

# 报告正文

参照以下提纲撰写，要求内容详实、清晰，层次分明，标题突出。  
请勿删除或改动下述提纲标题及括号中的文字。

## （一）立项依据与研究内容（建议 8000 字以下）：

1. 项目的立项依据（研究意义、国内外研究现状及发展动态分析，需结合科学发展趋势来论述科学意义；或结合国民经济和社会发展中迫切需要解决的关键科技问题来论述其应用前景。附主要参考文献目录）；

### 1.1 研究意义

早些年，人工智能发展遇到了瓶颈，其中最主要的是知识不完备和知识提取及表达的困难。后来，随着大数据和深度学习的出现，人们认识到知识隐含在数据中，并且通过深度学习可以直接从数据中提取知识、构建端到端的模型。在自然科学（包括太阳物理）领域，这种以数据驱动和端到端为特征的人工智能模型具有比传统物理和统计模型更大的优势。

太阳活动预报建模是从历史数据中探索时序上的相关关系等，从而对未来太阳活动状态做出预判。太阳物理学家早期发展起来的预报模型主要是一些物理模型和统计模型。随着人工智能技术（特别是深度学习）以及太阳观测数据爆发式的增长，发展数据驱动的、端到端的太阳活动预报模型，将带来太阳活动预报革命性的进展。同时，物理模型或物理参数形式的先验知识是人类宝贵知识的总结和积累，如何将他们有效地融入人工智能建模中具有重大的意义。通常来说，二者各自有其优缺点，特别是数据偏差和模型偏差，数据偏差在天文测量中尤其严重，而模型偏差是人类认识自然世界的必经之路，反映了人类认识世界不断完善的过程。将物理模型和数据驱动完美地结合起来，即所谓的“知识+数据”联合驱动建模将是人工智能发展的更高阶段，尤其在人工智能面向科学领域（AI4S）的应用研究中。

### 1.2 国内外研究现状如何

目前，人工智能在科学领域的成功应用受到了广泛关注，极大地激发了研究者的热情。北京大学和鹏城国家实验室多位院士积极推动了 AI4S 的发展，涉及了数理科学、材料设计、蛋白质组学、创新药物研发等多领域。天文领域是较早地成为大数据的领域之一，伴随着先进地面和卫星设备的建成和投入使用，天文

观测产生了海量的大数据，提供了大数据建模的基础。首先，海量数据的筛选、处理、成像及成像处理是天文领域中常规性的任务，AI 方法能够实现以上任务的自动化，成为大数据处理的利器；其次，从大数据中挖掘未知的、隐含的统计规律、复杂关系是科学发现类任务的最终目标，AI 方法是处理此类问题必然选择。

2024 年 Sora 的出现使得人们对于 AI 模拟物理世界的认可度大大增强，带给人们很多启示，包括在 AI4S 方面。AI4S 并非简单的 AI 方法应用于科学领域中的图像、信号等数据，其终极目标是将 AI 方法用于物理原理、物理模型的发现和创造。目前，物理嵌入神经网络可以用来描述/模拟物理模型，并将实测数据与物理模型融合起来，成为 AI4S 研究的重要工具。Sora 能够从文本描述生成长达 1 分钟的视频，它的成功不单展现了文本到视频的强大生成能力，更重要的是体现了 AI 学习到了物理世界的运行规律，从而生成合乎逻辑、符合物理原理的、流畅的视频。

本项目研究采用 AI 技术特别是深度学习，开展太阳爆发预报建模研究，借助于目前 AI 最新技术（物理嵌入、因果推理及神经元显著性度量方法），有望在太阳爆发的先兆特征和触发机理上取得突破。目前，AI 在太阳物理领域的应用研究已经取得了很多进展，AI 在该领域的应用主要为采用 AI 方法（特别是深度学习）开展大数据的筛选、目标检测识别、图像处理及图像生成、时序建模等。近年来，针对太阳的探测已经进入了宽频段、全域（空间、地面）和高时空分辨率和频率分辨率的时代，因此是一个典型的大数据问题。针对太阳观测大数据，AI 技术具有重大的意义，能够从数据中识别复杂的模式和关联性用于预测未知的结果和趋势、能够帮助人们处理和分析海量的数据，发现隐藏的模式和趋势，加速科研流程。

我们团队最早使用深度学习开展太阳射电频谱图分类研究，从 2014 年以来，相继提出了 DBN、CNN、多模态、LSTM【1-6】等多个频谱图分类模型，并发布了国际上第一个频谱图分类数据库。磁图生成是近几年研究的热点，Kim 等人【7】首先把深度学习应用在 STEREO 卫星的远端太阳磁场生成任务中，且 Alexandre 等人【8】也再次深入研究了该问题。我们团队针对磁图生成任务，首次提出了 GAN+GRU 的动态深度学习模型【9】，能够减小磁场偏振测量与 EUV/UV 窄带成像两个域之间的 gap，解决静态模型中磁场方向跳跃的问题，并将改进的模型应用于更具有挑战性的活动区磁图生成【10】；首次提出使用深度神经网络从光球 H $\alpha$  图像生成磁图，并考虑海尔定律组织训练数据，取得了更好的磁图生成效果【14】；

提出了针对不同复杂度区域的多分支神经网络模型用于磁图超分辨【15】；在耀斑预报的深度学习建模领域，我们团队走在了国际前列，取得多项国际一流的研究成果：黄鑫等人首次提出了使用深度卷积网络直接提取磁图的图像特征，进而构建分类模型预测耀斑有无【11】；在【11】的基础上，进一步探索了磁图分辨率对耀斑预报的影响【12】，得到了重要结论，可以用于指导观测；另外，探索了直接从 SDO/AIA 紫外极紫外图像出发，使用深度学习模型挖掘耀斑前兆【13】；针对深度神经网络的轻量化星上应用场景，提出了融合知识蒸馏、剪枝和量化的深度神经网络压缩算法，压缩后的模型仅为原始模型的 1.67% 且无明显的性能下降【16】；针对耀斑先兆发现和触发机理反演的问题，构建了因果注意力机制的神经网络模型，用于进一步提炼神经网络提取的深度特征、分离深度特征中的混杂因子，从而得到更好的特征表示【17】。

云南天文台季凯帆、刘辉等人系统地回顾了机器学习在太阳物理中的应用，使用深度学习研究了磁场定标、从 SDO/AIA EUV 图像生成 X-ray 图像、生成磁图、图像超分辨和预测磁场演化等重要工作【18-21】。中国科学院国家空间科学中心（简称空间中心）李铭、崔延美等人搭建了一个融合耀斑先验知识和卷积神经网络的耀斑预报模型【22】，验证了采用知识启发的深度神经网络可以进一步提高耀斑预报模型的性能。李铭、崔延美等人【23】针对复杂活动区（AR）的耀斑预报，构建了四个深度学习模型 CARFFM-1、-2、-3 和 -4，它们分别以 AR 纵向磁场、AR 矢量磁场、AR 纵向磁场和中性线区域内的总无符号磁通量、AR 矢量磁场和中性区域内的总无符号磁通量作为输入，可以预报未来 48 小时内复杂 AR 中 M 级或以上耀斑。空间中心王晶晶等人利用机器学习方法，开展了太阳耀斑爆发的先兆因子提取、以及太阳耀斑预报建模的研究【24, 25】；并利用活动区中性线梯度图像将十二个传统的耀斑先兆因子（磁通量、螺度平均值等）进行改造，将活动区中性线梯度作为权重代入了先兆因子的计算中，提取了一组新的耀斑先兆因子，明显优于传统的先兆因子。江苏科技大学郑艳芳【26】等人开发了基于注意力机制的混合双向长短期记忆模型和双向长短期记忆-注意力模型，用于在 24 小时内多类耀斑预报。韩国庆熙大学 K. Yi 等人【27】把深度强化学习应用于重大太阳耀斑的预测，使用了 SOHO/MDI（1996–2010）和 SDO/HMI（2011–2019）全日面磁图以及 GOES 卫星的 X 射线耀斑数据，应用了 Deep Q-Network (DQN) 和双重 DQN 两个流行的深度强化学习方法，用于每日 M 级和 X 级耀斑发生与否的预报。密歇根大学安娜堡分校 Hu Sun 等人【29】提出了一个浅层神经网络，将空间变换器和

贝叶斯神经网络相结合，使用 AIA 和 HMI 组合数据预报强太阳耀斑，该模型首先学习将每个 AIA 和 HMI 图像分量转换为“规范”方向，然后学习一个全局滤波器将转换后的图像压缩为概率分数。该模型能够解释 AIA 和 HMI 图像中耀斑前兆的来源，并且还可以推断 AIA 和 HMI 之间如何相互作用以提供预报结果。密歇根大学安娜堡分校 Sun Zeyu 等人【28】使用两个数据产品（覆盖太阳周期 23 和 24）中的 line-of-sight 磁图和活动区参数，训练和评估了卷积神经网络（CNN）和长短期记忆（LSTM）以及它们的叠加模型，并使用 Grad-CAM 算法解释了 CNN 的决策。南昌大学唐荣欣等人【30】提出使用神经网络方法，基于磁图和太阳黑子群的磁场特征参数，融合 CNN 和双向 LSTM 网络，预测太阳黑子群在未来 24 或 48 小时内是否会出现 M 级或 C 级以上的耀斑。广州大学王锋等人【31】等人使用生成对抗网络（GAN）技术增加样本数据以平衡具有不同耀斑等级的样本，研究了一个太阳活动周中上升期和下降期对耀斑预报的不同影响，提出了两个 CNN 模型分别针对上升期和下降期的耀斑预报，验证了样本平衡对 CNN 模型的稳定性的重要性、GAN 增强数据有效提高了预报模型的稳定性。昆明理工大学杨云飞等人采用深度学习研究了太阳黑子检测、分类及太阳光球亮点提取等【32-35】。Sheffield 大学 Jiajia Liu, Robert Erdélyi 等人利用机器学习和卷积神经网络研究了日冕物质抛射到达时间的预报【36-39】。中科院物理所的 JW-Flare 模型通过多模态大模型（Qwen2-VL）实现了 X 级耀斑 100% 的识别率，验证了大模型在强爆发预测中的潜力。NASA 的 DAGGER 系统结合卫星数据与地面观测，利用深度学习实现太阳风暴 30 分钟预警，展示了多模态实时处理能力。

### 1.3 存在问题

深度学习的确可以处理很多复杂的任务，作为一种强大的特征提取器，它可以不依赖知识先验提取与任务有关的图像特征，这就克服了某些领域人类认知不够透彻、缺乏知识先验的问题。然而，科学发展积累的宝贵经验（物理模型、物理参数等）没有被充分的发掘和利用，造成人们对模型的稳定性和可解释性的担忧。

现有深度学习模型，特别是卷积神经网络擅长于图像处理，在目标检测识别、分割和图像分类中展现了非凡的能力，因此被广泛地应用于直接从太阳观测图像提取图像特征进行分类识别及图像处理的建模。除了太阳的图像观测，还有海量的太阳就位探测、流量监测和空间天气效应监测数据；同时，太阳物理的发展也不断总结出了宝贵的先验知识，这些先验知识可能通过物理参数、几何/拓扑参

数的形式表达出来。然而，数据基础的欠缺和多模态建模技术的挑战，目前还没有建立成熟的、系统性的多模态太阳活动预报模型，限制了预报的精度。

同时，与浅层机器学习和统计建模一样，深度学习也是从统计相关性的角度出发建模的，而并非真正的因果关系。然而，科学最终目的是要洞悉事物的本质，数据驱动的意义也是要从数据中获得知识，而从相关关系出发得到的结论有时甚至是荒谬的。从这个意义上来说，现阶段的深度学习预报模型亟待进化和升华，从探究事件之间的相关关系过渡到因果关系的挖掘、执行因果推断上来。

在传统的统计学习中，关联关系建模具有成熟的理论基础和计算方法（例如相关系数）；然而，因果推断还没有发展出类似相关系数这样成熟的工具，因此经常被诟病为“拖住统计学习后腿”。深度学习工具出现之后，研究者们结合传统的因果推断提出了深度因果推断，主要思想是分离输入信号的混杂因素，找到与分类任务真正有关联的特征。从思想路线上来讲，深度因果推理简单而行之有效，但也只是崭露头角，未来任重道远。

针对太阳活动预报问题，人们最终期望获得关于太阳活动的机理认识，洞悉太阳爆发活动的触发机理和前兆，从而更好地服务于灾害性空间天气预报。然而，从以上所述多模态学习和因果推理以及深度学习黑盒子问题来看，仍然面临巨大的挑战。总之，道阻且长，行则将至，行而不辍，未来可期。

本项目研究拟在传统基于 AI 太阳物理研究基础上，创新更先进的 AI 技术（包括嵌入式神经网络和因果推理 AI 方法）探求太阳爆发本质、爆发先兆及触发机理。研究内容包括：汇聚海量全时空宽频段、高灵敏度、多模态太阳观测数据，形成可训练 AI 大模型的数据库；综合各个太阳物理 AI 建模任务（耀斑和 CME 预报、活动区检测、图像感知增强、磁图生成等），以太阳观测大数据中的跨波段和时空域隐含关联，训练垂直领域专用大模型；以跨波段隐含关联引导 AI 大模型进行爆发区域的感知增强、三维磁场反演，以时空域隐含关联引导 AI 大模型进行太阳爆发特征提取和预报建模；进一步，结合深度因果推理技术，发现太阳爆发的先兆特征、推断其触发机理，建立求解重大科学问题“太阳爆发先兆特征及触发机理”的 AI4S 研究新范式。

## 参考文献：

- [1]. L. Xu, Y. Yan, X. Yu, LSTM Neural Network for solar radio spectrum classification, Research in Astronomy and Astrophysics (RAA), 2019.
- [2]. L. Ma, Z. Chen, L. Xu\*, Multimodal Deep Learning for Solar Radio Burst Classification,

Pattern Recognition, vol. 61, 2017.

