

## 知识图谱与图神经网络助力智慧城市的可持续发展

常普<sup>1</sup> 赵轶鸣<sup>2</sup> 云曼玉<sup>1</sup> 刘永明<sup>1,3</sup> 赵转哲<sup>1,3</sup>

1. 安徽工程大学人工智能学院, 安徽 芜湖 241000

2. 芜湖赛宝信息产业技术研究院有限公司, 安徽 芜湖 241000

3. 智能装备质量与可靠性安徽省学科共建重点实验室, 安徽 芜湖 241000

**[摘要]**本研究旨在通过知识图谱与图神经网络(GNN)的结合,构建一种创新的预测模型,以提升智慧城市中可持续发展目标(SDGs)的预测与决策能力。研究首先介绍了智慧城市与SDGs的背景,强调了传统方法在应对数据孤岛和复杂系统交互等挑战时的局限性。接着详细阐述了知识图谱与GNN的技术原理,包括数据整合、关系捕捉和动态适应能力。通过模拟案例W市,研究展示了模型在资源分配优化中的应用效果。结果表明,该模型能够有效提升资源分配的效率和SDGs的实现水平,为政策制定者提供了科学依据。研究的结论是,知识图谱与GNN的结合为智慧城市的可持续发展提供了新的技术手段,未来在技术进步和应用场景拓展的推动下,将在城市发展中发挥更加重要的作用。

**[关键词]**智慧城市;可持续发展目标;知识图谱;图神经网络;资源分配优化

DOI: 10.33142/sca.v8i2.15445

中图分类号: TP18

文献标识码: A

## Knowledge Graphs and Graph Neural Networks Drive Sustainable Development in Smart Cities

CHANG Pu<sup>1</sup>, ZHAO Yiming<sup>2</sup>, YUN Manyu<sup>1</sup>, LIU Yongming<sup>1,3</sup>, ZHAO Zhuangzhe<sup>1,3</sup>

1. School of Artificial Intelligence, Anhui Polytechnic University, Wuhu, Anhui, 241000, China

2. Wuhu Ceprei Information Industry Technology Research Institute Co., Ltd., Wuhu, Anhui, 241000, China;

3. Anhui Provincial Key Laboratory of Discipline Co-construction on Intelligent Equipment Quality and Reliability, Wuhu 241000, China

**Abstract:** This study aims to construct an innovative predictive model by integrating knowledge graphs with Graph Neural Networks (GNNs) to enhance the prediction and decision-making capabilities for Sustainable Development Goals (SDGs) in smart cities. The research begins by introducing the background of smart cities and SDGs, highlighting the limitations of traditional methods in addressing challenges such as data silos and complex system interactions. It then elaborates on the technical principles of knowledge graphs and GNNs, including data integration, relationship capture, and dynamic adaptability. Through a simulated case study of City W, the research demonstrates the model's effectiveness in optimizing resource allocation. The results indicate that the model significantly improves the efficiency of resource allocation and the achievement of SDGs, providing a scientific basis for policymakers. The study concludes that the integration of knowledge graphs and GNNs offers a new technological approach for the sustainable development of smart cities, and with advancements in technology and the expansion of application scenarios, it will play an increasingly important role in urban development.

**Keywords:** smart city; sustainable development goals; knowledge graph; graph neural network; resource allocation optimization

### 引言

随着全球城市化进程的加速,城市人口持续增长,城市规模不断扩大,智慧城市作为实现可持续发展目标(SDGs)的重要载体,正逐渐成为未来城市发展的核心方向。智慧城市的建设旨在通过信息通信技术(ICT)、物联网(IoT)、大数据和人工智能(AI)等技术,优化城市资源配置、提升公共服务效率,并推动经济、社会与环境的协调发展。然而,智慧城市的建设面临着诸多挑战,如数据孤岛问题严重,各部门数据难以共享和整合,导致资源分配决策时信息不全面;城市系统复杂,涉及多个部门和领域的协同合作,传统方法难以捕捉各系统之间的复杂交互关系,难以实现精细化管理和精准服务。知识图谱与图

