



# 地理空间人工智能的近期研究总结与思考

高 松<sup>1</sup>

1 美国威斯康星大学麦迪逊分校地理系, 威斯康星州 麦迪逊市, 53706

**摘 要:**人工智能领域的技术进步给地理空间相关领域研究的智能化发展和融合创新带来了新机遇和新挑战。地理空间人工智能(geospatial artificial intelligence, GeoAI)是指地理空间科学与人工智能相结合的交叉学科研究方向,通过研究与开发机器的空间智能,提升对于地理现象和地球科学过程的动态感知、智能推理和知识发现能力,并寻求解决人类和地球环境系统相互作用中的重大科学和工程问题。简要回顾了GeoAI发展的历史渊源,介绍空间显式与隐式的人工智能模型,总结近期研究热点话题和应用方向(包括空间表征学习、时空预测和空间插值、对地资源环境监测、地图学、地理文本语义分析),思考并提出地理空间人工智能未来发展的几个重要挑战和研究方向。

**关键词:**地理空间人工智能;空间显式模型;深度学习;地理大数据

**中图分类号:**P208

**文献标志码:**A

## 1 地理空间人工智能的发展历史简介

人工智能(artificial intelligence, AI)领域的技术进步给地理空间相关领域研究的智能化发展和融合创新带来了新机遇和新挑战。虽然早期人工智能概念的提出和理论算法的发展可以追溯到20世纪四五十年代<sup>[1]</sup>,但其近期快速发展的主要动力来自于深度学习模型和开发框架(如Tensorflow、Keras、PyTorch)的快速发展和产业化的日趋成熟、各行业领域大数据的生产爆发和计算机硬件(如图形处理单元和高性能计算平台)以及终端设备的计算性能不断升级,进而可以支持在很短的时间内训练和部署人工智能模型、支持数据驱动的智能化决策和产业变革。

地理空间人工智能(geospatial artificial intelligence, GeoAI)是指地理空间科学与人工智能相结合的交叉学科研究方向,通过研究与开发机器的空间智能,提升对于地理现象和地球科学过程的动态感知、智能推理和知识发现能力,并寻求解决人类和地球环境系统相互作用中的重大科学和工程问题(比如人口迁移预测、复杂条件下的智能交通决策、高精地图制作与自动驾驶、

全球变化对农业生产的影响、自然灾害应急救援工程等)。GeoAI的萌芽和发展与地理学、地图学与地理信息系统、遥感科学与技术、地球系统科学、资源环境与城乡规划、智能交通和计算机科学(尤其是机器学习和知识图谱)等学科间的交叉融合、创新发展紧密结合。

人工智能与地理空间科学研究的交集是有其历史渊源的<sup>[2-4]</sup>。一方面,解决自然地理空间和社会人文地理空间产生的很多科学难题需要新方法和新技术(包括人工智能)的支持;另一方面,不断产生的时空数据(比如遥感卫星数据、人口移动位置大数据、车辆运营轨迹数据等)可以支持人工智能模型训练和新算法的研发;地理信息系统(geographical information system, GIS)软件也可以为机器学习模型标注数据(如土地利用类型、自然灾害后建筑破损信息)的生成提供便捷支持。20世纪80年代,地理信息科学家和城市规划学者基于知识专家系统、元胞自动机等当时主流的人工智能技术来探索智能地理信息系统的开发和研究不同城市扩展的模式。20世纪90年代至21世纪初,学者们进一步研究遗传算法、模糊逻辑、本体与语义、混合智能系统在地理空间科学中的应用,比如土壤系统分类和制图,土

收稿日期: 2020-11-03

作者: 高松, 加州大学圣塔芭芭拉分校博士, 现担任威斯康星大学麦迪逊分校助理教授、地理空间数据科学实验室主任, 主要研究方向为基于场所的地理信息科学理论、地理人工智能、时空大数据与社会感知。song.gao@wisc.edu

地资源动态变化监测、自然灾害智能预测与风险评估等。随着深度学习之父 Geoffrey Hinton 和他的学生共同提出了深层神经网络训练中梯度消失问题的解决方案后<sup>[5]</sup>,深度学习在学术界和工业界爆发式发展(比如计算机视觉、自然语言处理、语音识别、自动控制等领域)<sup>[6]</sup>。

2015年之后,与深度学习(如卷积神经网络、生成对抗网络模型、图神经网络)相结合的地理空间科学研究不断涌现<sup>[7-8]</sup>。在人工智能技术快速发展的大环境下,笔者和同事们连续参与组织了3届美国计算机协会空间信息分会地理空间人工智能国际研讨会(2017—2019年)和美国地理学家协会(American Association of Geographic, AAG)的地理人工智能和深度学习研讨会(2018—2020年)<sup>[9-12]</sup>,以及第一届中国空间智能学术年会(Spatial-DI 2020),并在《国际地理信息科学》学术期刊联合组织了关于地理空间人工智能与知识发现的专刊<sup>[7]</sup>,探索该领域的前沿发展技术和创新应用。

推动GeoAI领域发展的几个关键问题包括:为什么地理空间相关研究需要人工智能;现在利用人工智能技术是否比传统方法能更好地解决地理空间科学问题;之前或现在未解决的地理空间科学问题是否可以用人工智能来解决;除了单向应用人工智能技术,地理空间领域的研究是否能够激发新型的人工智能模型的研发并且输回到AI社区。地理信息科学家和计算机科学家们在最近的研究和出版物中对这些科学问题进行了很多探索,本文对近期GeoAI相关研究和部分领域的应用进行简要回顾与总结,思考并提出地理空间人工智能未来发展的几个重要挑战和研究方向。

## 2 空间显式与隐式的人工智能模型

地理空间位置是关联多专题图层(天气、水文、土壤、城市建筑等)、多要素(人、事件、地理对象)、多异构数据(图像、文字、视频等)的纽带,将人工智能技术应用于地理空间研究主要有两类建模方法:空间隐式模型和空间显式模型。空间隐式模型是指在构建人工智能模型的过程中只把地理空间位置当作多维度特征向量中的普通维度,没有把空间位置特殊对待或没有把空间关系和其他空间约束引入模型<sup>[13]</sup>。比如把地理坐标代入一个简单的 $k$ 均值聚类模型只属于空间隐式机器学习模型,但是如果利用Delaunay三角网

