

## 平行推理：一种基于 ACP 方法的虚实互动的知识协同框架

王晓<sup>1,2,3</sup>, 杨林瑶<sup>2,4</sup>, 胡斌<sup>2,3</sup>, 侯家琛<sup>5</sup>

(1. 安徽大学人工智能学院, 安徽 合肥 230601;  
2. 中国科学院自动化研究所复杂系统管理与控制国家重点实验室, 北京 100190;  
3. 青岛智能产业技术研究院, 山东 青岛 256200; 4. 之江实验室图计算研究中心, 浙江 杭州 311100;  
5. 澳门科技大学创新工程学院, 澳门 999078)

**摘要:** 知识图谱基于结构化三元组描述事实知识, 能够有效刻画现实世界实体间的语义关系, 已成为新一代人工智能的关键共性技术。总结了多源知识图谱的发展概况、典型应用以及知识协同存在的问题, 提出了一种基于 ACP 方法的多源知识图谱知识协同框架——平行推理, 该框架基于人工系统、计算实验和平行执行实现了多源知识的抽取、融合补全及无偏化应用。以电网低压减载场景为例, 基于仿真试验验证了平行推理对解决复杂系统管控问题的有效性。

**关键词:** 平行系统; 知识图谱; 知识推理; 知识协同; 虚实互动

**中图分类号:** TP301

**文献标志码:** A

**doi:** 10.11959/j.issn.2096-6652.202254

## Parallel reasoning: a virtual-real interactive knowledge collaboration framework based on ACP approach

WANG Xiao<sup>1,2,3</sup>, YANG Linyao<sup>2,4</sup>, HU Bin<sup>2,3</sup>, HOU Jiachen<sup>5</sup>

1. School of Artificial Intelligence, Anhui University, Hefei 230601, China  
2. The State Key Laboratory for Management and Control of Complex Systems, Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China  
3. Qingdao Academy of Intelligent Industries, Qingdao 256200, China  
4. Research Center for Graph Computing, Zhejiang Lab, Hangzhou 311100, China  
5. Faculty of Innovation Engineering, Macau University of Science and Technology, Macau 999078, China

**Abstract:** Knowledge graph represents empirical knowledge based on structured triples, which can effectively describe the semantic relationships between real-world entities. Knowledge graph has become a critical standard technology of the new generation of artificial intelligence. The development, typical applications of multi-source knowledge graphs, and problems of knowledge collaboration were summarized. A multi-source knowledge graph collaboration framework based on ACP approach, i.e., parallel reasoning, was proposed, which realized the extraction, fusion, completion, and unbiased application of multi-source heterogeneous knowledge based on artificial systems, computational experiments, and parallel execution. In the end, simulation experiments were conducted on power grid dispatching to evaluate the effectiveness of parallel learning for solving the management and control problems of complex systems.

**Key words:** parallel system, knowledge graph, knowledge reasoning, knowledge collaboration, virtual real interaction

收稿日期: 2022-08-22; 修回日期: 2022-10-13

通信作者: 杨林瑶, yangly@zhejianglab.com

基金项目: 国家重点研发计划资助项目 (No.2018AAA0101502); 国家电网有限公司总部科技项目: 人在回路的大电网调控混合增强智能基础理论

**Foundation Items:** The National Key Research and Development Program of China (No.2018AAA0101502), The Science and Technology Project of State Grid Corporation of China: Fundamental Theory of Human-in-the-loop Hybrid- augmented Intelligence for Power Grid Dispatch and Control

## 0 引言

知识图谱是一种基于图数据库表示和管理知识的方式,其前身是蒂姆·伯纳斯·李(Tim Berners Lee)提出的语义网<sup>[1]</sup>。一方面,随着互联网的快速发展和普及,网络上出现了大量的用户生成内容和开放链接数据等资源描述性框架数据,为构建知识图谱提供了高质量的数据源;另一方面,数据、算力和模型的发展使知识图谱的自动化构建成为可能。随着 Web 3.0 时代的到来,互联网开始从基于网页超链接的万维网转变为基于实体关系链接的超大规模语义网,知识图谱已成为下一代互联网和以知识自动化为核心的物联网时代<sup>[2]</sup>的重要基础设施。

近年来,随着数据的大量积累和自然语言处理等技术的提升,不同机构和组织构建了大量的知识图谱<sup>[3]</sup>,为构建相关行业的智能决策系统提供了有力的外部知识支持。然而,受真实数据源和知识抽取技术的限制,已有知识图谱总是不完备的,大量实体和关系可能是缺失的。知识推理是基于知识图谱已有知识补全缺失知识,解决具体决策问题的有效手段。狭义的知识推理是利用知识图谱中已有的显性知识补全其中缺失的隐性知识的过程,主要包括链接预测、事实预测等推理任务<sup>[4]</sup>;广义的知识推理是基于逻辑学、概率论和因果理论等理解、归纳和应用知识的过程。知识推理是基于知识图谱解决复杂系统管控决策问题的重要基础。然而,由于稀疏、极端场景在现实世界中发生频率低,此类场景的知识往往是缺失的,因此知识推理难以补全相关场景的缺失知识。此外,已有知识图谱大多基于文本语料构建。然而,复杂系统管控中产生的数据往往是数值型的,难以直接从中抽取语义知识,同时,传统知识图谱在应用于复杂系统管控时,面临语义知识到系统管控指令的转化问题。

多源知识协同是解决场景知识缺失、多源知识融合和知识应用问题的有效手段,它通过包含知识获取、知识表达、知识关联和知识应用在内的知识自动化过程<sup>[5]</sup>,建立广泛的智能实体的语义联结,实现知识的互联互通。多源知识协同通过融合多源知识图谱提升知识的完备性,是推动人工智能升级为认知智能、实现全社会智能化协作的关键技术<sup>[2]</sup>。已有研究<sup>[6]</sup>证明,多源知识融合能够有效提升知识推理模型的性能。然而,当前多源知识协同研究主要关注多源知识图谱的联结与融合问题,对面向复

杂系统管控问题的多源知识协同研究较少。并且,异构的多源知识图谱往往结构和特征不同,导致不同知识图谱的知识分布存在较大差异。已有方法往往难以在分布差异较大的多源知识图谱上学习到有效的策略模型,导致多源知识图谱的互补知识仍然无法有效融合。此外,基于真实数据的知识图谱缺少稀疏、极端场景的知识,融合已有知识图谱仍然难以满足实际系统管控的需要。

针对上述问题,本文提出了一种基于 ACP 方法<sup>[7]</sup>的多源知识图谱知识协同框架——平行推理。ACP 方法是中国科学院自动化研究所王飞跃研究员提出的原创技术,它主要包含人工系统(artificial systems, A)、计算实验(computational experiments, C)和平行执行(parallel execution, P)3个部分。人工系统利用软件定义的虚拟空间实现对实际系统的描述<sup>[7-9]</sup>,它将人工的虚拟空间变成解决复杂系统管控问题的新的另一半空间,使实际系统中难以实验、难以量化的问题得以在虚拟空间进行量化实验,实现了对实际系统知识空间的映射和描述。计算实验<sup>[10-11]</sup>通过在人工系统中开展各种因成本、安全等因素无法在实际系统中开展的场景实验,能够快速生成稀疏、极端场景的人工大数据,进而提取相应的知识,实现了对已有知识图谱缺失知识的补全。平行执行通过对知识的计算和搜索,生成针对实际系统具体问题的最优管控方案,并通过人工系统和实际系统之间的虚实交互实现协同优化<sup>[12-13]</sup>,从而引导实际系统产生更多数据,实现了对已有知识的应用和更新。平行推理即利用人工系统、计算实验和平行执行解决多源异构知识的抽取、融合补全与无偏化应用等知识协同问题的广义知识推理框架,该框架通过自主获取和补全与复杂系统管控问题相关的知识,将知识匹配和迁移到实际系统中,以解决实际系统管控难题。

本文的组织结构如下:第1节总结多源知识协同研究发展现状和存在的问题;第2节提出平行推理的理论框架和关键技术;第3节对所提出的框架进行案例分析和试验验证;第4节总结本文的主要工作,并展望未来。

## 1 多源知识协同研究概述

近年来,随着认知智能的兴起与发展,大规模知识图谱构建已成为学术界和产业界关注的热点,知识图谱已成为一种重要的知识建模方式。然而,

受真实数据源和知识抽取技术的限制,知识图谱总是不完备的,其中大量实体及实体之间的关系可能是缺失的。知识推理基于已有知识图谱补全隐含的知识,能够有效提升知识图谱的完备性。然而,已有知识推理方法大多针对单一知识图谱,其知识补全精度有待进一步提升。多源知识协同通过抽取和融合分布式的多源异构知识图谱补全隐含知识,提升整体知识完备性,进而优化下游复杂系统管控任务。多源知识协同过程主要可以分为实体消歧和协同知识推理。实体消歧即根据多源知识图谱的结构和实体属性等特征识别等价实体,实现多源知识图谱联结与融合的过程,又被称为实体对齐任务<sup>[14]</sup>,根据是否已知有标签的对齐种子,可以分为有监督实体对齐和无监督实体对齐。协同知识推理即通过融合不同知识图谱的互补知识协同推理隐含知识的过程,其核心在于挖掘并建模互补知识,从而为知识推理模型提供特征。

