平行温榆河：面向城市湿地公园的平行治理框架

高嘉仪[1]， 秦蕊[2]， 张晓东[3]， 王良[3]， 吕宜生[2,4]
（1. 威斯康星大学麦迪逊分校，威斯康星州 麦迪逊 53706；
2. 中国科学院自动化研究所多模态人工智能系统全国重点实验室，北京 100190；
3. 北京市城市规划设计研究院，北京 100045；
4. 澳门科技大学创新工程学院，澳门 999078）

摘　要：城市湿地公园是一类典型的社会物理信息系统（CPSS），其治理面临空间异质性、多目标冲突、跨域协同与多尺度演化等复杂性挑战。基于 ACP 方法，提出了平行温榆河治理框架，从描述智能、预测智能与引导智能 3 个层面构建虚实协同治理体系。描述智能以知识图谱与大语言模型智能体（LLM Agent）构建人工湿地系统，预测智能以 LLM Agent 协作推演进行策略模拟与多目标优化，引导智能通过虚实闭环的平行执行将优化策略反馈至实际系统。在此基础上，探讨了该框架在生态留野区智能管护、平急功能切换、跨区协同治理与自然教育服务 4 类场景中的可行性。研究将 ACP 方法拓展至城市湿地公园治理领域，为 CPSS 视角下的城市生态治理提供了可计算、可演化的治理框架。

关键词：平行温榆河；平行智能；ACP 方法；社会物理信息系统；大语言模型；大语言模型智能体
中图分类号：TP18
文献标志码：A
doi: 10.11959/j.issn.2096−6652.ZNKX26123

Parallel Wenyuhe: a parallel governance framework for urban wetland parks

Gao Jiayi[1], Qin Rui[2], Zhang Xiaodong[3], Wang Liang[3], Lyu Yisheng[2,4]
1. University of Wisconsin - Madison, Madison 53706, USA
2. State Key Laboratory of Multimodal Artificial Intelligence Systems, Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China
3. Beijing Municipal Institute of City Planning and Design, Beijing 100045, China
4. Faculty of Innovation Engineering, Macau University of Science and Technology, Macao 999078, China

Abstract: Urban wetland parks were typical cyber-physical-social system (CPSS), whose governance faced complex challenges including spatial heterogeneity, multi-objective conflicts, cross-domain coordination, and multi-scale evolution. Based on the ACP approach (artificial systems, computational experiments, parallel execution), a parallel governance framework for Wenyuhe Park was proposed, constructing a virtual-real collaborative governance system on three levels: descriptive intelligence, predictive intelligence, and prescriptive intelligence. Descriptive intelligence constructed an artificial wetland system using knowledge graph and large language model agent (LLM Agent), predictive intelligence performed strategy simulation and multi-objective optimization through collaborative simulation of LLM Agent, and prescriptive intelligence fed optimized strategies back to the real system through closed-loop parallel execution between virtual and real systems. The framework's feasibility was discussed in four scenarios: intelligent management and conservation of ecological wilderness areas, normal-emergency function switching, cross-district collaborative governance, and nature education intelligent services. This study extends the ACP approach to the domain of urban wetland park governance, providing a computable and evolvable governance framework for urban ecological governance from the CPSS perspective.

收稿日期：2026−08−20；**修回日期：**2026−09−02
通信作者：吕宜生，yisheng.lv@ia.ac.cn

Key words: parallel Wenyuhe, parallel intelligence, ACP approach, cyber-physical-social system, large language model, LLM Agent

0 引言

城市湿地公园是一类典型的社会物理信息系统（cyber-physical-social system，CPSS）[1-2]。其物理空间涵盖水体、植被、地形与设施等实体要素，信息空间包括各类传感网络、监测系统与决策平台，社会空间涉及游客行为、管理主体、政策规则与公众利益，3 类空间深度耦合、持续交互，构成高度复杂的动态系统。

北京温榆河公园是这类城市湿地公园的典型代表。公园地跨朝阳、顺义、昌平三区，规划总面积约 30 平方千米，承载生态涵养、生物多样性保护、蓄滞洪调节与公共服务等多重使命。公园全域水系蓄滞洪容积可达 1 200 万立方米，汛期暴雨发生时需在数小时内完成由日常游览开放模式向蓄滞洪与行洪调度模式的转换。此外，园内划定约 9 平方千米生态留野区实行原生荒野化管控，多重功能叠加使公园治理面临空间异质性、多目标冲突、跨域协同困境与多时间尺度耦合等多重挑战。这些挑战源于治理对象是一个融合社会行为、物理过程与信息交互的 CPSS，其演化具有高度不确定性、多样性与复杂性[3]。

针对上述挑战，现有研究主要集中于智慧公园数字化治理。在智慧公园建设与设计方面，已有研究构建了智慧公园建设框架[4]，探讨了智慧公园的设计思路与营建逻辑[5]，并系统梳理了智慧园林领域的研究进展[6]。在技术支撑层面，面向城市公园可持续更新，已有工作构建了基于全生命周期的支撑技术体系[7]。在管理平台层面，城市园林绿化智慧化管理体系与平台建设为实时监测与业务可视化提供了支撑[8]。然而，上述研究多侧重于状态描述、信息集成与业务可视化，将治理问题简化为信息系统建设，在治理问题的形式化建模与求解方面能力有限。面对治理目标的动态变化、参与主体的多元分化与系统状态的跨尺度演化，现有系统难以自主实现多目标优化、协同决策与前瞻推演。

平行系统理论与 ACP 方法为 CPSS 治理提供了系统化的理论框架与方法体系[9-10]。ACP 方法由人工系统、计算实验与平行执行 3 个部分组成，通过构建与实际系统等价的人工系统，实现复杂系统的软件化定义与可计算描述，在人工系统中开展计算实验进行策略推演与评估，并通过平行执行将优化策略反馈至实际系统，形成虚实闭环治理。ACP 方法已在交通管理[11]、城市治理[12]、智能制造、智慧农业[13]等领域得到成功应用，被证明是应对 CPSS 复杂性挑战的有效框架。

近年来，大语言模型（large language model，LLM）[14-16]与 LLM Agent[17-19]为 ACP 理论提供了新的智能化使能技术，进一步丰富了其方法集合。LLM 具备语义理解、知识融合与因果推理能力，可作为治理决策的智能中枢[20-21]；多智能体系统通过角色封装与协同机制，可将复杂治理任务分解为可并行执行的子任务[22-24]。检索增强生成（retrieval-augmented generation，RAG）[25-26]与知识图谱技术[27-29]的融合有助于缓解大模型的“幻觉”问题并实现知识的持续更新。此外，LLM Agent 具备感知−规划−记忆−行动的认知架构，能够理解复杂指令、自主分解高阶目标、通过思维链生成方案，并借助反思机制持续学习与修正[30-32]。以生成式智能体为代表的 LLM Agent 已在城市交通模拟、社会行为仿真与政策评估等复杂系统场景中得到验证[33-34]。上述技术的融合，为构建具备自主感知、智能决策、协同执行与持续演化能力的平行治理系统提供了技术支撑。