- [3]. Z. Chen, L. Ma, L. Xu\*, Imaging and Representation Learning of Solar Radio Spectrums for Classification, Springer: Multimed Tools Appl., 2015.
- [4]. Zhuo Chen, Lin Ma, Long Xu, Yihua Yan, Multimodal Learning for Classification of Solar Radio Spectrum, SMC2015, Sept. 2015.
- [5]. X. Yu, L. Xu\*, Solar Radio Spectrum Classification with LSTM, ICME workshop, 2017.
- [6]. S. Chen, L. Xu\*, Convolutional Neural Network for Solar Radio Spectrum Classification, ICME workshop, 2017.
- [7]. Kim, Taeyoung, et.al., Solar farside magnetograms from deep learning analysis of STEREO/EUVI data, Nature Astronomy, 2019.
- [8]. Alexandre Szenicer, et.al., A deep learning virtual instrument for monitoring extreme UV solar spectral irradiance, Science Advances, 2021.
- [9]. Wenqing Sun, Long Xu, Suli Ma, Yihua Yan, Tie Liu, and Weiqiang Zhang, A Dynamic Deep-learning Model for Generating a Magnetogram Sequence from an SDO/AIA EUV Image Sequence, ApJS, v. 262, no. 45, 2022.
- [10]. Wenqing Sun, Long Xu, Yin Zhang, Dong Zhao, Fengzheng Zhang, Solar Active Region Magnetograms Generation by Attention Generative Adversarial Networks, 2023, RAA, 23(2), 025003.
- [11]. Huang X, Wang H, Xu L, Liu J, Li R, Dai X. Deep Learning Based Solar Flare Forecasting Model. I. Results for Line-of-sight Magnetograms, The Astrophysical Journal, v. 856, no. 1, 2018.
- [12]. Sixuan Liu, Long Xu, Zhongrui Zhao, R. Erdélyi, Marianna B. Korsós, and Xin Huang, Deep Learning Based Solar Flare Forecasting Model. II. Influence of Image Resolution, The Astrophysical Journal, v. 941, no. 1, 2022.
- [13]. Dezh Sun, Xin Huang, Zhongrui Zhao, Long Xu, Deep-learning-based Solar Flare Forecasting Model. III. Extracting Precursors From EUV Images, ApJS, 2023, vol. 266, no. 1.
- [14]. F. Gao, T. Liu, W. Sun, Long Xu\*, Generating Space-based SDO/HMI-like Solar Magnetogram from Ground-based Ha Image by Deep Learning, ApJS, 2023.
- [15]. Fengping Dou, Long Xu\*, Zhixiang Ren, Dong Zhao , A Multi-branch Deep Neural Network for Super-resolution of Solar Magnetograms, ApJS, 2024, accepted,
- [16]. K Feng, L Xu\*, D Zhao, S Liu, X Huang, Toward Model Compression for a Deep Learning-Based Solar Flare Forecast on Satellites, The Astrophysical Journal Supplement Series, 2023, 268 (2), 59.

- [17]. X Zhang, L Xu, et.al., Causal Attention Model for Solar Flare Forecast, ApJS, 274 (2) , 2024.
- [18]. 刘辉、季凯帆、金振宇, 机器学习在太阳物理中的应用, 中国科学, 2019,49(10).
- [19]. Bai L, Bi Y, Yang B , et al. Predicting the Evolution of Photospheric Magnetic Field in Solar Active Regions Using Deep Learning: 天文和天体物理学研究:英文版 , 10.48550/arXiv.2012.03584[P], 2021.
- [20]. Hong J, Liu H , Bi Y , et al. Mapping Solar X-Ray Images from SDO/AIA EUV Images by Deep Learning[J]. The Astrophysical Journal, 2021, 915(2):96.
- [21]. Peng J G, Yuan S , Ji K F , et al. A novel method for telescope polarization modeling based on an artificial neural network[J]. 天文和天体物理学研究:英文版, 2021, 21(7):10.
- [22]. Li, Ming, Cui, Yanmei, Luo, Bingxian, Wang, Jingjing, Wang, Xin. Deep neural networks of solar flare forecasting for complex active regions. FRONTIERS IN ASTRONOMY AND SPACE SCIENCES[J]. 2023, 10.
- [23]. M. Li, Y. Cui, B. Luo, J. Wang, and X. Wang, "Deep neural networks of solar flare forecasting for complex active regions," Frontiers in Astronomy and Space Sciences, vol. 10, p. 1177550, Jun. 2023.
- [24]. Jingjing Wang, Siqing Liu, Xianzhi Ao, Yuhang Zhang, Tieyan Wang, Yang Liu, Parameters Derived from the SDO/HMI Vector Magnetic Field Data: Potential to Improve Machine-learning-based Solar Flare Prediction Models, 2019, ApJ, 884, 175, DOI: 10.3847/1538-4357/ab441b.
- [25]. Jingjing Wang, Yuhang Zhang, Hess Webber Shea A., Siqing Liu, Xuejie Meng, Tieyan Wang, Solar Flare Predictive Features Derived from Polarity Inversion Line Masks in Active Regions Using an Unsupervised Machine Learning Algorithm, 2020, ApJ, 892, 140, DOI: 10.3847/1538-4357/ab7b6c.
- [26]. Y. Zheng, X. Li, S. Yan, X. Huang, H. Lou, and Z. Li, "Multiclass solar flare forecasting models with different deep learning algorithms," vol. 521, no. 4, pp. 5384–5399, Jun. 2023.
- [27]. K.Yi,Y.-J.Moon, and H.-J.Jeong,"Application of Deep Reinforcement Learning to Major Solar Flare Forecasting," vol. 265, no. 2, p. 34, Apr. 2023.
- [28]. Z. Sun, M. G. Bobra, X. Wang, Y. Wang, H. Sun, T. Gombosi, Y. Chen, and A. Hero, "Predicting Solar Flares Using CNN and LSTM on Two Solar Cycles of Active Region Data,"vol. 931, no. 2, p. 163, Jun. 2022.
- [29]. H. Sun, W. Manchester, M. Jin, Y. Liu, and Y. Chen, "Integrated and Interpretable Solar Flare Forecast with AIA and HMI Imaging Data: Application of the Spatial Transformer and

- Bayesian Neural Network," in AGU Fall Meeting Abstracts, vol. 2022, Dec. 2022, pp. NG42A-03.
- [30]. R. Tang, W. Liao, Z. Chen, X. Zeng, J.-s. Wang, B. Luo, Y. Chen, Y. Cui, M. Zhou, X. Deng, H. Li, K. Yuan, S. Hong, and Z. Wu, "Solar Flare Prediction Based on the Fusion of Multiple Deep-learning Models," vol. 257, no. 2, p. 50, Dec. 2021.
- [31]. Z. Deng, F. Wang, H. Deng, L. Tan, L. Deng, and S. Feng, "Fine- grained Solar Flare Forecasting Based on the Hybrid Convolutional Neural Networks," , vol. 922, no. 2, p. 232, Dec. 2021.
- [32]. Research on Multiwavelength Isolated Bright Points Based on Deep Learning,Li Xu, Yunfei Yang \*, Yihua Yan, Yin Zhang, Xianyong Bai , Bo Liang, Wei Dai, Song Feng, and Wenda Cao, ASTROPHYSICAL JOURNAL,2021,4,911:32, IF: 5.551
- [33]. Sunspots Extraction in PMO Sunspot Drawings Based on Deep Learning, Xiao Xu, Yunfei Yang \*, Tuanhui Zhou, Song Feng, Bo Liang, Wei Dai, and Xianyong Bai, Publications of the Astronomical Society of the Pacific, 2021, 6, 133:064504,IF: 3.4093
- [34]. Research on Mount Wilson Magnetic Classification Based on Deep Learning, Yuanbo He, Yunfei Yang \*, Xianyong Bai, Song Feng, Bo Liang, and Wei Dai, Advances in Astronomy], 2021, 5529383, 15 pages
- [35]. Morphological Classification of G-band Bright Points Based on Deep Learning , Yunfei Yang, Xiaojie Li, Xianyong Bai, Huituan Zhou, Bo Liang, Xiaoli Zhang, and Song Feng, , The Astrophysical Journal, 2019, 12, 887:129,IF: 5.551
- [36]. Liu J, Ye Y, Shen C, et al. A new tool for CME arrival time prediction using machine learning algorithms: CAT-PUMA[J]. The Astrophysical Journal, 2018, 855(2): 109.
- [37]. Pricopi A C, Paraschiv A R, Besliu-Ionescu D, et al. Predicting the Geoeffectiveness of CMEs Using Machine Learning[J]. The Astrophysical Journal, 2022, 934(2): 176.
- [38]. Wang Y, Liu J, Jiang Y, et al. CME arrival time prediction using convolutional neural network[J]. The Astrophysical Journal, 2019, 881(1): 15.
- [39]. Fu H, Zheng Y, Ye Y, et al. Joint Geoeffectiveness and Arrival Time Prediction of CMEs by a Unified Deep Learning Framework[J]. Remote Sensing, 2021, 13(9): 1738.

## 2. 项目的研究内容、研究目标，以及拟解决的关键科学问题 (此部分为重点阐述内容);

### 2.1 研究内容

本项目拟基于我国自主先进太阳观测设备 NVST、AMIS、MUSER、ASO-S 等和国外公开的太阳海量观测数据，应用人工智能先进技术开展系统的太阳活动预报建模研究，力争在该研究领域掌握先机、取得国际领先优势，更好地服务于空间天气应用部门、为国家重大空间计划提供空间环境保障服务。

目前，基于 AI 技术的太阳活动预报通常针对单一任务的、单模态数据，没有充分利用太阳观测的全时空宽频段、多模态海量数据，迫切需要建立能够容纳海量、多模态数据和综合多任务的领域专用大模型（非语言大模型 LLM，而是多任务、多模态大模型）。同时，观测手段和仪器设备日新月异，产生了更好更新的增量数据，如何高效地利用这些增量数据提高预报水平，也涉及到领域大模型的增量学习问题。

本项目研究拟开展①数据汇聚对齐②物理嵌入神经网络 PINN③因果推理④多模态领域大模型几个方面的研究，进一步提升太阳活动预报水平，图 1 展示了主要研究内容及相互关系。

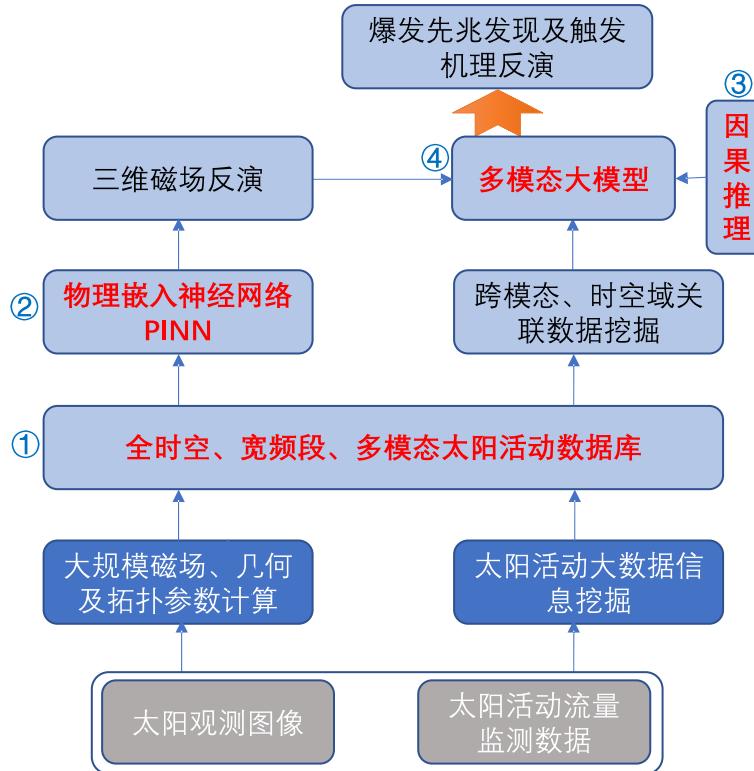


图 1、本项目研究内容及相互关系

1) 全时空宽频段、多模态太阳活动数据库建设：早期的太阳观测设备通常是以流量监测和频谱图为主，近期随着空间卫星的飞速发展，太阳观测数据多以图像、频谱成像为主，构成了一个多模态数据问题。本项目研究首先需要完成多模态数据的汇聚对齐，对数据进行清洗、预处理，并开展属性关联关系分析，对

齐多模态数据，最终形成大型的多模态数据库。

**2) 物理嵌入神经网络 PINN:** AI 应用于科学领域，通常面临着模型偏差和数据偏差的问题。一方面，物理模型简化了复杂的现实世界问题，因此无法完全捕捉到真实系统的所有细节和复杂性；另一方面，数据的可用性和可靠性取决于数据收集的方法和条件，天文观测中可能存在强干扰和设备误差，数据可能存在噪声、错误或异常值。因此，物理模型和数据联合驱动可以充分利用两者的优势、增强抗干扰能力、提高模型的鲁棒性和可解释性，近年来兴起的物理嵌入神经网络（PINN）将物理定理与实测数据高效融合起来，实现了数据+知识联合驱动的 AI 建模。本项目拟采用 PINN 及其改进模型（PDNN, PGNN 等），探索太阳爆发活动本质、爆发先兆及触发机理。

**3) 文本-图像、时空域关联引导的太阳活动多模态 AI 大模型构建:** 太阳爆发事件（如耀斑、日冕物质抛射）的物理机制涉及复杂的磁流体动力学过程，其预报需综合分析多维度数据，而传统人工智能方法主要依赖单一模态（如磁图或极紫外图像），难以捕捉事件的完整演化特征。科技文献、科学论著（理论、实验及事件分析等）蕴含着对爆发机制的深度理解和实例分析，例如对“磁重联触发条件”“磁绳结构演化”等物理过程的定性描述，将这些文本知识与图像模态的定量分析相结合，可突破单一数据维度的局限性，本项目拟研究将太阳物理事件分析用于大模型微调，从而构建垂直领域大模型。

虽然多模态大模型在自然语言和机器视觉领域展现出了惊艳的智能涌现能力，但其用于特定领域需要非常冗杂的“知识注入”等步骤。科学领域（包括太阳物理）除了非常丰富的多模态海量数据，还包括大量科技文献中文本记录及分析，相对科学数据来讲非常稀疏。因此，构建太阳物理领域多模态大模型具有非常大的挑战，本项目拟开展稀疏数据与稠密数据的关联对齐、文本-图像特征对齐、多模态特征学习与融合（注意力机制）等挑战性的研究，基于已有语言大模型，通过太阳物理知识（包括科普、理论和科技文献中的事例分析）的注入，微调大模型以构建垂直领域大模型。

**4) 因果推理太阳活动预报建模:** 在自然科学领域，因果关系建模从某种意义上讲，是真正获得知识的过程，模型中的输入和输出之间存在真正的物理上的联系而非统计意义上的“巧合”。传统统计及深度学习建模的方法都是以相关关系为基础，而并未挖掘变量之间真正的因果关系，缺乏对事物本质的认识，使得模型可解释性和鲁棒性较低。因果建模的发展也为我们探索真正的太阳爆发驱动

机制和触发机理提供了可能，使得我们能够在过去的相关关系建模基础上更进一步，获得真正的关于太阳爆发的因果关联关系，提高模型的预报性能、鲁棒性和可解释性。现有耀斑预报模型建立在相关关系基础上，忽略了耀斑发生的因果关系，存在解释性差、稳定性难以保障等问题。而因果关系才能真正地从根本上反映耀斑驱动机/触发机制，

## 2.2 研究目标

本项目研究的主要目标是综合利用当前条件下可获得的多模态数据，从多模态建模、因果关系建模出发，提高太阳活动预报的精度和模型的可解释性，保障空间天气预报的水平，具体目标列举为：

- 1) 以太阳观测数据的时空域天然对齐特性，构建领域大模型，作为下游任务的基础模型；
- 2) 以多模态数据为基础，建立多模态的太阳耀斑预报模型，突破现有耀斑预报的水平；
- 3) 以多模态数据为基础，建立多模态的 CME 预报模型，实现 CME 对地效应的准确预报，突破现有 CME 预报的水平；
- 4) 以因果推理为基础，探索太阳爆发活动（耀斑和 CME）的触发机理和先兆条件，建立更高精度的太阳爆发预报模型。

