中国科学: 地球科学 2024 年 第 54 卷 第 12 期: 3766 ~ 3805
SCIENTIA SINICA Terrae earthcn.scichina.com
《中国科学》杂志社 SCIENCE CHINA PRESS

评 述

基于机器学习方法的短期太阳爆发活动预报模型综述

黄鑫[1,2*], 赵忠瑞[2,3,4], 钟昱丰[2,3], 徐龙[1,2], Marianna B. KORSÓS[5,6,7], R. ERDÉLYI[6,7,8]

1. 宁波大学信息科学与工程学院, 宁波 315211;
2. 中国科学院空间天气学国家重点实验室, 国家空间科学中心, 北京 100190;
3. 中国科学院大学天文与空间科学学院, 北京 100049;
4. 北京元胞探索科技中心, 北京 100190;
5. Dipartimento di Fisica e Astronomia "Ettore Majorana", Università di Catania, Catania I 95123, Italy;
6. Department of Astronomy, Eötvös Loránd University, Budapest H-1112, Hungary;
7. Hungarian Solar Physics Foundation, Gyula H-5700, Hungary;
8. Solar Physics & Space Plasma Research Center (SP2RC), School of Mathematics and Statistics, University of Sheffield, Sheffield S3 7RH, UK
* 通讯作者, E-mail: huangxin@nbu.edu.cn

收稿日期: 2023-09-13; 收修改稿日期: 2024-03-25; 接受日期: 2024-07-05; 网络版发表日期: 2024-09-24
中国科学院战略性先导科技专项项目(XDB0560000)、国家重点研发计划项目(2021YFA1600504)和国家自然科学基金项目(11873060)资助

摘要 太阳爆发活动主要包括太阳耀斑、日冕物质抛射(coronal mass ejections, CME)和太阳质子事件(solar proton events, SPE), 太阳爆发活动对空间天气和高技术领域有重要影响. 太阳爆发活动短期预报是空间天气预报中一个活跃的研究领域. 目前, 数值的、统计的和机器学习的方法被用来建立太阳爆发活动预报模型. 随着天基和地基观测设备的发展, 积累了大量的太阳观测数据, 数据驱动的太阳爆发活动预报模型取得了重大进展. 本文介绍了机器学习算法在太阳爆发活动预报中的应用, 总结了预报建模过程, 概述了太阳爆发活动预报模型的进展, 并展望了未来可能的研究方向.

关键词 太阳耀斑, 日冕物质抛射, 太阳质子事件, 机器学习, 预报模型

1 引言

随着人类空间活动的增加, 太阳爆发活动对高技术领域的影响和太阳爆发活动的预报备受关注(Temmer, 2021). 太阳爆发活动主要包括太阳耀斑、日冕物质抛射(coronal mass ejections, CME)和太阳质子事件(solar proton events, SPE).

耀斑是一种剧烈的太阳活动事件, 表现为从太阳表面释放出大量的能量和辐射(Benz, 2008). 耀斑的发生会影响地球的大气层, 可能引发近地的空间天气变化, 并对人类的太空活动和技术设备构成潜在风险. 因此, 太阳耀斑预报一直是太阳物理学和空间天气研究中的一个重要课题. 日冕物质抛射是太阳-地球系统中的重要现象之一, 经常导致空间环境扰动和相应的

中文引用格式: 黄鑫, 赵忠瑞, 钟昱丰, 徐龙, Korsós M B, Erdélyi R. 2024. 基于机器学习方法的短期太阳爆发活动预报模型综述. 中国科学: 地球科学, 54(12): 3766–3805, doi: 10.1360/N072023-0208
英文引用格式: Huang X, Zhao Z, Zhong Y, Xu L, Korsós M B, Erdélyi R. 2024. Short-term solar eruptive activity prediction models based on machine learning approaches: A review. Science China Earth Sciences, 67(12): 3727–3764, https://doi.org/10.1007/s11430-023-1375-2

© 2024 《中国科学》杂志社

地磁扰动(Webb和Howard, 2012). 因此, 日冕物质抛射在空间天气研究中引起了极大的关注, 预测它们是否以及何时会影响地球是空间天气预报的一个关键方面. 太阳质子事件是能量大于10MeV的高能质子通量的突然增强, 太阳质子事件源于太阳耀斑的磁重连和/或日冕物质抛射的激波(Waterfall等, 2023). 太阳爆发活动引起的辐射、磁化等离子体和高能粒子可能会对卫星运行、导航系统、宇航员安全、通信系统、极地飞行和电网运行等产生影响(Temmer, 2021).

近年来, 太阳活动预报在机器学习技术的推动下有了很大的发展. 我们从机器学习的角度对其进行了总结, 希望能对太阳活动预报建模研究提供一些启示. 对于太阳耀斑预报(Toriumi和Wang, 2019), 从物理建模的角度来看, 有基于磁流体力学(magnetohydrodynamics, MHD)和自组织临界(self-organized criticality, SOC)模型的建模方法. 这两种方法都有良好的物理背景和可解释性. 在实际预报业务中, 更多的应用是基于数据驱动的建模方法, 例如最早的基于经验的专家系统, 后来的统计方法、用于手动提取特征的机器学习方法以及用于自动提取特征的深度学习方法. 本文详细描述了数据、耀斑预报的建模过程及方法. 对于日冕物质抛射预测(Zhao和Dryer, 2014), 人们在过去几十年中已经开发出了各种基于物理机理的日冕物质抛射预报模型. 近年来, 机器学习和深度学习的不断进步促进了新模型的出现. 因此, 我们综述了机器学习方法在预测日冕物质抛射对地效应方面的应用. 此外, 还强调了现有模型的不足之处, 并提出了未来的改进方向. 对于太阳质子事件预报(Stumpo等, 2021), 统计的和机器学习的方法已经被用来提供事件或通量预报结果. 然而, 由于样本量的限制, 深度学习尚未被广泛用于太阳质子事件预报建模中.

本文从机器学习的角度综述了耀斑预报模型、日冕物质抛射预报模型和质子事件预报模型的进展.

2　机器学习

2.1　机器学习发展

机器学习的发展可以分为两个阶段: 传统机器学习阶段和深度学习阶段. 传统机器学习从建模数据的角度来说, 主要处理低维度数据, 如流量等一维数据. 因此, 大部分模型需要手动提取特征, 这一阶段的建模硬件资源通常由多核心的单台机器的算力即可满足. 深度学习阶段从数据的角度来说, 可以处理维度更高、更加复杂的数据, 如图像数据、视频数据等. 在这一阶段, 通常可以自动实现特征提取和更强的建模能力, 代价是需要更高的训练资源, 通常需要较多核心的CPU, 或者GPU、NPU等.

图1列出了常见的模型和里程碑事件. 传统机器学习按照目前使用较多的神经网络的发展, 可以分为早期阶段、感知器时代和反向传播时代. 在早期阶段, 研究者们主要关注线性模型和统计方法, 探索数据分类和回归问题的基本解决方案. 艾伦·图灵提出了图灵测试(Turing, 1950), 以评估机器是否具有智能, 奠定了人工智能的基础. 简单神经网络模型的引入(McCulloch和Pitts, 1943)和感知器的提出(Rosenblatt, 1958)标志着进入感知器时代. 感知器能够解决线性可分问题, 但由于其无法解决异或(XOR)等非线性问题, 研究进展一度陷入停滞. 随着反向传播算法的提出(Rumelhart等, 1986), 神经网络的研究进入了新的阶段. 反向传播算法通过有效地调整网络权重, 解决了多层神经网络的训练问题, 使得复杂的非线性问题得以解决. 这一时期, 神经网络在语音识别、图像分类等任务中取得了显著成果, 推动了机器学习技术的广泛应用和发展.

深度学习阶段可以进一步细分为深度学习早期、卷积时代、残差时代、注意力时代和大语言模型时代. 深度学习早期阶段, 主要探索深层神经网络的结构和训练方法. 卷积时代, 以卷积神经网络AlexNet(Krizhevsky等, 2017)的诞生及使用GPU训练为开端, 这项工作及后续一系列改进工作显著提升了图像处理任务的性能. 残差时代, 引入了残差网络ResNet(He等, 2016), 解决了深度网络训练中的梯度消失问题, 使得更深层次的网络成为可能. 注意力时代, 以Transformer模型的提出(Vaswani等, 2017)为标志, 广泛应用于自然语言处理任务, 后续推广到一系列其他模型及任务. 大语言模型时代, 随着BERT、GPT等大规模预训练模型的引入, 自然语言处理技术取得了突破性进展, 这些模型展示了强大的生成和理解能力, 推动了人工智能的发展及在各行各业的应用.

2.2　建模过程

机器学习和深度学习用于构建模型并从数据中学

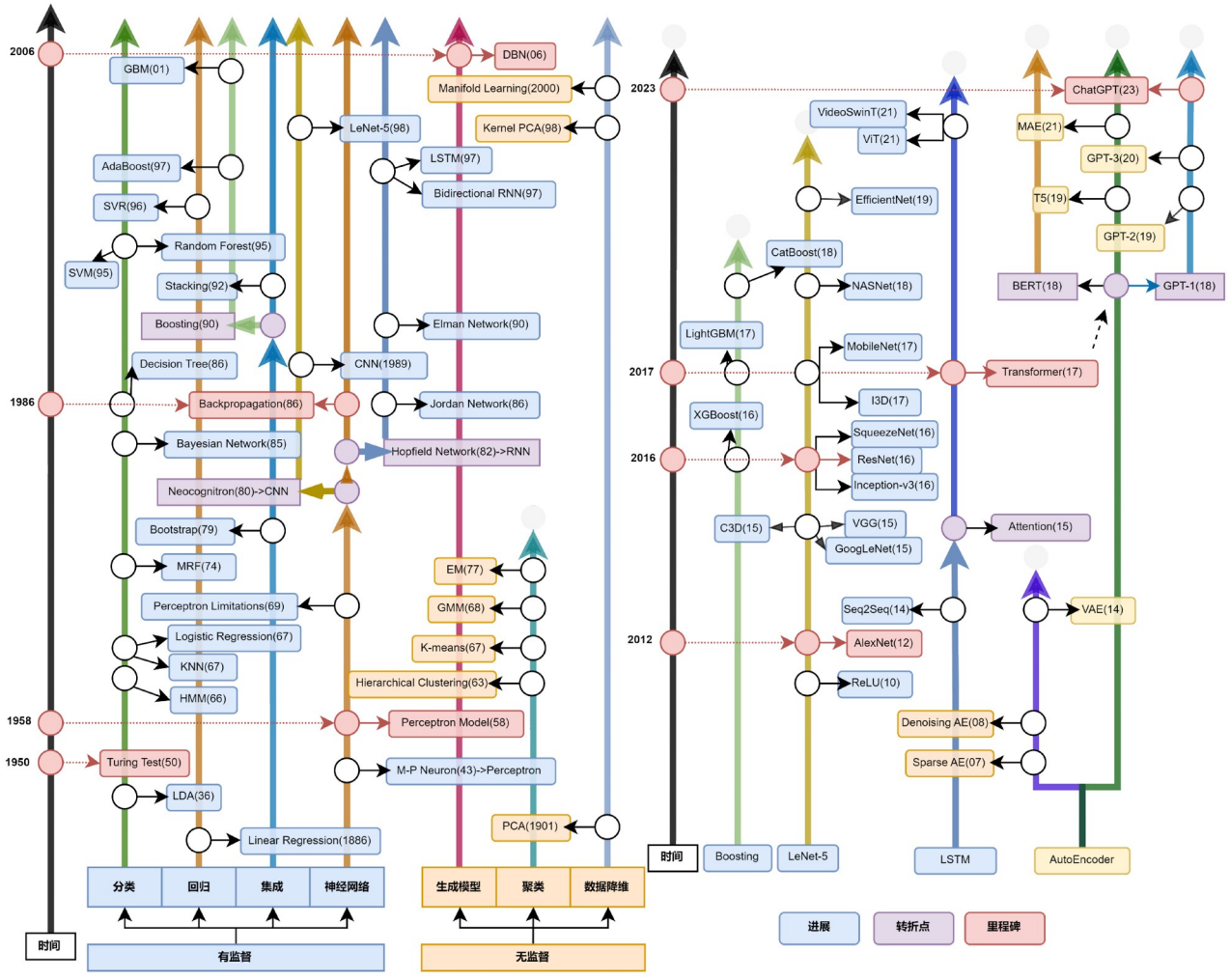


图 1　(网络版彩图)机器学习发展

横轴为学习类型(有监督学习、自监督学习、无监督学习), 纵轴为时间轴(包含里程碑事件)

习预测模式, 但在建模过程中存在一些差异. 图2对机器学习和深度学习的建模过程进行了比较. 总体而言, 机器学习和深度学习的建模过程都涉及问题定义、构建数据集、模型设计、训练、评估和部署等步骤. 主要的区别在于特征工程, 深度学习侧重于从现有数据中自动学习特征表示.

2.2.1　数据集

(Ⅰ) 数据收集与预处理. 数据收集包括观测数据的收集和预测因子的计算. 数据预处理包括数据清洗和数据标注; 根据建模方法的不同, 可能会有不同的清洗要求, 例如, 在机器学习方法中, 应处理缺失数据. 数据标注是添加一个或多个有意义标签的过程, 以定义一个预测问题, 使模型能够从中学习. 例如, 我们可以预测未来24小时内X级耀斑的发生或软X射线峰值通量.

(Ⅱ) 特征工程. 对于机器学习, 适当的特征表示是基于问题和数据的特性来设计的. 主要问题在于应该提取哪些特征, 以及如何在预测模型中选择和组合这些特征. 在深度学习中, 神经网络自动从原始数据中学习特征表示, 因此不需要显式的特征工程步骤, 并且可以根据实际问题选择相对成熟的预测因子.

(Ⅲ) 数据分割. 数据分割是机器学习中的一个重要步骤, 涉及将数据集划分为训练集、验证集和测试集. 训练集用于学习参数和训练模型; 验证集用于超参数调优和模型验证, 以避免过拟合; 测试集用于评

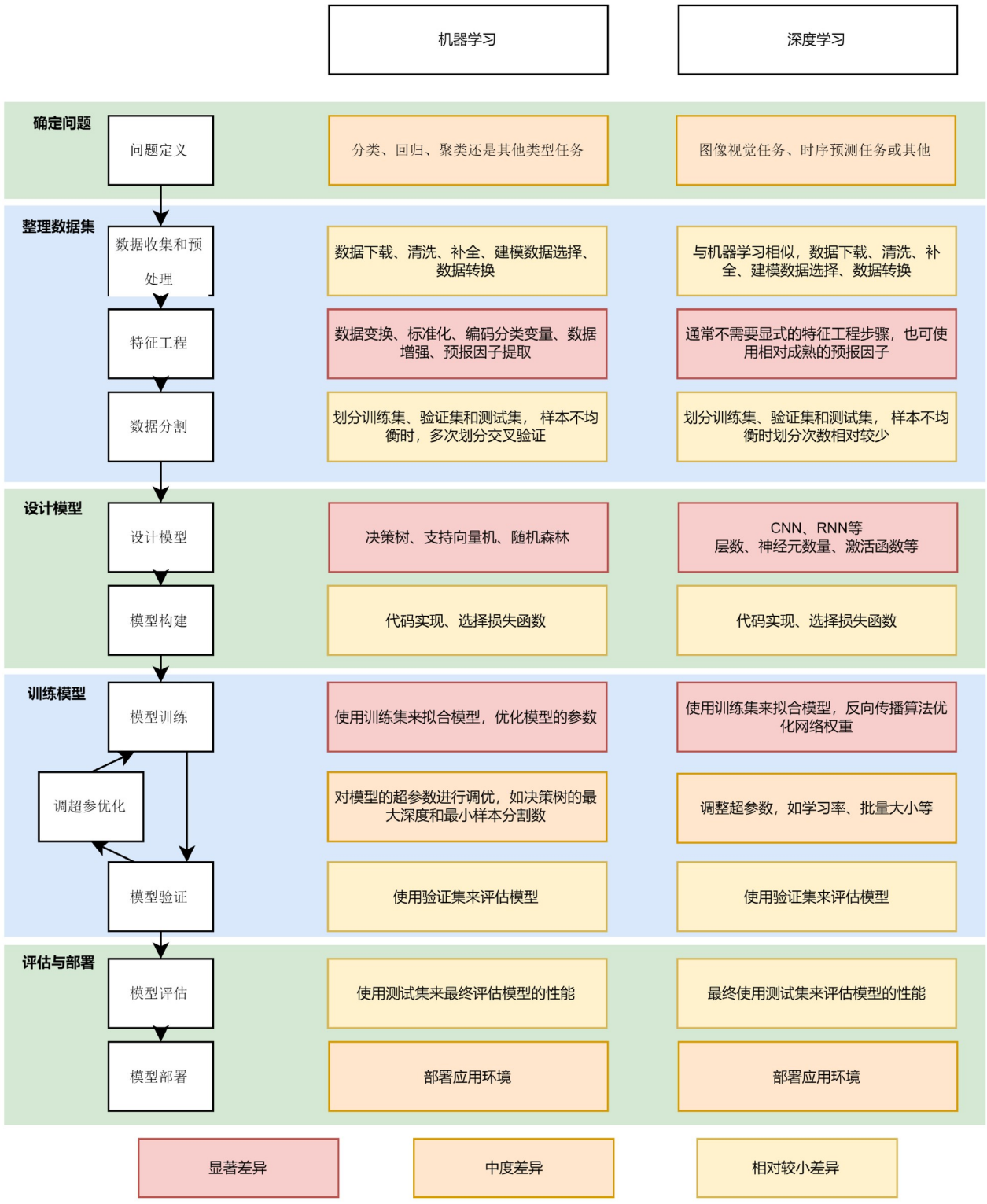


图 2　**(网络版彩图)机器学习和深度学习的建模过程与比较**

机器学习和深度学习的建模过程通常包括五个主要步骤: 确定问题、构建数据集、设计模型、训练模型以及评估和部署模型. 主要的区别在于特征工程和模型设计阶段

估模型的性能, 模型在测试集上的性能是其泛化能力的重要指标.

以下是数据分割的基本标准: (1) 随机性. 在划分数据集时, 确保数据是随机打乱的, 以避免数据顺序性对结果的影响. (2) 数据分布. 确保训练集、验证集和测试集的数据分布与实际应用中的数据分布相似, 以保证模型的泛化能力. (3) 数据量. 确保每个数据集中有足够的样本, 以代表各种情况并避免过拟合. (4) 时间序列数据. 对于时间序列数据, 确保训练集的时间段在验证集和测试集之前, 以避免信息泄漏问题. (5) 比例划分. 通常, 数据集可以分为70%~80%的训练集、10%~15%的验证集和10%~15%的测试集, 可以根据数据量和任务的特性适当调整. 如图3所示, 数据集被划分为训练集和测试集, 比例通常为7:3. 训练集用于训练模型, 测试集用于评估模型性能. 训练集和测试集不能有交叉数据. (6) 交叉验证. 对于数据量较少的情况, 可以使用交叉验证更充分地利用数据. 例如, k折交叉验证将数据分成k部分, 并使用其中一部分作为验证集, 其余部分作为训练集进行k次验证.

保留法和交叉验证法被用作模型评估方法, 如图4所示. 保留法是一种简单的评估预测模型性能的方法. 在保留法中, 数据集被划分为训练集和测试集, 然后从训练集中划分出验证集. 测试集得分被认为是模型的泛化能力指标. 保留法的评估结果依赖于数据的划分. 交叉验证法在一定程度上可以解决这个问题. 在k折交叉验证法中, 训练集被分成k个子集. 模型使用k–1个子集进行训练, 并在剩下的一个子集上进行验证. 这个过程重复k次. 交叉验证法似乎能更好地逼近泛化性能, 但计算开销较大. 当样本数量非常少时, 采用留一交叉验证法. 在这种方法中, 每个样本作为一次测试集, 其余样本作为训练集.

以太阳耀斑预测中将数据集划分为训练集和测试集为例, 数据分割方法如图5所示. 在图5a中, 一年的数据用于验证集, 其余年份的数据用于训练集. 如果需要进行多次划分, 每次选择不同年份的数据. 数据也可以按月划分, 例如在图5b中, 三个月的数据用于验证, 其余月份的数据用于训练. 如果需要多次划分, 每次选择不同的月份. 在图5c中, 所有数据首先根据耀斑级别划分为不同组. 从不同组中选择的数据结合生成训练集和测试集. 例如, Li等(2020)使用基于活动区(AR)数据的交叉验证方法. 如果需要多次划分, 可以使用不同的随机种子进行划分. 图5d显示了最简单的划分方法, 即随机选择一定比例的数据. 然而, 由于数据量小、数据分布的周期性以及类别不平衡问题, 可能会出现数据泄漏的问题. 需要注意的是, 同一活动区中的不同样本不应同时出现在训练集和测试集中.

2.2.2 模型设计

人工智能的目标是创建能够执行复杂任务的智能系统. 这也是一个工程任务, 一些经典模型和算法通常依赖于一些框架. 太阳活动预测中的机器学习代码很少从头开始实现. 通常会使用一些工具包, 例如用于机器学习的sklearn, 深度学习的Pytorch、TensorFlow和Mindspore, 用于训练预测模型.

2.2.3 模型训练

对于机器学习, 训练集用于拟合模型并优化模型的参数, 使其在训练集上表现良好. 例如, 神经网络的权重通过反向传播算法进行优化, 以减少训练集上的损失函数. 在模型训练过程中, 模型的超参数根据验证结果来确定.

2.2.4 模型评估

测试集用于评估模型的性能. 评估指标用于估计训练好的模型在测试集上的表现. 如图6所示, 不同的预测任务需要不同的评估指标. 预测任务可以分为分类或回归. 分类任务分为二分类和多分类. 对于回归, 模型可以输出单点值或多点值.

(Ⅰ) 二分类指标. 二分类包括正样本和负样本. 如图7所示, 指标的计算分为四个步骤: 样本统计、统计汇总、基本指标计算和综合指标计算.

样本统计包括: 正确预测的正样本数量, 称为TP(T表示正确预测, P表示预测为正); 负样本被错误预测为正样本的数量, 称为FP(F表示错误预测, P表示预测为正); 正样本被错误预测为负样本的数量, 称为FN(F表示错误预测, N表示预测为负); 正确预测的负样本数量, 称为TN(T表示正确预测, N表示预测为负).

统计汇总是计算数据的分布, 例如, 实际正样本的总数称为(P_a), 实际负样本的总数称为(N_a). 预测为正的样本总数称为(P_f), 预测为负的样本总数称为(N_f), 正确预测的总数称为(T), 错误预测的总数称为(F). 样本总数记为(All).

