

基于深度学习的卫星和雷达数据融合的冰雹识别

李晗琪¹ 王海江¹ 黎洁仪^{2,3} 顾桃峰^{2,3} 姚文⁴ 张晶⁴ 薛允恒⁵

1 成都信息工程大学, 成都 610225

2 广州市气象综合保障中心, 广州 511430

3 广州市智慧气象科技协同创新中心, 广州 511430

4 辽宁省营口市气象局, 营口 115001

5 无锡学院大气科学与遥感学院, 无锡 214105

摘要: 多普勒天气雷达观测数据在冰雹天气识别中发挥了重要作用, 但单一雷达数据的时空覆盖范围有限, 传统阈值识别方法的时效性和准确性仍存在不足。为弥补单一数据源的局限性, 本文提出了一种基于静止卫星与雷达数据融合的冰雹识别方法。该方法利用静止卫星和雷达数据在时空上的互补性, 结合降雹前后静止卫星和雷达数据的阈值特征, 通过深度学习算法实现对多源数据的高效融合与识别。试验结果表明, 该方法能够有效融合静止卫星和雷达数据, 基于目标检测模型 YOLOv7 的识别精度达 90.83%, 有效识别降雹区域, 为冰雹天气识别预警提供重要参考; 并且在雷达数据易受地形遮挡区域, 显著改善了因数据质量不佳导致的冰雹区域识别不准问题。

关键词: 冰雹识别, 深度学习, 数据融合, FY-4A, 多普勒天气雷达

中图分类号: P413 文献标识码: A DOI:

Deep Learning-Based Hail Identification by Fusing Satellite and Radar Data

LI Hanqi¹ WANG Haijiang¹ LI Jieyi^{2,3} GU Taofeng^{2,3} YAO Wen⁴ ZHANG Jing⁴ XUE Yunheng⁵

1 Chengdu University of Information Technology, Chengdu 610225

2 Guangzhou Meteorological Integrated Security Center, Guangzhou 511430

3 Collaborative Innovation Center for Smart Meteorology of Guangzhou, Guangzhou 511430

4 Yingkou Meteorological Office of Liaoning Province, Yingkou 115001

5 School of Atmospheric Sciences and Remote Sensing, Wuxi University, Wuxi 214105

Abstract:

Abstract: Doppler weather radar observations play a vital role in hail identification, but the spatio-temporal coverage of single-source radar data is limited and the timeliness and accuracy of traditional identification methods are not satisfying. To address this issue, this paper proposes a hail identification method based on satellite and radar data fusion. Utilizing the spatio-temporal complementarity between satellite and radar data, the method combines threshold characteristics of satellite and radar observations before and after hailfall to achieve efficient multi-source data fusion and identification through deep learning algorithms. Experiment results indicate that the proposed method effectively integrated satellite and radar data, with the YOLOv7 model achieving a recognition accuracy of 90.83%. It successfully identified hail-affected regions, providing important references for early warning of hail weather. Notably, in areas where radar data were susceptible to terrain occlusion, the method significantly improved the problem of

inaccurate identification of hail areas caused by poor data quality, demonstrating high practical application values.

Key words: hail identification, deep learning, data fusion, FY-4A, Doppler weather radar

* 广州市科技计划项目(2023B04J0667)、国家自然科学基金(NSFC)青年基金(42205044)、国家重点研发计划(2024YFF1308202)、风云卫星先行计划(FY-APP-2022.0111)

2025年4月29日收稿;2026年6月2日收修定稿

第一作者:李晗琪,成都信息工程大学电子工程学院研究生 研究方向:信息融合与图像处理技术。

E-mail:1484870132@qq.com。

通讯作者:王海江,成都信息工程大学电子工程学院教授,研究生导师 研究方向:天气雷达信号处理。E-mail:whj@cuit.edu.cn。

引言

冰雹具有时间短、局地性强、破坏力大等特点,其大多产生于冷暖空气交汇激烈的4—7月,每日04—23时(北京时,下同)是冰雹天气的高发时段,冰雹大冰雹主要集中于午后至傍晚(汤兴芝等,2023),在山区、山川交界处以及冷暖空气交汇地带,也较易出现冰雹天气(符琳等,2011)。冰雹直径超过5 mm时,会产生强烈的冲击力,对农作物、露天设施等造成严重损害,是主要的灾害性天气之一。