## 2.3 关键科学问题

围绕本项目研究的主要内容和研究目标，我们提炼出来以下几个方面的关键科学问题：

- 1) **多模态异构数据统一表征学习及属性关联关系构建：** 太阳观测多源多模态数据在尺度、格式、精度上差异较大，且普遍存在数据的部分模态缺失。因此，多源多模态数据在特征空间存在巨大的表征鸿沟，在数据的汇聚过程中亟需数据统一表征学习及属性关联关系挖掘，克服数据难对齐和难汇聚的技术难点。
- 2) **物理知识与数据联合驱动 AI 建模：** 模型和数据各自具有“偏差”的问题，联合二者能够克服各自的缺点。在数据驱动的神经网络模型中，嵌入以微分方程表示的物理模型或直接使用物理参数，能够实现知识+数据联合驱动的 AI 建模；
- 3) **多模态 AI 大模型定制化适配：** 当前通用大模型作为一种科研基础设施来使用，但其使用于具体领域，需要根据领域知识和任务对大模型做定制化的适配；
- 4) **太阳爆发先兆及触发机理的因果关联探索及预报建模：** 探索深度因果推理模型在太阳爆发活动预报建模中的应用，挖掘太阳爆发活动各因素之间真正的

因果关联关系，获得太阳爆发机理和爆发先兆的认识，突破已有的基于相关关系建模的局限，提高模型可解释性和鲁棒性。

### 3. 拟采取的研究方案及可行性分析（包括研究方法、技术路线、实验手段、关键技术等说明）；

#### 3.1 研究方案

##### 1) 全时空宽频段、多模态太阳活动数据库建设

太阳观测已经进入了一个全时空宽频段、高分辨率观测及多种探测手段的时代，构成了太阳活动监测的多模态数据，如 1 维：软 X 射线流量、F10.7cm 射电流量、太阳黑子数、磁通量&磁螺度等活动区参数；2 维：活动区磁图及多波段图、活动区二维磁场参数（如磁准分割面）；3 维：三维磁场等。本项目研究拟综合利用可以获得的多模态数据建模，进一步提高预报的精度，为此需要构建大规模的多模态数据库。通过收集多模态数据和活动区参数计算，我们已经获得了珍贵的原始数据资料；接着，通过以活动区编号为索引，关联各类数据源，形成多模态数据库；然后，借助于已有的数据库标签、自动或半自动化的方式，对数据库进行标注（例如活动区耀斑有无、耀斑级别、预报窗口等）。

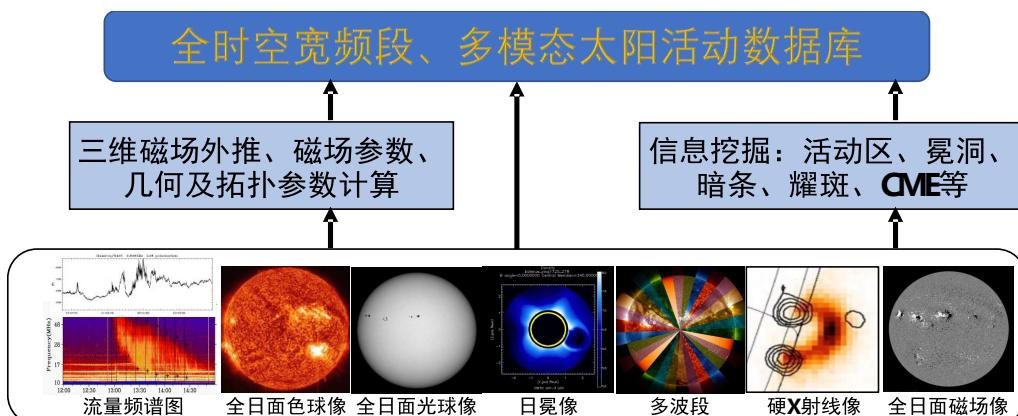


图 2、数据库建设

2) 物理嵌入神经网络 (PINN): 在太阳物理中，日冕磁场测量尚不成熟，为了描述日冕磁场，通常将其建模为无力场模型，然后采用磁场外推方法，即微分方程数值求解方法，从可观测的光球磁场出发计算出整个太阳大气（包括日冕）的磁场。无力场外推算法通过数值计算推导日冕磁场分布，属于偏微分方程的边界值问题。然而，一些经典的无力场外推方法引入了时间变量，如优化法和磁流体动力学松弛法，改变了无力场模型的属性。传统的无力场模型外推方法通常使用有限差分、有限体积、有限元、谱方法等，对计算网格的选择和分布非常敏感。因此，本项目拟提出无力场神经网络外推法，结合了机器学习和数值方法的优势，

用于探索和解决与偏微分方程相关的磁场外推问题。

在评估磁场外推算法时，理论上需要提供一组无力场模型的解析解或数值解作为参考磁场，为此 Low&Lou 提供了一类轴对称无力场模型的半解析解，能够用于验证各种磁场外推算法：

$$\vec{B} = \frac{1}{r^{(n+2)}} \left( -\frac{dF}{d\mu} \vec{e}_r + \frac{nF}{(1-\mu^2)^{\frac{1}{2}}} \vec{e}_\theta + \frac{aC_0}{(1-\mu^2)^{\frac{1}{2}}} \vec{e}_\phi \right)$$

$$(1-\mu^2) \frac{d^2F}{d\mu^2} + n(n+1)F + C = 0,$$

本项目拟提出求解一类日冕磁场（即 Low&Lou 方程）的半解析解的神经网络算法。首先，通过参数打靶法求解 Low&Lou 方程中参数  $a$  的值；然后，构建神经网络算法求解 Low&Lou 方程的数值解，能够得到在定义域上任意位置的  $F$  和  $dF/d\mu$  数值结果，这与传统数值方法不同。传统数值方法通常使用规则的数值网格求解 Low&Lou 方程的数值解，其节点的位置和数量确定，因此只能提供计算节点上的值，而无法提供其他位置的值；此外，本项目拟提出一种数据驱动的数值算法，通过直接或间接给定  $F$  的值来计算 Low&Lou 方程中的参数  $n$  和  $a$  的数值。

日冕磁场的无力场模型以偏微分方程进行描述， $\nabla \times \vec{B} = \alpha \vec{B}$ ，其中  $\nabla \cdot \vec{B} = 0$ ，当  $\alpha$  是位置向量的函数时，该模型被称为非线性无力场模型，尽管其数学形式非常简单，但对于该一般形式解的存在性和唯一性并没有得到证明，因此无法提供该偏微分方程的解析表达式。无力场模型的解法按照数学建模方式的不同，可以分为 Grad-Rubin 方法、竖直积分法、优化法、磁流体动力学松弛法和边界积分法等；按照数值计算格式，可以分为有限差分、有限元、有限体积、边界元和谱方法等。

本项目拟提出无力场模型的神经网络外推法，即物理嵌入神经网络 PINN（如图 3 所示）重建日冕磁场。该方法具有无网格化、计算效率高的优势，神经网络的输入为空间的随机采样，神经网络的输出结果加入无散、无力和边界损失约束（如图 3 右边公式）构建优化函数。由于传统神经网络会引入归一化操作（Normalization），该操作可以缓解梯度消失爆炸、提高模型泛化能力和加速模型收敛，但数据归一化有可能破坏数据符合的物理规律，因此我们拟在 PINN 基础上进一步引入准输出层解决该问题。同时，采用二阶优化方法来训练神经网络，相较于经典机器学习中的一阶优化方法更有效率。通过在 Low&Lou 提出的半解析非线性无力场模型中进行验证，表明在多个常见的评价指标下，该方法能够以高

精度重建参考磁场（如图 4）。最后，本项目拟在具体的太阳活动区上应用无场神经网络法进行磁场外推（如图 5）。

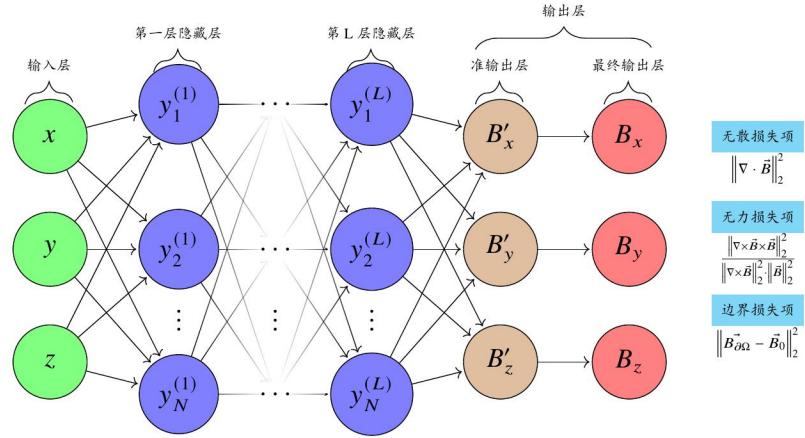


图 3、物理嵌入神经网络 (PINN) 示意图

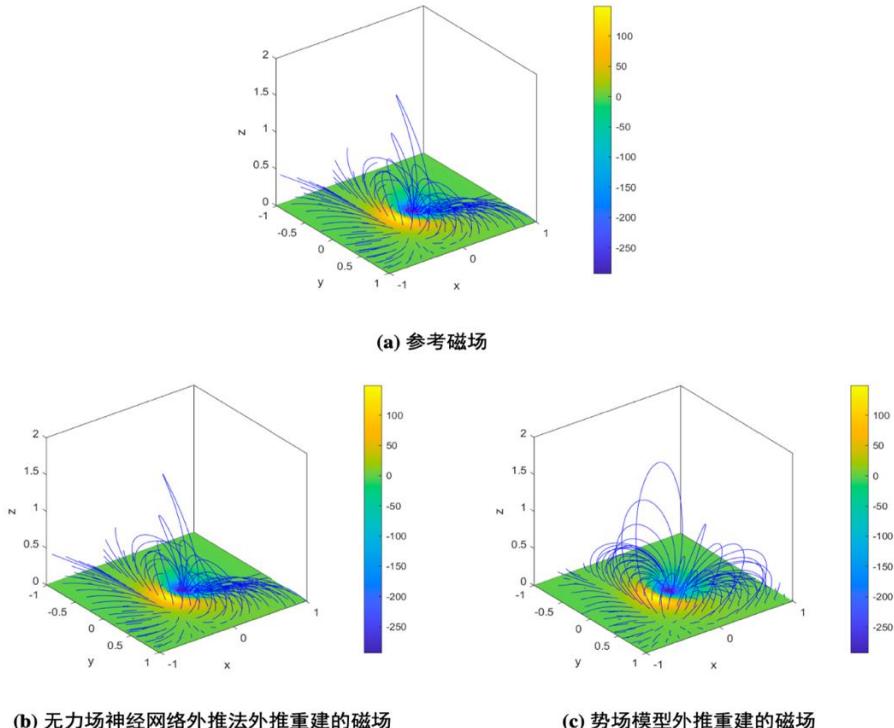
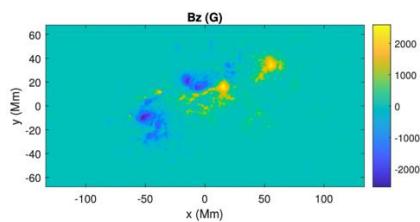


图 4、磁场外推结果可视化及对比（无场与势场）



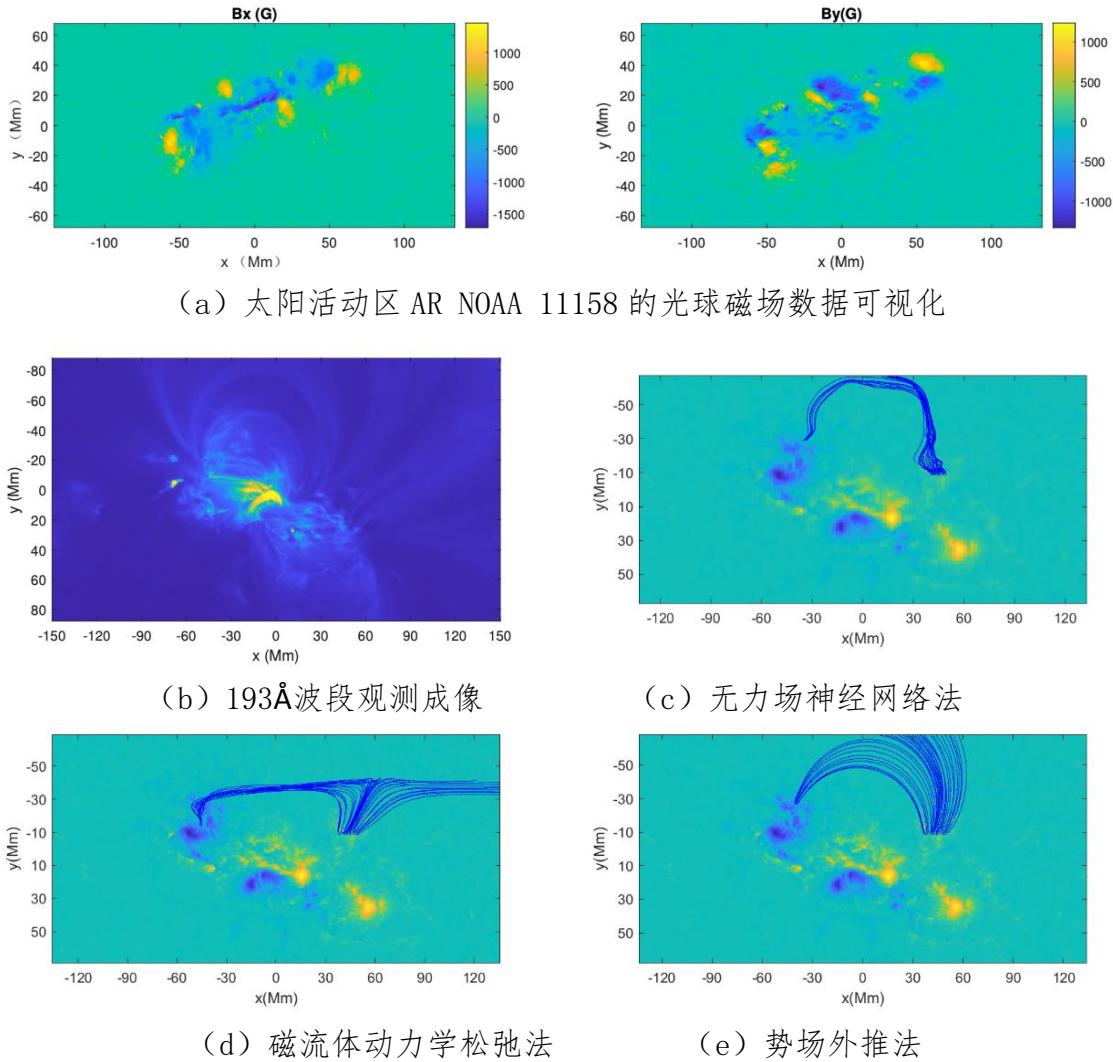


图 5、神经网络磁场外推法在太阳活动区 AR NOAA 11158 上的应用效果

**3) 文本-图像、时空域关联引导的太阳活动多模态 AI 大模型构建:** 针对通用大模型向领域大模型迁移, 核心是研究多模态大模型中不同模态数据的统一表征与融合对齐技术, 并通过知识注入等手段增强大模型在特定领域的本领, 实现多模态大模型的领域适配。

