

引用格式:王赤,李晖,罗冰昱,等.人工智能赋能空间科学——以空间天气为例.中国科学院院刊,2026,41(6):1169-1181,doi:10.3724/j.issn.1000-3045.20260420006.

Wang C, Li H, Luo B X, et al. Artificial intelligence empowering space science—Case study of space weather. Bulletin of Chinese Academy of Sciences, 2026, 41(6): 1169-1181, doi: 10.3724/j.issn.1000-3045.20260420006. (in Chinese)

人工智能赋能空间科学

——以空间天气为例

王赤^{1,2*} 李晖^{1,3} 罗冰昱^{1,3} 沈芳^{1,2} 王晶晶¹ 张灵倩¹ 杨易¹ 赵栋¹

1 中国科学院国家空间科学中心 北京 100190

2 中国科学院大学 地球与行星科学学院 北京 100049

3 中国科学院大学 天文与空间科学学院 北京 100049

摘要 空间科学研究正面临海量观测数据爆发式增长、物理过程跨尺度强耦合,以及国家战略需求日益迫切的三重挑战。传统研究范式在分析时效、预测精度与自主化水平上的短板,难以有效保障在轨卫星安全、重大航天任务顺利实施等重大需求。文章构建空间科学智能化“感知—认知—决策”3层架构,以空间天气这一强应用属性的领域为典型案例,系统剖析人工智能在物理约束建模、可解释因果推断、自主智能体应用及星地协同观测等关键方向带来的四维范式变革实践,深入探讨智能化转型中面临的深层次科学与技术挑战,并提出面向空间科学全域发展的战略举措,旨在为我国在全球空间科学智能化竞争中抢占先机、实现“领跑”提供可落地的技术路径与政策框架。

关键词 空间科学,人工智能,研究范式,空间天气

DOI 10.3724/j.issn.1000-3045.20260420006

CSTR 32128.14.CASbulletin.20260420006

1 空间科学研究范式变革的战略必要性

空间科学是指以航天器为主要平台,聚焦太阳系天体及环境,开展自然现象及其规律研究的科学。空

间科学能够拓展人类认知体系的新边界、开拓人类生存发展的新疆域、推动关键核心技术实现新突破,是空间应用的先导,也是国家太空安全的科学根基。

当前,新一轮科技革命和产业变革加速演进,人

*通信作者

资助项目:中国科学院学部人工智能重大咨询项目

修改稿收到日期:2026年6月5日

人工智能正以前所未有的势能重塑全球科技创新格局。对于空间科学而言，人工智能的价值已远超数据处理工具的范畴，日益成为驱动研究范式系统性重构的核心动力。推动空间科学研究从“物理驱动+人工经验”的传统模式，向“数据-物理双驱动+智能认知”的新范式跃迁，是我国抢占空间科技制高点、实现航天强国建设的关键战略支点。

1.1 需求牵引：航天强国建设与空间安全需求亟须范式变革

随着我国载人航天、月球与深空探测、低轨卫星互联网等重大航天工程密集推进，航天系统对空间环境态势感知、精准预报与主动应对能力的要求持续提升。空间天气灾害极易引发在轨卫星异常、通信链路中断、导航精度退化甚至航天器失效，严重威胁国家空间资产安全与重大航天任务顺利实施^[1,2]。然而，现有空间天气预报体系仍高度依赖人工经验判读与传统数值模拟，在时效性、精准度与自动化水平上存在明显短板。面向未来月球科研站建设、深空探测及在轨服务等复杂任务，空间环境保障亟待从“事后被动响应”为主向“事前精准预警、在轨自主应对”转变，这种来自工程一线的刚性需求，正倒逼空间科学研究范式进行根本性重构^[3]。

1.2 发展瓶颈：传统研究范式面临3重突出困境

(1) **数据爆发式增长与知识产出不足的结构性矛盾**。随着我国风云系列气象卫星、张衡系列电磁卫星、羲和号太阳探测卫星，以及子午工程等重大科技基础设施组网运行，空间科学已步入海量、异构、高维观测数据快速积累的新阶段。传统依赖人工规则提取与简化物理模型的分析方法，面对高维复杂空间数据已难以高效挖掘科学内涵，数据“量大而不精、存储而少用”的问题日益凸显。

(2) **跨尺度耦合建模的物理机理与算力效率双重壁垒**。空间环境覆盖从太阳大气至地球中层大气的广阔空间，涉及等离子体物理、磁流体力学（MHD）、

辐射带动力学等多物理过程、多时空尺度强耦合系统。传统数值模型在计算效率与物理机制完整性之间存在着难以兼顾的固有矛盾^[4]，复杂过程模拟精度与实时性难以同步提升。

(3) **业务链路滞后于灾害演化的时效性危机**。传统的“数据采集—数据传输—数据处理—建模分析—预报发布”业务链条环节多、周期长，面对突发性空间天气灾害，难以支撑航天器在轨实时防护与自主决策。在深空探测等大时延通信场景下，地面远程支持模式面临失效风险，制约任务可靠性与安全性。

人工智能的深度融入，为打破上述3重瓶颈提供了全新技术路径，有望将空间天气灾害预警与响应能力从地面端向前延伸至在轨前端，实现全域、实时、自主的空间环境保障。

1.3 范式变革的本质：从“工具升级”到“认知重构”

人工智能在空间科学中的深度应用，绝非算法的简单引入或流程的自动化升级，而是一场触及科学认识论与方法论底层的深刻变革。传统空间科学发现的边界，往往受限于研究者的认知能力与计算资源的上限。在智能新范式下，人工智能的角色实现了从“辅助分析工具”向“科学创新引擎”的根本性跃迁^[5]。

这一变革集中体现在3个维度：① **在发现机制上**，深度学习与大模型技术正推动科学研究发现从“基于简化假设的方程求解”迈向“物理规律约束下的高维数据挖掘”，突破人类直观认知局限，捕捉高维非线性复杂系统中的隐含关联与潜在规律；② **在机理解释逻辑上**，可解释人工智能与因果推理技术推动预测模型从“黑箱输出”向“灰箱认知”迈进，助力揭示复杂空间物理过程的内在因果链条与演化机制；③ **在科研组织形态上**，自主智能体与数字孪生技术推动研究模式从“离线事后辅助分析”向“在线实时自主决策”转变，标志着空间科学研究正从“人类主导、机器辅助”迈向“人机协同、智能增强”的新