### 1.1 知识图谱研究概述

知识图谱是基于异构图描述知识的大规模语义网络,其基本构成要素是实体和关系。其中,实体表示现实世界中的实体或概念,关系表示实体或概念之间的语义联系。形式上,知识图谱可以表示为  $G=(V, E, T)$ , 其中,  $V$  表示实体集,  $E$  表示关系集,  $T$  表示由实体和关系组成的三元组集合。知识图谱最早可以追溯到 1956 年理查德·胡克·里切斯 (Richard Hook Richens) 提出的语义网络<sup>[15]</sup>数据结构,该结构能够有效表达和存储自然语言句子中的知识。20 世纪 80 年代,人工智能研究人员将本体这一哲学概念引入计算机领域,解决了领域知识的获取和交流问题<sup>[16]</sup>,为知识图谱、图书情报学等奠定了基础。20 世纪 80 年代至 90 年代初,基于知识库和推理机的专家系统在商业领域得到了大规模应用,掀起了人工智能研究的一轮高潮。1989 年,万维网的诞生为知识获取提供了极大的方便。1998 年,万维网创始人蒂姆·伯纳斯·李提出了语义 Web<sup>[17]</sup>的概念,其核心是为万维网上的文档添加计算机能够理解的语义,从而使机器可以直接程序化处理语义知识。然而,语义 Web 的模型设计是自顶向下的,导致其很难落地,因此,人们将视角转回了数据本身。2006 年,蒂姆·伯纳斯·李提出了链接数据<sup>[18]</sup>的概念,其初衷是基于语义网技术在万维网上发布数据,并在不同数据之间构建链接。2012 年,谷歌公司正式提出知识图

谱的概念,其可以被视作对链接数据的进一步包装。此后,知识图谱发展迅速,并在实际应用中被赋予了越来越丰富的内涵。

知识图谱将知识表示成接近人类认知方式的形式,为机器提供了一种有效组织、管理和理解信息的方法,被认为是实现机器认知智能的基石<sup>[19]</sup>。知识图谱已在语义搜索、问答系统、个性化推荐等领域取得了成功应用,有力地提升了系统的智能化水平。

### 1.2 实体对齐研究概述

有监督实体对齐基于对齐种子学习不同知识图谱实体间的相似性函数,进而基于所得相似度匹配等价实体。早期的有监督实体对齐方法通过人为定义特征计算实体相似度,或通过众包<sup>[20]</sup>由人工匹配等价实体。然而,不同知识图谱的实体往往呈现不同的结构特征,基于特征设计的实体对齐严重依赖专家经验,准确率和灵活性不足。基于众包的实体对齐研究主要关注任务划分和奖励机制设计,需要耗费大量人力、财力和时间,实用性和可扩展性较差。近年来,基于表示学习的方法已成为实体对齐研究的主流。基于表示学习的方法利用已知的结构、属性等语义信息学习实体的嵌入向量,进而基于嵌入向量计算实体的相似度。此类方法能够有效捕捉实体的结构、属性等信息,精度更高且灵活性更好。根据所利用的信息,基于表示学习的实体对齐方法可以分为基于结构信息的方法和基于信息融合的方法。

基于结构信息的方法主要利用 TransE 算法和图神经网络等表示学习方法从三元组中直接学习实体的表示向量。例如, MTransE<sup>[21]</sup>首先利用 TransE 分别学习两个知识图谱的表示,然后基于已知的对齐种子学习从一个知识图谱所属嵌入向量空间到另一个知识图谱所属嵌入向量空间的映射函数,将两个知识图谱的嵌入向量表示到同一向量空间,进而计算实体相似度。Li C J 等人<sup>[22]</sup>利用一对参数共享的图注意力网络学习两个知识图谱的实体表示,然后利用 TransE 微调实体嵌入向量,直接得到同一向量空间下的实体嵌入向量。

基于信息融合的方法通过融合多种信息的相似度得到实体之间的综合相似度,以提升实体相似度计算的准确性。常用的辅助信息包括名称语义、实体属性、关系信息等。例如, Wang Z C 等人<sup>[23]</sup>分别将随机初始化的结构向量和属性向量作为特征向量训练图卷积神经网络,得到实体的结构嵌入

向量和属性嵌入向量, 再将对应的结构相似度和属性相似度加权平均得到实体综合相似度。Wu Y T 等人<sup>[24]</sup>迭代地用实体嵌入求解关系嵌入, 再融合关系嵌入更新实体嵌入, 使实体嵌入向量中包含关系信息。Xu K 等人<sup>[25]</sup>将长短时记忆网络(long short-term memory, LSTM)建模的实体名称语义作为实体的初始向量, 进而基于图卷积神经网络聚合邻居信息更新实体向量, 该模型通过融合实体的名称语义有效提升了实体对齐效果。

基于信息融合的实体对齐方法通过融合多种辅助信息取得了良好的效果, 但是仍难以有效融合结构、属性、关系这 3 类典型的显式信息。此外, 已有方法无法得到最优的一对一匹配, 难以高效求解大规模实体对齐问题。

考虑安全、隐私和成本等因素, 社交网络对齐等特殊实体对齐任务中难以获取对齐种子。因此, 研究人员开展了无监督实体对齐研究。已有无监督实体对齐方法可以分为基于优化的方法和基于表示学习的方法。

基于优化的方法将无监督实体对齐问题建模为二次规划问题  $\arg \min_T \|A_1 T - T A_2\|_F^2$ , 其中  $A$  是图的邻接矩阵,  $\|\cdot\|_F^2$  代表 F-范数, 即通过求解置换矩阵  $T$  使两个图对应节点之间的结构差异最小, 所得置换矩阵中的非零元素对应的实体即对齐实体。例如, Koutra D 等人<sup>[26]</sup>将无监督实体对齐问题转化为两个置换矩阵的优化问题, 并通过迭代梯度下降法进行优化求解。Bayati M 等人<sup>[27]</sup>利用信念传播概率图方法求解无监督实体对齐问题。

基于表示学习的方法通过匹配不同知识图谱的实体嵌入向量识别等价实体。例如, Chen X Y 等人<sup>[28]</sup>首先基于矩阵分解得到不同知识图谱的实体嵌入向量, 然后通过对无监督实体对齐等价数学问题的求解学习向量空间映射函数, 进而将不同知识图谱的嵌入向量映射到相同向量空间。Zhu D J 等人<sup>[29]</sup>基于循环生成式对抗网络学习满足一对一约束的向量空间映射函数。另有部分研究<sup>[30]</sup>利用共享参数的表示学习模型直接学习同一向量空间下的知识图谱表示, 同样取得了良好的效果。

已有方法在一定程度上满足了无监督实体对齐的要求, 但它们需要有区分性的属性信息以学习不同知识图谱之间的实体向量匹配, 且难以得到最优的一对一对齐映射。

实体对齐通过识别等价实体联结多源知识图谱, 为挖掘多源知识图谱的互补知识提供了基础。但是, 实体对齐研究还存在以下问题: 已有方法难以高效求解大规模知识图谱的实体对齐问题; 基于实体对齐的多源知识融合补全等基础问题尚未形成有效的解决方法; 基于真实数据的多源知识图谱高度类似, 缺少互补知识, 实体对齐所得融合知识图谱难以进一步挖掘所需的互补知识。

### 1.3 协同知识推理研究概述

知识推理通常被建模为链接预测和事实预测两种任务, 即给定头实体和关系预测尾实体, 或判断给定事实三元组是否成立。已有的知识推理方法可以分为 3 类: 基于逻辑规则的知识推理、基于分布式表示的知识推理和基于深度学习的知识推理。

早期的知识推理方法主要是基于逻辑规则的知识推理方法, 它们依赖简单的规则或统计特征, 可以分为基于一阶谓词逻辑、基于逻辑规则和基于随机游走的方法。基于一阶谓词逻辑的方法使用一阶谓词描述实体间的关系, 进而基于严密的逻辑表达式生成相应的规则, 最终根据规则判断给定事实的存在性。基于逻辑规则的方法结合概率规则和逻辑规则生成推理规则, 进而从已有事实中推断新的事实<sup>[31]</sup>。基于随机游走的方法通过随机游走搜索与给定待推理关系类型相关的实例中出现频率较高的等价关系路径, 将这些路径作为概率化规则训练判别模型补全知识图谱中缺失的三元组<sup>[32]</sup>。基于逻辑规则的知识推理方法需要耗费大量的人力和时间来获取规则, 且规则中往往存在大量噪声, 面对大规模知识图谱, 不仅计算复杂度过高, 而且通常难以取得较好的推理效果。