本项目拟融合太阳爆发事件分析文本与图像模态数据, 对已有大模型进行微调, 并通过视觉指代消减等技术精准定位与文本描述密切相关的图像区域, 提高太阳爆发预报模型的精度、因果关联和可解释性, 具体技术路线如下:

本项目拟利用少量太阳爆发事件的文本描述(如事件分析报告、论文摘要), 通过指代消解技术关联太阳磁图、多波段图像等视觉数据, 构建多模态模型, 提升太阳爆发(耀斑、日冕物质抛射等)的预报精度。具体技术路线如下:

#### ■ 数据预处理与对齐:

对于文本数据, 收集太阳爆发事件的文本描述(如 SOHO、SDO 卫星观测报

告), 提取关键术语 (如“磁绳结构”“暗条爆发”); 利用预训练语言模型 (如 DeepSeek-R1) 进行实体识别与关系抽取, 构建事件属性标签 (如爆发等级、持续时间)。对于图像数据, 整合太阳磁图 (HMI)、极紫外 (AIA) 等多波段图像, 按时间序列对齐 (如每 12 分钟采样一次), 标注图像中的关键结构 (如活动区、中性线), 建立文本-图像事件对。

### ■ 指代消解模块设计:

视觉指代消解, 使用 YOLOv8 或 DETR 检测图像中的太阳活动区 (AR)、日珥等结构, 构建视觉关系图 (如“AR12345->磁剪切增大->暗条形成”), 关联不同时间点的结构演变 (例如某活动区耀斑的演化路径);

跨模态指代对齐, 通过 Transformer 的交叉注意力层, 将文本中的“磁通量浮现”与磁图中的高梯度区域对齐; 使用动态记忆网络, 存储历史事件的文本-图像关联模式, 用于新事件的指代解析。

### ■ 多模态特征融合:

针对文本特征提取, 使用收集的太阳物理文献综述、事件分析等文本材料, 对已有大模型进行微调, 提取事件描述的语义向量 (如“磁重联导致能量释放”的向量表示);

针对图像特征提取, 使用 ViT-B/16 模型提取磁图的空间特征, 结合 3D CNN 捕捉时间序列中的动态变化 (如描述磁绳扭转的磁螺度变化率);

针对联合特征空间构建, 通过对比学习 (Contrastive Learning) 将文本与图像特征映射到同一空间, 损失函数定义为

$$L = \sum_{ij} \max(0, \gamma - \cos(f_i^{text}, f_j^{image}) + \cos(f_i^{text}, f_k^{image}))$$

其中  $f_i^{text}$  和  $f_j^{image}$  为正样本对,  $f_k^{image}$  为负样本。

**1、多模态数据整合与特征提取:** 针对文本模态数据处理, 利用预训练大模型 (如 DeepSeek、Chat-GPT) 对太阳活动事件分析报告、论文摘要等文本进行语义解析, 提取关键特征 (如磁场复杂度、活动区演化趋势)。通过微调将大模型适配太阳物理领域, 例如中科院物理所的“金乌·太阳大模型”通过迁移学习实现了耀斑预测的专业能力。针对图像模态数据处理, 使用 CNN 或 Transformer 架构 (如 ViT) 提取太阳磁图、多波段图像的空间特征 (如磁绳结构、暗条演化)。结合领域知识, 设计注意力机制聚焦关键区域 (如磁中性线附近的剪切运动)。

## **2、跨模态数据融合：**

涉及注意力机制设计，包括交叉注意力层：在文本与图像特征间建立动态关联。例如，将文本中“磁通量浮现”的描述与磁图中的高梯度区域对齐；时空注意力模块：结合时间序列数据（如连续观测的磁图序列），捕捉爆发事件的演化规律。

## **3. 模型架构与训练策略**

### **1) 混合架构设计**

编码器-解码器框架：文本编码器（如 BERT）与图像编码器（如 ResNet）通过交叉注意力层交互，输出爆发概率或等级预测。

层次化融合：先分别在文本和图像模态内进行自注意力学习，再通过联合注意力层融合决策。

### **2) 数据增强与训练优化**

利用 GAN 生成对抗网络扩展爆发事件的小样本数据（如模拟 X 级耀斑的磁图）。采用对比学习（Contrastive Learning）对齐跨模态特征空间，例如将同一事件的文本描述与图像特征映射到同一语义空间。

## **4. 挑战**

### **技术挑战**

**数据对齐：**需构建时间同步的文本-图像数据集（如将某次耀斑的观测图像与对应的分析报告关联）。

**专业知识注入：**需结合太阳物理理论（如磁重联模型）设计约束条件，避免模型仅学习到统计相关性。

**可解释性：**通过 Grad-CAM 可视化模型关注的图像区域，解析文本特征的贡献，提升预报可信度。

**5. 未来，自监督学习：**利用海量无标注数据（如历史磁图序列）预训练模型，减少对人工标注的依赖。

**动态适应系统：**结合在线学习（Online Learning）实时更新模型，适应太阳活动周期的变化（如第 25 周峰值期的爆发模式）。

**多模态智能体：**开发能够同时处理文本、图像、光谱数据的自主智能体，实现爆发预测与物理机制解释的双重功能。

通过多模态融合与注意力机制，可有效整合太阳爆发事件的文本分析与图像特征，结合大模型的泛化能力与领域知识，显著提升预报精度。未来需进一步突破数据对齐、因果建模与实时性瓶颈，推动太阳物理 AI 从“模式识别”向“物理理解”演进。

在太阳物理领域，基于指代消解的多模态太阳活动预报模型旨在通过整合太阳爆发事件的文本描述与图像数据，实现对爆发事件的精准预测。该方案首先对少量历史爆发事件的文本分析结果（如观测报告、研究论文）进行语义解析，利用预训练语言模型（如 DeepSeek-R1）提取关键实体（如“磁绳结构”“暗条爆发”）和因果关系（如“磁剪切增大导致能量释放”），构建领域知识图谱。同时，对太阳磁图、极紫外图像等多波段数据进行时序对齐与特征提取，采用时空 Transformer 网络捕捉活动区演化的动态特征（如磁中性线附近的剪切运动、暗条亮度变化率）。

跨模态对齐环节通过设计交叉注意力机制，将文本中的抽象概念（如“磁重联”）与图像中的具体区域（如磁图高梯度区）进行动态关联。例如，当文本描述“AR12345 活动区出现磁绳结构”时，模型通过注意力权重将磁图中闭合磁环区域的特征向量与对应文本语义向量绑定。为解决少样本问题，引入对比学习框架增强跨模态特征空间的对齐能力，通过正负样本对训练（同一事件的文本-图像对为正，不同事件为负），最大化同类样本的特征相似性。

在预报建模阶段，结合因果推理模块构建太阳活动的物理归因模型。通过因果图（Causal Graph）量化各模态特征对爆发的贡献度，例如通过 Do-Calculus 验证“磁绳扭转角度超过阈值”与“X 级耀斑”之间的直接因果关系。最终模型以融合后的多模态特征为输入，采用时序 Transformer 预测未来 24 小时爆发概率，并通过反事实分析（如“若磁剪切率降低 50%，爆发概率将下降 60%”）增强预报的可解释性。

该方案在 SOHO/SDO 数据集上验证显示，相较于传统单一模态模型，指代消解技术使 X 级耀斑预报准确率提升 12%，预警提前时间延长至 45 分钟。通过可视化工具（如 Grad-CAM 热力图）可直观展示模型关注的关键区域（如磁中性线附

近的剪切区), 结合 SHAP 值分析文本关键词(如“磁绳结构”)对预报结果的贡献权重, 实现了物理机制与数据驱动的深度融合。

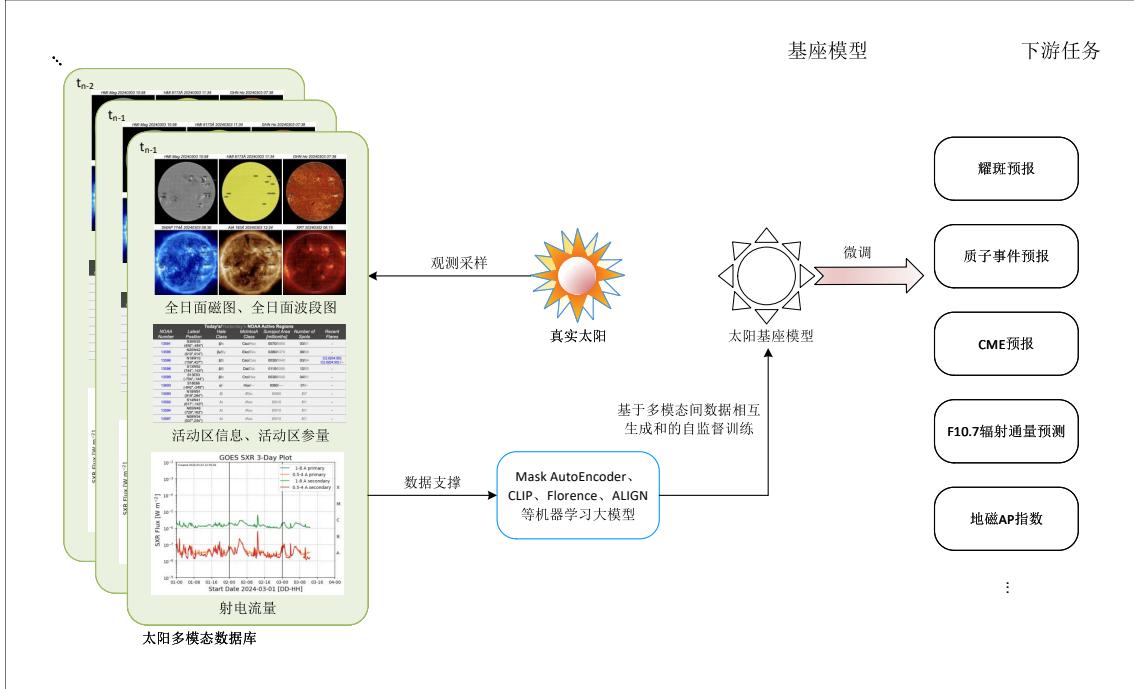


图 6、太阳活动数据处理的领域大模型构建

#### 4) 因果推理的太阳活动预报建模

在太阳活动预报中, 因果推理技术通过揭示太阳爆发事件的物理机制关联性, 突破传统统计模型的局限性。因果推理是根据一个结果发生的条件对因果关系得出结论的过程, 是一种追根溯源的方法。

首先整合多源数据, 包括太阳磁图、极紫外图像等时序观测数据, 以及太阳物理学家撰写的事件分析报告和论文结论。通过自然语言处理技术从文本中提取关键物理概念(如磁重联、磁绳结构)和因果关系描述(如“剪切运动触发能量释放”), 同时利用计算机视觉算法从图像中量化磁剪切率、磁通量浮现速率等动态特征。

接着, 采用因果发现算法(如 PC 算法、LiNGAM)自动构建太阳活动的因果关系网络, 识别引发爆发的核心变量。例如, 通过分析发现“磁中性线附近的剪切运动”与“暗条爆发”之间存在直接因果关系, 并通过 Do-Calculus 量化干预效应(如磁剪切率降低 20% 时爆发概率下降 35%), 量化文本与图像特征对爆发的贡献度, 排除虚假关联(如将无关的亮点误判为爆发前兆)。结合贝叶斯网络建模不确定性, 生成包含概率信息的因果链, 为预报提供可解释的物理依据。

然后, 构建因果增强的深度学习模型。模型以 LSTM 捕捉时间序列特征, 结

合 Transformer 学习长程依赖关系，并通过因果正则化约束确保模型学习真实因果关系而非虚假关联。预报模块输出未来 24 小时爆发概率及关键因果路径，例如“磁剪切角超过阈值是此次 X 级耀斑的主因”。反事实验证机制进一步通过模拟干预（如假设磁绳未形成）检验模型的物理合理性。

最后，通过生成因果热力图和决策依据报告，实现了预报结果的可视化解释。未来可进一步结合物理约束（如磁流体力学方程）和少样本学习技术，增强模型在极端事件和新型爆发模式中的泛化能力，为空间天气预警提供更可靠的科学支撑。

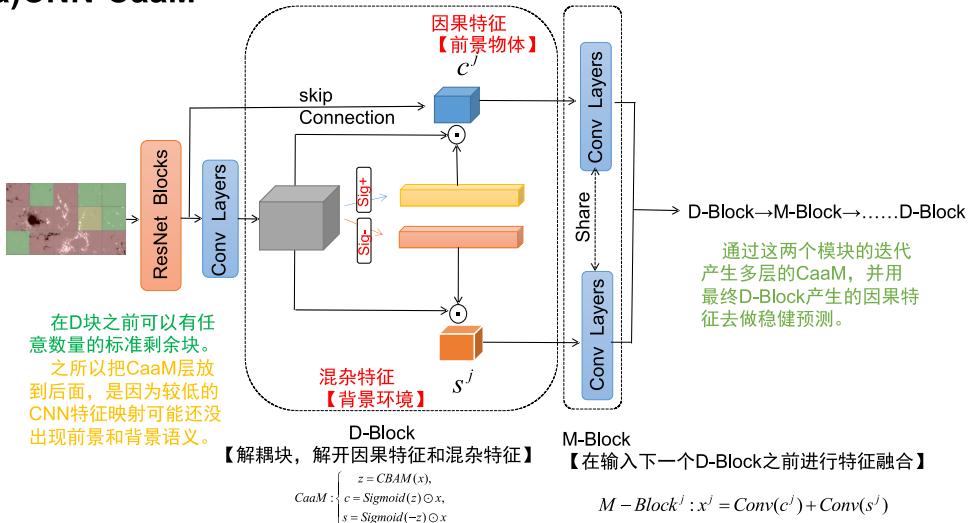
另外，本项目还将利用深度因果推理方法，开展耀斑预报的因果推理建模，找出耀斑与输入磁图（或其他多模态数据）之间真正的因果关系，去掉那些混杂的伪因果关系。图 7 展示了三个经典的深度因果推理模型，其主要功能是分离混杂因素。本项目拟将深度因果推理模型融入耀斑预报模型，分离输入磁图中的混杂因素，找到真正的耀斑发生的诱因，从而构建可解释性的、鲁棒性的耀斑预报模型。