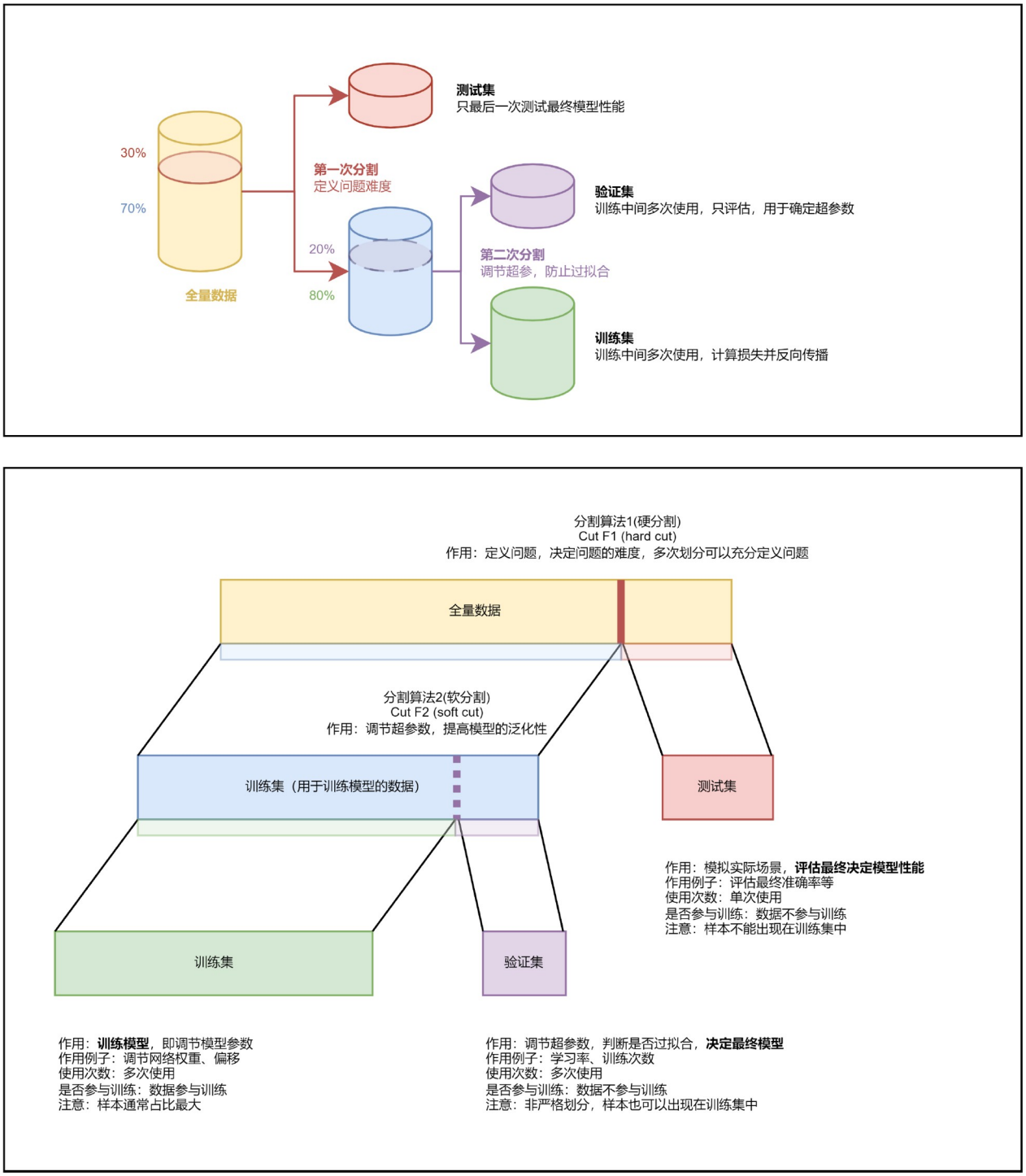


图 3　(网络版彩图)数据集分割

一个数据集通常被划分为训练集、验证集和测试集

基本指标是可以从样本统计和统计汇总中计算出来的指标. 它们的计算方法如图7所示. 重要的基本指标包括真正率(TPR/召回率/敏感性)、正预测值(PPV/精度)和假正率/接受率/报警率(FPR/FAR). 召回率和精

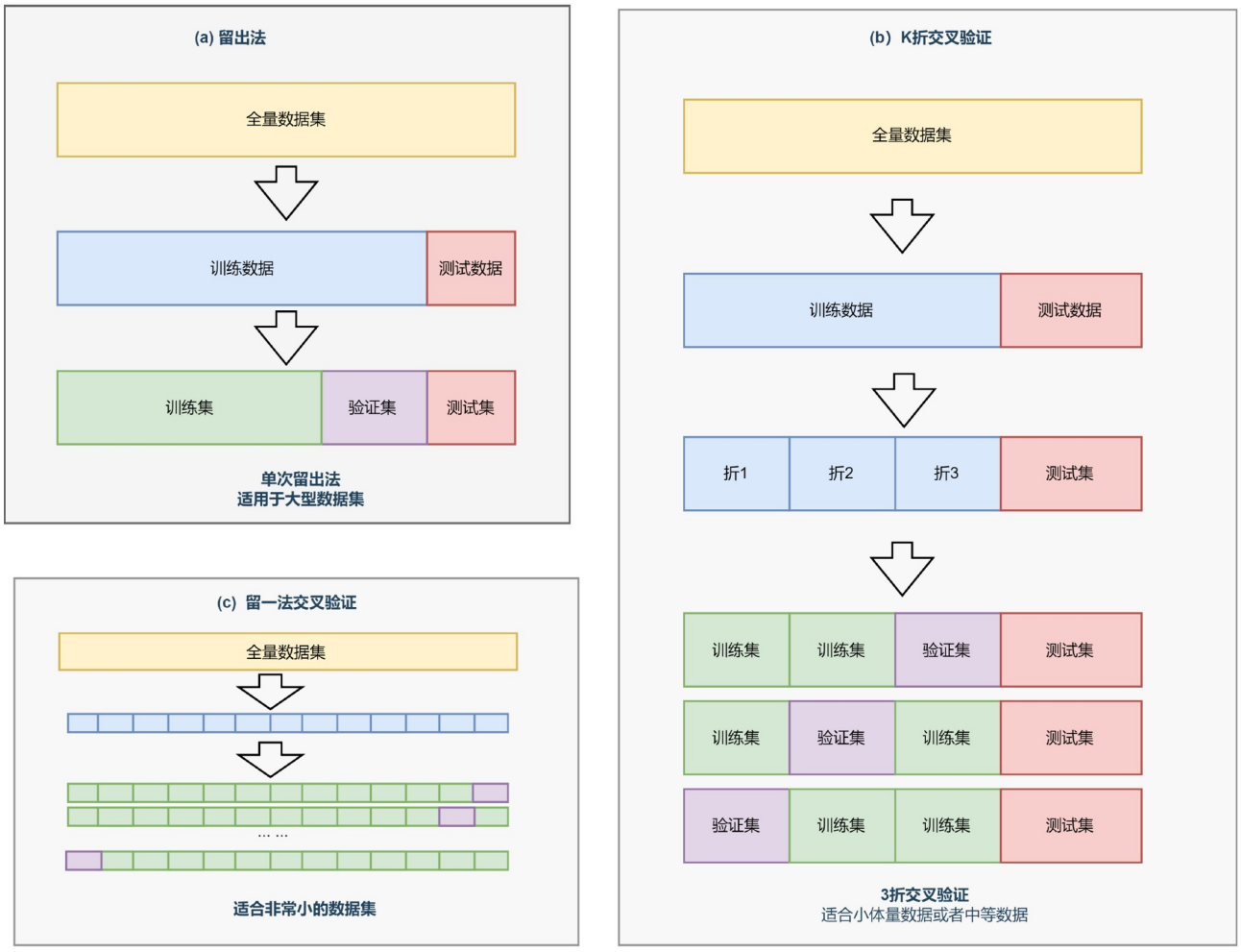


图 4　(网络版彩图)保留法和交叉验证法

(a) 保留法; (b) *k*折交叉验证; (c) 留一交叉验证

度是评估分类模型性能的两个基本指标. 召回率衡量模型正确识别的实际正样本的比例, 而精度衡量模型预测为正的样本中实际正确的比例. 关于这些指标的应用场景和置信区间, Jolliffe(2007)和Kubo等(2017)提供了详细讨论.

综合指标是从基本指标计算得出的指标, 它们的计算方法如图7所示. 当数据平衡时, 准确率(ACC)是一个很好的指标. 然而, 非耀斑样本的数量远大于耀斑样本的数量, 这就是一个类别不平衡问题. 在类别不平衡问题中, 平衡准确率(BACC)、Heidke技巧评分(Heidke, 1926)(HSSs)、真实技巧统计量(Bloomfield等, 2012)(TSS)、Appleman技巧评分(ApSS)、F_1评分和F_β评分被用于评估模型性能(例如, Jiao等, 2020). Heidke技巧评分(HSSs)有两种定义方式, HSS1(Barnes和Leka, 2008)和HSS2(Mason和Hoeksema, 2010; Bobra和Couvidat, 2015). HSS2常用于评估太阳活动预测模型的性能(Bobra和Couvidat, 2015; Chen等, 2019).

(Ⅱ) 多阈值二分类指标. 当预测模型的输出为概率时, 可以手动设置阈值. 概率大于阈值的样本被认为是正样本, 其他样本被认为是负样本. 不同的阈值会产生不同的输出. 接收者操作特性(ROC)曲线和精确度-召回(PR)曲线用于在进行多阈值二分类时评估和比较模型性能, 例如Florios等(2018)和Liu等(2022). ROC曲线的横轴和纵轴分别是假正率(FPR)和真正率(TPR). 选择不同的阈值, 得到一组(FPR, TPR)数值对, 通过连接所有数值对得到ROC曲线, 如图8a所示. 曲线越接近

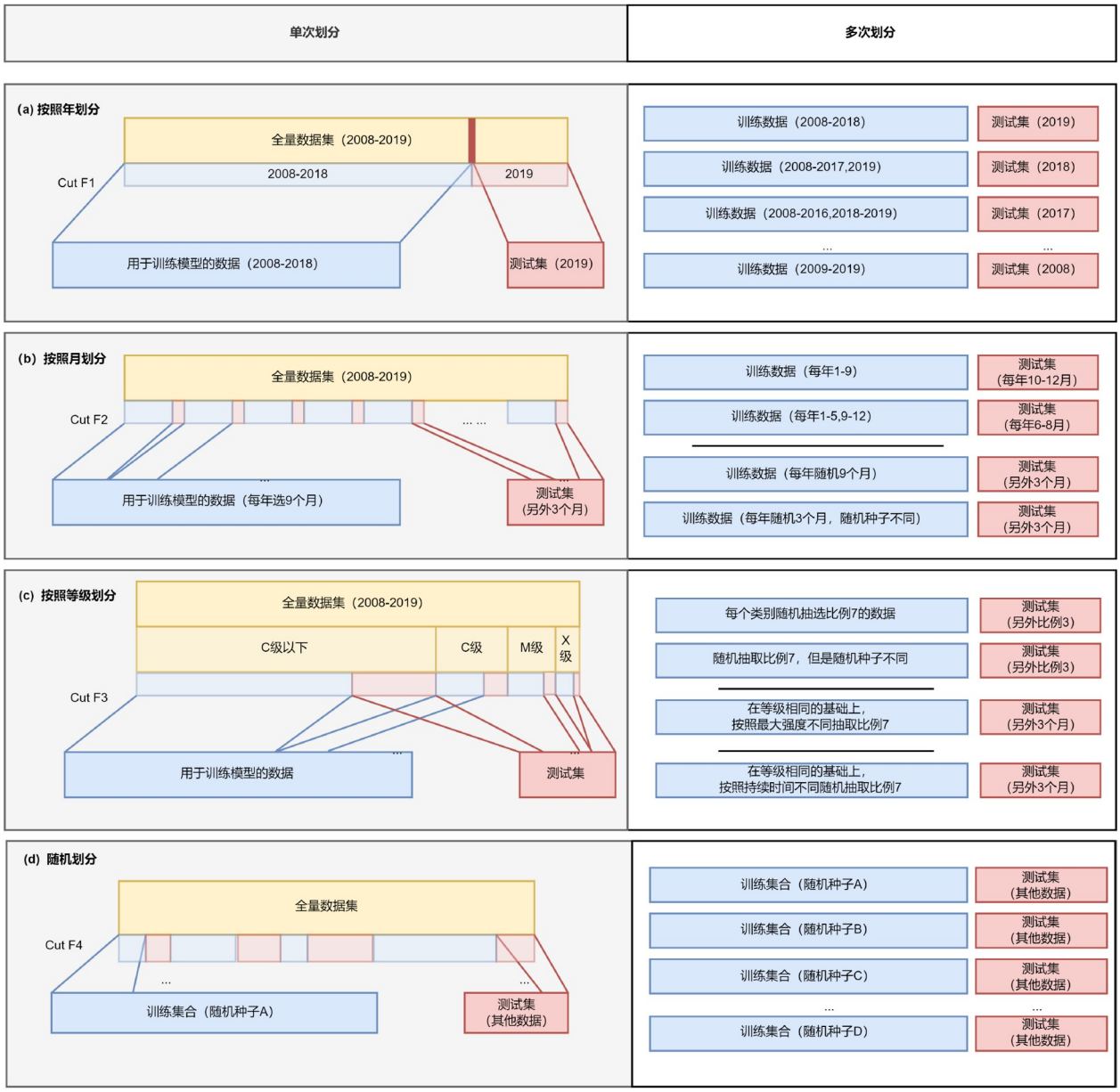


图 5　(网络版彩图)数据分割算法

(a) 按年份划分训练集和测试集; (b) 按月份抽样训练集和测试集; (c) 通过分层分割并进行分层抽样来划分训练集和测试集; (d) 通过随机抽样划分训练集和测试集

左上角, 模型性能越好. 为了定量表征模型的优劣, 计算ROC曲线下面积(AUC)(图8b).

对于类别不平衡问题, 精确度-召回(PR)曲线是另一种选择, 例如Jonas等(2018)使用PR曲线来评估模型性能. PR曲线的横轴和纵轴分别是真正率(TPR)和正预测值(PPV). 曲线越接近右上角, 模型性能越好.

(III) 回归指标. 回归模型输出连续变量, 常用于概率预测、单值预测和多值预测. 回归中的指标如图9所示.

3　太阳耀斑预测

3.1　问题定义

太阳耀斑是最剧烈的太阳活动之一. 太阳耀斑是

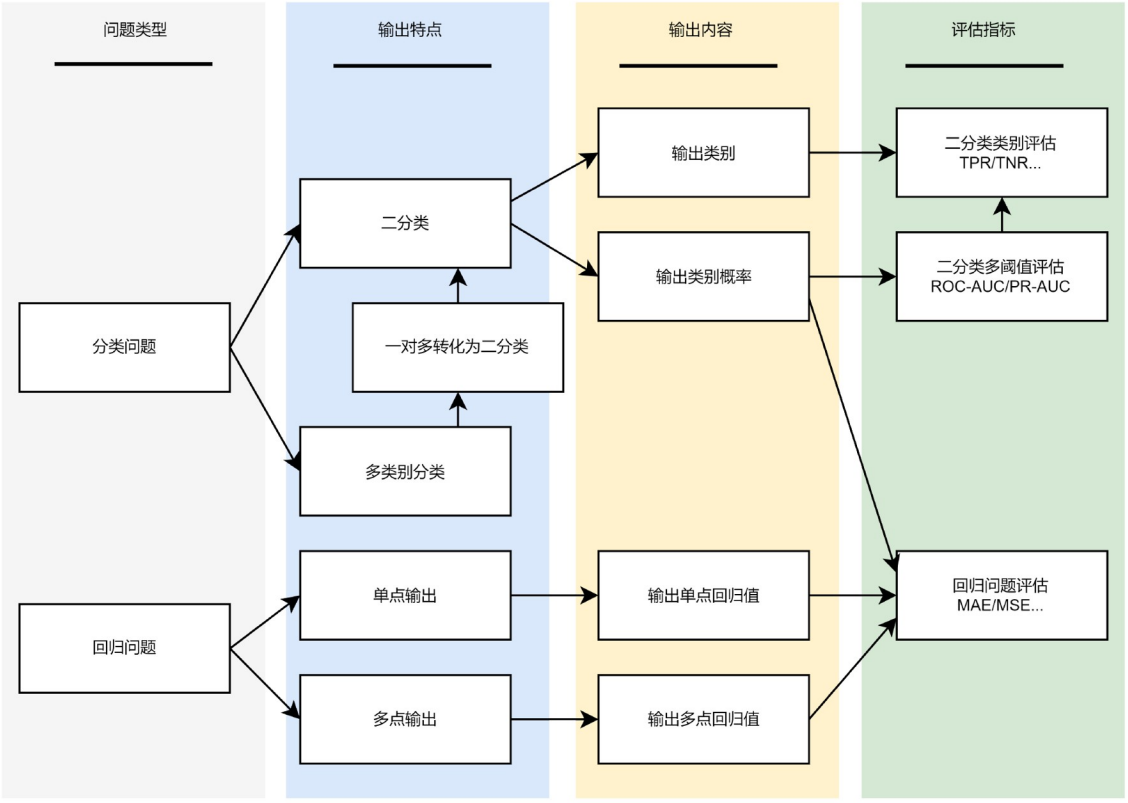


图 6　(网络版彩图)问题定义及相应指标

发生在太阳表面上方的局部区域内能量的突然大规模释放, 如图10所示. 耀斑通常伴随着一系列现象: 几乎全波段的无线电增强, 能量范围从10^3eV到10^{11}eV的高能粒子流, 以及日冕物质抛射(林元章, 2000). 然而, 由于形成条件不同, 并不是所有这些现象都会发生, 也不会以完全相同的强度发生.

3.1.1　耀斑大小和分类

大型耀斑的能量可以达到4×10^{32}erg($1\text{erg}=10^{-7}$J); 其中电磁辐射部分约占1/4, 即10^{32}erg, 主要集中在可见光波长. 剩余的3/4能量以高能粒子和等离子体动能的形式释放(Ellison, 1963; Wentzel和Tidman, 1969; 林元章, 2000). 中型耀斑释放的能量为10^{30}~10^{31}erg, 小型耀斑释放的能量为10^{28}~10^{29}erg, 微耀斑的释放能量为10^{26}~10^{27}erg, 释放能量≤10^{25}erg的被称为纳耀斑.

耀斑的分类通常分为光学耀斑分类和软X射线耀斑分类. 目前更常用的是软X射线的耀斑分类. 地球的电离层对1~8Å软X射线强度的变化非常敏感, 因此太阳耀斑的X射线等级反映了该耀斑产生电离层效应的能力. 基于地球静止运行环境卫星(Geostationary Operational Environmental Satellite, GOES)测量的1~8Å峰值通量F_X(Machol等, 2020), 耀斑的软X射线等级被分为A、B、C、M和X. 如表1所示, 每个主要等级进一步细分为九个次级等级. 例如, M3级表示耀斑软X射线峰值通量$F_X=3\times10^{-5}$Watts/m^2.

3.1.2　耀斑预测标签

短期太阳耀斑预测模型通常提前1~3天给出结果, 预测结果包括是否会发生耀斑、耀斑的等级、耀斑的时间和位置, 以及是否会伴随其他太阳活动事件.

预测模型通常包括两种类型. 一种是定义为分类问题, 预测离散值, 例如未来是否会发生耀斑. 另一种是回归问题, 给出连续值, 例如软X射线峰值通量或耀斑持续时间(Reep和Barnes, 2021). 数据标注决定了建模问题的类型. 常见的预测模型包括分类问题和回归问题, 如图11所示. 分类问题预测离散标签, 回归问题预测连续标签.

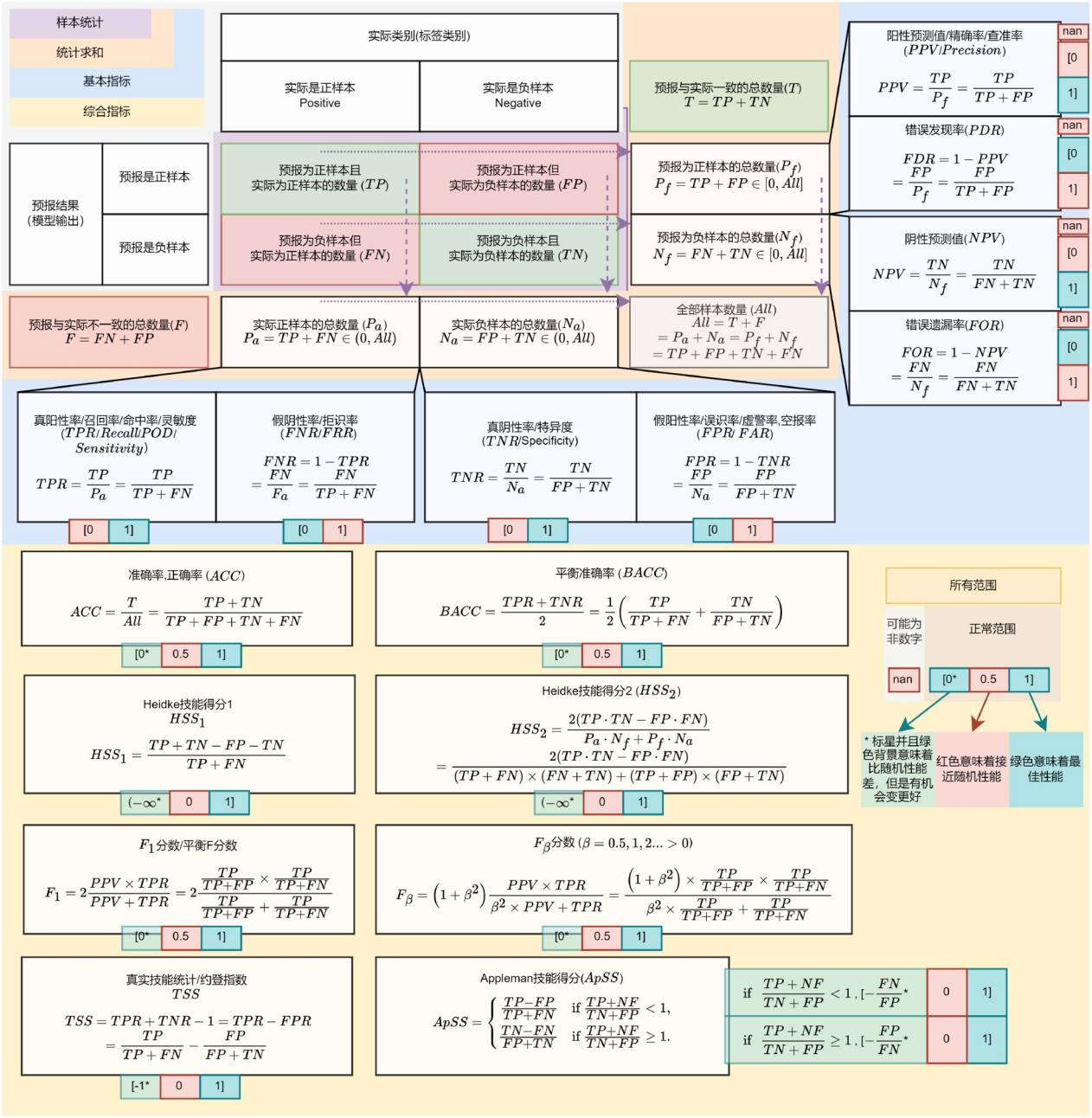


图 7　(网络版彩图)二分类评估指标

指标可以分为四个部分, 第一部分是左上角的混淆矩阵, 展示了预测和实际样本情况的基本统计数据; 然后是基本统计数据的汇总, 接下来是基本指标的计算, 最后是综合指标的计算

3.2　数据和预测因子

3.2.1　数据

机器学习方法需要大量数据，因此连续的多波长数据是理想的数据来源，而卫星上的观测设备自然具有这种特性，所以太阳活动预测较依赖于来自卫星的数据. 例如, 太阳和日球层观测台(SOHO; Domingo等, 1995)是欧洲航天局(European Space Agency, ESA)与美国国家航空航天局(National Aeronautics and Space Administration, NASA)合作建立的一颗太阳卫星，发

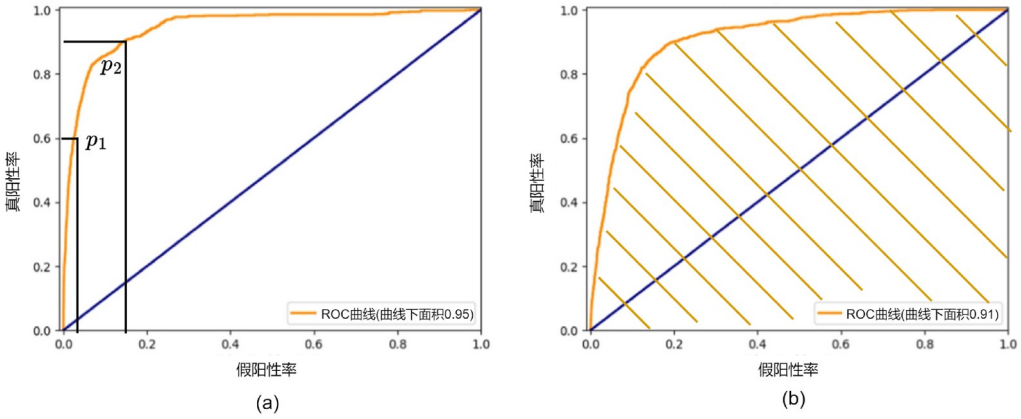


图 8　(网络版彩图)ROC曲线

数据类别	数据值
实际值(标签值)	$v_{a.all}=v_{a1},v_{a2},v_{a3},\ldots,v_{an}$
预报值（模型输出）	$v_{f.all}=v_{f1},v_{f2},v_{f3},\ldots,v_{fn}$

数据总数	数据和	算术平均值
n	$v_{a.sum}=\sum_{i=1}^{n}v_{ai}$	$v_{a.avg}=\frac{v_{a.sum}}{n}$
n	$v_{f.sum}=\sum_{i=1}^{n}v_{fi}$	$v_{f.avg}=\frac{v_{f.sum}}{n}$

平均绝对误差/L1损失
(MAE/L1 loss)

$$MAE\left(v_{f.all},v_{a.all}\right)=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left|v_{fi}-v_{ai}\right|$$

均方误差/L2损失/Brier分数
(MSE/BS)

$$MSE\left(v_{f.all},v_{a.all}\right)=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left(v_{fi}-v_{ai}\right)^2$$

均方根误差
(RMSE)

$$RMSE\left(v_{f.all},v_{a.all}\right)=\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left(v_{fi}-v_{ai}\right)^2}$$

Brier技能分数(BSS)

$$BSS\left(v_{f.all},v_{a.all}\right)=1-\frac{MSE\left(v_{f.all},v_{a.all}\right)}{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left(v_{ai}-v_{a.avg}\right)^2}$$

R^2

$$R^2\left(v_{f.all},v_{a.all}\right)=1-\frac{\sum_{i=1}^{n}\left(v_{ai}-v_{fi}\right)^2}{\sum_{i=1}^{n}\left(v_{ai}-v_{a.avg}\right)^2}$$

数据	基本统计
评估函数	

图 9　(网络版彩图)回归问题的指标

射于1995年; 太阳动力学观测台(Solar Dynamics Observatory, SDO; Pesnell等, 2012a)是NASA于2010年发射的另一颗卫星, 携带了多种仪器, 提供了太阳的高时间和空间分辨率图像; 地球静止运行环境卫星(GOES)包括一系列在地球同步轨道上运行的卫星, 用于监测太阳活动对地球环境的影响. 这些卫星的累积数据可用于构建机器学习模型. 磁图和多波段图像可以作为预测模型的输入, 软X射线通量可以用来提供预测模型的输出.