构建空间约束的聚类模型则属于空间显式模型。具体来说,如果一个人工智能模型满足以下检验中的一条,则可以称为空间显式模型<sup>[7,14]</sup>。

1)不变性检验。空间显式模型的结果在所研究的对象重新定位迁移的情况下不是不变的。这个特性可以用空间异质性和空间回归模型的思路去理解,即如果一个变量的影响是与空间无关的,那么随机变化对象的位置后,其空间回归模型结果不变;反之则变。

2)表征检验。空间显式模型在其实现中包含了所研究现象的空间表征形式(可以采用整合地理坐标、空间关系、地名等形式),比如把深度学习模型的数据输入先用地理编码表征。

3)公式化检验:空间显式模型在其概念化和公式化中明确使用了空间概念,例如考虑空间邻域和方向、把空间属性引入深度学习模型的损失函数设计。

4)结果检验:空间显式模型的输入和输出包含的空间结构(或形式)不同。例如,一个包含城市地理位置和人口的数据集,如果是让机器仅基于人口数量进行城市排名,因为地理位置不属于分析对象的一部分,所以不是一个空间显式模型。相反,如果要回答人口密度高的城市是否在空间聚集在一起的问题,则需要明确的空间分析视角。

文献[15-16]的研究已经表明空间显式的人工智能模型要比不考虑空间的经典机器学习模型(包括深度学习模型)在计算机视觉任务(如图像分类)和基于地理知识图谱的智能归纳推理任务中的表现更加优越。因此,在开发新的机器学习模型支持地理空间的知识发现和智能化决策时,需要思考如何结合地理空间数据的特性和人工智能模型的特点(比如深度学习神经网络的结构)设计出合理的模型。如果单纯通过融合多源地理空间大数据可以解决的问题,是否还需要设计复杂的空间显式深度学习模型;如果简单增加标注训练数据不能显著提升GeoAI模型的性能,是否需要考虑增加空间关系的学习,比如空间邻域关系、空间金字塔层叠关系等;一些新的GeoAI模型,比如深度合成空间模型(deep compose space model, DCSM)<sup>[17]</sup>、空间生成对抗网络模型(space generative adversarial network, SpaceGAN)<sup>[18]</sup>和长短期记忆网络-轨迹生成对抗网络模型(long short time model-TrajGAN, LSTM-TrajGAN)<sup>[19]</sup>都是考虑了地理空间特性的深度学

习模型。GeoAI 研究需要阐明为什么需要空间显式或隐式模型来解决地理空间的难题,并且能够集成到当今的地理信息系统工作流程中。

### 3 地理空间人工智能的近期研究总结

#### 3.1 空间表征学习

许多机器学习算法的成功通常取决于数据表示和特征工程的质量<sup>[20]</sup>。因此,空间特征学习或表征学习对于研发空间显式人工智能模型和推动 GeoAI 的创新发展尤为重要<sup>[7]</sup>。研究者们利用表征学习技术提取出潜在的地理空间特征提高机器学习模型的预测准确率。比如 Yan 等<sup>[21]</sup>提出的 Place2Vec 模型采用自然语言处理的思路对地图兴趣点数据(point of interest, POI)、建筑环境和周边区域上下文语义进行特征表示学习,进而提升关于场所信息检索和智能推荐的能力。Yao 等<sup>[22]</sup>把 POI2Vec 模型输出作为机器学习特征输入来进行城市土地利用分类。Liu 等<sup>[23]</sup>提出的 Road2Vec 模型基于大规模的出租车运营轨迹数据,对道路之间的隐性交通相互作用关系进行量化;此模型可以捕捉潜在的空间异质性和非线性交互特性,进而提升路段的交通量预测的准确率。类似地, Crivellari 和 Beinat<sup>[24]</sup>提出的 Mot2Vec 模型对利用大规模人群移动数据进行训练生成活动场所的特征向量,进而刻画场所/地方的关联特性和相似性。此外, Jean 等<sup>[25]</sup>介绍了应用于遥感数据的 Tile2Vec 模型,这是一种无监督的表征学习算法,它将自然语言处理中的分布假说(即出现在相似上下文语境中的词往往具有相似的含义)扩展到空间数据分布中,通过空间表征学习显著提高了预测任务(比如土地覆盖类型、发展中国家贫困区域识别)的性能。Mai 等<sup>[26]</sup>创新性地提出了多尺度空间位置编码方法 Space2Vec,通过表征学习模型来编码地方的绝对位置和空间关系,发现该模型在位置建模和图像分类任务中的表现优于成熟的机器学习方法,比如径向基函数(radial basis function, RBF)、多层前馈神经网络和瓦片嵌入。

#### 3.2 时空预测和空间插值

时空预测的基本思想是根据多维属性变量估计一个目标对象或地理变量在未知地点(时空)的数值<sup>[27]</sup>。空间插值则是 GIS 中常见的空间分析功能,利用已知位置的属性数值推测未知点相同属性的数值。传统的空间插值方法包括反