近年来, 基于分布式表示的知识推理方法具有更高的精度和灵活性, 成为知识推理研究关注的焦点, 在连续空间中进行推理成为主流。基于分布式表示的知识推理方法首先利用知识表示模型将实体和关系表示为连续的低维嵌入向量, 然后根据模型定义的评分函数衡量给定三元组的可信度<sup>[33]</sup>, 可信度越高的三元组事实成立的可能性越大。基于分布式表示的知识推理方法仅能解决单跳推理问题, 即预测知识图谱中的个体链接。在实际应用中, 用户往往更倾向于提出复杂的多跳推理问题, 即需要在知识图谱中找到多个有关联的三元组, 并建模多跳长路径。

基于深度学习的知识推理方法通常将神经网络作为知识表示学习模型，或基于实体和关系的表示向量学习特征到标签的端到端映射<sup>[34]</sup>，因此这类方法能够更好地利用知识图谱中的辅助信息。但是，此类方法的模型存在以下问题：一是在建模时仅考虑了关系的表示，忽略了不同实体的影响；二是在预测时仅考虑了单条关系路径，偏差较大。针对以上问题，部分研究提出了基于强化学习的知识推理方法<sup>[35]</sup>，通过将待推理关系类型的等价关系路径与神经网络相结合，融合多条等价关系路径并将其作为特征，进而预测给定关系的存在性。此类方法将等价关系路径的推导问题建模为一个序列决策问题，并利用强化学习方法对该问题进行求解，有效提升了知识推理的精度。

然而，上述知识推理方法都是在单一知识图谱上开展的，无法利用多源知识图谱的互补知识，未能实现多源知识图谱的有效协同。根据对 Web of Science 等学术检索源调研的数据，截至 2021 年 6 月，仅有一项已发表的工作<sup>[6]</sup>尝试融合多源知识图谱的推理结果提升知识推理精度。该研究通过加权集成多个知识图谱对齐实体之间的链接预测结果，预测给定实体对之间给定关系的存在性。尽管该方法在一定程度上提升了知识推理精度，但是它需要待预测的实体对在其他知识图谱中都存在等价实体，且需要大量多源知识图谱才能保证集成模型的无偏学习，因此灵活性和实用性较差。可见，多源知识图谱互补知识的识别与融合建模是一个较为困难的问题，其根本原因在于多源知识图谱的结构和属性特征存在差异，导致其特征空间异构，使知识推理模型难以在不同特征空间学习到统一的推理策略。因此，多源知识图谱互补知识的协同建模仍需进一步研究。

## 2 平行推理理论框架和关键技术

针对已有多源知识协同研究存在的知识缺失、精度和效率不足等问题，本文提出了一种基于 ACP 方法的平行推理框架，通过人工系统、计算实验和平行执行，实现多源异构知识的抽取、融合补全和应用。平行推理是 ACP 思想在多源异构知识协同中的应用，其核心是通过在软件定义的虚拟空间开展与缺失知识相关的实验，演化生成人工数据，以补全相应的知识，并为复杂系统管控问题提供解决方案。

### 2.1 基本框架

ACP 方法是用于复杂系统管理与控制的体系化技术框架<sup>[36]</sup>，其基本框架如图 1 所示。ACP 方法的核心思想是构建一个或多个与实际系统相对应的虚拟的人工系统，实现数据驱动的描述智能，并使之与实际系统共同组成平行系统<sup>[37]</sup>；通过在人工系统中开展计算实验，求解出实际系统场景的最优解决方法，实现实验驱动的预测智能<sup>[38]</sup>；进而通过人工引导实际、虚实交互的平行执行过程，持续优化实际系统，实现虚实互动反馈的引导智能<sup>[39]</sup>。ACP 方法能够通过人工系统与实际系统之间基于数据和控制等信息的动态交互，完成对管控人员的学习与培训、对相关行为和决策的实验与评估、对实际系统的管理与控制等，有效解决了由数据不足、难以实验、开放环境等导致的复杂系统管控难题。

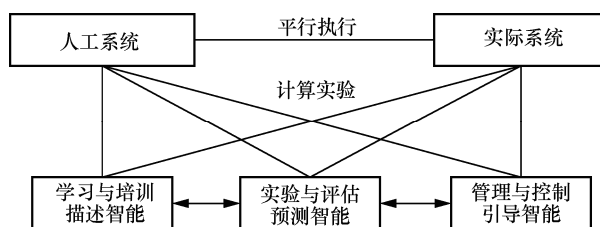


图1 ACP 方法的基本框架

基于 ACP 方法，平行推理的理论框架如图 2 所示。平行推理是以 ACP 方法为基础、以实现复杂系统管控为目标的多源异构知识协同框架，它将平行系统作为知识生成的工具，通过多源知识的高效协同和虚实系统的平行交互补全复杂系统管控知识，并基于知识生成相应系统的最优管控方案。复杂系统包含人机物等多种要素，兼具工程复杂性和社会复杂性，具有不可准确预测、难以拆分还原、无法重复实验等复杂性问题<sup>[40]</sup>。传统智能管控方法利用单一真实数据学习系统管控方案，存在稀疏、极端场景知识缺失问题，难以有效应对复杂多变的实际场景。针对该问题，平行推理通过构建人工系统开展针对各类复杂场景的计算实验，从实验产生的数据中抽取知识，构建知识图谱描述系统管控知识，并通过多源知识协同融合多源异构知识以补全和提升知识，最终通过知识，匹配实现知识复用<sup>[41]</sup>，将知识迁移到实际系统中，从而高效、精准地解决实际系统管控问题。平行推理框架主要包含三大步骤，并对实现知识抽取、知识融合补全及知识应用三大源异构知识协同任务。

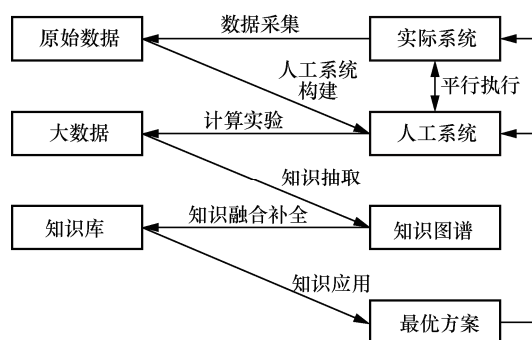


图2 平行推理的理论框架

第1步：基于实际系统采集的小数据及与实际系统相关的物理机理，构建具备设备、人员、流程等复杂系统要素的人工子系统，组合形成人工系统。人工系统是对实际系统抽象、数字化构建而来的，是实际系统在人工空间的虚拟映射。人工系统实现了对实际系统的描述，其构建过程包含对复杂系统运行机理和管控知识的建模和隐式表征。

第2步：基于已有知识库指导人工系统开展缺失场景计算实验，模拟生成相应的人工大数据，并对产生的数据进行分析，通过机器学习、回溯等方法得到对应场景下的最优策略，进而利用知识抽取方法将场景状态、最优策略、影响等信息组织成知识图谱，实现对系统管控知识的结构化显式表示。随后，进一步基于多源知识融合协同推理得到针对各种场景的最优管控方案，并补全已有的知识库。

第3步：基于第二步所得的知识库匹配实际系统当前场景在知识库中的对应实体，随后搜索当前场景实体对应的最优管控方案，进而将人工系统与实际系统虚实互联、平行执行，实现人工系统对实际系统的引导，并将实际系统的状态变化反馈至人工系统，从而改进人工系统的描述和预测模型，并根据实际系统的反馈更新知识库。

平行推理通过构建人工系统并开展计算实验为抽取稀疏、极端场景的缺失知识提供数据基础，通过融合多源知识图谱推理补全隐含知识，进一步提升知识完备性，利用平行执行获取实际系统反馈，校正和更新已有知识。同时，平行推理通过知识协同提升了整体知识完备性，获取了针对具体场景的最优管控策略知识，为构建人工系统和开展计算实验提供了更优的方案，使其更高效地学习更优的系统管控策略。

基于以上平行推理基本框架，可以实现从实际系统到人工系统的描述建模，再从人工系统的实验

与评估中生成数据、构建知识库的知识抽取与补全，随后基于知识库学习最优控制策略，并将其反馈到实际系统中，从而形成一个不断自我调整、自我更新、自我完善的闭环系统，进而实现对不同场景、不同目标的自适应优化与控制。因此，平行推理是一个迭代的、具有显著时序性的知识协同框架。随着平行执行的迭代深入，人工系统和实际系统将产生更多、更丰富的场景数据，进一步提升知识库的完备性及其管控策略的效果，并通过对系统运行机理和管控知识的补全提升人工系统描述的准确性和计算实验的逼真性，从而持续完善整个系统。