阶段。

1.4 战略窗口期：我国具备的独特优势

当前，全球空间科学正处于新旧范式交替、国际竞争日趋激烈的关键时期。以美国航空航天局（NASA）“深度空间天气学习”项目^①、欧洲航天局（ESA）“智能卫星”^①计划为代表，主要航天国家正加快布局“人工智能赋能空间科学”前沿方向，抢占未来发展制高点。

在此历史节点，我国已具备加快空间科学智能化转型的独特优势与战略机遇。在数据底座方面，“夸父”系列卫星、嫦娥工程、子午工程二期等重大空间基础设施建成运行，已形成具有全球优势和中国特色多源、长期、高质量空间科学观测数据集；在技术引擎方面，我国在人工智能基础算法、大模型研发、高性能计算与算力网络建设等领域快速发展，为“空天数据+智能算力”的深度融合提供了坚实支撑。

以空间天气为突破口，我国有望率先构建“精准感知—智能认知—自主决策”的全链条智能技术体系，在全球空间科学智能化进程中抢占先机、确立“领跑”地位。

2 人工智能赋能空间科学的新范式架构

《人工智能赋能科学研究：人工智能学科体系》一书，明确了AI赋能科学研究的3层价值定义：①推动科研范式变革，重塑科学发现的逻辑与知识生产的形态；②加快科学发现的速度，提升科研活动的效率；③增强认知与实验能力，突破传统方法的局限，拓展科学探索的广度与深度^⑦。

人工智能赋能空间科学的研究新范式，可凝练为“感知—认知—决策”一体化智能闭环体系^⑦。感知层实现从海量原始数据被动存储，向星上实时智能识别的模式跃迁；认知层实现从单一物理数值模拟，向物理与数据双驱动的混合智能建模的跃迁；决策层则实现从地面专家事后研判，向数字孪生驱动与自主智能决策的能力跃迁。3层架构相互支撑、逐级递进、闭环联动，共同构成“人工智能赋能空间科学的3层新范式体系”（图1）。

2.1 感知层革新：从数据存储到星上智能识别

传统空间科学研究中，感知层主要采用航天器将原始观测数据全量回传、地面系统进行集中存储和批

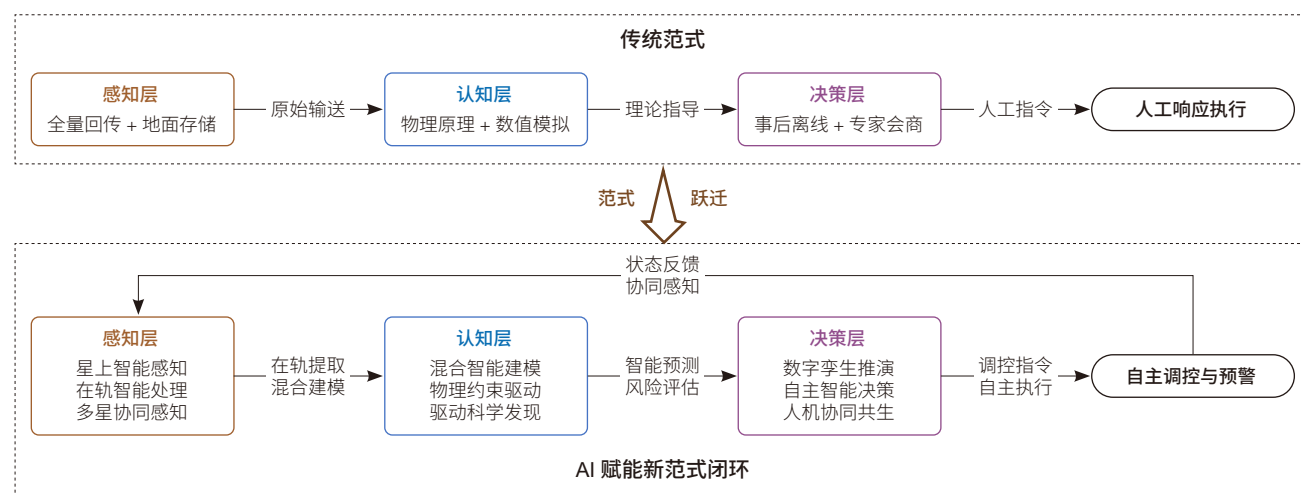


图1 人工智能赋能空间科学的3层新范式架构

Figure 1 Three-layer new paradigm architecture of AI-empowered space science

① European Space Agency. 6G smart satellite systems (6G SmartSat): Vision and research directions. Paris: European Space Agency, 2025.

处理的运行模式，存在数据传输冗余、处理时效滞后等突出瓶颈。随着星上边缘计算和智能算力平台逐步工程化应用，感知层正从“全量回传、地面存储处理”的被动模式，向“星上智能识别、高价值信息选择性下传”的主动模式转型。通过在卫星及探测器平台部署轻量化深度学习模型，可对遥感图像、光谱数据、粒子通量、磁场观测等多元观测数据开展在轨特征提取与事件判别，以便仅回传高价值科学数据与关键异常信息，从而显著降低星地数据传输负荷，提升科学数据利用效率与响应时效性^[8,9]。

感知层革新的核心，在于构建星上智能识别、在轨智能处理、多星协同感知三位一体的技术能力。在单星层面，基于轻量化深度学习模型可在轨自动识别太阳耀斑、日冕物质抛射等空间天气关键事件，精准提取行星地表、磁层扰动等科学目标特征。2024年，“天智二号”C星成功在轨运行，标志着我国初步实现空间科学数据在轨智能处理的工程化突破^②。在此基础上，智能感知体系正加速从单星智能向多星全域协同演进。2026年，成功完成了基于太空计算的硅基智能体全域协同控制技术验证，实现前端指令输入、星上大模型推理、星地高效传输与地面智能体执行的端到端闭环^③，正推动空间科学感知从单传感器采集向多节点协同感知转变。

