

## 平行澳门野外观测站：全域智能观测与应急管理自主系统

黄峻<sup>1,2</sup>, Joseph Hun-Wei Lee<sup>3</sup>, 倪清桦<sup>1,2</sup>, 林飞<sup>1</sup>, 田永林<sup>4,5</sup>, 刘宇航<sup>4,5</sup>, 吕宜生<sup>4,5</sup>,  
伍乃骐<sup>1</sup>, Thales S. W. Theseus<sup>6</sup>

(1. 澳门科技大学创新工程学院工程科学系, 澳门 999078;

2. 青岛智能产业技术研究院, 山东 青岛 266109;

3. 澳门科技大学环境研究院, 澳门 999078;

4. 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;

5. 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;

6. 欧布达大学平行智能DeSci中心, 匈牙利 布达佩斯 H-1034)

**摘要:** 澳门海岸带生态环境国家野外科学观测站（澳门野外站）在支撑海岸带生态环境与气候变化研究方面发挥着关键作用，重点围绕海岸带环境过程监测与模拟、污染物在多环境介质间迁移与转化机制及其环境效应、环境复合污染防治理论与技术，以及气候变化背景下海岸带环境过程调控与生态修复技术开展系统化科研工作。然而，传统的环境监测系统仍面临诸多挑战，包括全域多模态观测数据采集与融合困难、环境过程建模复杂、检测设备能力受限以及大规模数据处理与分析能力不足等。此外，现有灾情预警与应急管理系统对于快速演变的突发事件响应能力有限。为应对上述难题，基于人工系统-计算实验-平行执行（ACP）方法与大语言模型，提出了平行智能驱动的全域智能观测与应急管理系统。该系统通过人工系统构建生态观测与突发事件模型，用计算实验评估应急策略，并通过平行执行实现生态监测与应急处境的动态联动。系统融合平行传感、全域感知、云-边协同计算、三类人（生物人、数字人和机器人）协同管控、社会雷达等关键技术，构建满足安全性、安保障性、可持续性、灵敏性、服务性与智能性（6S）的全域智能观测与应急管理体系。该体系能够显著提升海岸带生态监测和灾害应急管理的科学性、前瞻性与响应效率，为环境治理和风险防范提供强有力的技术支撑和科学依据。

**关键词:** 澳门野外科学观测站；平行智能；ACP方法；大语言模型；平行传感；全域感知

**中图分类号:** TP181

**文献标志码:** A

**doi:** 10.11959/j.issn.2096-6652.202609

## Parallel Macao field observatory: autonomous systems for global intelligent observation and emergency management

Huang Jun<sup>1,2</sup>, Joseph Hun-Wei Lee<sup>3</sup>, Ni Qinghua<sup>1,2</sup>, Lin Fei<sup>1</sup>, Tian Yonglin<sup>4,5</sup>, Liu Yuhang<sup>4,5</sup>,  
Lyu Yisheng<sup>4,5</sup>, Wu Naiqi<sup>1</sup>, Thales S. W. Theseus<sup>6</sup>

1. Department of Engineering Science, Faculty of Innovation Engineering, Macau University of Science and Technology, Macao 999078, China

2. Qingdao Academy of Intelligent Industries, Qingdao 266109, China

3. Environmental Research Institute, Macau University of Science and Technology, Macao 999078, China

4. State Key Laboratory for Management and Control of Complex Systems, Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China

5. State Key Laboratory of Multimodal Artificial Intelligence Systems, Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China

6. DeSci Center of Parallel Intelligence, Óbuda University, Budapest H-1034, Hungary

**收稿日期:** 2025-10-28; **修回日期:** 2026-03-02

**基金项目:** 澳门特别行政区科学技术发展基金资助项目 (No.0093/2023/RIA2, No.0157/2024/RIA2, No.0145/2023/RIA3); 北京市自然科学基金-怀柔创新联合基金资助项目 (No.L245025); 平行生态立项 (No.DeSCII-0028-0123-2025)

**Foundation Items:** The Science and Technology Development Fund, Macao Special Administrative Region (SAR) (No.0093/2023/RIA2, No.0157/2024/RIA2, No.0145/2023/RIA3), Beijing Municipal Natural Science Foundation-Huairou Innovation Joint Fund (No.L245025), The "Agentic/Autonomous Intelligence and Robotics for Parallel Ecology" Project (No.DeSCII-0028-0123-2025)

**Abstract:** The Macao national observation and research station for coastal ecological environment (Macao field station) played a critical role in advancing research on coastal ecological environments and climate change. Its primary research focused include monitoring and modeling coastal environmental processes, investigating the mechanisms and environmental impacts of pollutant migration and transformation across multiple environmental media, developing theories and technologies for the prevention and control of compound environmental pollution, and exploring regulatory mechanisms and ecological restoration strategies for coastal environments under climate change. However, traditional environmental monitoring systems faced several persistent challenges, such as difficulties in acquiring and integrating large-scale multimodal data, the complexity of environmental process modeling, limitations in sensing equipment, and insufficient capacity for large-scale data processing and analytics. Furthermore, existing disaster early-warning and emergency management systems often struggle to respond effectively to rapidly evolving emergencies. To address these issues, a parallel-intelligence-driven framework for holistic intelligent observation and emergency management was proposed, grounded in the ACP (artificial societies, computational experiments, and parallel execution) method and large language models. The system constructed artificial models of ecological observation and emergency scenarios, evaluated response strategies through computational experiments, and enabled dynamic coordination of monitoring and emergency actions via parallel execution. By integrating key technologies such as parallel sensing, holistic perception, cloud-edge collaborative computing, coordinated control among biological humans, digital humans, and robots, and social radar, the proposed system established a comprehensive observation and emergency-management architecture that satisfied the requirements of security, safety, sustainability, sensitivity, serviceability, and intelligence (6S). This framework substantially enhanced the scientific rigor, foresight, and responsiveness of coastal ecological monitoring and disaster emergency management, providing robust technical support and scientific foundations for environmental governance and risk mitigation.

**Key words:** Macao field observation and research station, parallel intelligence, ACP method, large language models, parallel sensing, holistic perception

## 0 引言

由于澳门地处粤港澳大湾区污染物传输的下游汇集区,大气与水质环境深受上游区域排放和气候变化的叠加影响。随着极端气候事件的日益频发,强降水、台风风场扰动、风暴潮与河口交换等过程会显著干扰污染物的传输路径与停留时间,使区域性复合污染问题愈发严峻,对澳门的生态环境与公众健康构成了巨大挑战。在此背景下,澳门海岸带生态环境国家野外科学观测研究站(以下简称澳门野外站)于2022年3月28日正式成立,是中国首个国家级野外观测站。它紧扣粤港澳大湾区在环境保护和生态安全领域的重大需求,聚焦亚热带海岸带生态系统观测的前沿。澳门野外站通过系统化的观测和研究,聚焦污染物跨区域流动机理,强化大气与水质的实时监测与数据共享,并将前沿环境科学与技术手段有机结合,助力准确的环境风险评估与管理决策。这对缓解大气与水质污染、保障区域生态环境和公众健康以及推动可持续发展具有重要意义。

在现有生态监测体系中,传统观测站普遍依赖

固定式监测点和人工巡测,观测范围有限,难以对快速变化的生态过程形成连续、动态的刻画。同时,检测手段缺乏系统化整合,数据更新周期长,难以满足对高频和多源信息的实时需求。在数据采集与整合层面,生态系统涉及气象、水质、生物多样性等多种类型数据,各类观测手段在时空分辨率、采样方式和数据结构上存在显著差异。若要实现对这些数据的实时获取和准确表征,并将其整合到统一的数据库中,需要解决以下关键难题。

首先,传统观测站和传感器的空间覆盖能力不足,难以捕捉生态环境中的细微变化。其次,数据传输网络在远程区域或高频采集任务中容易受带宽和稳定性的限制,影响数据的连续性。最后,各类数据在格式和标准上缺乏一致性,导致跨系统、跨平台和跨模态数据整合时效性不高<sup>[1]</sup>。在监测技术层面,现有设备在空间布局、观测深度和时间分辨率上仍存在局限,难以全面刻画生态系统的复杂过程。部分传感器在精度、稳定性和抗干扰能力上也存在不足,使观测数据的质量受到影响。在大数据处理与分析层面,生态环境数据规模庞大且类型多样,呈现明显异构特征,对计算资源和融合算法提