距离加权(inverse distance weighting, IDW)、三角不规则网络(triangular irregular network, TIN)、和克里金法(Kriging)等<sup>[28]</sup>。学者们运用机器学习和深度学习方法来探索时空预测和空间插值的新方法,并在测绘<sup>[29]</sup>、社会感知<sup>[30-31]</sup>、智能交通<sup>[32]</sup>等领域广泛应用。比如 Zhu 等<sup>[33]</sup>设计了一种新型的深度学习架构,命名为用于空间插值的条件编码器-解码器生成对抗神经网络,并应用于数字高程模型中的高程空间插值。Li 等<sup>[34]</sup>从稀疏采样的手机位置数据中提取人群活动地点和移动模式并提出新的模糊长短期记忆网络轨迹预测模型。Bao 等<sup>[35]</sup>基于带有地理标签的社交媒体数据构建了一个基于空间聚类 and 深度神经网络的 BiLSTM-CNN 模型来提升用户区域位置的预测精度。Liang 等<sup>[36]</sup>引入时间动态属性改进了经典的商业地理哈夫模型,并结合位置大数据对顾客到访商店的时空概率进行智能估算。Xing 等<sup>[37]</sup>提出了一个通用的空间数据驱动的端到端智能预测框架 Neighbor-ResNet,基于遥感影像多层特征感知区域景观物理特征来进行人类活动量的估算。Pourebahim 等<sup>[38]</sup>比较了空间相互作用重力模型和卷积神经网络在出行空间分布预测上的表现。Yao 等<sup>[39]</sup>对比了空间相互作用的多个经典模型和图神经网络模型在空间点对交互预测上的性能。同时考虑到人类出行活动主要沿着道路网络,基于交通网络的相关研究也非常丰富。Murphy 等<sup>[40]</sup>利用卷积神经网络对给定出行路线上的全球定位系统(global positioning system, GPS)轨迹数据的距离误差(或可信度)进行分类,以方便有条件地选择使用原始 GPS 轨迹数据和地图匹配后的路线作为驾驶路径的最佳估计。Zhang 等<sup>[41]</sup>基于城市中的大量街景图片数据训练深度卷积模型进行沿街的交通流量时空类型预测。Zhang 和 Cheng<sup>[42]</sup>提出基于图深度学习的稀疏网络时空点过程预测模型 GLDNet,适合分析的数据特点是空间集聚特征明显但时间分布比较随机(比如交通事故、沿街犯罪事件)。此外,对于稠密的时空数据, Ren 等<sup>[43]</sup>提出了利用残差长短期记忆网络来进行城市尺度交通流量预测的模型。Zhao 等<sup>[44]</sup>提出了一种新型的时空图卷积网络 T-GCN 用于交通预测任务,它采用了图卷积网络学习复杂的路网拓扑结构以捕捉空间依赖性,并利用门控递归单元来学习交通状态的时间动态变化以捕捉时间依赖性。随着多源地理大数据的出现,融合遥感数据和社



会感知数据的研究也不断涌现。北京大学刘瑜等<sup>[45]</sup>提出了从人-地-静-动这4个维度并集成多源地理大数据和机器学习方法感知城市空间分异格局的理论和框架。Zhang等<sup>[46]</sup>利用机器学习方法融合社交媒体用户签到数据和城市街景图像,提出了从场所类型、访问量、人群信息和周边环境多个维度定量刻画场所的智能分析框架支持挖掘不同特征的场所。Helbich等<sup>[47]</sup>结合城市街景与城市居民活动、调查问卷等数据源来进行多维度感知和城市动态建模,发现了环境视觉变量和人们精神状态的影响。Cao等<sup>[48]</sup>利用残差神经网络、空间金字塔池化方法和堆叠双向长短期记忆网络对社会感知数据和遥感数据多维度特征进行学习,并用于城市功能区域智能分类,同时比较了3种不同的融合方法:连接、元素相加、和元素最大池化。Ye等<sup>[49]</sup>融合社交媒体和街景数据进行城市功能的精准识别。Law等<sup>[50]</sup>融合开放街道数据 OpenStreetMap 和街景图片数据开发了一种卷积神经网络——街面网(Street-Frontage-Net),并用于城市街面质量的智能评估。

### 3.3 对地资源环境监测

近年来,全球范围内对地观测卫星数量增长迅速,基于卫星遥感和航空遥感的观测大数据激增,对于调查和动态监测土地资源、森林覆盖、环境变化,分析城市扩张和土地利用变化趋势等提供了丰富的观测数据源。同时,多数据源、多时相、多波段、多分辨率的遥感图像数据特点也给实际应用分析造成一定的挑战。研究人员探索了多种利用深度学习模型结合多源遥感数据提取时空特征的方法,提取高精度、高质量的时空决策支持信息,以便提升利用对地观测大数据来动态感知和理解地球复杂系统之间相互作用过程的能力,实现李德仁等<sup>[51]</sup>提出的“从对地观测卫星到对地观测脑”的愿景。Reichstein等<sup>[8]</sup>在《自然》杂志发表的论文总结了当前用于地球系统科学任务的最先进机器学习方法,也指出了采用深度学习面临的主要挑战,比如模型可解释性、物理一致性、复杂系统不确定性、有限的标注数据和强大的计算需求;并建议了一种将物理过程模型与数据驱动的机器学习耦合关联的混合建模方法。Scott等<sup>[52]</sup>克服了基于深度学习分类中的有限标签问题,采用了迁移学习和网络调优技术、数据增强技术与深层卷积神经网络模型结合,改进后的模型在两个不同的遥感数据集上都

显示出较高的土地覆盖分类精度。Huang等<sup>[53]</sup>提出了一种半转移深层卷积神经网络模型,以克服深度学习模型在遥感应用中存在的一些限制,如有限的多光谱通道、有限的训练样本和大图像的统一分解;该模型从 WorldView-2 和 WorldView-3 高空间分辨率多光谱遥感图像中生成了高精度的城市土地利用地图。Peng等<sup>[54]</sup>设计了基于图斑相似性的卷积神经网络 PSNet,并且利用光谱反照率数值而不是原始图像数值进行模型训练,可以降低在光照不一致造成的数值误差,并应用于两次飓风有关的城市洪水事件,实验表明该模型具有很高的预测准确性和召回率。Yuan等<sup>[55]</sup>对环境遥感领域的深度学习方法进行了全面总结,回顾了深层神经网络模型在环境遥感中取得的系列成果,包括预测和估算土地覆盖率、植被参数、农业产量、土地表面温度和湿度、气溶胶和颗粒物含量、降水、积雪覆盖、蒸发量、辐射和海洋颜色参数等;讨论了多源遥感大数据、时空信息和深度学习模型的多种融合方式,比如基于回归模型的空间-波谱信息融合与多时相信息融合、基于数据驱动和深度残差模型的空间-波谱信息融合和多时相信息融合<sup>[56]</sup>,进而可以应用到遥感影像云和阴影区域的去除与复原重建<sup>[57]</sup>。