2.2 认知层革新：从物理数值模拟到混合智能建模

认知层是人工智能赋能空间科学新范式的核心，其使命是基于观测数据揭示物理规律、构建理论模型、支撑科学发现与定量预报。传统空间科学研究以磁流体动力学、高层大气动力学等经典物理框架为基础，主要依赖数值模拟开展演化分析，虽物理机制清晰，但在跨尺度非线性过程刻画、计算效率优化，以

及对初始与边界条件敏感性等方面存在固有限制^[10]。认知层革新以混合智能建模为核心路径，推动空间科学认知模式从物理驱动向物理—数据双驱动跃迁，最终服务于原创性科学发现。

混合智能建模的关键，是将严格物理约束嵌入人工智能模型架构，实现机理可靠性与数据泛化能力的有机统一。物理信息神经网络将动力学偏微分方程残差以软约束形式融入模型训练过程，使模型输出始终遵循质量、动量、能量等基本守恒律，保障预测结果的物理一致性^[11]。神经算子方法则直接学习函数空间之间的非线性映射，将传统复杂数值迭代求解转化为高效前向推断^[12]，大幅提升跨尺度系统的模拟效率。这种混合建模既保留了物理机理的可解释性，又借助海量多源观测数据提升了在数据稀疏区域与极端事件场景下的泛化性能。当前，物理信息神经网络、神经算子、因果推断等前沿方法，已逐步将磁流体动力学、电离层—热层耦合等核心物理规律嵌入深度学习框架，标志着人工智能在空间科学领域从辅助分析工具，向科学发现引擎转变^[13]。

2.3 决策层革新：从事后分析到数字孪生与自主决策

决策层革新推动空间科学应用从传统的事后数据分析提升，向实时精准预测与在轨自主调控跨越。传统范式下，空间环境保障与任务决策主要依赖地面专家对历史数据的离线分析，经会商研判形成风险评估报告，决策链条长、响应时延大，难以应对突发性空间天气事件。数字孪生技术与自主智能体体系的构建，从根本上重塑了决策模式：通过实时融合多源观测数据，构建与真实空间环境高度一致的虚拟镜像，实现全要素动态推演、全生命周期风险预判与任务效

② 中国科学院软件研究所.“天智二号”C星发射成功.(2024-11-11)[2026-06-13]. https://www.cas.cn/yx/202411/t20241112_5039140.shtml.

③ 国星宇航:完成基于太空计算的硅基智能体全域协同控制技术验证并通过中国信通院测试.(2026-04-03)[2026-06-13]. https://webtestone.cs.com.cn/ssgs/01/2026/04/03/detail_2026040310001681.html.

能评估,推动空间环境保障从被动响应转向主动预警、前瞻调控升级。

自主智能决策是决策层革新的核心标志,在空间天气业务保障中,融合空间天气专用大模型、领域业务知识库与实时观测数据流的自主智能体,可高效完成多源数据融合、模型集成推理、空间灾害风险评估与预报产品自动化生成。多智能体强化学习等技术,为深空探测任务自主规划、星上资源智能调度等复杂场景提供了新的技术路径^[14]。人机协同共生是智能化转型的必然趋势:人工智能系统承担高频次、标准化、高吞吐的数据处理与常规风险评估任务,人类专家专注于高价值决策判断、极端事件处置与科学机理诠释。这种分工模式充分发挥机器高效运算与人类高阶认知的互补优势,支撑形成“感知—认知—决策—执行”的一体化闭环,为重大航天任务提供全流程、高可靠、自主化的空间环境保障。

3 典型案例:人工智能赋能空间天气的范式变革实践

空间天气智能预报是人工智能赋能空间科学新范式从理论架构走向工程应用的典型示范。前文所阐述的感知层、认知层与决策层3重革新,在空间天气领域具体落地为:观测端的星地协同感知与物理约束智能建模、解释端的可解释因果推断、执行端的自主智能体与星地协同闭环运行。本节从传统范式瓶颈与四维范式重构2个层面,系统剖析人工智能驱动空间天气研究与业务体系的深刻变革。

3.1 传统范式瓶颈

长期以来,空间天气预报遵循“观测监测—物理建模—经验判读—业务发布”的传统范式,在航天任务保障、通信导航运维和国家关键基础设施防护等领域发挥了基础性支撑作用。但随着我国航天活动快速拓展、空间基础设施规模持续扩大、极端空间天气事件致灾风险显著攀升,其局限性日益凸显。

(1) 全链条观测支撑能力仍不充分。空间天气演化覆盖太阳源区爆发、行星际传播、近地磁层—电离层响应等完整链条,具有跨区域、跨尺度、强非线性耦合等特征。现有观测体系在时空连续性、多平台协同性和关键物理量覆盖度上仍存在短板,难以实现全链路、全要素、同尺度精细刻画,导致模型初边值条件构建和数据同化存在较大不确定性。

(2) 传统数值模式难以兼顾精度与时效。传统数值模式依托基础物理理论体系,物理机制清晰,但在模拟复杂非线性耦合、多尺度级联演化、极端事件快速演变过程中,普遍存在计算开销大、参数敏感性高、实时预报能力不足等问题,难以同时满足业务化运行对稳定性、精准度与时效性的综合要求。

(3) 业务流程高度依赖人工经验。从异常事件识别、模式参数订正到灾害风险综合研判,高度依赖业务专家个体经验与主观判断,不同人员分析结论存在差异,影响预报结果的一致性、稳定性与体系化推广能力^[15]。

Asensio Ramos等^[16]在太阳物理机器学习综述中指出,数据代表性不足、标签质量不均、模型跨场景泛化能力偏弱,是制约空间天气智能化转型的共性瓶颈。传统范式并未失去科学基础,但已难以独立支撑空间天气预报从“可预报”向“精准预报、快速预报、可信预报”跨越的时代要求,亟须在认知框架、模型体系和业务组织模式上实现系统性重构。

3.2 范式变革的4个关键维度

3.2.1 从物理方程求解到物理约束下的人工智能模型

空间天气智能预报范式重构的首要标志,是研究路径由“基于物理方程的数值求解”向“物理约束下的人工智能建模”跃迁。传统预报以磁流体力学、等离子体动力学、电离层—中高层大气物理等为理论框架,通过数值模式刻画太阳活动—行星际传播—近地空间响应全过程,奠定了空间天气业务的科学根基。但面对跨区域跨尺度强耦合、强非线性演化与实时预