出了更高要求。虽然近年来云计算与高性能计算在实时分析方面取得了较大进展，但对于多模态时空数据的深度挖掘、动态预测和不确定性量化仍存在瓶颈，导致数据价值无法充分释放。生态系统本身具有多维度、多过程耦合和高动态不确定性，模型开发不仅需要跨学科知识融合，还依赖高精度观测数据支撑<sup>[2-4]</sup>。高保真模型需要精确的初始参数和支持更新的校准机制，而如何在高精度和高效率之间取得平衡依旧是重要挑战。在生态监测与管理层面，应急预案对于应对台风、风暴潮和城市内涝等突发事件至关重要，提高预警能力需要依托气象、水文、基础设施、社会舆论等多源数据的实时采集与融合，但受限与传感器空间覆盖能力不足和数据标准不统一，整体效能容易受影响。建模和预测算法在精度与实时性方面也有待进一步突破。应急系统的有效运行离不开社会反馈与响应机制，必须确保政府、公众和企业之间信息沟通顺畅，使应急策略能够及时执行并持续优化。

目前，数据驱动方法已成为气候预测新范式，旨在将气候预测从离线计算单次结果推进为可快速推演、可量化不确定性和可解释可部署的连续服务能力。谷歌DeepMind提出的GraphCast方法直接采用再分析数据训练机器学习模型，端到端预测未来10天的全球多变量大气场，推理时间压缩至分钟级以内，从而大幅降低滚动推演的时间成本，并在热带气旋路径、极端温度等严重天气预测上显著提升预测准确性<sup>[5]</sup>。Kochkov等<sup>[6]</sup>提出的Neural-GCM (neural general circulation model) 将可微分的大尺度动力学求解器嵌入大气环流模式框架，并用机器学习模型增强小尺度过程参数化，使模型同时支持确定性预报、集合预报与多年代气候模拟，在1~15天集合预报与多年代气候模拟上保持稳定与可比精度的同时显著降低计算量，为高保真模拟的持续校准提供了可行路径。Price等<sup>[7]</sup>提出的GenCast把天气预报从单一路径扩展到概率分布，通过随机生成机制生成15天全球集合预报，直接输出不确定性与风险信息，在极端事件、热带气旋路径与风电等决策场景中更适合作为阈值触发预警与风险分级，该模型已超越全球顶级的中期天气预报（即欧洲中期天气预报中心的集合预报）。为解决人工智能 (artificial intelligence, AI) 在洪水、干旱、野火等极端场景中数据噪声大、数据异构、样本少且标注缺失等问题，Camps-Valls等<sup>[8]</sup>分析了开发可

解释、可校准、可部署模型设计与实时信息融合，以提高应急响应中的可信度与沟通效率的必要性。

在实际决策场景中，仅依赖一次性建模和离线仿真难以提供持续有效的支持，文献[9-10]提出了基于人工系统、计算实验和平行执行 (artificial systems, computational experiments, and parallel execution, ACP) 方法的平行系统理论，为复杂系统的建模、控制与管理提供了新思路。该方法将信息物理社会系统 (cyber-physical-social system, CPSS) 纳入统一框架，并在虚实融合环境中强调感知、学习、分析与建模的协同，并将人的行为和社会反馈作为系统演化的重要组成部分<sup>[11-12]</sup>。近年来，随着大语言模型 (large language model, LLM) 的突破，系统的智能化水平实现了从 algorithmic intelligence 即 (old AI) 和 agentic intelligence 即 (past AI) 向 autonomous intelligence 即 (new AI) 的跨越式演进，基于 LLM 的自主代理在无人车 (unmanned ground vehicle, UGV)<sup>[13-14]</sup>、无人船 (unmanned surface vehicle, USV)<sup>[15]</sup>、无人机 (unmanned aerial vehicle, UAV)<sup>[16-17]</sup> 等系统中展现出强大的感知与策略生成能力。

针对上述挑战与技术演进趋势，本文基于平行智能与大模型架构，为澳门野外站设计了一套全域智能观测与应急管理自主系统，如图1所示，旨在实现全域环境的深度智能协同。本文的主要贡献如下。

(1) 提出了基于 ACP 方法的平行观测站架构，将人工系统、计算实验与平行执行贯穿于生态监测与应急管理全流程，解决了传统系统离线仿真与实时管理脱节的问题。

(2) 设计了云边端联合计算的工程化部署方案，明确了多源高频数据接入标准、边缘侧滤波清洗与云端融合机制，提升了全域感知数据的时效性与跨平台整合能力。

(3) 构建了基于大模型的“三类人”协同机制，以 LLM 智能体为认知中枢，结合多源观测信息融合、知识检索与任务编排机制，形成了生物人、数字人与机器人协同参与的平行观测与应急响应模式，实现了复杂环境下观测、研判、调度与执行的闭环联动。

## 1 相关工作

### 1.1 澳门野外站：现有研究海陆空数据采集与面临的挑战

在海陆空立体观测的整体布局下，澳门野外站

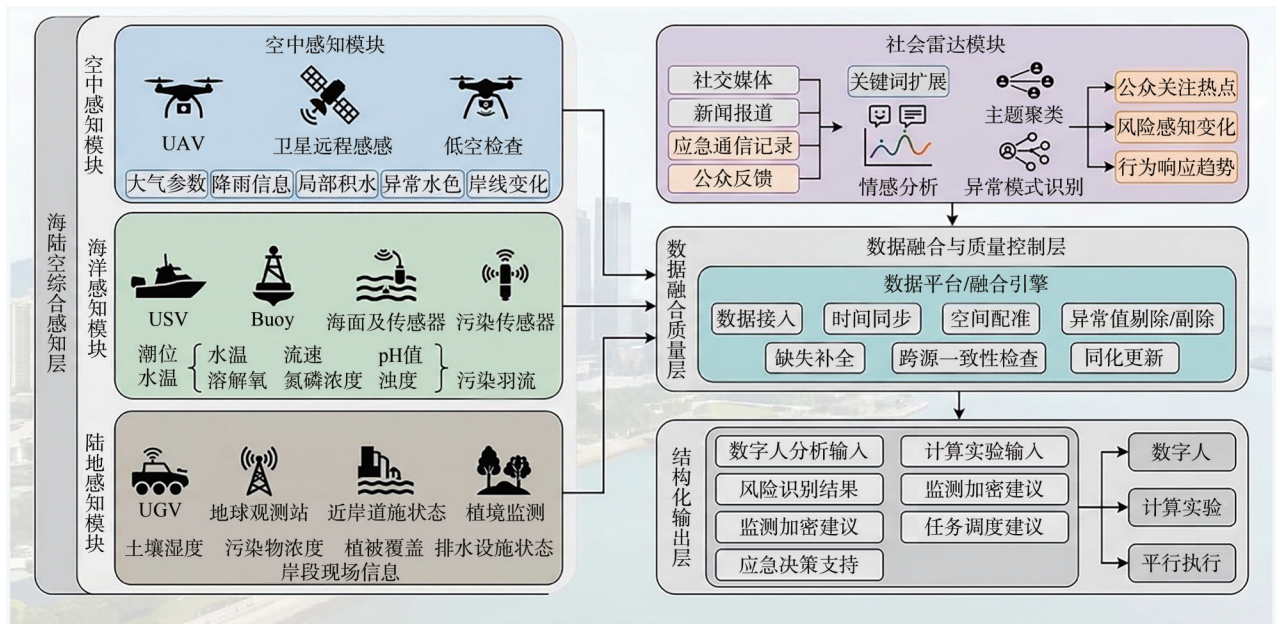


图1 平行观测站系统

围绕环境过程监测与模拟、污染物跨环境介质迁移转化机制和复合污染防治技术开展全域深入研究<sup>[18-20]</sup>。澳门野外站不仅通过先进遥感、无人机观测、固定站点监测和AI技术实现对大气、水体、土壤等多介质要素的高分辨率采集与分析，还在跨介质污染传输、生态修复与气候变化适应等方面积累了一定经验。目前，澳门野外站在大气污染过程识别、近岸海域环境监测、陆源污染物溯源等方面取得了一定成果，也推动了多污染物协同控制与生态修复技术的应用。与此同时，澳门所处的大湾区地带社会经济活动高度密集，区域环境变化受多重因素共同作用，跨区域数据采集、共享与比对的难度较大。不同区域在监测指标体系、技术标准和应急响应流程方面尚未完全对接，针对复杂、快速演变的突发环境，难以在短时间内形成统一、高效的联动处置方案。如何在既有观测与研究基础上，进一步打通多源传感网络，提升数据处理与分析的实时性，建立更加顺畅的跨区域预警与应急响应协同机制，仍然是澳门野外站下一步需要重点突破的关键问题。

### 1.2 平行智能

平行智能旨在构建面向CPSS的新一代智能系统<sup>[11]</sup>。相较于传统的信息-物理系统（cyber-physical system, CPS），CPSS深度融合了社会维度，将社会个体、群体行为和制度环境等因素纳入统一框架，使系统具有高度的不确定性与多样性<sup>[9]</sup>。在这

