

DOI:10.13203/j.whugis20200491



文章编号:1671-8860(2020)12-1930-12

# 场所模型及大数据支持下的场所感知

王圣音<sup>1</sup> 高勇<sup>1</sup> 陆锋<sup>2,3</sup> 刘瑜<sup>1</sup>

1 北京大学地球与空间科学学院遥感与地理信息系统研究所,北京,100871

2 中国科学院地理科学与资源研究所资源与环境信息系统国家重点实验室,北京,100101

3 中国科学院大学,北京,100049

**摘要:**场所是连接人类行为与地理环境的重要纽带,为地理分析提供了以人为本的研究视角。由于场所名称固有的模糊性、不确定性与多义性,以及个体层面的空间活动数据的获取成本高,导致早年有关场所的研究难以捕获场所特征并将其在计算机中进行表达。近年来,多源地理大数据和人工智能方法为场所建模与感知带来了新机遇。场所建模也是地理人工智能中知识表达的重要构成。梳理了有关场所模型与场所感知两个方向的研究历程及其技术进展。场所建模的研究目标旨在建立更符合人们空间认知与空间交流习惯的空间知识表达模型,以提高地理信息检索、智能问答的智能化与人机交互水平。场所感知致力于捕获人们对地理环境的情感与认知,深入理解人类活动与地理环境之间的耦合关系,精细表达场所丰富的地理语义属性,从而促进地理人工智能系统的发展。

**关键词:**场所模型;场所感知;大数据;地理人工智能

中图分类号:P208

文献标志码:A

空间(space)与场所(place)是地理分析中的两个重要视角。Tuan<sup>[1]</sup>关于空间与场所的论述对地理学产生了重大的影响,促进了地理学研究对人在场所中的情感和体验的重视。在地理信息科学中,空间视角为客观物理环境提供了可度量、可计算的分析框架,以笛卡尔坐标系为参考系,通过地理坐标、几何度量等定量方式来精确表达地理实体和地理现象的位置;场所则是被赋予情感、活动、功能等特定语义与人文内涵的空间位置或区域,是人在空间活动中产生并不断强化的共识性认知<sup>[2]</sup>。场所通常由地名来指代,而一个地名的生命周期体现了一个信息团体在一段时间内对一个地点的共同认知(如“京城”“北平”与“北京”),因此,场所是人们共享概念的直观体现,是人们日常交流位置信息的基础。研究场所的重要意义在于:①场所是人们的常识性空间知识的重要基元,能够作为地理概念命题网络的节点来组织场所知识,从而更加符合人的空间认知<sup>[3]</sup>;②场所能够为地理分析提供表达空间异质性的分析单元;③场所是连接人类行为与地理环境的重要纽带,相对于空间视角而言,场所视

角更加关注人对地理环境的主观认知与感受,为地理分析提供了一个以人为本的研究视角。

传统的GIS和空间数据库侧重于利用精确的几何度量表达地理空间,基于坐标几何体建立基本空间数据模型,却忽略了人的空间认知习惯与场所的丰富语义,因而被认为是“重空间,轻场所”<sup>[4-6]</sup>。这一现状存在两方面不足:从地理信息表达的角度,人们更容易理解由地名及定性、半定量空间关系所表达的场所对象及其关联,而不是由定量空间坐标所表示的位置<sup>[7-8]</sup>,空间数据模型与人类空间认知之间的这一差异导致传统地理信息系统(geographic information science, GIS)难以契合公众的空间知识使用习惯,从而限制了地理信息检索的发展,使之难以提供人性化的地理信息服务<sup>[9]</sup>;从人文社会科学研究的角度,由于传统的空间数据模型未对场所人文涵义加以考虑,以及基于欧氏空间的GIS与部分人文地理学者所推崇的关系空间的概念不匹配<sup>[10-11]</sup>,限制了GIS对人文社会科学问题的分析能力,使得社会科学领域的学者较少使用GIS作为分析工具<sup>[12-13]</sup>。为此,诸多学者积极地呼吁在GIS中对

收稿日期:2020-11-23

项目资助:国家重点研发计划(2017YFB0503602);国家自然科学基金(41971331,41625003)。

第一作者:王圣音,博士生,主要从事地理信息科学与场所表示研究。sywang092@pku.edu.cn

通讯作者:高勇,博士,副教授。gaoyong@pku.edu.cn

人们共识的场所概念进行形式化<sup>[5,14-15]</sup>,并针对该问题开展了诸多研究与探索<sup>[2,8,16-20]</sup>。然而,由于场所的概念模糊且语义宽泛,使得场所的类属知识难以定义,为场所的形式化带来了巨大的挑战。

近 10 a 来,大数据计算能力的提升与人工智能算法的不断发展为场所模型与场所感知研究带来新机遇。目前,地理信息科学中关于场所表达的研究分为两大方向:一是基于知识的场所建模,该方向早期聚焦于探寻场所本质与特征的明确定义,依赖领域专家知识构建面向场所的知识本体与知识库,从而自上而下地辅助计算机理解人类空间知识并实现推理<sup>[21-22]</sup>。其目标在于提升地理信息服务的智能化水平与人机交互质量,从而弥补空间视角对人的空间认知习惯的忽视。二是基于大数据的场所感知,该方向得益于众源时空大数据挖掘方法对场所活动、功能、情感、事件、交互、关联等场所语义的揭示能力,使得场所

知识的表达突破依赖专家知识的局限,开辟了自下而上提取集体场所感,刻画与表达场所语义属性的新途径<sup>[23-24]</sup>。该方向的研究目标在于深入理解地理空间语义,使 GIS 分析方法和工具能够更好地延伸至社会科学问题的解决过程中。

以上两个方向,前者侧重于场所知识框架的定义,为场所知识库的合理构建以及基于知识库的地理信息服务奠定了基础;后者侧重于场所属性的度量,为丰富知识库的实例及其属性信息提供了重要补充。二者相辅相成,对于完善地理信息科学理论基础、深化理解地理空间与场所语义、改善地理知识服务等方面具有重要意义(图 1)。其目前的研究进展得益于人工智能方法的不断发展,而未来“基于场所的 GIS”这一目标的实现更离不开地理信息科学与人工智能技术的深度融合<sup>[25]</sup>。本文将聚焦地理信息科学中与场所相关的研究主题,从基于知识的场所建模以及基于大数据的场所感知两个方面阐述相关的研究进展。