为此，本文基于 ACP 方法，融合 LLM 和 LLM Agent 等技术，提出平行温榆河治理框架。该框架将湿地公园治理建模为 CPSS 背景下的平行系统问题，构建“人工系统−计算实验−虚实平行执行”的治理闭环，并从数据流、计算流与决策流 3 个维度设计技术实施路径，从而实现对实际温榆河公园的描述、预测与引导。本文的主要贡献包括 3 个方面：第一，将 ACP 方法拓展至城市湿地公园治理领域，提出面向城市湿地公园 CPSS 特征的平行治理框架；第二，融合生成式游客 Agent、自主管理 Agent 与 LLM Agent 协作推演架构，构建具备自主感知、策略生成、多目标优化与持续学习能力的智能治理体系；第三，分析了框架在生态留野区智能管护、平急功能切换、跨区协同治理与自然教育服务 4 类典型场景中的应用潜力。

1　温榆河公园的治理挑战

1.1　物理–信息–社会三域耦合

温榆河公园作为一个典型的CPSS系统，其治理复杂性源于物理域、信息域与社会域之间的深度耦合[35-36]，如图1所示。

物理域的复杂性源于多要素非线性耦合与多尺度时滞演化的叠加。一方面，水体、植被、地形、基建与游客活动等要素相互扰动，构成多要素非线性耦合系统。另一方面，系统演化呈现显著的多尺度时滞特征：分钟级水文过程、季节级物候变化与年际生态演替相互叠加。具体而言，植被对水位变化的响应存在数周至数月滞后，且当水位低于临界阈值时，生态系统可能发生不可逆的状态跃迁，管理者难以依赖实时反馈试错；分钟级局部干预可能引发季节级水位波动，进而影响年际植被演替，微观效应在宏观尺度上被非线性放大。

信息域的复杂性源于多源异构数据并存以及数据与决策断层。一方面，公园感知数据来自物理传感、遥感监测与社会感知3类异质源，在时空分辨率、语义层级与可信度上差异显著，且缺乏统一的形式化语义框架，导致多模态数据融合与语义对齐困难。另一方面，受生态留野区最小人为干预约束，系统常处于感知稀缺状态，噪声与稀疏采样叠加社会感知偏差，使关键状态变量难以直接观测，可观测变量与待估计变量之间形成复杂的非线性映射关系，且该映射随季节与环境条件动态变化，导致态势感知困难。

社会域的复杂性体现为跨行政区边界与多主体目标各异。首先，公园地跨三区，生态与水文过程不受行政边界约束，而治理单元按行政区划分，形成物理连续与管理分段的结构性矛盾。其次，公园治理涉及园林、水务、环保、文旅、应急等多个职能部门，各主体具有独立的决策权限、预算约束与考核目标，其决策依据来自局部观测与效用。局部理性决策可能对相邻区域产生负外部性，且缺乏将其内化的市场或制度机制，由此构成组织边界与系统边界不对齐的典型困境。

物理域、信息域和社会域三域耦合，跨越不同时间尺度、信息格式与决策主体，导致系统难以在单一域内形成感知–决策–执行闭环。物理域的滞后、信息域的语义异质与社会域的多中心结构相互叠加，使传统智慧公园范式难以应对温榆河公园的治理挑战。

1.2　核心治理挑战

三域耦合特征使温榆河公园治理面临空间异质性、多目标冲突、跨域协同困境与多时间尺度耦合等挑战，如图2所示。空间异质性增加了多目标冲突的协调难度，跨域协同在多尺度耦合作用下进一步加剧，时间滞后效应则显著压缩了有效决策窗口。这些困境相互交织，使传统治理范式难以有效应对。