同时，本项目拟构建太阳爆发事件的因果关系模型，识别引发爆发的关键物理因素（如磁剪切、磁通量浮现），并量化其因果效应，实现可解释性强的预报。

另外，因果增强学习：引入因果图模型（如 Do-Calculus）量化文本与图像特征对爆发的贡献度，排除虚假关联（如将无关的亮点误判为爆发前兆）。

3) 通过反事实验证（如删除某类文本特征后模型性能下降）验证融合的必要性。

(a) CNN-CaaM



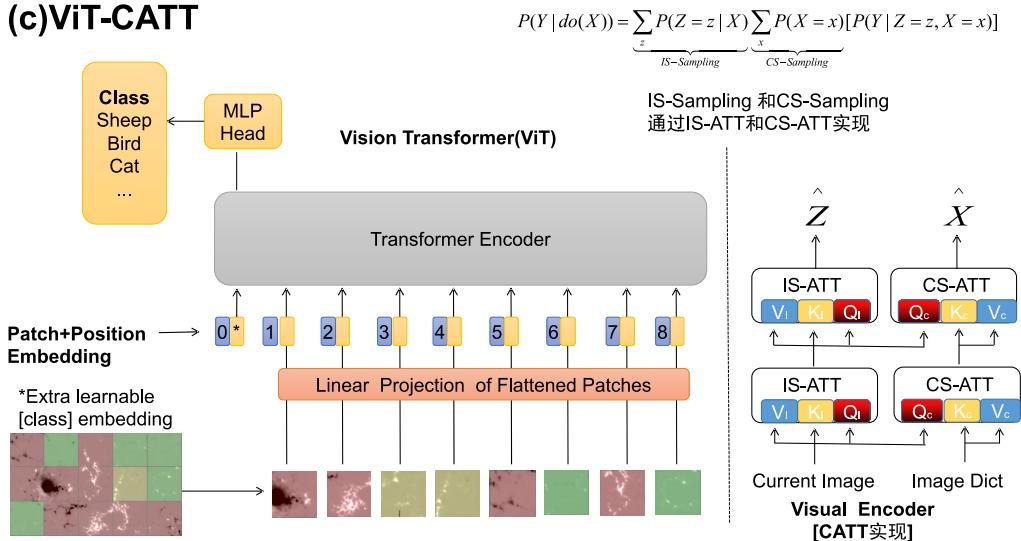
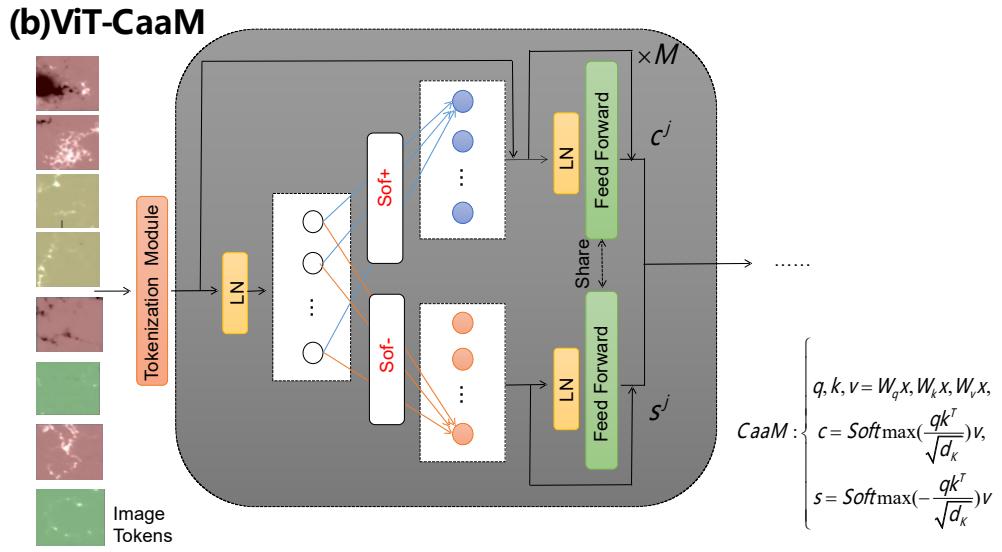


图 7、三种用于耀斑预报的深度因果推理模型

### 3.2 可行性分析

- 首先，从本课题研究的内容、方案和技术手段本身出发，分析本课题研究的可行性：
- 1) 海量太阳观测数据的积累：收集了海量的太阳流量监测数据、紫外极紫外图像、磁图、日冕白光像等，数据来源涉及地面和空间卫星，特别是卫星数据 SDO/HMI、SDO/AIA、SOHO/EIT、SOHO/MDI、SOHO/Lasco、STEREO/EUVI、STEREO/COR 等紫外极紫外和日冕仪图像，地面数据主要来自于 GONG 综合磁图、H $\alpha$ 图像。数据总量超过 400TB，为此购置了高性能的磁盘阵列存储器。众所周知，太阳活动预报是基于大数据的统计建模，因此，有足够的训练数据才能获得鲁棒的、普适性高的预报模型；
  - 2) 人工智能研究积累：相比之前的浅层机器学习模型，近年来兴起的深度神经网络/深度学

习模型在图像处理领域已经取得了巨大的成功。本课题组已经在基于深度学习的太阳耀斑预报建模领域走在了国际前沿，在太阳物理顶级期刊 ApJ 上联系发表系列文章（如下 [1][2][3]），文章[1]（ApJ2018）的引用已经超过了 100 次，被美国地球物理学会评选了研究亮点、被 SDO 科学掘金栏目收录、获得美国天文学会和英国物理学会出版社 2021 年“中国高被引论文奖”；

从紫外极紫外图像生成光球磁图，我们基于 Kim2019 工作提出了动态的神经网络模型（ApJS2022）[5]，可以大大改善生成的序列磁图的磁极跳跃问题。同时，我们也提出了从 H $\alpha$ 生成磁图的工作（ApJS2023）。另外，我们提出了磁图的超分辨，把低分辨的 SOHO/MDI 磁图超分辨到与 SDO/HMI 相同的分辨率，能够得到覆盖两个太阳活动周的大型耀斑预报数据库；

针对太阳紫外极紫外观测过曝光问题，我们提出了去过曝光的深度学习网络，取得了良好的处理效果，成果发表于 IEEE TCSV 2020、Solar Physics 2021、RAA 2022 等，发布了去过曝光数据库。

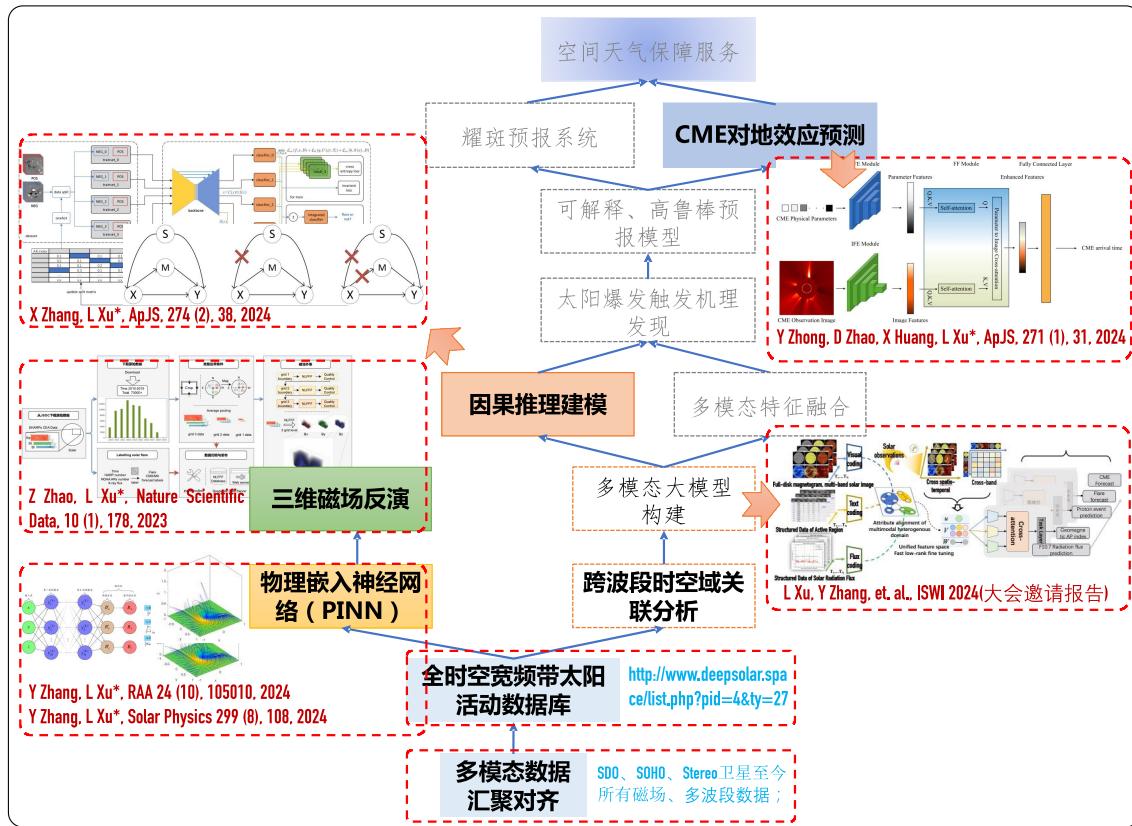
本研究团组配置了良好的软硬件深度学习平台，所有成员（3 位员工、6 位博士、6 位硕士）都能熟练使用 Pytorch 深度学习软件包，拥有存储空间 1.4PB 以上，服务器级 GPU 计算卡超过 20 张（8 张 P100、10 张 3090）和鹏城云脑 NPU 若干。依托实验室建有超级计算机集群，总价值超过 5000 万，具备充足的算力。研究过程中积累了大量的国内外观测数据，已构建 8 个大型数据库，存储空间超 1.4PG，已开展天文大数据挖掘、AI 预报建模多项。

■ 其次，本课题研究在团队研究力量和数据资源获取方面具有很大的优势，为本课题的顺利开展提供了有力的保障：

本课题负责人徐龙研究员为中国科学院引进人才，具有多年计算机视觉、人工智能领域的研究经验和扎实的太阳物理方面的研究基础。在图像处理、视频编码、深度学习、小波分析和太阳射电天文学研究等研究领域取得了一系列研究成果，迄今已在国内外学术杂志和文集上发表科研论文 120 余篇（包括以第一作者在国际顶级期刊 IEEE TCSV 3 篇、IEEE TIP 1 篇、IEEE TMM 1 篇、IEEE TIE 1 篇；获得美国和欧洲专利 5 项、中国专利 5 项（已授权 1 项）。

团队成员在基于人工智能技术的太阳活动预报研究方向上具备了必需的专业知识，近几年发表了高质量的学术文章（如下）。

- [1]. X. Huang\*, H. Wang, **L. Xu**, *ApJ 2018 (IF: 5.58)*, Deep Learning Based Solar Flare Forecasting Model. I. Results for Line-of-sight Magnetograms, vol. 856, no. 1, id. 7, 2018.
- [2]. S. Liu, **L. Xu**, X. Huang\*, et.al., *ApJ 2022 (IF: 5.58)*, Deep Learning Based Solar Flare Forecasting Model. II. Influence of Image Resolution, vol. 941, no. 1, id. 20, 2022.
- [3]. D. Sun, X. Huang\*, Z. Zhao and **L. Xu**, *ApJS 2023 (IF: 9.2)*, Deep-learning-based Solar Flare Forecasting Model. III. Extracting Precursors from EUV Images, vol. 266, no. 1, id. 8, 2023.
- [4]. K. Feng, **Long Xu\***, Towards Model Compression for Deep Learning Based Solar Flare Forecast on Satellite, *ApJS 2023 (IF: 9.2)*, vol. 268, no. 59, 2023.
- [5]. W. Sun, **L. Xu\***, et.al., *ApJS 2022 (IF: 9.2)*, A Dynamic Deep Learning Model for Generating Magnetogram Sequence from SDO/AIA EUV Image Sequence, vol. 262, no. 2, id. 45, 2022.
- [6]. F. Gao, T. Liu, W. Sun, **Long Xu\***, Generating Space-based SDO/HMI-like Solar Magnetogram from Ground-based Ha Image by Deep Learning, *ApJS 2023 (IF: 9.2)*, vol. 266, no. 2, 2023
- [7]. Fengping Dou, **Long Xu\***, et. al., A Multi-branch Deep Neural Network for Super-resolution of Solar Magnetograms, *ApJS 2024 (IF: 9.2)*, vol.271, no.1, id. 9, 2024.
- [8]. Yufeng Zhong, Dong Zhao, Xin Huang, **Long Xu\***, CME Arrival Time Prediction via Fusion of Physical Parameters and Image Features, *ApJS 2024 (IF: 9.2)*, vol.271, no.1, id. 31, 2024.
- [9]. Xinze Zhang, **Long Xu\***, et. al., Causal Attention Deep-learning Model for Solar Flare Forecasting, *ApJS 2024 (IF: 9.2)*, vol. 274, no. 2, id. 38, 2024.



(已取得研究基础 (填充色) 与拟开展研究内容 (无填充色))

■ 再次，本课题研究已经在一些关键问题上开展了初步的探索，取得的初步进展反映了本课题研究的可行性：

- 1) **基于深度学习的数据分类：**借助于深度学习算法，在太阳射电频谱图分类上开展了广泛的研究，成功地把深度学习的方法应用在频谱图分类上，完成自然科学基金面上项目《基于深度学习的太阳射电观测数据的自动分类》(批准号61572461，执行期限2016/01-2019/12)。
- 2) **太阳观测大数据的数据挖掘：**除了以上的数据分类，我们已经在太阳图像的目标检测、识别、分类和图像生成方面开展了大量的研究工作，如活动区自动检测、EUV波检测、暗条检测和识别、磁图生成等。使用深度学习模型实现太阳观测各个波段之间的相互转化，可应用于弥补观测数据不足/缺乏的问题。例如，我们使用SDO卫星上的HMI磁图和AIA多波段图像训练模型，应用于STEREO卫星的EUV图像生成磁图。
- 3) **太阳耀斑预报模型：**本研究团组在基于深度学习的耀斑预报领域处于国际领先地位，发表了系列文章 (ApJ2018, ApJS2022, ApJ2023)，发布了跨越20年的太阳耀斑数据库。从SDO/AIA紫外极紫外图像提取活动区，联合光球磁图和紫外、极紫外图开展太阳耀斑预报

建模研究。研究成果得到国际同行的广泛关注，其中ApJ2018工作被SDO科学掘金栏目收录，被美国天文学会和英国物理学会评为2021年“中国高被引论文奖”。

4) **CME三维重建和传播研究：**本团组在日冕物质抛射的三维重构和演化、对地影响范围和到达时间以及强度（太阳风速度、等离子体密度、南向磁场分量等）方面，开展了如下的工作，取得了开创性的研究成果：

a) 基于GL98解析模型的CME三维重构：

GL98解析模型本身在理论上满足磁流体力学的自治性要求，并且已经被应用到若干模拟工作中。本项目组成员从CME三维重构的角度出发，将该模型直接应用到CME的实际观测中，是理论与观测紧密结合的新尝试，并且已经得到了初步结果；

b) 基于重构CME的对地有效性MHD模拟：

重构所得三维CME作为对地有效性模拟的源头驱动，是决定模拟结果的关键因素，我们所掌握的重构方法可以获得更好的CME内部的三维等离子体分布，在对地有效性模拟的源头上有了保证。

SWMF是目前使用较多的空间天气MHD模拟工具，为本项目提供了可靠的软件平台。我们已经将CME重构结果作为SWMF的输入，模拟了CME的行星际传播，结果与ACE和DSCOVR的局地测量有较好的吻合。