警等现实需求，其计算效率低、参数调优难、极端事件适应性不足等问题凸显。人工智能的深入融入，并非简单替代物理模型，而是推动数值预报从单一方程求解，向“机理+数据”系统性解决方案升级。

国内实践方面，中国科学院国家空间科学中心团队基于多源数据和机器学习方法，优化日冕—行星际太阳风MHD模型边界耦合问题，显著提升了模型预报精度和中高纬区域可靠性^[17]。2025年我国发布的“风宇”空间天气大模型，面向太阳风—磁层—电离层全链条开展一体化智能建模，通过链式训练、多区域耦合优化和物理约束嵌入，探索形成“物理机理+数据驱动”协同的新型预报框架^④。其核心价值并非脱离物理机理，而是将成熟物理认知转化为模型结构约束和训练规则，提升跨尺度演化一致性与实时响应能力。国际上，NASA与IBM公司联合发布的Surya太阳物理基础模型，依托高分辨率太阳观测数据实现对太阳表面活动特征和关键爆发现象的识别与预测，为后续日冕物质抛射传播和近地空间环境响应预报提供了更高质量源区约束^[18]。由此可见，空间天气预报的发展主线已从单纯提高数值求解效率转向构建兼具物理一致性、数据适应性和业务时效性的混合智能模型体系，实现从计算范式优化到研究范式重构的跨越。

3.2.2 从“黑箱预测”到可解释因果——“灰箱智能”

从“黑箱预测”到可解释因果推动的转变，是空间天气智能范式重构的关键。传统深度学习模型虽能实现较高精度预报，但其决策过程不透明、预报因子贡献不清晰，难以满足物理机理验证和业务可信度要求，制约了模型在重大航天任务中的规模化应用。

“灰箱智能”旨在将物理守恒律、因果演化关系

等“白箱”知识嵌入深度学习“黑箱”模型中，构建兼顾预测效能与物理可解释性的混合架构。在空间天气领域，其实践主要体现在3个层面。

(1) 物理约束嵌入。将磁流体力学方程、物理守恒律等以软约束形式嵌入神经网络，确保模型输出符合基本物理定律。Heliolab 2025研究团队将太阳表面磁通运输模型与人工智能融合，实现了太阳表面磁通演化高分辨率短临预报，突破了传统模型对新生磁通浮现过程难以刻画的局限^⑤。

(2) 可解释人工智能解译。采用积分梯度算法、注意力机制等技术量化输入因子贡献权重，形成可追溯、可验证的预报归因链条。中国科学院国家空间科学中心基于日冕大尺度结构参数构建3天地磁全球磁场指数(Kp指数)预报模型，经改进积分梯度算法解译，发现模型对日冕磁场结构参数的注意力集中于起报前2—4天，与高速太阳风传播时延高度吻合；对另一类参数的影响时长可达6天，对应低速太阳风传输过程^[19,20]。该分析同时揭示模型对历史Kp指数权重不足，为重现型地磁暴预报优化指明了方向。

(3) 因果推断挖掘。利用动态贝叶斯网络等方法从多源观测数据中挖掘真实的驱动-响应关系，实现从“事件预报”到“机理认知”的跃迁^[21]。“灰箱智能”有效弥合了物理模型可解释性与数据驱动模型高效性之间的鸿沟，推动空间天气预报走向物理、数据与因果三位一体的新型认知体系。

3.2.3 从人工经验到自主智能体

传统空间天气预报流程高度依赖专家经验，从异常识别、模型订正到风险研判均需人工干预，存在响应时间延长、标准化程度低、规模化能力不足等问题。随着大模型与自主智能体技术的成熟，预报业务

④ 空间天气链式AI预报模型“风宇”发布. (2025-07-26)[2026-06-13]. https://www.cma.gov.cn/2011xwzx/2011qxqxw/2011qxxyw/202507/t20250726_7236553.html.

⑤ Trillium. Uncovering the roots of solar storms with physics inspired AI. (2025-12-19)[2026-06-13]. <https://trillium.tech/impact-section/forecasting-space-weather-at-its-source>.

主体正从“人工主导”向“人机协同、智能主责”加速转变。

我国已在该领域取得重要进展。中国科学院国家空间科学中心构建融合空间天气专用大模型、领域知识库与实时观测数据的“人工智能（AI）预报员”系统，对传统的“观测—分析—决策—行动”（OODA）闭环进行系统性重构^[22]。该系统可自主完成多源数据融合、模型推理、风险评估与预报产品生成等核心环节，将常规预报任务的处理时长从小时级压缩至分钟级。在此基础上，面向航天、电力、通信等行业的领域智能体，可将专业预报结论转化为定制化的任务风险评估服务：用户以自然语言输入任务参数，系统自动调用相关模型生成风险等级、关键影响时段与应对建议，为火箭发射窗口选择、航天员出舱决策、在轨资产安全防护提供直接支撑。

这一变革并非以机器取代人类专家，而是构建人机协同共生的新型决策生态。自主智能体承担常规预报等标准化任务，人类专家专注于极端事件研判、机理诠释与模型迭代。这种分工模式既保留人类高阶认知与复杂情境战略判断力，又依托人工智能实现保障能力的标准化与规模化，推动空间天气保障业务从经验驱动迈向智能驱动。

3.2.4 从地面集中到星地协同智能

传统空间观测与预报体系采用地面集中管控模式，航天器仅作为数据采集终端，原始数据须全量下传、地面集中处理与建模后生成预报产品。随着探测星座规模化、任务场景复杂化，该模式瓶颈日益凸显，表现在：星地传输带宽受限，海量原始数据实时下传耗时长；地面集中算力难以匹配空间天气灾害快速演化的时效要求；完全依赖地面判读与指令上注，已无法满足深空探测与在轨航天器自主安全运行需求。