神经网络(GNN)作为新兴的人工智能技术,能够有效整合多源数据,将城市中的各种资源、环境、社会等信息以图的形式进行组织,形成城市知识体系,揭示实体间的复杂关系。知识图谱通过构建包含资源、SDGs指标以及政策法规等节点,以及表示资源与SDGs指标之间的关联关系和政策法规对资源分配影响的边,为城市管理者提供了全面的数据支持。图神经网络则能够在图上进行学习,捕捉节点间的动态变化和复杂依赖关系,通过在知识图谱的基础上应用图神经网络,可以挖掘数据中的潜在模式,实现对城市运行状态的精准预测和分析,为宏观政策制定提供数据支持和技术保障,推动城市交通、环境、公共服务等领域的智能化发展,助力智慧城市的可持续发展,为

智慧城市的可持续发展提供新的技术手段<sup>[1]</sup>。



图1 17个可持续发展目标

本研究旨在通过知识图谱与图神经网络的结合，构建一种创新的预测模型，以提升智慧城市中 SDGs 的预测与决策能力。研究的意义在于：一方面，拓展了可持续发展领域的预测模型，提升了预测的准确性与解释性；另一方面，为政策制定者提供了科学依据，推动智慧城市的可持续发展。本文首先介绍了智慧城市与 SDGs 的背景，接着详细阐述了知识图谱与图神经网络的技术原理，最后通过案例分析展示了模型在智慧城市中的应用效果<sup>[2]</sup>。

## 1 背景与相关技术

### 1.1 智慧城市与可持续发展目标

智慧城市作为现代城市发展的重要方向，旨在通过信息技术( ICT)、物联网( IoT)、大数据和人工智能( AI) 等技术，优化城市资源配置、提升公共服务效率，并推动经济、社会与环境的协调发展。可持续发展目标( SDGs) 是联合国提出的 17 个全球性目标，涵盖消除贫困、清洁能源、气候行动等多个领域。智慧城市的建设与 SDGs 的实现密切相关，例如，如何在有限的财政预算下，合理分配资源以同时推动清洁能源( SDG7)、消除贫困( SDG1) 和气候行动( SDG13) 等目标的实现，是政策制定者面临的核心挑战<sup>[3]</sup>。

传统的资源分配方法多基于经验或简单的统计分析，难以捕捉各 SDGs 之间的复杂关系与动态变化。例如，某些目标的实现可能会对其他目标产生积极或消极的影响(如清洁能源的推广可能减少贫困地区的就业机会)。因此，亟需一种能够综合考虑各目标间相互作用的技术手段，以优化资源分配并实现整体效益最大化<sup>[4]</sup>。

### 1.2 知识图谱与图神经网络在宏观政策制定中的应用

知识图谱作为一种结构化的语义知识库，能够整合多源数据并揭示实体间的复杂关系。在 SDGs 的背景下，知识图谱可以将各目标及其相关指标作为节点，目标间的相互作用作为边，构建一个全面的关系网络<sup>[5]</sup>。例如：

节点：SDG 1(无贫困)、SDG 7(清洁能源)、SDG 13(气候行动)等。

边：目标间的协同效应(如清洁能源推广对气候行动的积极影响)或权衡关系(如清洁能源项目可能对贫困地区就业的负面影响)。

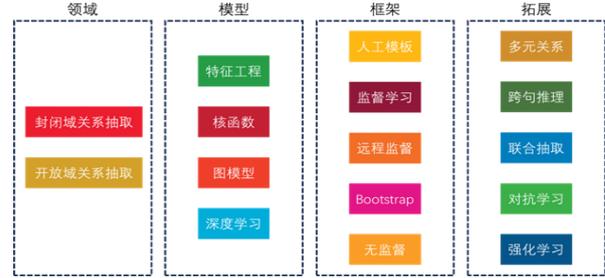


图2 实体关系抽取方案一览

图神经网络( Graph Neural Networks, GNNs) 则能够直接在图上进行学习，捕捉节点间的动态变化和复杂依赖关系。通过 GNNs，政策制定者可以：