(Ⅰ) 磁场数据. SOHO/MDI(太阳和日球层观测台/迈克尔逊多普勒成像仪)和SDO/HMI(太阳动力学观测台/太阳地震和磁成像仪)分别从1996年和2010年开始提供连续的光球磁图, 因此有大数据的积累, 经常被用来训练机器学习模型. 例如, Park等(2018)将CNN应用于全盘太阳磁图, 无需任何预处理或特征提取, 他们的模型输入是SOHO/MDI(从1996年5月到2010年12月)

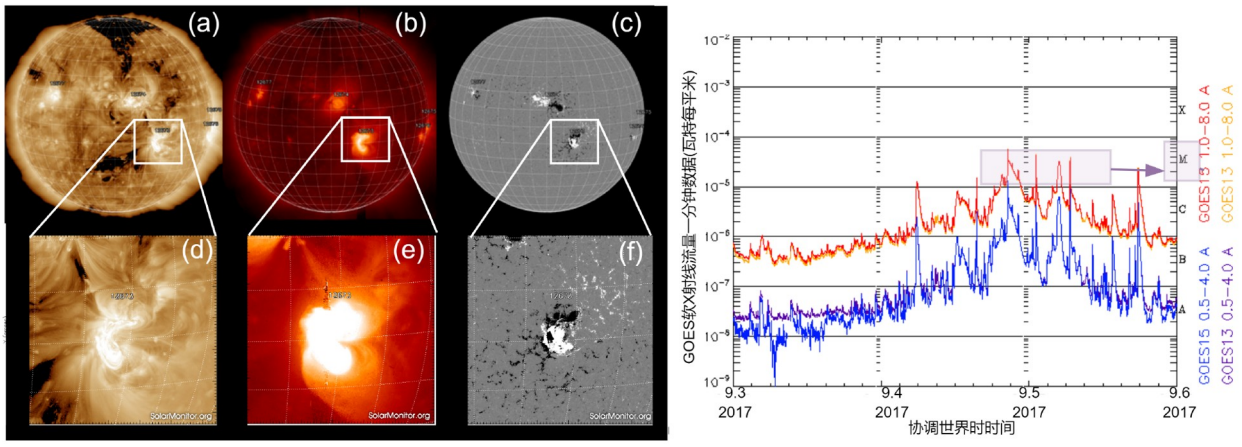


图 10　(网络版彩图)耀斑示例

(a)~(f)提取自Solarmonitor数据库(Gallagher等, 2002); (a)~(c)显示了2017年9月5日的太阳全盘图像; (d)~(f)是(a)~(c)的活跃区, 发生了一个M级耀斑, 国家海洋和大气管理局(NOAA)编号为12673. (a)和(d)是大气成像组件(AIA)193Å波段在19:27的观测数据, (b)和(e)是日出X射线望远镜(XRT)在05:55的观测数据, (c)和(f)显示了00:46的HMI磁图. (g)提取自NOAA空间天气预测中心(NOAA/SWPC), 显示了2017年9月3日至6日的软X射线通量

表 1　太阳耀斑的软X射线分类

等级	F_X(Watts/m^2)
A	[10^{-8}, 10^{-7})
B	[10^{-7}, 10^{-6})
C	[10^{-6}, 10^{-5})
M	[10^{-5}, 10^{-4})
X	[10^{-4}, ∞)

和SDO/HMI(从2011年1月到2017年6月)的全盘磁图, 每天00:00UT. Bobra和Couvidat(2015)使用矢量磁图参数通过SVM预测太阳耀斑.

大多数太阳爆发发生在太阳大气的低层, 即色球层和低日冕(Jiang等, 2021). 但日冕磁场尚未有常规观测方法. 为了克服这一问题, 通常基于光球磁图, 利用外推或模拟方法计算日冕磁场. Aschwanden(2020)使用HMI的磁图和AIA的EUV波投影, 通过自动跟踪的日冕环坐标来模拟无力日冕磁场. 基于HMI SHARP数据(Bobra等, 2021), Zhao Z等(2023)使用非线性无力场外推算法建立了一个大规模数据库. Zhao J等(2023)提出了一种基于太阳风等离子体3D磁流体动力学(MHD)方程的新型互嵌感知模型(MEPM), 用于重建太阳日冕的结构. Campi等(2019)基于2D磁图和3D势场外推数据提取参数, 并构建了一个预测模型. Korsós等(2020a)使用势场算法外推日冕磁场, 并提取参数探讨色球层上层和低日冕磁场的最佳高度, 用于太阳耀斑预测.

(Ⅱ) 多波长图像. 白光数据包含太阳黑子的信息, 因此可以用作太阳耀斑预测模型的输入(Pesnell等, 2012b). Abed等(2021)自动从太阳黑子图像中提取特征, 以预测未来24小时的太阳耀斑等级. SDO/AIA提供了从光球层到日冕的太阳图像. Liu J F等(2017)使用Zernike矩方法从极紫外图像中提取特征; Krista和Chih(2021)使用基于EUV图像的统计方法进行建模; Nishizuka等(2017)通过使用磁图和紫外图像建立预测模型; Sun等(2023)通过融合AIA多波段图像的信息建立了太阳耀斑预测模型.

(Ⅲ) 标准数据集. 为了比较不同方法构建的预测模型的性能, 生成标准数据集非常重要. 然而, 太阳耀斑预测仍然是一个开放的问题, 目前还没有定义和建立标准数据集. 不过一些公开数据集(Angryk等, 2020; Zhao Z等, 2023)也已经公开.

3.2.2　预测因子

太阳耀斑预测模型中的预测因子可以分为计算活动区的太阳黑子参数或磁场参数.

(Ⅰ) 太阳黑子参数. 太阳黑子是太阳表面局部强磁场区域(林元章, 2000). 太阳黑子的特性与太阳活动密切相关(Wang, 2009; Yang等, 2010; Yin等, 2007). 太阳黑子的复杂性也与太阳耀斑密切相关(李蓉等, 2014).



图 11　耀斑预报中的分类问题和回归问题

1919年，威尔逊山天文台根据磁场极性分布提出了威尔逊山分类法(Hale等, 1919). 太阳黑子群的形态大致按照Zurich分类(也称为Brunner分类)演化，即太阳黑子群的演化通常从简单变为复杂，然后再变为简单. 基于太阳黑子群的Zurich分类，McIntosh(1990)提出了由三个字母组成的太阳黑子群McIntosh分类法. 字母的第一个字母仍然使用Zurich分类，但将九个类别(A、B、C、D、E、F、G、H、J)合并为七个(A、B、C、D、E、F、H)；第二个字母表示太阳黑子群中最大黑子的形状和复杂性，根据半影分为六类(x、r、s、a、h、k)；第三个字母表示太阳黑子群中太阳黑子的分布, 分为四类(x、o、f、c).

相关研究人员详细探讨了太阳黑子分类与耀斑的关系. Sammis等(2000)基于8年的太阳黑子观测研究了威尔逊山分类与耀斑的关系，发现复杂磁场更容易产生耀斑. 尽管大面积太阳黑子倾向于产生大耀斑，但磁场分类对太阳耀斑预测的影响更为显著. McIntosh (1990)指出，McIntosh分类与耀斑的相关性优于Zurich分类与耀斑的相关性. Atac(1987)综合了McIntosh分类和威尔逊山分类对耀斑的影响，指出具有Dki或Eki分类、具有δ磁场结构以及最大磁场强度在1600~2500高斯之间的太阳黑子更容易产生大耀斑. Falco等(2019b)假设耀斑事件频率遵循泊松统计，并基于太阳黑子参数估算了太阳耀斑预测模型的概率. Li等(2013)通过结合光球磁场参数和太阳黑子参数建立了一个耀斑模型, 预测结果表明, 结合参数比单独使用光球磁场参数和太阳黑子参数作为预测因子更有效. 在Debrecen日地物理观测站(DHO)编制了一系列太阳黑子数据库和在线工具(Baranyi等, 2016).

(Ⅱ) 磁场参数. 太阳黑子是强磁场的表现, 大多数太阳耀斑发生在具有复杂磁场结构的活动区，耀斑的能量来自磁场，因此，研究耀斑与磁场的关系对于理解耀斑或日冕物质抛射的物理过程非常重要(Leka和Barnes, 2003; Georgoulis, 2008; Leka等, 2012, 2005; Bobra和Ilonidis, 2016; Georgoulis等, 2019, 2012; 林元章, 2000; 李蓉等, 2014). 而且物理参数和形态参数可以从活动区的磁场数据中提取.

(i) 物理预测因子. 提出了许多磁场参数来表征活动区的非势性和复杂性. Gallagher等(2002)发现磁场梯度显著的活动区容易发生太阳耀斑. Abramenko等(2002)发现当耀斑产率高时，对应于光球磁场B_Z分量的耗散谱更平坦. Komm和Hill(2009)发现活动区的大

涡度可能会产生太阳耀斑. Leka和Barnes(2003)研究了许多光球磁场参数与太阳耀斑之间的关系, 例如磁场的水平梯度、垂直电流等. Georgoulis和Rust(2007)定义了一个有效的连接磁场$B_{\mathrm{ef\ f}}$, 这是识别发生耀斑和未发生耀斑的活动区的可靠标准. Cui等(2007, 2006)从活动区的光球磁图中计算了磁场的最大水平梯度、中性线的长度和奇点的数量, 并分析了这些磁场参数与耀斑之间的统计关系. Wang等(2008)开发了一个基于从磁图中提取的三个预测因子的短期耀斑预测系统, 即纵向磁场的最大水平梯度、中性线的长度和奇点的数量. Cicogna等(2021)提出了一个表示活动区复杂性的拓扑参数D. Kutsenko等(2021)得出结论, 较高的磁通量涌现率是活动区未来产生强烈耀斑的必要条件.

尽管提出了许多磁场参数, 但它们大多数是相互关联的. Leka和Barnes(2007)使用统计方法发现一些参数与光球磁场状态之间的强相关性, 这在任何给定时间对活动区是否会产生耀斑的影响有限. Barnes和Leka(2008)对全磁通Φ_{tot}、自由能E_{e}、强梯度中心线上的磁通量R和有效的连接磁场$B_{\mathrm{ef\ f}}$等参量, 采用判别分析方法量化预报耀斑的能力, 发现这些预报因子的预报能力没有明显差别. Dhuri等(2019)和Lim等(2019b)也讨论了磁场参数之间的相关性. 在应用这些预测因子构建太阳预测模型时, 应进行去相关操作. 另一方面, Wang J等(2019)和Wang等(2020)发现, 当集中计算高梯度中性区域而不是整个活动区时, 这些参数区分强耀斑活动区和非强耀斑活动区的能力也得到了提高. 一些数据产品, 例如Bobra等(2014), 在发布数据的头文件中添加了磁场参数. 这些参数也可以用于基于机器学习的建模过程. 除了太阳光球磁场参数外, Huang等(2013)还添加了活动区之间的距离和预测的活动经度作为新的预测因子, 并验证了其对太阳耀斑预测的有效性.

(ii) 分形预测因子. 高能量的太阳活动区是太阳耀斑和日冕物质抛射的源头, 人们尝试了各种方法来表征活动区的复杂性, 从威尔逊山磁场分类到McIntosh分类都表明, 大而复杂的活动区会产生大量的太阳耀斑. 然而, 这些太阳黑子分类是主观的, 由于活动区具有自相似性, 活动区的复杂性可以通过分形方法进行量化(McAteer等, 2005; 李蓉等, 2014). 相对于太阳黑子的形态分类和活动区的磁场参数, 分形预测因子的研究相对较少. McAteer等(2005)使用计数盒方法研究了计算的分形维数与每个活动区威尔逊分类的耀斑产率之间的关系. 他们发现每个威尔逊分类都有相似的分形维数频率分布, 从而表明活动区的自相似性. Aschwanden和Aschwanden(2008a, 2008b)研究了太阳耀斑的面积分形维数和体积分形维数, 发现EUV波长观测到的耀斑区域表现出分形特征, 总EUV通量与面积分形线性相关. Meunier(2004)研究了太阳周期内不同时间尺度上的分形维数变化. Georgoulis(2012)发现, 无论是发生耀斑的活动区还是未发生耀斑的活动区都表现出显著的分形、多分形和非Kolmogorov湍流特征, 但没有一个参数能够区分主要耀斑活动区和耀斑安静区. 其他研究(Lawrence等, 1993; Conlon等, 2008; Yu等, 2012; Georgoulis, 2013)也使用多分形方法研究了太阳磁场和太阳耀斑.

3.3　预报模型

建模方法可以分为物理方法和数据驱动方法. 数据驱动方法包括统计方法、机器学习方法和深度学习方法. 统计方法基于低维特征参数构建预测模型. 机器学习方法也需要手动特征提取, 但它们可以自动构建预测模型. 深度学习方法可以在大数据支持下自动提取特征并构建预测模型.

3.3.1　物理方法

物理方法包括基于第一性原理的磁流体动力学(MHD)模型和自组织临界性(SOC)模型(Cozad等, 2015).

(Ⅰ) 磁流体动力学. 磁流体动力学(MHD)方程可用于动态建模电磁场和等离子体在时间和空间中的变化(Piana等, 2019). 在理解太阳物理变化的物理过程和形成机制的基础上, 建立物理模型, 给出初始和边界条件, 并通过数值模拟计算预测因子的空间分布和演化(李蓉等, 2014). 由于太阳耀斑的物理机制仍不清楚, 尚未建立适用的和可预测的物理模型(Lin, 2009; Ning, 2009, 2012; Wang, 2012; Korsós等, 2018; 李蓉等, 2014).

(Ⅱ) 自组织临界模型. 自组织临界(SOC)模型于1987年提出(Bak等, 1987). 一个由大量相互作用的组件组成的系统将自然演化到自组织临界状态, 当系统达到自组织临界状态时, 即使是小的扰动事件也可能

引起系统中的一系列剧烈变化. “自组织”意味着状态的形成主要是系统内部组织之间相互作用的结果, 而不是由任何外部因素控制或主导. “临界状态”意味着系统处于特别敏感的状态, 小的局部变化可以被放大并扩展到整个系统. 换句话说, 当系统处于临界状态时, 所有组件的行为相互关联, 系统中事件的规模与其频率之间存在幂律关系(Bélanger等, 2007).

SOC的一个简单例子是沙堆模型(Aschwanden, 2011). 在这个模型中, 不断向沙堆中添加沙子, 沙堆的平均斜率增加, 直到达到临界状态. 一旦达到临界状态, 额外的沙子会引发雪崩. 众所周知, 太阳耀斑的频率和其峰值强度遵循与太阳周期无关的幂律分布. Lu和Hamilton(1991)认为日冕磁场类似于沙堆, 光球对流运动的慢速生成带有随机扭曲作用, 类似于向沙堆中添加额外的沙子, 太阳耀斑由许多小事件触发, 通常认为存储在日冕磁场中的磁能是耀斑的能量来源, 每次磁重联事件都会释放磁场中的能量, 通过能量释放, 磁场的梯度低于临界状态值. 当再次添加磁能时, 磁场被驱动到临界状态, 这个过程会重复进行(李蓉等, 2014). Karakatsanis和Pavlos(2008)指出太阳活动中共存两种物理过程, 一种是自组织临界状态的存在, 另一种是低维混沌动力学的存在. Morales和Santos(2020)进行了类似的研究. SOC模型在太阳耀斑预测中的应用仍处于早期阶段.

3.3.2 统计方法

在统计方法中, 应用低维预测因子构建预测模型, 从观测数据中估计模型参数(Giovanelli, 1939). 输入数据的维度有限, 无法将图像直接输入模型. Giovanelli (1939)提出了最早的太阳耀斑概率预测模型. 活动区内发生耀斑的概率表示为P=2.6$akf(i)$, 其中a是太阳黑子面积, k是每单位面积的爆发概率, $f(i)$表示面积增长率.

Drake(1971)提出了耀斑峰值通量的幂率分布, 表示为$N(S)$=const×S^{γ}, 其中$N(S)$是每单位时间内每个峰值通量S的事件数, const表示常数, 幂指数γ通常略小于2(Aschwanden等, 1998). 基于McIntosh分类的3个参数, Gallagher等(2002)使用泊松分布建立了一个耀斑预测模型. 24小时内发生太阳耀斑的概率为$P_{\mu}(N\geqslant 1)=1-\exp(-\mu)$, 其中$\mu$是每单位时间内的平均事件数. 一些经典的统计方法, 例如贝叶斯方法、多重线性回归和Fisher判别分析, 常用于构建太阳耀斑预测模型. Wheatland(2004)基于1976年至2003年的GOES软X射线数据, 应用贝叶斯事件统计方法预测太阳耀斑. Bornmann和Shaw(1994)通过多重线性回归分析了McIntosh分类对太阳耀斑的贡献. Bartkowiak和Jakimiec(1994)使用多重回归方法构建了太阳耀斑预测模型, 他们发现使用L1范数或Gower距离度量的性能优于使用欧几里得距离. 使用Fisher判别分析, Barnes和Leka(2006)给出了磁场参数与耀斑之间的统计关系. Zhang等(1994)开发了一个太阳耀斑预测模型, 在Zhu和Wang(2003)中应用了多重线性回归方法, 以获得更好的太阳耀斑预测结果. Falco等(2019a)使用黑暗参数基于统计方法构建了预测模型. Gyenge等(2016)基于统计发现主要活动经度在太阳耀斑发生的全球位置中起关键作用. Park等(2020)评估了连续天预测模式. 还有基于典型活动区的物理参数的分析研究, 例如Korsós等(2020b)基于典型活动区研究了加权水平磁场梯度在太阳耀斑事件中的作用.

3.3.3 机器学习方法

在基于机器学习的太阳耀斑预测模型中, 数据、模型和可解释性是重点关注的方面.

(Ⅰ) 数据预处理. 特征选择和解决类别不平衡问题是机器学习任务成功的关键.

(i) 特征选择. 在机器学习算法中, 过多高度相关的特征可能会导致模型性能下降, 因此需要为预测模型选择重要特征, 这个过程称为特征选择. 特征选择可以用来降低特征维度, 提高模型的泛化性能, 减少训练时间和资源消耗. 经典的特征选择方法如下: (1) 过滤方法. 过滤方法通过统计指标(方差、互信息、卡方检验等)或特征重要性选择特征, 过滤方法独立于模型, 因此计算效率高. Ahmed等(2013)通过过滤方法算法(基于相关的特征选择和最小冗余最大相关性)选择有效预测因子, 并应用神经网络预测耀斑. (2) 包装方法. 包装方法使用模型的性能评估来确定特征子集的重要性. 在包装方法中, 通过训练和评估模型在特征子集上的表现来选择特征子集. 优化算法(递归特征消除或遗传算法)用于找到合适的特征组合. (3) 嵌入方法. 在嵌入方法中, 特征选择嵌入到模型训练过程中. 通过在模型训练过程中考虑特征的重要性, 模型可以自动选择重要特征. 例如, 决策树和随机森林等可以

在训练过程中自动选择重要的特征子集. Ribeiro和Gradvohl(2021)使用随机森林选择重要特征.

(ii) 类别不平衡问题. 类别不平衡是指某些类别的样本数量远少于其他类别的样本数量. 例如, 发生耀斑的样本数量远小于未发生耀斑的样本数量. 基于类别不平衡数据构建的模型可能倾向于在预测结果中表现不佳的小类别样本. 常用的处理类别不平衡的方法如下: (1) 重采样. 重采样是通过增加小类别样本的数量或减少大类别样本的数量来调整数据集的类别分布. 重采样方法包括欠采样和过采样. 在欠采样方法中, 减少大类别样本的数量, 使其接近小类别样本的数量. 这可能会导致信息丢失或模型过拟合的风险. 过采样方法在太阳耀斑预测中常用. 在过采样方法中, 增加小类别样本的数量. 例如, Wan等(2022)证明了基于重采样和CNN-GRU算法的融合模型更适合太阳耀斑预测. Wan等(2023)采用密度聚类方法结合合成少数类过采样技术(SMOTE), 结果证明该方法可以很好地应用于耀斑预测问题. Liu等(2023)发现选择性上采样方法在强耀斑预测中有潜力提高模型性能. (2) 加权. 在训练模型时, 可以为不同的样本分配不同的权重来处理类别不平衡问题. 小类别样本被赋予较大的权重, 以强调它们在训练过程中的影响. 例如, Deshmukh等(2022)使用损失函数加权来补偿训练集的不平衡. Wan等(2021)总结了一系列典型用于解决类别不平衡问题的方法的特点. 他们发现没有一个完美的算法在所有方面表现最佳. 根据特定问题和数据集, 可能需要尝试多种方法. 适当方法的选择应基于数据的分布和模型性能的评估.

(Ⅱ) 模型. 在太阳耀斑预测的早期阶段, 美国国家海洋和大气管理局(NOAA)的空间环境实验室和科罗拉多大学联合开发了基于McIntosh分类的专家系统“Theo”来预测太阳耀斑(McIntosh, 1990). Fozzard等(1988)基于人工神经网络构建了一个太阳耀斑预测模型. 该模型使用了与“Theo”相同的预测因子, 并达到了相同的测试准确率. Qahwaji和Colak(2007)应用神经网络和支持向量机算法建立了一个混合耀斑短期预测系统. 基于McIntosh分类和太阳黑子数量, 他们首先使用支持向量机预测是否会发生耀斑, 然后使用神经网络预测耀斑的等级. Barnes和Leka(2006)研究了从光球磁场中提取的参数, 并应用Fisher线性判别法预测耀斑的发生.

Huang等(2012a)、Yu等(2009a, 2009b, 2010)应用多种机器学习方法构建了一个太阳耀斑预测模型. 测试结果评估了磁场时间序列参数的演化信息在太阳耀斑预测中的有效性. Cinto等(2020)提出了标准化设计太阳耀斑预测模型的方法, 描述了基于机器学习的过程, 并应用极限梯度提升树分类器构建了预测模型. Raboonik等(2016)计算了磁图的Zernike矩, 并使用支持向量机构建了太阳耀斑预测模型. Alipour等(2019)从活动区的多波段图像中提取了Zernike矩, 并使用支持向量机构建了太阳耀斑预测模型. Chen等(2021)应用K-近邻、随机森林和XGBoost基于磁场参数预测太阳耀斑指数. Lim等(2019b)从光球磁图中提取特征, 并基于多层感知器、支持向量机和随机森林方法构建了太阳耀斑预测模型. Liu C等(2017)基于随机森林和磁场参数构建了太阳耀斑预测模型. Song等(2009)选择了总无符号磁通量、强梯度中性线长度和总磁耗散量, 通过应用逻辑回归算法构建了太阳耀斑预测模型. 基于相同的数据, Yuan等(2010)结合逻辑回归和支持向量机构建了耀斑预测模型. 在该模型中, 逻辑回归用于预测耀斑的概率, 然后使用支持向量机利用输出的概率作为输入来预测耀斑等级. 太阳耀斑预测通常使用监督方法. 采用不同的思路, Benvenuto等(2018)和Piana等(2019)提出了一种混合监督和无监督机器学习方法构建太阳耀斑预测模型. 这种混合方法结合了监督学习和无监督学习, 并为不平衡数据集提供了有效的预测性能.