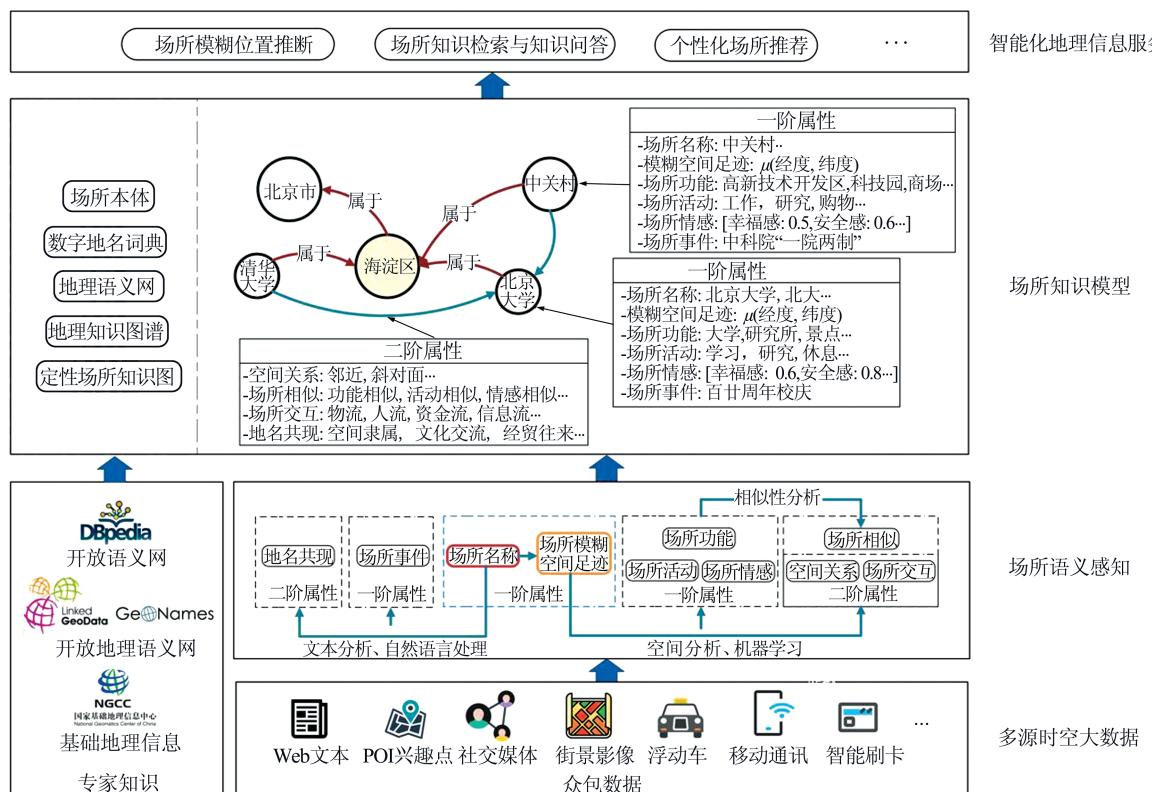


图 1 场所模型与场所感知技术路线  
Fig.1 Technology Route of Place Model and Place Sensing

## 1 基于知识的场所建模

场所模型旨在将场所位置、场所感、场所活动等丰富的场所属性以及场所间的关系进行合理组织,为场所的表达提供场所信息元模型,以

便管理场所的相关知识,并支持场所知识推理(如基于定性空间推理回答用户的复杂空间问题)。然而,由于人类知识中包含大量不易符号化表示的隐性知识,早期基于符号的知识表示方法受限于知识的不确定性与不完备性,致使后续

的知识推理与知识检索等应用缺乏实用性。目前,场所知识表达模型继早期的场所本体、数字地名辞典、地理语义网之后,迎来了新的发展契机。近期新兴的知识图谱作为新一代互联网搜索引擎的基础设施,有望为场所知识的符号化表示与数值化表示的融合与统一提供有效支持,使发展智能化的地理信息服务成为可能。

### 1.1 场所本体

本体是指对共享概念体系进行规范化说明,对实例、类(概念)、属性、关系、约束、规则、公理、事件等要素进行形式化表达。场所本体的研究聚焦于探索场所的概念、本质、属性与关系,从而实现场所形式化并支持场所知识推理。场所本体的确立是构建场所知识表达模型的基础,其中首先需要确定场所所要表达的内容,包括场所的基本属性:场所名称和空间位置(或模糊空间足迹);反映场所感的语义属性:场所的功能、活动、情感(人的主观感受和情绪)和事件;以及场所之间的关系:空间关系、语义关系(相似性、互斥性、依赖性、层次性等)、时间(序列)关系等。然而,由于场所的内涵极为广泛,其概念、属性与关系在认知上具有模糊性、不确定性和主观性,导致难以给出明确统一的场所定义并构建通用的场所本体模型。因此,场所概念本体构建的任务通常需求导向的<sup>[26]</sup>。以街道网络为例,在导航任务中,道路交叉口往往被视为路径规划算法中的起点或终点(或场所),利用街道连接各场所;在道路维护的应用中,街道通常被视为实体,道路交叉口被视为街道间的关系。现有许多针对特定应用的场所本体模型,如针对地理信息检索的场所本体<sup>[27]</sup>、基于活动的场所本体<sup>[28]</sup>、基于场所感的本体<sup>[29]</sup>等,其本体通常偏重于概念模型而缺乏实例。

### 1.2 数字地名辞典

数字地名辞典本质上是一个地名数据库,它搭建了场所(地名)与空间(地理坐标)之间的桥梁,是一种特殊的场所本体。它以字典的形式存储场所名称、类型、地理坐标等信息,在地理编码、地名搜索、导航等地理服务中发挥重要作用<sup>[30]</sup>。现有的数字地名辞典种类繁多,内容多样,如 Alexandria Digital Library Gazetteer (<https://www.library.ucsb.edu/>)<sup>[31]</sup>、Getty Thesaurus of Geographic Names (<http://www.getty.edu/research/tools/vocabularies/tgn/>);或近期的开源数字地名辞典,如 OpenStreetMap (<https://www.openstreetmap.org/>)、GeoNames (<http://www.geonames.org/>)、GoogleMaps (<https://www.google.com/maps/>)等。然而,不同机构所构建的地名辞典在格式、内容和服务接口上没有统一标准,为数据的有效共享与整合带来了挑战。有文献通过引入地名本体,在本体层实现地名辞典对齐<sup>[32]</sup>,或对地名条目进行实例层的对齐<sup>[33]</sup>,以实现地名辞典融合并完善地名辞典功能。然而,数字地名辞典所收录的地名词条大多是具有明确边界的行政区名称和官方地名,对模糊区域、精细尺度的本地地名、地标名等缺乏有效支持。

### 1.3 地理语义网

场所本体和数字地名辞典由于难以捕获场所语义的多样性而具有局限性,与此同时,人们发现互联网中的大量数据蕴含了丰富的信息,却因未进行语义标注而无法被计算机理解应用。语义网技术的提出改善了这一问题,GIS领域很快发展了地理语义网<sup>[34-35]</sup>,使得地理领域的知识能够根据语义关联进行组织、共享、重用,从而改善地理信息服务。地理语义网本质上是一种以场所为基元的知识网络,可看作是基于场所视角对GIS服务进行改进的重要进展。

链接开放数据云(linked open data cloud, LOD Cloud)(<https://lod-cloud.net/>)是语义网的一个应用体现,在2007—2020年间,对1255个数据集进行了关联整合与发布,其中包含了40多个地理语义网数据集:LinkedGeoData (<http://www.linkedgeo-data.org/>)、GeoNames Ontology (<http://www.geonames.org/ontology/documentation.html>)、OSM Semantic Network ([https://wiki.openstreetmap.org/wiki/OSM\\_Semantic\\_Network](https://wiki.openstreetmap.org/wiki/OSM_Semantic_Network))、GeoWordNet(<https://old.datahub.io/dataset/geowordnet>)等。其中,LinkedGeoData是OpenStreetMap的链接数据版本;GeoNames Ontology是拥有大量实例和丰富关系的地理语义网;OSM Semantic Network是从OSM Wiki中提取的另一个地理知识库,但只包含地理实体的概念和属性,而不包含实例;GeoWordNet是融合了GeoNames和WordNet的知识库。然而,由于异构地理语义网之间的对齐任务多集中在概念对齐,而实例对齐和属性对齐的挑战较大,因此完整的地理知识库融合系统尚未出现<sup>[36]</sup>。