类场景中，仅基于设备与过程的传统数字孪生方法对人的行为特征、人机交互机制和社会反馈过程考虑不足，难以支撑对CPSS的整体建模与智能管理，尤其是在涉及大规模观测与动态管控的复杂环境系统中该问题更为突出。平行智能理论正是面向这类复杂系统提出的一种系统化方法，其核心主要包含描述智能、预测智能与引导智能。描述智能以数据为驱动，依据物理世界的结构与行为特征，在数字空间中构建高保真和可更新的人工系统。对于生态与环境观测而言，这一过程不仅包括对观测对象的数字化建模，也包括对观测站传感网络和数据流过程的抽象与重构，从而形成人工观测系统，为后续计算实验提供统一的虚拟平台。预测智能以计算实验为主要手段，在人工观测系统对多种环境情景和观测方案进行反复试验，利用大数据和实测数据的联合分析，总结污染演化规律、关键影响因素及不同管控策略的效果评估。引导智能则基于上述知识，对真实系统与人工系统提出具有针对性的干预与调控方案：一方面，可用于优化传感器布设、观测频率和监测指标，实现观测体系的动态重构；另一方面，可为预警发布、应急响应和长期治理策略提供决策建议，使虚拟观测与真实监测在持续互动中实现平行执行，形成从观测到管理的闭环。目前，平行智能理论受到了学术界与产业界的广泛关注，已经被广泛应用于智能交通<sup>[21-22]</sup>、智能传感<sup>[23-25]</sup>、智慧矿山<sup>[26-27]</sup>等领域，并取得了显著成果。

### 1.3 基于 LLM 的代理系统

近年来，LLM 技术取得了突破性进展，并在学术界和工业界引起全球范围的广泛关注<sup>[28-29]</sup>。与早期依赖人工规则或专家知识库的传统代理系统相比，LLM 通过大规模语料库的预训练，能够在跨领域知识获取、自然语言理解和多模态任务中展现出更强的表达与泛化能力<sup>[30-32]</sup>。现有研究为应对多样化和复杂化任务，围绕让模型更会思考、更易扩展、更好接入外部知识和工具展开。在推理能力方面，思维链（chain-of-thought, CoT）<sup>[33]</sup>方法通过在训练或推理阶段显式引入中间推理步骤，引导模型生成结构化的推理路径，从而在复杂问题求解中增强模型的推理深度和可解释性。在模型扩展方面，混合专家（mixture-of-expert, MoE）<sup>[34]</sup>架构通过在不同子网络之间进行条件路由，使模型在参数规模扩张的同时能够避免计算量线性增长，兼顾表达能力与计算效率。在知识调用方面，检索增强生成（retrieval-augmented generation, RAG）<sup>[35-36]</sup>通过将模型与外部知识库或领域知识库相连接，实现对最新领域特定信息的实时调用，从而提高答案的准确性和实用性。提示工程则聚焦于如何设计更合理的输入结构与指令格式，以引导 LLM 在对话或任务执行时产生更符合预期和更具可控性的结果<sup>[37]</sup>。

在此基础上，Wang 等<sup>[38]</sup>综述了 LLM 赋能的代理架构，以 LLM 为中枢决策模块，结合任务规划、自我反思、长期记忆和工具调用，实现对复杂任务的分解与协同执行。LangChain、LLaMAIndex 等开发框架为 LLM 与检索系统、数据库、第三方 API 以及业务流程连接提供了通用接口，使构建面向具体应用场景的自主代理变得更加规范和高效。

在代理范式下，LLM 不再只是被动回答的语言模型，而是作为具备感知、记忆、推理和行动能力的“中枢”，负责对任务进行拆解与协调调度。在这一框架基础上，研究者进一步将代理能力拓展到多模态场景，以 VideoAgent<sup>[39]</sup>为代表的代理通过将视频理解划分为若干子任务，并由 LLM 统筹调用感知与分析模块，实现了对长时序、多目标视频数据的自动解析与决策支持。Jiang 等<sup>[40]</sup>提出的 EWE（EcoPath with Ecosim）模型用知识引导的规划、闭环推理与领域工具链，自动从原始极端气象数据生成并解释多模态可视化，复现专家在处理极端环境问题的 workflows。对于野外观测站而言，将此类多模态代理嵌入现有观测体系，有助于处理来自监控摄像机、无人机巡航和岸基雷达等多源影像数据，自动识别异常事件与环境变化，从而提升海岸带观测在态势感知和早期预警方面的能力<sup>[41]</sup>。

## 2 平行观测框架

为应对澳门海岸带生态监测与应急管理系统中多源数据整合难、预警与决策过程复杂等挑战，本文依托澳门野外站，基于 ACP 方法提出了平行观测框架，如图 2 所示。该框架将人工系统、计算实验和平行执行贯穿于描述-预测-引导 3 个观测阶段中，并与生态科学深度融合。在社会雷达<sup>[42-43]</sup>、平行 GPS 及多模态大型语言模型<sup>[44-49]</sup>等关键技术的支持下，引入机器人、生物人和数字人 3 类观测员，分别承担自动化监测、现场执行与远程决策的关键角色。

### 2.1 描述性观测员

描述性观测员通过对生态系统的实时监测和数

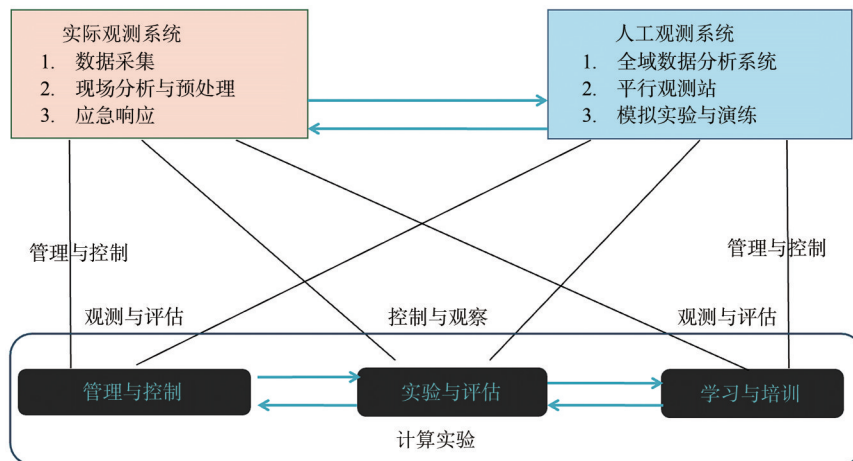


图 2 平行观测框架

据采集,形成对海岸带生态环境状态的精细刻画。为此,系统利用传感器网络与遥感技术,从气象(水温、降雨量、风速等)、水质(溶解氧、pH值、重金属浓度等)以及生物多样性(植物覆盖率、动物种群数量等)等维度获取多源数据,并采用数据融合技术将其整合至统一的生态环境模型之中。在此基础上,研究人员借助机器学习与深度学习算法识别生态系统的主要特征与变化趋势,如追踪森林健康状况、监测鱼类群落动态以及诊断土壤退化程度等。通过可视化工具将分析结果以热力图、趋势图和报告等方式呈现。

## 2.2 预测性观测员

预测性观测员在描述性观测员的基础上,利用计算实验对生态系统的未来演化进行推断,通过构建基于多学科知识的生态模型并结合历史与实时数据,开展多情景模拟与风险评估。为了保证预测的准确性,需要先对模型进行构建与校准,如利用过往监测记录修正红树林扩展与萎缩的动态参数,以真实反映海岸带生态系统的时空演变过程。情景模拟技术可以探索不同环境条件下系统的表现,如模拟台风和风暴潮对沿海植被与城市基础设施的破坏程度、评估海平面上升对湿地与海洋生物多样性的冲击,以及测算流域污染物传输的可能路径与浓度峰值。基于这些模拟结果,预测性观测员进一步开展生态风险评估,将核心指标纳入预警系统,一旦监测到某些关键参量(如水质恶化或有害物质超标)出现异常变化,则立即触发警报,并反馈给管理部门。

## 2.3 引导性观测员

引导性观测员负责在平行执行阶段将描述性和预测性观测员提供的生态环境描述与风险预测转化为具体的管理和应急方案,并通过持续的实时监控与反馈机制不断优化实施过程。其关键在于运用虚实融合的方法,通过模拟真实环境中可能出现的多种情景,有效评估和改进对策的可靠性与可行性。首先,系统在描述性与预测性信息的支撑下,利用决策支持系统和优化算法制定相应的生态管理策略,如为红树林保护区配置动态管控方案,或为不同污染物排放源设计分级控制措施。在实际执行过程中,通过建立多部门协同管理体系整合资源和力量,确保对突发事件能迅速采取联合应急行动。与此同时,实时监控与反馈机制会持续追踪实施效果,一旦发现与期望值存在偏差,便会根据反馈信