#### 4. 本项目的特色与创新之处：

- (1) 本项目研究属于太阳物理与人工智能技术的交叉学科研究，通过引入当前人工智能领域发展的先进技术，开展太阳观测大数据的信息挖掘和在此基础上的数据驱动的预报建模研究，以及构建智能化的预报系统；
- (2) 使用深度学习算法，挖掘海量太阳观测数据中有价值的信息，形成大型的太阳活动事件库，用于太阳活动统计分析和数据驱动的太阳活动预报建模；
- (3) 提出融合二维视觉特征、一维信号特征和参数特征的多模态太阳活动预报模型，能够充分利用多任务、多手段的太阳观测数据，实现信息的冗余删除和交叉互补效果；
- (4) 提出基于因果推理的太阳爆发先兆特征分析和触发机制反演方法，构建任务与特征协同的最优化学习与因果推理框架，进而建立因果关系引导的、可解释性好的太阳爆发预报模型。

#### 5. 年度研究计划及预期研究结果（包括拟组织的重要学术交流活动、国际合作与交流计划等）。

2026 年任务

收集国内外各种先进太阳观测仪器的数据资料，以形成大数据规模的观测资料库，以便开展后续的工作；开展广泛深入的调研，阅读国内外相关方面的重要文献；组织各种研讨会，邀请同行、专家进行深入探讨和论证，明确研究任务和计划步骤，分析存在的困难和面临的挑战以及可能采取的措施；

### **2027 年任务**

开展太阳活动预报的研究，深入学习和研究现有的太阳活动预报模型，明确太阳活动预报的需求；

深入研究深度学习的各种网络模型，分析各种网络模型与本项目研究任务之间的关联；拟参加国际会议，与国际同行专家交流探讨，以获得技术上的指导和获得宝贵的资源；邀请知名专家进行学术访问和技术交流；

### **2028 年任务**

研究太阳观测大数据的信息挖掘，开展智能化、自动化的目标检测、分类、识别和分割研究，从海量观测数据中提取预报模型或太阳物理研究关注的信息；

信息挖掘的基础上，形成大型的太阳活动信息库和太阳爆发活动事件库，用于后续的预报模式建模研究；

基于上述大型太阳活动信息库、事件库，开展数据的聚类、分类和关联关系分析等研究，探究数据与太阳活动事件之间的关联关系，从而构建太阳活动预报模型；

组织国内外太阳物理专家、空间天气业务单位人员开展研究探讨，形成对现有预报模型的改进意见和建议，为我们的太阳活动预报建模研究提供指导；

### **2029 年任务**

形成太阳多波段观测的事件资料库，在此基础上，设计和验证各种数据分类、数据挖掘和预报模型的性能；系统地对本课题研究的工作进行全面的总结、评价和展望，申请专利、撰写文章和准备结题验收。

### **预期研究成果：**

理论研究成果：在高水平的国际期刊上发表 10-15 篇论文；

知识产权成果：5-10 项技术发明专利和软著；

人才培养成果：培养博士、硕士研究生 15 名；

开发智能化的太阳活动预报系统，为业务单位和个人用户提供便捷、直观的太阳活动预报服务；

形成大型的太阳活动信息库和太阳爆发事件库，为太阳物理理论研究和太阳活动预报研

究提供基础性的数据资料。

## (二) 研究基础与工作条件

### 1. 研究基础（与本项目相关的研究工作积累和已取得的研究工作成绩）；

#### 1.1 团队研究方向

申请人以包玉刚领军人才加入宁波大学，组建了“人工智能与科学探索交叉应用研究”团队，本团队研究方向为：1) 智能编码；2) 人工智能与空间天气；3) 人工智能与医疗健康；4) 物理嵌入的神经网络基础理论及应用。在人工智能与空间天气研究方向，本团队成员具有长期的科研积累，在以下方面都具有长期的研究经历和国际一流的研究成果：太阳耀斑预报、日冕物质抛射的 MHD 模拟及对地效应的预报、F10.7cm 射电流量短、中和长期预报及太阳活动周预报、质子事件预报。

- 1) **基于人工智能的太阳耀斑预报模式与系统：** 基于深度学习算法和海量观测数据建模；输入数据为活动区磁图、AIA 多波段图，原始全日面图像分辨率 4096x4096 (SDO) 或 1024x1024 (SOHO)，时间分辨率 12~96 分钟，输出为未来 12/24/36/48 小时 M/X 级以上耀斑发生有无的预报；
- 2) **质子事件预报模式与系统：** 基于太阳活动区、黑子分型、F10.7cm 射电流量、光球磁场参数、X 射线流量及质子流量观测，采用机器学习（支持向量机）方法建模，预报未来 24/48/72 小时太阳质子事件发生的概率；
- 3) **F10.7cm 太阳射电流量预报模式和系统：** 利用怀柔太阳射电观测 15 年以上的历史数据和明安图、喀什观测站的 F10.7cm 的太阳射电流量实时数据，开展 F10.7cm 短期（3 天）、中期（27~48 天左右）和长期预报，以及太阳活动周预报；
- 4) **日冕物质抛射 (CME) 数值化预报模型：** 能够对 CME 的行星际演化及到达地球的时间、太阳风速度以及地磁指数进行准确预报；同时，我们的模型可以给出 CME 在行星际传播的数值演化过程；
- 5) **自主太阳观测数据处理加工系统：** 自主数据包括国家天文台怀柔观测基地的太阳磁场、H $\alpha$ 、太阳频谱仪观测数据；明安图观测站 MUSER 太阳射电观测、明安图及新疆喀什的 F10.7cm 太阳射电观测数据等；拥有成熟的对这些数据进行专业化、系统化处理的算法和系统；
- 6) **太阳活动区日冕磁场外推计算及数值分析：** 基于海量活动区光球矢量磁场观测数据，使用非线性无力场物理模型，通过数值计算外推得到活动区上方日冕磁场的三维分布数据

以及日冕中电流密度的空间分布数据，用于定量评估活动区的活动水平，确定活动区中可能产生爆发活动的关键区域；

## 1.2 数据库资源

本项目团队在长期的研究和业务预报工作中，积累了丰富的数据资源，收集了海量的太阳观测数据，主要包括国际太阳卫星（SDO、STEREO、SOHO）数据和国内自主的太阳观测设备（怀柔观测基地磁场、H $\alpha$  和内蒙古明安图观测站 MUSER 等）的数据。特别是普遍使用于太阳活动预报的 SDO、SOHO 卫星数据：

表 1、SDO、SOHO 太阳卫星数据库

AIA, 全日面	9 个波段，12min, 2010.05–2018.12, (131Å、1600Å、1700Å、171Å、193Å、211Å、304Å、335Å、94Å )	28T
HMI, 全日面	磁图, 12min, 2011.01–2018.12	2T
EIT, 全日面	195 , 12min , 1996.01 –2015.12	673G
MDI, 活动区	所有类型 (data, mask, bitmap) , 96min, 1996.04–2010.04	965G
HMI, 活动区	所有类型 (field, azimuth, inclination, bitmap, magnetogram, Dopplergram 等) , 96min , 2010.05–2017.12	2.5T

在以上数据资源的基础上，针对人工智能应用目的，我们还建设了若干“标签数据库”，这类数据库包含了人工标记，例如类别、某个物理指数值、对应关系等。“标签”数据在机器学习/深度学习训练过程中担当 Ground-truth 的角色，是人工智能应用的基础，往往需要耗费大量的人力、物力和专业人员的参与。

### 1) 太阳射电频谱图数据库

表 2、太阳射电频谱图数据库及样例

Spectrum Type	Non-burst	Burst	Calibration	Total
	6670	1158	988	8816

### 2) 活动区耀斑预报数据库

- 磁图活动区耀斑数据库：包含 SOHO 卫星 MDI 从 1996 年–2010 年所有太阳活动区视向磁场观测数据以及 SDO 卫星 HMI 从 2010 年–2015 年所有太阳活动区视向磁场数据，并对两颗卫星的观测数据进行同化，形成一个时间跨度接近 20 年的太阳活动区观测数据集，并对数据进行了预处理，形成了太阳耀斑预报数据库。

- 多波段活动区耀斑数据库：从全日面 SDO/HMI 磁图和 SDO/AIA 多波段图像中提取活动区信息，构建了从 2010 年到 2017 年的多模态（磁图、EUV 图）活动区耀斑数据库，总样本数 6 万，其中正样本（有耀斑）约 1200 个，每个样本包含 HMI 和 AIA $131\text{\AA}$  以及 AIA $193\text{\AA}$  三个波段图像。
- 时序活动区耀斑数据库：从 1996 年-2020 年初所有活动区耀斑图像序列，总共包含 1091 图像序列，发生一次及以上耀斑的活动区为正样本，负样本为未发生过一次耀斑的活动区。构造此数据库的目的是为了探索耀斑发生的时序特征、探索发生耀斑的活动区的性质及时序演化与耀斑的关联。

### 3) 用于紫外、极紫外观测过饱和恢复的数据库

包含 2010-2017 年 AIA $193\text{\AA}$  波段的 M 级和 X 级耀斑数据，其包括饱和数据和非饱和数据，并进行一系列的处理，图像大小为 512x512，总共约 19000 个样本，每个样本包含：过饱和、Mask 和正常图像 (Ground-truth)。

### 4) EUV waves 检测和 Outlining 数据库：

EUV waves 通常被认为是 CME 的前兆，当 CME 在日面上传播时候，通过 EUV 观测就可以看到 EUV waves 的 waveform 运动。使用机器学习/深度学习算法，构建自动化检测和证认 EUV waves 的模型，需要带有标签的训练数据，在此背景下，我们建设了本数据库。本数据库包含 29 个 X 级耀斑的图像序列，序列长度从几十帧到上千帧不等。

### 5) 活动区检测和跟踪数据库

NOAA 旗下的 SWPC 是关于空间天气预报的业务单位，通常我们使用的活动区就来自于此，该活动区通常会经过人工核验，因此受到大家普遍的认可，但是具有一定的延迟。另外，SDO/HMI 下的 JSOC 也维护着另一个活动区编号体系，其使用自动化的算法检测和跟踪活动区，称为 Spaceweather HMI Active Region Patch (SHARP)。我们尝试了使用深度学习算法，开展活动区的自动检测和跟踪，因此建立了一个标记了活动区的数据库。在建立该数据库时候，我们并没有完全依赖人工标注，而是基于 Georgia 州立大学建立的一个面向计算所视觉应用领域的大型太阳活动事件数据库 LSDO，该数据库包含了活动区、冕洞、暗条、耀斑、Sigmoid 事件类型，共计 269103 个样本。本研究中，我们使用 LSDO 的活动区坐标在相应的全日面太阳图像上提取活动区，用作训练数据，通过对 Faster-RCNN 模型参数的改进和 Retrain，得到了用于全日面太阳图像中活动区检测的模型。

### 6) CME 预报多模态数据库

本项目已经收集和构建了 CME 预报的多模态数据库：参照文献 J. Liu ApJ2018[1] 所描述的方

法，基于 SOHO LASCO CME Catalog 记录的数据，共收集了 1997 年至 2020 年的 243 个对地有效 CME 事件。此外，参照文献 J. Liu ApJ2018[1] 所描述的方法，收集了 243 个 CME 事件的物理参数数据；参照文献 F. Hu Remote Sensing 2021[3] 所描述的方法，收集了 243 个 CME 事件的观测图像数据。本项目已经完成了多篇论文复现：在构建的数据集上，成功复现文献 J. Liu ApJ2018[1]、Y. Wang ApJ2019[2] 和 Y. Huang ANIPS2021[4]。表明了本项目所构建的多模态 CMEs 数据集的可用性，同时也为进一步研究不同人工智能算法在 CMEs 到达时间预测问题上的应用打下基础。该项研究成果已经发表在本领域 TOP 期刊 ApJS 上[5]。

- [1]. Liu J, Ye Y, Shen C, et al. A new tool for CME arrival time prediction using machine learning algorithms: CAT-PUMA[J]. The Astrophysical Journal, 2018, 855(2): 109
- [2]. Wang Y, Liu J, Jiang Y, et al. CME arrival time prediction using convolutional neural network[J]. The Astrophysical Journal, 2019, 881(1): 15.
- [3]. Fu H, Zheng Y, Ye Y, et al. Joint Geoeffectiveness and Arrival Time Prediction of CMEs by a Unified Deep Learning Framework[J]. Remote Sensing, 2021, 13(9): 1738.
- [4]. Huang Y, Du C, Xue Z, et al. What makes multi-modal learning better than single (provably)[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2021, 34: 10944-10956.
- [5]. Yufeng Zhong, Dong Zhao, Xin Huang, **Long Xu\***, CME Arrival Time Prediction via Fusion of Physical Parameters and Image Features, ApJS 2022 (IF: 9.2), Accepted, 2024.

## 7) 大型日冕三维磁场非线性无场外推数据库

批量计算了日冕磁场外推，将建成国际上最大规模太阳活动区三维磁场数据库，有望在太阳活动预报建模方面取得突破。采用 Thomas Wiegelmann 提出的球形坐标系的无场冠状磁场 (2007) 外推算法计算日冕三维磁场，该算法是非线性无场外推算法的经典；针对该算法的 IDL-Widget 程序，进行优化和并行计算的改造，实现了大规模的高效磁场外推计算。整个计算过程耗费了巨大的 GPU 计算资源和鹏城实验室提供的 NPU 计算资源及存储空间，生成的三维磁场数据接近 300TB。

原始二维矢量磁图为 2010 至今的日面活动区磁图，预计推算三维磁场数据约 7 万 3 千余张。可用于训练活动区磁场外推模型，并为太阳爆发活动预报提供更加全面的信息，以提高短期太阳爆发预报模型的性能。

发表了 Nature Scientific Data 期刊文章 1 篇，影响因子 8.5。

- [1]. Zhongrui Zhao, **Long Xu\***, et.al., A Large-Scale Dataset of Three-Dimensional Solar Magnetic Fields Extrapolated by Nonlinear Force-Free Method, **Nature Scientific data (IF:8.5)** , 10 (1) , 2023.

同时，我们也开展了深度学习的三维日冕磁场外推算法研究，取得了非常令人振奋的结果，目前已投稿 Solar Physics 和 ApJ 两篇文章，继续深入挖掘，预计会有更大的成果。文章[1]诠释了经典的 Low and Low 的非线性无力场方程的推导，并采用了全新的深度学习方法求解该方程；文章[2]采用深度学习算法重建日冕三维磁场，展示了深度学习算法作为一种非 Grid 方法的优越性。

- [1]. Y Zhang, L Xu\*, Y Yan, Machine-Learning-Based Numerical Solution for Low and Lou's Nonlinear Force-Free Field Equilibria, Solar Physics 299 (8), 108, 2024.
- [2]. Y Zhang, L Xu\*, Y Yan, Physics-informed Neural Network for Force-free Magnetic Field Extrapolation, Research in Astronomy and Astrophysics 24 (10), 105010, 2024.