目前,地理语义网的研究主要集中于知识建库方面的研究议题,包括地理知识抽取<sup>[37]</sup>、地理

语料标注<sup>[38]</sup>、地理知识对齐与融合<sup>[39]</sup>、地理知识补全<sup>[40]</sup>等。主要的研究思路是从开放地理语义网或非结构化文本(如维基百科、新闻、博客)中抽取整合地理知识,用以扩充原有知识库的规模。在此过程中,通常会利用空间关系提高地理知识抽取和知识对齐的精确度。尽管地理语义网现在仍然在发展,然而地理数据固有的不确定性和模糊性为以下几个问题带来了巨大的挑战<sup>[34-35]</sup>:①如何有效标注和发布地理空间知识?②如何实现对异构知识库的大规模实例对齐与属性对齐?③不同领域语义网的语义互操作问题。这需要发展支持地理信息整合与共享的语义互操作方法。

#### 1.4 地理知识图谱与定性场所知识图

知识图谱是一种利用图模型来建模世界万物及其之间的关联关系的数据结构和技术方法,它继承了人工智能发展阶段中众多知识表示技术。相比于语义网络、本体、语义网,知识图谱则更加强调大型语义知识库的构建及其应用实现,在知识图谱构建的过程中弱化了对知识框架和强逻辑表示的要求,可以看作是语义网简化后的商业应用。

基于知识图谱的场所知识表达研究还处于起步阶段,目前的研究主要集中在以下两类。第一类称为地理知识图谱(geographic knowledge graph, GKG),是此前地理语义网的延伸与扩展。然而正如§1.3所述,由于在地理位置知识获取、知识过滤、知识补全、知识推理、知识更新等环节还面临巨大挑战,目前的研究尚处于GKG构建的初期阶段,业界只是实现了比较初级的地理知识检索与知识问答,距离以地理语义关系为基础的地理(场所)知识查询与推理应用尚有很大的距离。第二类称为定性场所知识图(qualitative place graph, QPG),是以场所为节点、以定性空间关系为边的知识表示模型。QPG的知识实例来源于人们生活中的场所位置描述,需要从自然语言中提取场所对象及其之间的相对位置关系,构建并聚合大量<场所, 空间关系, 场所>的实例三元组,从而形成网络。相较于GKG,现有的QPG研究聚焦于精细尺度下的定性定位知识。例如,针对校园范围内的场所,有研究通过收集该校学生对校园内各个场所的位置描述,得到大量场所间相对位置关系的知识,从而构建QPG形成面向场所间相对空间关系的知识网络<sup>[41-44]</sup>。QPG的独特优势在于能够有效利用先验知识并

结合定性空间推理(qualitative spatial reasoning, QSR)的相关理论方法开展符号逻辑推理,完成知识补全、关系推断等任务,并开展位置推断<sup>[42]</sup>、校园草图自动生成<sup>[44]</sup>、知识问答<sup>[43]</sup>等应用。目前QPG的主要研究挑战包括:①知识提取与QPG构建。这涉及到自然语言场所位置描述的解析<sup>[45-46]</sup>和基于图数据库的QPG构建<sup>[43]</sup>等技术方法。目前该研究方向的知识提取过程仍然高度依赖人工,这虽然在一定程度上保证知识的准确性,但牺牲了在更大数据集上扩展QPG的能力。②QPG知识维护。该方向需要结合QSR的相关理论方法研究如何在信息不完备、不精确或冲突的场景下进行知识补全、关系推断、知识对齐与一致性检验<sup>[41,47]</sup>。

鉴于目前所面临的诸多挑战,未来还需要在灵活运用自然语言处理、空间谓词解析、知识图谱符号化推理等方法的基础上减少对人工知识提取与验证的依赖。另外,由于人工提取的离散化知识将可能遗漏场所的某些隐式特征和数据项之间的隐含关系,为了充分利用知识中的隐含语义,可通过将知识图谱嵌入表示为向量或矩阵<sup>[40,48-49]</sup>,使知识图谱的先验知识作为深度学习的输入,或利用逻辑规则作为深度学习的约束,从而实现符号逻辑推理与数值运算的有机结合,提升场所知识的推理与演算能力。

## 2 基于大数据的场所感知

近年来,利用地理时空大数据和数据挖掘技术丰富场所语义属性已成为地理信息科学领域非常重要的研究方向。基于众源地理信息的场所感知研究巧妙地规避了定义场所概念与人工构建完备场所知识库的难题,提供一种通过量化场所属性来刻画场所的新途径,能够在任何模糊程度或丰富程度上表达场所<sup>[2]</sup>。早期的场所语义感知研究由于依赖调查问卷、认知实验和访谈等方式获取相关数据,存在时间成本高、覆盖范围小、样本量少的问题,使得场所感知研究仅能针对个别场所来开展。而互联网、社交媒体和GNSS智能设备的普及为开展大规模的场所语义定量分析提供了机遇<sup>[23,50]</sup>。人们通过微博、Twitter等应用,可以随时随地发布带有位置标注的信息,用文字分享当下的感受和情绪;或通过Foursquare、大众点评等应用可对场所进行评级打分或撰写评价,为提取与感知场所内的活动、事件、情感等语义提供了可能。我们将时空大数据所

提供的不同方面的场所语义信息划分为两个部分,即场所的一阶语义属性和场所间的二阶关联特性<sup>[23]</sup>。

## 2.1 场所的一阶属性

场所的一阶属性是指场所自身的属性。目前,数据驱动的场所一阶语义感知研究主要包括:①场所基本属性:主要包括场所名称和场所模糊空间足迹,这是后续挖掘其他语义信息的重要基础。②描述场所感的属性:包括场所功能、活动、情感与事件等语义属性。

### 1) 场所名称

场所名称(或地名)是在特定群体内共享的对某个特定地理单元的命名。已有的数字地名辞典、百科网页以及相关管理部门数据库收录了大量地名信息,但地名的使用通常会随时间改变,并且地名数据库对于细粒度的地名以及本地地名的收录不够全面。为更广泛地收集本地场所名称,需要发展基于文本的地名识别方法,然而文本中异地同名、同义地名、转喻地名的现象大量存在,为地名的提取和消歧带来挑战。例如,地名“Shanghai”在英语中可以用作动词(绑架,诓骗);“南京路”“鼓楼”“新街口”等地名在几

个不同的城市中都存在,因而需要发展结合上下文语境的地名消歧方法<sup>[51]</sup>。此外,McKenzie等<sup>[52]</sup>与Hu等<sup>[53]</sup>相继提出结合空间聚类与自然语言处理的地名识别方法,达到良好效果。