## 2.2 平行推理关键技术

平行推理框架涉及多种关键技术，主要针对多源知识的抽取、融合补全与无偏化应用，具体包含严肃游戏、决策树、实体对齐、协同推理、知识迁移等关键技术。其中，严肃游戏和决策树是构建人工系统的关键技术，能够有效解决人工系统构建过程中面临的数据不足和管控人员行为模型建模困难等问题。实体对齐和协同推理主要解决多源异构知识图谱的协同利用问题，能够有效融合多场景知识形成相对完备的系统管控知识库。知识迁移主要解决基于知识图谱的系统管控决策问题，能够利用语义知识高效生成可靠的系统管控方案。

### 2.2.1 严肃游戏

严肃游戏是一种以游戏方式进行科学研究的手段，它通过让人类参与科学游戏，采集人类在特定场景下的行为及其对应的特征和影响，从而获得具有完整标签和特征的数据。严肃游戏能够有效解决复杂系统管控研究面临的稀疏、极端场景真实数据缺失的问题，为人工系统建模提供了有效的数据采集手段。

复杂系统管控严肃游戏的主要思路是通过使管控人员参与系统管控模拟游戏采集各种系统故障状态下的管控决策。例如，可以基于系统仿真软件模拟生成各种系统故障场景，令管控人员根据对系统状态变化曲线的观测选择合适的管控动作，从而获得对应系统故障的状态、所应采取的动作以及故障修复后的状态。但是，邀请专业的系统管控人员开展严肃游戏的方式往往成本较高，可操作性较差。对此，平行推理通过训练拟人的强化学习智能体，使其模拟给定状态下的系统管控人员行为，并采集其训练和测试过程中成功的管控记录<sup>[42]</sup>，以降低严肃游戏的成本。基于强化学习的拟人智能体并

不能直接作为系统管控人员的管控行为模型，因为它存在两大问题：一是强化学习模型的决策难以解释，而复杂系统管控往往关系国计民生，对可解释性要求较高；二是无监督的强化学习模型很难收敛，且一个智能体模型往往只能处理单一任务，无法拟合能够处理多样化场景需求的系统管控人员。

### 2.2.2 决策树

决策树是一种基于规则进行预测的机器学习算法，它通过属性特征对数据进行分类，每条边都代表一条规则，所得预测结果可以通过根节点到叶节点的路径提取规则进行解释，具有较好的可解释性。因此，相比其他机器学习方法，决策树更适用于管控行为建模。

严肃游戏所得数据的规模较小，且决策树的模型复杂度较高，因此基于严肃游戏所得数据构建的系统管控行为模型容易过拟合。针对该问题，平行推理基于相关性分析筛选关键特征以降低属性特征的规模，从而避免决策树模型过于庞大。并且，利用精度更高的集成学习模型（如 XGBoost）合成新的有标签样本扩充严肃游戏数据，进而基于扩充后的数据训练决策树，以提升决策树的精度和泛化性<sup>[43]</sup>。

### 2.2.3 实体对齐

实体对齐通过识别不同知识图谱的等价实体联结多源知识图谱，是实现多源知识协同的重要基础。从人工数据中抽取的知识图谱往往具有数值型的实体属性，其本质上是一种有向多关系的属性图。然而，传统实体对齐方法无法有效融合实体的结构、属性、关系，需要将大量对齐种子作为监督信息，且难以高效地获得最优的一对一对齐预测。

针对以上问题，部分研究设计了不同的机制对多种信息进行融合，以更好地计算实体的相似度。例如，Yang L Y 等人<sup>[44]</sup>设计了一种针对知识图谱的图神经网络同步学习实体和关系的结构嵌入向量，然后基于关系对齐编码实体所联结的关系类型，最终通过协同注意力机制自适应加权融合结构、属性、关系向量的相似度，得到实体的综合相似度。Zeng W X 等人<sup>[45]</sup>基于固定的权重系数加权融合实体的结构、名称语义和字符相似性得到实体的综合相似度。为了获得鲁棒的一对一对齐预测，有以下研究。Zeng W X 等人<sup>[45]</sup>采用延迟接受算法匹配等价实体。Zhang S 等人<sup>[46]</sup>采用贪婪策略匹配等价实体，从而以更高的效率得到满足一对一约束的等价

实体预测。Yang L Y 等人<sup>[47]</sup>考虑一对一实体对齐的一致性和排他性约束，设计了一种基于整数规划的等价实体协同匹配方法。

### 2.2.4 协同推理

知识图谱的知识推理是根据已有的三元组推断隐含三元组的过程，能够有效补全已有知识图谱，提升其知识完备性。知识推理是知识图谱领域的重要基础研究课题<sup>[48]</sup>，受到了学术和工业界的广泛关注，已成为国际先进人工智能协会人工智能会议（AAAI Conference on Artificial Intelligence, AAAI）、知识发现和数据挖掘会议（ACM SIGKDD Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, KDD）、国际万维网大会（International World Wide Web Conference, WWW）等顶级学术会议的热点专题<sup>[49]</sup>。然而，已有研究大多关注单一知识图谱的知识推理问题，融合多源知识图谱互补知识的协同推理问题尚未得到有效研究。

Yang L Y 等人<sup>[50]</sup>提出基于跨知识图谱等价关系路径建模多源知识图谱的互补知识，并设计了一种新颖的强化学习算法自动推导给定待推理关系类型的等价关系路径。以所得跨知识图谱等价关系路径为特征，即可训练判别模型实现待推理关系类型的链接预测和事实预测任务。试验证明，跨知识图谱等价关系路径融合了多源知识图谱的互补知识，有效提升了知识推理的精度。

### 2.2.5 知识迁移

基于人工系统和计算实验，可以实现基于人工数据的知识抽取、基于多源知识融合与协同推理的知识补全，从而通过多源异构知识协同形成相对完备的知识库，特别是为稀疏、极端的复杂系统故障场景提供了知识储备。然而，要解决实际系统中的具体问题，需要对结构化的知识进行迁移和复用，使知识图谱中的知识对应和匹配到实际系统的实体上，进而基于经过验证的知识图谱高效地生成可靠的系统管控方案。

迁移学习是将某个领域或任务中学习到的知识应用到另一个领域或任务中的机器学习范式<sup>[51]</sup>，它能够基于一个领域的标签数据开发模型，解决无标签场景的实际问题。迁移学习的关键基础问题是如何衡量源域和目标域之间的距离，从而将与目标实体最相关的知识应用于目标域以解决相应的问题。当前，对图数据迁移学习问题的研究相对较少。部分研究提出基于图知识迁移解决跨网络节点分类及链接预测等

任务<sup>[52-53]</sup>。Dai Y X 等人<sup>[42]</sup>提出基于属性向量距离匹配与实际电网当前状态最相似的实体,进而基于最短路径算法搜索当前故障状态到目标正常状态的最优电网调控方案。该方法可以被视为基于迁移学习的知识迁移与知识应用的特殊案例。

### 3 平行推理应用案例

电网调控是一个典型的复杂系统管控问题,其安全稳定运行对国民经济有重要的基础支撑作用,因此具有极端重要性。电网具有非线性、紧耦合等工程复杂性特点,其调控过程高度依赖调度员的经验,调度员的调控行为对电网状态的变化具有关键性作用。传统的电网调控主要通过离线方式计算调控策略,由调度员根据策略预案进行在线匹配。随着清洁能源的大规模接入和电力电子设备的广泛应用,电网复杂性急剧提升,传统电网调控方式已难以满足未来电网安全稳定的要求。针对该问题,平行推理通过从电网调控历史记录和人工数据中抽取知识,构建电网调控知识库,针对实际电网场景推理最优调控方案并推荐给人类调度员,因此能够更有效地融合人类的认知能力和机器的高速信息处理能力。

面向电网调控的平行推理框架如图 3 所示。针对电网的具体调控任务,平行推理首先基于实际电网的拓扑结构、故障记录、调控记录等真实数据,构建包含虚拟电网和虚拟调度员的人工电网系统。在电网调控系统中,物理电网的特性可以基于微分方程等数理模型进行精准描述和预测,已形成相对完备的电网仿真系统。然而,人类调度员的行为难以利用数理仿真模型进行建模<sup>[54-55]</sup>。通常,人类调度员根据自身经验选取关键潮流断面对电网特性进行分析,进而根据一定的规则进行调控,复杂性更高。因此,平行推理采用数据驱动<sup>[56-58]</sup>的建模方法对人类调度员的调控行为进行建模。然而,真实调