号对策略进行动态调整,从而最大程度地降低生态风险、缩短应急响应时间,并在可持续发展的总体目标下实现对海岸带生态环境的高效管理与保护。

## 3 平行观测站核心技术

平行观测站的核心技术框架如图2所示,由基于ACP方法的虚实平行交互架构和三类人系统两部分构成。针对澳门野外站全域观测网络与应急管理系统的实际观测需求,本文构建了相应的人工观测系统,重点覆盖平行传感、全域综合感知与社会雷达以及云边端联合计算等关键技术。在实际观测需求的驱动下,系统通过设计包含多源观测实体(如无人机、无人车、无人船等)的计算实验,对澳门海岸带仿真数据开展虚拟观测与推演。计算实验的结果经由脚本执行、应用程序接口以及传感器控制等机制,以平行执行方式作用于人工观测系统和实际观测系统,从而形成虚实联动的观测闭环。在三类人系统和LLM代理系统的协同操作下,该框架可进一步提升平行观测站的自主运行效率与智能化水平。

### 3.1 人工观测系统的基础能力:平行传感

平行传感<sup>[23]</sup>是一种基于平行智能构建的新型理论框架,旨在构建新一代智能传感系统。通过紧密耦合物理、信息与社会系统,平行传感能够实现物理传感、数字感知与社会交互环节的迭代优化,提升传感系统的整体性能和智能化程度。为了对平行传感展开系统研究,Liu等<sup>[50]</sup>构建了“破晓”实验平台,旨在开发具备时空认知智能的新一代智能传感系统。目前,“破晓”实验平台已经能够有效支撑平行雷达与平行光场研究的开展。在平行雷达的研究中,Liu等<sup>[51]</sup>首次提出了平行雷达框架,主要包含描述雷达、预测雷达与引导雷达3个部分,为后续研究工作提供理论指导。此外,Liu等<sup>[50]</sup>还提出了主动式平行雷达系统,首先在自动驾驶模拟器中构建了平行雷达模型,通过大量计算实验验证了主动式系统在下游三维感知任务中的有效性,并构建了平行雷达物理原型机系统。Liu等<sup>[52]</sup>进一步针对车联网中异构平行雷达的鲁棒特征融合问题展开了深入研究,围绕三维视觉定位任务进行研究<sup>[53]</sup>,以实现用户与平行雷达系统之间的高效人机交互。在平行光场的研究中,Wang等<sup>[54]</sup>提出了平行光场框架,并对超分辨率计算和视角合成等任务进行了初步探索<sup>[55-56]</sup>。此外,平行传感还积极探

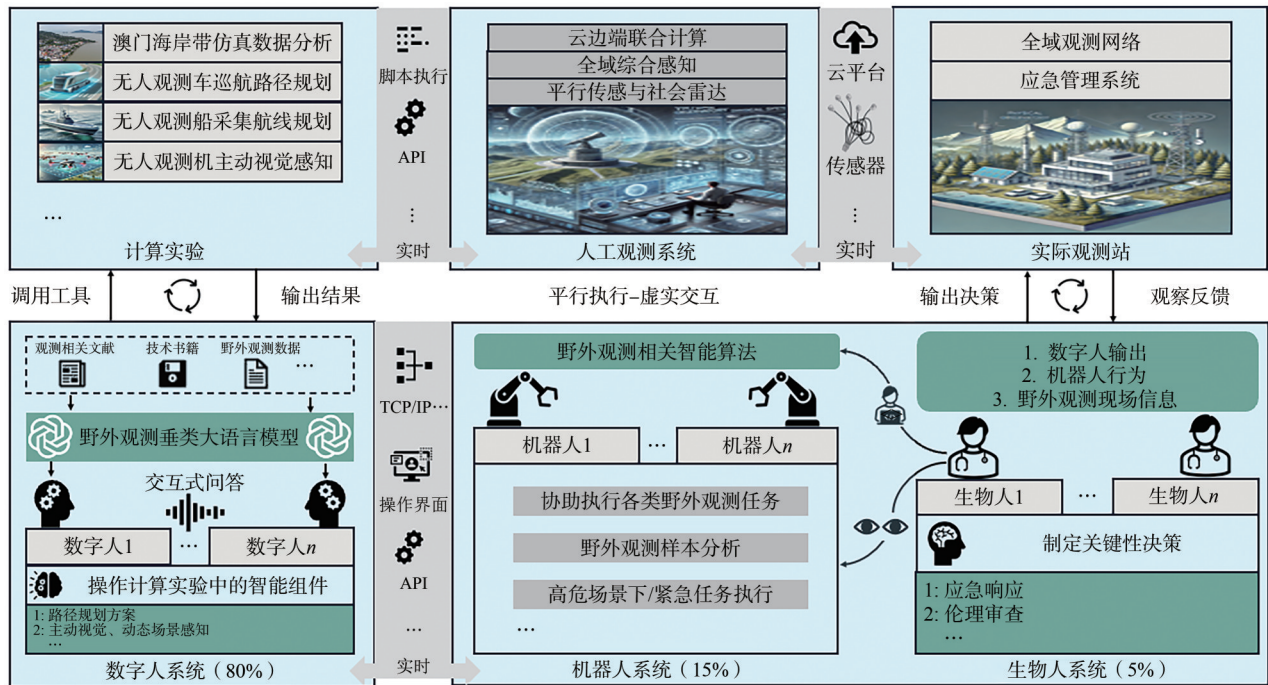


图3 平行观测技术路线

索了去中心化传感系统架构，Liu等<sup>[57]</sup>将DAO首次应用于传感系统中，并提出了SensorDAO架构，以实现传感设备与采集数据的可信监管，为实现完全去中心化的传感系统提供了一种高效可行的方案。

基于平行传感，澳门野外站基于现有大气观测与海洋监测设备、岸基与移动观测平台构建物理传感层，并在云端构建平行传感模型，通过预测雷达与引导雷达，计算实验模拟台风登陆、风暴潮、上游污染物输送等典型情景下的观测响应，评估不同传感布局和采样策略对关键指标的影响。引入SensorDAO架构的传感治理机制，可以将不同平台的观测设备和数据接入规则纳入统一的可追踪管理框架中，增强跨部门协同观测与数据共享的透明度和可控性。

### 3.2 人工观测系统的核心能力：全域综合感知与社会雷达

海陆空综合感知技术通过固定观测设施、移动智能载具与外部信息源的协同接入，在海洋、陆地和空中形成分布式联合观测网络，持续感知和动态监测特定区域的环境状态、演化过程与风险变化。针对澳门及粤港澳大湾区海岸带中城市建成区、滨水区与近岸带交错分布、环境过程多尺度耦合、突发事件传播快等特点，本文将人工观测系统中数据的主要来源划分为4类：①固定站与断面观测数

据，包括岸基气象站、水质站、潮位站、上游断面站和近岸浮标，主要提供温度、湿度、风速、降雨、潮位、流速、水温、盐度、溶解氧、pH值、浊度、总氮、总磷等连续时序信息；②移动平台观测数据，包括无人机<sup>[17,44]</sup>、无人船<sup>[58]</sup>、无人车等<sup>[45]</sup>移动智能载具采集的图像、视频、局部采样结果、轨迹和设备状态信息；③遥感与外部环境数据，包括卫星遥感、雷达回波、降雨格点、潮汐预报和气象再分析资料等；④社会雷达数据，即来自社交媒体、新闻报道、政务发布、应急通信记录和公众反馈的信息流。在采集频率上，固定观测站和浮标采用分钟级至十分钟级的准实时采样，遥感与外部环境资料按小时级或日级更新，移动平台按“常规巡检+事件触发”的双模式执行任务，其中常规巡检模式用于维持背景态势感知，事件触发模式则在强降雨、水质异常、积水告警或舆情异常时启动加密观测。社会雷达数据采用分钟级抓取、小时级聚合和事件级推送相结合的方式，以保证对公众风险感知和异常信号的持续跟踪。

在空中观测层，无人机和卫星遥感设备用于获取大气与地表环境信息，包括温度、湿度、风速、大气成分、温室气体浓度以及局部区域积水、异常水色分布等<sup>[59]</sup>。其中，无人机系统<sup>[44]</sup>具有部署灵活、视角机动和时空分辨率高等优势，可实现三维