### 2) 场所模糊空间足迹

空间足迹是场所的另一个基本属性。人们通常是基于图形结构的粗化地图来记忆场所位置,然而部分场所由于不具有明确边界而无法在地图上显式呈现。出于对“场所的范围在哪里”的强烈需求和兴趣<sup>[54-55]</sup>,可用模糊隶属度函数表达场所的模糊范围,或将其表达为计算机可以处理的几何形状,继而为场所语义属性的提取和地理分析提供聚合单元。例如,Hu等<sup>[56]</sup>提出适用于Flickr数据的场所空间足迹提取流程,进而刻画与分析场所内部的主题以及时空特性。Gao等<sup>[57]</sup>在定义“南加州”和“北加州”的模糊空间足迹的基础上,从社交媒体数据获取人们对两个场所的描述并分析它们的主题语义特征。王圣音等<sup>[58]</sup>基于大众点评网的POI(point of interest)数据,使用核密度和模糊集方法针对城市内多个商圈场所的模糊空间足迹进行建模表示(图2),为场所视角下的特征提取提供了商圈尺度的聚合单元。

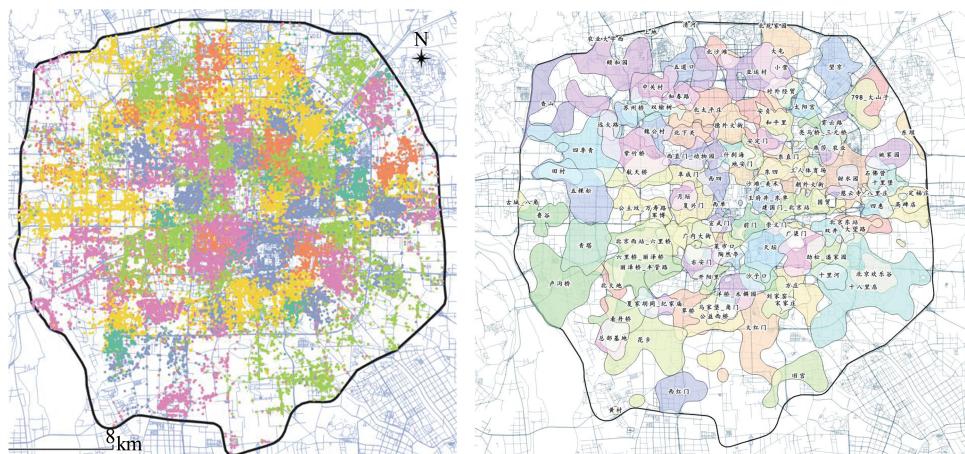


图2 北京五环城区多场所的模糊空间足迹表达

Fig.2 Fuzzy Spatial Footprints of Multi-places in Beijing's 5<sup>th</sup> Ring Road

### 3) 场所功能

场所功能的提取与分析是地理时空大数据研究中最常见的议题,以往的研究表明基于场所的相似性或交互性均能够支持场所功能类型的识别。基于场所相似性的方法是通过度量场所的主题词<sup>[59]</sup>、POI类型<sup>[60]</sup>或活动量的时谱曲线<sup>[61]</sup>等一阶属性的相似性,继而通过聚类分析得到相应功能类型,例如,陈瑷瑗等<sup>[59]</sup>利用潜语义分析方法从微博签到文本中获取不同类型的主题

词(旅游、学习、教育、交通),从而差异化表达不同主导功能的热点区域(图3)。基于交互性的方法是基于“具有相似功能类型的场所,其交互行为也相似”这一假设,通过二阶交互量推断城市内不同场所的功能类型<sup>[62]</sup>。此外,多源数据融合的方法能够在一定程度上减少数据稀疏性、有偏性、不完备性所带来的影响,例如,Ye等<sup>[63]</sup>采用深度学习方法从微博文本中提取场所功能,结合了覆盖范围更全面的街景数据来降低微博数据稀

疏性对结果带来的影响(图 4)。

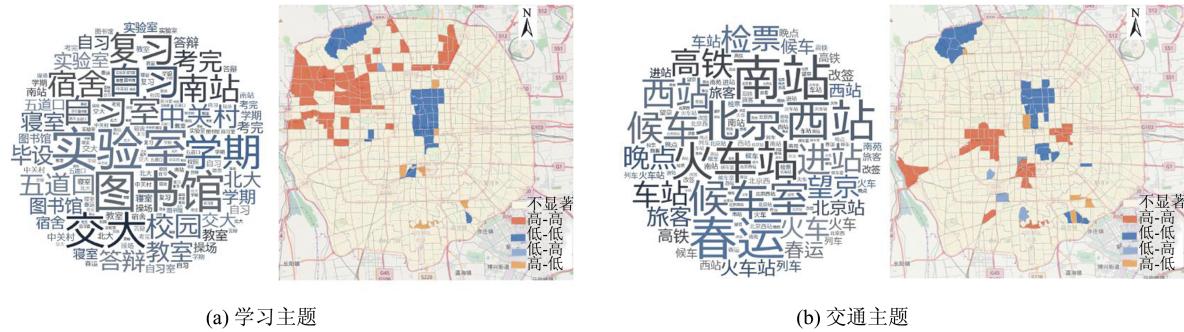


图 3 不同主题的场所及其相应热点区域<sup>[59]</sup>

Fig.3 The Thematic Hot Spots of Two Place-Type Regions

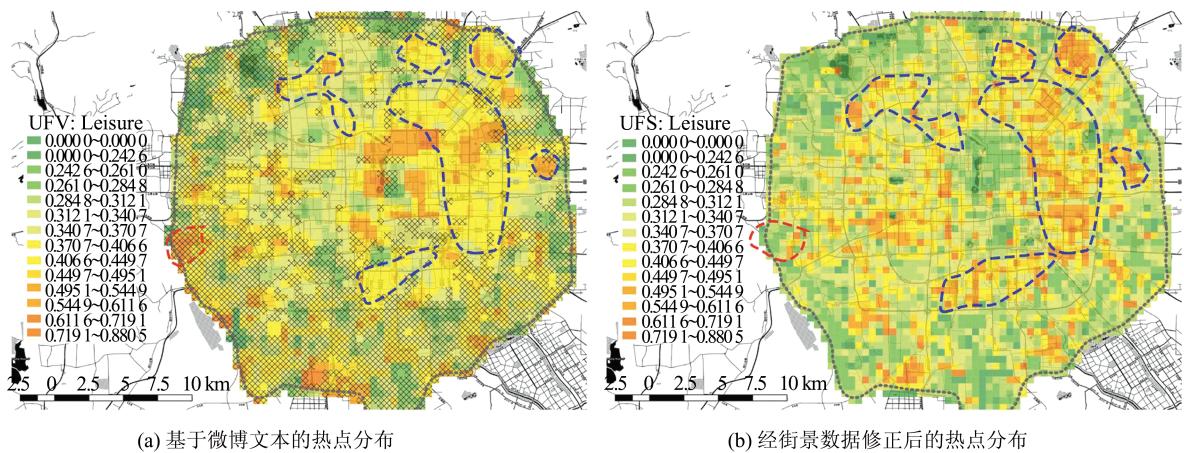


图 4 娱乐休闲功能区热点分布(纹理区域为微博数据稀疏的区域)

Fig.4 Hot Spots of Entertainment and Leisure Places Extracted from Weibo Texts and Street View Images