## 8) 太阳活动预报业务系统的历史数据积累

本团组自 1996 年太阳活动预报业务系统运行以来，积累了海量的太阳活动实测和预报数据，包括：

- 活动区参数信息：2006 年 10 月至今；
- 太阳黑子相对数、10.7cm 射电流量：1996 年 1 月至今；
- 太阳活动状态（CME、磁图活动、X 射线耀斑、质子事件、射电爆），黑子相对数和射电流量：2002 年 1 月至今；
- H $\alpha$ 、黑子图和磁图：2006 年 1 月至今；

## 1.3 基于人工智能的、数据驱动的太阳耀斑预报建模研究

本团组长期从事太阳活动预报的研究工作，在太阳活动区磁场特性以及短期太阳耀斑预报模型方面取得了一定的研究成果。特别地，利用深度学习方法（CNN 和 LSTM），在短期太阳耀斑预报中取得突破性进展，验证了深度学习方法在太阳耀斑预报建模中的有效性，在太阳物理国际 TOP 期刊上发表了系列文章[1][2][3][4][5]。

该成果具有重要的应用价值，相关研究成果正在向业务应用转化，可以有效地提高我国空间天气预报水平。美国斯坦福大学太阳动力天文台官方网页科学掘金栏目收录此成果：

<http://hmi.stanford.edu/hminuggets/?p=2411>

- [1] X. Huang, H. Wang, L. Xu, *ApJ 2018 (IF: 5.52)*, Deep Learning Based Solar Flare Forecasting Model. I. Results for Line-of-sight Magnetograms,
- [2] S. Liu, L. Xu, et.al., *ApJS 2022 (IF: 9.2)*, Deep Learning Based Solar Flare Forecasting Model. II. Influence of Image Resolution
- [3] D. Sun, X. Huang, Z. Zhao and L. Xu, *ApJS 2023 (IF: 9.2)*, Deep-learning-based Solar Flare Forecasting Model. III. Extracting Precursors from EUV Images

[4] K. Feng, **Long Xu\***, *ApJS 2023 (IF: 9.2)*, Towards Model Compression for Deep Learning Based Solar Flare Forecast on Satellite, 2023.

[5] Xinze Zhang, **Long Xu\***, Zihan Li, Xin Huang, Causal Attention Deep-learning Model for Solar Flare Forecasting, *ApJS 2024 (IF: 9.2)*, vol. 274, no. 2, id. 38, 2024.

#### 1.4 基于人工智能技术的太阳观测大数据的信息挖掘

在海量数据的信息挖掘中，分类、聚类、回归和关联关系分析是重要的内容和核心的技术手段。本项目组在前期的研究工作，涉及了较多数据分类工作，其中太阳射电频谱图分类具有普遍的代表性。

为了开展基于深度学习的太阳射电频谱图分类，我们还建造了数据库，数据库每个样本具有人工标记的爆发类型标签，在此数据库（如表 3）基础上，我们尝试了一系列深度学习的分类算法，包括 DBN 网络[1]、多模态网络[2]、CNN[4]和 LSTM[5][6]网络，获得了较好的分类效果，成果发表在 Multimedia tools and applications 和 Pattern Recognition 国际期刊、SMC2015、ICMLC2017 和 ICME2017 国际会议上。

[1] Lin Ma, Zhuo Chen, Long Xu\*, and Yihua Yan, Multimodal Deep Learning for Solar Radio Burst Classification Pattern Recognition, vol. 61, pp. 573-582, Jan. 2017.

[2] Zhuo Chen, Lin Ma, Long Xu\*, Chengming Tan, Yihua Yan, Imaging and Representation Learning of Solar Radio Spectrums for Classification, Springer: Multimedia tools and applications, 07 Mar 2015.

[3] Zhuo Chen, Lin Ma, Long Xu, Yihua Yan, Multimodal Learning for Classification of Solar Radio Spectrum, SMC2015, Sept. 2015.

[4] Sisi Chen, Long Xu, et.al. Convolutional Neural Network for Solar Radio Spectrum Classification, ICME workshop, Hong Kong, July 10-14, 2017.

[5] Xuexing Yu, Long Xu, et.al. Solar Radio Spectrum Classification with LSTM, ICME workshop, Hong Kong, July 10-14, 2017.

[6] Long Xu, Yihua Yan, Xuexin Yu, Weiqiang Zhang, Jie Chen, Lingyu Duan, LSTM Neural Network for solar radio spectrum classification, *Research in Astronomy and Astrophysics (RAA)*, vol. 19, no. 9, 135(1-12), 2019.

除了数据分类，我们还开展了太阳活动目标检测、跟踪、识别和图像生成方面的研究，例如，作为 CME 前兆的 EUV 波的自动检测和轮廓绘制[1, 2]。该工作使用深度学习模型，即计算机视觉中普遍使用的 Faster-RCNN 网络模型，自动地从输入的 EUV 太阳观测图像中检测 EUV 波；并且，在连续的图像序列上的执行 EUV 波检测，可以得到 EUV 波的演化过程；另外，

使用非常经典的 GAN 网络，自动地生成 EUV 波的波前轮廓。因此，最终可以得到 EUV 波的自动检测和波前轮廓的证认，如图 10 所示。

基于深度学习中的 Faster-RCNN 模型，在我们建立的数据库上重新训练，得到的模型用于从全日面太阳图像中自动检测活动区；同时，在获得的活动区时序序列中，对活动区进行追踪，保证同一个活动区在其整个生命周期内具有唯一编号。在本项目中，活动区的信息挖掘是非常重要的一项任务，活动区与后续的耀斑、质子、CME 预报都有非常密切的联系。除了自动检测活动区，该模型还可以很容易地迁移到冕洞、暗条及日面上其他重要目标的检测和识别。

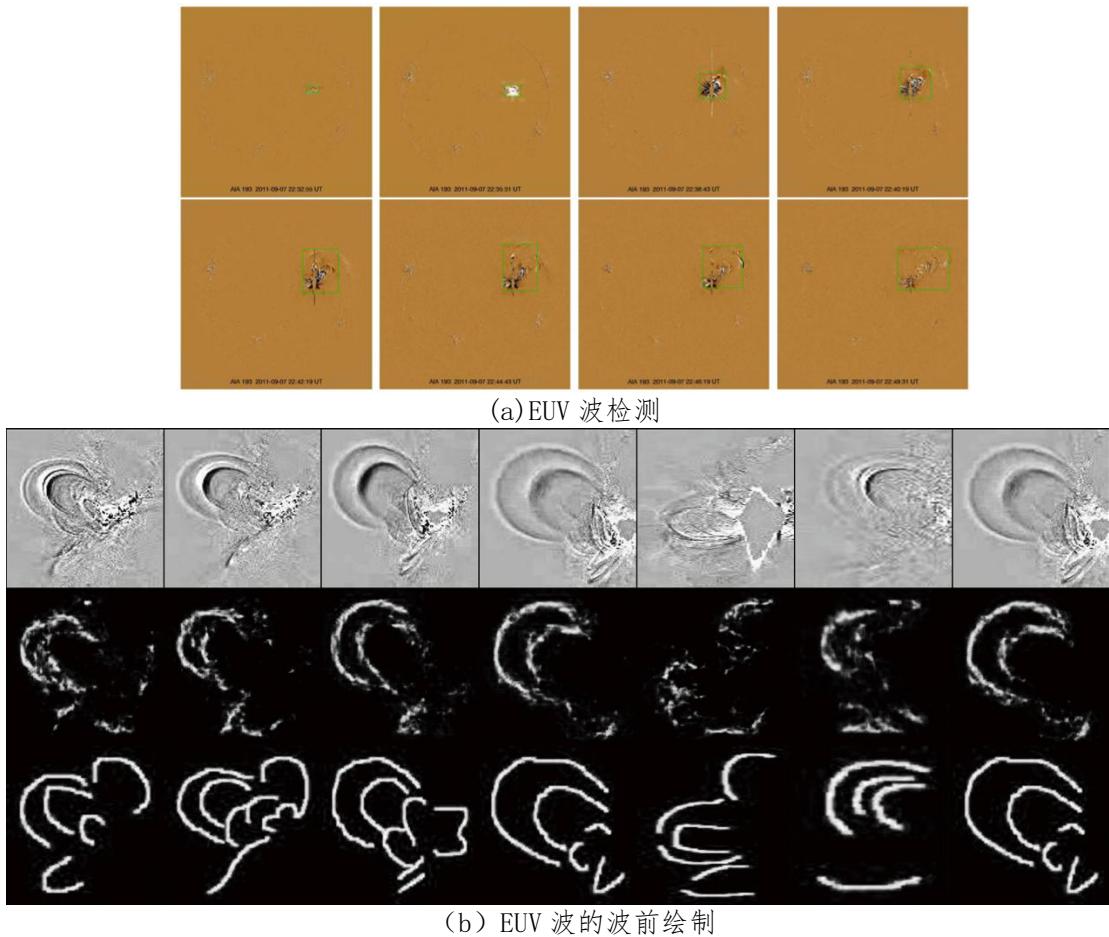


图 10、EUV 波的自动检测和波前证认

[1] Xu, L., Yan, Y., Liu, S.X., Detect CME from AIA/SDO using deep learning, in AOGS2019 Abstracts.

[2] Xu, L., Yan, Y., Liu, S.X., EUV waves detection and characterization using deep learning, Solar Physics, 295, 44 (2020).

### 1.5 观测数据的成像及成像处理

采用生成对抗网络 (GAN)，实现了太阳观测图像不同波段之间的转换，可以由太阳观测的一个波段生成另外波段的图像，作为天文学家分析事件的依据。我们使用 SDO / AIA 的 EUV

图像生成 SDO / HMI 磁图，并使用该模型到 STEREO 卫星的 EUV 生成磁图的问题中；同时，我们使用 SDO / HMI 磁图生成 EUV 图，并基于此进一步探讨太阳耀斑的数值化预报问题。

对于太阳射电成像，通常使用地面大型的天线阵列，采用的是一种与光学成像完全不同的成像系统，称为综合孔径成像。综合孔径成像中，核心的问题是图像去卷积。前期，我们已经开展了一些传统的去卷积算法研究[1-5]；最近，受图像生成模型 GAN 网络的启发，我们提出了基于 GAN 网络的综合孔径成像去卷积[6, 7]，取得了较传统 CLEAN 算法更好的效果。该算法的优势体现在对图像细节具有很好的恢复和保持能力，因而适合于太阳这种展源的图像去卷积。

另外，针对观测仪器成像过程中的过曝光/过饱和问题，特别是在发生太阳耀斑爆发过程中，过曝光问题会造成所有图像细节丢失。根据光学成像的过曝光降质模型，传统的算法是通过一个正则化算法来完成，存在一定的鲁棒性和适应性问题。数据驱动的模型在平衡鲁棒性和适应性方面具有良好的性能，因而在大数据时代背景下被广泛地研究和应用。基于此，我们开发了基于深度学习中 GAN 网络的图像去曝光算法[8]，并构建了庞大的数据库用于模型的训练。

- [1] Long Xu, et.al., Image Processing for Synthesis Imaging of MingantU SpEctral Radioheliograph (MUSER), Springer, Multimedia tools and applications, vol. 77, no. 16, pp. 20937-20954, Aug. 2018.
- [2] 张利, 徐龙, 射电天文图像的反卷积算法研究, 天文学报, 2018.11 , 59(6), 北大中文核心期刊.
- [3] Li Zhang, Long Xu, An adaptive loop gain selection for CLEAN deconvolution algorithm, Research in Astronomy and Astrophysics (RAA), Vol 19, No 6 (2019): (76-89).
- [4] Dong Zhao, Long Xu, et.al., Multi-scale clean deconvolution for solar radio imaging with MUSER, ISPACS2017
- [5] Jun Cheng, Long Xu, et.al., Application of wavelet clean for MUSER, ISPACS2017
- [6] Xu, L., Yan, Y., & Sun, W. 2018b, Solar Image Deconvolution by Generative Adversarial Network, in AGU Fall Meeting Abstracts.
- [7] Xu, L., Sun, W., Yan, Y., & Zhang, Q., Solar Image Deconvolution by Generative Adversarial Network, <http://arxiv.org/abs/2001.03850>
- [8] Dong Zhao, Long Xu\*, et.al., Mask-Pix2Pix Network for Over-Exposure Region Recovery of Solar Image, Advances in Astronomy, vol. 2019, ID: 5343254, Aug. 2019.

## 1.6 CME 重建及传播模型研究

**基于遗传算法的 CME 三维重构：**国家天文台戴幸华等人首次提出了基于遗传算法的 CME 三维重构[1]–[3]，首先计算某个 STEREO 视角下每个 CME 像素点对应视线上的电子个数，然后在另外一个视角图像的约束下得到长度有限的视线线段，并将前一个视角得到的 CME 电子随机分布于这些视线线段上，最后使用遗传算法对这些电子分布进行交叉、变异和选择操作，经过一定代数的进化后得到与实测亮度最接近的电子分布优化解。

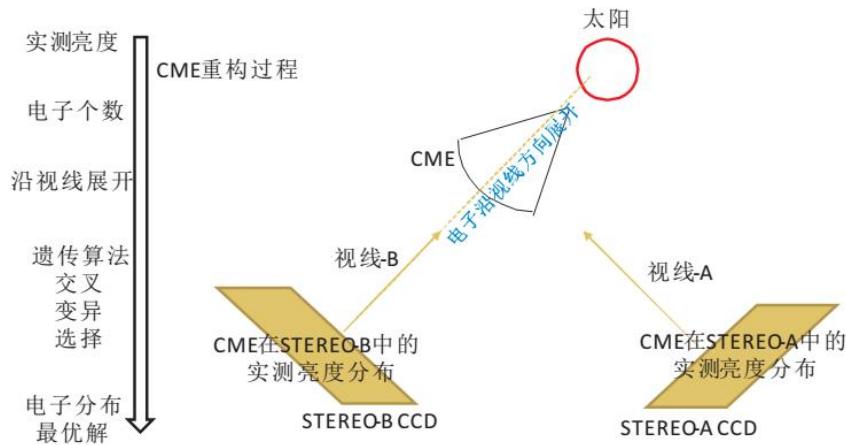


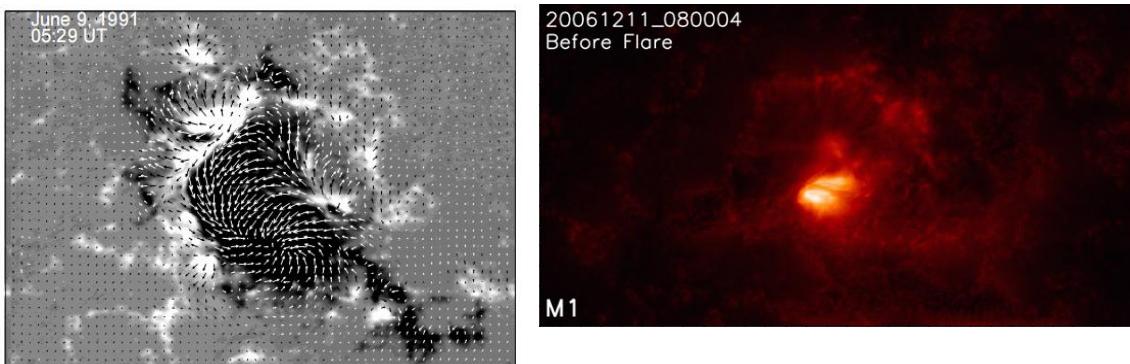
图 11、基于遗传算法的 CME 三维重构

**CME 对地有效性预报：**使用时变的 MHD 模拟工具模拟 CME 在日地空间传播过程，可获得动态的 CME 演化过程并对其到达地球及对地影响进行评估。国家天文台戴幸华等人使用美国密歇根大学空间环境模拟中心提供 SWMF 模拟工具，将上述 CME 三维重构结构输入到 SWMF，得到 CME 的日地空间传播过程。首先，将三维 CME 重构结果输入到 SWMF 的日冕 (SC) 模块，根据重构 CME 的位置、速度、加速度和质量等信息，调节爆发事件产生器 (EE) 在光球与低日冕之间所产生的流绳 (Flux Rope) 的位置和磁场强度等参数；流绳爆发后向外传播，随后将重构所得 CME (三维等离子体分布) 与流绳 (三维磁场分布) 合二为一，从而得到完整的既有等离子体又有磁场的三维 CME；SC 与 IH 耦合，得到 CME 对应的 ICME 在内日球层 (IH) 模块中的演化；最后，得到 ICME 的对地有效性预报。

- [1] Dai, Xinghua; Wang, Huaning; Huang, Xin; et.al., the classification of ambiguity in polarimetric reconstruction of coronal mass ejection, ApJ, 2014.1.10, 780 (2) :0~141.
- [2] Dai, Xinghua; Wang, Huaning; Huang, Xin; et.al., An improvement on mass calculations of solar coronal mass ejections via polarimetric reconstruction, ApJ, 2015.3.1, 801(1):0~39.
- [3] Dai, Xinghua; Wang, Huaning; Huang; et. al., Electron Density Reconstruction of Solar Coronal Mass Ejections Based on Genetic Algorithm: Method and Application, ApJ, 2019, preprint.