（1）空间异质性

温榆河公园划分为4个功能圈层，各圈层对感知手段与干预模式要求不同。生态留野区以最小人为干预为原则，物理设备部署与人工巡检均构成生

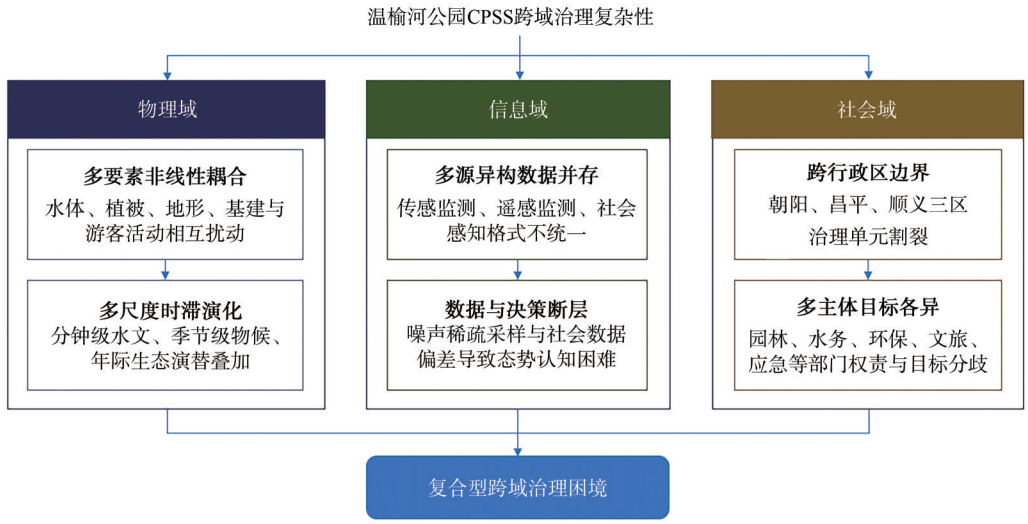


图1　温榆河公园CPSS跨域治理复杂性

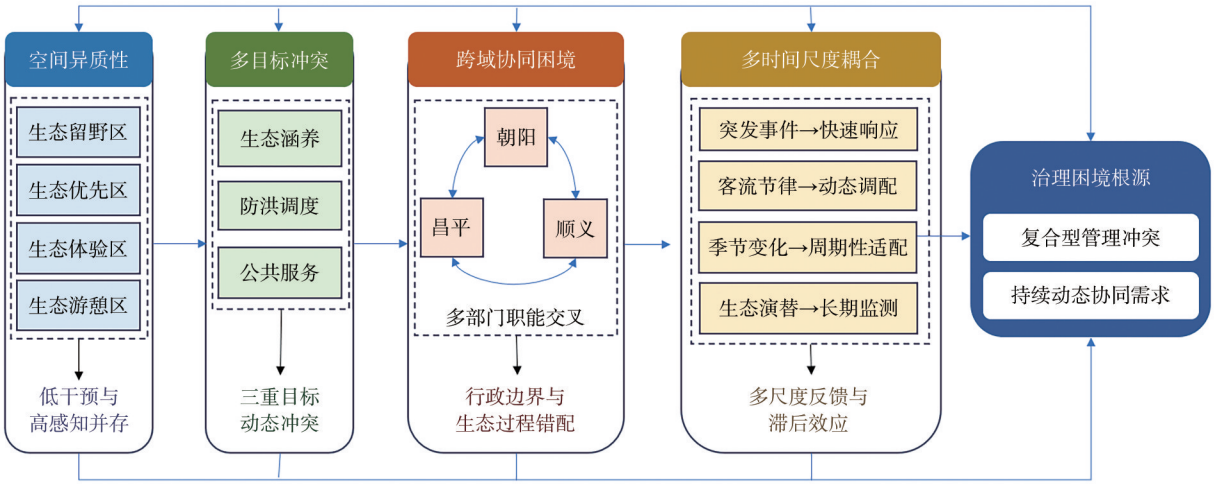


图2 温榆河公园的治理挑战

态过程干扰，感知活动受到严格约束；生态游憩区则要求高密度实时数据采集以保障游客安全与服务品质。这两个圈层的数据必须统一整合以支撑全局决策，这就形成信息采集密度与生态干扰风险之间的多目标约束优化问题。生态优先区与生态体验区作为过渡地带，同样需在生态保护与公共服务之间权衡，感知与干预策略需要相应折中。

（2）多目标冲突

温榆河公园同时承载生态涵养、防洪调度与公共服务三重使命，三者之间存在结构性冲突。生态涵养要求环境扰动最小化，防洪调度要求特定条件下快速调控，公共服务要求便捷可达与设施支撑。这3类目标在同一时空中并行推进且相互制约，优先权随外部条件动态变化，治理过程本质上是多重约束下的动态权衡。

（3）跨域协同困境

三区跨界的行政格局使治理呈现多中心特征。市级层面涉及多部门职能交叉，区级层面各有独立的财政预算与管理优先级。各主体依据自身职能范围做出局部理性决策，叠加后往往难以实现全局最优。这一困境产生的原因在于组织边界与生态边界的不匹配，物理过程与生态过程不受行政边界约束，而管理决策权严格限定在行政边界之内，造成治理责任与治理能力错配。该问题在应急场景中尤为突出，多部门并行响应时，任一环节的信息滞后或决策延迟都可能影响整体效率，使传统由单一部门牵头的协调机制在时限约束下难以有效运转。

（4）多时间尺度耦合

系统状态在多个时间尺度上同时演化，各尺度之间存在反馈耦合。突发事件、客流节律、物候迁徙与生态演替分别对应不同的时间尺度，这就要求治理响应需要满足相应的时效。然而，决策时间尺度与效应时间尺度不匹配，管理决策基于当前状态，但其效果可能数月甚至数年后才显现，届时损害可能已不可逆转。

2 平行温榆河治理框架

为应对温榆河公园治理所面临的多重复杂性挑战，本节基于ACP理论，融合LLM、LLM Agent等技术构建平行温榆河治理框架，实现治理策略的虚实闭环优化。该框架由温榆河公园实际系统、人工系统与虚实平行执行3个部分组成，如图3所示。

温榆河公园实际系统通过遥感、物联网、视频监测等手段持续产生多源非结构化数据，这些数据经LLM进行语义解析与实体关系抽取后，接入人工系统。人工系统是在实际系统基础上构建的数字化治理空间，融合知识图谱、LLM与LLM Agent等技术，对物理要素、生态过程、社会行为及治理规则建立统一知识表示，并采用LLM Agent与系统动力学联合建模，使数字空间兼具环境理解与策略推演能力。虚实平行执行实现实际系统与人工系统之间的状态同步、策略反馈与模型更新，其中LLM Agent参与策略转化、偏差诊断与经验回放。实际系统向人工系统同步运行状态，人工系统将计算实验筛选出的优化策略经LLM转化为可执行指令并反馈至实际系统执行，执行结果又驱动人工系统的模型更新，形成现实驱动人工、人工优化现实的闭环。