预测目标进展：基于历史数据和目标间的关系，预测各 SDGs 的未来进展。

优化资源分配：通过分析目标间的相互作用，确定资源分配的最优比例，以实现整体效益最大化。

评估政策效果：模拟不同政策方案对各目标的影响，为决策提供科学依据。

### 1.3 现有研究的局限性

传统的预测模型往往基于统计方法或简单的机器学习算法，难以处理 SDGs 预测中的高维度、非线性以及复杂关联性等特征。

数据整合难度：SDGs 相关数据来源多样，涉及经济、社会、环境等多个领域，数据整合与标准化仍面临挑战。

模型解释性：尽管传统方法能够捕捉一些对象之间的关系，但其预测结果的解释性仍需进一步提升，以增强政策制定者的信任。

动态变化应对：SDGs 的实现过程受多种因素影响(如政策变化、突发事件等)，模型需要具备更强的动态适应能力。

通过知识图谱与图神经网络的结合，可以有效克服这些局限性。知识图谱能够整合多源数据，提供丰富的语义信息；而图神经网络则能够捕捉复杂关系，提升预测的准确性与解释性。这种组合为 SDGs 的宏观政策制定提供了新的技术手段。

## 2 基于知识图谱与图神经网络的模型构建

本节将详细介绍模型的构建过程，包括数据预处理、知识图谱构建、图神经网络设计及模型训练与验证。

### 2.1 数据收集与预处理

为了支持 SDGs 预测模型的构建，本研究从多个权威数据源收集了数据，包括联合国的可持续发展目标知识平台、世界银行的世界发展指标( WDI) 以及全球环境监测数据库。这些数据涵盖了经济、社会、环境和治理等多个方面，为综合分析 SDGs 的进展提供了丰富的信息。



图3 数据处理流程图

数据预处理是模型构建的关键步骤。首先，对原始数

据进行清洗，剔除缺失值、重复记录及异常值。其次，通过标准化和归一化将数据缩放到统一范围，确保不同指标之间的可比性。此外，采用主成分分析（PCA）进行降维，减少数据维度并保留主要特征。最后，通过特征工程提取关键特征，增强模型的预测能力。

## 2.2 知识图谱构建

知识图谱作为一种结构化的语义知识库，能够有效表示实体及其关系。本研究基于联合国可持续发展目标指标专家组（IAEG-SDGs）的全球指标框架，构建了一个包含 17 项 SDGs 及其 248 项指标的知识图谱。知识图谱的节点表示 SDGs 目标及其指标，边表示目标与指标之间的关系<sup>[6]</sup>。

在知识图谱的构建过程中，采用了基于规则的推理方法。例如，若节点 A 与节点 B 之间存在关系  $r$ ，且节点 B 与节点 C 之间存在关系  $r'$ ，则可以推导出节点 A 与节点 C 之间可能存在关系  $r''$ 。这一过程通过优化实体和关系在嵌入空间中的距离，使得语义上相近的实体在嵌入空间中也相近。

## 2.3 图神经网络模型设计

图神经网络(GNN)在处理图结构数据方面表现出色，特别是在捕捉节点间的复杂关系和动态变化方面。本研究采用了图注意力网络（GAT）作为核心模型，通过自注意力机制动态调整节点间的重要性权重，从而更精确地模拟 SDGs 指标间的相互作用。

在图注意力网络（GAT）中，节点  $i$  的特征表示更新公式如下：

$$h_i^{(l+1)} = \sigma \left( \sum_{j \in \mathcal{N}(i) \cup \{i\}} \alpha_{ij} W^{(l)} h_j^{(l)} \right)$$