集成学习是提高预测性能的常用方法. Abduallah等(2021)使用随机森林、多层感知器的投票融合, 构建了一个操作性的太阳耀斑预测系统. Li和Du(2019)从太阳盘中心30°以内和30°以外的活动区构建了两个太阳耀斑预测模型, 然后将这两个模型合并为一个全盘太阳耀斑预测模型, 并比较和分析了这两个模型的性能. Chen等(2022)提出了一个由无监督学习方法和监督学习方法组成的两阶段模型. 无监督聚类算法k-means用于增加正样本率, 监督方法CNN用于预测未来48小时内是否会发生太阳耀斑. Guerra等(2020)通过线性组合一组操作性预测方法的全盘概率预测构建了主要太阳耀斑的集成预测. Lim等(2019a)应用集成学习方法通过考虑活动区的短期、中期和长期特性来预测太阳耀斑. 测试结果表明, 使用集成学习方法可以提高模型性能.

(Ⅲ) 可解释性. 机器学习中的可解释性旨在使模型决策和预测更容易理解. 基于树的模型逐步划分数据并生成易于理解的规则. 基于树的模型类似于嵌套的if-else选择结构, 每个节点代表一个特征测试, 每个叶节点代表一个决策. 由于其直观且易于理解的分支过程, 决策树通常被认为是高度可解释的模型. 例如, Engell等(2017)和Liu C等(2017)通过可视化结构和节点信息使用了基于树的可解释性方法.

逻辑回归是一种用于二分类问题的线性模型. 其输出可以解释为概率, 并可用于预测样本属于哪个类别的概率. 逻辑回归模型中的参数和特征权重可以帮助解释模型的决策.

另一方面, 规则也可以隐含在结果中, 例如Liu J F等(2017)的工作, 采用类似的聚类思想, 通过比较需要解释的样本与已经解释的样本, 基于相似性进行解释.

3.3.4 深度学习方法

深度学习模型复杂, 可以直接处理多样化的数据(例如图像或视频), 但需要更多的计算能力. 深度学习方法的应用包括三个方面: 数据、模型和可解释性.

(Ⅰ) 数据. 关于数据库的数量和分布, 存在小样本和类别不平衡的问题. 小样本问题, 例如由新设备观测的数据, 使得使用深度学习方法构建预测模型变得困难. Covas(2020)使用迁移学习提高了太阳耀斑预测的性能. 另一个问题是类别不平衡, 深度生成模型可以生成样本以改善类别不平衡问题. Deng等(2021)基于生成对抗网络改善了类别不平衡问题.

当数据缺失或不可观测时, 使用深度学习方法进行补全或修复也是一个思路. Kim等(2019)使用基于条件生成对抗网络(cGANs)的深度学习模型, 从STEREO/Extreme UltraViolet Imager (EUVI)304Å图像生成背向太阳的磁图. 但Liu等(2021)认为这可能还远未提供科学上可靠的磁图. Sun W等(2022)通过将卷积门控循环单元(convGRU)模型集成到pix2pix基线上提出了一种新颖的动态深度学习模型, 以生成更稳定的磁图. Gao等(2023)提出了使用条件生成对抗网络(cGAN)作为基本框架从$H\alpha$图像估计磁场, 并发现使用时间序列观测的磁极性约束可以隐式生成更准确的磁极性. 需要指出的是, 是否使用生成数据应基于预测性能来决定.

还有一些研究人员使用深度学习方法修复数据, 例如Zhao等(2019)提出了一种深度学习模型, 即mask-Pix2Pix, 该模型基于条件生成对抗网络(cGAN)中著名的Pix2Pix网络, 用于过曝光恢复. Yu等(2021)结合部分卷积(PC)和条件生成对抗网络(GAN)引入了渐进式修复模型PCGAN来修复过曝光图像. Zhang等(2023)发现深度学习中的注意力机制与非局部过饱和修复理论一致, 因此提出了一种基于注意力增强卷积神经网络(AANet)的图像去饱和方法. 磁图的分辨率不一致, 例如由不同仪器观测的磁图, 也是一个问题. Jungbluth等(2019)将全盘MDI磁图的分辨率重建为与HMI磁图一致. Dou等(2022)增强了MDI活动区的分辨率使其一致. 对于耀斑预测建模, 这些修复数据的方法可以作为数据增强的一部分, 其背后的物理合理性仍需进一步验证, 是否有效需要根据实际建模效果来判断.

(Ⅱ) 模型. 深度学习方法不仅可以直接从原始数据中提取预测模式, 还可以获取复杂的非线性关系. Huang等(2018)首次通过使用卷积神经网络从活动区的磁图中自动提取预测模式. Li和Huang(2018)通过使用卷积神经网络从太阳黑子的白光图像中自动提取预测模式. Chen等(2019)通过使用LSTM算法从磁场参数的时间序列中提取顺序预测模式. Liu等(2019)基于磁场参数构建了太阳耀斑的LSTM预测模型. Jiao等(2020)通过使用LSTM算法基于磁场参数的时间序列构建了软X射线通量回归模型. Landa和Reuveni(2022)提出了一个1D卷积神经网络来预测太阳耀斑的概率, 该模型直接从软X射线时间序列中提取预测因子, 而无需从磁图中手工提取特征. 基于磁图, Bhattacharjee等(2020)使用CNN构建了一个太阳耀斑预测模型, 他们发现CNN关注的是活动区内相反极性之间的区域. Wang等(2022)开发了一种使用组训练的无监督网络, 旨在通过组测试的异常检测算法理解和记住非强耀斑活动区的磁场特征, 并识别强耀斑活动区的磁场特征. 他们发现异常检测算法可用于强耀斑的前兆识别, 有助于提高强耀斑的预测准确性和提前时间. Deshmukh等(2022)开发了一种混合的两阶段机器学习架构, 以解决太阳耀斑预测系统中过多误报的问题. 第一阶段使用卷积神经网络模型从磁图中提取特征, 然后生成耀斑概率. 第二阶段使用这些耀斑概率和磁图特征向量训练一个极端随机树模型进行太阳耀斑预测. Sun P等(2022)使用三维卷积神经网络(3D CNNs)构建了两个耀斑预测模型, 并使用梯度加权类激活映射(Grad-

CAM)方法直观地解释了耀斑预测模型. Grad-CAM显示, 3D CNNs可以同时提取活动区磁场的空间分布和演化特征用于耀斑预测. Zheng等(2023b)开发了五种机器学习模型: 神经网络(NN)、长短期记忆(LSTM)、基于注意力机制的LSTM(LSTM-A)、双向LSTM(BLSTM)和基于注意力机制的BLSTM(BLSTM-A), 用于预测未来24小时内活动区是否会发生C级或M级耀斑, 并发现LSTM-A在预测C级耀斑时表现优于其他模型.

集成学习方法可以应用于提高太阳耀斑预测模型的性能. 基于磁场参数和磁图, Guerra等(2020)通过组合一组操作性预测模型的概率预测结果, 构建了主要太阳耀斑的集成预测. Yi等(2020)在编码器和解码器中应用了两层LSTM和一层全连接层进行太阳耀斑X射线通量剖面的预测, 无需对数据进行特征提取预处理, 并在预测低峰值通量的X射线剖面时取得了比高峰值通量更好的性能. Li等(2022)将耀斑生成的先验知识与CNN结构相结合, 构建了三个模型, 结果表明, 基于知识的深度学习技术可以提高耀斑预测模型的性能. Tang等(2021)基于深度神经网络、卷积神经网络和双向长短期记忆神经网络构建了一个融合模型, 发现结合每个独立模型的优势可以比传统的统计预测模型或任何单一的机器学习方法取得更好的性能. Guastavino等(2022)提出了一个基于视频数据的CNN和LSTM网络组成的混合深度学习模型. Zheng等(2023a)开发了一个基于注意力机制的混合双向长短期记忆(HBiLSTM-Attention)模型和一个双向长短期记忆注意力机制(BiLSTM-Attention)模型, 用于24小时内的多类耀斑预测, 他们发现基于物理参数的预测模型和基于自主提取图像特征的预测模型各有优势和局限. Abduallah等(2023)提出了一个基于Transformer的框架, 名为SolarFlareNet, 结合了一维卷积神经网络(Conv1D)、长短期记忆(LSTM)、Transformer编码器块(TEBs)和包括批归一化(BN)层、Dropout层和密集层的附加层. 他们的消融研究表明, 所有组件都对所提出框架的整体性能做出了贡献.

(Ⅲ) 可解释性. 深度学习模型的可解释性旨在理解深度学习模型的决策过程和内部机制. 基于深度学习的太阳耀斑预测模型的可解释性方法如下: (1) 特征可视化. 特征图可视化或激活热图可以用来可视化深度神经网络中的中间层特征. 通过可视化深度神经网络中的中间层特征, 可以观察和理解模型在学习过程中提取的特征. Zheng等(2021)应用了可视化方法, 特征可视化结果表明, 他们的模型关注高层特征图中具有强梯度、强强度、高总强度和大范围强度的区域. Liu等(2022)使用特征可视化分析了磁图分辨率对太阳耀斑预测模型的影响. Sun等(2023)分析了用于太阳耀斑预测模型的活动区多波段图像中的感兴趣区域. (2) 网络结构可视化. 为了理解模型的操作和决策, 可以可视化神经网络的结构, 例如卷积核和注意力机制. Huang等(2018)可视化了训练过程中卷积核的变化. (3) 局部解释方法. 局部线性解释方法, 例如LIME (Ribeiro等, 2016), 可以帮助理解模型如何做出决策. (4) 模型简化和规则提取. 这些方法尝试通过压缩模型、减少参数数量或提取可解释规则来解释深度学习模型的行为. Dhuri等(2020)开发了一种网络修剪算法来解释训练后的CNN, 使用合成磁图证明了CNN输出对磁区的长度尺度敏感.

深度学习模型的可解释性是一个复杂且不断发展的研究领域, 目前还没有通用的解决方案. 不同的方法适用于不同的任务, 选择合适的解释方法通常需要根据具体的应用需求和数据特征进行评估和选择.

3.3.5 方法比较与讨论

前人对太阳耀斑预测提供了一些综述(Barnes等, 2016; Camporeale, 2019; Leka等, 2019a, 2019b; Georgoulis等, 2021; Gombosi等, 2021; Erdélyi等, 2022; Asensio Ramos等, 2023; Chen等, 2023; Han等, 2023). 为了便于机器学习在太阳耀斑预测中的应用, 我们总结了常用模型及其指标, 如表2所示为机器学习阶段模型对比, 如表3所示为深度学习阶段模型对比. 由于不同的数据样本和标签以及训练集和测试集之间的不同划分, 模型的比较可能具有潜在的不公平性(Cinto等, 2020), 这些结果仅供参考用途.

3.4 潜在挑战

太阳耀斑预测的研究要点和挑战主要包括三个方面: 数据选择与使用、数据量有限和可解释性.

在数据选择与使用方面, 不同于其他领域, 太阳活动预测领域没有提供标准的公开数据集. 然而, 选择数据的常见维度可以从以下两个角度进行选择: (1) 选择数据区域, 通常包括整个太阳盘、活动区数据或根据

表 2　使用机器学习预报太阳耀斑

模型类型[a]		输入	输出		测试信息		指标[f]				
文献	模型	区域[b]	类别	时间[c]	测试[d]	表[e]	TPR/Recall	FPR/FAR	ACC	HSS	TSS
Bloomfield等(2012)	Poisson	AR.F*	C+/M+	0~24h	holdout-tv*	T4	0.753/0.704	0.649/0.854	0.712/0.830	0.315/0.190	0.456/0.539
Colak和Qahwaji(2009)	NN	AR.F 1	C+/M+/X	0~6h	holdout-tv*	T3	0.363/0.413/0.278	0.680/0.894/0.992		0.378/0.250/0.033	
				0~12h			0.644/0.732/0.667	0.506/0.801/0.982		0.479/0.398/0.096	
				0~24h			0.772/0.865/0.917	0.319/0.688/0.967		0.493/0.470/0.169	
				0~48h			0.829/0.916/0.957	0.171/0.558/0.932		0.474/0.503/0.262	
				0~72h			0.848/0.929/0.968	0.117/0.481/0.908		0.457/0.510/0.310	
Yang等(2013)	SVM	AR.C 1	C1.0 +/C5.0+/ M1.0 +/M5.0+/ X1.0+	0~6h	cross-tv	T4	0.560/0.595/ 0.523/0.667/ 0.700		0.826/0.898/ 0.939/0.985/ 0.987	0.378/0.306/ 0.286/0.322/ 0.265	0.430/0.508/ 0.474/0.654/ 0.688
				0~12h			0.653/0.485/ 0.554/0.460/ 0.533		0.786/0.896/ 0.934/0.982/ 0.985	0.430/0.379/ 0.382/0.329/ 0.346	0.475/0.419/ 0.505/0.447/ 0.522
				0~24h			0.677/0.626/ 0.550/0.329/ 0.480		0.761/0.847/ 0.907/0.980/ 0.983	0.466/0.437/ 0.424/0.343/ 0.392	0.478/0.507/ 0.531/0.321/ 0.469
				0~48h			0.707/0.627/ 0.642/0.634/ 0.522		0.742/0.825/ 0.860/0.942/ 0.976	0.473/0.474/ 0.438/0.393/ 0.462	0.474/0.500/ 0.531/0.587/ 0.507
Muranushi等(2015)	SVM+LR	FD 1*	C+/M+/X	0~24h	cross-tv	T5					0.629/0.517/0.846
Liu C等(2017)	RF	AR.F* 1	B+/C+/ M+/X+	0~24h	cross-tv*	T3	0.812/0.526/ 0.671/0.297		0.844/0.712/ 0.778/0.957		0.669/0.328/ 0.500/0.291
Cinto等(2020)	XGBoost	AR.C/AR.F 1	C+	0~24h	cross-tvt	T2	0.86/0.89	0.13/0.13	0.85/0.86		0.69/0.7
				24~48h			0.87/0.87	0.14/0.15	0.84/0.84		0.68/0.67
				48~27h			0.86/0.87	0.15/0.14	0.83/0.85		0.65/0.68

a) 由于空间限制, 这里仅选择了一些分类模型. b) 对于区域, AR.C表示使用中心活动区的数据并位于中央子午线某些度数以内, AR.F表示使用所有活动区的数据, FD表示使用全盘数据; 1、2和3分别表示用于建模数据的维度. c) 表示预测时间窗口的范围. d) 测试方法是保留法(holdout)或交叉验证方法(cross), tv表示拆分为训练集和验证集, tvt表示拆分为训练集、验证集和测试集. e) 后面的指标信息是从原始论文中的某张表格提取的. f) 指标是从原始论文中提取的, 空白处表示原始论文中未直接给出数据. 带*的数据表示此信息是从原始论文中推测的

表 3　使用深度学习预报太阳耀斑

模型类型[a]		输入	输出		测试信息		指标[f]				
文献	模型	区域[b]	类别	时间[c]	测试[d]	表[e]	TPR/Recall	FPR/FAR	ACC	HSS	TSS
Huang等(2018)	CNN	AR.C 2	C/M/X	0~6h	cross-tv	T4	0.64/0.84/0.88			0.227/0.054/0.006	0.463/0.662/0.723
				0~12h			0.69/0.83/0.91			0.243/0.081/0.014	0.447/0.632/0.758
				0~24h			0.73/0.85/0.87			0.339/0.143/0.025	0.487/0.662/0.714
				0~48h			0.67/0.81/0.97			0.467/0.206/0.042	0.505/0.621/0.791
Nishizuka等(2018)	DNN	AR.F 1*	C+/M+	0~24h	holdout-tvt	T3	0.81/0.95	0.47/0.82	0.82/0.86	0.53/0.26	0.63/0.80
Park等(2018)	CNN	FD 2	C+*	0~24h*	cross-tv*	T4	0.83	0.11	0.84	0.69	0.69
Li等(2020)	CNN	AR.C 2	C+/M+	0~24h	cross-tvt	T2	0.889/0.817	0.094/0.111	0.861/0.891	0.671/0.759	0.679/0.749
Nishizuka等(2021)	DNN, t=0.5	AR.F 1*	C+/M+	0~24h	holdout-tvt	T3		0.40/0.24	0.99/0.99	0.64/0.06	0.24/0.24
	DNN, t=0.45							0.47/0.97	0.98/0.98	0.62/0.05	0.78/0.24
	DNN, t=0.40							0.52/0.94	0.98/0.98	0.61/0.10	0.83/0.48
Zheng等(2021)	CNN	AR.C 2	C+/M+	0~24h	cross-tv*	T3	0.895/0.818	0.086/0.126	0.869/0.887	0.692/0.746	0.703/0.739
Deng等(2021)	GAN +CNN	AR.C 2	C/M/X	0~24h	holdout-tv*	T8	0.734/0.746/ 0.830		0.865/0.864/ 0.909	0.644/0.655/0.770	0.646/0.653/0.762
Sun P等(2022)	3D CNN	AR.C 3	C+/M+	0~24h	cross-tv*	T5	0.862/0.925	0.107/0.099	0.879/0.904	0.756/0.667	0.756/0.826
Li等(2023)	CNN	AR.F 2	M+	0~48h	cross-tv*	T2	0.672	0.237	0.727		0.454
Abduallah等(2023)	Trans-former	AR.C 1	C+/M+ /M5+	0~48h	cross-tv*	T2	0.722/0.735/ 0.739		0.896/0.907/ 0.923		0.719/0.728/0.736
		AR.C 1		0~72h			0.702/0.708/ 0.717		0.863/0.883/ 0.906		0.709/0.714/0.729

a) 由于空间限制, 这里仅选择了一些分类模型. b) 对于区域, AR.C表示使用中心活动区的数据并位于中央子午线某些度数以内, AR.F表示使用所有活动区的数据, FD表示使用全盘数据. 1、2和3分别表示用于建模数据的维度. c) 表示预测时间窗口的范围. d) 测试方法是保留法(holdout)或交叉验证(cross)方法, tv表示拆分为训练集和验证集, tvt表示拆分为训练集、验证集和测试集. e) 后面的指标信息是从原始论文中的那张表格提取的. f) 指标是从原始论文中提取的, 空白处表示原始论文中未直接给出数据. 带*的数据表示此信息是从原始论文中推测的

特定条件过滤的活动区. (2) 选择观测数据类型, 常见的数据类型包括磁图等. 许多研究专注于单独预测每个活动区的耀斑, 而一些研究讨论了面向操作使用的太阳正面耀斑预测, 如Nishizuka等(2021, 2018, 2017)中所述.

数据量有限包括两个维度. 首先, 数据总量有限, 主要是由于太阳观测技术的限制. 目前, 成像卫星对太阳活动的最大观测周期通常约为两个太阳活动周期, 这限制了使用机器学习提取更长期的时间信息. 其次, 样本量有限, 包括与太阳耀斑爆发相关的样本稀缺, 导致数据集不平衡问题. 强烈耀斑是罕见事件, 导致数据集不平衡, 在数据集准备和模型验证中需要特别关注. 这种不平衡是耀斑预测仍然具有挑战性并需要改进的原因之一.

可解释性方面, 机器学习通常被认为是黑箱模型. 我们无法理解预测模型的物理意义. 一方面, 这限制了我们从太阳物理学中获得更深层次见解的能力. 另一方面, 它使得在工程部署中准确评估模型的可靠性变得具有挑战性.

4 日冕物质抛射预测

日冕物质抛射是一种强烈的太阳喷发现象, 可以引起地球近地空间环境的重大变化. 日冕物质抛射由源自太阳并进入行星际空间的磁化等离子体的大规模喷发组成(Hundhausen等, 1984). 平均而言, 日冕物质抛射以200至3000km/s的速度向外传播, 质量超过10^{12}kg, 导致动能大于10^{25}J(Zhao和Dryer, 2014). 在太阳活动极小期, 日冕物质抛射大约每隔几天发生一次, 但在太阳活动极大期, 每天可能发生几次日冕物质抛射.

自从20世纪70年代发现日冕物质抛射以来, 研究太阳和太空天气的科学家们就对日冕物质抛射产生了浓厚的兴趣(Sheeley Jr等, 1985). 一方面, 具有强烈且持久的南向磁场分量的日冕物质抛射在与地球磁层碰撞时可能会引起强烈的地磁风暴(Gosling等, 1991); 另一方面, 在太阳风中传播的快速日冕物质抛射会产生行星际激波, 这是太阳质子事件的主要来源(Gopalswamy等, 2003). 此外, 面向地球的日冕物质抛射不仅影响太空任务、航空和导航系统, 而且还对其他行业产生间接影响, 包括电力网络、天然气和石油管道(Boteler等, 1998). 鉴于日冕物质抛射及其行星际冲击在太空天气中的重要作用, 准确预测日冕物质抛射的对地有效性和到达时间是首要目标.

4.1 问题定义

日冕物质抛射从太阳传播到地球通常需要1到5天, 因此完全有可能提前预测它们是否以及何时到达(Richardson和Cane, 2010). 当研究人员预测日冕物质抛射或其相关冲击的到达时间时, 他们使用之前收到的太阳观测数据作为输入来确定事件何时发生. 观测图像通常来自航天器, 例如太阳和日球层探测器(SOHO, (Domingo等, 1995)), 日地关系探测器(STEREO; Socker等, 2000), 以及太阳动力学探测器(SDO; Pesnell等, 2012a). 此外, 还可以根据这些观测图像计算日冕物质抛射的物理参数, 例如速度、加速度和角宽度. 因此, 当前模型在预测日冕物质抛射到来时使用观测图像或从这些图像得到的日冕物质抛射参数作为输入.

研究人员发现, 日冕物质抛射本质上是一种等离子体云, 在向地球移动的过程中不断与背景太阳风相互作用. 因此, 快速的日冕物质抛射会压缩和加热缓慢的背景太阳风, 并在其前方产生冲击波; 而进入行星际空间的慢速日冕物质抛射不会造成明显的太阳风扰动. 基于上述发现, 各种基于物理理论的模型(Gopalswamy等, 2001; Kilpua等, 2012; Millward等, 2013; Vršnak等, 2014; Corona-Romero等, 2015, 2017; Mays等, 2015; Shi等, 2015; Kay和Gopalswamy, 2017; Kay等, 2017; Möstl等, 2017; Wood等, 2017, 2018; Dumbović等, 2018; Riley等, 2018)模拟日冕物质抛射在行星际中的传播和演化, 以估计它们的到达时间. 此外, 随着计算机视觉技术的进步, 机器学习(Choi等, 2012; Uwamahoro等, 2012; Sudar等, 2015; Liu等, 2018; Pricopi等, 2022)和深度学习(Besliu-Ionescu等, 2019; Wang Y等, 2019; Besliu-Ionescu和Mierla, 2021; Fu等, 2021; Shi等, 2021, 2022)在预测日冕物质抛射到来时间方面的应用已成为研究热点.

最后, 我们给出日冕物质抛射到达预测问题的定义. 日冕物质抛射到达预测模型利用卫星收集的太阳观测数据作为输入, 模拟日冕物质抛射在行星际空间的传播和演变, 以预测日冕物质抛射是否以及何时到达(图12). 值得注意的是, 日冕物质抛射到达预测模型可以直接使用太阳观测图像作为输入, 也可以使用根

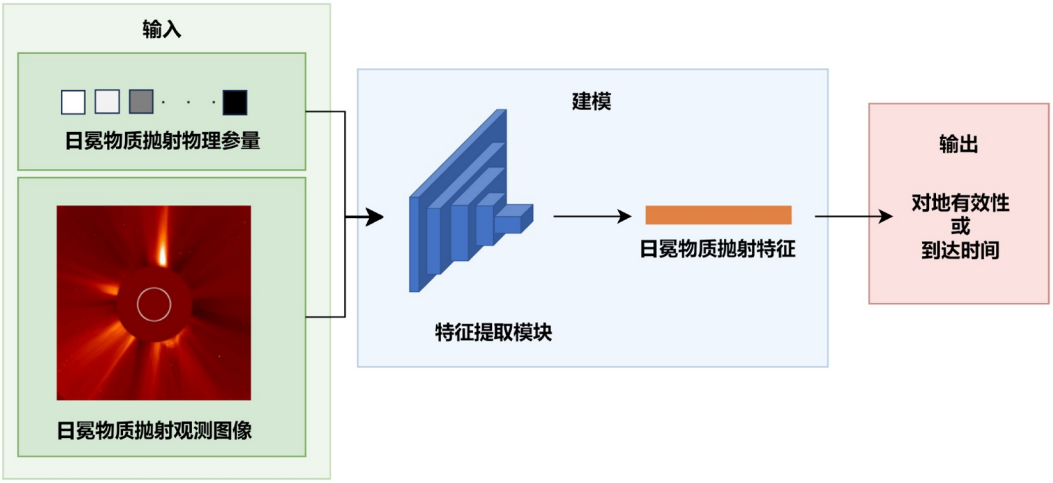


图 12　(网络版彩图)日冕物质抛射到达预测建模流程

据这些图像计算的日冕物质抛射物理参数.