#### 4) 场所活动

区别于场所功能感知,场所活动感知是从居民活动与移动的视角出发,利用手机通话、出租车轨迹、社交媒体等感知不同场所活动热度的节奏特征和时空模式,或基于此挖掘隐含的场所活动类型。例如,Wu 等<sup>[64]</sup>提取不同地块的活动时谱曲线与不同活动类型的基曲线,继而通过混合功能分解得到场所内不同活动类型的占比;Tu 等<sup>[65]</sup>通过社交媒体签到数据获取活动类型的时空转移概率,继而通过隐马尔可夫模型推断手机定位数据中各驻点的活动类型,揭示了场所内不同活动的动态变化特征;Kang 等<sup>[66]</sup>通过建立“人群-场所”访问频率动态立方体,进而分析不同人群在不同场所之间的访问模式的空间分异特征,描述场所及人群活动的时空分布基本模式;Zhang 等<sup>[67]</sup>通过量化场所的访问人气、访问人群的属性(本地居民和外地游客的比例)、周围环境,从而挖掘城市中“不起眼”却极具访问价值的场所。此外,针对场所活动量预测的问题,Zhang 等<sup>[68]</sup>提出一种基于深度卷积神经网络的方法感

知场所的日间动态活动量,揭示了物质空间特征与场所活动量之间存在的隐含关联。

#### 5) 场所情感

场所情感语义是人长期从事空间活动而对其产生的认知、情绪与感受,例如,归属感、幸福感、压抑感等。目前场所的情感语义提取主要依赖文本数据或街景图像数据,通过大规模的情感语义数据采样使城市内各个场所的情感语义得以表达和呈现。基于文本的场所情感语义挖掘是通过带有位置标签的社交媒体文本、旅游博客、场所点评等数据,利用自然语言处理技术和情感分析方法提取主体的情感特征与情感倾向(如抑郁感、幸福感等);或将情感倾向分为积极、消极、中性 3 种极性<sup>[69-70]</sup>,评估场所在不同情感极性上的量化得分。基于街景图像的场所情感语义挖掘是通过街景图像与众包语义标签定量化分析场所的物理视觉环境给人带来的感受。例如,Zhang 等<sup>[71]</sup>通过带有情感语义标签的 Place Pulse 数据集和腾讯街景图像获取人们对场所的主观情绪,提出一种基于深度学习的模型,估计

个体对城市街道场景在安全感、美丽感等6个维度上的情感感知评分,得到基于视觉感的城市情感地图。

### 6) 场所事件

场所事件是场所语义的重要组成部分,一个事件的发生在短时间内将引发大量社会关注,并重塑该地点的场所感。针对场所事件的研究主要包括:①场所异常事件探测。通过时空异常模式探测方法提取特殊事件,例如,Zhu和Guo<sup>[72]</sup>提出一种基于时间序列分解和离群点检测的方法,从而发现不同场所的事件(节日、体育赛事、艺术展等)。②场所事件动态响应分析。利用社交媒体文本研究不同地区的人们对特殊事件(如选举、流行病、自然灾害等)的响应程度和情感态度,并分析事件的动态时空特征,例如,Wang等<sup>[73]</sup>根据与“6·22”北京暴风雨相关的微博数据分析暴风雨的动态时空特征;文献[73]介绍了针对飓风入境事件的研究,利用Twitter数据分析公众的响应程度和情感态度,并借此推测不同区域的受灾程度<sup>[74]</sup>。③基于时空叙事还原场所历史情境,如Giordano和Cole研究二战大屠杀幸存者的证词,意识到传统GIS无法捕捉除了时空迁移模式之外的经验维度特征,而幸存者们的叙事数据实则包含更多能够揭示空间策略和场所经验的复杂属性<sup>[19,75]</sup>。

## 2.2 场所的二阶关联属性

场所的二阶属性是指场所之间的关联特征。由于任何一个场所在空间中都不是孤立存在的,而是与其他场所发生着联系并相互作用,因此,场所关联性是场所的重要描述维度。关联特征的提取可通过度量场所间各类一阶语义的相似性、差异性和依赖性等语义相关性来实现,还可从社会感知大数据中提取场所间的空间关系、交互关系以及地名共现关系,以反映场所之间的复杂关联。

### 1) 空间关系

场所间的空间关系可分为定量关系与定性关系,定量空间关系可用场所间的距离或方位角度量;定性关系主要包括拓扑关系和方位关系。对于具有确定边界的场所,空间关系可从空间数据直接计算得出;而对于边界模糊的场所,其之间的关系需要在场所模糊空间足迹提取的基础上实现。Li等<sup>[76]</sup>采用Flickr数据,通过核密度估计构建埃菲尔铁塔、卢浮宫、巴黎圣母院等场所的空间足迹,并指出针对多个场所进行模糊空间

足迹建模有助于提取场所间的距离、方位、拓扑以及层次关系;Wu等<sup>[77]</sup>进一步提出基于模糊空间足迹的场所层次关系提取流程,采用模糊形式概念分析方法(fuzzy formal concept analysis, FF-CA)自动生成城市内的多个场所概念之间的层次关系。此外,还可以利用自然语言处理从文本中提取场所间的定性空间关系<sup>[45-46]</sup>。

### 2) 场所交互

人、物质、资金、信息等要素在地理空间中的流动形成了空间交互,维系着场所之间的联系。通过出租车数据、手机定位数据、航空流数据等获取场所交互的量化表征,一方面能够反映场所之间某种形式上的关联,从而增强场所语义的表达;另一方面,可通过构建以场所为节点、以关联关系为边的网络模型或图模型来刻画场所的地理语境,从而为场所功能与活动类型预测,以及交互量预测等任务提供有力支持<sup>[62]</sup>。例如,Zhou等<sup>[78]</sup>认为人类的二阶交互特征比一阶特征更能反映场所的功能类型(如居住地更容易与工作地、休闲娱乐区、商业区等场所产生交互),因而提出DeepMove方法来学习空间交互视角下的场所隐含表示,继而揭示场所的功能类型;Zhu等<sup>[79]</sup>将场所(节点)的一阶属性表达为多维度的特征向量,利用二阶交互关系将场所连接形成网络,继而用图卷积网络拟合场所间复杂的空间依赖关系,从而探究场所属性在不同地理语境下的可预测性;Yao等<sup>[80]</sup>设计空间交互图卷积网络模型对地理单元之间缺失的交互及其强度进行估计。值得一提的是,除了图卷积网络模型之外,基于知识图谱的表示学习方法未来有望进一步提升对场所多维属性与多重关系的综合表达能力<sup>[81]</sup>,更细致刻画场所丰富的地理语境,从而支持对场所隐含特征的深度挖掘与解读。

### 3) 地名共现

地名共现是指不同场所在同一篇文章或一段文字中共同出现的现象,是场所之间复杂关联关系的集中体现。例如,“北京援鄂医疗队今日返京”体现了两地间医疗资源的交互,“苏州、上海绕城高速新建快速通道”表明两地在经贸、人流等方面密切往来,因此,地名共现的强度可以反映场所之间的语义关联强度<sup>[82-84]</sup>。Liu等<sup>[82]</sup>通过分析新闻中的地名共现,发现新闻语料中地名之间的共现频率相比于人类移动模式而言呈现更缓的距离衰减模式。Hu等<sup>[84]</sup>进一步区分了新闻的主题类型,发现不同主题下的地名共现具

有不同的距离衰减系数,由此能够对不同类型的语义关联进行有效区分和精细化描述。

### 3 结语

场所作为地理学的核心概念之一,强调了人的空间认知与情感感受对于人地关系研究的重要性,为地理信息科学如何更好地建模表达现实地理世界提供了新视角。本文从场所模型与场所感知两方面分别论述目前的研究进展,可以看到场所感知能够捕获丰富的场所语义,为场所模型的构建与完善提供重要补充;场所模型作为改善地理知识服务和实现地理人工智能的重要环节,在面临诸多挑战的同时仍具有广阔的发展前景,主要包括:①自然语言空间语义解析;②基于文本的地理知识提取方法;③基于空间推理的知识校验机制;④基于场所知识图谱和空间推理的场所检索、问答系统与个性化推荐算法。