注意力系数计算公式：

$$\alpha_{ij} = \frac{\exp(\text{LeakyReLU}(a^T [W h_i || W h_j]))}{\sum_{k \in \mathcal{N}(i) \cup \{i\}} \exp(\text{LeakyReLU}(a^T [W h_i || W h_k]))}$$

其中， $a$  是用于计算注意力的权重向量， $||$  表示向量的连接操作。

## 2.4 模型训练与验证

为了确保模型的泛化能力，数据集按时间顺序划分为训练集、验证集和测试集。训练集包含时序数据的前 80%，验证集包含中间 10%，测试集包含最后 10%。模型训练采用 Adam 优化器，并结合早停机制防止过拟合<sup>[7]</sup>。

表 1 实验环境配置

名称	配置信息
操作系统	Windows 11 23H2
开发语言	Cypher
开发工具	Neo4j、Gephi
框架	Graph DBMS-5.12.0、jdk-10.0.17
处理器	CPU: Intel® Core™ i7-12700H
	GPU: NVIDIA RTX 3060

在训练过程中，通过监控验证集上的损失和性能指标（如  $R^2$  分数）调整模型参数。实验结果表明，GAT 模型在 SDGs 预测中表现最优， $R^2$  分数达到 0.85 以上，显著优于传统的 GCN 和 GraphSAGE 模型。此外，模型在处理新数据时表现出良好的泛化能力，能够准确捕捉 SDGs 指标的变动趋势。

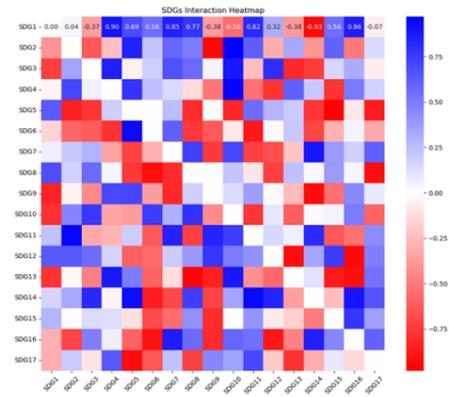


图 4 GAT 模型训练得到的权重热力图

## 3 智慧城市可持续发展中的应用

### 3.1 资源分配优化

在智慧城市中，资源有限且需求多样，如何合理分配资源以实现可持续发展目标的最大化是一个关键问题。利用知识图谱整合城市资源数据，包括财政资金、人力资源、物力资源等，以及不同可持续发展目标（SDGs）的相关指标和要求，构建资源分配知识图谱。通过图神经网络分析各 SDGs 之间的相互关系和影响，预测不同资源分配方案下的 SDGs 实现情况，从而优化资源分配比例。例如，通过模型分析教育投入与就业率、经济增长之间的关系，以及环境保护投入与居民健康、生活质量的关联，确定在不同领域投入的最佳资源比例，实现资源的高效利用和可持续发展目标的协调发展<sup>[8]</sup>。

模拟案例：W 市资源分配优化

W 市是一个快速发展的中型城市，拥有约 200 万人口，近年来面临着资源分配不均、环境压力增大、社会服务需求多样化等问题。为了实现可持续发展目标，W 市决定利用知识图谱与图神经网络技术优化资源配置。

现收集了过去五年的相关数据（主要参考该市统计年鉴），包括财政资金、人力资源、物力资源等，以及不同可持续发展目标（SDGs）的相关指标和要求。具体数据如下：财政资金每年总预算为 100 亿元，分别投入到教育、医疗、环境、交通、社会保障等五个领域；市政府共有公务员和专业技术人员约 2 万人，分布在不同部门；物力资源包括土地、建筑物、设备等，价值约 500 亿元；SDGs 指标涵盖教育质量、医疗覆盖率、空气质量、交通拥堵指数、社会保障覆盖率等。