为了实现对灾害性天气更有效的预警识别,各类遥感探测设备和算法不断涌现。目前,主要使用雷达数据、静止卫星数据和再分析数据对冰雹天气进行识别。双偏振雷达对于发展较快的强对流风暴探测效果较好(张晶等,2024)。曹俊武和刘黎平(2006)利用双偏振雷达观测资料识别冰雹,并在此基础上建立了利用模糊逻辑算法识别冰雹的识别模式,不仅可反映实际冰雹区位置,还对其进行分类。李冰洁(2017)基于卫星和雷达图像利用小波变换等算法对云图的纹理、形状等特征进行了提取和分析,设计了图像特征的冰雹识别指标。罗雄等(2021)利用FY-2静止卫星TBB资料、多普勒天气雷达和常规观测资料,初步建立基于静止卫星和雷达的FAST冰雹识别指标。徐小红等(2022)利用静止卫星数据和云微物理特征进行冰雹识别和预警,得出了基于静止卫星的冰雹早期识别指标。Wang et al(2024)基于雷达图像提出了一种冰雹天气识别模型,关注数据的显著特征,实现对冰雹天气的智能识别。杨湘婧等(2025)基于卫星和雷达数据建立了湖南省冰雹天气的特征指标,为该地冰雹天气预警提供了重要参考。

利用多源资料识别可以较好地提高冰雹识别准确率,以前部分研究人员主要通过统计学方法对强对流天气进行研究。张秉祥等(2014)确定了冰雹天气的5个雷达识别指标和不同季节识别指标对应的隶属函数,采用等权重系数法建立了基于模糊逻辑原理的冰雹天气识别算法,结果表明相对单要素识别,综合识别算法的准确率有所提高,识别范围得到改善。但传统统计方法在捕捉冰雹的非线性特征和处理多源数据间复杂相互作用方面仍存在不足。随着人工智能,特别是人工神经网络模型的发展(廖晓昕等,1999),目标识别成为了人工智能(artificial intelligence, AI)的重要研究方向之一(常洪彬,2022)。深度学习属于神经网络的一个分支,其有强大的自动学习能力和目标识别能力,在处理复杂和高维遥感数据方面展现出潜力(LeCun et al, 2015; 刘雅忱, 2020)。张文海和李磊(2019)基于S波段天气雷达三维拼图资料,利用机器学习开发了一种冰雹识别和临近预报的AI算法,其研究结果表明AI对冰雹这类非线性强天气过程具有较强的识别能力。兰明才等(2021)结合基于时空序列的PredRNN++和ResNet深度学习网络构建冰雹识别模型,表明深度学习对冰雹这

类非线性强天气过程具有较强的识别能力，准确率达 93.81%。李冰村等（2022）利用贵州省 C 波段雷达数据，通过多种机器学习方法有效地识别了冰雹天气过程。Sun（2022）利用多层神经网络算法，对冰雹面积进行建模和预测，结果表明多层神经网络方法可进一步提高冰雹识别效果。张小雯等（2024）提出了一种多源数据融合网络，该网络能够充分挖掘冰雹发生时 FY-4B（风云四号 B 星）、天气雷达和数值模式等多源数据的时空特征，并创新性地加入地形高度、坡度、坡向等作为冰雹识别因子。蔺小虎等（2025）基于多源传感器数据提出了一种动态加权融合 SLAM 方法，该方法在复杂地形下具有更高的精度。李雪等（2025）提出了一种基于时空融合和多特征关系的网络模型，网络优于其他常用的变化检测方法。牛一森等（2025）提出了一个新的云分类模型，模型可融合 CNN 不同深度特征，在保留细节和全局特征的同时准确率提高了 2.03%。以上研究表明，多源数据融合结合深度学习方法在冰雹天气应用方面已初步发挥应用潜力。

YOLO（You Only Look Once）目标检测模型于 2015 年提出（Tian H., 2025），可以应用在物体识别、天气识别、鸟杂波识别（姚文等，2025）等领域。徐彦威等（2024）综合分析了 YOLOv1-YOLOv9 模型的识别框架及其在各领域的研究现状。YOLOv7 在高效聚合网络（ELAN）、重参数化卷积、辅助检测头等方面有明显改进。其将 Neck 层与 Head 层合并，引入 SPPCSPC（spatial pyramid pooling cross stage partial connection）模块，并引入扩展高效层聚合网络（extended efficient layer aggregation networks, ELAN）结构（Wang et al, 2024），在不破坏原始梯度路径的前提下提高了网络的学习能力（Lv et al, 2024）。