星地协同智能通过在轨端侧计算、星地联合学习与分布式自主决策，重构空间环境“感知—认知—决

策—执行”的全链路体系。在卫星及深空探测器端部署轻量化人工智能模型，实现在轨数据实时预处理、高维特征提取与异常事件识别，仅下传高价值特征与预警信息，从源头缓解数据传输压力。星地协同智能在空间天气预报中的价值尤为突出：在轨平台一旦识别到太阳耀斑、日冕物质抛射等关键事件，可直接生成预警信息，并向其他在轨航天器发布，无需等待全部数据回传与地面中心研判，响应时延有望从小时级压缩至分钟级。通过在轨边缘计算与地面云计算的协同联动，构建天地一体化的混合智能架构：在轨端负责实时感知、快速预警与自主处置，地面端承担复杂机理建模、大模型训练与长期趋势推演，两者互为补充、动态协同，将空间灾害预警与防护触角前伸至在轨最前沿。

3.3 范式变革的战略价值

空间天气智能预报范式重构的战略价值，不仅体现在预报性能提升，更体现在对航天强国建设提供系统性、前瞻性、战略性支撑，主要为以下3个维度。

3.3.1 兼顾科研效率提升与业务应用支撑的双重价值

在基础研究层面，传统空间科学中重大发现高度依赖人力对海量卫星数据的逐一批注与筛查，效率低、周期长，且易受主观认知局限而遗漏关键信号。人工智能作为无偏、高效、不间断的“超级研究助理”，可在短时间内完成太阳风暴、地磁亚暴等稀有事件的自动识别与特征提取^[23]，大幅压缩从数据到现象的发现周期。在业务应用层面，人工智能的高效识别能力可将极端空间天气事件的预警时延从小时级压缩至分钟级，为在轨航天器防护、航天任务窗口调整、地面基础设施防护预留充足决策时间，显著提升空间天气业务保障的时效性与可靠性。

3.3.2 大幅提高空间资产全生命周期管控决策支撑效能

人工智能正推动空间环境保障从单星被动防护，向空间系统全域主动管控升级。① 实现从“单星防

护”到“星座韧性”管控，人工智能可统筹星座整体运行状态，在高能粒子事件、大气密度扰动等灾害来临前，智能规划轨道调整、姿态控制等协同策略，在最小化燃料消耗的前提下提升星座整体生存能力^[24]。

② 实现从“故障后处置”到“全生命周期智能运维”，通过融合实时遥测与空间环境数据，对卫星关键部件衰老进行预测性维护，在强太阳活动前启动敏感载荷和部件保护性策略，主动延长在轨寿命^[25]。③ 实现从“被动规避风险”到“主动利用环境”，人工智能可根据实时空间天气动态优化探测计划，主动“捕捉”太阳爆发等稀有科学事件，将潜在灾害风险转化为科学探测机遇，提升任务综合效益。

3.3.3 构建面向决策层的可感知、可交互智能化空间天气服务

人工智能推动空间天气保障从“后台支撑”走向“可感知、可交互的前台智能服务”。预警服务更精细化，面向公众可提供导航精度衰减、无线电干扰等直观提示，面向行业用户提供自然语言交互的定制化风险评估报告。系统防护更前置化，通信、导航、电力等关键基础设施可在灾害影响前自动启动自适应模式，确保关键基础设施稳定运行。科学更可视化，通过动态数字孪生展示空间天气演化与致灾过程，降低复杂科学认知门槛。最终推动空间天气数据从专业科研资源转化为公共服务与产业赋能要素，形成“数据—算法—服务—产业”的良性价值闭环。

4 范式变革面临的深层挑战

人工智能正加速推动空间科学研究迈向数据-物理双驱动的智能新范式。但必须清醒认识到，人工智能本质上是颠覆性的“赋能工具”，而非传统科学研究范式的“替代者”^[26,27]。这一定位决定了空间科学智能化转型必须直面一系列深层次科学、技术与工程挑战。

4.1 人机协同的认知边界：辩证思维与突变思维的不可替代性

科学发现的核心创造力，尤其是辩证思维与突变性创新思维，仍是人类智慧不可替代的高地。

辩证思维体现在空间天气业务研判中，如对矛盾观测数据的权衡、对竞争性物理假说的价值判断与取舍。当卫星遥测与地基观测存在系统性偏差、人工智能预测与经典物理认知相悖时，需要科研人员基于深厚空间物理知识与历史洞见做出综合判断，而人工预报目前仅能给出统计意义上的概率输出，尚不具备价值判断与科学抉择能力。

突变思维则指向从碎片化、非关联现象中产生科学顿悟，提出颠覆性理论框架的原创能力。人工智能擅长在已有数据分布内挖掘关联模式，但面对极端稀有事件上存在本质性外推盲区。以2024年5月G5级特大地磁暴为例，此类极端事件历史样本极度稀缺^[28]，模型泛化与预报置信度显著偏低。如何在小样本、弱监督条件下提升对极端空间天气事件的鲁棒性，是智能化转型必须攻克的核心难题。空间科学中的重大原创性发现，往往源于对“异常信号”“意外数据”的敏锐捕捉，这种跨越式、颠覆性的科学直觉，目前仍是人类独有的认知优势。

4.2 空间科学数据特性：从“多而不精”到“高难度考题”

空间科学数据具有信号微弱、噪声复杂、强物理约束等典型特征，对现有的人工智能算法构成一系列高复杂度挑战。

(1) 数据“量大而不精、存而难融”的结构性矛盾突出。随着夸父系列卫星、子午工程二期等重大设施组网运行，空间科学已步入多源异构数据爆发增长阶段，但观测平台在数据标准、定标校准、时间同步与质量控制上尚未完全统一，形成大量“数据孤岛”，难以高效融通融合。同时，对灾害性空间天气预警具有关键价值的稀有事件样本稀缺，有效信息往往淹没

在海量背景数据中，制约模型学习效能。

(2) 空间天气过程具有显著的跨区域、跨尺度、跨圈层耦合特性。其演化覆盖太阳源区爆发、行星际传播，以及地球磁层—电离层—高层大气响应的完整链条，物理要素多样，时间尺度跨越秒至日量级，空间尺度从太阳活动区延伸至近地空间。该复杂系统特性对观测网络的时空连续性、平台协同性提出了极高要求，现有数据体系难以实现全链条、全要素、同尺度精细刻画，导致模型初边值条件存在显著不确定性。