为促进智能化地理知识服务的实现,未来的场所研究需要在更大程度上借鉴人工智能领域最新的研究成果,可从以下几方面开展研究:①减少对人工知识提取与验证的依赖,提高文本场所知识的自动提取、管理与维护能力,进一步提高知识图谱中的知识准确率和完备性;②积极探索与运用黑白箱相结合的方法实现空间推理,寻求地理信息科学理论与数据驱动的深度学习、知识驱动的知识图谱方法的融合与统一,从而提升语义搜索引擎、位置推荐系统、智能问答等应用在地理空间问题上的推理与演算能力;③挖掘更具可解释性的场所语义特征,实现“白箱化”的地理人工智能。这需要在对空间认知与空间语言学、文本地理知识获取、场所概念的形式化、大规模知识图谱构建与质量维护、定性空间推理、场所特征提取等多方面研究议题上开展深入研究与协同合作,使地理信息科学的处理方法能够完成从面向定量化空间信息到面向定性场所知识的转化,从而实现更加人性化、智能化的场所知识服务。

### 参 考 文 献

- [1] Tuan Y F. Space and Place: The Perspective of Experience[M]// Contemporary Sociology. Minneapolis: University of Minnesota Press, 1977
- [2] Purves R S, Winter S, Kuhn W. Places in Information Science[J]. *Journal of the Association for Information Science and Technology*, 2019, 70(11): 1 173 -1 182
- [3] Liu Yu, Fang Yu, Wu Lun, et al. On Place-Based GIS[J]. *Geography and Geo-Information Science*, 2005, 21(5): 6-10(刘瑜, 方裕, 邬伦, 等. 基于场所的GIS研究[J]. 地理与地理信息科学, 2005, 21(5): 6-10)
- [4] Roche S. Geographic Information Science II: Less Space, More Places in Smart Cities[J]. *Progress in Human Geography*, 2016, 40(4): 565-573
- [5] Goodchild M F. Formalizing Place in Geographic Information Systems [M]//Communities, Neighborhoods, and Health. New York: Springer, 2011: 21-33
- [6] Agnew J. Chapter 23: Space and Place[M]//Handbook of Geographical Knowledge. London: Sage Publications Ltd, 2011
- [7] Goodchild M F. Space, Place and Health[J]. *Annals of GIS*, 2015, 21(2): 97-100
- [8] Blaschke T, Merschdorff H, Cabrera-Barona P, et al. Place Versus Space: From Points, Lines and Polygons in GIS to Place-Based Representations Reflecting Language and Culture [J]. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 2018, 7(11): 452
- [9] Purves R S, Clough P, Jones C B, et al. Geographic Information Retrieval: Progress and Challenges in Spatial Search of Text[J]. *Foundations and Trends in Information Retrieval*, 2018, 12(2-3): 164-318
- [10] Sui D Z. Tobler's First Law of Geography: A Big Idea for a Small World? [J]. *Annals of the Association of American Geographers*, 2004, 94 (2) : 269-277
- [11] Bergmann L, O' Sullivan D. Reimagining GI-Science for Relational Spaces [J]. *The Canadian Geographer/ Le Géographe Canadien*, 2018, 62 (1): 7-14
- [12] MacEachren A M. Leveraging Big (Geo) Data with (Geo) Visual Analytics: Place as the Next Frontier [M]//Spatial Data Handling in Big Data Era. Singapore: Springer, 2017: 139 - 155
- [13] Matthews S A. Spatial Polygamy and the Heterogeneity of Place: Studying People and Place via Ego-centric Methods [M]//Communities, Neighborhoods, and Health. New York: Springer, 2010: 35-55
- [14] Ballatore A. Prolegomena for an Ontology of Place [M]// Advancing Geographic Information Science: The Past and Next Twenty Years, Needham, MA: GSDI Association Press, 2016
- [15] Winter S, Kuhn W, Krüger A. Does Place Have a Place in Geographic Information Science? [J]. *Spa-*

- tial Cognition and Computation, 2009, 9 (3) : 171-173
- [16] Vasardani M, Winter S. Place Properties[M]//Advancing Geographic Information Science: The Past and Next Twenty Years. Needham, MA: GS DI Association Press, 2016: 243-254
- [17] Winter S, Freksa C. Approaching the Notion of Place by Contrast [J]. *Journal of Spatial Information Science*, 2012, 5(5): 31-50
- [18] Merschdorff H, Blaschke T. Revisiting the Role of Place in Geographic Information Science[J]. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 2018, 7 (9): 364-389
- [19] Giordano A, Cole T. The Limits of GIS: Towards a GIS of Place [J]. *Transactions in GIS*, 2018, 22 (3): 664-676
- [20] Moenik F B, Westerholt R. Interdisciplinary Perspectives on Place[C]. The 2nd International Symposium on Platial Information Science (PLATIAL'19), Coventry, UK, 2020
- [21] Hu Y, Janowicz K. Enriching Top-Down Geo-On-tologies Using Bottom-Up Knowledge Mined from Linked Data[[M]]// Advancing Geographic Information Science: The Past and Next Twenty Years. Needham, MA: GS DI Association Press, 2016
- [22] Egenhofer M J, Mark D M. Naive Geography[C]. International Conference on Spatial Information Theory, Semmering, Austria, 1995
- [23] Liu Yu. Revisiting Several Basic Geographical Concepts: A Social Sensing Perspective[J]. *Acta Geographica Sinica*, 2016, 71(4): 564-575(刘瑜. 社会感知视角下的若干人文地理学基本问题再思考[J]. 地理学报, 2016, 71(4): 564-575)
- [24] Liu Y, Liu X, Gao S, et al. Social Sensing: A New Approach to Understanding Our Socioeconomic Environments [J]. *Annals of the Association of American Geographers*, 2015, 105(3): 512-530
- [25] Janowicz K, Gao S, McKenzie G, et al. GeoAI: Spatially Explicit Artificial Intelligence Techniques for Geographic Knowledge Discovery and Beyond [J]. *International Journal of Geographical Information Science*, 2020, 34(4): 625-636
- [26] Freksa C, Barkowsky T. On the Relation Between Spatial Concepts and Geographic Objects[M]//Geographic Objects with Indeterminate Boundaries. London: Taylor & Francis, 1996: 109-121
- [27] Jones C B, Alani H, Tudhope D. Geographical Information Retrieval with Ontologies of Place[M]// Spatial Information Theory. Berlin, Heidelberg: Springer, 2001: 322-335
- [28] Scheider S, Janowicz K. Place Reference Systems: A Constructive Activity Model of Reference to Places [J]. *Applied Ontology*, 2014, 9(2): 97-127
- [29] Agarwal P. Operationalising “Sense of Place” as a Cognitive Operator for Semantics in Place-Based Ontologies[C]. International Conference on Spatial Information Theory, NY, USA, 2005
- [30] Goodchild M F, Hill L L. Introduction to Digital Gazetteer Research [J]. *International Journal of Geographical Information Science*, 2008, 22(10): 1 039 - 1 044
- [31] Hill L L, Frew J, Zheng Q. Geographic Names: The Implementation of a Gazetteer in a Georeferenced Digital Library[J]. *Digital Library*, 1999, 5(1): 6-24
- [32] Janowicz K, Keßler C. The Role of Ontology in Improving Gazetteer Nteraction[J]. *International Journal of Geographical Information Science*, 2008, 22 (10): 1 129-1 157
- [33] Hastings J T. Automated Conflation of Digital Gazetteer Data[J]. *International Journal of Geographical Information Science*, 2008, 22(10): 1 109-1 127
- [34] Hu Y J. Geospatial Semanticss[J]. *Comprehensive Geographic Information Systems*, 2018, 1: 80-94
- [35] Janowicz K, Scheider S, Pehle T, et al. Geospatial Semantics and Linked Spatiotemporal Data-Past , Present, and Future [J]. *Semantic Web*, 2012, 3 (4): 321 - -32
- [36] Lu Feng, Yu Li, Qiu Peiyuan. On Geographic Knowledge Graph[J]. *Journal of Geo-Information Science*, 2017, 19(6): 723-734(陆锋, 余丽, 仇培元. 论地理知识图谱[J]. 地球信息科学学报, 2017, 19(6): 723-734)
- [37] Yu L, Qiu P, Gao J. A Knowledge-Based Filtering Method for Open Relations Among Geo-Entities [J]. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 2019, 8(2): 59-73
- [38] Wang Jibu, Lu Feng, Wu Sheng, et al. Constructing the Corpus of Geographical Entity Relations Based on Automatic Annotation[J]. *Journal of Geo-Information Science*, 2018, 20(7): 871-879(王姬卜, 陆锋, 吴升, 等. 基于自动回标的地理实体关系语料库构建方法[J]. 地球信息科学学报, 2018, 20(7): 871-879)
- [39] Yu L, Qiu P, Liu X, et al. A Holistic Approach to Aligning Geospatial Data with Multidimensional Similarity Measuring [J]. *International Journal of Digital Earth*, 2017, 11(8): 845-862
- [40] Qiu P, Gao J, Yu L. Knowledge Embedding with Geospatial Distance Restriction for Geographic