注意力机制通过模仿人类的注意力集中策略，使模型能有效地识别输入数据中的关键信息（Zhou et al, 2017; Chen et al, 2025; Pandey and Ghanekar, 2025）。在遥感领域，通过添加注意力机制（贾晓芬等，2023）可增强特征提取网络对小目标的关注度，从而提升算法对小目标的检测精度。

冰雹天气的突变性及短暂性使得区域识别和数据相关性分析较为复杂，因此，需要考虑多源数据的补充性和识别方法的及时性。本文提出了一种基于静止卫星和雷达数据融合的冰雹识别模型，此模型整合了多源数据，弥补部分地区雷达数据质量不佳的情况。

1 数据

1.1 研究区域

因各区域的地形位置及雷达分布稀疏度、型号有区别，故选取多个降雹地点。为了避免部分地区冰雹天气的独特性导致模型泛化性较差，所以本文选取贵州、重庆、浙江及广东阳江的降雹数据，作为冰雹识别模型的研究样本。具体选取情况如表 1 所示。

表 1 降雹地点研究时间和范围

Table 1 Research time and ares of hail locations

降雹地点	经纬度	时间
重庆	27.3 N~30.5 N、 104.7 E~108.1 E	2022 年 7 月
贵州	24 N~30 N、 103.36 E~109.35 E	2019 年 3 月至 2019 年 8 月
阳江	20 N~24 N、110 E~114 E	2022 年 3 月
浙江	26 N~32 N、117 E~123 E	2022 年 6 月至 2022 年 8 月

1.2 数据

FY-4 搭载了先进的静止轨道辐射成像仪、干涉式大气垂直探测仪、闪电成像仪和空间环境监测仪器,共 14 条通道,能清晰区分云的不同相态和高、中层水汽(马博良等, 2025)。相比于 FY-2 单一可见光通道的限制, FY-4 可获得彩色静止卫星云图。静止卫星数据覆盖范围大,并且利用云参数产品可得到云顶参数指标,在空间和时间上能够为雷达数据提供云顶高度、云顶温度等预警信息(万晓敏等, 2019)。因而,本文使用 FY-4A 多通道扫描成像辐射计探测的云参数二级产品,包括云顶温度(CTT: Cloud Top Temperature)、云类型(CLT: Cloud Type)、黑体亮温(TBB: Black Body Temperature)。其中,CTT 是卫星热红外通道探测到的云顶辐射换算出的温度,通常温度越低,云顶越高,对流云发展越旺盛;CLT 是通过多通道卫星观测(可见光、红外、水汽等)反演出的云类型,积雨云与深对流云最容易产生强降水、雷电、冰雹,云类型产品为:暖(液态)水云、过冷水云、混合云、不透明冰云、卷云(即半透明冰云)和多层云(上层为半透明,下部为不透明)(胡晨悦, 2023);TBB 是卫星在热红外波段观测到的目标(云顶或地表)辐射能量换算出的等效黑体温度,低亮温区一般可以警示强降水,对于气象监测、气候研究等都有重要意义(傅昞珊等, 2006)。

CTT 温度越低,云团抬升越高,降雹概率越大。CLT……TBB……

气象雷达是一种主动遥感探测工具(王令, 1999; 莫月琴, 2005; 程浩, 2022),根据波段范围又可划分不同种类,各有优势,互相协同补充。多普勒天气雷达的组合反射率因子(CR)、回波顶高(ET)和垂直积分液态水含量(VIL)等参量为冰雹云识别提供重要支撑(王丽荣等, 2019)。本文贵州地区使用 CINRAD/CA 单极化雷达数据,重庆、浙江和广东阳江使用 CINRAD/SA 雷达数据。

表 2 卫星和雷达数据信息

Table 2 Information of satellite and radar data

数据类型	空间分辨率/km	时间分辨率/min
FY-4A 静止卫星二级产品数据	4	4(中国区域数据), 15(全圆盘数据)
S 波段多普勒天气雷达	1	6
C 波段多普勒天气雷达	1	6

2 冰雹天气识别特征分析

2.1 基于 FY-4A 数据的冰雹天气特征分析

2.1.1 数据预处理

风云静止卫星产品数据以行列号方式进行存储,官方提供了将静止卫星数据转换为经纬度的公式,然而该公式主要针对全圆盘(DISK)数据。试验证明直接使用该公式对中国区域数据进行行列号转,则经纬度存在一定偏差,因此,为了更准确地将静止卫星中国区域数据行列号转换为经纬度,本文采用查表法进行转换,从而减小转换过程中的误差。