4.2　观测仪器和预报因子

在本节中, 我们简要概述日冕物质抛射的观测仪器和预报因子, 即日冕物质抛射的观察图像和物理参数.

4.2.1　观测仪器

极紫外成像望远镜(EIT; Delaboudinière等, 1995)和大角度光谱日冕仪(LASCO, Brueckner等, 1995)是部署在SOHO卫星(Domingo等, 1995)上的十二种太阳观测设备中的两种. EIT主要捕捉紫外光谱中的高分辨率日冕图像, 而LASCO主要利用光学系统制造的人造日食来研究日冕的结构.

STEREO(Socker等, 2000)是一个双卫星系统, Ahead卫星位于地球轨道前方, Behind卫星位于地球后方. 这种配置使得STEREO(Socker等, 2000)能捕获太阳的三维图像. 日地关联日冕和太阳风层探测器(SECCHI, Howard等, 2008)是STEREO(Socker等, 2000)上用于观测日冕物质抛射的主要仪器, 负责收集从太阳表面到其在地球上的撞击点的日冕物质抛射图像, 从而研究日冕物质抛射的三维演化.

SDO(Pesnell等, 2012a)配备了三个关键仪器: 大气成像组件(AIA, Lemen等, 2012)、日震与磁成像仪(HMI, Scherrer等, 2012), 以及极紫外线变化实验仪(EVE, Woods等, 2012). 与SOHO(Domingo等, 1995)相比, SDO(Pesnell等, 2012a)显著提高了拍摄效率和图像清晰度.

4.2.2　预报因子

日冕物质抛射预测模型通常利用日冕物质抛射的物理参数(如角宽度、速度、加速度、质量和能量)作为预报因子. 利用日冕物质抛射探测技术分析观测图像可以确定日冕物质抛射的物理参数. 值得注意的是, 常用的日冕物质抛射运动学特征是日冕物质抛射的投影特征. 例如, 角宽度表示日冕物质抛射在观测天空平面上占据的投影角. 由于投影效应, 这个角度测量的是日冕物质抛射在观察平面中的大小, 而不是其实际的三维大小. 由于日冕物质抛射结构通常表现为天空平面上的投影, 研究人员通过测量其前端在不同时刻的速度来确定整个日冕物质抛射结构的速度. 他们通过收集高度-时间测量值并线性拟合高度-时间数据来计算日冕物质抛射的平均运动速度. 此外, 除了平均预计速度之外, 20Rs时的速度也是一个重要的预测因素. 20Rs的速度反映了日冕物质抛射在太阳系中传播的速度. 因此, 研究人员通常将20Rs的速度整合到空间天气模型中, 以模拟和预测太阳系中日冕物质抛射的行为.

需要注意区分日冕物质抛射的膨胀速度、投影速度和传播速度三者的不同. 日冕物质抛射的膨胀速度是指日冕物质抛射的前缘从太阳向外径向移动的速度. 当日冕物质抛射从日冕中喷发出来时, 其中的物质会向外膨胀到太空中, 而膨胀速度量化了这种膨胀的

速度. 投影速度是日冕物质抛射在观察者平面上的速度. 由于日冕物质抛射往往是三维结构, 而观测通常发生在太阳系平面上, 因此观测速度是日冕物质抛射运动的投影. 传播速度是整个日冕物质抛射沿其轨迹传播的速度. 这一速度考虑到了日冕物质抛射的整体运动, 包括其前缘和其他结构的运动.

4.3 预报模型

本节将介绍机器学习和深度学习技术在日冕物质抛射预测中的应用, 包括日冕物质抛射对地有效性预测和日冕物质抛射到达时间预测.

4.3.1 日冕物质抛射对地有效性预测

为了准确预测日冕物质抛射的到达时间, 预报员必须判断日冕物质抛射图像中观测到的日冕物质抛射事件将撞击地球的可能性. 在过去的几年里, 一些论文(Mays等, 2015; Möstl等, 2017; Wold等, 2018)仔细研究了命中/未命中的统计数据, 并设计了提高命中率的方法(表4). Möstl等(2017)研究了利用HI观测来确定日冕物质抛射到达时间的可靠性, 并评估了命中和未命中预测的精度. 他们的方法采用了日冕物质抛射锋面的自相似扩展模型, 考虑了60°的纵向宽度、一致的速度和不变的传播方向, 反映了分析或数值建模技术的特点. Mays等(2015)提出了WSA-ENLIL+Cone集成模型, 该模型提供了一种概率预测, 包括对不同预测所导致的到达时间不确定性的评估, 以及对日冕物质抛射到达概率的预测确定性. Wold等(2018)验证了WSA-ENLIL+Cone模型, 并全面分析了在解释验证结果时需要仔细考虑的因素. 这些因素涉及根据实时日冕仪数据确定日冕物质抛射输入参数时出现的不确定性、与识别行星际日冕物质抛射原位到达相关的挑战以及涉及多个行星际日冕物质抛射到达的情况.

Choi等(2012)首次使用支持向量机(SVM)来预测对地有效性的全晕日冕物质抛射. 该研究利用了SOHO/LASCO CME目录中的数据, 其中包括1996年1月至2010 年4月期间的全晕和部分全晕日冕物质抛射; 此外, 还利用强于B1级别相关X射线耀斑识别出前侧全晕日冕物质抛射, 利用强于−50nT的Dst指数检测对地有效性的全晕日冕物质抛射. SVM分类输入特征是日冕物质抛射的角宽度、速度和相应的X射线耀斑等级的所有可能组合. 利用日冕物质抛射速度和X射线耀斑类别作为SVM输入特征, 可以确定最佳模型的统计参数, 准确率为0.66.

表 4　日冕物质抛射对地有效性预测[a)]

模型	参考文献	算法类型	准确率
物理理论模型	Mays等, 2015	WEC	0.83
	Wold等, 2018	WEC	0.85
	Möstl等, 2017	SSEF	0.90
机器学习模型	Choi等, 2012	支持向量机	0.66
	Uwamahoro等, 2012	神经网络	0.86
	Besliu-Ionescu等, 2019	逻辑回归	1.00
	Besliu-Ionescu和Mierla, 2021	逻辑回归	0.98
	Shi等, 2022	推荐系统	1.00
	Pricopi等, 2022	机器学习	0.99

a) 实验结果来自原始论文, 并基于他们各自的数据集

Uwamahoro等(2012)提出了一种基于神经网络的模型, 用于估计发生全晕日冕物质抛射及其相关行星际事件后爆发地磁暴的概率. 该模型结合了太阳和IP变量输入, 以描述对地有效性的全晕日冕物质抛射的特征. 太阳输入包括全晕日冕物质抛射角宽度(AW)、日冕物质抛射速度(V_{cme})和耀斑指数(与全晕日冕物质抛射相关的耀斑活动量). IP参数是行星际磁场(IMF)的南向Z分量和太阳风速的峰值(V_{sw}). 在会形成全晕日冕物质抛射的情况下, 该模型准确预测了所有Dst小于或等于−100nT的地磁暴. 对于Dst在−100到−50nT之间的中度地磁暴, 该模型的准确度为0.75. 然而, 值得注意的是, 该模型所使用的输入参数与全晕日冕物质抛射直接相关, 因此, 该模型无法预测非全晕日冕物质抛射驱动的地磁暴.

Besliu-Ionescu等(2019)旨在使用Srivastava(2005)的逻辑回归模型的修改版本以及日冕物质抛射的初始参数来预测给定日冕物质抛射的对地有效性. 日冕物质抛射事件爆发后, 日冕物质抛射的传播路径与其在太阳上的原点、速度、日冕环境以及影响其到达地球能力的其他因素密切相关. 该模型旨在确定日冕物质抛射是否会伴随地磁暴, 使用−30nT作为Dst最小值的阈值. 该研究使用了2010年4月1日至2011年6月30日第24个太阳周期上升阶段的数据, 并应用修改后的逻辑回归模型来检查LASCO检测到的日冕物质抛射. 这种方法与Srivastava(2005)的方法不同, 后者将其日冕物质抛射数据库限制为与较长时期(1996~2002年)的强

超强地磁风暴相关的事件.

Besliu-Ionescu和Mierla(2021)基于Srivastava (2005)的方法修改了一个逻辑回归模型, 以预测是否会有日冕物质抛射撞击地球, 以及是否会伴随着Dst最小值小于−30nT的地磁暴. 在第24个太阳周期中, 该模型针对SOHO LASCO CME目录中列出的几个日冕物质抛射进行了实验. 模拟日冕物质抛射在行星际空间的传播和演变通常需要多个独立变量. 具体来说, 该模型依赖于五个关键变量: 20个太阳半径处的日冕物质抛射速度、角宽度、观测位置角和加速度. Besliu-Ionescu和Mierla(2021)发现太阳风偶尔会在20个太阳半径之前加速. 因此, 通过20个太阳半径处的速度可以更精确地揭示离开日冕后的日冕物质抛射状况. 此外, 他们还为此选择了一个与Besliu-Ionescu等(2019)相同的二元变量. 其定义如下: 如果Dst最小值>−30nT, 则为0(表示没有地磁暴); 如果Dst最小值≤−30nT, 则为1(表示检测到地磁暴).

为了提高预测的准确性, 机器学习技术与专家预测相结合被认为是预测日冕物质抛射对地有效性的一种更出色的方法. 预报员必须依靠过去的太阳活动事件来评估当前或未来的事件, 而逻辑回归和推荐算法可以为预报员提供一种选择, 以改进他们的预测. 因此, Shi等(2022)首先使用逻辑回归来识别和分析不同日冕物质抛射参数的相关系数, 如中心位置角、角宽度和线速度, 这些参数是从日冕物质抛射的观测图像中导出的. 然后开发了一个逻辑回归模型来预测日冕物质抛射是否会对地球造成影响. 该模型的F1得分为0.30, 召回率为0.53; 此外, 利用推荐算法来识别密切代表每个日冕物质抛射的历史事件. 所有这些信息都可以作为比较和预测对地有效性日冕物质抛射的基准.

Pricopi等(2022)进行了一项研究, 旨在评估机器学习技术预测最近出现的日冕物质抛射是否有可能触发地磁扰动的能力. 他们在太阳白光日冕仪数据集上训练了多种方法, 包括逻辑回归、k最近邻、支持向量机、前馈人工神经网络和集成模型. 尽管有证据表明行星际因素会影响到日冕物质抛射的对地有效性, 但Pricopi等(2022)将预测限制为仅包括太阳参数, 以确保有足够的时间进行预测. 确定日冕物质抛射的对地有效性的一个挑战是对地有效事件与无效事件的数量存在显著失衡, 以及缺乏相关变量. Pricopi等(2022)证明, 即使在这种情况下, 上述模型也可以实现足够的预测精度.

4.3.2　日冕物质抛射到达时间预测

本节首先简要总结了基于物理的经典模型, 如表5所示. 如前人研究所述(Verbeke等, 2019; Zhao和Dryer, 2014), 这些模型大致可分为以下几种: 经验模型、拖拽模型、物理理论模型和磁流体力学(MHD)数值模型.

经验模型(Gopalswamy等, 2001; Kilpua等, 2012; Wood等, 2017)采用简单明了的方程来建立日冕物质抛射扰动到达地球的时间与太阳附近探测到的相应观测值(包括初速度)之间的相关性. 此外, 日冕物质抛射的传播和演化会受到特定太阳距离以外的背景太阳风的显著影响. 为了解决这个问题, 拖拽模型(Vršnak等, 2014; Shi等, 2015; Dumbović等, 2018)将运动方程应用于日冕物质抛射. 这些模型包含加速和减速, 这取决于日冕物质抛射与背景太阳风之间的相对速度. 物理理论模型(Corona-Romero等, 2015, 2017)利用特定的理论或概念来进行准确预测, 这些预测是基于CME-IP扰动事件所建立的框架而产生的. MHD模型(Millward等, 2013; Riley等, 2018; Wang等, 2018; Wold等, 2018)可以模拟太阳扰动在背景太阳风中的运动方程. 这些模型结合了太阳附近随时间变化的边界条件, 以提供太阳扰动预计到达地球时间的预测. 研究人员提出了许多模型来模拟日冕物质抛射的传播. 然而, 只有少数几个模型被纳入了空间天气业务预报系统, 如NOAA/SWPC的WSA-ENLIL-Cone(WEC)模型(Millward等, 2013)和NSSC/SEPC的WSA-Cone-modified HAF模型(Wang等, 2018). 从研究模型到业务预报系统的过渡凸显了日冕物质抛射预报的重大挑战. 值得注意的是, 表5中列出的一些模型(Millward等, 2013; Vršnak等, 2014)被用于预测冲击到达时间.

接下来介绍几种应用于预测日冕物质抛射到达时间的机器学习技术. Sudar等(2015)首次尝试利用神经网络算法探索日冕物质抛射的中央子午线距离和初速度如何影响其到达时间. 他们发现, 在根据日冕物质抛射的初速度评估其到达时间时, 太阳风中存在一种典型的类似阻力的模式. 此外, Sudar等(2015)还发现, 与太阳西侧耀斑有关的日冕物质抛射的过境时间比源自东侧的日冕物质抛射短. 神经网络的预测值与观测值之间的平均绝对误差与之前的研究一致, 都是12小时. 与基于物理理论的方法相比, 使用神经网络的最大优

表 5　日冕物质抛射到达时间预测[a)]

模型	参考文献	算法类型	MAE
经验模型	Gopalswamy等, 2001	ESA	15.1±12.8
	Kilpua等, 2012	GCS+ESA	16.9±11.3
	Wood等, 2017	3D reconstruction	6.3±8.1
拖拽模型	Vršnak等, 2014	WEC	13.9±9.7
	Dumbović等, 2018	DBM	14.3±9.0
	Shi等, 2015	GCS+DBM	12.9
物理理论模型	Corona-Romero等, 2015	Type-II; blast-wave model	3.5±2.4
	Corona-Romero等, 2017	Piston shock	6.7±20
MHD	Millward等, 2013	CAT+WEC	7.5±10
	Riley等, 2018	Multiple MHD models	14.1±18.4
	Wold等, 2018	StereoCAT+WEC	10.4±0.9
	Wang等, 2018	WSA-Cone-modified HAF model	18.0
机器学习模型	Sudar等, 2015	神经网络	12
	Liu等, 2018	支持向量机	5.9±4.3
	Wang Y等, 2019	卷积神经网络	12.4
	Shi等, 2021	推荐系统	11.7
	Fu等, 2021	卷积神经网络	5.8

a) 实验结果来自原始论文, 并基于他们各自的数据集

势是无需指定连接输入和输出参数的经验函数或超曲面. 然而, 由于使用的输入参数较多, 获得最优函数的难度也较大.

Liu等(2018)提出了一种名为CAT-PUMA的新方法, 该方法利用支持向量机(SVM)算法预测部分或全晕日冕物质抛射的到达时间. 为了开发该预测模型, 他们利用之前报告的182个对地有效的日冕物质抛射事件, 对日冕物质抛射的特性和太阳风因素进行了深入研究. 通过使用特征选择方法, Liu等(2018)确定了对预测日冕物质抛射到达时间至关重要的可观测特征. 实验结果表明, 日冕物质抛射的平均速度、最终速度、角宽度和质量是决定行星际空间过境时间的最重要因素. 他们还发现, 太阳风中α粒子与质子数量密度比、磁场分量B_z和B_x、质子温度、等离子体平均速度、等离子体平均动压和流动经度是重要的太阳风因素. 该模型提供的平均绝对误差约为6小时, 无需任何先验假设或基本物理理论. 尽管CAT-PUMA取得了积极的结果, 但其平均性能并不能用100,000次实验中的最佳结果来证明.

前面提到的模型依赖于手动选择的参数作为输入. 然而, 从原始观察中收集参数通常是主观的, 可能会忽略关键因素, 从而导致偏差. 此外, 手动特征选择需要日冕物质抛射方面的专业知识. 为了解决这些问题, Wang Y等(2019)利用由SOHO LASCO C2(Brueckner等, 1995)检测到的223个日冕物质抛射事件的1122个日冕物质抛射图像组成的输入数据来训练CNN回归模型, 准确预测了日冕物质抛射的到达时间. 所有样本的平均绝对误差约为12.4小时, 与之前同一主题研究的平均表现相当. 遗憾的是, 实验中的数据集仅由1122张图像组成, 这在机器学习中被认为是很小的. 利用CNN的固有特性, 通过增加训练样本可以显著提高结果的准确性.

由于在2D平面上的投影效应, 日冕物质抛射观测图像的结构和形状并不能准确表示3D空间中的日冕物质抛射实际形状. 这种投影效应和观测角度极大地限制了日冕物质抛射物理机制的研究和预测的进展. 为了预测日冕物质抛射的对地有效性和到达时间, Shi等(2021)认为预报员的经验可以补充日冕物质抛射模型. 因此, 该研究创建了一个基于机器学习的推荐系统, 以有效分析历史日冕物质抛射事件的影响, 并为当前的预测工作识别可比较的事件. 此外, 还构建了215个不同观测结果与18个标准的关联列表, 例如日冕物质抛射特征、喷发区域坐标和太阳风参数. 最后, 使用推荐算法创建模型, 并根据这些列表预测日冕物质抛射的到达时间. 测试集的平均绝对误差和均方根误差分别为11.78小时和13.77小时. 这些值与CME scoreboard上发布的其他日冕物质抛射模型一致, 证明了推荐算法的有效性. 此外, 基于推荐算法的方法可能在空间天气预报中有许多潜在的应用.

上述方法虽然取得了不错的结果, 但是它们无法将预测日冕物质抛射的对地有效性和日冕物质抛射的到达时间整合到一个联合框架中. 因此, Fu等(2021)提出了一种新的深度学习框架, 基于卫星光学观测来预测日冕物质抛射事件的对地有效性和到达时间. 该框架首次集成了这两个需求, 并且无需手动选择特征. 此外, 深度学习框架将一系列太阳白光观测作为其唯一输入. Fu等(2021)收集了1996~2018年的2400个部分

或全晕日冕物质抛射事件的相关图像用于训练和测试. 日冕物质抛射到达时间预测的平均绝对误差仅为5.8小时. 此外, 日冕物质抛射对地有效性预测的F1分数和精确率分别达到0.27和0.75, 与传统方法的最佳结果相当甚至更优.

4.4 潜在挑战

虽然前人研究已经探讨了许多日冕物质抛射预测方法, 但预测结果与实际观测结果之间仍然存在巨大差异. 这些差异似乎受到多种因素的影响, 其中大多数因素已经有不同程度的详细讨论(Vourlidas等, 2019). 下面将深入探讨日冕物质抛射预报中的一些关键问题和潜在挑战.

日冕物质抛射预测的关键问题包括日冕物质抛射测量及其相互作用. 日冕物质抛射测量的不确定性和误差, 特别是方向、速度和形状方面的不确定性和误差, 对所有日冕物质抛射预测产生重大影响. 尽管已经可以对数千个事件进行高空间分辨率和高灵敏度成像, 但测量不确定性和误差仍然很高. 我们认为还需要对图像进行更仔细的解释, 利用现有的数据集和分析方法来减少不确定性和错误. 由于日冕物质抛射与背景太阳风和其他日冕物质抛射的相互作用(Manchester等, 2017), 日冕物质抛射会受到背景太阳风和其他日冕物质抛射的影响, 导致不同事件的运动学行为不同(Temmer等, 2011; Patsourakos等, 2016). 出现这种变化的原因是日冕物质抛射在传播过程中通常会经历旋转、偏转(经纬度)、碎裂或加速(Zhuang等, 2017). 因此, 了解日冕物质抛射穿过行星际介质时的力平衡也是一个重要的考虑因素.

在实现更准确预测的过程中, 会遇到哪些潜在挑战? 如何应对这些挑战? 我们的建议包括优化观测条件、建立一致的评估标准以及完善完整的物理建模. 为了改善观测条件, 建议部署信噪比成像更高的成像仪. 为了建立统一的评估标准, 必须创建一个共同的日冕物质抛射事件数据集和一套模型性能评估指标, 以便于对不同技术进行比较. 关于完整的物理模型, 当务之急是提高MHD模型中太阳风背景建模的准确性.

5 质子事件预报

太阳爆发会释放出大量高能带电粒子, 使地球周围的高能带电粒子数量剧烈增加. 这种在近地空间观测到的源自太阳的粒子流量突然增强现象被称为太阳高能粒子事件(SEPs). 其中, 太阳质子是主要的高能带电粒子, 因此太阳质子事件(SPEs)是太阳高能粒子事件的重要子类.

质子通量是地球同步轨道GOES卫星测得的质子能量大于10Mev的5分钟积分通量. 质子通量大于等于10pfu时, 我们称之为质子事件. 能量大于500Mev的质子事件能够穿透地球大气层并最终到达地面. 它们被称为地面增强事件. 太阳质子事件是最危险的太阳爆发活动之一, 可能损害宇航员健康, 并通过单粒子效应对卫星安全造成威胁. 因此, 太阳质子事件的预测是一个重要的问题.

5.1 问题定义

太阳质子事件可以由耀斑重联过程加速, 也可以由日冕物质抛射的激波加速. 然而, 太阳质子事件加速的详细物理机制还不是十分明确. 到目前为止, 太阳质子事件的预报模型主要依赖于预报因子和质子事件间的统计关系建立.

太阳质子事件预报流程图如图13所示. 首先, 需要根据已有的太阳质子事件, 确定事件产生的必要条件. 其次, 选择所有满足这些条件的样本, 生成数据集. 这些数据中, 在给定预测窗口内至少有一个事件发生, 该样本被认为是阳性样本, 否则, 被认为是阴性样本. 数据集由正样本和负样本组成, 数据集可分为训练集和测试集. 训练集用于建立预测模型, 测试集用于评估所建模型的性能.

5.2 预报因子

太阳质子事件包含两种类型, 脉冲型和缓变型. 脉冲型事件与太阳耀斑的重联加速机制有关, 缓变型事件与日冕物质抛射的激波加速机制相关. 因此, 太阳质子事件的预测因子通常是从太阳耀斑、日冕物质抛射及其行星际传播和演化的特征中提取的. Laurenza等(2009)利用太阳耀斑的位置、软X射线通量和~1MHz的射电通量来预测太阳质子事件的发生. Kahler和Ling(2018)应用耀斑软X射线和硬X射线谱的变化作为太阳质子事件发生的前兆因子. Xia等(2015)表明与太阳耀斑磁重联过程有关的I型射电暴可以作为太阳质子事件发生的前兆因子. Núñez和Paul-Pena

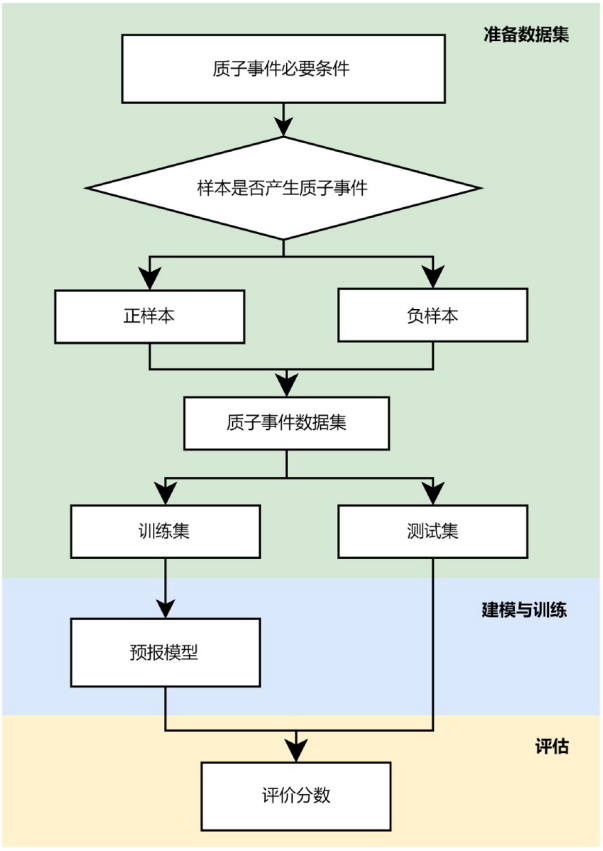


图 13　(网络版彩图)质子事件预报模型流程

(2020)将可解释的机器学习技术应用于建立太阳质子事件预测模型. 他们发现, 耀斑软X射线和III型射电暴的峰值及积分通量是质子事件预测模型中最具判别力的参数. Winter和Ledbetter(2015)指出与十米百米II型射电暴一起发生的III型射电暴可以用作太阳质子事件发生的前兆因子. Kim等(2018)提出使用2800、1415和610MHz的太阳射电通量参数进行太阳质子事件预报. Núñez等(2019)使用太阳极紫外观测数据预报太阳质子事件的发生. St. Cyr等(2017)研究了使用实时日冕观测数据进行太阳质子事件预报的方法. Papaioannou等(2018b)应用日冕物质抛射的参量(例如日冕物质抛射的宽度、方向和速度等)建立太阳质子事件的预报模型. 与质子相比, 电子具有更高的传播速度, Posner(2007)提出使用电子传播的特性预测太阳质子事件. 综上所述, 太阳耀斑、日冕物质抛射及其相关现象的特征通常被认为是太阳质子事件发生的先兆因素.