- Knowledge Graph Completion [J]. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 2019, 8(6): 254
- [41] Kim J, Vasardani M, Winter S. Similarity Matching for Integrating Spatial Information Extracted from Place Descriptions[J]. *International Journal of Geographical Information Science*, 2017, 31(1): 56-80
- [42] Chen H, Vasardani M, Winter S. Georeferencing Places from Collective Human Descriptions Using Place Graphs [J]. *Journal of Spatial Information Science*, 2018, 17(17): 31-62
- [43] Chen H, Vasardani M, Winter S, et al. A Graph Database Model for Knowledge Extracted from Place Descriptions[J]. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 2018, 7(6): 221-251
- [44] Kim J, Vasardani M, Winter S. From Descriptions to Depictions: A Dynamic Sketch Map Drawing Strategy [J]. *Spatial Cognition & Computation*, 2016, 16(1): 29-53
- [45] Khan A, Vasardani M, Winter S. Extracting Spatial Information from Place Descriptions[C]. ACM SIGSPATIAL COMP' 13, Orlando, FL, USA, 2013
- [46] Liu F, Vasardani M, Baldwin T. Automatic Identification of Locative Expressions from Social Media Text[C]. LocWeb'14, Shanghai, China, 2014
- [47] Chen H, Vasardani M, Winter S. Maintaining Relational Consistency in a Graph-Based Place Database [C]. CEUR Workshop Proceedings Locate' 15, Brisbane, Australia, 2015
- [48] Mai G, Janowicz K, Cai L, et al. SE-KGE: A Location-Aware Knowledge Graph Embedding Model for Geographic Question Answering and Spatial Semantic Lifting [J]. *Transactions in GIS*, 2020, 24 (3): 623 - 655
- [49] Mai G, Yan B, Janowicz K. Relaxing Unanswerable Geographic Questions Using a Spatially Explicit Knowledge Graph Embedding Model[M]// Lecture Notes in Geoinformation and Cartography. Berlin: Springer International Publishing, 2020
- [50] Sui D, Goodchild M F. The Convergence of GIS and Social Media: Challenges for GIScience[J]. *International Journal of Geographical Information Science*, 2011, 25(11): 1 737-1 748
- [51] Zhang Yi, Wang Xingguang, Chen Min, et al. A Semantics-Based Method for Extracting Geographic Scopes of Texts[J]. *Chinese High Technology Letters*, 2012, 22(2): 165-170(张毅, 王星光, 陈敏, 等. 基于语义的文本地理范围提取方法[J]. 高技术通讯, 2012, 22(2): 165-170)
- [52] McKenzie G, Liu Z, Hu Y, et al. Identifying Urban Neighborhood Names Through User-Contributed Online Property Listings [J]. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 2018, 7(10): 388
- [53] Hu Y, Mao H, McKenzie G. A Natural Language Processing and Geospatial Clustering Framework for Harvesting Local Place Names from Geotagged Housing Advertisements [J]. *International Journal of Geographical Information Science*, 2019, 33 (4): 855
- [54] Davies C, Holt I, Green J, et al. User Needs and Implications for Modelling Vague Named Places[J]. *Spatial Cognition & Computation*, 2009, 9(3): 174 -194
- [55] Montello D R, Goodchild M F, Gottsegen J, et al. Where's Downtown? Behavioral Methods for Determining Referents of Vague Spatial Queries [J]. *Spatial Cognition & Computation*, 2003, 3(2-3): 185-204
- [56] Hu Y, Gao S, Janowicz K, et al. Extracting and Understanding Urban Areas of Interest Using Geotagged Photos [J]. *Computers, Environment and Urban Systems*, 2015, 54: 240-254
- [57] Gao S, Janowicz K, Montello D R, et al. A Data-Synthesis-Driven Method for Detecting and Extracting Vague Cognitive Regions[J]. *International Journal of Geographical Information Science*, 2017, 31(6): 1 245-1 271
- [58] Wang Shengyin, Liu Yu, Chen Zedong, et al. Representing Multiple Urban Places'Footprints from Dianping.com Data[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2018, 47(8): 1 105-1 113(王圣音, 刘瑜, 陈泽东, 等. 大众点评数据下的城市场所范围感知方法[J]. 测绘学报, 2018, 47(8): 1 105-1 113)
- [59] Chen Yuanyuan, Gao Yong. Extracting and Analyzing Latent Semantic Characteristics of Locations Using Social Media Data[J]. *Journal of Geo-Information Science*, 2017, 19(11): 1 405-1 414(陈媛媛, 高勇. 利用社交媒体的位置潜语义特征提取与分析[J]. 地球信息科学, 2017, 19(11): 1 405-1 414)
- [60] Yan B, Janowicz K, Mai G, et al. From ITDL to Place2Vec: Reasoning About Place Type Similarity and Relatedness by Learning Embeddings from Augmented Spatial Contexts [C]. SIGSPATIAL' 17, Redondo Beach, CA, USA, 2017
- [61] Liu Y, Wang F, Xiao Y, et al. Urban Land Uses and Traffic "Source-Sink Areas": Evidence from GPS-Enabled Taxi Data in Shanghai[J]. *Landscape and Urban Planning*, 2012, 106(1): 73-87
- [62] Liu X, Kang C, Gong L, et al. Incorporating Spatial Interaction Patterns in Classifying and Under-