控记录中稀疏、极端的电网故障场景的数据往往缺失。针对以上问题,平行推理利用严肃游戏<sup>[59]</sup>采集各种电网故障场景下的调度员行为数据及对应的电网状态变化,进而基于决策树等数据驱动模型拟合调度员调控行为,得到调度员决策行为模型,最终与物理电网仿真模型相结合,形成人工电网系统。

随后,设置各种可能发生的故障场景,并在人工系统中进行仿真模拟,开展针对各种电网故障场景的计算实验,以生成对应场景下的人工大数据。电网调控人工大数据包含准确标注的电网状态和虚拟调度员的调控动作,且其场景分布较为均衡,包含各类电网故障场景的调控知识。为了有效表示和存储电网调控人工数据中蕴含的调控知识,平行推理利用知识图谱建模电网调控知识,具体方法为:将各个时刻的电网状态作为实体,将不同状态之间的调控动作作为关系,组合形成知识图谱以表征电网状态之间的转换规律。

由于电网调控具有分层级、多人机协同的特性,通常存在多个基于不同数据源构建的电网调控知识图谱。为了融合多源知识图谱补全电网调控知识以提升调控任务的效果,平行推理基于实体对齐和协同推理融合多源知识图谱的互补知识补全隐含的知识,形成更完备的统一知识库。该知识库融合了多人机的电网调控知识,实现了人机在知识层面的互联互通,形成了电网调控人机混合智联网,从而通过人机的知识共享和知识协同,提升电网调控的智能化水平与工作效率。电网调控人机混合智联网框架如图 4 所示,其知识协同过程可以被视为掌握不同区域或不同场景调控知识的智能体聚合特定电网场景调控知识,以解决其调控任务的过程。具体地,智能体将不同区域或不同场景的电网调控人工数据及真实数据抽取成知识图谱,随后基于实体对齐和协同推理融合多区域、多场景知识图

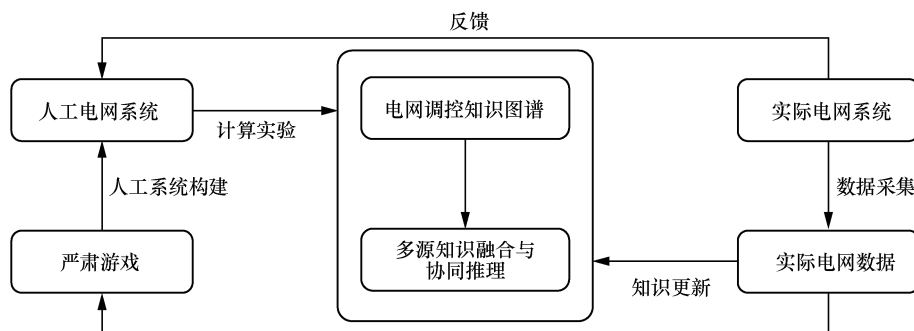


图 3 面向电网调控的平行推理框架

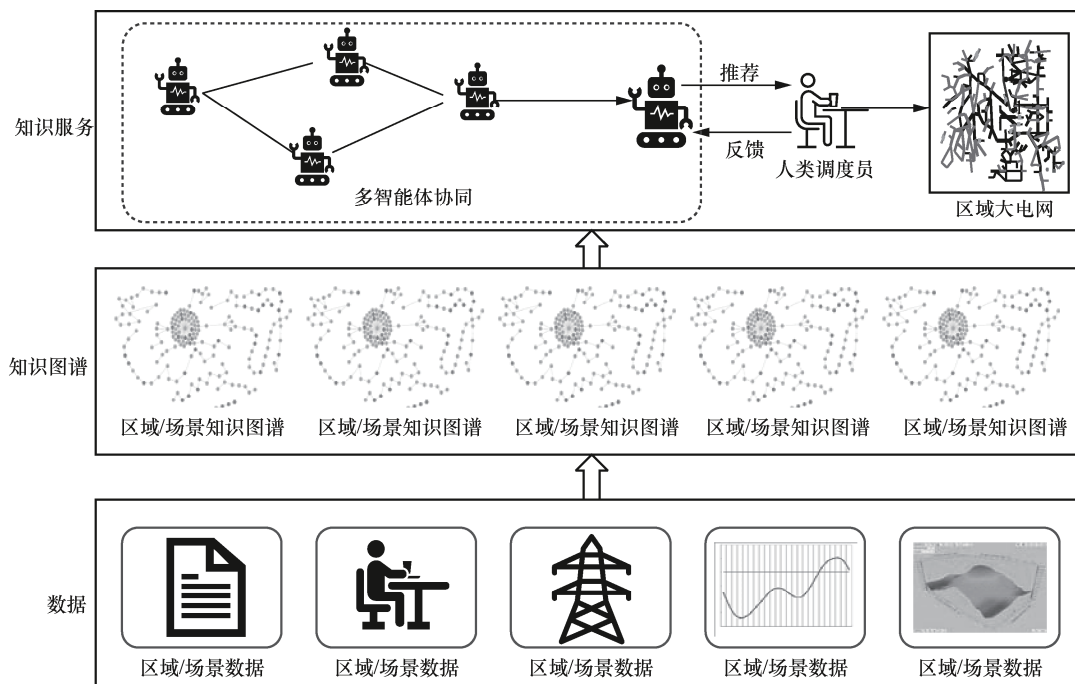


图4 电网调控人机混合智联网框架

谱，进行多源知识协同，最终由管理员智能体根据知识协同结果推理得到针对实际电网的最优调控方案，将其推荐给人类调度员，并根据人类调度员的反馈更新知识图谱及知识协同算法的参数。

通过对电网调控知识库的知识计算与搜索，即可基于知识迁移生成特定电网调控场景下的最优调控方案，进而将方案推荐给人类调度员，使其将对应的电网调控动作施加到实际系统中以优化实际电网的状态，从而通过平行执行过程优化虚实系统。实际电网在接受人类调度员施加的调控动作后，其状态将产生相应的变化，此时，将实际电网的反应与电网调控知识库中对应的三元组进行对比，即可校正更新已有的知识。

作为一种新的知识协同框架，平行推理充分利用了 ACP 方法、知识图谱、表示学习等人工智能前沿技术，有效融合了基于人工数据或真实数据构建的多源知识图谱，为复杂系统管控提供了充足的结构化知识。随着电网规模日益扩大、动态复杂性持续提升，构建知识增强的可解释电网调控智能辅助系统成为了迫切需求。知识图谱作为一种高效、可解释性强的人工智能技术，已成为多个行业专家系统的基础。近年来，知识图谱在电网领域也开始得到广泛应用。已有研究主要利用文本数据构建电力系统知识图谱。然而，电网调控是一个高度复杂的问题，相对应的调控规程和方式报告等文本数据

高度抽象，难以解决实际调控问题。针对这一问题，部分研究<sup>[42]</sup>提出融合文本、数值等多类型信息构建电网调控知识图谱，并设计了相应的知识图谱应用框架。然而，已有研究大多局限于概念框架设计，缺少基于知识图谱的电网调控实施方案。

平行推理为解决上述问题提供了一种新的技术途径。平行推理通过构建人工电网系统，并开展知识缺失场景相关的计算实验<sup>[60]</sup>，将人工电网系统生成的完备大数据组织成电网调控知识图谱，并基于实体对齐和协同推理融合多源知识图谱补全隐含知识，形成统一知识库。最终，基于对电网调控知识图谱的计算搜索得到最优的调控方案，并将方案推荐给调度员，从而将方案施加到实际电网，优化实际电网的运行，并根据实际电网的状态变化校正更新已有的电网调控知识图谱。

平行推理通过对电网调控知识图谱的搜索和知识迁移，为调度员推荐可以直接执行的电网调控指令方案。所得方案已经过实际电网运行或人工电网系统仿真验证，可靠性较高，并且能够基于对应的关系路径生成语义解释，更容易被调度员理解。

### 3.1 平行执行方案设计

本节以 IEEE 39 节点低压减载任务为例，通过仿真试验验证本文提出的平行推理框架的有效性。低压减载是解决电网故障导致的网线长时间电压过低问题的过程，其要求是通过电网调控手段清除

故障影响,使电压在 0.33 s、0.5 s 及 1.5 s 内至少恢复至 0.8、0.9 和 0.95 标幺值 (per unit, pu)。本节首先基于 Huang Q H 等人<sup>[61]</sup>开发的 RLGC 平台训练强化学习智能体以开展拟人的严肃游戏,该平台以强化学习设计库 OpenAI-Gym 和电力系统仿真软件 InterPSS 为基础,分别通过 PowerDynSimEnv 模块和电力系统仿真函数封装器封装,并基于 Py4j 使 Python 编写的强化学习程序可以调用基于 Java 的 InterPSS 电力系统仿真引擎。