应对这些“高难度考题”，正倒逼物理信息神经网络、小样本学习、因果推断等底层算法创新。空间科学以其严苛的物理规律与复杂真实场景，成为检验人工智能可靠性与泛化能力的“严苛试金石”，在推动人工智能从通用拟合向可解释、可验证的科学智能演进中发挥不可替代的牵引作用。

4.3 全链条时效性与物理一致性瓶颈

智能分析链路的时效性瓶颈与业务化保障需求存在明显脱节。传统“数据采集—数据传输—数据处理—建模分析—预报发布”业务链条环节多、时延长，面对突发性的空间天气灾害难以满足航天器在轨自主防护的实时响应需求。在深空探测等大时延通信场景下，地面远程支持模式面临近乎失效的风险。虽然星上边缘计算与在轨智能处理提供可行路径，但在星载资源严格受限条件下实现复杂模型高效推理与在轨迭代，仍需关键技术与工程化突破。

更深层的挑战在于预报结果的物理一致性与可解释性。当前“灰箱智能”虽然能在一定程度上揭示输入变量的贡献权重，但部分预测结果仍然缺乏完整、自洽的物理解释，难以直接支撑新物理机制的发现。对空间科学而言，预报准确仅是基础要求，结论必须与磁流体力学、等离子体物理等基础理论兼容、自

洽，才能真正融入科学认知体系并支撑业务化可信应用。如何在提升预测效率的同时，保证物理可解释性与动力学一致性，是智能范式转型必须跨越的核心关口。

上述挑战在空间科学领域具有高度普适性。行星科学中遥感图像智能解译、微重力科学中复杂过程建模、空间天文学超大规模巡天数据高效挖掘，均不同程度面临数据碎片化、跨尺度建模困难、小样本泛化不足等共性瓶颈^[29]。因此，以空间天气为突破口形成的方法论与技术路径，具备向整个空间科学领域推广的潜力，但必须在持续应对上述深层挑战中持续迭代完善、稳步成熟。

5 推动范式变革的若干建议

空间科学的智能化转型，不仅是技术层面的迭代升级，更是关乎国家科技竞争力、抢占全球空间科技制高点的战略演进。我国应抓住新旧范式交替的战略窗口期，以空间天气为突破口，系统布局、协同推进，在关键领域形成具有国际引领性的技术能力与行业实践标准，为航天强国建设提供有力支撑。具体建议从以下3个维度系统推进。

5.1 抢占全球空间数据治理制高点，加快构建AI-ready数据底座^⑥

数据资源是空间科学智能化转型的核心战略资源，数据标准与治理能力是掌握国际话语权的重要基础。建议统筹全国空间科学数据资源，加快构建适配人工智能应用的AI-ready标准化数据体系，明确制定空间科学数据元数据标准、质量评估标准与共享规范，统一数据格式、坐标系统、时间同步规则和分级质量控制流程，破解数据“孤岛化”“碎片化”的难题。

建设国家级空间科学AI-ready数据共享平台，重

⑥ AI-ready 数据底座，即面向人工智能应用、以高质量标准化数据为核心的新型数据基础设施。

点推进夸父系列、嫦娥工程、子午工程等重大任务数据的标准化汇交、清洗定标与规范化整理，实现多源异构数据的高效融通与在线共享。在严格保障国家安全与数据安全的前提下，建立数据安全分级分类管理与有序开放共享机制，平衡数据安全与价值释放，构建“数据资源池—算法工具箱—应用服务链”的良性生态闭环。

强化国家科技计划项目数据汇交制度的刚性执行，确保科研数据“应交尽交、应汇尽汇”，提升数据资源积累的完整性与连续性。积极参与国际空间数据标准化合作，主动对接国际规则，同时探索通过双边、多边合作引进优质空间科学数据资源，补齐数据覆盖短板，提升我国在全球空间数据治理中的话语权与影响力^⑦。

5.2 组建学科交叉研究团队，打造空间科学智能认知战略科技力量

空间科学是检验人工智能复杂系统认知能力的核心场景，学科交叉融合是推动范式变革的关键动力。建议依托空间科学、人工智能、数学、计算机等相关学科优势科研单位，组建国家级空间科学与人工智能交叉创新研究团队，聚焦空间科学全域核心科学难题与技术瓶颈，开展系统性、前瞻性研究。

依托国家重大科技专项、重点研发计划等载体，推动交叉团队承担空间科学智能建模、核心算法攻关等重点任务，牵头制定空间科学人工智能评测基准、数据集标准与技术规范，引领领域技术发展方向。加强交叉复合型人才培养，构建“基础研究—技术研发—工程应用”全链条人才梯队，破解空间物理与人工智能交叉领域人才短缺难题。

重点攻关物理信息神经网络、符号回归、神经算子等前沿可解释智能技术，将磁流体力学、电离层—热层耦合、引力场演化等核心物理定律深度嵌入人工

智能模型架构，研发兼具物理约束、可解释性与泛化能力的新型算法^[30]，推动人工智能“数据拟合”向“科学发现”升级。加大对物理可解释性验证、新物理机制提炼等基础研究的支持力度，构建覆盖太阳爆发、近地空间扰动、行星表面演化与太阳系边际环境的全链条智能物理模型，探索具备自主假设、自主验证能力的科研智能体研发，推动空间科学研究从“人类主导找规律”向“人机协同发现规律”转型。

5.3 推动人工智能深度融入空间科学探测任务全生命周期

将人工智能能力深度嵌入空间科学探测任务的设计、实施、运维全生命周期，全面赋能空间探测体系智能化升级，破解传统探测模式的时效与效能瓶颈。针对月球科研站建设运行、深空探测等复杂任务场景，研发星载轻量化智能模型，实现科学目标自主筛选、探测路径动态规划、实时避障及异常工况（如太阳高能粒子爆发）即时规避，有效破解深空通信延迟带来的测控盲区，提升探测器在轨自主生存能力与任务可靠性^[31]。

部署星上边缘智能处理系统，实现遥感影像、光谱数据、粒子通量等观测数据的在轨实时特征提取与初步分析，仅将高价值浓缩信息下传至地面，大幅降低星地传输负荷；针对太阳耀斑、日冕物质抛射等突发性空间天气事件，实现载荷工作模式、观测视场的自主调整，达成“发现即捕获”的秒级响应，最大化灾害性空间天气事件的观测数据产出。

面向未来星座化探测网络建设，推动人工智能承担多星协同观测智能编排任务，动态优化多平台观测时序与空间覆盖范围，实现对同一空间天气科学事件的多视角、多参数联合观测，提升观测数据的完整性与时空分辨率。通过将智能决策能力前移至探测最前沿，推动空间天气观测与保障从传统“地面规划—在

⑦ 中国国家航天局. 国家空间科学中长期发展规划(2024—2050年). 北京, 2024.