平行温榆河的虚实治理闭环经由数据流、计算

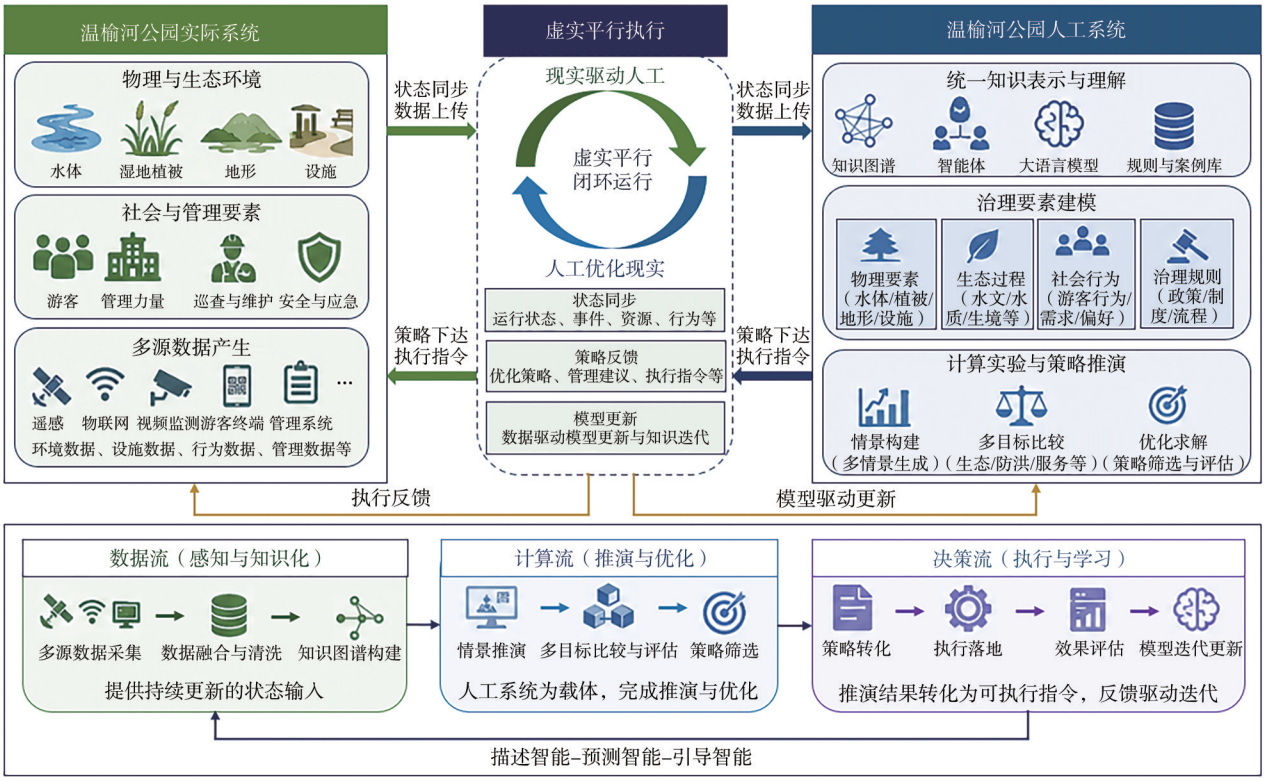


图3　平行温榆河治理框架

流与决策流实现。数据流负责多源异构数据的采集、融合与知识化组织，并利用LLM对非结构化数据进行语义解析与知识抽取，为人工系统提供持续更新的状态输入，构成描述智能的数据基础。计算流以人工系统为运行载体，通过LLM Agent协作推演完成情景生成、策略推演、多目标比较与优化求解，构成预测智能的核心机制。决策流通过LLM将推演结果转化为可执行的管理指令，并由管理Agent进行偏差诊断与经验回放，执行反馈进一步驱动模型迭代更新，实现引导智能。

3　核心运行机制

本节从描述智能、预测智能与引导智能3个层面论述平行温榆河的运行机理。

3.1　描述智能：知识与模型双驱动的可计算湿地构建

描述智能是平行温榆河治理框架的认知基础，其核心任务是构建温榆河公园的可计算、可推演的数字化系统。可计算湿地的构建面临两个核心问题：一是如何将多源异构的感知数据组织为机器可理解的结构化知识，二是如何在计算机中刻画物理过程与社会行为的耦合演化。本节提出知识与模型双驱动的构建策略，采用知识图谱作为结构化的领域知识底座，并利用LLM Agent与系统动力学联合建模实现动态演化，从而使人工系统兼具语义理解与行为推演的双重能力。知识与模型双驱动的可计算湿地构建框架如图4所示。

在知识驱动层面，针对温榆河公园不同功能圈层的差异化约束，设计不同的感知策略。生态游憩区部署高密度物联网传感器与视频监控网络，生态留野区采用以卫星遥感、无人机航拍、声学监测与红外触发相机为核心的非接触式感知手段。为解决多源数据在格式、时空分辨率与语义层面的显著差异，利用LLM对这些数据进行实体关系抽取与语义补全，构建湿地治理知识图谱，将植物群落、水文条件、物种栖息关系等组织为语义网络，使分散的监测数据在统一语义空间下实现互操作，为因果推理与策略生成提供可计算的领域知识底座。

在模型驱动层面，采用LLM Agent与系统动力学耦合的建模策略，配置4类Agent刻画公园运行状态。游客Agent采用生成式智能体架构，配备分层记忆、规划与反思模块，能够根据天气、拥堵、个人兴趣等因素动态生成出行计划，并从过往体验中学习调整后续决策。管理Agent作为自主智能

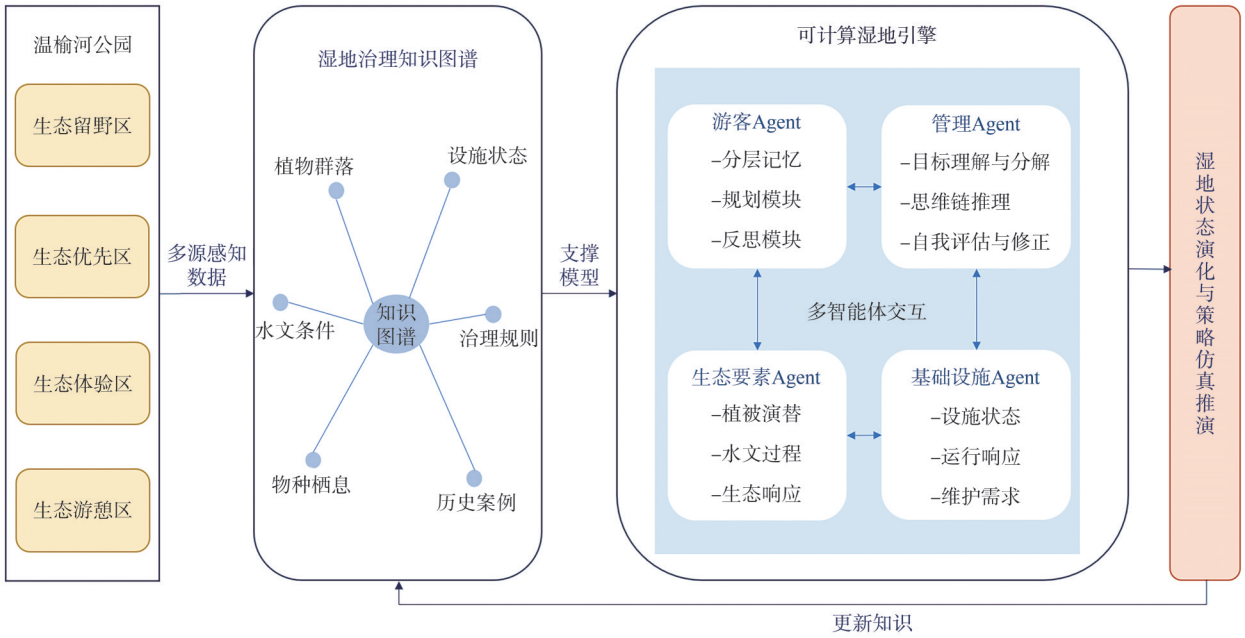


图4　知识与模型双驱动的可计算湿地构建框架

体，能够理解抽象治理目标并将其自主分解为可执行的子任务序列，通过 LLM 推理生成候选决策方案，并在策略执行后进行自我评估与策略修正。生态要素 Agent 采用系统动力学驱动模式，表征植被演替与水文过程。基础设施 Agent 采用规则驱动模式，表征设施状态响应。4 类 Agent 通过人工环境的统一接口进行交互，共同构成公园运行状态演化的动态仿真。知识图谱为各 Agent 与动力学模型提供初始化参数和约束规则，仿真结果又用于更新知识图谱，从而形成知识支撑模型、模型验证知识的协同关系。