IEEE 39 节点电网调控案例示意如图 5 所示。本节在 4、7、18 这 3 条负载母线(以下简称母线)上添加了降压变压器,以模拟 50%单相空调电机和 50%恒阻抗负载的组合,从而生成包含以上 3 条母线的故障母线候选集。强化学习的观测包括 4、7、8、18 这 4 条母线的电压及与之相连的变压器低压侧电压和 4、7、18 这 3 条母线的负载比例,因此共有 11 组观测量。可供操作的母线包括母线 4、7、18,可选的操作为不动作或关闭对应母线 20%的负

载。本节基于 RLGC 平台的基准模型,利用深度 Q 学习算法训练一个强化学习智能体,使其根据观测的状态量自主选择电网调控动作,并将智能体训练和测试中成功的调控过程按照 0.05 s 每次的频率进行采样记录。

为了显式建模电网调控记录中的调控知识,本节采用知识图谱描述电网状态-动作-状态的转移规律。本节基于如图 6 所示的模式构建电网调控知识图谱,对于任意一组数据,从初始状态开始构建实体,实体的属性为对应的状态向量。经过一段时间的演化,电网出现故障节点,同样构建实体记录此时的电网状态,并将从初始状态到故障状态实体的关系标记为导致故障的原因。类似地,将故障清除过程中采用的动作及状态节点之间的转换构建三元组添加到知识图谱中,直至结束时刻。

为了实现所得电网调控知识图谱的多源知识协同,本节采用 Yang L Y 等人<sup>[47]</sup>提出的实体对齐

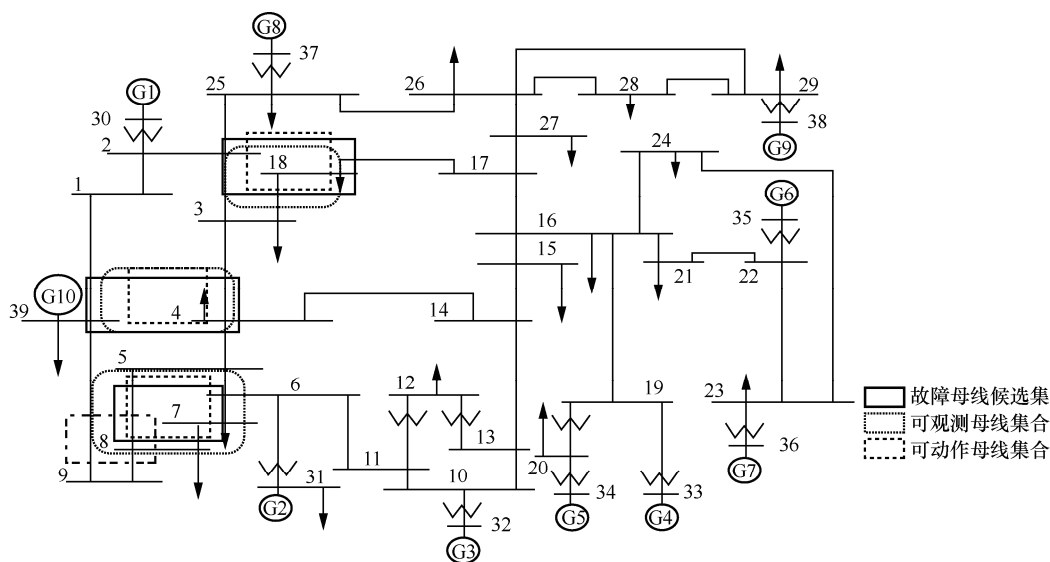


图 5 IEEE 39 节点电网调控案例示意

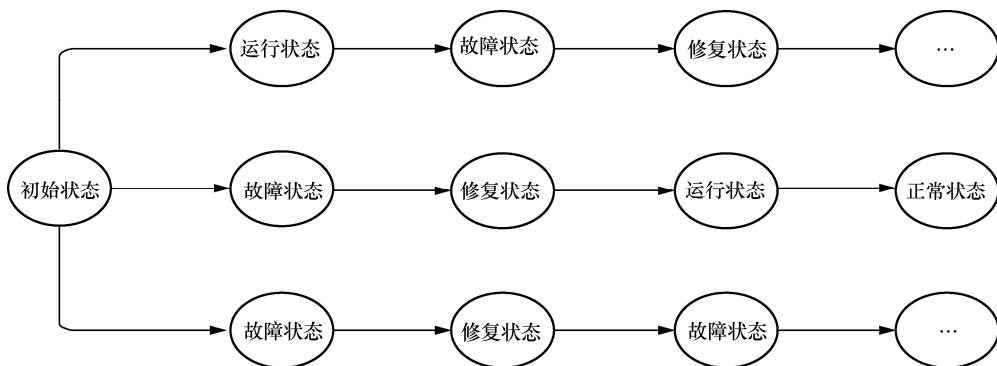


图 6 电网调控知识图谱构建模式

和协同推理<sup>[50]</sup>方法融合多源电网调控知识图谱的知识并推理隐含三元组，最终形成一个更加完备的统一知识库。在此基础上，本节通过相似性分析匹配实际电网运行状态在电网调控知识图谱中的对应实体，并考虑不同调控动作的经济性，将电网调控知识图谱调整为一个有向加权图，从而基于最短路径算法生成将电网从故障状态恢复至正常状态的成本最优的调控方案。

基于最短路径算法的电网调控方案生成方法框架如图7所示。首先，本节将电网调控知识图谱转化为有向加权图。具体方法为将电网调控知识图谱中的状态实体转化为节点，关系转化为带权的有向边，将知识图谱重新联结成图。其中，边的权重由电网调控专家设定或根据一定的规则由人工电网系统根据其对应的调控效果和代价设定，其含义为各种调控动作的相对代价。当检测到实际电网出现故障时，基于属性值的欧氏距离计算当前电网状态与电网调控知识图谱所有实体之间的相似度，将当前电网状态匹配到上述有向加权图中最相似的节点。随后，基于迪杰斯特拉最短路径算法生成该节点到目标正常状态节点的最短路径，并根据该路径上边的类型将其解析为电网调控方案推荐给调度员。

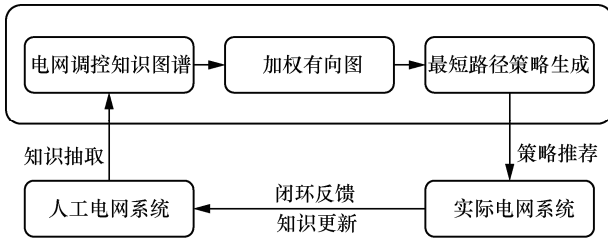


图7 基于最短路径算法的电网调控方案生成方法框架

调度员将相应的调控方案实施到实际电网后，人工电网系统根据实际电网的状态变化校正更新人工数据生成的知识图谱，使其更符合实际情况。

### 3.2 试验验证及结果分析

本节在 IEEE 39 节点低压减载案例上对所提方法进行了仿真试验验证。由于该案例中无法确定各母线所含负载的价值，本节假设所有控制动作的代价相同。不同母线电压的变化如图8所示，其中纵坐标表示各母线相对电压的变化，其单位为标么值。本节在仿真时间为1s时设置4号母线发生故障，此时几条母线的电压急速下降。随后，基于上述方法搜索电网调控方案，并得到了削减4、7、18这3条母线各20%

负载的方案推荐。最终，将上述方案实施到电网中，可以发现，各母线电压均在0.5s内迅速恢复至正常水平，证明了所提方法的有效性。

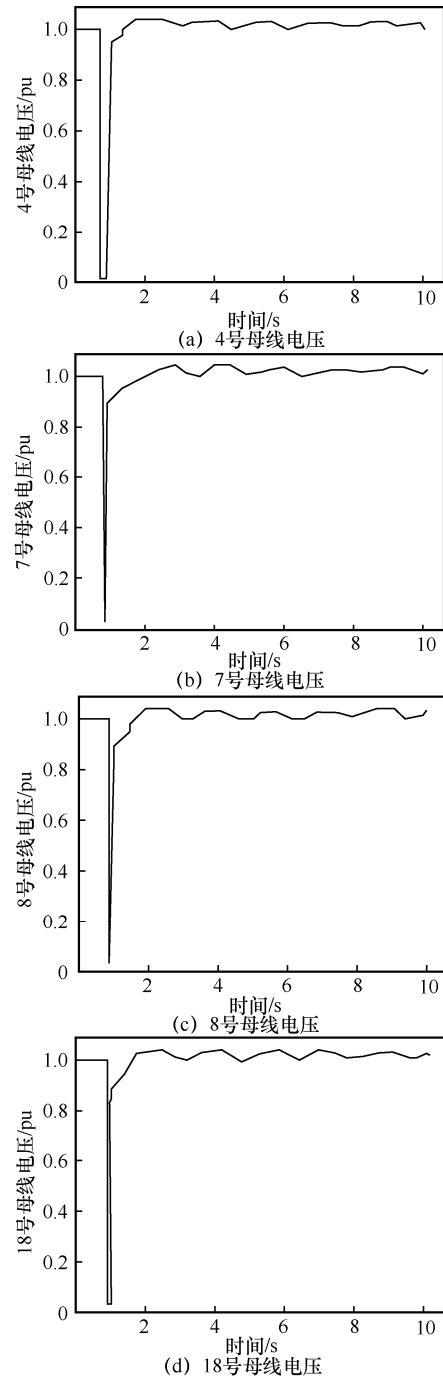


图8 不同母线电压的变化

因此，上述平行推理方法基于电网调控知识图谱高效地生成了经过实际运行或人工系统仿真验证过且可以直接实施的调控指令，相比传统机器学习方法更加安全可靠，同时，可以得到成本更优的调控方案。