5.3　预报模型

质子事件预报模型按建模方法可以分为经验方法、统计方法和机器学习方法(如表6所示). 20世纪80年代, 美国空军的空间环境预测大队开发了质子预报系统(PPS)(Smart和Shea, 1989). 该系统中可以提供太阳质子事件的时间强度分布, 甚至包括重离子通量. Kahler等(2007)验证了质子预报系统(PPS)的性能. Laurenza等(2018)建立了太阳质子事件实时警报的经验模型(ESPERTA), 目的是为预警太阳质子事件提供及时的信息. 该模型输入太阳耀斑参数, 但是没有考虑与日冕物质抛射相关的参数. Alberti等(2017)测试了太阳质子事件实时警报的经验模型(ESPERTA)在2006年到2014年间的性能. Alberti等(2019)应用ESPERTA模型对2015年至2017年的太阳质子事件进行了预报, 他们发现模型性能与1995年至2014年测试的模型的性能一致. 考虑到太阳质子事件预报中的类不平衡问题, Stumpo等(2021)通过加权和重采样技术对ESPERTA模型进行了优化. Núñez(2011)提出了一个太阳质子双模型预报系统, 模型被称为马拉加大学太阳高能粒子(UMASEP)模型; 基于软X射线通量、质子微分通量和积分通量, UMASEP模型可以输出连接良好和连接不良太阳质子事件的概率. 进一步, Zucca等(2017)通过用微波时间序列参量代替软X射线流量事件序列参量来改进UMASEP模型的性能. Papaioan-

表 6　太阳质子事件预报模型

模型	输入	输出	算法
PPS(Kahler等, 2007)	耀斑参量	质子事件流量	经验方法
ESPERTA(Laurenza等, 2018)	耀斑参量和射电通量	质子事件流量	逻辑回归
UMASOD(Núñez和Paul-Pena, 2020)	耀斑参量和射电暴参量	质子事件	决策树
FORSPEF(Papaioannou等, 2015)	耀斑参量和日冕物质抛射参量	质子事件及其通量轮廓	统计方法
SPRINTS(Engell等, 2017)	耀斑参量	质子通量轮廓	统计模型和决策树模型
PROSPER(Papaioannou等, 2022)	耀斑参量和日冕物质抛射参量	质子事件	统计方法

nou等(2015)提出了太阳高能粒子事件和耀斑预报模型(FORSPEF). 该模型由两个系统组成: 太阳耀斑预报系统和太阳质子事件预报系统, 基于太阳耀斑预报结果, 给出太阳质子事件预报结果. Engell等(2017)建立了空间辐射信息系统(SPRINTS)用于太阳质子事件预报. 该系统基于GOES软件X射线数据给出太阳质子事件的预测结果. Papaioannou等(2022)建立了太阳粒子事件概率预报模型(PROSPER). 该模型基于耀斑经度、耀斑大小、日冕物质抛射宽度和速度等参数给出太阳质子事件发生概率. Balch(1999)介绍了自20 世纪70 年代以来, 美国国家海洋和大气管理局(NOAA)空间环境中心使用的太阳质子事件预报模型. 在该模型中, 通过使用软X射线通量的峰值通量和上升时间来预报太阳质子事件发生的概率. 随后, Balch(2008)评估了美国国家海洋和大气管理局空间天气预报中心(SWPC)1986年至2004年使用的太阳质子事件预报模型的性能. 近期, Bain等(2021)评估了美国国家海洋和大气管理局空间天气预测中心目前在用的太阳质子事件预报模型的性能. 预报窗口为1天的太阳质子事件预报模型的Brier得分为0.25. 对于≥10MeV的太阳质子事件预警模型, 检出率和误报率分别为91% 和24%. 该性能指标可作为太阳质子事件预报模型的基准.

为了提高太阳质子事件预报模型的性能, 一些机器学习技术(例如逻辑回归、神经网络、支持向量机和决策树等)被应用于建立预报模型. Garcia(1994)应用逻辑回归技术建立太阳质子事件预报模型. Zhong等(2019)利用1990~2017年软X射线通量和质子通量的时间序列建立了太阳质子事件预报模型. Richardson等(2018)利用日冕物质抛射的速度、方向和相关太阳耀斑的参数, 建立了一个太阳质子事件经验预报模型. 该模型能够预测任何位置的太阳质子事件的强度. Lovelace等(2018)利用核回归算法建立了太阳质子事件通量的预测模型. Papaioannou等(2018a)应用主成分分析(PCA)算法对预报参量进行降维处理, 并建立了太阳质子事件预报模型. 然而, 降维算法在太阳质子事件预报建模中并没有被广泛使用, 主要是因为太阳质子事件数据集中的预报参量维度并不是很高. Núñez和Paul-Pena(2020)研究了使用太阳耀斑和射电暴参量预测太阳质子事件的决策树模型. Laurenza等(2018)也使用决策树算法进行太阳质子事件预报建模研究. Jeong等(2014)通过对1976年至2011年的软X射线通量数据进行多层神经网络训练, 开发了太阳质子事件预报模型. Inceoglu等(2018)使用两种机器学习算法(多层神经网络和支持向量机)从没有发生质子事件的耀斑-日冕物质抛射样本中区分出发生质子事件的耀斑-日冕物质抛射样本.

Huang等(2012b)分别基于太阳耀斑参量和日冕物质抛射参量建立太阳质子事件预报模型, 并将两个模型进行集成得到最终的预报结果. Lavasa等(2021)利用从太阳耀斑和日冕物质抛射中提取的参数, 比较了几种机器学习算法(逻辑回归、多层神经网络、支持向量机、决策树、随机森林和极度随机树)在太阳质子事件预报中的性能. 该研究发现随机森林算法的性能最好. 在大数据的驱动下, 深度学习模型的性能优于许多浅层机器学习模型. 由于太阳质子事件样本量的限制, 目前只有少量地使用深度学习方法建立太阳质子事件预报模型的研究工作. Abduallah等(2022)首次将深度学习方法用于太阳质子事件预报建模问题, 使用双向长短时记忆网络建立模型用于区分产生太阳质子事件的活动区和没有产生太阳质子事件的活动区.

对于更高能量的事件, Núñez(2015)建立了≥100MeV的太阳质子事件的预报模型, 并能够提供质子积分通量. 地基增强事件(GLEs)是具有较硬能谱的质子事件, 这些事件具有足够的能量能穿过磁层和大气层到达地球表面被地面设备观测到. 因此地基增强事件是太阳质子事件的子集(Shea和Smart, 2012). Núñez等(2017)开发了第一个地基增强事件的预报模型. Aminalragia-Giamini等(2020)研究了太阳质子事件中峰值谱与通量谱的关系, 并对质子事件的通量谱进行了预报. 综上所述, 经典的机器学习算法已经大量用于太阳质子事件预报建模工作, 由于太阳质子事件样本量的限制, 深度学习算法尚未广泛用于太阳质子事件预报建模过程.

5.4　潜在挑战

从机器学习的角度来看, 机器学习方法已被广泛用于建立太阳质子事件预报模型, 预报模型性能达到当前先进水平. 深度学习方法也逐渐被用于太阳质子事件预报建模研究中. 使用深度学习方法构建太阳质子事件预报模型面临两个主要挑战: (1) 质子事件发生率低, 阳性样本有限. 这限制了深度学习方法在太

阳质子事件预报建模问题中的应用. (2) 太阳质子事件的加速源区具有不确定性. 太阳质子事件的加速可能与耀斑磁重连有关、可能与日冕物质抛射激波有关, 也可能与这两者都有关. 对于挑战(1), 生成对抗性网络可以用来生成事件样本, 这种数据扩充技术有助于解决类不平衡问题. 对于挑战(2), 自监督学习方法可以用来理解太阳磁场数据, 从全日面磁图中提取预报模式, 利用该模式建立的太阳质子事件预报模型同时考虑了太阳耀斑的源区和日冕物质抛射源区的特性.

6 讨论

当机器学习方法被应用于建立太阳短期爆发活动预报模型时, 需要注意和讨论如下问题.

(1) 深度学习预报模型的优缺点是什么? 与物理模型相比, 深度学习模型无法提供完整的模型可解释性和准确的可靠性评估. 一般来说, 如果深度学习模型表现良好, 通常会被认为是令人满意的. 然而, 我们不完全确定它为什么表现良好, 或者是否会继续有这样的表现. 深度学习需要大量的计算能力和数据来训练预报模型. 此外, 深度学习模型的执行还需要大量的计算设备, 这可能会限制其应用场景. 深度学习模型的优点包括良好的泛化能力和工程有效性. 深度学习模型可以直接从大量数据中进行训练, 它可以尽可能多地学习环境扰动, 因此通常表现出更好的泛化能力. 物理模型往往需要满足一些先决条件, 并且由于环境干扰, 物理模型的假设条件可能并不能完全满足. 从数据的角度来看, 深度学习对数据的依赖是一把双刃剑. 深度学习模型在数据不足的情况下表现不佳. 然而, 他们可以用足够的数据进行有效的建模. 未来随着观测数据的积累, 将有机会提高深度学习模型的性能. 从工程的角度来看, 深度学习通常是一种高效的建模工具. 在收集数据并利用一些背景知识对其进行预处理后, 可以获得令人满意的预测结果.

(2) 什么样的机器学习方法是合适的? 机器学习是一种数据驱动的方法, 因此数据特性是一个重要因素. 如果数据很小, 并且已经提取了一些前兆, 那么一些传统的机器学习方法, 如决策树、随机森林、多层感知, 甚至简单的线性函数, 都可能取得良好的效果. 如果数据是一维时间序列, 例如软X射线通量数据, 则适合于处理序列数据算法(如RNN或transformer模型)通常可以产生良好的结果. 如果数据是图像并且数量足够大, 则卷积神经网络或视觉transformer模型通常可以产生良好的结果.

(3) 构建机器学习预测模型需要做什么? 在准备数据集层面, 需要收集相关的数据源, 清理数据以消除噪声和不一致性, 预处理数据以使其适合模型, 并将其拆分为训练集、验证集和测试集. 在训练模型层面, 需要选择适当的深度学习架构, 初始化模型参数, 定义损失函数, 选择优化算法, 并使用训练数据集训练模型. 如果可以通过整合物理定律来设计合适的损失函数, 则模型可以更快地收敛, 达到更好的性能. 在选择评估指标层面, 需要选择适合任务的评估指标, 如准确性、精度、召回率、F1分数等指标. 验证集用于确定预报模型的参数, 测试集用于评估预报模型的性能, 以衡量预报模型的有效性和泛化能力.

(4) 为什么没有标准的数据集? 太阳爆发活动短期预报仍然没有一个标准的数据集. 标准数据集可能限制预报模型的可扩展性, 固定的数据类型、指标、数据预处理方法可能限制建模算法的应用. 然而, 标准数据集可以让科研人员专注于建模算法的研究. 开放获取的数据和代码有利于整个社区的长期发展.

(5) 基座模型对太阳爆发活动预报有什么影响? 基座模型通过自监督学习方式, 获得对观测数据的自动理解. 从物理角度来看, 对基座模型的内部结构和学习特征的分析可以加深对太阳活动的潜在物理机制的理解. 从工程的角度来看, 基座模型可以更好地捕捉复杂的模式, 从而获得更高的预报性能. 利用大规模的观测数据和复杂的模型结构, 基座模型可以帮助识别太阳活动中的异常事件或突发现象, 提高模型异常事件的检测能力.

7 结论

太阳爆发活动主要包括太阳耀斑、日冕物质抛射和太阳质子事件. 数值、统计和机器学习方法已被广泛用于建立太阳爆发活动的预报模型. 本文从机器学习的角度介绍了太阳爆发活动预报的发展, 发现机器学习算法在预测太阳耀斑的发生、日冕物质抛射的到达时间和太阳质子事件的发生方面取得了重大进展. 得益于与太阳耀斑相关的观测数据的积累, 深度学习

算法已被广泛用于预测太阳耀斑并自动提取太阳耀斑的预报因子. 由于数据量的限制, 深度学习已被用于预测日冕物质抛射的到达时间和太阳质子的发生, 但尚未得到广泛应用.

尽管在太阳耀斑预报方面取得了一些重要进展, 但这仍然是一项具有挑战性的任务. 从物理角度来看, 虽然太阳活动区能量已经积累到临界状态, 但是太阳耀斑的触发是随机的. 因此, 目前的太阳耀斑预报模型只能提供概率的预报结果. 在太阳耀斑预报中, 事件的小样本问题、类不平衡问题、模型的设计和可解释性、物理模型与深度学习模型的融合等问题应得到更多关注.

虽然基于深度学习的方法已成功应用于预测日冕物质抛射的到达时间, 但在一些方面仍存在大量问题, 这也将是重要的研究路径和发展趋势. 首先, 基于深度学习的方法可以直接从观测图像中提取特征来构建预测模型. 然而, 这些技术忽略了日冕物质抛射的各种物理参数, 包括角宽度、中心位置角、质量和动能等. 由于日冕物质抛射的物理参数是研究人员利用先验知识估算出来的, 因此它们包含了日冕物质抛射最关键的信息, 对于得出更准确的预测结果极为重要. 通过融合物理参数和图像数据进行多模态学习, 有可能提高模型的性能. 其次, 大多数现有研究将日冕物质抛射检测、日冕物质抛射对地有效性预测和日冕物质抛射到达时间预测划分为不同的任务. 这种循序渐进的方法为每个任务设计了相应的模型, 从而可以在不同方面进行精细优化. 然而, 日冕物质抛射对地有效性预测任务依赖于日冕物质抛射探测的结果, 而日冕物质抛射到达时间预测工作也依赖于日冕物质抛射对地有效性预测的结果. 因此, 考虑到这些任务之间的相互依存关系, 在未来的研究中进一步整合这些任务可能会使我们迈向一个更全面的日冕物质抛射预测系统. 此外, 现有的基于深度学习的研究方法主要采用SOHO卫星收集的日冕物质抛射图像, 忽略了STEREO和SDO等其他卫星收集的图像. 与SOHO卫星相比, STEREO和SDO卫星的数据收集效率和图像清晰度都有了显著提高. 因此, 增加更多的卫星观测图像可以大大提高模型的性能. 然而, 将多种观测照片结合起来并构建后续模型是一项挑战, 需要研究人员循序渐进、持续努力, 才能制定出有效的解决方案.

机器学习, 特别是深度学习, 尚未广泛用于质子事件预报建模中. 这主要是由于质子事件的数量有限, 不足以训练复杂的预报模型. 在未来, 类不平衡问题和小样本学习方法可能在质子事件预报中发挥重要作用.

除了建模方法的改进外, 机器学习方法, 特别是深度学习方法, 可能在预报建模方面发挥更大的作用, 包括从新的观测数据中自动提取预测因子, 设计融合物理的神经网络(PINN), 训练基座模型并应用于太阳爆发事件预报建模问题中, 解决事件预报中的类不平衡问题和小样本问题. 数据驱动的预报建模包括四个方向: 数据、模型、可解释性和工程化. 机器学习模型通常是黑箱模型, 但太阳爆发活动预报不仅是一个工程问题, 也是一个科学问题. 因此, 预报模型的可解释性至关重要. 预报模型的部署也是一个重要问题, 现在已经有一些好的平台(例如, Muranushi等, 2015; Murray等, 2017; Anastasiadis等, 2017; Engell等, 2017; Leka等, 2018; Abduallah等, 2021; Nishizuka等, 2021). 从数据的角度来看, 大规模和高质量的数据对于改进机器学习模型至关重要. 在太阳爆发活动预报中, 我们可以对来自不同观测设备的数据进行处理, 以形成规模更大的数据集. 大数据使训练复杂的高性能深度神经网络成为可能. 标准数据集是评估和比较预测模型性能所必需的. 相同的测试集是比较不同预报模型性能的先决条件. 因此构建大规模训练数据, 并使用相同的测试数据在太阳爆发活动预报建模中具有重要的意义. 从算法的角度来看, 深度学习方法的自动特征提取能力可以用于从各种观测设备的原始数据中探索和提取新的预报因子. 基座模型的设计可能带来太阳爆发活动预报瓶颈的突破. 机器学习模型可以和物理模型融合, 以提高太阳爆发活动预报模型的性能.

致谢　R. Erdélyi感谢英国科学技术设施委员会(STFC)项目号ST/M000826/1的支持. R. Erdélyi和Marianna B Korsós感谢匈牙利国家研发创新署项目(K142987)的支持. Marianna B Korsós感谢ST/S000518/1、PIA.CE.RI. 2020-2022 Linea 2、CESAR 2020-35-HH.0和 UNKP-22-4-II-ELTE-186等项目的资助. 作者还感谢 ISSI-Beijing 在国际合作项目“Step forward in solar flare and coronal mass ejection (CME) forecasting”中给予的支持. 感谢审稿人提出的宝贵意见和建议, 这对本文的改进和完善起到了重要作用.

参考文献

李蓉, 朱杰, 黄鑫. 2014. 太阳耀斑预报研究进展. 科学通报, 59: 2452–2463

林元章. 2000. 太阳物理导论. 北京: 科学出版社

Abduallah Y, Wang J T, Nie Y, Liu C, Wang H. 2021. DeepSun: Machine-learning-as-a-service for solar flare prediction. Res Astron Astrophys, 21: 160

Abduallah Y, Jordanova V K, Liu H, Li Q, Wang J T L, Wang H. 2022. Predicting solar energetic particles using SDO/HMI vector magnetic data products and a bidirectional LSTM network. Astrophys J Suppl Ser, 260: 16

Abduallah Y, Wang J T L, Wang H, Xu Y. 2023. Operational prediction of solar flares using a transformer-based framework. Sci Rep, 13: 1

Abed A K, Qahwaji R, Abed A. 2021. The automated prediction of solar flares from SDO images using deep learning. Adv Space Res, 67: 2544–2557

Abramenko V I, Yurchyshyn V B, Wang H, Spirock T J, Goode P R. 2002. Scaling behavior of structure functions of the longitudinal magnetic field in active regions on the sun. Astrophys J, 577: 487–495

Ahmed O W, Qahwaji R, Colak T, Higgins P A, Gallagher P T, Bloomfield D S. 2013. Solar flare prediction using advanced feature extraction, machine learning, and feature selection. Sol Phys, 283: 157–175

Alberti T, Laurenza M, Cliver E W, Storini M, Consolini G, Lepreti F. 2017. Solar Activity from 2006 to 2014 and short-term forecasts of solar proton events using the ESPERTA model. Astrophys J, 838: 59

Alberti T, Laurenza M, Cliver E W. 2019. Forecasting solar proton events by using the ESPERTA model. Nuovo Cimento C Geophysics Space Physics C, 42: 40

Alipour N, Mohammadi F, Safari H. 2019. Prediction of flares within 10 days before they occur on the Sun. Astrophys J Suppl Ser, 243: 20

Aminalragia-Giamini S, Jiggens P, Anastasiadis A, Sandberg I, Aran A, Vainio R, Papadimitriou C, Papaioannou A, Tsigkanos A, Paouris E, Vasalos G, Paassilta M, Dierckxsens M. 2020. Prediction of solar proton event fluence spectra from their peak flux spectra. J Space Weather Space Clim, 10: 1

Anastasiadis A, Papaioannou A, Sandberg I, Georgoulis M, Tziotziou K, Kouloumvakos A, Jiggens P. 2017. Predicting flares and solar energetic particle events: The FORSPEF tool. Sol Phys, 292: 134

Angryk R A, Martens P C, Aydin B, Kempton D, Mahajan S S, Basodi S, Ahmadzadeh A, Cai X, Filali Boubrahimi S, Hamdi S M, Schuh M A, Georgoulis M K. 2020. Multivariate time series dataset for space weather data analytics. Sci Data, 7: 227

Aschwanden M J. 2020. Global energetics of solar flares. XI. Flare magnitude predictions of the GOES class. Astrophys J, 897: 16

Aschwanden M J, Aschwanden P D. 2008a. Solar flare geometries. I. The area fractal dimension. Astrophys J, 674: 530–543

Aschwanden M J, Aschwanden P D. 2008b. Solar flare geometries. II. The volume fractal dimension. Astrophys J, 674: 544–553

Aschwanden M J, Dennis B R, Benz A O. 1998. Logistic avalanche processes, elementary time structures, and frequency distributions in solar flares. Astrophys J, 497: 972–993

Aschwanden M. 2011. Self-Organized Criticality in Astrophysics. Berlin: Springer

Asensio Ramos A, Cheung M C M, Chifu I, Gafeira R. 2023. Machine learning in solar physics. Living Rev Sol Phys, 20: 4

Atac T. 1987. Statistical relationship between sunspots and major flares. Astrophys Space Sci, 129: 203–208

Bain H M, Steenburgh R A, Onsager T G, Stitely E M. 2021. A summary of National oceanic and atmospheric administration space weather prediction center proton event forecast performance and skill. Space Weather, 19: e2020SW002670

Bak P, Tang C, Wiesenfeld K. 1987. Self-organized criticality: An explanation of the 1/*f* noise. Phys Rev Lett, 59: 381–384

Balch C C. 1999. SEC proton prediction model: Verification and analysis. Radiat Meas, 30: 231–250

Balch C C. 2008. Updated verification of the Space Weather Prediction Center's solar energetic particle prediction model. Space Weather, 6: S01001

Baranyi T, Győri L, Ludmány A. 2016. On-line tools for solar data compiled at the Debrecen observatory and their extensions with the Greenwich sunspot data. Sol Phys, 291: 3081–3102

Barnes G, Leka K D. 2006. Photospheric magnetic field properties of flaring versus flare-quiet active regions. III. Magnetic charge topology models. Astrophys J, 646: 1303–1318

Barnes G, Leka K D. 2008. Evaluating the performance of solar flare forecasting methods. Astrophys J, 688: L107–L110

Barnes G, Leka K D, Schrijver C J, Colak T, Qahwaji R, Ashamari O W, Yuan Y, Zhang J, McAteer R T J, Bloomfield D S, Higgins P A, Gallagher P T, Falconer D A, Georgoulis M K, Wheatland M S, Balch C, Dunn T, Wagner E L. 2016. A comparison of flare forecasting methods. I. Results from the all-clear workshop. Astrophys J, 829: 89

Bartkowiak A, Jakimiec M. 1994. Distance-based regression in prediction of solar flare activity. Qüestiió: Quaderns d'estadística i investigació operative. 7–38

Bélanger E, Vincent A, Charbonneau P. 2007. Predicting solar flares by data assimilation in avalanche models: I. model design and validation. Sol Phys, 245: 141–165

Benvenuto F, Piana M, Campi C, Massone A M. 2018. A hybrid supervised/unsupervised machine learning approach to solar flare prediction. Astrophys J, 853: 90

Benz A O. 2008. Flare observations. Living Rev Sol Phys, 5: 2

Besliu-Ionescu D, Mierla M. 2021. Geoeffectiveness prediction of cmes. Front Astron Space Sci, 8: 672203

Besliu-Ionescu D, Talpeanu D C, Mierla M, Muntean G M. 2019. On the prediction of geoeffectiveness of cmes during the ascending phase of sc24 using a logistic regression method. J Atmos Sol-Terr Phys, 193: 105036

Bhattacharjee S, Alshehhi R, Dhuri D B, Hanasoge S M. 2020. Supervised convolutional neural networks for classification of flaring and nonflaring active regions using line-of-sight magnetograms. Astrophys J, 898: 98

Bloomfield D S, Higgins P A, McAteer R T J, Gallagher P T. 2012. Toward reliable benchmarking of solar flare forecasting methods. Astrophys J, 747: L41

Bobra M G, Couvidat S. 2015. Solar flare prediction using sdo/hmi vector magnetic field data with a machine-learning algorithm. Astrophys J, 798: 135

Bobra M G, Ilonidis S. 2016. Predicting coronal mass ejections using machine learning methods. Astrophys J, 821: 127