为对降雹过程中云参数产品特征进行分析,本文根据地面站统计信息,选取贵州、重庆、浙江、广东阳江各地的静止卫星数据,针对降雹时刻及前 30 分钟内的降雹过程,定位冰雹云强中心点,然后以该点为中心,通过九点平均方法提取阈值指标;针对降雹后 30 分钟数据,以站点统计的降雹地经纬度为中心,±0.02° 范围内求平均值得到阈值指标,首先使用统计学方法判断 FY-4A 的云参数产品在降雹过程中是否具有明显变化特征。

$$x = \frac{y_{(ab)} + y_{(ab+1)} + y_{(ab-1)} + y_{(a+1,b+1)} + y_{(a-1,b-1)} + y_{(a+1,b-1)} + y_{(a-1,b+1)}}{9} \quad (1)$$

式中: a 为经度, b 为纬度, x 、 y 为经纬度点对应的产品数值。

2.1.2 基于 FY-4A 冰雹天气识别特征分析

选取毕节市一次降雹天气的前 30 分钟、前 15 分钟、降雹时刻、后 15 分钟、后 30 分钟数据，分析 CTT、TBB、CLT 特征。

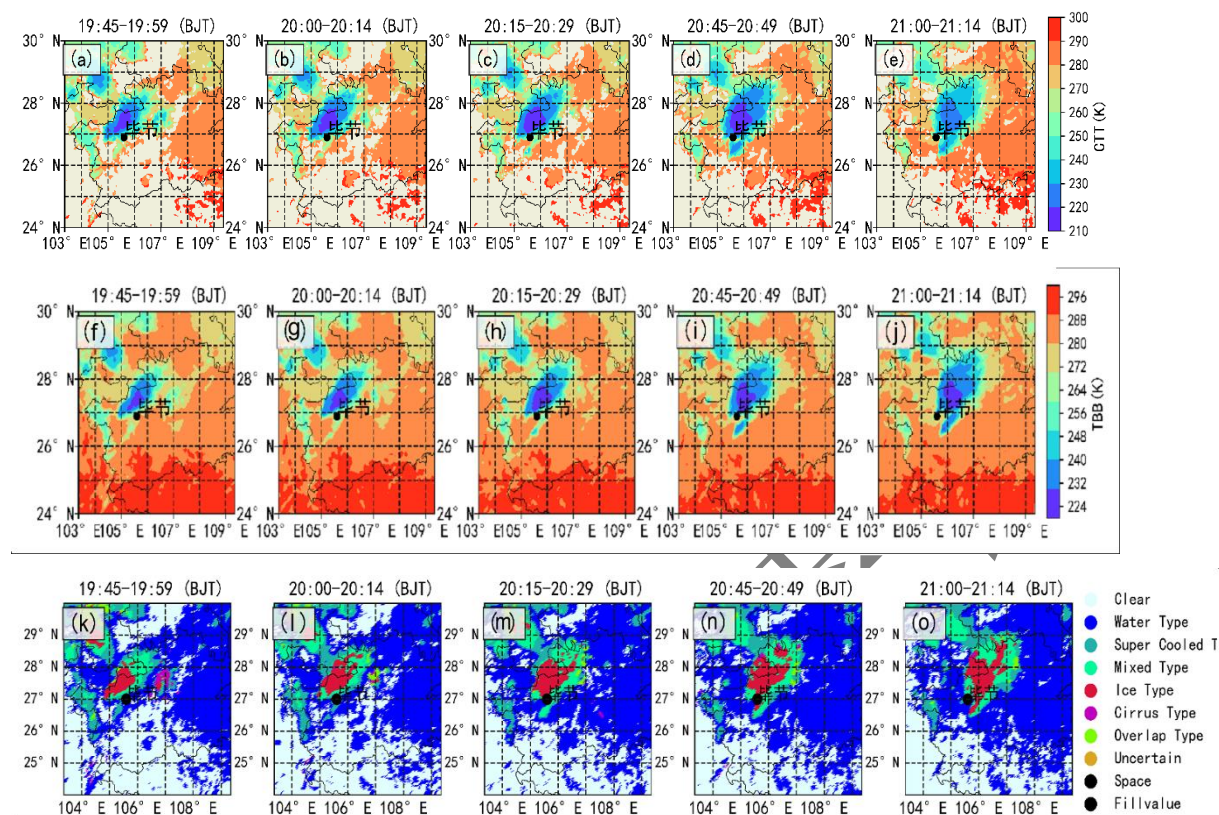
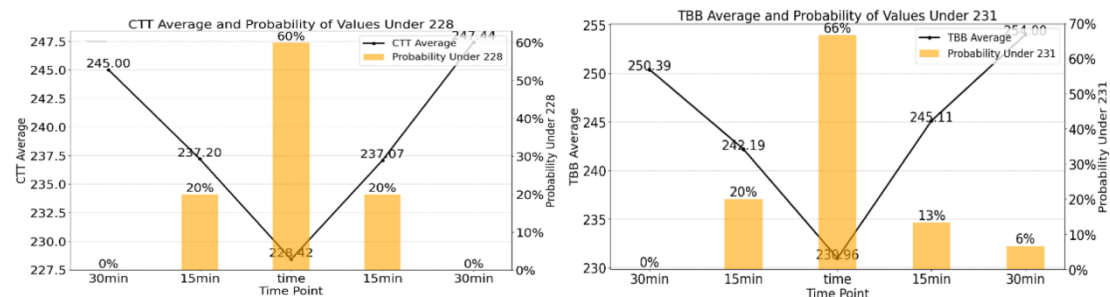