## 4 结束语

知识图谱是描述物理世界规律和人类经验知识、构建可解释智能决策系统的有力工具。然而,复杂系统管控面临稀疏、极端场景数据缺失问题,相应场景的知识难以获取,导致基于真实数据构建的知识图谱知识缺失。并且,复杂系统存在数据多源分布和多人机分层级协同管控的特点,多源异构知识存在互补性,其融合能够有效提升整体知识完备性。同时,将语义知识转化为系统管控指令是基于知识图谱解决系统管控问题的关键。因此,多源异构知识协同是建立完整知识库、构建知识增强的智能管控系统的技术基础。

为了有效融合多源知识图谱生成复杂系统管控所需的较为完备的场景知识,本文以 ACP 方法为基础,提出了一种平行推理框架,通过构建人工系统,为生成缺失知识抽取所需的人工数据提供了虚拟试验平台,通过开展缺失场景知识相关的计算实验,生成人工大数据,并将其组织成知识图谱,实现系统管控知识的结构化表示与存储,最终通过平行执行实现知识的无偏化应用和更新,完成对实际系统的优化管控。平行推理为多源知识协同提供了有效的技术手段,为构建知识增强的复杂系统管控系统提供了有力支撑。

## 参考文献:

- [1] BERNERS-LEE T, HENDLER J, LASSILA O. The semantic web[J]. Scientific American, 2001, 284(5): 34-43.
- [2] 王飞跃, 张俊. 智联网: 概念、问题和平台[J]. 自动化学报, 2017, 43(12): 2061-2070.  
WANG F Y, ZHANG J. Internet of minds: the concept, issues and platforms[J]. Acta Automatica Sinica, 2017, 43(12): 2061-2070.
- [3] 牟天昊, 李少远. 流程工业控制系统的知识图谱构建[J]. 智能科学与技术学报, 2022, 4(1): 129-141.  
MOU T H, LI S Y. Knowledge graph construction for control systems in process industry[J]. Chinese Journal of Intelligent Science and Technology, 2022, 4(1): 129-141.
- [4] CHEN X J. A review: knowledge reasoning over knowledge graph[J]. Expert Systems With Applications, 2020, 141.
- [5] 陈名杨, 张文, 陈湘楠, 等. 群体知识图谱: 分布式知识迁移与联邦图谱推理[J]. 智能科学与技术学报, 2022, 4(1): 55-64.  
CHEN M Y, ZHANG W, CHEN X N, et al. Collective knowledge graph: meta knowledge transfer and federated graph reasoning[J]. Chinese Journal of Intelligent Science and Technology, 2022, 4(1): 55-64.
- [6] CHEN X L, CHEN M H, FAN C J, et al. Multilingual knowledge graph completion via ensemble knowledge transfer[C]//Proceedings of Findings of the Association for Computational Linguistics: EMNLP 2020. Stroudsburg: Association for Computational Linguistics, 2020: 3227-3238.
- [7] 王飞跃. 人工社会、计算实验、平行系统: 关于复杂社会经济系统计算研究的讨论[J]. 复杂系统与复杂性科学, 2004, 1(4): 25-35.  
WANG F Y. Artificial societies, computational experiments, and parallel systems: a discussion on computational theory of complex social-economic systems[J]. Complex Systems and Complexity Science, 2004, 1(4): 25-35.
- [8] WANG S Y, HOUSDEN J, BAI T X, et al. Robotic intra-operative ultrasound: virtual environments and parallel systems[J]. IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica, 2021, 8(5): 1095-1106.
- [9] 王飞跃, 孟祥冰, 杜思聪, 等. 平行光场: 基本框架与流程[J]. 智能科学与技术学报, 2021, 3(1): 110-122.  
WANG F Y, MENG X B, DU S C, et al. Parallel light field: the framework and processes[J]. Chinese Journal of Intelligent Science and Technology, 2021, 3(1): 110-122.
- [10] LU J W, WEI Q L, WANG F Y. Parallel control for optimal tracking via adaptive dynamic programming[J]. IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica, 2020, 7(6): 1662-1674.
- [11] 王春法, 王飞跃, 鲁越, 等. 平行博物馆: 新时代博物馆运营的智能管理与控制[J]. 智能科学与技术学报, 2021, 3(2): 125-136.  
WANG C F, WANG F Y, LU Y, et al. Parallel museums: intelligent management and control of museum operations in the new era[J]. Chinese Journal of Intelligent Science and Technology, 2021, 3(2): 125-136.
- [12] WEI Q L, LI H Y, WANG F Y. Parallel control for continuous-time linear systems: a case study[J]. IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica, 2020, 7(4): 919-928.
- [13] 王飞跃. 平行医学: 从医学的温度到智慧的医学[J]. 智能科学与技术学报, 2021, 3(1): 1-9.  
WANG F Y. Parallel medicine: from warmth of medicare to medicine of smartness[J]. Chinese Journal of Intelligent Science and Technology, 2021, 3(1): 1-9.
- [14] ZHAO X, ZENG W X, TANG J Y, et al. An experimental study of state-of-the-art entity alignment approaches[J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2022, 34(6): 2610-2625.
- [15] RICHENS R H. Report on research: Cambridge language research unit[J]. Mechanical Translation, 1956, 3: 36-37.
- [16] GRUBER T R. A translation approach to portable ontology specifications[J]. Knowledge Acquisition, 1993, 5(2): 199-220.
- [17] BERNERS-LEE T, HENDLER J. Publishing on the semantic web[J]. Nature, 2001, 410(6832): 1023-1024.
- [18] BIZER C, HEATH T, IDEHEN K, et al. Linked data on the web (LDOW2008)[C]//Proceedings of the 17th International Conference on World Wide Web. [S.l.:s.n.], 2008: 1265-1266.
- [19] 肖仰华, 徐波, 林欣. 知识图谱: 概念与技术[M]. 北京: 电子工业出版社, 2020.  
XIAO Y H, XU B, LIN X. Knowledge graph: concepts and technologies[M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2020.
- [20] ZHUANG Y, LI G L, ZHONG Z J, et al. Hike: a hybrid human-machine method for entity alignment in large-scale knowledge bases[C]//Proceedings of 2017 ACM Conference on Information and Knowledge Management. New York: ACM Press, 2017: 1917-1926.
- [21] CHEN M H, TIAN Y T, YANG M H, et al. Multilingual knowledge graph embeddings for cross-lingual knowledge alignment[C]//Proceedings of

