI-fusion*, 2013, 3: 156–166.
- [63] Azar D, Engstrom R, Graesser J, et al. Generation of fine-scale population layers using multi-resolution satellite imagery and geospatial data [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2013, 130: 219–232.
- [64] Gallego F J. A population density grid of the European Union [J]. *Population and Environment*, 2010, 31(6): 460–473.
- [65] Yang X, Huang Y, Dong P, et al. An updating system for the gridded population database of China based on remote sensing, GIS and spatial database technologies [J]. *Sensors*, 2009, 9(2): 1128–1140.
- [66] Su M D, Lin M C, Hsieh H I, et al. Multi-layer multi-class dasymetric mapping to estimate population distribution [J]. *Science of the Total Environment*, 2010, 408(20): 4807–4816.
- [67] Hall O, Stroh E, Paya F. From census to grids: comparing gridded population of the world with Swedish census records [J]. *Open Geography Journal*, 2012, 5: 1–5.
- [68] 扈海波, 熊亚军, 张姝丽. 基于城市交通脆弱性核算的大雾灾害风险评估 [J]. *应用气象学报*, 2010, 21(6): 732.
- [69] Mourì G, Minoshima D, Golosov V, et al. Probability assessment of flood and sediment disasters in Japan using the total runoff-integrating pathways model [J]. *International Journal of Disaster Risk Reduction*, 2013, 3: 31–43.
- [70] Dell'Acqua F, Gamba P, Jaiswal K. Spatial aspects of building and population exposure data and their implications for global earthquake exposure modeling [J]. *Natural hazards*, 2013, 68(3): 1291–1309.
- [71] Allen T I, Wald D J, Earle P S, et al. An atlas of shakemaps and population exposure catalog for earthquake loss modeling [J]. *Bulletin of Earthquake Engineering*, 2009, 7(3): 701–718.
- [72] Dobson J E, Bright E A, Coleman P R, et al. LandScan: a global population database for estimating populations at risk [J]. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 2000, 66(7): 849–857.
- [73] 毛夏, 徐蓉蓉, 李新硕, 等. 深圳市人口分布的细网格动态特征 [J]. *地理学报*, 2010, 65(4): 443–453.
- [74] Jochem W C, Sims K, Bright E A, et al. Estimating traveler populations at airport and cruise terminals for population distribution and dynamics [J]. *Natural Hazards*, 2012, 1–18.
- [75] 何寿清, 王挺. 基于手机定位服务的地震灾情速报和搜救技术探讨 [J]. *华南地震*, 2012, 32(4): 67–74.
- [76] 冯甜甜, 龚健雅. 基于建筑物提取的精细尺度人口估算研究 [J]. *遥感技术与应用*, 2010(3): 323–327.
- [77] 张露. 高时间分辨率的城市人口动态分布模拟——以重庆市北碚城区为例 [D]. 重庆: 西南大学, 2012.
- [78] 范一大, 史培军, 辜智慧, 等. 行政单元数据向网格单元转化的技术方法 [J]. *地理科学*, 2004, 24(1): 105–108.
- [79] Liu X H, Kyriakidis P C, Goodchild M F. Population-density estimation using regression and area-to-point residual kriging [J]. *International Journal of Geographical Information Science*, 2008, 22(4): 431–447.
- [80] Smith K. *Environmental hazards: assessing risk and reducing disaster* [M]. Routledge, 2013.
- [81] Campos M, Spenassatto C, Lourdes da Graça Macoris M, et al. Seasonal population dynamics and the genetic structure of the mosquito vector *Aedes aegypti* in Sao Paulo, Brazil [J]. *Ecology and Evolution*, 2012, 2(11): 2794–2802.
- [82] Meng Q, Yuan B, Jia L, et al. Expanding health insurance coverage in vulnerable groups: a systematic review of options [J]. *Health Policy and Planning*, 2011, 26(2): 93–104.

Spatial-temporal Distribution Modeling of Population and its Applications in Disaster and Risk Management

Liang Yating¹, Wen Jiahong¹, Du Shiqiang¹, Xu Hui¹ and Jianping Yan²
 (1. Department of Geography, Shanghai Normal University, Shanghai 200234, China;
 2. Bureau for Crisis Prevention and Recovery, UNDP, New York, USA)

Abstract: The distribution of population is spatially uneven. People's daily commute and long-term migration further result in dynamic distribution of population. The spatial-temporal variation in population forms the basic characteristic of population exposure, which is of significant importance for disaster risk assessment and management. There are two ways to simulate the spatial-temporal distribution of population, namely, the dasymetric mapping of population census data and individual geo-information mining. The dasymetric mapping of population census data is an important field in demographic research and population exposure assessment recently. It includes average allocation, grid-point interpolation, factor-weighted analysis, population distribution theory method and remote sensing-based estimation, among which factor-weighted analysis and remote sensing-based estimation are most popular. In the era of big data, individual geo-information mining provides an emerging way to monitor and simulate population distribution and population exposure to natural disaster. Individual geo-information mining mainly focuses on two data sources, namely, crowd-sourcing geographic data and cell-phone-based spatial information. Based on the review of above methods, this paper further discusses their applications in natural disaster risk analysis, risk management and emergency management. Finally, it argues that future research should combine the dasymetric mapping of population census data with individual geo-information mining to construct a dynamic database of population exposure with high spatial-temporal resolution and multi-level vulnerability. Special attentions should be paid to spatio-temporal urban population and vulnerable groups in developing such a database, e. g. the elders, women, children, persons with disabilities and migrants, who are more vulnerable to hazards and diseases.

Key words: population density meshing; individual spatial-temporal marker; temporal and spatial distribution of population; the population of hazard bearing body; disaster and risk management