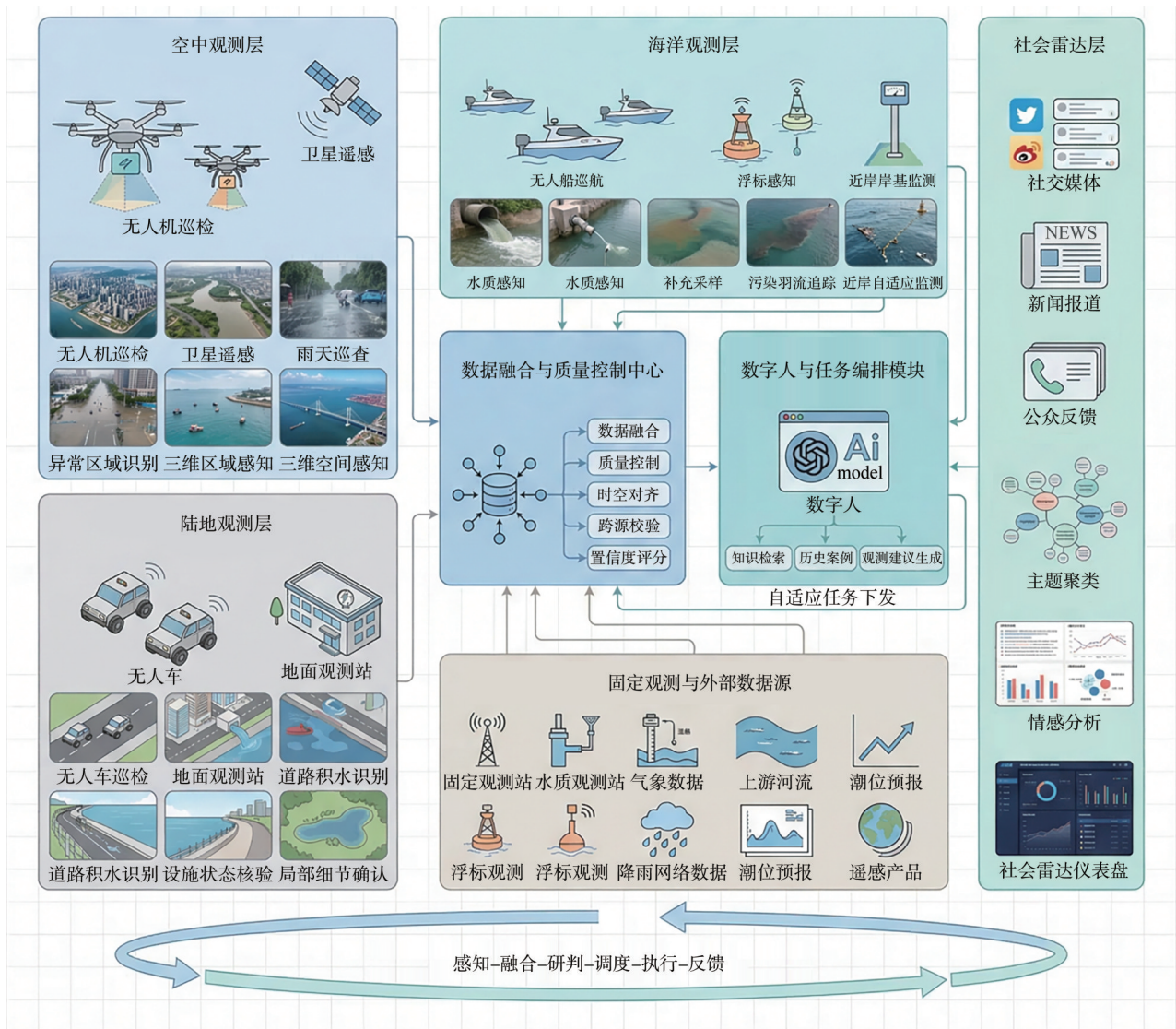


图4 人工观测系统中全域综合感知与社会雷达的协同架构

空间感知和实时决策，完成复杂的生态监测任务。基于 AirVista<sup>[44]</sup>的无人机平台可结合多模态大模型代理，实现三维空间感知、任务分解与动态路径规划，将环境参数识别、目标区域定位和巡检路径调整为连续执行链条，从而增强在复杂场景下的自主观测能力。对于澳门及粤港澳大湾区海岸带这类地物类型复杂、城市建成区与滨水区交错分布的区域，无人机平台尤其适用于极端天气下巡检、近岸污染识别、重点排口复查和局部异常区域快速核验。当系统检测到高风险或高度不确定性区域时，数字人可通过任务调度接口向无人机平台下发加密巡检请求，包括追加观测点、调整航线密度和修改飞行高度，从而提升对局部异常区域的识别能力。

在海洋观测层，无人船和海面海底观测设备主

要采集水环境与水动力相关信息，包括水温、盐度、流速、潮位、水质参数以及主要污染物浓度等。水质观测指标包括 pH 值、溶解氧、氮、磷、浊度及其他与近岸污染风险密切相关的变量。与固定浮标和断面观测相比，无人船能够沿预设航线或事件触发路径开展持续巡航，对重点岸段、排口附近水域和关键取水口周边区域进行补充观测和定点采样，从而提高对污染羽流扩散、局地滞留和异常水质变化的识别能力。对于平行观测站而言，海洋观测层不仅能够提供常规背景数据，还能够在预警或应急阶段根据数字人的布点建议快速调整观测路径，形成针对高风险近岸区域的机动化监测能力。数字人可基于最新同化结果、高度不确定性区域分布和历史相似案例，动态生成新的布点建议与航线

调整指令, 并通过巡航控制接口下发至无人船控制模块, 使其在安全约束下执行补充采样、局部复查和近岸巡检等任务。

在陆地观测层, 无人车和地面观测站主要承担地表环境、基础设施状态和近岸陆域生态环境状况的持续监测任务。相关观测对象包括土壤湿度、土壤质地、营养成分、污染物浓度, 以及植被类型、覆盖度和生长状态等<sup>[60]</sup>。同时, 在城市滨水区和沿海基础设施密集区域, 无人车还可用于低速巡检、道路积水识别、排水设施检查和重点岸段现场核查。与空中和海洋观测层相比, 陆地观测层在近距离确认、局部细节采集和设施状态核验方面具有不可替代的作用, 可为后续应急处置和人工复核提供更高可信度的现场信息。

在物理环境观测的基础上, 该框架引入社会雷达<sup>[42-43]</sup>进一步提升系统对社会行为和舆情的动态感知能力。社会雷达通过对社交媒体、新闻报道、应急通信记录等大规模信息源进行连续采集与分析, 利用关键词扩展、情感分析和主题聚类等方法构建社会雷达仪表盘, 从而刻画公众关注热点、风险感知水平和行为意向的变化趋势。该类系统能够在污染事件、极端天气或突发灾害中, 实时识别异常信息模式, 向政府、企业或相关管理部门发出预警, 并对既有应急方案的执行效果进行反馈评估。

为保障多源异构数据的可用性, 人工观测系统在接入层之后设置统一的数据融合与质量控制流程。首先, 对不同来源的数据进行时间戳标准化、空间坐标统一和元数据补全, 将固定站、移动平台、遥感资料与社会雷达数据映射到统一的时空索引框架中。其次, 针对传感器漂移、通信丢包、异常值、重复记录和图像模糊等问题, 执行分层质量控制, 包括阈值筛查、时间连续性检验、交叉源一致性校验、缺失值标记与置信度打分。再次, 在融合阶段根据任务需要分别生成时序数据库、空间栅格产品、事件流和语义摘要, 供模型同化、异常检测、数字人分析和任务调度模块调用。最后, 对于移动平台采集的图像和视频数据, 系统优先在边缘侧完成轻量化筛选、关键帧提取和目标候选识别, 仅将压缩后的关键结果和必要原始片段回传至云端, 以兼顾带宽成本与实时性需求。

在接口组织上, 全域综合感知与社会雷达并非孤立运行, 而是通过标准化数据服务接口与后续模块衔接。固定站、浮标和移动智能载具的观测结果

首先写入时序与空间数据库, 遥感产品和社会雷达摘要写入事件流引擎和知识缓存层, 随后由异常检测模块、同化模块和数字人分析模块读取。数字人分析模块通过观测检索接口调用多源观测结果, 通过知识检索接口访问历史案例、制度规则和应急预案, 并在此基础上生成加密观测建议、巡检路线建议和处置建议。上述建议经任务编排接口传递至无人机、无人船、无人车和岸基监测设备, 从而形成“感知-融合-研判-调度-执行-反馈”的闭环运行链条, 如图4所示。

### 3.3 人工观测系统的支撑能力: 云边端联合计算

平行观测引入的描述、预测和引导方法对数据的综合处理和场景的计算推演提出了较高要求。为此, 本文采用云边端联合计算的方式构建了“远程复杂、本地简单”的计算模式<sup>[21]</sup>, 通过三级异构计算, 实现对海陆空状态的高效感知和预测。在该计算模式下, 云计算利用大型数据中心和云服务器, 提供高度可扩展的计算和存储资源, 进行大规模数据分析、复杂模型训练和数据融合。