轨执行—事后分析”模式，向“智能感知—自主预警—即时响应”的新型模式转变，显著提升空间天气观测体系的预警时效与灾害捕获能力，为航天任务保障、灾害预警决策提供高质量数据支撑。

6 结语

在我国迈向2050年空间科学强国的伟大征程中，人工智能的角色将超越单纯的技术工具范畴，成为驱动空间科学发展的核心力量，支撑空间天气业务能力升级，其核心价值集中体现在3个相互关联、层层递进的关键角色上。

(1) 作为“超级效率工具”，成为海量空间数据的“超级分析员”。人工智能将高效承担多源异构空间观测数据的实时融合、智能筛选与深度解析任务，彻底将科研人员从繁琐的数据处理中解放出来，使其能够专注于物理机理阐释、理论创新突破等深层科学问题，大幅提升空间科学研究的效率、广度与深度。

(2) 作为“智能任务核心”，成为航天器和探测星座的“在轨智慧大脑”。通过星载轻量化智能模型与边缘计算技术，人工智能将实现在轨实时态势感知、自主避障、资源调度与异常响应，有效破解深空通信延迟带来的测控盲区难题，推动复杂空间探测任务从“地面集中管控”向“分布式自主智能”转型，全方位保障航天器在轨安全稳定运行。

(3) 作为“范式革命引擎”，成为探索复杂宇宙物理规律的“核心科学伙伴”。人工智能不仅能够高效模拟已知空间物理过程，更能挖掘数据中隐含的潜在关联，辅助科研人员提出颠覆性理论假说，推动人机协同模式从“人工智能辅助人类”向“人机共创知识”演进，驱动空间科学研究范式实现从“人类主导找规律”向“智能增强发现规律”的根本性变革。

当前，全球空间科学正处于新旧范式交替的战略机遇期，我国应牢牢把握这一历史性契机，加快贯通“精准感知—智能认知—自主决策”的全链条技术闭

环，持续突破智能化转型中的深层挑战，在全球空间科学智能化竞逐中确立领跑地位，为我国建设航天强国、维护国家空间安全、拓展人类宇宙认知边界提供坚实的科技支撑。

参考文献

- 1 Buzulukova N, Tsurutani B. Space weather: From solar origins to risks and hazards evolving in time. *Frontiers in Astronomy and Space Sciences*, 2022, 9: 1017103.
- 2 Hands A D P, Ryden K A, Meredith N P, et al. Radiation effects on satellites during extreme space weather events. *Space Weather*, 2018, 16(9): 1216-1226.
- 3 Elvidge S. Space weather can affect our daily lives—We need a better warning system. *Nature*, 2024, 630: 271.
- 4 Camporeale E. The challenge of machine learning in space weather: Nowcasting and forecasting. *Space Weather*, 2019, 17(8): 1166-1207.
- 5 白春礼. 人工智能促进科学研究范式变革. *中国科学院院刊*, 2025, 40(2): 189-196.
Bai C L. Artificial intelligence promotes the transformation of scientific research paradigms. *Bulletin of Chinese Academy of Sciences*, 2025, 40(2): 189-196. (in Chinese)
- 6 Nagashima S, Sugiura K. Deep space weather model: Long-range solar flare prediction from multi-wavelength images. *arXiv*, 2025: 2508.07847.
- 7 中国科学院学部人工智能咨询研究组. 人工智能赋能科学研究: 人工智能学科体系. 北京: 科学出版社, 2026.
Academic Divisions of the Chinese Academy of Sciences, AI Consultation Research Group. *Artificial Intelligence Empowering Scientific Research: The Discipline System of Artificial Intelligence*. Beijing: Science Press, 2026. (in Chinese)
- 8 Ghasemi N, Alvarez Justo J, Celesti M, et al. Onboard processing of hyperspectral imagery: Deep learning advancements, methodologies, challenges, and emerging trends. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2025, 18: 4780.
- 9 徐帆江, 周鑫, 赵军锁, 等. 软件定义卫星技术概念及发展. *北京航空航天大学学报*, 2023, 49(7): 1543-1552.