3.2　预测智能：策略推演与多目标优化

预测智能是平行温榆河治理框架的决策依据，其核心任务是从可计算湿地中提取治理知识并形成有效策略。虚拟推演以计算实验替代现实实验，通过情景生成、LLM Agent 协作推演与多目标优化，使管理者能够在不干扰真实生态的前提下比较不同策略的效果[37]。

情景生成的目标是构造具有统计代表性的实验条件集合。一个完整情景由初始状态、外部扰动序列与策略变量三要素构成，采用分层采样与重要性采样相结合的策略，在关键扰动维度上生成情景集，并对极端情景增加采样权重，以评估系统在极端条件下的表现。对于极端情景与复合扰动，进一步利用 LLM 生成语义化的情景描述，并将其映射为模型可读的参数序列，提升情景构造的灵活性与可解释性。

推演引擎采用 LLM Agent 协作推演架构[38-39]，将复杂的治理推演任务分解为多个专业的 LLM Agent 协同完成，预测智能的策略推演与优化架构如图 5 所示。系统配置 4 类推演 Agent：生态推演 Agent 负责模拟不同管理策略下的植被演替、水文变化与物种响应，客流推演 Agent 负责模拟游客在不同导流、限流策略下的时空分布变化，设施评估 Agent 负责评估策略实施对设施负荷与维护需求的影响，风险识别 Agent 负责识别策略可能引发的安全风险与生态风险。各 Agent 在人工系统中并行执行推演，通过统一的消息总线交换推演中间结果，最终由协调 Agent 整合为综合评估报告。

在多目标优化层面，将治理策略评估建模为多目标优化问题。由于生态涵养、防洪安全与公共服务之间存在冲突，单一最优解通常不存在。为此，系统在策略空间中搜索帕累托前沿，揭示不同目标之间的权衡关系，并基于 LLM 对前沿上的非支配解进行自然语言解释，说明各策略的适用条件、预期效果与潜在风险，辅助决策者根据治理偏好选择策略。

3.3　引导智能：虚实闭环与持续演化

引导智能是平行温榆河治理框架的行动实现，其核心任务是将优化策略从人工系统反馈至实际系统，以持续提升治理效果。

状态同步是闭环运行的基础。实际系统中的多

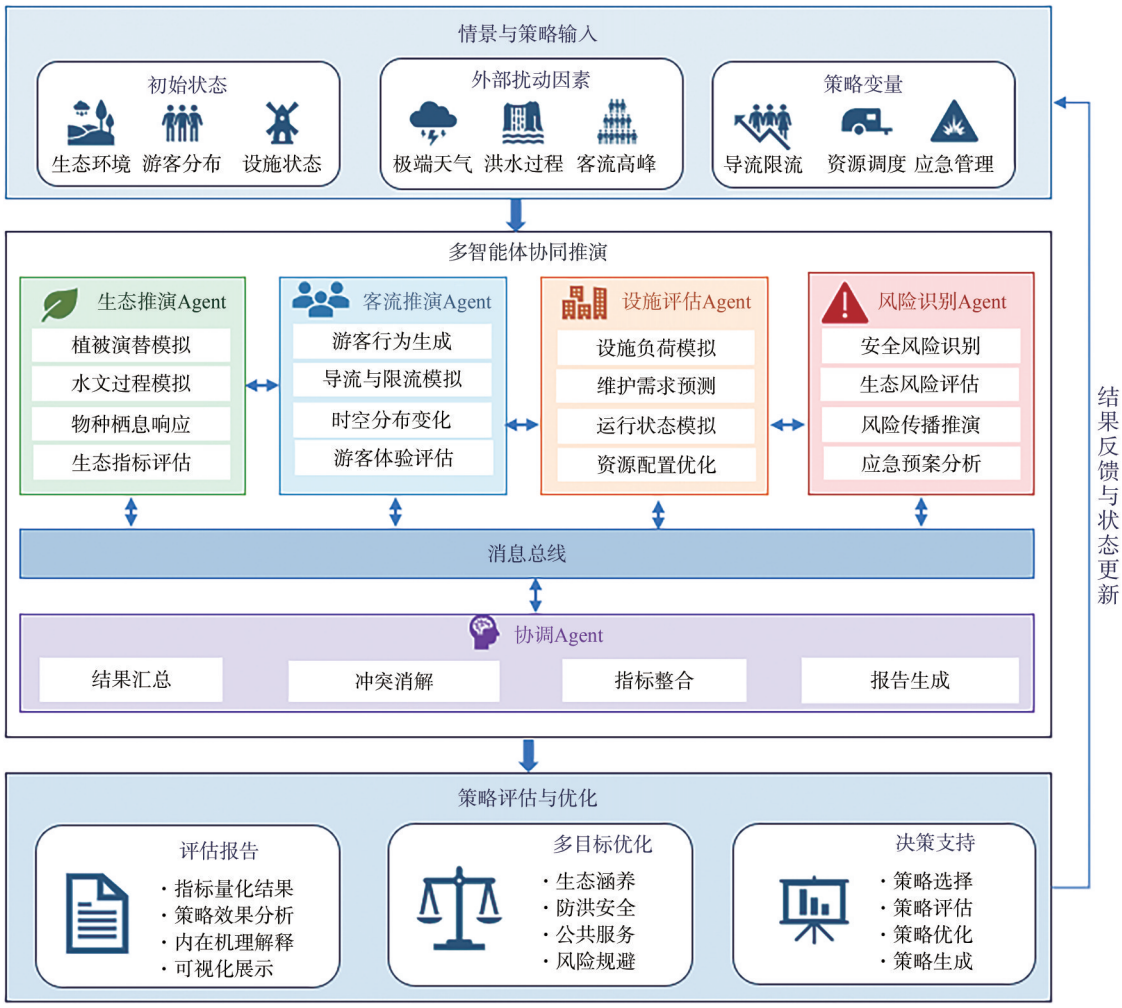


图 5　预测智能的策略推演与优化架构

源感知数据经统一时空基准对齐后，通过知识图谱的语义映射接口注入可计算湿地，更新各智能体与动力学模型的状态变量。针对关键状态变量难以直接观测所导致的数据稀疏问题，以动力学模型的状态推演为先验估计，以可观测数据为更新依据，对未观测状态进行后验估计，从而在数据稀疏条件下维持人工系统对现实状态的完整表征。