- the 26th International Joint Conference on Artificial Intelligence. California: International Joint Conferences on Artificial Intelligence Organization, 2017: 1511–1517.
- [22] LI C J, CAO Y X, HOU L, et al. Semi-supervised entity alignment via joint knowledge embedding model and cross-graph model[C]//Proceedings of 2019 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing and the 9th International Joint Conference on Natural Language Processing. Stroudsburg: Association for Computational Linguistics, 2019: 2723–2732.
- [23] WANG Z C, LYU Q S, LAN X H, et al. Cross-lingual knowledge graph alignment via graph convolutional networks[C]//Proceedings of 2018 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. Stroudsburg: Association for Computational Linguistics, 2018: 349–357.
- [24] WU Y T, LIU X, FENG Y S, et al. Jointly learning entity and relation representations for entity alignment[C]//Proceedings of 2019 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing and the 9th International Joint Conference on Natural Language Processing. Stroudsburg: Association for Computational Linguistics, 2019: 240–249.
- [25] XU K, WANG L W, YU M, et al. Cross-lingual knowledge graph alignment via graph matching neural network[C]//Proceedings of the 57th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. Stroudsburg: Association for Computational Linguistics, 2019: 3156–3161.
- [26] KOUTRA D, TONG H H, LUBENSKY D. BIG-ALIGN: fast bipartite graph alignment[C]//Proceedings of 2013 IEEE 13th International Conference on Data Mining. Piscataway: IEEE Press, 2013: 389–398.
- [27] BAYATI M, GLEICH D F, SABERI A, et al. Message-passing algorithms for sparse network alignment[J]. ACM Transactions on Knowledge Discovery from Data, 2013, 7(1): 1–31.
- [28] CHEN X Y, HEIMANN M, VAHEDIAN F, et al. CONE-Align: consistent network alignment with proximity-preserving node embedding[C]//Proceedings of the 29th ACM International Conference on Information & Knowledge Management. [S.l.:s.n.], 2020: 1985–1988.
- [29] ZHU D J, SUN Y D, DU H W, et al. HUNA: a method of hierarchical unsupervised network alignment for IoT[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2021, 8(5): 3201–3210.
- [30] TRUNG H T, VAN VINH T, TAM N T, et al. Adaptive network alignment with unsupervised and multi-order convolutional networks[C]//Proceedings of 2020 IEEE 36th International Conference on Data Engineering. Piscataway: IEEE Press, 2020: 85–96.
- [31] SCHOENMACKERS S, ETZIONI O, WELD D S, et al. Learning first-order Horn clauses from web text[C]//Proceedings of 2010 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. Stroudsburg: Association for Computational Linguistics, 2010: 1088–1098.
- [32] LAO N, COHEN W W. Relational retrieval using a combination of path-constrained random walks[J]. Machine Learning, 2010, 81(1): 53–67.
- [33] KUROKAWA M. Explainable knowledge reasoning framework using multiple knowledge graph embedding[C]//Proceedings of the 10th International Joint Conference on Knowledge Graphs. New York: ACM Press, 2021: 172–176.
- [34] ZUO Y K, FANG Q, QIAN S S, et al. Representation learning of knowledge graphs with entity attributes and multimedia descriptions[C]//Proceedings of 2018 IEEE 4th International Conference on Multimedia Big Data. Piscataway: IEEE Press, 2018: 1–5.
- [35] XIONG W H, HOANG T, WANG W Y. DeepPath: a reinforcement learning method for knowledge graph reasoning[C]//Proceedings of 2017 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. Stroudsburg: Association for Computational Linguistics, 2017: 564–573.
- [36] 王飞跃. 平行系统方法与复杂系统的管理和控制[J]. 控制与决策, 2004, 19(5): 485–489, 514.
- WANG F Y. Parallel system methods for management and control of complex systems[J]. Control and Decision, 2004, 19(5): 485–489, 514.
- [37] 杨林瑶, 陈思远, 王晓, 等. 数字孪生与平行系统: 发展现状、对比及展望[J]. 自动化学报, 2019, 45(11): 2001–2031.
- YANG L Y, CHEN S Y, WANG X, et al. Digital twins and parallel systems: state of the art, comparisons and prospect[J]. Acta Automatica Sinica, 2019, 45(11): 2001–2031.
- [38] ALMALAQ A, HAO J, ZHANG J J, et al. Parallel building: a complex system approach for smart building energy management[J]. IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica, 2019, 6(6): 1452–1461.
- [39] LI L, LIN Y L, ZHENG N N, et al. Parallel learning: a perspective and a framework[J]. IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica, 2017, 4(3): 389–395.
- [40] 王飞跃, 邱晓刚, 曾大军, 等. 基于平行系统的非常规突发事件计算实验平台研究[J]. 复杂系统与复杂性科学, 2010, 7(4): 1–10.
- WANG F Y, QIU X G, ZENG D J, et al. A computational experimental platform for emergency response based on parallel systems[J]. Complex Systems and Complexity Science, 2010, 7(4): 1–10.
- [41] 杨林瑶. 基于平行学习的多源异构知识协同方法与应用研究[D]. 北京: 中国科学院大学, 2022.
- YANG L Y. Methods and applications of multi-source and heterogeneous knowledge collaboration based on parallel learning[D]. Beijing: University of Chinese Academy of Sciences, 2022.
- [42] DAI Y X, CHEN Y L, LI X, et al. Automatic generation of power grid dispatching and control scheme based on heterogeneous information network[C]//Proceedings of 2020 IEEE 4th Conference on Energy Internet and Energy System Integration. Piscataway: IEEE Press, 2020: 3028–3032.
- [43] SAGI O. Approximating XGBoost with an interpretable decision tree[J]. Information Sciences, 2021, 572: 522–542.
- [44] YANG L Y, WANG X, ZHANG J, et al. HackGAN: harmonious cross-network mapping using CycleGAN with Wasserstein-Procrustes learning for unsupervised network alignment[J]. IEEE Transactions on Computational Social Systems, 2022, 4350(99): 1–14.
- [45] ZENG W X, ZHAO X, TANG J Y, et al. Collective entity alignment via adaptive features[C]//Proceedings of 2020 IEEE 36th International Conference on Data Engineering. Piscataway: IEEE Press, 2020: 1870–1873.
- [46] ZHANG S, TONG H H. FINAL: fast attributed network alignment[C]//Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. New York: ACM Press, 2016: 1345–1354.
- [47] YANG L Y, LYU C, WANG X, et al. Collective entity alignment for knowledge fusion of power grid dispatching knowledge graphs[J]. IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica, 2022, 9(11): 1990–2004.

- [48] WAN G J, PAN S R, GONG C, et al. Reasoning like human: hierarchical reinforcement learning for knowledge graph reasoning[C]// Proceedings of the 29th International Joint Conference on Artificial Intelligence. Yokohama: Morgan Kaufmann, 2020: 1926-1932.
- [49] NEELAKANTAN A, ROTH B, MCCALLUM A. Compositional vector space models for knowledge base completion[C]// Proceedings of the 53rd Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics and the 7th International Joint Conference on Natural Language Processing. Stroudsburg: Association for Computational Linguistics, 2015: 156-166.
- [50] YANG L Y, WANG X, DAI Y X, et al. HackRL: reinforcement learning with hierarchical attention for cross-graph knowledge fusion and collaborative reasoning[J]. Knowledge-Based Systems, 2021, 233.
- [51] PAN S J, YANG Q. A survey on transfer learning[J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2010, 22(10): 1345-1359.
- [52] SHEN X, DAI Q Y, MAO S T, et al. Network together: node classification via cross-network deep network embedding[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2021, 32(5): 1935-1948.
- [53] YE J H, CHENG H, ZHU Z, et al. Predicting positive and negative links in signed social networks by transfer learning[C]// Proceedings of the 22nd International Conference on World Wide Web. [S.l.:s.n.], 2013: 1477-1488.
- [54] YE P J, WANG F Y. Parallel population and parallel human—a cyber-physical social approach[J]. IEEE Intelligent Systems, 2022, 37(5): 19-27.
- [55] WANG F Y, DING W, WANG X, et al. The DAO to DeSci: AI for free, fair, and responsibility sensitive sciences[J]. IEEE Intelligent Systems, 2022, 37(2): 16-22.
- [56] LI X, YE P, LI J, et al. From features engineering to scenarios engineering for trustworthy AI: I&I, C&C, and V&V[J]. IEEE Intelligent Systems, 2022, 37(4): 18-26.
- [57] WANG X, YANG J, HAN J, et al. Metaverses and DeMetaverses: from digital twins in CPS to parallel intelligence in CPSS[J]. IEEE Intelligent Systems, 2022, 37(4): 97-102.
- [58] WANG F Y. Parallel intelligence in metaverses: welcome to Hanoi![J]. IEEE Intelligent Systems, 2022, 37(1): 16-20.
- [59] MITGUTSCH K, ALVARADO N. Purposeful by design? A serious game design assessment framework[C]// Proceedings of the International Conference on the Foundations of Digital Games. [S.l.:s.n.], 2012: 121-128.
- [60] 李小双, 王晓, 杨林瑶, 等. 元电网 MetaGrid: 基于平行电网的新一代智能电网的体系与架构[J]. 智能科学与技术学报, 2021, 3(4):

387-398.

LI X S, WANG X, YANG L Y, et al. MetaGrid: a parallel grids based approach for next generation smart power systems[J]. Chinese Journal of Intelligent Science and Technology, 2021, 3(4): 387-398.

- [61] HUANG Q H, HUANG R K, HAO W T, et al. Adaptive power system emergency control using deep reinforcement learning[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2020, 11(2): 1171-1182.

#### [作者简介]



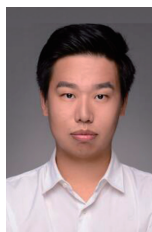
王晓 (1988—), 女, 博士, 安徽大学人工智能学院教授, 主要研究方向为社会交通、动态网群组织、人工智能和社会网络分析。



杨林瑶 (1995—), 男, 博士, 之江实验室图计算研究中心高级研究专员, 主要研究方向为图表示学习、知识融合。



胡斌 (1976—), 男, 博士, 青岛智能产业技术研究院执行院长, 主要研究方向为人工智能、自动驾驶和复合协作机器人。



侯家琛 (1986—), 男, 澳门科技大学博士生, 主要研究方向为区块链、Web3.0。