Bobra M G, Sun X, Hoeksema J T, Turmon M, Liu Y, Hayashi K, Barnes G, Leka K D. 2014. The helioseismic and magnetic imager (HMI) vector magnetic field pipeline: SHARPs-space-weather HMI active region patches. Sol Phys, 289: 3549–3578

Bobra M G, Wright P J, Sun X, Turmon M J. 2021. SMARPs and SHARPs: Two solar cycles of active region data. Astrophys J Suppl Ser, 256: 26

Bornmann P L, Shaw D. 1994. Flare rates and the mcintosh active-region classifications. Sol Phys, 150: 127–146

Boteler D H, Pirjola R J, Nevanlinna H. 1998. The effects of geomagnetic disturbances on electrical systems at the Earth'S surface. Adv Space Res, 22: 17–27

Brueckner G E, Howard R A, Koomen M J, Korendyke C M, Michels D J, Moses J D, Socker D G, Dere K P, Lamy P L, Llebaria A, Bout M V, Schwenn R, Simnett G M, Bedford D K, Eyles C J. 1995. The large angle spectroscopic coronagraph (lasco) visible light coronal imaging and spectroscop. Sol Phys, 162: 357–402

Campi C, Benvenuto F, Massone A M, Bloomfield D S, Georgoulis M K, Piana M. 2019. Feature ranking of active region source properties in solar flare forecasting and the uncompromised stochasticity of flare occurrence. Astrophys J, 883: 150

Camporeale E. 2019. The challenge of machine learning in space weather: nowcasting and forecasting. Space Weather, 17: 1166–1207

Chen A, Ye Q, Wang J. 2021. Flare index prediction with machine learning algorithms. Sol Phys, 296: 150

Chen J, Li W, Li S, Chen H, Zhao X, Peng J, Chen Y, Deng H. 2022. Two-stage solar flare forecasting based on Convolutional Neural Networks. Space Sci Technol, 2022: 9761567

Chen Y, Manchester W B, Hero A O, Toth G, DuFumier B, Zhou T, Wang X, Zhu H, Sun Z, Gombosi T I. 2019. Identifying solar flare precursors using time series of SDO/HMI images and SHARP parameters. Space Weather, 17: 1404–1426

Chen Y, Maloney S, Camporeale E, Huang X, Zhou Z. 2023. Editorial: Machine learning and statistical methods for solar flare prediction. Front Astron Space Sci, 10: 1121615

Choi S H, Moon Y J, Vien N A, Park Y D. 2012. Application of support vector machine to the prediction of geo-effective halo cmes. J Korean Astron Soc, 45: 31–38

Cicogna D, Berrilli F, Calchetti D, Del Moro D, Giovannelli L, Benvenuto F, Campi C, Guastavino S, Piana M. 2021. Flare-forecasting algorithms based on high-gradient polarity inversion lines in active regions. Astrophys J, 915: 38

Cinto T, Gradvohl A L S, Coelho G P, da Silva A E A. 2020. Solar flare forecasting using time series and extreme gradient boosting ensembles. Sol Phys, 295: 93

Colak T, Qahwaji R. 2009. Automated solar activity prediction: A hybrid computer platform using machine learning and solar imaging for automated prediction of solar flares. Space Weather, 7: S06001

Conlon P A, Gallagher P T, McAteer R T J, Ireland J, Young C A, Kestener P, Hewett R J, Maguire K. 2008. Multifractal properties of evolving active regions. Sol Phys, 248: 297–309

Corona-Romero P, Gonzalez-Esparza J A, Aguilar-Rodriguez E, De-la-Luz V, Mejia-Ambriz J C. 2015. Kinematics of icmes/shocks: Blast wave reconstruction using type-II emissions. Sol Phys, 290: 2439–2454

Corona-Romero P, Gonzalez-Esparza J A, Perez-Alanis C A, Aguilar-Rodriguez E, de-la-Luz V, Mejia-Ambriz J C. 2017. Calculating travel times and arrival speeds of cmes to earth: An analytic tool for space weather forecasting. Space Weather, 15: 464–483

Covas E. 2020. Transfer learning in spatialtemporal forecasting of the solar magnetic field. Astron Nachr, 341: 384–394

Cozad A, Sahinidis N V, Miller D C. 2015. A combined first-principles and data-driven approach to model building. Comput Chem Eng, 73: 116–127

Cui Y, Li R, Zhang L, He Y, Wang H. 2006. Correlation between solar flare productivity and photospheric magnetic field properties. Sol Phys, 237: 45–59

Cui Y, Li R, Wang H, He H. 2007. Correlation between solar flare productivity and photospheric magnetic field properties II. Magnetic

gradient and magnetic shear. Sol Phys, 242: 1–8

Delaboudinière J P, Artzner G E, Brunaud J, Gabriel A H, Hochedez J F, Millier F, Song X Y, Au B, Dere K P, Howard R A, Kreplin R, Michels D J, Moses J D, Defise J M, Jamar C, Rochus P, Chauvineau J P, Marioge J P, Catura R C, Lemen J R, Shing L, Stern R A, Gurman J B, Neupert W M, Maucherat A, Clette F, Cugnon P, Van Dessel E L. 1995. Eit: Extreme-ultraviolet imaging telescope for the soho mission. Sol Phys, 162: 291–312

Deng Z, Wang F, Deng H, Tan L, Deng L, Feng S. 2021. Fine-grained solar flare forecasting based on the hybrid convolutional neural networks. Astrophys J, 922: 232

Deshmukh V, Flyer N, van der Sande K, Berger T. 2022. Decreasing false-alarm rates in CNN-based solar flare prediction using SDO/HMI data. Astrophys J Suppl Ser, 260: 9

Dhuri D B, Hanasoge S M, Cheung M C M. 2019. Machine learning reveals systematic accumulation of electric current in lead-up to solar flares. Proc Natl Acad Sci USA, 116: 11141–11146

Dhuri D B, Hanasoge S M, Birch A C, Schunker H. 2020. Application and interpretation of deep learning for identifying pre-emergence magnetic field patterns. Astrophys J, 903: 27

Domingo V, Fleck B, Poland A I. 1995. The soho mission: An overview. Sol Phys, 162: 1–37

Dou F, Xu L, Ren Z, Zhao D, Zhang X. 2022. Super-resolution of solar magnetograms using deep learning. Res Astron Astrophys, 22: 085018

Drake J F. 1971. Characteristics of soft solar X-ray bursts. Sol Phys, 16: 152–185

Dumbović M, Čalogović J, Vršnak B, Temmer M, Mays M L, Veronig A, Piantschitsch I. 2018. The drag-based ensemble model (dbem) for coronal mass ejection propagation. Astrophys J, 854: 180

Ellison M A. 1963. Solar flares and associated phenomena. Planet Space Sci, 11: 597–619

Engell A J, Falconer D A, Schuh M, Loomis J, Bissett D. 2017. SPRINTS: A framework for solar-driven event forecasting and research. Space Weather, 15: 1321–1346

Erdélyi R, Korsós M B, Huang X, Yang Y, Pizzey D, Wrathmall S A, Hughes I G, Dyer M J, Dhillon V S, Belucz B, Brajša R, Chatterjee P, Cheng X, Deng Y, Domínguez S V, Joya R, Gömöry P, Gyenge N G, Hanslmeier A, Kucera A, Kuridze D, Li F, Liu Z, Xu L, Mathioudakis M, Matthews S, McAteer J R T, Pevtsov A A, Pötzi W, Romano P, Shen J, Temesváry J, Tlatov A G, Triana C, Utz D, Veronig A M, Wang Y, Yan Y, Zaqarashvili T, Zuccarello F. 2022. The solar activity monitor network–SAMNet. J Space Weather Space Clim, 12: 2

Falco M, Costa P, Romano P. 2019a. Solar flare forecasting using morphological properties of sunspot groups. J Space Weather Space Clim, 9: A22

Falco M, Costa P, Romano P. 2019b. Solar flare forecasting using photospheric active region properties. Il Nuovo Cimento C, 42: 1–3

Florios K, Kontogiannis I, Park S H, Guerra J A, Benvenuto F, Bloomfield D S, Georgoulis M K. 2018. Forecasting solar flares using magnetogram-based predictors and machine learning. Sol Phys, 293: 28

Fozzard R, Bradshaw G, Ceci L. 1988. A connectionist expert system that actually works. Adv Neural Inf Process Syst, 1

Fu H, Zheng Y, Ye Y, Feng X, Liu C, Ma H. 2021. Joint geoeffectiveness and arrival time prediction of cmes by a unified deep learning framework. Remote Sens, 13: 1738

Gallagher P T, Moon Y J, Wang H. 2002. Active-region monitoring and flare forecasting–I. Data processing and first results. Sol Phys, 209: 171–183

Gao F, Liu T, Sun W Q, Xu L. 2023. Generating space-based SDO/HMI-like solar magnetograms from ground-based Hα images by deep learning. Astrophys J Suppl Ser, 266: 19

Garcia H A. 1994. Temperature and hard X-ray signatures for energetic proton events. Astrophys J, 420: 422

Georgoulis M K. 2008. Magnetic complexity in eruptive solar active regions and associated eruption parameters. Geophys Res Lett, 35: L06S02

Georgoulis M K. 2012. Are solar active regions with major flares more fractal, multifractal, or turbulent than others? Sol Phys, 276: 161–181

Georgoulis M K. 2013. Toward an efficient prediction of solar flares: Which parameters, and how? Entropy, 15: 5022–5052

Georgoulis M K, Rust D M. 2007. Quantitative forecasting of major solar flares. Astrophys J, 661: L109–L112

Georgoulis M K, Tziotziou K, Raouafi N E. 2012. Magnetic energy and helicity budgets in the activeregion solar corona. II. Nonlinear force-free approximation. Astrophys J, 759: 1

Georgoulis M K, Nindos A, Zhang H. 2019. The source and engine of coronal mass ejections. Phil Trans R Soc A, 377: 20180094

Georgoulis M K, Bloomfield D S, Piana M, Massone A M, Soldati M, Gallagher P T, Pariat E, Vilmer N, Buchlin E, Baudin F, Csillaghy A, Sathiapal H, Jackson D R, Alingery P, Benvenuto F, Campi C, Florios K, Gontikakis C, Guennou C, Guerra J A, Kontogiannis I, Latorre V, Murray S A, Park S H, von Stachelski S, Torbica A, Vischi D, Worsfold M. 2021. The flare likelihood and region eruption forecasting (FLARECAST) project: Flare forecasting in the big data & machine learning era. J Space Weather Space Clim, 11: 39

Giovanelli R G. 1939. The relations between eruptions and sunspots. Astrophys J, 89: 555

Gombosi T I, Chen Y, Glocer A, Huang Z, Jia X, Liemohn M W, Manchester W B, Pulkkinen T, Sachdeva N, Al Shidi Q, Sokolov I V, Szente J, Tenishev V, Toth G, van der Holst B, Welling D T, Zhao L, Zou S. 2021. What sustained multi-disciplinary research can achieve: The space weather modeling framework. J Space Weather Space Clim, 11: 42

Gopalswamy N, Lara A, Yashiro S, Kaiser M L, Howard R A. 2001. Predicting the 1-au arrival times of coronal mass ejections. J Geophys Res, 106: 29207–29217

Gopalswamy N, Yashiro S, Lara A, Kaiser M L, Thompson B J, Gallagher P T, Howard R A. 2003. Large solar energetic particle events of cycle 23: A global view. Geophys Res Lett, 30: 8015

Gosling J T, McComas D J, Phillips J L, Bame S J. 1991. Geomagnetic activity associated with earth passage of interplanetary shock disturbances and coronal mass ejections. J Geophys Res, 96: 7831–7839

Guastavino S, Marchetti F, Benvenuto F, Campi C, Piana M. 2022. Implementation paradigm for supervised flare forecasting studies: A deep learning application with video data. Astron Astrophys, 662: A105

Guerra J A, Murray S A, Shaun Bloomfield D, Gallagher P T. 2020. Ensemble forecasting of major solar flares: Methods for combining models. J Space Weather Space Clim, 10: 38

Gyenge N, Ludmány A, Baranyi T. 2016. Active longitude and solar flare occurrences. Astrophys J, 818: 127

Hale G E, Ellerman F, Nicholson S B, Joy A H. 1919. The magnetic polarity of sun-spots. Astrophys J, 49: 153

Han K, Yu M Y, Fu J F, Ling W B, Zheng D q, Wan J, Peng E. 2023. Research progress on solar flare forecast methods based on data-driven models. Res Astron Astrophys, 23: 065002

He K, Zhang X, Ren S, Sun J. 2016. Deep residual learning for image recognition. In: 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). 770–778

Heidke P. 1926. Berechnung des erfolges und der güte der wind-stärkevorhersagen im sturmwarnungsdienst. Geografiska Annaler, 8: 301–349

Howard R A, Moses J D, Vourlidas A, Newmark J S, Socker D G, Plunkett S P, Korendyke C M, Cook J W, Hurley A, Davila J M, Thompson W T, St Cyr O C, Mentzell E, Mehalick K, Lemen J R, Wuelser J P, Duncan D W, Tarbell T D, Wolfson C J, Moore A, Harrison R A, Waltham N R, Lang J, Davis C J, Eyles C J, Mapson-Menard H, Simnett G M, Halain J P, Defise J M, Mazy E, Rochus P, Mercier R, Ravet M F, Delmotte F, Auchere F, Delaboudiniere J P, Bothmer V, Deutsch W, Wang D, Rich N, Cooper S, Stephens V, Maahs G, Baugh R, McMullin D, Carter T. 2008. Sun earth connection coronal and heliospheric investigation (secchi). Space Sci Rev, 136: 67–115

Huang X, Wang H N, Dai X H. 2012a. Influences of misprediction costs on solar flare prediction. Sci China-Phys Mech Astron, 55: 1956–1962

Huang X, Wang H N, Li L P. 2012b. Ensemble prediction model of solar proton events associated with solar flares and coronal mass ejections. Res Astron Astrophys, 12: 313–321

Huang X, Zhang L, Wang H, Li L. 2013. Improving the performance of solar flare prediction using active longitudes information. Astron Astrophys, 549: A127

Huang X, Wang H, Xu L, Liu J, Li R, Dai X. 2018. Deep learning based solar flare forecasting model. I. Results for line-of-sight magnetograms. Astrophys J, 856: 7

Hundhausen A J, Sawyer C B, House L, Illing R M E, Wagner W J. 1984. Coronal mass ejections observed during the solar maximum mission: Latitude distribution and rate of occurrence. J Geophys Res, 89: 2639–2646

Inceoglu F, Jeppesen J H, Kongstad P, Marcano N J H, Jacobsen R H, Karoff C. 2018. Using machine learning methods to forecast if solar flares will be associated with CMEs and SEPs. Astrophys J, 861: 128

Jeong E J, Lee J Y, Moon Y J, Park J. 2014. Forecast of solar proton events with NOAA scales based on solar x-ray flare data using neural network. J Korean Astron Soc, 47: 209–214

Jiang C, Bian X, Sun T, Feng X. 2021. MHD modeling of solar coronal magnetic evolution driven by photospheric flow. Front Phys, 9: 646750

Jiao Z, Sun H, Wang X, Manchester W, Gombosi T, Hero A, Chen Y. 2020. Solar flare intensity prediction with machine learning models. Space Weather, 18: e02440

Jolliffe I T. 2007. Uncertainty and inference for verification measures. Weather Forecast, 22: 637–650

Jonas E, Bobra M, Shankar V, Todd Hoeksema J, Recht B. 2018. Flare prediction using photospheric and coronal image data. Sol Phys, 293: 48

Jungbluth A, Gitiaux X, Maloney S, Shneider C, Wright P, Kalaitzis F, Deudon M, Baydin A G, Gal Y, Muñoz-Jaramillo A. 2019. Single-Frame Super-Resolution of Solar Magnetograms: Investigating Physics-Based Metrics \& Losses

Kahler S W, Ling A G. 2018. Forecasting solar energetic particle (SEP) events with flare X-ray peak ratios. J Space Weather Space Clim, 8: A47

Kahler S W, Cliver E W, Ling A G. 2007. Validating the proton prediction system (PPS). J Atmos Sol-Terr Phys, 69: 43–49

Karakatsanis L, Pavlos G. 2008. Soc and chaos into the solar activity. Nonlinear Phenomena in Complex Systems, 11: 280–284

Kay C, Gopalswamy N. 2017. Using the coronal evolution to successfully forward model cmes' *in situ* magnetic profiles. J Geophys Res-Space Phys, 122: 11,810–11,834

Kay C, Gopalswamy N, Reinard A, Opher M. 2017. Predicting the magnetic field of earth-impacting cmes. Astrophys J, 835: 117

Kilpua E K J, Mierla M, Rodriguez L, Zhukov A N, Srivastava N, West M J. 2012. Estimating travel times of coronal mass ejections to 1 au using multi-spacecraft coronagraph data. Sol Phys, 279: 477–496

Kim K N, Sin S A, Song K A, Kong J H. 2018. A technique for prediction of SPEs from solar radio flux by statistical analysis, ANN and GA. Astrophys Space Sci, 363: 170

Kim T, Park E, Lee H, Moon Y J, Bae S H, Lim D, Jang S, Kim L, Cho I H, Choi M, Cho K S. 2019. Solar farside magnetograms from deep learning analysis of STEREO/EUVI data. Nat Astron, 3: 397–400

Komm R, Hill F. 2009. Solar flares and solar subphotospheric vorticity. J Geophys Res, 114: A06105

Korsós M B, Chatterjee P, Erdélyi R. 2018. Applying the weighted horizontal magnetic gradient method to a simulated flaring active region. Astrophys J Suppl Ser, 857: 103

Korsós M B, Georgoulis M K, Gyenge N, Bisoi S K, Yu S, Poedts S, Nelson C J, Liu J, Yan Y, Erdélyi R. 2020a. Solar flare prediction using magnetic field diagnostics above the photosphere. Astrophys J, 896: 119

Korsós M B, Romano P, Morgan H, Ye Y, Erdélyi R, Zuccarello F. 2020b. Differences in periodic magnetic helicity injection behavior between flaring and non-flaring active regions: Case study. Astrophys J Lett, 897: L23

Krista L D, Chih M. 2021. A DEFT way to forecast solar flares. Astrophys J, 922: 218

Krizhevsky A, Sutskever I, Hinton G E. 2017. ImageNet classification with deep convolutional neural networks. Commun ACM, 60: 84–90

Kubo Y, Den M, Ishii M. 2017. Verification of operational solar flare forecast: Case of regional warning center Japan. J Space Weather Space Clim, 7: A20

Kutsenko A S, Abramenko V I, Kutsenko O K. 2021. On the possibility of probing the flare productivity of an active region in the early stage of emergence. Mon Not R Astron Soc, 501: 6076–6082

Landa V, Reuveni Y. 2022. Low-dimensional convolutional neural network for solar flares GOES time-series classification. Astrophys J Suppl Ser, 258: 12

Laurenza M, Cliver E W, Hewitt J, Storini M, Ling A G, Balch C C, Kaiser M L. 2009. A technique for short-term warning of solar energetic particle events based on flare location, flare size, and evidence of particle escape. Space Weather, 7: S04008

Laurenza M, Alberti T, Cliver E W. 2018. A short-term ESPERTA-based forecast tool for moderate-to-extreme solar proton events. Astrophys J, 857: 107

Lavasa E, Giannopoulos G, Papaioannou A, Anastasiadis A, Daglis I A, Aran A, Pacheco D, Sanahuja B. 2021. Assessing the predictability of solar energetic particles with the use of machine learning techniques. Sol Phys, 296: 107

Lawrence J K, Ruzmaikin A A, Cadavid A C. 1993. Multifractal measure of the solar magnetic field. Astrophys J, 417: 805

Leka K D, Barnes G. 2003. Photospheric magnetic field properties of flaring versus flare-quiet active regions. I. Data, general approach, and sample results. Astrophys J, 595: 1277–1295

Leka K D, Barnes G. 2007. Photospheric magnetic field properties of flaring versus flare-quiet active regions. IV. A statistically significant sample. Astrophys J, 656: 1173–1186

Leka K D, Fan Y, Barnes G. 2005. On the availability of sufficient twist in solar active regions to trigger the kink instability. Astrophys J, 626: 1091–1095

Leka K D, Barnes G, Birch A C, Gonzalez-Hernandez I, Dunn T, Javornik B, Braun D C. 2012. Helioseismology of pre-emerging active regions. I. Overview, data, and target selection criteria. Astrophys J, 762: 130

Leka K D, Barnes G, Wagner E. 2018. The NWRA classification infrastructure: Description and extension to the discriminant analysis flare forecasting system (DAFFS). J Space Weather Space Clim, 8: A25

Leka K D, Park S H, Kusano K, Andries J, Barnes G, Bingham S, Bloomfield D S, McCloskey A E, Delouille V, Falconer D, Gallagher P T, Georgoulis M K, Kubo Y, Lee K, Lee S, Lobzin V, Mun J C, Murray S A, Hamad Nageem T A M, Qahwaji R, Sharpe M, Steenburgh R A, Steward G, Terkildsen M. 2019a. A comparison of flare forecasting methods. II. Benchmarks, metrics, and performance results for operational solar flare forecasting systems. Astrophys J Suppl Ser, 243: 36

Leka K D, Park S H, Kusano K, Andries J, Barnes G, Bingham S, Bloomfield D S, McCloskey A E, Delouille V, Falconer D, Gallagher P T, Georgoulis M K, Kubo Y, Lee K, Lee S, Lobzin V, Mun J C, Murray S A, Hamad Nageem T A M, Qahwaji R, Sharpe M, Steenburgh R A, Steward G, Terkildsen M. 2019b. A comparison of flare forecasting methods. III. Systematic behaviors of operational solar flare forecasting systems. Astrophys J, 881: 101

Lemen J R, Title A M, Akin D J, Boerner P F, Chou C, Drake J F, Duncan D W, Edwards C G, Friedlaender F M, Heyman G F, Hurlburt N E, Katz N L, Kushner G D, Levay M, Lindgren R W, Mathur D P, McFeaters E L, Mitchell S, Rehse R A, Schrijver C J, Springer L A, Stern R A, Tarbell T D, Wuelser J P, Wolfson C J, Yanari C, Bookbinder J A, Cheimets P N, Caldwell D, Deluca E E,

Gates R, Golub L, Park S, Podgorski W A, Bush R I, Scherrer P H, Gummin M A, Smith P, Auker G, Jerram P, Pool P, Soufli R, Windt D L, Beardsley S, Clapp M, Lang J, Waltham N. 2012. The atmospheric imaging assembly (aia) on the solar dynamics observatory (sdo). Sol Phys, 275: 17–40

Li M, Cui Y, Luo B, Ao X, Liu S, Wang J, Li S, Du C, Sun X, Wang X. 2022. Knowledge-informed deep neural networks for solar flare forecasting. Space Weather, 20: e2021SW002985

Li M, Cui Y, Luo B, Wang J, Wang X. 2023. Deep neural networks of solar flare forecasting for complex active regions. Front Astron Space Sci, 10: 1177550

Li R, Huang X. 2018. Solar flare forecasting model based on automatic feature extraction of sunspots. Sci Sin-Phys Mech Astron, 48: 119601

Li R, Du Y. 2019. Full-disk solar flare forecasting model based on data mining method. Adv Astron, 2019: 1–6

Li R, Zhu J, Cui Y. 2013. Solar flare prediction model combining photospheric magnetic field coefficients and black spot coefficients in active regions. Sci Bull, 58: 1845–1850

Li X, Zheng Y, Wang X, Wang L. 2020. Predicting solar flares using a novel deep convolutional neural network. Astrophys J, 891: 10

Lim D, Moon Y J, Park E, Park J, Lee K, Lee J Y, Jang S. 2019a. Ensemble forecasting of major solar flares with short, mid-, and long-term active region properties. Astrophys J, 885: 35

Lim D, Moon Y J, Park J, Park E, Lee K, Lee J Y, Jang S. 2019b. Forecast of daily major flare probability using relationships between vector magnetic properties and flaring rates. J Korean Astrono Soc, 52: 133–144

Lin J. 2009. Studies of solar flares and cmes related to the space solar missions in the future. Sci China Ser G-Phys Mech Astron, 52: 1646–1654

Liu C, Deng N, Wang J T L, Wang H. 2017. Predicting solar flares using SDO/HMI vector magnetic data products and the random forest algorithm. Astrophys J, 843: 104

Liu H, Liu C, Wang J T L, Wang H. 2019. Predicting Solar flares using a long short-term memory network. Astrophys J, 877: 121

Liu J F, Li F, Zhang H P, Yu D R. 2017. Short-term solar flare prediction using image-case-based reasoning. Res Astron Astrophys, 17: 116