将收集到的数据整合到一个知识图谱中，节点包括资

源（财政资金、人力资源、物力资源）、SDGs 指标以及政策法规等。边表示资源与 SDGs 指标之间的关联关系，以及政策法规对资源分配的影响。基于知识图谱，构建图神经网络模型，分析各 SDGs 之间的相互关系和影响。通过模型预测不同资源分配方案下的 SDGs 实现情况，从而优化资源分配比例。

假设 W 市在下一年度有 10 亿元的财政资金可以分配到五个领域：教育、医疗、环境、交通、社会保障。每个领域至少分配 1 亿元，其余可以自由分配。通过图神经网络模型模拟不同的分配方案，计算各方案下 SDGs 指标的综合得分。经过模型预测和评估，发现以下资源分配方案能够使 W 市的 SDGs 综合得分最高：教育分配 3.06 亿元（30.6%）、医疗分配 2.56 亿元（25.6%）、环境分配 2.07 亿元（20.7%）、交通分配 0.86 亿元（8.6%）、社会保障分配 1.45 亿元（14.5%）。

表 2 计算结果

目标	占总投入的比例	说明
SDG9	30.6%	确保包容和公平的优质教育，促进全民终身学习
SDG6	25.6%	确保人人享有水和卫生设施并对其进行可持续管理
SDG7	20.7%	确保人人获得负担得起的、可靠的、可持续的现代能源
SDG3	14.5%	健康和福祉是社会发展的核心
SDG11	8.6%	建设包容、安全、有抵御灾害能力和可持续的城市和人类住区

通过该方案，W 市在教育、医疗、环境、交通、社会保障等五个领域的 SDGs 指标均得到了有效提升。具体表现在：教育质量提升，学生综合素质提高；医疗覆盖扩大，居民健康水平提高；空气质量改善，城市绿化率提高；交通拥堵指数下降，道路通行能力提升；社会保障覆盖率提高，弱势群体得到更好的保护。W 市按照优化后的资源分配方案进行投入，在一年后对实施效果进行评估。结果显示，各领域的 SDGs 指标均有显著提升，城市整体可持续发展水平得到提高。同时，通过收集居民反馈，发现居民对城市服务的满意度也有了明显提升。

基于实施效果和反馈数据，对知识图谱和图神经网络模型进行更新和优化，为下一年度的资源分配提供更精准的决策支持。通过不断迭代和优化，使得 W 市逐步形成了一个良性循环的资源分配机制，推动城市的可持续发展不断迈向新高度。

特别声明：本案纯属虚构，其数据、情境等均为模拟，与现实无关联，仅作为学术探讨之用。

### 3.2 政策效果预测与评估

政策制定是推动智慧城市可持续发展的重要手段，但在政策实施前难以准确评估其效果和潜在影响。借助知识图谱与图神经网络，可以构建政策评估模型。将政策内容、目标群体、实施时间等信息纳入知识图谱，结合城市经济社会数据，通过图神经网络模拟政策实施过程，预测政策

对不同领域和群体的影响，以及对 SDGs 的促进或制约作用。这有助于在政策制定阶段进行科学论证和优化调整，提高政策的精准性和有效性，避免政策实施可能带来的负面影响，确保智慧城市可持续发展战略的顺利推进。

### 3.3 跨部门协同决策支持

智慧城市的可持续发展涉及多个部门和领域的协同合作，如环境保护、交通管理、社会保障、经济发展等。各部门在工作中积累了大量数据，但往往缺乏有效的共享和协同机制。通过构建跨部门的知识图谱，整合各部门数据，形成城市整体运行的知识体系。图神经网络可以在此基础上分析不同部门工作之间的关联性和协同效应，为跨部门协同决策提供支持。例如，在应对城市空气污染问题时，知识图谱与图神经网络可以结合环境部门的空气质量监测数据、交通部门的车辆流量数据、经济部门的产业发展数据等，分析不同治理措施在各部门实施下的综合效果，协调各部门行动，制定出更加科学合理的综合治理方案，提高城市环境治理的效率和质量。