在资源划分上, 云端、边缘侧和端侧各承担不同层级的功能。云端依托大型数据中心和云服务器, 负责历史数据归档、全局状态建模、复杂模型训练、跨模态数据融合、场景重建、计算实验和大模型推理等高复杂度任务; 同时也是各类分布式观测节点数据的汇聚中心, 可基于多源观测结果构建区域环境状态地图和人工系统底座, 并在此基础上实现长时间尺度下的过程推演、风险预测和策略评估。边缘侧通常部署于岸基观测点、监测站、移动指挥单元或具备算力的现场节点, 负责实时数据汇聚、协议转换、初步质量控制、局部识别推理、缓存中继和低时延告警。端侧则主要包括各类固定传感器、无人机、无人船、无人车及其机载、船载、车载计算单元, 负责原始数据采集、轻量预处理、局部缓存、基础任务执行与安全控制。三者之间并非简单的串联关系, 而是通过统一的消息机制和服务接口构成可重组的分层协同体系。

在通信方式上, 固定站、浮标等连续观测节点通过有线网络、短距无线链路或专用采集网关接入边缘节点。无人机、无人船和无人车等移动平台通过4G/5G、专网链路或Wi-Fi Mesh实现与边缘侧的双向通信。边缘节点与云端之间通过消息队列、文件同步服务和API服务进行异步交互。对于时效性较高的告警事件、路径调整指令和任务控制信息,

系统采用轻量消息协议优先传输。对于影像、视频、遥感产品和历史观测包等大体量数据,则采用批量上传、压缩传输和断点续传机制,提升复杂天气和网络波动条件下通信的稳定性。通过这种分级通信方式,系统能够在保证关键控制链路低时延的同时,降低大规模数据流对整体网络带宽的冲击。

云边端联合计算模式的综合优势通过三级连接,形成包含不同类型节点的有效联邦<sup>[61-62]</sup>,将信息孤岛进行桥接,从而实现不同粒度的状态感知与预测。这种多层次的数据处理和高效的资源利用,通过合理分配不同复杂度的计算任务实现远程复杂计算与本地简单处理的优化结合。边缘端设备进行实时数据处理和预警,云端设备进行复杂历史数据分析和模型训练,确保环境态势感知和预测的全面性和准确性。此外,该计算模式能够根据实时数据动态调整观测策略和重点区域,及时响应环境变化和突发事件,显著提高环境监测的科学性和有效性,降低人力成本和观测风险,为环境保护和生态管理提供了强有力的技术支撑。

### 3.4 基于LLM代理的数字人系统

随着AI技术的发展,LLM作为智能化认知的核心工具,正在逐步改变野外观测系统的运行模式。在野外观测垂类LLM的配置过程中,系统通过集成观测相关文献、技术书籍等预训练数据,构建面向野外观测的垂类LLM,如图3所示。LLM以代理的形式嵌入野外观测系统中,为数字人的认知功能提供核心支撑。数字人通过交互式问答机制,与用户以及其他数字人进行高效信息交互。在技术实现上,野外观测系统LLM的构建涉及多阶段的开发策略。首先,在预训练阶段,利用多模态数据(包括观测参数、地理空间数据和实时传感器信息等)构建统一的多模态表征,确保模型在知识提取和推理上的准确性。这一阶段采用多模态模型,如LLaVA<sup>[31]</sup>和BLIP-2<sup>[32]</sup>,通过引入跨模态对齐技术增强模型的泛化能力<sup>[17,47-48]</sup>。其次,在微调阶段,针对野外观测任务的特点,应用指令微调、提示微调和RAG策略,优化模型的任务适配性,使其能够应对特定场景下的复杂需求。为了保证LLM代理在实际应用中的可靠性,计算实验作为开发和验证模型的重要环节,通过模拟野外观测场景,对模型在路径规划、动态目标识别和多场景协同任务中的表现进行评估。通过这样的迭代优化流程,野外观测垂类LLM智能体能够在智能观测任

务中提供实时、高效和精确的决策支持,显著提升整个系统的智能化水平和响应能力。

### 3.5 三类人协同管控

在平行观测系统中,生物人、数字人和机器人3类主体协同管控环境观测任务,以实现高效、精准和灵活的环境监测和管理。生物人(如环境科学家和技术人员)主要作为观测任务的发起者、监管者和应急者;数字人主要进行复杂观测任务的分解,结合大语言模型等技术,实现对各类资源的调度;机器人在物理空间中执行生物人发起的观测任务。整个任务实现过程以自主模式、平行模式和专家/应急模式3种机制协同运行<sup>[63]</sup>。

在约80%的常规情况下,系统以自主模式运行,数字人主导实时监控环境观测系统的状态,自动进行数据采集、初步分析与处理。在这一模式下,数字人根据预设算法与模型,对观测数据进行实时分析,识别环境变化与潜在风险,并自动调整观测策略,以保证观测任务的高效执行。

在约15%的情况下,系统会切换至平行模式,此时数字人、机器人和少数生物人共同应对异常情况。例如,面对突发性环境污染或设备故障,数字人与机器人将协同定位问题,调整观测方案,确保观测的连续性与数据的准确性。在这一模式下,数字人不仅监控系统状态,还与机器人直接互动,执行紧急任务或进行复杂的数据分析。

在约5%的极端情况下,系统将启动专家应急模式,生物人将直接参与异常情况的处理。面对复杂且紧急的问题,生物人将介入,利用数字人的辅助分析与机器人的执行能力,迅速制定并实施解决方案。在这一模式下,生物人能够利用数字人提供的深度分析报告与机器人的现场反馈,进行实时决策与干预,确保环境监测的科学性与有效性。

3类主体的协同管控机制通过整合生物人的专业知识、数字人的智能分析能力与机器人的执行能力,实现了环境观测任务的智能化与自动化管理。这种协同管控机制不仅提升了观测任务的效率与准确性,还增强了系统对突发事件的应对能力,确保了环境监测系统的稳定运行与科学决策的实现。

### 3.6 应用场景

本文面向澳门及粤港澳大湾区的海岸带特性,选取代表性的治理场景,分别阐明场景机理与风险特征,并将ACP3层架构与“数字人-机器人-生物人”3类观测员及大模型能力有机结合,形成从数

据到行动的闭环，旨在以在地化和可实施的组织方式验证框架的可操作性与可解释性，并为极端与复合事件的应对提供可复用的实施模板与评价基准。

在强台风叠加风暴潮的条件下，极端风场与潮位相位叠加会削弱近岸水体交换能力，沿海排口排放的污染物更易在局地卷吸和滞留，从而放大水质风险<sup>[64-67]</sup>。在平行观测站框架下，人工观测系统层首先基于海-气-河口耦合机理，构建包含海平面高度、流场、风场及主要污染物通量的区域过程模型，并利用平行观测站及上游断面数据设定状态量与边界条件。计算实验层在不同台风路径、潮位相位和来水情景下开展多组数值试验，对污染物空间分布、滞留时长及不确定性范围进行刻画，为高风险岸段和关键取水口识别提供依据<sup>[65-66]</sup>。在此基础上，大模型驱动的数字人作为信息汇聚与分析节点，一方面对站点、浮标、遥感和历史个例等多源观测数据进行语义层面的汇总与比对，提取与当前过程相似的情景及其演化特征；另一方面结合最新同化场，标记出高度不确定性区域和建议加密监测的断面，并生成面向无人船、无人机和岸基监测设备的布点和巡检建议。机器人平台负责近岸快速巡检与补充采样，生物人观测员则在关键取水口和重要岸段进行现场核查，观测结果回流用于更新模型和人工观测系统状态，从而形成模拟-观测-校正的监测闭环。如图 5 所示，在极端天气与复杂环境场景下，无人船、无人机与无人车分别在海、空、陆多维空间中执行自主巡检与协同决策任务。各类智能体依据实时感知结果动态调整航线与行为策略，

实现对污染区域、洪涝区域及关键基础设施的持续监测与风险规避。

当监测结果或预报显示近岸水质风险显著升高时，平行观测站框架进一步延伸到应急管理与处置环节。此时，人工观测系统层基于已有过程模型和典型个例，对不同处置措施（如抽排调度、临时限排、应急水源切换等）的实施条件和可能影响进行场景化设定。计算实验层在这些情景下开展组合试验，比较不同处置措施对关键断面水质演变的影响程度和响应时间，为处置策略筛选提供量化支撑。大模型驱动的数字人在这一过程中负责梳理监测数据、模型结果、历史案例与制度约束之间的关系，生成结构化的处置建议单，如需要优先关注的取水口和排口、建议启动的抽排或限排措施、建议加密观测的时间窗口等。机器人平台可根据处置建议单自动调整无人船和无人机巡航路线，执行定点采样和影像巡检。生物人观测员则对重要设施和重点岸段进行现场核查，并对处置建议单进行审批和必要修正。处置过程中的执行记录和监测反馈再次输入计算实验与数字人分析环节，用于评估措施效果、修正模型参数，并沉淀为后续类似事件的参考样本，从而在应急处置环节形成“研判-执行-评估-优化”的闭环。