Liu J, Ye Y, Shen C, Wang Y, Erdélyi R. 2018. A new tool for cme arrival time prediction using machine learning algorithms: Catpuma. Astrophys J, 855: 109

Liu J, Wang Y, Huang X, Korsós M B, Jiang Y, Wang Y, Erdélyi R. 2021. Reliability of AI-generated magnetograms from only EUV images. Nat Astron, 5: 108–110

Liu S, Xu L, Zhao Z, Erdélyi R, Korsós M B, Huang X. 2022. Deep learning based solar flare forecasting model. II. Influence of image resolution. Astrophys J, 941: 20

Liu S, Wang J, Li M, Cui Y, Guo J, Shi Y, Luo B, Liu S. 2023. A selective up-sampling method applied upon unbalanced data for flare prediction: Potential to improve model performance. Front Astron Space Sci, 10: 1082694

Lovelace A M, Rashid A M, de Wet W C, Townsend L W, Wesley Hines J, Moussa H. 2018. Solar particle event dose forecasting using regression techniques. Space Weather, 16: 1073–1085

Lu E T, Hamilton R J. 1991. Avalanches and the distribution of solar flares. Astrophys J, 380: L89

Machol J L, Eparvier F G, Viereck R A, Woodraska D L, Snow M, Thiemann E, Woods T N, McClintock W E, Mueller S, Eden T D, Meisner R, Codrescu S, Bouwer S D, Reinard A A. 2020. Chapter 19—Goes-r series solar x-ray and ultraviolet irradiance. In: Goodman S J, Schmit T J, Daniels J, and Redmon R J, eds. The GOES-R Series. Amsterdam: Elsevier. 233–242

Manchester W, Kilpua E K J, Liu Y D, Lugaz N, Riley P, Török T, Vršnak B. 2017. The physical processes of cme/icme evolution. Space Sci Rev, 212: 1159–1219

Mason J P, Hoeksema J T. 2010. Testing automated solar flare forecasting with 13 years of michelson doppler imager magnetograms. Astrophys J, 723: 634–640

Mays M L, Taktakishvili A, Pulkkinen A, MacNeice P J, Rastätter L, Odstrcil D, Jian L K, Richardson I G, LaSota J A, Zheng Y, Kuznetsova M M. 2015. Ensemble modeling of cmes using the wsa–enlil+ cone model. Sol Phys, 290: 1775–1814

McAteer R T J, Gallagher P T, Ireland J. 2005. Statistics of active region complexity: A large-scale fractal dimension survey. Astrophys J, 631: 628–635

McCulloch W S, Pitts W. 1943. A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. Bull Math Biophys, 5: 115–133

McIntosh P S. 1990. The classification of sunspot groups. Sol Phys, 125: 251–267

Meunier N. 2004. Complexity of magnetic structures: Flares and cycle phase dependence. Astron Astrophys, 420: 333–342

Millward G, Biesecker D, Pizzo V, de Koning C A. 2013. An operational software tool for the analysis of coronagraph images: Determining cme parameters for input into the wsa-enlil heliospheric model. Space Weather, 11: 57–68

Morales L F, Santos N A. 2020. Predicting extreme solar flare events using Lu and hamilton avalanche model. Sol Phys, 295: 155

Möstl C, Isavnin A, Boakes P D, Kilpua E K J, Davies J A, Harrison R A, Barnes D, Krupar V, Eastwood J P, Good S W, Forsyth R J, Bothmer V, Reiss M A, Amerstorfer T, Winslow R M, Anderson B J, Philpott L C, Rodriguez L, Rouillard A P, Gallagher P, Nieves-

Chinchilla T, Zhang T L. 2017. Modeling observations of solar coronal mass ejections with heliospheric imagers verified with the heliophysics system observatory. Space Weather, 15: 955–970

Muranushi T, Shibayama T, Muranushi Y H, Isobe H, Nemoto S, Komazaki K, Shibata K. 2015. UFCORIN: A fully automated predictor of solar flares in GOES Xray flux. Space Weather, 13: 778–796

Murray S A, Bingham S, Sharpe M, Jackson D R. 2017. Flare forecasting at the Met Office space weather operations centre. Space Weather, 15: 577–588

Ning Z J. 2009. The investigation of the neupert effect in two solar flares. Sci China Ser G-Phys Mech Astron, 52: 1686–1690

Ning Z J. 2012. Power conversion factor in solar flares. Chin Sci Bull, 57: 1397–1404

Nishizuka N, Sugiura K, Kubo Y, Den M, Watari S, Ishii M. 2017. Solar flare prediction model with three machine-learning algorithms using ultraviolet brightening and vector magnetograms. Astrophys J, 835: 156

Nishizuka N, Sugiura K, Kubo Y, Den M, Ishii M. 2018. Deep flare net (DeFN) model for solar flare prediction. Astrophys J, 858: 113

Nishizuka N, Kubo Y, Sugiura K, Den M, Ishii M. 2021. Operational solar flare prediction model using deep flare net. Earth Planets Space, 73: 64

Núñez M. 2011. Predicting solar energetic proton events (E > 10 MeV). Space Weather, 9: S07003

Núñez M. 2015. Real-time prediction of the occurrence and intensity of the first hours of >100 MeV solar energetic proton events. Space Weather, 13: 807–819

Núñez M, Paul-Pena D. 2020. Predicting >10 MeV SEP events from solar flare and radio burst data. Universe, 6: 161

Núñez M, Reyes-Santiago P J, Malandraki O E. 2017. Real-time prediction of the occurrence of GLE events. Space Weather, 15: 861–873

Núñez M, Nieves-Chinchilla T, Pulkkinen A. 2019. Predicting well-connected SEP events from observations of solar EUVs and energetic protons. J Space Weather Space Clim, 9: A27

Papaioannou A, Anastasiadis A, Sandberg I, Georgoulis M K, Tsiropoula G, Tziotziou K, Jiggens P, Hilgers A. 2015. A novel forecasting system for solar particle events and flares (FORSPEF). J Phys-Conf Ser, 632: 012075

Papaioannou A, Anastasiadis A, Kouloumvakos A, Paassilta M, Vainio R, Valtonen E, Belov A, Eroshenko E, Abunina M, Abunin A. 2018a. Nowcasting solar energetic particle events using principal component analysis. Sol Phys, 293: 100

Papaioannou A, Anastasiadis A, Sandberg I, Jiggens P. 2018b. Nowcasting of solar energetic particle events using near real-time coronal mass ejection characteristics in the framework of the FORSPEF tool. J Space Weather Space Clim, 8: A37

Papaioannou A, Vainio R, Raukunen O, Jiggens P, Aran A, Dierckxsens M, Mallios S A, Paassilta M, Anastasiadis A. 2022. The probabilistic solar particle event forecasting (PROSPER) model. J Space Weather Space Clim, 12: 24

Park E, Moon Y J, Shin S, Yi K, Lim D, Lee H, Shin G. 2018. Application of the deep convolutional neural network to the forecast of solar flare occurrence using full-disk solar magnetograms. Astrophys J, 869: 91

Park S H, Leka K D, Kusano K, Andries J, Barnes G, Bingham S, Bloomfield D S, McCloskey A E, Delouille V, Falconer D, Gallagher P T, Georgoulis M K, Kubo Y, Lee K, Lee S, Lobzin V, Mun J C, Murray S A, Hamad Nageem T A M, Qahwaji R, Sharpe M, Steenburgh R A, Steward G, Terkildsen M. 2020. A comparison of flare forecasting methods. IV. Evaluating consecutive-day forecasting patterns. Astrophys J, 890: 124

Patsourakos S, Georgoulis M K, Vourlidas A, Nindos A, Sarris T, Anagnostopoulos G, Anastasiadis A, Chintzoglou G, Daglis I A, Gontikakis C, Hatzigeorgiu N, Iliopoulos A C, Katsavrias C, Kouloumvakos A, Moraitis K, Nieves-Chinchilla T, Pavlos G, Sarafopoulos D, Syntelis P, Tsironis C, Tziotziou K, Vogiatzis I I, Balasis G, Georgiou M, Karakatsanis L P, Malandraki O E, Papadimitriou C, Odstrčil D, Pavlos E G, Podlachikova O, Sandberg I, Turner D L, Xenakis M N, Sarris E, Tsinganos K, Vlahos L. 2016. The major geoeffective solar eruptions of 2012 march 7: Comprehensive sun-to-earth analysis. Astrophys J, 817: 14

Pesnell W D, Thompson B J, Chamberlin P. 2012a. The Solar Dynamics Observatory (SDO). Berlin: Springer

Pesnell W D, Thompson B J, Chamberlin P C. 2012b. The solar dynamics observatory (SDO). Sol Phys, 275: 3–15

Piana M, Campi C, Benvenuto F, Guastavino S, M. Massone A. 2019. Flare forecasting and feature ranking using SDO/HMI data. Il Nuovo Cimento C, 42: 1–4

Posner A. 2007. Up to 1-hour forecasting of radiation hazards from solar energetic ion events with relativistic electrons. Space Weather, 5: 05001

Pricopi A C, Paraschiv A R, Besliu-Ionescu D, Marginean A N. 2022. Predicting the geoeffectiveness of cmes using machine learning. Astrophys J, 934: 176

Qahwaji R, Colak T. 2007. Automatic short-term solar flare prediction using machine learning and sunspot associations. Sol Phys, 241: 195–211

Raboonik A, Safari H, Alipour N, Wheatland M S. 2016. Prediction of solar flares using unique signatures of magnetic field images. Astrophys J, 834: 11

Reep J W, Barnes W T. 2021. Forecasting the remaining duration of an ongoing solar flare. Space Weather, 19: e02754

Ribeiro F, Gradvohl A L S. 2021. Machine learning techniques applied to solar flares forecasting. Astron Computing, 35: 100468

Ribeiro M T, Singh S, Guestrin C. 2016. "Why should I trust you?": Explaining the predictions of any classifier. arXiv, doi: 10.18653/v1/N16-3020

Richardson I G, Cane H V. 2010. Near-earth interplanetary coronal mass ejections during solar cycle 23 (1996–2009): Catalog and summary of properties. Sol Phys, 264: 189–237

Richardson I G, Mays M L, Thompson B J. 2018. Prediction of solar energetic particle event peak proton intensity using a simple algorithm based on CMEspeed and direction and observations of associated solar phenomena. Space Weather, 16: 1862–1881

Riley P, Mays M L, Andries J, Amerstorfer T, Biesecker D, Delouille V, Dumbović M, Feng X, Henley E, Linker J A, Möstl C, Nuñez M, Pizzo V, Temmer M, Tobiska W K, Verbeke C, West M J, Zhao X. 2018. Forecasting the arrival time of coronal mass ejections: Analysis of the ccmc cme scoreboard. Space Weather, 16: 1245–1260

Rosenblatt F. 1958. The perceptron: A probabilistic model for information storage and organization in the brain. Psychological Rev, 65: 386–408

Rumelhart D E, Hinton G E, Williams R J. 1986. Learning representations by back-propagating errors. Nature, 323: 533–536

Sammis I, Tang F, Zirin H. 2000. The dependence of large flare occurrence on the magnetic structure of sunspots. Astrophys J, 540: 583–587

Scherrer P H, Schou J, Bush R I, Kosovichev A G, Bogart R S, Hoeksema J T, Liu Y, Duvall Jr. T L, Zhao J, Title A M, Schrijver C J, Tarbell T D, Tomczyk S. 2012. The helioseismic and magnetic imager (hmi) investigation for the solar dynamics observatory (sdo). Sol Phys, 275: 207–227

Shea M A, Smart D F. 2012. Space weather and the ground-level solar proton events of the 23rd solar cycle. Space Sci Rev, 171: 161–188

Sheeley Jr N, Howard R A, Michels D J, Koomen M J, Schwenn R, Muehlhaeuser K H, Rosenbauer H. 1985. Coronal mass ejections and interplanetary shocks. J Geophys Res, 90: 163–175

Shi T, Wang Y, Wan L, Cheng X, Ding M, Zhang J. 2015. Predicting the arrival time of coronal mass ejections with the graduated cylindrical shell and drag force model. Astrophys J, 806: 271

Shi Y R, Chen Y H, Liu S Q, Liu Z, Wang J J, Cui Y M, Luo B, Yuan T J, Zheng F, Wang Z, He X R, Li M. 2021. Predicting the cme arrival time based on the recommendation algorithm. Res Astron Astrophys, 21: 190

Shi Y, Wang J, Chen Y, Liu S, Cui Y, Ao X. 2022. Impacts of CMEs on earth based on logistic regression and recommendation algorithm. Space Sci Technol, 2022: 2022/9852185

Smart D F, Shea M A. 1989. PPS-87: A new event oriented solar proton prediction model. Adv Space Res, 9: 281–284

Socker D G, Howard R A, Korendyke C M, Simnett G M, Webb D F. 2000. Nasa solar terrestrial relations observatory (stereo) mission heliospheric imager. Proc SPIE, 4139: 284–293

Song H, Tan C, Jing J, Wang H, Yurchyshyn V, Abramenko V. 2009. Statistical assessment of photospheric magnetic features in imminent solar flare predictions. Sol Phys, 254: 101–125

Srivastava N. 2005. A logistic regression model for predicting the occurrence of intense geomagnetic storms. Ann Geophys, 23: 2969–2974

St. Cyr O C, Posner A, Burkepile J T. 2017. Solar energetic particle warnings from a coronagraph. Space Weather, 15: 240–257

Stumpo M, Benella S, Laurenza M, Alberti T, Consolini G, Marcucci M F. 2021. Open issues in statistical forecasting of solar proton events: A machine learning perspective. Space Weather, 19: e2021SW002794

Sudar D, Vršnak B, Dumbović M. 2015. Predicting coronal mass ejections transit times to earth with neural network. Mon Not R Astron Soc, 456: 1542–1548

Sun D, Huang X, Zhao Z, Xu L. 2023. Deep learning-based solar flare forecasting model. III. Extracting precursors from EUV images. Astrophys J Suppl Ser, 266: 8

Sun P, Dai W, Ding W, Feng S, Cui Y, Liang B, Dong Z, Yang Y. 2022. Solar flare forecast using 3D convolutional neural networks. Astrophys J, 941: 1

Sun W, Xu L, Ma S, Yan Y, Liu T, Zhang W. 2022. A dynamic deep-learning model for generating a magnetogram sequence from an SDO/AIA EUV image sequence. Astrophys J Suppl Ser, 262: 45

Tang R, Liao W, Chen Z, Zeng X, Wang J s, Luo B, Chen Y, Cui Y, Zhou M, Deng X, Li H, Yuan K, Hong S, Wu Z. 2021. Solar flare prediction based on the fusion of multiple deep-learning models. Astrophys J Suppl Ser, 257: 50

Temmer M. 2021. Space weather: The solar perspective. Living Rev Sol Phys, 18: 4

Temmer M, Rollett T, Möstl C, Veronig A M, Vršnak B, Odstrčil D. 2011. Influence of the ambient solar wind flow on the propagation behavior of interplanetary coronal mass ejections. Astrophys J, 743: 101

Toriumi S, Wang H. 2019. Flare-productive active regions. Living Rev Sol Phys, 16: 3

Turing A M. 1950. I.—Computing machinery and intelligence. Mind, LIX: 433–460

Uwamahoro J, McKinnell L A, Habarulema J B. 2012. Estimating the

geoeffectiveness of halo CMEs from associated solar and IP parameters using neural networks. Ann Geophys, 30: 963–972

Vaswani A, Shazeer N, Parmar N, Uszkoreit J, Jones L, Gomez A N, Kaiser L, Polosukhin I. 2017. Attention Is All You Need. arXiv

Verbeke C, Mays M L, Temmer M, Bingham S, Steenburgh R, Dumbović M, Núñez M, Jian L K, Hess P, Wiegand C, Taktakishvili A, Andries J. 2019. Benchmarking CME arrival time and impact: Progress on metadata, metrics, and events. Space Weather, 17: 6–26

Vourlidas A, Patsourakos S, Savani N P. 2019. Predicting the geoeffective properties of coronal mass ejections: Current status, open issues and path forward. Phil Trans R Soc A, 377: 20180096

Vršnak B, Temmer M, Žic T, Taktakishvili A, Dumbović M, Möstl C, Veronig A M, Mays M L, Odstrčil D. 2014. Heliospheric propagation of coronal mass ejections: Comparison of numerical wsa-enlil+ cone model and analytical drag-based model. Astrophys J Suppl Ser, 213: 21

Wan J, Fu J F, Liu J F, Shi J K, Jin C G, Zhang H P. 2021. Class imbalance problem in short-term solar flare prediction. Res Astron Astrophys, 21: 237

Wan J, Fu J F, Tan D M, Han K, Yu M Y, E P. 2022. Solar flare forecast model based on resampling and fusion method. Res Astron Astrophys, 22: 085020

Wan J, Fu J F, Wen R Q, Han K, Yu M Y, E P. 2023. Flare forecast model based on DS-SMOTE and SVM with optimized regular term. Res Astron Astrophys, 23: 065004

Wang H N, Cui Y M, Li R, Zhang L Y, Han H. 2008. Solar flare forecasting model supported with artificial neural network techniques. Adv Space Res, 42: 1464–1468

Wang J L. 2009. Will the solar cycle 24 be a low one? Chin Sci Bull, 54:3664–3668

Wang J X. 2012. Solar activity studies: From a magnetohydrodynamics description to a plasma perspective. Chin Sci Bull, 57: 1362–1368

Wang J, Ao X, Wang Y, Wang C, Cai Y, Luo B, Liu S, Shen C, Zhuang B, Xue X, Gong J. 2018. An operational solar wind prediction system transitioning fundamental science to operations. J Space Weather Space Clim, 8: A39

Wang J, Liu S, Ao X, Zhang Y, Wang T, Liu Y. 2019. Parameters derived from the sdo/hmi vector magnetic field data: Potential to improve machine-learning-based solar flare prediction models. Astrophys J, 884: 175

Wang J, Zhang Y, Hess Webber S A, Liu S, Meng X, Wang T. 2020. Solar flare predictive features derived from polarity inversion line masks in active regions using an unsupervised machine learning algorithm. Astrophys J, 892: 140

Wang J, Luo B, Liu S. 2022. Precursor identification for strong flares based on anomaly detection algorithm. Front Astron Space Sci, 9: 1037863

Wang Y, Liu J, Jiang Y, Erdélyi R. 2019. Cme arrival time prediction using convolutional neural network. Astrophys J, 881: 15

Waterfall C O G, Dalla S, Raukunen O, Heynderickx D, Jiggens P, Vainio R. 2023. High energy solar particle events and their relationship to associated flare, CME and GLE parameters. Space Weather, 21: e2022SW003334

Webb D F, Howard T A. 2012. Coronal mass ejections: Observations. Living Rev Sol Phys, 9: 3

Wentzel D, Tidman D. 1969. Plasma instabilities in astrophysics. https://api.semanticscholar.org/CorpusID:118620732

Wheatland M S. 2004. A bayesian approach to solar flare prediction. Astrophys J, 609: 1134–1139

Winter L M, Ledbetter K. 2015. Type II and Type III radio bursts and their correlation with solar energetic proton events. Astrophys J, 809: 105

Wold A M, Mays M L, Taktakishvili A, Jian L K, Odstrcil D, MacNeice P. 2018. Verification of real-time WSA−ENLIL+cone simulations of CME arrival-time at the CCMC from 2010 to 2016. J Space Weather Space Clim, 8: A17

Wood B E, Wu C C, Lepping R P, Nieves-Chinchilla T, Howard R A, Linton M G, Socker D G. 2017. A stereo survey of magnetic cloud coronal mass ejections observed at earth in 2008–2012. Astrophys J Suppl Ser, 229: 29

Woods T N, Eparvier F G, Hock R, Jones A R, Woodraska D, Judge D, Didkovsky L, Lean J, Mariska J, Warren H, McMullin D, Chamberlin P, Berthiaume G, Bailey S, Fuller-Rowell T, Sojka J, Tobiska W K, Viereck R. 2012. Extreme ultraviolet variability experiment (EVE) on the solar dynamics observatory (SDO): Overview of science objectives, instrument design, data products, and model developments. Sol Phys, 275: 115–143

Xia Z G, Gao G N, Wang M, Lin J. 2015. Prediction of solar proton events and the radio type I noise storms. Chin Astron Astrophys, 39: 54–65

Xin H. 2010. Research on solar flare prediction method based on sequence data. Dissertation for Master's Degree. Harbin: Harbin Institute of Technology

Yang R W, Cao J, Huang W, Nian A B. 2010. Cross wavelet analysis of the relationship between total solar irradiance and sunspot number. Chin Sci Bull, 55: 2126–2130

Yang X, Lin G H, Zhang H Q, Mao X J. 2013. Magnetic nonpotentiality in photospheric active regions as a predictor of solar flares. Astrophys J, 774: L27

Yi K, Moon Y J, Shin G, Lim D. 2020. Forecast of major solar X-ray flare flux profiles using novel deep learning models. Astrophys J Lett, 890: L5

Yin Z Q, Ma L H, Han Y B, Han Y G. 2007. Long-term variations of solar activity. Chin Sci Bull, 52: 2737–2741

Yu D, Huang X, Hu Q, Zhou R, Wang H, Cui Y. 2009a. Short-term solar flare prediction using multiresolution predictors. Astrophys J, 709: 321–326

Yu D, Huang X, Wang H, Cui Y. 2009b. Short-term solar flare prediction using a sequential supervised learning method. Sol Phys, 255: 91–105

Yu D, Huang X, Wang H, Cui Y, Hu Q, Zhou R. 2010. Short-term solar flare level prediction using a bayesian network approach. Astrophys J, 710: 869–877

Yu X, Xu L, Yan Y. 2021. Image desaturation for SDO/AIA using deep learning. Sol Phys, 296: 56

Yu Z G, Anh V, Eastes R, Wang D L. 2012. Multifractal analysis of solar flare indices and their horizontal visibility graphs. Nonlin Processes Geophys, 19: 657–665

Yuan Y, Shih F Y, Jing J, Wang H M. 2010. Automated flare forecasting using a statistical learning technique. Res Astron Astrophys, 10: 785–796

Zhang G, Wang J, Li D. 1994. A new scheme used for the short-term prediction of x-ray flares. Publ Beijing Astronomical Observatory, 24: 24–31

Zhang X, Xu L, Ren Z, Yu X, Li J. 2023. Attention-based deep learning model for image desaturation of SDO/AIA. Res Astron Astrophys, 23: 085004

Zhao D, Xu L, Chen L, Yan Y, Duan L Y. 2019. Mask-Pix2Pix network for overexposure region recovery of solar image. Adv Astron, 2019: 1–10

Zhao J, Feng X, Xiang C, Jiang C. 2023. A mutually embedded perception model for solar corona. Mon Not R Astron Soc, 523: 1577–1590

Zhao X, Dryer M. 2014. Current status of CME/shock arrival time prediction. Space Weather, 12: 448–469

Zhao Z, Xu L, Zhu X, Zhang X, Liu S, Huang X, Ren Z, Tian Y. 2023. A large-scale dataset of three-dimensional solar magnetic fields extrapolated by nonlinear force-free method. Sci Data, 10: 178

Zheng Y, Li X, Si Y, Qin W, Tian H. 2021. Hybrid deep convolutional neural network with one-versus-one approach for solar flare prediction. Mon Not R Astron Soc, 507: 3519–3539

Zheng Y, Li X, Yan S, Huang X, Lou H, Li Z. 2023a. Multiclass solar flare forecasting models with different deep learning algorithms. Mon Not R Astron Soc, 521: 5384–5399

Zheng Y, Qin W, Li X, Ling Y, Huang X, Li X, Yan P, Yan S, Lou H. 2023b. Comparative analysis of machine learning models for solar flare prediction. Astrophys Space Sci, 368: 53

Zhong Q, Wang J, Meng X, Liu S, Gong J. 2019. Prediction model for solar energetic proton events: Analysis and verification. Space Weather, 17: 709–726

Zhu C L, Wang J L. 2003. Verification of short-term predictions of solar soft X-ray bursts for the maximum phase (2000–2001) of solar cycle 23. Chin J Astron Astrophys, 3: 563–568

Zhuang B, Wang Y, Shen C, Liu S, Wang J, Pan Z, Li H, Liu R. 2017. The significance of the influence of the cme deflection in interplanetary space on the cme arrival at earth. Astrophys J, 845: 117

Zucca P, Núñez M, Klein K L. 2017. Exploring the potential of microwave diagnostics in SEP forecasting: The occurrence of SEP events. J Space Weather Space Clim, 7: A13

(责任编委: 傅绥燕)