### 3.4 地图学

地图学是艺术与科学的结合。王家耀<sup>[58]</sup>在第三届全国地图学理论与方法研讨会上提出了在人工智能时代地图学需要的十点“传承、创新和发展”,着重强调了如何结合地图学的基础理论、科学思维与认知方法,以及大数据时代、人工智能时代的新研究范式和技术路线,推动地图科学的创新发展。近几年,人工智能在地图中的创新应用主要包括以下几个方面。首先,利用深层卷积模型可以自动提取地图和影像上的多类别地物目标、地图符号和文本标注信息<sup>[59-61]</sup>;在此智能应用中需要考虑地理空间拓扑结构特征以及区分文字和地图符号模式识别的差异<sup>[62]</sup>,从而得到更好的电子地图自动解译结果。其次,利用强化深度学习可以精确标注当代地理要素在历史扫描地图上的空间位置<sup>[63]</sup>。再者,利用生成对抗网络模型可以进行地图样式风格的迁移学习<sup>[64-65]</sup>以及地形图的阴影自动渲染<sup>[66]</sup>,并利用合成信息来改进制图风格设计或实现国土安全领域的地图位置电子欺骗<sup>[67-68]</sup>。最后,人工智能与地图设计的整合可能会部分地实现制图综合的自动化工作流<sup>[69-70]</sup>,比如建筑物多边形的简化与

聚合、道路网的线简化与按联通性合并等步骤。

### 3.5 地理文本语义分析

基于地理文本的数字地名词典和非结构化的地理文本数据在地理信息检索、时空知识组织和位置数据驱动的智能决策方面发挥着重要的作用<sup>[7,71]</sup>。大多数地名词典数据库都是由权威机构采集制作,由于数据量大、制作成本高,更新周期较慢。如何从海量自然语言文本和社交媒体大数据中自动采集和提取地理文本信息非常重要<sup>[72-73]</sup>。地理文本数据语义分析主要处理步骤包括地名识别、地名解歧和匹配、空间坐标提取等。Hu<sup>[72]</sup>总结了用于地理文本数据处理的多种分析方法,比如主题建模<sup>[74]</sup>、基于规则的匹配<sup>[75]</sup>、深度学习模型等<sup>[76]</sup>。地理文本语义分析的智能应用包括从用户文字评论中获取人们对场所和居住环境的意见和情绪表达<sup>[77-78]</sup>,自动识别与理解用户空间查询语句并进行智能推荐 GIS 空间分析功能和匹配操作工具等<sup>[79-83]</sup>。此外,采用改进的深度学习模型来分析带有地理标签的社交媒体文本数据可以更精准地提取自然灾害期间用户所在位置<sup>[84-85]</sup>,辅助灾害应急响应决策与救援工作。

## 4 思考与展望

以上对地理空间人工智能近期研究的简要回顾并不能涵盖所有相关的话题,但可以看到地理空间科学与人工智能研究是相互促进发展的,并不是一个单向技术输入的知识生产过程。同时,也可以看到 GeoAI 未来发展面临的几个重要挑战和应对的研究方向:

挑战一:有限的地理空间标注数据。

训练地理信息领域的深度学习模型目前还需要大量的标柱数据集支持,如何提升地理空间标注数据集的共享机制是亟待解决的问题和重要研究方向。地理空间数据与其他非空间数据不同,可能会涉及到国土资源与测绘信息安全和保密政策、个人隐私等问题,因而增大了数据共享的难度。但是仍然可以看到一些脱敏空间数据或得到个体许可的时空数据的安全共享有效促进了多领域的科学研究发展。比如微软亚洲研究院城市计算团队共享的 GeoLife 个体轨迹标注数据<sup>[86]</sup>、清华大学宫鹏研究组<sup>[87-88]</sup>制作的 30 m 和 10 m 空间分辨率的全球地表覆盖数据集 FROM-GLC、美国地质调查局和亚利桑那州立大学李文雯团队<sup>[89]</sup>合作制作的自然特征数据集

GeoNat v1.0,纽约州立大学布法罗分校胡英杰团队<sup>[90]</sup>制作的地理文本标注数据集和地名解析工具比较平台 EUPEG 等。近年来,越来越多的地理信息期刊鼓励数据和代码共享,支持科学实验的可重复性和空间数据共享的五星准则(公共数据存取平台、包含元数据、结构化数据格式、符合地理空间数据标准、封装支持虚拟化的调用环境)<sup>[91]</sup>。同时,新的联邦机器学习框架的出现也使得用户在享受智能空间信息服务的同时其个体数据隐私能够得到一定程度的保护<sup>[92]</sup>,这个方向的研究在新 5G/6G 无线网络通信环境下会蓬勃发展。

挑战二:模型可迁移性和可解释性较弱。

大多数用于训练 GeoAI 模型的地理空间数据来自于特定的地表空间区域(比如某一个城市或某一块农田),由于空间异质性和不确定性的存在,GeoAI 模型的可迁移性和泛化能力较弱。此外,很多数据驱动的机器学习模型系统仍然是一个黑盒子,虽然在特定的对地观测和地物分类等方面的能力表现良好,当应用于解决地球系统科学和人文社会科学领域的各类地理空间预测问题时,需要了解机器模型的学习决策过程,融合机理过程模型或人文领域知识,增强 GeoAI 模型的可解释性、透明度和可信赖程度,这也将是 GeoAI 的重要研究方向。比如,Cheng 等<sup>[93]</sup>受到可解释人工智能(explainable artificial intelligence, EAI)提取关键图像成分的应用启发,研究提出利用一种时空层相关性逐层传播方法来解释与评估时空单元在特定研究场景的重要性,进而支持可解释的 GeoAI 模型研发。

挑战三:地理空间语义分析和推理能力不足。

成熟的人工智能技术已经具有很好的自然语言处理能力,并可利用知识图谱技术在智能搜索和问答、语言翻译、个性化推荐等智能信息服务领域体现重要价值<sup>[94]</sup>。但是在地理空间信息领域,很多现有的地理空间信息基础设施还不具备智能化的语义处理能力。比如检索某一个地区的“自然灾害”数据集,应该智能扩展到语义关联的具体灾害种类(森林火灾、地震、洪水等)以及空间关联的区域(比如空间上的邻居、包含或被包含的地理空间单元),从而得到更加丰富的数据集<sup>[95]</sup>。为此,需要构建互联互通的地理知识图谱和具有空间思维能力的智能检索和知识问答系统,这也将是 GeoAI 的另一个重要研究方