策略转化是将推演输出转化为可执行指令的关键环节。优化策略通常以宏观参数或控制规则的形式存在，必须转化为各管理主体可执行的具体操作。利用 LLM 将宏观策略转化为自然语言任务描述与操作指令，并按业务逻辑与行政归属拆解为面向不同管理部门的子任务，通过协同平台实现任务的统一派发与进度追踪。执行过程中，系统自动对比实际轨迹与计划线，对偏差超限环节发出预警。

当实际执行结果偏离预测轨迹时，管理 Agent 启动自主偏差诊断流程。诊断基于预测与观测残差序列的分析，结合知识图谱中的因果链与 LLM 的推理能力，将偏差归因于模型参数失配、外部扰动超界或执行偏差 3 类来源。针对不同偏差来源，管理 Agent 自主生成差异化的修正策略，并提交人类管理者审核后执行。与此同时，成功或失败的治理经验以“情景–策略–效果”三元组的形式沉淀至案例库。管理 Agent 通过 RAG 定期检索相似案例进行经验回放与策略优化，使后续决策持续受益于历史经验。经过同步、转化与演化 3 个环节的持续迭代，人工系统与实际系统之间的映射精度与策略优化效果逐步提升。

4　典型应用场景

本节选取生态留野区智能管护、平急功能切换、跨区协同治理与自然教育服务 4 个核心场景，阐述平行温榆河框架的运行机制与适用性。

4.1 生态留野区智能管护

针对生态留野区，平行温榆河以非接触式感知手段，综合利用卫星遥感、无人机航拍、声学监测与红外触发相机等手段获取植被覆盖度、物种活动节律等生态数据，在不干扰生态过程的前提下维持对生态系统状态的持续感知。

感知数据经LLM语义解析与知识图谱映射，组织为生态要素之间的结构化关联，构成人工系统对生态留野区运行状态的实时认知基础。当系统检测到某植被区域覆盖度呈现异常下降趋势时，自动触发计算实验流程。管理Agent基于感知数据与知识图谱中的先验知识，将“恢复目标区域植被健康”这一高阶治理目标自主分解为候选干预策略，并调用生态推演Agent在人工系统中模拟不同时间窗口内的植被恢复概率与生态连锁效应。各推演Agent并行执行仿真任务，由协调Agent整合推演结果并生成量化评估报告。决策者审定方案后，管理Agent将策略转化为可执行的管护工单，并在执行后通过遥感与固定监测站数据评估干预效果。管理Agent基于执行反馈启动反思机制，识别预测与观测之间的偏差并对其进行归因，逐步修正人工系统中的生态响应参数。

4.2 平急功能切换与协同调度

平急功能切换涉及游客安全保障、水利设施调度与公共服务切换3组并行任务，分属不同管理部门。暴雨触发后必须在数小时内完成多部门协同调度，对框架的综合响应能力构成集中检验。

感知层对降雨工况、上游入境径流、湿地水位、蓄滞洪容积、园内人流分布、周边交通路况等多维度要素开展全天候连续监测，汇聚生态、水文、社会运行多源信息，形成一体化全域综合态势感知能力。气象预警触发后，风险识别Agent基于水动力模型对多种降雨概率情景进行推演，生成各情景下的洪水演进路径与积水范围评估；客流推演Agent同步评估不同疏散时机对游客安全的影响。各Agent通过统一消息总线交换推演中间结果，由协调Agent整合为多目标矩阵，以揭示不同目标之间的置换关系，供决策者权衡。方案选定后，管理Agent自动将策略分解为跨部门任务清单，并推送至各责任主体，实现数据驱动的并行协同。执行完毕后，系统将汇总全过程数据，与计算实验的预测轨迹逐项比对；管理Agent基于比对结果启动偏差归因与模型修正，将每次响应经验封装为标准案例存入知识库。

4.3 跨区协同治理

公园横跨朝阳、顺义、昌平三区，物理连续与管理分段的结构性矛盾使跨区协同成为核心难题。统一数据底座是打破行政边界的基础，三区业务系统数据通过统一时空基准与语义标准接入同一平台，知识图谱构建覆盖全园的统一语义空间。任一行政区的管理人员均可在权限范围内获取全园运行状态，实现从局部感知向全域认知的转变。

在此基础上，LLM Agent协作推演架构针对跨区治理中的典型冲突开展计算实验。节假日大客流期间，客流推演Agent模拟不同跨区资源调度方案对全园运行效率的影响。生态修复场景中，生态推演Agent模拟上游措施对下游区段的时滞效应。推演结果使各区管理者在决策前预判本区行动的外部效应，降低局部理性决策的负外部性。当某区域游客密度超限时，管理Agent同步协调相邻区域开放备用资源，实现跨区动态调节。生态修复中，系统依据推演结果协调上下游联动方案。跨区协同从被动响应转变为LLM Agent主动识别、协同推演、自动分派任务的模式。

4.4 自然教育智能服务

温榆河公园生态游憩区已设置较为丰富的自然教育基础设施，包括植物科普牌、鸟类识别牌、昆虫知识牌及湿地生态解说标识，构成了线下自然教育的基本框架。然而，当前科普内容以静态标识为主，知识传递方向单一，难以根据游客的兴趣、年龄和认知水平提供差异化讲解，也无法回答游客即时产生的开放性问题。温榆河公园现有静态线下生态科普标识设施的局限性如图6所示。

针对上述传统静态科普单向输出、缺乏个性化交互的局限，平行温榆河框架依托RAG技术构建多模态生态智能问答系统，为园区内游客提供智能化自然教育服务。游客可通过手机移动端或园区智能终端拍摄湿地植被、野生鸟类等景观素材，这些素材经多模态LLM处理后完成物种识别。在此基础上，系统融合识别结果与游客自然语言需求，调用生态知识图谱、科普案例库中的相关知识，将检索内容注入LLM上下文，生成适配户外游览场景的通俗科普解答，答复风格可根据游客年龄层次、知识储备自适应调整。系统全程留存游客交互行为数据，一方面满足即时问答需求，另一方面将数据反馈至人工系统，驱动科普资源持续迭代优化，形成自然教育服务闭环。