- standing Urban Land Use [J]. *International Journal of Geographical Information Science*, 2016, 30(2): 334-350
- [63] Ye C, Mu L, Zhang F, et al. Urban Function Recognition by Integrating Social Media and Street-Level Imagery [J]. *Environment and Planning B: Urban Analytics and City Science*, 2020, DOI: 10.1177/2399808320935467
- [64] Wu L, Cheng X, Kang C, et al. A Framework for Mixed-Use Decomposition Based on Temporal Activity Signatures Extracted from Big Geo-Data [J]. *International Journal of Digital Earth*, 2020, 13(6): 708-726
- [65] Tu W, Cao J, Yue Y, et al. Coupling Mobile Phone and Social Media Data: A New Approach to Understanding Urban Functions and Diurnal Patterns [J]. *International Journal of Geographical Information Science*, 2017, 31(12): 2331-2358
- [66] Kang C, Shi L, Wang F, et al. How Urban Places are Visited by Social Groups? Evidence from Matrix Factorization on Mobile Phone Data [J]. *Transactions in GIS*, 2020, 24(6): 1504-1525
- [67] Zhang F, Zu J, Hu M, et al. Uncovering Inconspicuous Places Using Social Media Check-ins and Street View Images [J]. *Computers, Environment and Urban Systems*, 2020, 81(2): 101478
- [68] Zhang F, Wu L, Zhu D, et al. Social Sensing from Street-Level Imagery: A Case Study in Learning Spatio-Temporal Urban Mobility Patterns [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2019, 153: 48-58
- [69] Kovacs-Györi A, Ristea A, Kolesar R, et al. Geo-Information Beyond Spatial Proximity-Classifying Parks and Their Visitors in London Based on Spatio-temporal and Sentiment Analysis of Twitter Data [J]. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 2018, 7: 378-404
- [70] Cao X, Macnaughton P, Deng Z, et al. Using Twitter to Better Understand the Spatiotemporal Patterns of Public Sentiment: A Case Study in Massachusetts [J]. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 2018, 15(2): 250-265
- [71] Zhang F, Zhou B, Liu L, et al. Measuring Human Perceptions of a Large-scale Urban Region Using Machine Learning [J]. *Landscape and Urban Planning*, 2018, 180(8): 148-160
- [72] Zhu X, Guo D. Urban Event Detection with Big Data of Taxi OD Trips: A Time Series Decomposition Approach [J]. *Transactions in GIS*, 2017, 21(3): 560-574
- [73] Wang N, Du Y, Liang F, et al. Spatiotemporal Changes of Urban Rainstorm-Related Micro-Blogging Activities in Response to Rainstorms: A Case Study in Beijing, China [J]. *Applied Sciences*, 2019, 9(21): 1-16
- [74] Hu Y. Geo-Text Data and Data-Driven Geospatial Semantics [J]. *Geography Compass*, 2018, 12(11): e12404
- [75] Giordano A, Cole T. Places of the Holocaust: Towards a Model of GIS of Place [J]. *Transactions in GIS*, 2020, 24(4): 842-857
- [76] Li L, Goodchild M F. Constructing Places from Spatial Footprints [C]. *GEOCROWD'12*, CA, USA, 2012
- [77] Wu X, Wang J, Shi L, et al. A Fuzzy Formal Concept Analysis-Based Approach to Uncovering Spatial Hierarchies Among Vague Places Extracted from User-Generated Data [J]. *International Journal of Geographical Information Science*, 2019, 33(5): 991-1016
- [78] Zhou Y, Huang Y. DeepMove: Learning Place Representations Through Large Scale Movement Data [C]. IEEE International Conference on Big Data, Seattle, WA, USA, 2018
- [79] Zhu D, Zhang F, Wang S, et al. Understanding Place Characteristics in Geographic Contexts Through Graph Convolutional Neural Networks Article [J]. *Annals of the American Association of Geographers*, 2020, 110(2): 408-420
- [80] Yao X, Gao Y, Zhu D, et al. Spatial Origin-Destination Flow Imputation Using Graph Convolutional Networks [J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2020, DOI: 10.1109/TITS.2020.3003310
- [81] Wang Q, Mao Z, Wang B, et al. Knowledge Embeddings a Survey [J]. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 2017, 29(12): 2724-2743
- [82] Liu Y, Wang F, Kang C, et al. Analyzing Relatedness by Toponym Co-Occurrences on Web Pages [J]. *Transactions in GIS*, 2014, 18(1): 89-107
- [83] Zhong X, Liu J, Gao Y, et al. Analysis of Co-Occurrence Toponyms in Web Pages Based on Complex Networks [J]. *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*, 2017, 466: 462-475
- [84] Hu Y, Ye X, Shaw S L. Extracting and Analyzing Semantic Relatedness Between Cities Using News Articles [J]. *International Journal of Geographical Information Science*, 2017, 31(12): 2427-2451

## Place Model and Big Geo-Data Supported Place Sensing

WANG Shengyin<sup>1</sup> GAO Yong<sup>1</sup> LU Feng<sup>2,3</sup> LIU Yu<sup>1</sup>

1 Institute of Remote Sensing and Geographic Information System, School of Earth and Space Sciences, Peking University, Beijing 100871, China

2 State Key Laboratory of Resources and Environmental Information Systems, Institute of Geographic Sciences and Natural Resources Research, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China

3 University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China

**Abstract:** The concept of place plays an important role for coupling between human behaviors and geographic environments, and thus provides a human-centric research perspective for geographical analysis. In early place studies, it was difficult to capture and represent the comprehensive semantics of a place in computer systems due to the inherent vagueness, uncertainty, and ambiguity of places, as well as the high cost of obtaining place-based behavioral data at the individual level. Recently, multi-sourced big geo-data and artificial intelligent methods have brought new opportunities for place modeling and sensing. Moreover, place modeling is an important component of knowledge representation in GeoAI. This article reviews the progress of two directions of place modeling and place sensing. Place modeling aims to construct a spatial knowledge model that is more in line with human spatial cognition and communication, so as to improve the intelligence and human-computer interaction of geographical information retrieval and spatial query answering. Place sensing aims to capture human perception and cognition about a place to better understand the intrinsic connections between human activities and the geographic environments, and to represent the rich geographical context of a place. The ultimate objective is to construct “white-box” place-based knowledge representation and reasoning for promoting the development of GeoAI.

**Key words:** place model; place sensing; big data; GeoAI

**First author:** WANG Shengyin, PhD candidate, specializes in GIScience and place representation. E-mail: sywang092@pku.edu.cn

**Corresponding author:** GAO Yong, PhD, associate professor. E-mail: gaoyong@pku.edu.cn

**Foundation support:** The National Key Research and Development Program of China (2017YFB0503602); the National Natural Science Foundation of China (41971331, 41625003).

**引文格式:** WANG Shengyin, GAO Yong, LU Feng, et al. Place Model and Big Geo-Data Supported Place Sensing[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2020, 45(12):1930–1941.DOI:10.13203/j.whugis20200491(王圣音,高勇,陆峰,等.场所模型及大数据支持下的场所感知[J].武汉大学学报·信息科学版,2020,45(12):1930–1941.DOI:10.13203/j.whugis20200491)