向。此外,根据GIS用户提问进行空间分析工具智能推送甚至是整个空间分析工作流的自动化实现也是未来研究的重要方向。

GeoAI的未来发展需要继续得到来自学术界、工业界和政府相关部门的共同支持,汇聚地球系统科学、地理学、计算机科学等领域的科学家、工程师、企业家和决策者的智慧,共同探讨地理空间科学领域的重大科学挑战和人工智能领域最新技术趋势,注重交叉学科教学体系建设和创新思维人才培养<sup>[96]</sup>,为地理空间智能的蓬勃发展助力。

### 参 考 文 献

- [1] Buchanan B G. A (Very) Brief History of Artificial Intelligence[J]. *AI Mag*, 2005, 26(4): 53-60
- [2] Smith T R. Artificial Intelligence and Its Applicability to Geographical Problem Solving [J]. *Prof Geogr*, 1984, 36(2): 147-158
- [3] Couclelis H. Artificial Intelligence in Geography: Conjectures on the Shape of Things to Come [J]. *Prof Geogr*, 1986, 38(1): 1-11
- [4] Openshaw S. Artificial Intelligence in Geography [M]. Chichester, UK: John Wiley & Sons Inc, 1997
- [5] Hinton G E, Salakhutdinov R R. Reducing the Dimensionality of Data with Neural Networks [J]. *Science*, 2006, 313(5786): 504-507
- [6] Lecun Y, Bengio Y, Hinton G. Deep Learning [J]. *Nature*, 2015, 521(7553): 436-444
- [7] Janowicz K, Gao S, McKenzie G, et al. GeoAI: Spatially Explicit Artificial Intelligence Techniques for Geographic Knowledge Discovery and Beyond [J]. *Int J Geogr Inf Sci*, 2020, 34(4): 625-636
- [8] Reichstein M, Camps-Valls G, Stevens B, et al. Deep Learning and Process Understanding for Data-Driven Earth System Science [J]. *Nature*, 2019, 566(7743): 195-204
- [9] Mao H, Hu Y, Kar B, et al. GeoAI 2017 Workshop Report: The 1st ACM SIGSPATIAL International Workshop on GeoAI [R]. Redondo Beach, CA, USA, 2016
- [10] Hu Y, Gao S, Newsam S D, et al. GeoAI 2018 Workshop Report: The 2nd ACM SIGSPATIAL International Workshop on GeoAI [R]. WA, USA, 2018
- [11] Gao S. AI for Geographic Knowledge Discovery [R]. GeoAI 2019 Workshop Report: The 3rd ACM SIGSPATIAL International Workshop on GeoAI, WA, USA, 2019
- [12] Hu Y, Gao S, Lunga D, et al. GeoAI at ACM SIGSPATIAL: Progress, Challenges, and Future Directions [J]. *SIGSPATIAL Spec*, 2019, 11(2): 5-15
- [13] Wachowicz M, Gao S. Machine Learning Approaches [M/OL]//Wilson J. Geogr Inf Sci (Technol Body Knowl 2nd Quart. <https://gistbok.ucgis.org/bok-topics/machine-learning-approaches>, 2020
- [14] Goodchild M F. Issues in Spatially Explicit Modeling [C]. LUCC Report and Review of an International Workshop, Irvine, California, USA, 2011
- [15] Yan B, Janowicz K, Mai G, et al. A Spatially Explicit Reinforcement Learning Model for Geographic Knowledge Graph Summarization [J]. *Trans GIS*, 2019, 23(3): 620-640
- [16] Yan B, Janowicz K, Mai G, et al. Xnet+sc: Classifying Places Based on Images by Incorporating Spatial Contexts [C]. 10th International Conference on Geographic Information Science (GIScience 2018), Melbourne, Australia, 2018
- [17] Zammit-Mangion A, Ng T L G, Vu Q, et al. Deep Compositional Spatial Models [OL]. <https://arxiv.org/abs/1906.02840>, 2019
- [18] Klemmer K, Koshiyama A, Flennerhag S. Augmenting Correlation Structures in Spatial Data Using Deep Generative Models [OL]. <https://arxiv.org/abs/1905.09796>, 2019
- [19] Rao J, Gao S, Kang Y, et al. LSTM-TrajGAN: A Deep Learning Approach to Trajectory Privacy Protection [C]. Leibniz International Proceedings in Informatics, Poznań, Poland, 2020
- [20] Courville B A, Vincent P. Representation Learning: A Review and New Perspectives [J]. *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell*, 2013, 35(8): 1798-1828
- [21] Yan B, Mai G, Janowicz K, et al. From ITDL to Place2Vec—Reasoning About Place Type Similarity and Relatedness by Learning Embeddings from Augmented Spatial Contexts [J]. *GIS Proc ACM Int Symp Adv Geogr Inf Syst*, 2017, 11: 1-10
- [22] Yao Y, Li X, Liu X P, et al. Sensing Spatial Distribution of Urban Land Use by Integrating Points-of-Interest and Google Word2Vec Model [J]. *Int J Geogr Inf Sci*, 2017, 31(4): 825-848
- [23] Liu K, Gao S, Qiu P, et al. Road2Vec: Measuring Traffic Interactions in Urban Road System from Massive Travel Routes [J]. *ISPRS Int J Geo-Information*, 2017, 6(11): 321
- [24] Crivellari A, Beinat E. From Motion Activity to Geo-Embeddings: Generating and Exploring Vector Representations of Locations, Traces and Visitors