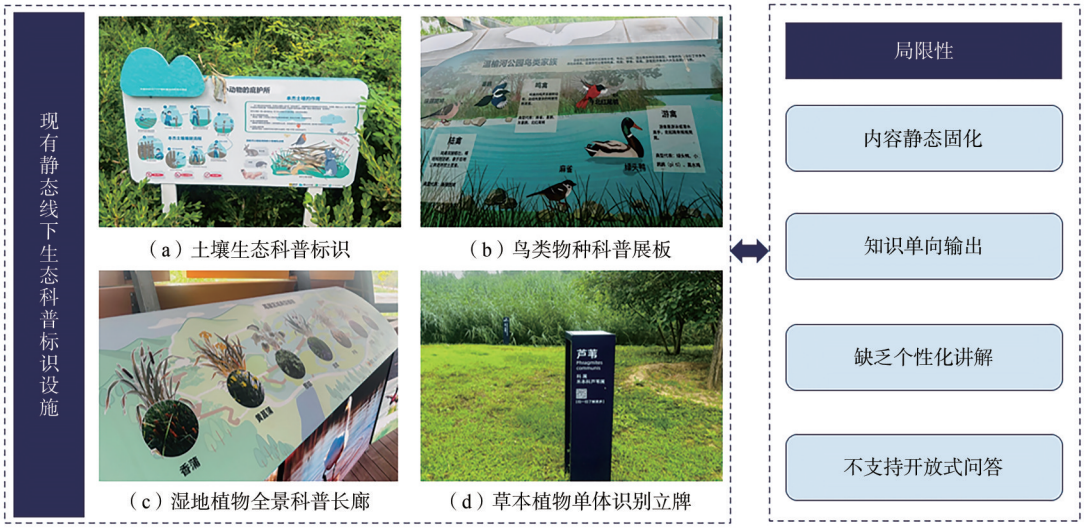


图6　温榆河公园现有静态线下生态科普标识设施的局限性

5　结束语

本文针对城市湿地公园治理建模为CPSS背景下的平行系统问题，基于ACP方法提出了平行温榆河治理框架，从描述智能、预测智能与引导智能3个层面构建了虚实协同治理体系。在描述智能层面，用知识图谱与LLM Agent构建人工湿地系统，其中游客Agent与管理Agent采用生成式智能体架构，实现多源异构数据的结构化组织与动态演化；在预测智能层面，用LLM Agent协作推演进行策略模拟与多目标优化，实现多维度评估；在引导智能层面，通过虚实闭环的平行执行将优化策略反馈至实际系统，形成LLM Agent自主反思与持续演化。研究拓展了ACP方法在城市湿地公园治理领域的理论边界，为CPSS视角下的城市生态治理提供了可计算、可迁移的技术范式。

未来工作可从以下方向展开：探索LLM Agent在生态领域知识推理中的专业适配度，构建面向湿地公园生态管理的专用智能体系统；建立面向湿地公园治理的量化评估指标体系，从生态保护、游客体验、安全应急与智能体系统性能等多维度评估框架的实际效果；在温榆河公园开展小规模实验，验证本文所提治理框架的有效性。

参考文献：

[1] Wang F Y. The emergence of intelligent enterprises: from CPS to CPSS[J]. IEEE Intelligent Systems, 2010, 25(4): 85-88.

[2] 杨静, 王晓, 王雨桐, 等. 平行智能与CPSS: 三十年发展的回顾与展望[J]. 自动化学报, 2023, 49(3): 614-634.
Yang J, Wang X, Wang Y T, et al. Parallel intelligence and CPSS in 30 years: an ACP approach[J]. Acta Automatica Sinica, 2023, 49(3): 614-634.

[3] 王飞跃. 平行管理: 复杂性管理智能的生态科技与智慧管理之DAO[J]. 自动化学报, 2022, 48(11): 2655-2669.
Wang F Y. Parallel management: the DAO to smart ecological technology for complexity management intelligence[J]. Acta Automatica Sinica, 2022, 48(11): 2655-2669.

[4] 张洋, 夏航, 李长霖. 智慧公园建设框架构建研究: 以北京海淀公园智慧化改造为例[J]. 风景园林, 2020, 27(5): 78-87.
Zhang Y, Xia F, Li C L. Research on the construction framework of smart park: a case study of intelligent renovation of Beijing Haidian Park[J]. Landscape Architecture, 2020, 27(5): 78-87.

[5] 董琳, 房心原, 孙新旺, 等. 智慧公园设计思路和营建逻辑: 以南京大胜关智慧公园为例[J]. 中国园林, 2026, 42(6): 84-90.
Dong L, Fang X Y, Sun X W, et al. The design concept and construction logic of smart park: taking Nanjing Dashengguan smart park as an example[J]. Chinese Landscape Architecture, 2026, 42(6): 84-90.

[6] 祝遵凌. 智慧园林研究进展[J]. 中南林业科技大学学报, 2022, 42(11): 1-15.
Zhu Z L. Advances in smart garden research[J]. Journal of Central South University of Forestry & Technology, 2022, 42(11): 1-15.

[7] 汪洁琼, 胡梦雨, 刘颂, 等. 基于全生命周期的城市公园可持续更新支撑技术体系及应用: 以上海中山公园为例[J]. 风景园林, 2024, 31(9): 69-75.
Wang J Q, Hu M Y, Liu S, et al. Supporting technology system for sustainable renewal of urban park based on full life cycle and application thereof: a case study of Shanghai Zhongshan Park[J]. Landscape Architecture, 2024, 31(9): 69-75.

[8] 师卫华, 季珏, 张琰, 等. 城市园林绿化智慧化管理体系及平台建设初探[J]. 中国园林, 2019, 35(8): 134-138.
Shi W H, Ji J, Zhang Y, et al. Discussion on the intelligent management system and platform construction of urban landscaping[J]. Chinese Landscape Architecture, 2019, 35(8): 134-138.

[9] 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.

[10] 田永林, 陈苑文, 杨静, 等. 元宇宙与平行系统: 发展现状、对比及展望[J]. 智能科学与技术学报, 2023, 5(1): 121-132.
Tian Y L, Chen Y W, Yang J, et al. Metaverses and parallel systems: the state of the art, comparisons and prospects[J]. Chinese Journal of Intelligent Science and Technology, 2023, 5(1): 121-132.

[11] 吕宜生, 陈圆圆, 金峻臣, 等. 平行交通: 虚实互动的智能交通管理与控制[J]. 智能科学与技术学报, 2019, 1(1): 21-33.
Lyu Y S, Chen Y Y, Jin J C, et al. Parallel transportation: virtual-real interaction for intelligent traffic management and control[J]. Chinese Journal of Intelligent Science and Technology, 2019, 1(1): 21-33.

[12] 吕宜生, 王飞跃, 张宇, 等. 虚实互动的平行城市: 基本框架、方法与应用[J]. 智能科学与技术学报, 2019, 1(3): 311-317.
Lyu Y S, Wang F Y, Zhang Y, et al. Parallel cities: framework, methodology, and application[J]. Chinese Journal of Intelligent Science and Technology, 2019, 1(3): 311-317.