### 3.4 能源管理与优化

在智慧城市中，能源管理是一个关键问题。通过知识图谱与图神经网络，可以整合城市能源消耗数据、环境数据以及人口数据等，构建能源管理知识图谱。例如，节点可以是不同区域的能源消耗情况、可再生能源的分布、居民区和商业区的能源需求等，边则可以表示这些节点之间的关系，如能源供应与需求的匹配关系。通过图神经网络，可以预测不同区域的能源需求变化，优化能源分配，提高能源利用效率。例如，通过分析能源消耗模式和环境影响，确定在哪些区域增加可再生能源的投入，减少对化石燃料的依赖，从而实现能源的可持续供应和环境保护。

### 3.5 公共服务优化

智慧城市的公共服务优化也是知识图谱与图神经网络的重要应用领域。通过整合教育、医疗、交通等公共服务数据，构建公共服务知识图谱，节点可以是学校、医院、公交站点等，边则可以表示这些服务设施与居民需求之间的关系。通过图神经网络，可以预测不同区域的公共服务需求变化，优化资源配置，提高服务质量和效率。例如，通过分析交通流量和居民出行需求，优化公交线路和发车频率，减少交通拥堵，提高居民出行的便利性。

### 3.6 灾害应急管理

智慧城市的灾害应急管理是保障城市安全和居民生命财产安全的重要环节。通过知识图谱与图神经网络，可以整合灾害历史数据、地理信息数据、人口分布数据等，构建灾害应急知识图谱。节点可以是不同的灾害类型、应急资源分布、居民区等，边则可以表示这些节点之间的关系，如灾害影响范围与应急资源的匹配关系。通过图神经网络，可以预测灾害发生的风险和影响范围，优化应急资源的分配，提高灾害响应速度和救援效率。例如，通过分析历史灾害数据和地理信息，确定哪些区域是灾害高风险

区,提前部署应急资源,减少灾害损失。

这些应用展示了知识图谱与图神经网络在智慧城市可持续发展中的广泛潜力。通过整合多源数据和捕捉复杂关系,这些技术为城市管理者提供了强大的决策支持工具,帮助实现资源的高效利用、服务的优化提升以及城市的可持续发展。

#### 4 可行性分析评估

本研究提出的基于知识图谱和图神经网络的可持续发展目标(SDGs)预测模型,具有广泛的应用场景和重要意义。随着全球对可持续发展目标的关注不断增加,如何有效地预测和评估这些目标的进展成为了关键问题。该模型可以应用于政策制定、研究支持、企业决策和公众监督等多方面,帮助政府、国际组织、企业和公众更好地实现可持续发展目标。

从技术可行性来看,知识图谱能够整合多源数据和复杂关系,为模型提供丰富的语义信息。本研究通过收集联合国、世界银行等多个权威数据源的信息,构建了一个全面的SDGs知识图谱。图神经网络(GNN)在处理图结构数据方面表现出色,能够捕捉节点间的复杂关系和动态变化。本研究采用了多种GNN模型(如GCN、GraphSAGE、GAT)进行对比实验,验证了其在SDGs预测中的有效性和优势。

经济可行性方面,构建知识图谱和训练图神经网络需要一定的计算资源和技术支持,但随着云计算和大数据技术的发展,相关成本已显著降低。企业和研究机构可以利用现有的计算平台和开源工具,实现相对低成本的模型开发和应用。通过提高SDGs预测的准确性,能够帮助政府和企业更有效地分配资源,避免不必要的浪费,从而实现更高的经济效益。