- through Large-Scale Mobility Data[J]. *ISPRS Int J Geo-Information*, 2019, 8(3):134
- [25] Jean N, Wang S, Samar A, et al. Tile2Vec: Unsupervised Representation Learning for Spatially Distributed Data[C]. The AAAI Conference on Artificial Intelligence, Hawaii, USA, 2019
- [26] Mai G, Janowicz K, Yan B, et al. Multi-Scale Representation Learning for Spatial Feature Distributions Using Grid Cells[C]. International Conference on Learning Representations, Addis Ababa, Ethiopia, 2019
- [27] Zhu A, Lu G, Liu J, et al. Spatial Prediction Based on Third Law of Geography[J]. *Ann GIS*, 2018, 24(4): 225-240
- [28] Lam N S N. Spatial Interpolation Methods: A Review[J]. *Am Cartogr*, 1983, 10(2):129-150
- [29] Gong Jianya. Chances and Challenges for Development of Surveying and Remote Sensing in the Age of Artificial Intelligence[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2018, 43(12): 1 788-1 796(龚健雅. 人工智能时代测绘遥感技术的发展机遇与挑战[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2018, 43(12): 1 788-1 796)
- [30] Liu Y, Liu X, Gao S, et al. Social Sensing: A New Approach to Understanding Our Socioeconomic Environments[J]. *Ann Assoc Am Geogr*, 2015, 105(3): 512-530
- [31] Liu Yu. Revisiting Several Basic Geographical Concepts: A Social Sensing Perspective[J]. *Acta Geographica Sinica*, 2020, 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, 2020, 71(4): 564-575)
- [32] Veres M, Moussa M. Deep Learning for Intelligent Transportation Systems: A Survey of Emerging Trends[J]. *IEEE Trans Intell Transp Syst*, 2020, 21(8):3 152-3 168
- [33] Zhu D, Cheng X, Zhang F, et al. Spatial Interpolation Using Conditional Generative Adversarial Neural Networks[J]. *Int J Geogr Inf Sci*, 2020, 34(4): 735-758
- [34] Li M, Lu F, Zhang H, et al. Predicting Future Locations of Moving Objects with Deep Fuzzy-LSTM Networks[J]. *Transp A Transp Sci*, 2020, 16(1): 119-136
- [35] Bao Y, Huang Z, Li L, et al. A BiLSTM-CNN Model for Predicting Users' Next Locations Based on Geotagged Social Media[J]. *Int J Geogr Inf Sci*, 2020, DOI:10.1080/13658816.2020.1808896
- [36] Liang Y, Gao S, Cai Y, et al. Calibrating the Dynamic Huff Model for Business Analysis Using Location Big Data[J]. *Trans GIS*, 2020, 24(3): 681-703
- [37] Xing X, Huang Z, Cheng X M, et al. Mapping Human Activity Volumes Through Remote Sensing Imagery[J]. *IEEE J Sel Top Appl Earth Obs Remote Sens*, 2020, 13: 5 652-5 668
- [38] Pourebrahim N, Sultana S, Thill J-C, et al. Enhancing Trip Distribution Prediction with Twitter Data: Comparison of Neural Network and Gravity Models[C]. The 2nd ACM SIGSPATIAL International Workshop on AI for Geographic Knowledge Discovery, Seattle, WA, USA, 2018
- [39] Yao X, Gao Y, Zhu D, et al. Spatial Origin-Destination Flow Imputation Using Graph Convolutional Networks[J]. *IEEE Trans Intell Transp Syst*, 2020(99): 1 - 11
- [40] Murphy J, Pao Y, Haque A. Image-Based Classification of GPS Noise Level Using Convolutional Neural Networks for Accurate Distance Estimation[C]. The 1st Workshop on Artificial Intelligence and Deep Learning for Geographic Knowledge Discovery, Redondo Beach, CA, USA, 2017
- [41] 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 J Photogramm Remote Sens*, 2019, 153: 48-58
- [42] Zhang Y, Cheng T. Graph Deep Learning Model for Network-Based Predictive Hotspot Mapping of Sparse Spatio-Temporal Events[J]. *Comput Environ Urban Syst*, 2020, 79: 101 403
- [43] Ren Y, Cheng T, Zhang Y. Deep Spatio-Temporal Residual Neural Networks for Road-Network-Based Data Modeling[J]. *Int J Geogr Inf Sci*, 2019, 33(9): 1 894-1 912
- [44] Zhao L, Song Y J, Zhang Z, et al. T-GCN: A Temporal Graph Convolutional Network for Traffic Prediction[J]. *IEEE Trans Intell Transp Syst*, 2020, 21(9): 3 848-3 858
- [45] Liu Yu, Zhan Zhaohui, Zhu Di, et al. Incorporating Multi-source Big Geo-Data to Sense Spatial Heterogeneity Patterns in an Urban Space[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2018, 43(3): 327-335(刘瑜, 詹朝晖, 朱迪, 等[J]. 集成多源地理大数据感知城市空间分异格局[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2018, 43(3): 327-335)
- [46] Zhang F, Zu J Y, Hu M Y, et al. Uncovering Inconspicuous Places Using Social Media Check-Ins and Street View Images[J]. *Comput Environ Urban Syst*, 2020, 81: 101 478
- [47] Helbich M, Yao Y, Liu Y, et al. Using Deep