[13] 康孟珍, 王秀娟, 华净, 等. 平行农业: 迈向智慧农业的智能技术[J]. 智能科学与技术学报, 2019, 1(2): 107-117.
Kang M Z, Wang X J, Hua J, et al. Parallel agriculture: intelligent technology toward smart agriculture[J]. Chinese Journal of Intelligent Science and Technology, 2019, 1(2): 107-117.

[14] Naveed H, Khan A U, Qiu S, et al. A comprehensive overview of large language models[J]. ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology, 2025, 16(5): 1-72.

[15] Chang Y P, Wang X, Wang J D, et al. A survey on evaluation of large language models[J]. ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology, 2024, 15(3): 1-45.

[16] Shanahan M. Talking about large language models[J]. Communications of the ACM, 2024, 67(2): 68-79.

[17] Zhao A, Huang D, Xu Q, et al. ExpeL: LLM agents are experiential learners[J]. Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2024, 38(17): 19632-19642.

[18] Yu M, Meng F C, Zhou X Y, et al. A survey on trustworthy LLM agents: threats and countermeasures[C]//Proceedings of the 31st ACM SIGKDD Conference on Knowledge Discovery and Data Mining V.2. New York: ACM Press, 2025: 6216-6226.

[19] Mohammadi M, Li Y P, Lo J, et al. Evaluation and benchmarking of LLM agents: a survey[C]//Proceedings of the 31st ACM SIGKDD Conference on Knowledge Discovery and Data Mining V.2. New York: ACM Press, 2025: 6129-6139.

[20] Cui D X, Jiang S H, Wang K Y, et al. Measuring the unmeasurable: unveiling latent cognitive capabilities of LLM[J]. Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2026, 40(36): 30485-30493.

[21] Hall Z, Subbiah M, Zollo T, et al. Guiding LLM decision-making with fairness reward models[C]//Proceedings of the Advances in Neural Information Processing Systems 38. Massachusetts: MIT Press, 2025: 161430-161464.

[22] Sun C N, Huang S J, Pompili D. LLM-based multi-agent decision-making: challenges and future directions[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2025, 10(6): 5681-5688.

[23] Li X Y, Wang S, Zeng S Q, et al. A survey on LLM-based multi-agent systems: workflow, infrastructure, and challenges[J]. Vicinagearth, 2024, 1: 9.

[24] He J D, Treude C, Lo D. LLM-based multi-agent systems for software engineering: literature review, vision, and the road ahead[J]. ACM Transactions on Software Engineering and Methodology, 2025, 34(5): 1-30.

[25] Zhao P H, Zhang H L, Yu Q H, et al. Retrieval-augmented generation for AI-generated content: a survey[J]. Data Science and Engineering, 2026, 11(1): 335.

[26] Peng B C, Zhu Y, Liu Y C, et al. Graph retrieval-augmented generation: a survey[J]. ACM Transactions on Information Systems, 2025, 44(2): 1-52.

[27] Ji S X, Pan S R, Cambria E, et al. A survey on knowledge graphs: representation, acquisition, and applications[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2022, 33(2): 494-514.

[28] 田玲, 张谨川, 张晋豪, 等. 知识图谱综述: 表示、构建、推理与知识超图理论[J]. 计算机应用, 2021, 41(8): 2161-2186.
Tian L, Zhang J C, Zhang J H, et al. Knowledge graph survey: representation, construction, reasoning and knowledge hypergraph theory[J]. Journal of Computer Applications, 2021, 41(8): 2161-2186.

[29] Zhong L F, Wu J, Li Q, et al. A comprehensive survey on automatic knowledge graph construction[J]. ACM Computing Surveys, 2023, 56(4): 1-62.

[30] Sarukkai V, Xie Z Q, Fatahalian K. Self-generated in-context examples improve LLM agents for sequential decision-making tasks[C]//Proceedings of the Advances in Neural Information Processing Systems 38. Massachusetts: MIT Press, 2025: 71753-71786.

[31] Yang Y X, Chai H C, Shao S, et al. AgentNet: decentralized evolutionary coordination for LLM-based multi-agent systems[C]//Proceedings of the Advances in Neural Information Processing Systems 38. Massachusetts: MIT Press, 2025: 118758-118785.

[32] Li Z M, Zhang R B, Wang Z M, et al. LLM-guided decision-making toolkit for multi-agent reinforcement learning[J]. Neurocomputing, 2025, 638: 130105.

[33] Lu Y K, Aleta A, Du C P, et al. LLMs and generative agent-based models for complex systems research[J]. Physics of Life Reviews, 2024, 51: 283-293.

[34] Adornetto C, Mora A, Hu K, et al. Generative agents in agent-based modeling: overview, validation, and emerging challenges[J]. IEEE Transactions on Artificial Intelligence, 2025, 6(12): 3165-3183.

[35] Yu X H, Liu N, Xue Y S. The role of cyber-physical-social systems in smart energy future[J]. IEEE Transactions on Industrial Cyber-Physical Systems, 2024, 2: 35-42.

[36] Qian F, Tang Y, Yu X H. The future of process industry: a cyber-physical-social system perspective[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2023, 54(7): 3878-3889.

[37] Xue X, Shen Y F, Yu X N, et al. Computational experiments: a new analysis method for cyber-physical-social systems[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 2023, 54(2): 813-826.

[38] Gao C, Lan X C, Li N, et al. Large language models empowered agent-based modeling and simulation: a survey and perspectives[J]. Humanities and Social Sciences Communications, 2024, 11: 1259.

[39] Mou X Y, Ding X W, et al. From individual to society: a survey on social simulation driven by large language model-based agents[J]. ACM Computing Surveys, 2026, 58(11): 1-41.

[作者简介]



高嘉仪（2005− ），女，威斯康星大学麦迪逊分校本科生，主要研究方向为人工智能与机器学习、计算生物学。



秦蕊（1983− ），女，博士，中国科学院自动化研究所多模态人工智能系统全国重点实验室副研究员，主要研究方向为区块链、决策智能与平行管理。



张晓东（1979− ），男，北京市城市规划设计研究院正高级工程师，主要研究方向为城市计算和规划信息化。



王良（1990− ），男，北京市城市规划设计研究院高级工程师，主要研究方向为人口地理学、城市量化。



吕宜生（1983− ），男，博士，中国科学院自动化研究所多模态人工智能系统全国重点实验室研究员，澳门科技大学创新工程学院教授，主要研究方向为智能交通、无人驾驶、人工智能。