- Xu F J, Zhou X, Zhao J S, et al. Concept and development of software-defined satellite technology. *Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics*, 2023, 49(7): 1543-1552. (in Chinese)
- 10 Karniadakis G E, Kevrekidis I G, Lu L, et al. Physics-informed machine learning. *Nature Reviews Physics*, 2021, 3(6): 422-440.
 - 11 Raissi M, Perdikaris P, Karniadakis G E. Physics-informed neural networks: A deep learning framework for solving forward and inverse problems involving nonlinear partial differential equations. *Journal of Computational Physics*, 2019, 378: 686-707.
 - 12 Lu L, Jin P, Pang G, et al. Learning nonlinear operators via DeepONet based on the universal approximation theorem of operators. *Nature Machine Intelligence*, 2021, 3(3): 218-229.
 - 13 Jarolim R, Thalmann J K, Veronig A M, et al. Probing the solar coronal magnetic field with physics-informed neural networks. *Nature Astronomy*, 2023, 7(10): 1171-1179.
 - 14 孙泽翼, 王彬, 胡馨月, 等. 深空探测器多智能体强化学习自主任务规划. *深空探测学报(中英文)*, 2024, 11(3): 244-255.
Sun Z Y, Wang B, Hu X Y, et al. Autonomous mission planning for deep space probes based on multi-agent reinforcement learning. *Journal of Deep Space Exploration*, 2024, 11(3): 244-255. (in Chinese)
 - 15 Amini-Araghi-Giamini S, Raptis S, Anastasiadis A, et al. Solar energetic particle event occurrence prediction using solar flare soft X-ray measurements and machine learning. *Journal of Space Weather and Space Climate*, 2021, 11: 59.
 - 16 Asensio Ramos A, Cheung M C M, Chifu I, et al. Machine learning in solar physics. *Living Reviews in Solar Physics*, 2023, 20(1): 4.
 - 17 Yang Y, Shen F. Modeling the global distribution of solar wind parameters on the source surface using multiple observations and the artificial neural network technique. *Solar Physics*, 2019, 294(8): 111.
 - 18 Roy S, Schmude J, Lal R, et al. Surya: Foundation model for heliophysics. *arXiv*, 2025: 2508.14112.
 - 19 Wang T Y, Luo B X, Wang J J, et al. Forecasting of the geomagnetic activity for the next 3 days utilizing neural networks based on parameters related to large-scale structures of the solar corona. *Space Weather*, 2025, 23(2): e2024SW004090.
 - 20 王听雨, 罗冰显, 陈艳红, 等. 基于神经网络的未来3天Kp指数预报建模与可解释AI应用. *空间科学学报*, 2024, 44(3): 437-445.
Wang T Y, Luo B X, Chen Y H, et al. Modeling next 3-day Kp index forecasting with neural networks and exploring the application of explainable AI. *Chinese Journal of Space Science*, 2024, 44(3): 437-445. (in Chinese)
 - 21 Pandey C, Angryk R A, Georgoulis K M, et al. Explainable deep learning-based solar flare prediction with post hoc attention for operational forecasting. *Discovery Science*, 2023, 14276: 567-581.
 - 22 Wang J, Liang P, Wang T, et al. Large model driven solar activity AI forecaster: A scalable dual data-model framework. *arXiv*, 2025: 2508.06892.
 - 23 Li H, Wang C, Tu C, et al. Machine learning approach for solar wind categorization. *Earth and Space Science*, 2020, 7(5): e2019EA000997.
 - 24 李盛阳, 刘康, 刘云飞, 等. 数智驱动的空间科学实验研究: AI4S 范式下的新探索. *中国科学院院刊*, 2025, 40(2): 371-379.
Li S Y, Liu K, Liu Y F, et al. Data-intelligence-driven space science experimental research: New exploration under the AI4S paradigm. *Bulletin of Chinese Academy of Sciences*, 2025, 40(2): 371-379. (in Chinese)
 - 25 Hui Y C, Cheng Y H, Jiang B, et al. A full-lifecycle health monitoring and prognostics method for satellite components based on data distribution features and multi-kernel phase-adaptive Gaussian processes. *Aerospace Science and Technology*, 2026, 168: 111068.
 - 26 王赤. 当AI算法遇上太空算法: 对话全国人大代表、中科院院士王赤. *北京周报*, 2026-03-23(03).
Wang C. When AI algorithms meet space algorithms: A dialogue with Wang Chi, NPC deputy and CAS academician. *Beijing Review*, 2026-03-23(03). (in Chinese)
 - 27 Song P, Wang C. Can ChatGPT replace scientists? *Science Bulletin*, 2023, 68(19): 2128-2131.
 - 28 Mavromichalaki H, Papailiou M, Livada M, et al. Unusual

- Forbush decreases and geomagnetic storms on 24 March 2024 and 11 May 2024. *Atmosphere*, 2024, 15(9): 1033.
- 29 凌宗成, 李勃, 魏广飞, 等. 行星探测特征信息提取与知识挖掘关键技术及应用研究. *数据与计算发展前沿*, 2025, 7(4): 3-19.
- Ling Z C, Li B, Wei G F, et al. Key technologies and applications of feature information extraction and knowledge mining for planetary exploration. *Frontiers of Data & Computing*, 2025, 7(4): 3-19. (in Chinese)
- 30 于登云, 张哲, 泮斌峰, 等. 深空探测人工智能技术研究与展望. *深空探测学报(中英文)*, 2020, 7(1): 11-23.
- Yu D Y, Zhang Z, Pan B F, et al. Research and prospect of artificial intelligence technology for deep space exploration. *Journal of Deep Space Exploration*, 2020, 7(1): 11-23. (in Chinese)
- 31 崔平远, 徐瑞, 朱圣英, 等. 深空探测器自主技术发展现状与趋势. *航空学报*, 2014, 35(1): 13-28.
- Cui P Y, Xu R, Zhu S Y, et al. Development status and trends of autonomous technology for deep space probes. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2014, 35(1): 13-28. (in Chinese)

Artificial intelligence empowering space science

—Case study of space weather

WANG Chi^{1,2*} LI Hui^{1,3} LUO Bingxian^{1,3} SHEN Fang^{1,2} WANG Jingjing¹
ZHANG Lingqian¹ YANG Yi¹ ZHAO Dong¹

(1 National Space Science Center, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China;

2 College of Earth and Planetary Sciences, University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China;

3 School of Astronomy and Space Science, University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

Abstract Space science is currently confronted with a triple challenge: the explosive growth of observational data, the strongly coupled cross-scale nature of physical processes, and the increasingly urgent national strategic demands. The limitations of traditional research paradigms in analytical efficiency, forecast accuracy, and autonomous capability hinder their effectiveness in meeting critical requirements such as safeguarding on-orbit satellites and ensuring the successful execution of major space missions. This study proposes a three-layer “perception–cognition–decision-making” architecture for intelligent space science. Taking space weather—a domain with strong operational relevance—as a representative case, the four-dimensional paradigm transformation driven by artificial intelligence is systematically examined across key directions, including physics-constrained modeling, explainable causal inference, autonomous agent applications, and satellite–ground collaborative observation. The profound scientific and technical challenges confronting the intelligent transformation and strategic initiatives are further explored for the holistic advancement of space science. This work aims to provide actionable technical pathways and policy frameworks for China to seize the initiative and achieve leadership in the global race of intelligent space science.

Keywords space science, artificial intelligence, research paradigm, space weather

王 赤 中国科学院院士。中国科学院国家空间科学中心主任、研究员。长期从事空间物理和空间天气研究。
E-mail: cw@spaceweather.ac.cn

WANG Chi Academician of Chinese Academy of Sciences (CAS). Professor and director of the National Space Science Center (NSSC), CAS. He has long been engaged in the research on space physics and space weather. E-mail: cw@spaceweather.ac.cn

■责任编辑: 文彦杰

*Corresponding author