- Learning to Examine Street View Green and Blue Spaces and Their Associations with Geriatric Depression in Beijing, China[J]. *Environ Int*, 2019, 126: 107-117
- [48] Cao R, Tu W, Yang C X, et al. Deep Learning-Based Remote and Social Sensing Data Fusion for Urban Region Function Recognition[J]. *ISPRS J Photogramm Remote Sens*, 2020, 163: 82-97
- [49] Ye C, Zhang F, Mu L, et al. Urban Function Recognition by Integrating Social Media and Street-Level Imagery[J]. *Environ Plan B Urban Anal City Sci*, 2020, DOI:10.1177/2399808320935467
- [50] Law S, Seresinhe C I, Shen Y, et al. Street-Frontage-Net: Urban Image Classification Using Deep Convolutional Neural Networks[J]. *Int J Geogr Inf Sci*, 2020, 34(4): 681-707
- [51] Li Deren, Wang Mi, Shen Xin, et al. From Earth Observation Satellite to Earth Observation Brain[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2017, 42(2): 143-149(李德仁, 王密, 沈欣, 等. 从对地观测卫星到对地观测脑[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2017, 42(2): 143-149)
- [52] Scott G J, England M R, Starms W A, et al. Training Deep Convolutional Neural Networks for Land-Cover Classification of High-resolution Imagery[J]. *IEEE Geosci Remote Sens Lett*, 2017, 14(4): 549-553
- [53] Huang B, Zhao B, Song Y. Urban Land-Use Mapping Using a Deep Convolutional Neural Network with High Spatial Resolution Multispectral Remote Sensing Imagery[J]. *Remote Sens Environ*, 2018, 214:73-86
- [54] Peng B, Meng Z, Huang Q, et al. Patch Similarity Convolutional Neural Network for Urban Flood Extent Mapping Using Bi-Temporal Satellite Multispectral Imagery[J]. *Remote Sens*, 2019, 11(21): 2492
- [55] Yuan Q Q, Shen H F, Li T W, et al. Deep Learning in Environmental Remote Sensing: Achievements and Challenges[J]. *Remote Sens Environ*, 2020, 241: 111-116
- [56] Yuan Q, Zhang Q, Li J, et al. Hyperspectral Image Denoising Employing a Spatial-Spectral Deep Residual Convolutional Neural Network[J]. *IEEE Trans Geosci Remote Sens*, 2018, 57(2): 1205-1218
- [57] Zhang Q, Yuan Q, Zeng C, et al. Missing Data Reconstruction in Remote Sensing Image with a Unified Spatial-Temporal-Spectral Deep Convolutional Neural Network[J]. *IEEE Trans Geosci Remote Sens*, 2018, 56(8): 4274-4288
- [58] Wang Jiaoyao. The Times of AI: Where Cartography Comes From and Goes to[C]. The 3rd National Conference on Cartography Theory and Method, Guangzhou, China, 2018(王家耀. 人工智能时代: 地图学从哪里来到哪里去[C]. 第三届全国地图学理论与方法研讨会, 广州, 2018)
- [59] Li W, Hsu C Y. Automated Terrain Feature Identification from Remote Sensing Imagery: A Deep Learning Approach[J]. *Int J Geogr Inf Sci*, 2020, 34(4): 637-660
- [60] Xie Y, Cai J, Bhojwani R, et al. A Locally-Constrained Yolo Framework for Detecting Small and Densely-Distributed Building Footprints[J]. *Int J Geogr Inf Sci*, 2020, 34(4): 777-801
- [61] Yan X, Ai T, Yang M, et al. Graph Convolutional Autoencoder Model for the Shape Coding and Cognition of Buildings in Maps[J]. *Int J Geogr Inf Sci*, 2020, DOI:10.1080/13658816.2020.1768260
- [62] Chiang Y Y, Knoblock C A. Recognizing Text in Raster Maps[J]. *Geoinformatica*, 2015, 19(1): 1-27
- [63] Duan W, Chiang Y Y, Leyk S, et al. Automatic Alignment of Contemporary Vector Data and Georeferenced Historical Maps Using Reinforcement Learning[J]. *Int J Geogr Inf Sci*, 2020, 34(4): 824-849
- [64] Kang Y, Gao S, Roth R E. Transferring Multiscale Map Styles Using Generative Adversarial Networks[J]. *Int J Cartogr*, 2019, 5(2-3): 115-141
- [65] Huang X, Xu D, Li Z, et al. Translating Multispectral Imagery to Nighttime Imagery via Conditional Generative Adversarial Networks[OL]. <https://arxiv.org/pdf/2001.05848v1.pdf>, 2019
- [66] Jenny B, Heitzler M, Singh D, et al. Cartographic Relief Shading with Neural Networks[OL]. <https://arxiv.org/pdf/2010.01256.pdf>, 2020
- [67] Ganguli S, Garzon P, Glaser N. Geogan: A Conditional Gan with Reconstruction and Style Loss to Generate Standard Layer of Maps from Satellite Images[OL]. <https://arxiv.org/pdf/1902.05611.pdf>, 2019
- [68] Xu C, Zhao B. Satellite Image Spoofing: Creating Remote Sensing Dataset with Generative Adversarial Networks (Short Paper)[C]. 10th International Conference on Geographic Information Science (GI-Science 2018), Melbourne, Australia, 2018
- [69] Touya G, Zhang X, Lokhat I. Is Deep Learning the New Agent for Map Generalization?[J]. *Int J Cartogr*, 2019, 5(2-3):142-157