#### 4 结束语

本文基于 LLM 与平行智能，提出了一种创新的平行观测站系统，利用平行传感、全域综合感知、云边端联合计算以及生物人-数字人-机器人协



图 5 极端天气条件下全域多平台自主巡检与协同决策

同管控等先进技术，为澳门海岸带生态系统的全方位监测和应急管理提供了全新的解决方案。

在现有架构下，平行观测站可充分发挥大模型的知识推理与多模态数据处理能力，通过情景自适应学习与高效数据交互，进一步完善应急预案与资源调配策略，并在海陆空多重监测平台上实现协同管控。

未来的研究与应用应在以下方面继续深化：（1）加强虚实融合技术的精度和适应性，提升系统对复杂生态系统多元动态的响应能力；（2）优化平行观测框架中大模型的应用场景，探索多模态协同与人机混合智能的进一步结合方式；（3）在更大范围、更复杂场景中推广平行观测站系统，验证其在多污染物协同控制、生态修复和全球气候应对等领域的可行性与有效性。

#### 参考文献：

- [1] Kumar V, Kedam N, Sharma K V, et al. A comparison of machine learning models for predicting rainfall in urban metropolitan cities[J]. *Sustainability*, 2023, 15(18): 13724.
- [2] Han T, Chen Z H, Guo S, et al. Climate science data can be compressed efficiently by dual-stage extreme compression with a variational auto-encoder transformer[J]. *Communications Earth & Environment*, 2025, 6: 955.
- [3] Rasp S, Dueben P D, Scher S, et al. WeatherBench: a benchmark data set for data-driven weather forecasting[J]. *Journal of Advances in Modeling Earth Systems*, 2020, 12(11): e2020MS002203.
- [4] Rasp S, Hoyer S, Merose A, et al. WeatherBench 2: a benchmark for the next generation of data-driven global weather models[J]. *Journal of Advances in Modeling Earth Systems*, 2024, 16(6): e2023MS004019.
- [5] Lam R, Sanchez-Gonzalez A, Willson M, et al. Learning skillful medium-range global weather forecasting[J]. *Science*, 2023, 382(6677): 1416-1421.
- [6] Kochkov D, Yuval J, Langmore I, et al. Neural general circulation models for weather and climate[J]. *Nature*, 2024, 632(8027): 1060-1066.
- [7] Price I, Sanchez-Gonzalez A, Alet F, et al. Probabilistic weather forecasting with machine learning[J]. *Nature*, 2025, 637(8044): 84-90.
- [8] Camps-Valls G, Fernández-Torres M Á, Cohrs K H, et al. Artificial intelligence for modeling and understanding extreme weather and climate events[J]. *Nature Communications*, 2025, 16: 1919.
- [9] Wang F Y. The emergence of intelligent enterprises: from CPS to CPSS[J]. *IEEE Intelligent Systems*, 2010, 25(4): 85-88.
- [10] 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.
- [11] Wang F Y. Parallel intelligence in metaverses: welcome to Hanoi! [J]. *IEEE Intelligent Systems*, 2022, 37(1): 16-20.
- [12] Yilma B A, Panetto H, Naudet Y. Systemic formalisation of cyber-physical-social system (CPSS): a systematic literature review[J]. *Computers in Industry*, 2021, 129: 103458.
- [13] Sima C, Renz K, Chitta K, et al. DriveLM: driving with graph visual question answering[C]//Computer Vision-ECCV 2024. Berlin: Springer, 2025: 256-274.
- [14] Cui Y D, Huang S C, Zhong J M, et al. DriveLLM: charting the path toward full autonomous driving with large language models[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Vehicles*, 2024, 9(1): 1450-1464.
- [15] Felski A, Zwolak K. The ocean-going autonomous ship: challenges and threats[J]. *Journal of Marine Science and Engineering*, 2020, 8(1): 41.
- [16] Chen G J, Yu X J, Ling N W, et al. TypeFly: flying drones with large language model[PP]. V2. (2024-09-26)[2025-10-28]. arXiv: arXiv.2312.14950.
- [17] Tian Y L, Lin F, Li Y D, et al. UAVs meet LLMs: overviews and perspectives towards agentic low-altitude mobility[J]. *Information Fusion*, 2025, 122: 103158.
- [18] Yin H, Sun Y W, You Y, et al. Using machine learning approach to reproduce the measured feature and understand the model-to-measurement discrepancy of atmospheric formaldehyde[J]. *Science of the Total Environment*, 2022, 851: 158271.
- [19] Chang L, Lee J H W. Effect of stagnation period and flow rate on soluble and particulate Pb leaching in copper pipe water distribution systems[J]. *Journal of Hydro-Environment Research*, 2023, 49: 1-9.
- [20] Tang L L, Fu B M, Wu Y, et al. Linking atmospheric emission and deposition to accumulation of soil cadmium in the Middle-Lower Yangtze Plain, China[J]. *Journal of Integrative Agriculture*, 2023, 22(10): 3170-3181.
- [21] Wang F Y. Parallel control and management for intelligent transportation systems: concepts, architectures, and applications[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2010, 11(3): 630-638.
- [22] Zhu F H, Lv Y S, Chen Y Y, et al. Parallel transportation systems: toward IoT-enabled smart urban traffic control and management[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2020, 21(10): 4063-4071.
- [23] Shen Y, Liu Y H, Tian Y L, et al. Parallel sensing in metaverses: virtual-real interactive smart systems for “6S” sensing[J]. *CAA Journal of Automatica Sinica*, 2022, 9(12): 2047-2054.
- [24] Liu Y H, Shen Y, Guo C, et al. MetaSensing in metaverses: see there, be there, and know there[J]. *IEEE Intelligent Systems*, 2022, 37(6): 7-12.
- [25] Liu Y H, Shen Y, Tian Y L, et al. RadarVerses in metaverses: a CPSI-based architecture for 6S radar systems in CPSS[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2023, 53(4): 2128-2137.
- [26] Li Y C, Li L X, Wu Z Z, et al. MiningLLM: towards mining 5.0 via large language models in autonomous driving and smart mining[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Vehicles*, 2024, 99: 1-12.
- [27] Ai Y F, Liu Y H, Gao Y, et al. PMWorld: a parallel testing platform for autonomous driving in mines[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Vehicles*, 2024, 9(1): 1402-1411.
- [28] Zhao W X, Zhou K, Li J Y, et al. A survey of large language models[PP]. V19. (2023-03-31)[2025-10-28]. arXiv: arXiv.2303.18223.
- [29] Bai Y T, Jones A, Ndousse K, et al. Training a helpful and harmless assistant with reinforcement learning from human feedback[PP]. V1. (2022-04-12)[2025-10-28]. arXiv: arXiv.2204.05862.
- [30] Yin S K, Fu C Y, Zhao S R, et al. A survey on multimodal large language models[J]. *National Science Review*, 2024, 11(12): nwae403.
- [31] Lee Y J, Li C Y, Liu H T, et al. Visual instruction tuning[C]//Proceedings of the Advances in Neural Information Processing Systems 36. Neural Information Processing Systems Foundation, Inc. (NeurIPS), 2023: 34892-34916.
- [32] Li J N, Li D X, Xiong C M, et al. Blip: bootstrapping language-image pre-training for unified vision-language understanding and generation[C]//International Conference on Machine Learning. New York: PMLR, 2022:

- 12888-12900.
- [33] Wang X Z, Zhou D. Chain-of-thought reasoning without prompting[C]// Proceedings of the Advances in Neural Information Processing Systems 37. Neural Information Processing Systems Foundation, Inc. (NeurIPS), 2024: 66383-66409.
- [34] Du N, Huang Y P, Dai A M, et al. Glam: efficient scaling of language models with mixture-of-experts[C]//International Conference on Machine Learning. New York: PMLR, 2022: 5547-5569.
- [35] Lewis P, Perez E, Piktus A, et al. Retrieval-augmented generation for knowledge-intensive nlp tasks[J]. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2020, 33: 9459-9474.
- [36] Yu D Z, Bao R Y, Ning R Y, et al. Spatial-RAG: spatial retrieval augmented generation for real-world geospatial reasoning questions[PP]. V5. (2025-06-11)[2025-10-28]. arXiv: arXiv.2502.18470.
- [37] 黄峻, 林飞, 杨静, 等. 生成式AI的大模型提示工程: 方法、现状与展望[J]. *智能科学与技术学报*, 2024, 6(2): 115-133.  
Huang J, Lin F, Yang J, et al. From prompt engineering to generative artificial intelligence for large models: the state of the art and perspective[J]. *Chinese Journal of Intelligent Science and Technology*, 2024, 6(2): 115-133.
- [38] Wang L, Ma C, Feng X Y, et al. A survey on large language model based autonomous agents[J]. *Frontiers of Computer Science*, 2024, 18(6): 186345.
- [39] Fan Y, Ma X J, Wu R J, et al. VideoAgent: a memory-augmented multimodal agent for video understanding[C]//European Conference on Computer Vision. Berlin: Springer, 2024: 75-92.
- [40] Jiang Z, Wang J, Yue X Y, et al. EWE: an agentic framework for extreme weather analysis[PP]. V1. (2025-11-26) [2025-10-28]. arXiv: arXiv.2511.21444.
- [41] Li Y C, Wen H, Wang W J, et al. Personal LLM agents: insights and survey about the capability, efficiency and security[PP]. V2. (2024-05-08)[2025-10-28]. arXiv: arXiv.2401.05459.
- [42] Fan L L, Zeng C X, Wang Y T, et al. Social radars: finding targets in cyberspace for cybersecurity[J]. *IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica*, 2024, 11(2): 279-282.
- [43] Mathieu J, Fulk M, Lorber M, et al. Social radar workflows, dashboards, and environments[R]. 2012.
- [44] Lin F, Tian Y L, Wang Y Z, et al. AirVista: empowering UAVs with 3D spatial reasoning abilities through a multimodal large language model agent[C]//Proceedings of the 2024 IEEE 27th International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC). Piscataway: IEEE Press, 2024: 476-481.
- [45] Tian Y L, Lin F, Zhang X Y, et al. LogisticsVISTA: 3D terminal delivery services with UAVs, UGVs and USVs based on foundation models and scenarios engineering[C]//Proceedings of the 2024 IEEE International Conference on Service Operations and Logistics, and Informatics (SOLI). Piscataway: IEEE Press, 2024: 2-7.
- [46] Dagestad K F, Röhrs J, Breivik Ø, et al. OpenDrift v1.0: a generic framework for trajectory modelling[J]. *Geoscientific Model Development*, 2018, 11(4): 1405-1420.
- [47] Hu E J, Shen Y L, Wallis P, et al. LoRA: low-rank adaptation of large language models[PP]. V2. (2021-06-17)[2025-10-28]. arXiv: arXiv.2106.09685.
- [48] Casper S, Davies X, Shi C, et al. Open problems and fundamental limitations of reinforcement learning from human feedback[PP]. V2. (2023-09-11)[2025-10-28]. arXiv: arXiv.2307.15217.
- [49] Dettmers T, Holtzman A, Pagnoni A, et al. QLoRA: efficient finetuning of quantized LLMs[C]//Proceedings of the Advances in Neural Information Processing Systems 36. Neural Information Processing Systems Foundation, Inc. (NeurIPS), 2023: 10088-10115.
- [50] Liu Y H, Sun B Y, Tian Y L, et al. Software-defined active LiDARs for autonomous driving: a parallel intelligence-based adaptive model[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Vehicles*, 2023, 8(8): 4047-4056.
- [51] Liu Y H, Shen Y, Fan L L, et al. Parallel radars: from digital twins to digital intelligence for smart radar systems[J]. *Sensors*, 2022, 22(24): 9930.
- [52] Liu Y H, Sun B Y, Li Y K, et al. HPL-ViT: a unified perception framework for heterogeneous parallel LiDARs in V2V[C]//Proceedings of the 2024 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). Piscataway: IEEE Press, 2024: 16417-16424.
- [53] Liu Y H, Sun B Y, Wang Y S, et al. Talk to parallel LiDARs: a human-LiDAR interaction method based on 3D visual grounding[C]//European Conference on Computer Vision. Berlin: Springer, 2025: 305-321.
- [54] Wang F Y, Shen Y. Parallel light fields: a perspective and a framework[J]. *IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica*, 2024, 11(2): 542-544.
- [55] Shen Y, Liu Y H, Tian Y L, et al. A new parallel intelligence based light field dataset for depth refinement and scene flow estimation[J]. *Sensors*, 2022, 22(23): 9483.
- [56] Shen Y, Li Y K, Liu Y H, et al. Conditional visibility aware view synthesis via parallel light fields[J]. *Neurocomputing*, 2024, 588: 127644.
- [57] Liu Y H, Jiang T, Li J J, et al. SensorDAO: a new framework of sensor governance for Internet of vehicles[C]//Proceedings of the 2023 IEEE 3rd International Conference on Digital Twins and Parallel Intelligence (DTPI). Piscataway: IEEE Press, 2023: 1-5.
- [58] Ma J, Liu P, Liu H, et al. Parallel ships: an ACP-based framework for marine equipment testing and training[C]//Proceedings of the 2023 IEEE 3rd International Conference on Digital Twins and Parallel Intelligence (DTPI). Piscataway: IEEE Press, 2023: 1-5.
- [59] Liu B M, Ma Y Y, Gong W, et al. Study of continuous air pollution in winter over Wuhan based on ground-based and satellite observations[J]. *Atmospheric Pollution Research*, 2018, 9(1): 156-165.
- [60] Tyler A N, Hunter P D, Spyarakos E, et al. Developments in earth observation for the assessment and monitoring of inland, transitional, coastal and shelf-sea waters[J]. *Science of the Total Environment*, 2016, 572: 1307-1321.
- [61] Wang F Y, Qin R, Chen Y Z, et al. Federated ecology: steps toward confederated intelligence[J]. *IEEE Transactions on Computational Social Systems*, 2021, 8(2): 271-278.
- [62] 王飞跃, 王艳芬, 陈蕙竹, 等. 联邦生态: 从联邦数据到联邦智能[J]. *智能科学与技术学报*, 2020, 2(4): 305-311.  
Wang F Y, Wang Y F, Chen Y Z, et al. Federated ecology: from federated data to federated intelligence[J]. *Chinese Journal of Intelligent Science and Technology*, 2020, 2(4): 305-311.
- [63] Wang J G, Tian Y L, Wang Y T, et al. A framework and operational procedures for metaverses-based industrial foundation models[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2023, 53(4): 2037-2046.
- [64] Santiago-Collazo F L, Bilskie M V, Hagen S C. A comprehensive review of compound inundation models in low-gradient coastal watersheds[J]. *Environmental Modelling & Software*, 2019, 119: 166-181.
- [65] Clarke B, Otto F, Stuart-Smith R, et al. Extreme weather impacts of climate change: an attribution perspective[J]. *Environmental Research: Climate*, 2022, 1(1): 012001.
- [66] Fang J Y, Wahl T, Fang J, et al. Compound flood potential from storm surge and heavy precipitation in coastal China: dependence, drivers, and impacts[J]. *Hydrology and Earth System Sciences*, 2021, 25(8): 4403-4416.
- [67] Sun H, Zhang X W, Ruan X J, et al. Mapping compound flooding risks

for urban resilience in coastal zones: a comprehensive methodological review[J]. Remote Sensing, 2024, 16(2): 350.

[作者简介]



**黄峻** (1998- ), 男, 澳门科技大学创新工程学院工程科学系博士生, 主要研究方向为平行智能、自动驾驶轨迹预测规划、提示工程、大语言模型。



**Joseph Hun-Wei Lee** (1952- ), 男, 澳门科技大学校长, 主要研究方向为流体力学、环境管理、水资源系统分析和 管理、水力学。



**倪清桦** (1999- ), 女, 澳门科技大学创新工程学院工程科学系博士生, 主要研究方向为平行智能、区块链、数字孪生、智能系统等。



**林飞** (1994- ), 男, 澳门科技大学创新工程学院工程科学系博士生, 主要研究方向为平行系统、人工智能药物研发、大语言模型、多模态感知、生成式人工智能。



**田永林** (1994- ), 男, 中国科学院自动化研究所在站博士后, 主要研究方向为平行系统、自动驾驶、场景工程。



**刘宇航** (1999- ), 男, 中国科学院自动化研究所博士生, 主要研究方向为平行感知、3D场景理解、MLLM。



**吕宜生** (1983- ), 男, 中国科学院自动化研究所研究员, 主要研究方向为人工智能、机器学习、深度学习、智能驾驶、智能交通和交通大数据。



**伍乃骐** (1949- ), 男, 博士, 澳门科技大学创新工程学院工程科学系主任、澳门系统工程研究所所长, 主要研究方向为生产计划与调度、制造系统建模与控制、离散事件系统、Petri网理论及其应用、智能交通系统、能源系统。

**Thales S. W. Theseus**, 男, 欧布达大学平行智能DeSci中心高级研究员, 主要研究方向为用于教育和智能生活及工作环境的平行艺术与音乐。