环境影响分析表明,本研究的预测模型可以帮助各国更好地实现SDGs,从而带来积极的环境影响。例如,通过预测和监测气候变化相关指标(如碳排放量),政府可以及时采取措施,减缓气候变化的影响,保护生态环境。虽然模型的训练过程需要消耗一定的计算资源,可能会产生碳排放,但与其带来的环境保护效益相比,这些影响是微不足道的。通过优化模型训练过程,可以进一步减少能耗和环境负担。

#### 5 结语

知识图谱与图神经网络作为人工智能领域的前沿技术,正逐渐成为智慧城市建设与可持续发展的强大引擎。它们不仅为城市可持续发展注入了新的动力,更为城市管理者提供了前所未有的技术手段。在智慧城市的复杂生态系统中,数据孤岛问题长期存在,不同部门的数据难以共享和整合,导致决策时信息不全面。而知识图谱通过构建一个统一的数据平台,将多源数据整合为一个结构化的语义知识库,为城市管理者提供了全面且关联的数据支持。图神经网络则进一步增强了这种能力,它能够直接在图结构上进行学习,捕捉节点之间的动态变化和复杂依赖关系,从而实现对城市运行状态的精准预测和分析。

通过两者的融合应用,智慧城市的治理水平得到了显著提升。在资源分配优化方面,这些技术能够分析不同可

持续发展目标(SDGs)之间的相互作用,预测资源投入的效果,从而确定最优的资源分配方案。在政策效果预测与评估方面,它们可以模拟不同政策方案的实施效果,为政策制定者提供科学依据,避免政策实施可能带来的负面影响。此外,在跨部门协同决策中,知识图谱与图神经网络能够整合各部门的数据,形成城市整体运行的知识体系,支持多部门的协同工作,提高决策的科学性和效率。

未来,随着技术的不断进步和应用场景的不断拓展,知识图谱与图神经网络将在智慧城市的可持续发展中发挥更加重要的作用。它们将推动城市向更加智能、绿色、宜居的方向发展,为居民创造更高质量的生活环境。技术的进步将使模型更加准确和高效,能够处理更复杂的城市问题。同时,应用场景的拓展将使这些技术在更多领域得到应用,如智能交通、能源管理、公共服务等,进一步提升城市的可持续发展能力。

基金项目:安徽省重点实验室开放课题(APELDE2023A005, AIMTEEL202201),安徽省质量工程项目(2023sdxx043, 2023xjz1ts040),安徽工程大学校级质量工程项目(2022jyxm02),安徽工程大学研究生“机器学习”线上示范课程。

#### [参考文献]

- [1]Yang B, Yih W T, He X, et al. Embedding Entities and Relations for Learning and Inference in Knowledge Bases[C]. New York: International Conference on Learning Representations, 2014.
- [2]联合国. 变革我们的世界:2030年可持续发展议程[Z]. 2015-08-12.
- [3]Liu H, Wu Y, Yang Y. Analogical Inference for Multi-Relational Embeddings[C]. Proceedings of the 34th International Conference on Machine Learning. Cambridge: JMLR, 2017.
- [4]Sachs J.D. From Millennium Development Goals to Sustainable Development Goals[J]. The Lancet, 2012, 379(9832): 2206-2211.
- [5]Ehrlinger L, Wöβ W. Towards a definition of knowledge graphs[J]. SEMANTiCS (Posters, Demos, SuCESS), 2016, 48(1): 2.
- [6]张吉祥,张祥森,武长旭等.知识图谱构建技术综述[J]. 计算机工程, 2022, 48(3): 23-37.
- [7]刘欢,李晓戈,胡立坤等.基于知识图谱驱动的图神经网络推荐模型[J]. 计算机应用, 2021, 41(7): 1865-1870.
- [8]董金玮,陈玉,周岩,等.地球大数据支撑可持续发展目标协同与权衡研究:进展与展望[J]. 中国科学院院刊, 2021, 36(8): 950-962.

作者简介:常普(2002.5—),男,安徽桐城人,本科,研究方向:知识图谱与智能计算。