- [70] Feng Y, Thiemann F, Sester M. Learning Cartographic Building Generalization with Deep Convolutional Neural Networks[J]. *ISPRS Int J Geo-Information*, 2019, 8(6): 258
- [71] Goodchild M F, Hill L L. Introduction to Digital Gazetteer Research[J]. *Int J Geogr Inf Sci*, 2008, 22(10): 1 039-1 044
- [72] Hu Y. Geo-Text Data and Data-Driven Geospatial Semantics [J]. *Geogr Compass*, 2018, 12 (11) : e12404
- [73] Gao S, Li L, Li W, et al. Constructing Gazetteers from Volunteered Big Geo-Data Based on Hadoop [J]. *Comput Environ Urban Syst*, 2017, 61: 172-186
- [74] Ju Y, Adams B, Janowicz K, et al. Things and Strings: Improving Place Name Disambiguation from Short Texts by Combining Entity Co-occurrence with Topic Modeling[C]. European Knowledge Acquisition Workshop, Bologna, Italy, 2016
- [75] Acheson E, Volpi M, Purves R S. Machine Learning for Cross-Gazetteer Matching of Natural Features [J]. *Int J Geogr Inf Sci*, 2020, 34(4): 708-734
- [76] Santos R, Murrieta-Flores P, Calado P, et al. Toponym Matching Through Deep Neural Networks[J]. *Int J Geogr Inf Sci*, 2018, 32(2): 324-348
- [77] Hu Y, Deng C, Zhou Z. A Semantic and Sentiment Analysis on Online Neighborhood Reviews for Understanding the Perceptions of People Toward Their Living Environments [J]. *Ann Am Assoc Geogr*, 2019, 109(4): 1 052-1 073
- [78] Huang Y, Li J, Wu G, et al. Quantifying the Bias in Place Emotion Extracted from Photos on Social Networking Sites: A Case Study on a University Campus[J]. *Cities*, 2020, 102: 102 719
- [79] Gao S, Goodchild M F. Asking Spatial Questions to Identify GIS Functionality[C]. 4th International Conference on Computing for Geospatial Research and Application, San Jose, CA, USA, 2013
- [80] 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]. *Trans GIS*, 2020, doi: abs/10.1111/tgis.12629
- [81] Scheider S, Ballatore A, Lemmens R. Finding and Sharing GIS Methods Based on the Questions They Answer [J]. *Int J Digit Earth*, 2019, 12 (5) : 594-613
- [82] Mai G, Yan B, Janowicz K, et al. Relaxing Unanswerable Geographic Questions Using a Spatially Explicit Knowledge Graph Embedding Model[C]. The Annual International Conference on Geographic Information Science, Limassol, Cyprus, 2019
- [83] Vahedi B, Kuhn W, Ballatore A. Question-Based Spatial Computing—A Case Study[M]//Tapani S, Maribel Y, Santos L, et al. Geospatial Data in a Changing World. Helsinki, Finland: Springer, 2016: 37 - 50
- [84] Wang J, Hu Y, Joseph K. NeuroTPR: A Neuro-net Toponym Recognition Model for Extracting Locations from Social Media Messages[J]. *Trans GIS*, 2020, 24(3): 719-735
- [85] Hu Y, Wang J. How Do People Describe Locations During a Natural Disaster: An Analysis of Tweets from Hurricane Harvey[C]. 11th International Conference on Geographic Information Science (GIScience 2021)-Part I, Poznań, Poland, 2020
- [86] Zheng Y, Xie X, Ma W Y. GeoLife: A Collaborative Social Networking Service Among User, Location and Trajectory [J]. *IEEE Data Eng Bull*, 2010, 33(2): 32-39
- [87] Gong P, Liu H, Zhang M L, et al. Stable Classification with Limited Sample: Transferring a 30-m Resolution Sample Set Collected in 2015 to Mapping 10-m Resolution Global Land Cover in 2017[J]. *Sci Bull*, 2019, 64: 370-373
- [88] Yu L, Wang J, Gong P. Improving 30 m Global Land-Cover Map FROM-GLC with Time Series MODIS and Auxiliary Data Sets: A Segmentation-Based Approach[J]. *Int J Remote Sens*, 2013, 34 (16): 5 851-5 867
- [89] Arundel S T, Li W, Wang S. GeoNat v1.0: A Dataset for Natural Feature Mapping with Artificial Intelligence and Supervised Learning[J]. *Trans GIS*, 2020, 24(3): 556-572
- [90] Wang J, Hu Y. Enhancing Spatial and Textual Analysis with EUPEG: An Extensible and Unified Platform for Evaluating Geoparsers[J]. *Trans GIS*, 2019, 23(6): 1 393-1 419
- [91] Wilson J P, Butler K, Gao S, et al. A Five-Star Guide for Achieving Replicability and Reproducibility when Working with GIS Software and Algorithms [J]. *Ann Am Assoc Geogr*, 2020, DOI: 10.1080/24694452.2020.1806026
- [92] Yang Q, Liu Y, Chen T, et al. Federated Machine Learning: Concept and Applications [J]. *ACM Trans Intell Syst Technol*, 2019, 10(2): 1-19
- [93] Cheng X, Wang J, Li H, et al. A Method to Evaluate Task-Specific Importance of Spatio-Temporal Units Based on Explainable Artificial Intelligence[J]. *Int J Geogr Inf Sci*, 2020, DOI: 10.1080/13658816.

- 2020.1805116
- [94] Xu Zenglin, Sheng Yongpan, He Lirong, et al. Review on Knowledge Graph Techniques [J]. *Journal of University of Electronic Science and Technology of China*, 2016, 45(4): 589-606 (徐增林, 盛泳潘, 贺丽荣, 等. 知识图谱技术综述[J]. 电子科技大学学报, 2016, 45(4): 589-606)
- [95] Hu Y, Janowicz K, Prasad S, et al. Metadata Topic Harmonization and Semantic Search for Linked-Data-Driven Geoportals: A Case Study Using ArcGIS Online [J]. *Trans GIS*, 2015, 19(3): 398-416
- [96] Yue Yang, Li Qingquan, Guo Renzhong. Curriculum Design for Urban Informatics [J]. *Acta Geographica Sinica*, 2020, 75(8): 1790-1796 (乐阳, 李清泉, 郭仁忠. 融合式研究趋势下的地理信息教学体系探索[J]. 地理学报, 2020, 75(8): 1790-1796)

## A Review of Recent Researches and Reflections on Geospatial Artificial Intelligence

GAO Song<sup>1</sup>

1 GeoDS Lab, Department of Geography, University of Wisconsin-Madison, WI 53706, USA

**Abstract:** The technological progress in the field of artificial intelligence (AI) has brought new opportunities and challenges to the intelligent development and innovative research in geospatial related fields. Geospatial artificial intelligence (GeoAI) refers to the interdisciplinary research direction that combines geography, earth science and artificial intelligence, and seeks to solve major scientific and engineering problems in human—environmental interaction systems through the research and development of spatial intelligence in machines to improve the dynamic perception, intelligent reasoning and knowledge discovery of geographic phenomena and earth science processes. This paper briefly summarizes the historical origins of GeoAI development, introduces spatially explicit and implicit AI models, reviews recent GeoAI research and applications (including spatial representation learning, spatiotemporal prediction and spatial interpolation, monitoring of geographic resources and environment, cartography, and geo-text data semantic analysis), and identifies several potential research challenges and directions for the future development of GeoAI.

**Key words:** geospatial artificial intelligence (GeoAI); spatially explicit model; deep learning; geographic big data

**Author:** GAO Song, PhD, assistant professor. He received his PhD from the University of California-Santa Barbara, and is currently an assistant professor and director of the Geospatial Data Science Lab at the University of Wisconsin-Madison. His research focuses on theories of place-based geographic information science, GeoAI, spatiotemporal big data and social sensing. E-mail: song.gao@wisc.edu

**引文格式:** GAO Song. A Review of Recent Researches and Reflections on Geospatial Artificial Intelligence [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2020, 45(12): 1865-1874. DOI:10.13203/j.whugis.20200597 (高松. 地理空间人工智能的近期研究总结与思考 [J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2020, 45(12): 1865-1874. DOI:10.13203/j.whugis.20200597)