## 1.7 太阳活动区日冕磁场外推计算及数值分析

利用我国怀柔站的太阳活动区光球矢量磁场观测数据和国际上的太阳光球矢量磁场观测数据，基于日冕磁场物理模型，通过数值计算外推得到活动区日冕磁场的三维分布数据[1]-[4]；基于日冕三维磁场数据，计算日冕中关键物理参量的空间分布，分析日冕磁场三维拓扑结构，用于定量评估活动区的活动水平，确定活动区中可能产生爆发活动的关键区域；把日冕物理参量及拓扑结构信息与人工智能建模方法相结合，构建基于日冕三维磁场数据的新型太阳爆发活动预报模式。



活动区光球矢量磁图示例 (NOAA 6659 活动区，我国怀柔站太阳磁场望远镜观测数据)

太阳活动区电流密度空间分布示例 (NOAA 10930 活动区，由日冕三维磁场数据计算得到)

图 12、活动区日冕磁场外推

- [1] Han He, Huaning Wang, and Yihua Yan (2011), "Nonlinear force-free field extrapolation of the coronal magnetic field using the data obtained by the Hinode satellite", Journal of Geophysical Research - Space Physics (JGR-Space Physics), 116, A01101
- [2] Han He, and Huaning Wang (2008), "Nonlinear force-free coronal magnetic field extrapolation scheme based on the direct boundary integral formulation", Journal of Geophysical Research - Space Physics (JGR-Space Physics), 113, A05S90, DOI:10.1029/2007JA012441 (AOGS 2008 invited talk).
- [3] Xiaoshuai Zhu, Huaning Wang, Zhanle Du, Han He, Forced field extrapolation of the magnetic structure of the Halpha fibrils in solar chromosphere, April 2016, ApJ, 826(1).
- [4] Guo, J., Wang, H. N., Wang, J. X., Zhu, X. S., Dai, X. H., Huang, X., He, H., Yan, Y., Zhao, H., The role of magnetic topology skeleton in a solar active region, The Astrophysical Journal, 2019, 874, 181

## 1.8 磁图生成

我们以海量的 SDO/AIA 多波段和磁图数据为素材，采用经典的 pix2pix-GAN 训练磁图生成模型，用于太阳。使用 pix2pix-GAN，还可以实现不同波段上太阳图像的相互转换，补充观测数据缺失和弥补望远镜缺少某些波段的观测，具有重大的意义。

申请人针对现有静态磁图生成模型（如 Kim, Nature Astro, 2019）的缺陷，即产生错误的磁极（Magnetogram swings），拟以深度学习时序网络（例如 LSTM）结合图像分析的 CNN 网络，构建磁图生成的动态网络（时序模型），解决磁极跳跃的问题。动态网络是在静态网络（如普通 CNN、U-Net）提取图像特征的基础上，以特征图作为 LSTM 网络的输入，挖掘图像序列之间的关联关系，其网络构架如图 13 所示。

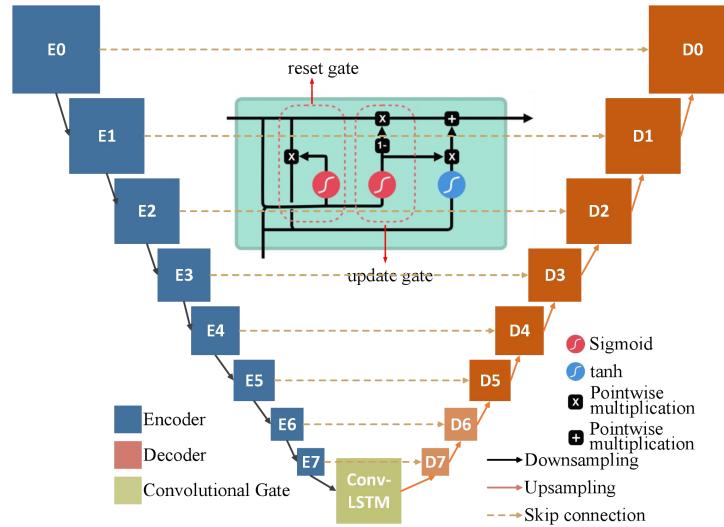


图 13、磁图生成的动态网络 Conv-LSTM 结构

**2. 工作条件**（包括已具备的实验条件，尚缺少的实验条件和拟解决的途径，包括利用国家实验室、国家重点实验室和部门重点实验室等研究基地的计划与落实情况）；

### 1. 申请单位基本情况

宁波大学于 1986 年由世界船王包玉刚先生捐资创立，邓小平同志题写校名，是国家“双一流”建设高校，浙江省、教育部、宁波市共建高校，国家海洋局与宁波市共建高校，浙江省首批重点建设高校。习近平总书记主政浙江期间曾指示“希望宁波大学努力建设成为国内一流的地方综合性大学”。宁波大学近年来先后承担了国家重点研发计划，国家自然科学基金重点等项目。近年来，获得国家自然科学二等奖 1 项、国家技术发明奖二等奖 1 项、国家科技进步二等奖 2 项，实现了国家科学技术三大奖项的全面突破。

### 2. 项目负责人及其团队基本情况

徐龙，宁波大学信息科学与工程学院教授，宁波大学包玉刚领军人才（A3），中国科学院“百人计划”A 类人才。2009 年从中国科学院计算技术研究所获得计算机应用工学博士，2009 年至 2013 年先后在香港城市大学、香港中文大学和新加坡南洋理工大学留学，2014 年入选中国科学院“百人计划”引进海外高层次人

才类，2019年起担任太阳活动预报团组首席科学家。主要从事人工智能、太阳活动预报方面的研究。近年来发表SCI/EI论文100多篇，其中以第一作者和通讯作者发表领域顶级期刊（TIP、TMM、TCSVT、PR和ApJS等）16篇，获得欧洲和美国专利授权5项。中国电子学会青年俱乐部会员、中国电子学会VR/AR技术与产业分会委员、人工智能学会“深度学习专委会”秘书长、人工智能学会第八届理事。

申请人在国家天文台期间，组建了国内较大规模的人工智能与天文交叉学科研究团队，任太阳活动预报中心首席科学家，其团队在人工智能、太阳物理、空间科学等方面具有深厚积累。团队成员承担了多项国家级项目，包括国家重点研发课题，国家自然科学基金重大项目子课题、面上项目等。发表ApJS&ApJ（9篇）、TCSVT、TIP和Nature Scientific Data等TOP期刊论文30余篇。

申请人及其团队在人工智能与太阳物理交叉学科研究领域取得了丰硕的研究成果，培养了一批交叉学科人才：博士8人（5人毕业）、硕士6人（2人毕业）。团队建有超过1.4PB的太阳数据存储系统，配备40多张高性能GPU计算卡，建有大规模磁场外推、耀斑预报（静态+时序）及多波段活动区等7大数据库，是国内最早开展数值化预报建模和人工智能应用的团队。2023年底，申请人以团队引进方式加入了宁波大学，组建了人工智能与科学应用交叉学科研究团队，继续和拓展人工智能与自然科学的交叉学科研究。

### 3. 项目组研究基础及条件

本项目团队长期在人工智能与天文及空间科学交叉学科领域耕耘，积累了充分的数据资源、算力资源和经验，其中磁流体动力学是该领域最基础的研究方向之一。本团队在过去几年里，对物理启发的神经网络求解磁流体动力学系统开展了深入的研究，对传统的神经网络做了重要的适配性改进，取得了目前国际上最好的效果。

申请者带领的团队“智能信息处理团队”在前期的研究过程中积累了大量的国内外观测数据，并对这些数据进行了系统的分析和整理，为该项目的顺利实施提供了良好的数据保障；同时，配备了性能良好的计算机软硬件系统，拥有主流GPU卡40多块，存储空间1.4PG左右，为本项目开展提供强有力的计算和存储能力支持。同时项目团队所在宁波大学还具备良好的网络条件和国际联机检索终端，为获取国内外最新资料提供有利条件，从而保障该项目的顺利实施。

本项目团队同时隶属“宁波大学基础物理与量子科技研究院”，本项目申请

者作为该研究院“人工智能大数据平台”方向负责人，将本项目团队长期以来从事的人工智能交叉学科研究推向了更广阔的空间，为本项目的开展提供了强有力的支撑。

The screenshot shows the Ningbo University Faculty of Electrical Engineering and Computer Science website. The main navigation bar includes links for Home, Academic Overview, Faculty, Research, Discipline Construction, Talent Cultivation, Recruitment, Party Organization, Local Services, and Information Disclosure. A sub-navigation bar for the Research department is visible. The page content is about the Intelligent Information Processing Team, featuring member profiles (Xu Long, Huang Xin, Sun Wenqing), contact information, research directions, and a detailed description of their AI-driven medical imaging research.

(a) 智能信息处理团队——信息科学与工程学

The screenshot shows the Ningbo University Institute of Fundamental Physics and Quantum Technology website. The main navigation bar includes links for Home, Institute Overview, Faculty, Research Platform, Research Progress, Graduate Training, Recruitment, and Contact Us. The page content is about the Laboratory, featuring a large image of the building, a brief introduction, and a detailed description of their research on data processing based on quantum theory and artificial intelligence.

(b) 基础物理与量子科技研究院

图 14、项目组团队依托平台

3. 正在承担的与本项目相关的科研项目情况（申请人和主要参与者正在承担的与本项目相关的科研项目情况，包括国家自然科学基

金的项目和国家其他科技计划项目，要注明项目的资助机构、项目类别、批准号、项目名称、获资助金额、起止年月、与本项目的关系及负责的内容等）；

无。

**4. 完成国家自然科学基金项目情况**（对申请人负责的前一个已资助期满的科学基金项目（项目名称及批准号）完成情况、后续研究进展及与本申请项目的关系加以详细说明。另附该项目的研究工作总结摘要（限 500 字）和相关成果详细目录）。

本项目负责人完成自然科学基金重大项目“基于频谱成像的太阳大气磁场诊断及相关物理过程研究”（批准号：11790030，2018-01 至 2022-12）并主持其中第 5 子课题“太阳海量观测数据的快速处理与太阳活动信息挖掘”，依托单位为中国科学院国家天文台，执行期限从 2018/01 到 2022/12。研究内容为使用深度学习的方法开展太阳观测大数据的信息挖掘、快速成像及成像处理，为重大项目“基于频谱成像的太阳大气磁场诊断及相关物理过程研究”总体和其他子课题提供快速成像、成像处理以及观测数据信息挖掘的任务，其顺利执行也为本项目研究的开展打下了基础。

本项目主要研究内容聚焦在多模态深度学习建模和因果推理的太阳活动预报，研究系统化地、综合应用太阳观测的各种模态的数据进一步增强预报模型的性能、利用因果推理挖掘太阳爆发活动背后真正的触发机理和先兆特征，形成可解释性、高可靠性的太阳活动预报模型。

已完成项目的研究工作总结简述如下：

本课题研究海量太阳观测数据的快速成像及成像处理，主要是围绕综合孔径成像的快速成像及成像处理；其次，采用人工智能技术，特别是深度学习，开展海量太阳观测数据的数据筛选和分类；再次，研究了海量太阳多波段数据的信息挖掘，提取重要的太阳爆发信息，形成重要的太阳爆发事件库；最后，基于海量太阳观测数据，使用深度学习模型，构建大数据驱动的太阳活动预报模型。

重要进展包括：系统的太阳射电频谱图的自动分类；采用深度学习中的深度卷积网络，构建了大数据驱动太阳耀斑预报模型，发布了跨越两个太阳活动周的耀斑数据库；从太阳紫外极紫外观测生成光球磁场数据，弥补了卫星上缺乏磁场测量的缺点，生成太阳远端磁图与正面实际观测相结合，可以获得全日面综合磁图；采用深度学习模型开展了紫外成像的去噪曝光研究，重建由于过曝光丢失的信息，用于太阳爆发事件分析；采用深度学习开展了活动

区自动检测、暗条检测识别、冕洞检测和 EUV 波检测的研究；采用深度学习方法开展了磁图超分辨研究，从低分辨率的 SOHO/MDI 磁图生成与 SDO/HMI 磁图分辨率相同的高分辨率磁图；共计构建了 8 个海量太阳观测数据的数据库，能够为后续和同行研究提供数据基础。

重要的科研成果包括：共发表学术论文 47 篇，其中 SCI 期刊 29 篇，包括太阳物理领域顶级期刊 ApJ 4 篇、Solar Physics 4 篇和 RAA 10 篇以及计算机领域顶级期刊 IEEE TVCG 1 篇、IEEE TCSVT 1 篇（详细成果列表如附件“完成项目情况-成果详细目录”）。

重要的数据资源：建立了 8 个用于人工智能模型训练的大型太阳活动数据库；完成了大规模的活动区磁场外推计算，包含了 SDO 所有活动区约 7.3 万张磁图，生成了三维日冕磁场；计算了大规模活动区参数，用于太阳活动事件分析和统计分析。

### （三）其他需要说明的情况

1. 申请人同年申请不同类型的国家自然科学基金项目情况（列明同年申请的其他项目的项目类型、项目名称信息，并说明与本项目之间的区别与联系）。

无。

2. 具有高级专业技术职务（职称）的申请人或者主要参与者是否存在同年申请或者参与申请国家自然科学基金项目的单位不一致的情况；如存在上述情况，列明所涉及人员的姓名，申请或参与申请的其他项目的项目类型、项目名称、单位名称、上述人员在该项目中是申请人还是参与者，并说明单位不一致原因。

无。

3. 具有高级专业技术职务（职称）的申请人或者主要参与者是否存在与正在承担的国家自然科学基金项目的单位不一致的情况；如存在上述情况，列明所涉及人员的姓名，正在承担项目的批准号、项目类型、项目名称、单位名称、起止年月，并说明单位不一致原因。

无。

#### 4. 其他。

无。