图 1 2019 年 4 月 21 日毕节市冰雹天气的(a~e)CTT、(f~j)TBB 和(k~o)CLT 时空演变过程

Fig.1 Spatio-temporal evolution processes of (a~e) CTT, (f~j) TBB, and (k~o) CLT during the hail weather event in Bijie of Guizhou Province 21 April 2019

由图 3 可见，降雹前 30 分钟降雹点处西北方向存在强对流云团，该地 CTT 为 240~250 K、TBB 约在 256 K 左右，CLT 为混合云(图 1a/f/k)，云团逐步向东南移动；受当天风向、地形等综合因素影响，虽然降雹点不处于云团中心但也位于云团内部，且降雹时刻降雹点 CTT 和 TBB 均降至 230 K 以下，CLT 为冰云(图 1-c/h/m)；冰雹天气结束后云团离开降雹点，该地 CTT 等均有所升高(图 1-d-e/i-j/n-o)。

为统计降雹点静止卫星数据产品特征，使用 2019 年贵州省地面站统计的降雹清单对该省全年冰雹天气过程进行阈值特征统计，作为后续降雹点阈值标定的依据。本文根据冰雹粒径大小加权平均得到贵州省全年天气过程平均值，并统计各时刻 CTT 和 TBB 小于阈值的概率。图 4 为降雹地点前后 30 分钟的 CTT 和 TBB 的阈值特征统计，降雹时刻平均 CTT 小于 228 K；图 5 为降雹地点前后 30 分钟的 CLT 特征统计，降雹时刻多为冰云类型。



(a) (b)
图 2 2019 年贵州(a)CTT 和(b)TBB 特征统计

Fig.2 Statistics of (a) CTT and (b) TBB in Guizhou in 2019

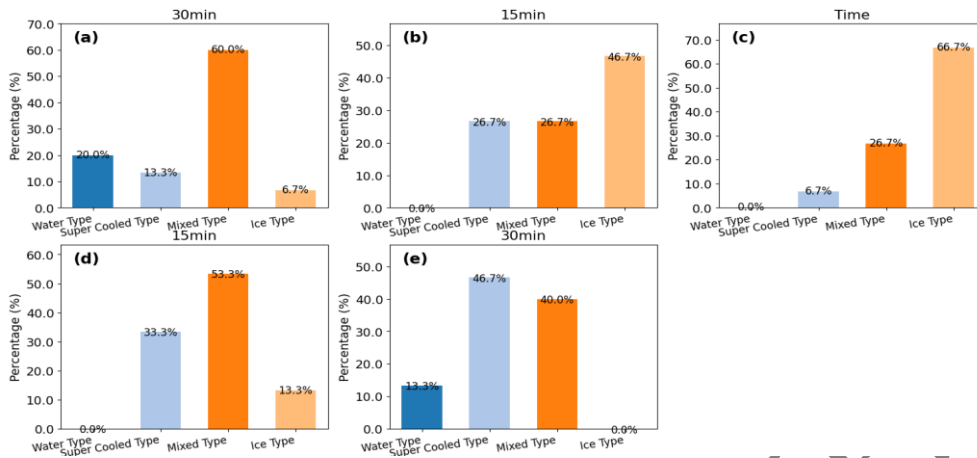


图 3 2019 年贵州(a)降雹前 30 分钟、(b)降雹前 15 分钟、(c)降雹时刻、(d)降雹后 15 分钟和(e)降雹后 30 分钟 CLT 概率

Fig.3 CLT probability at (a) 30 min pre-hail, (b) 15 min pre-hail, (c) hailfall time, (d) 15 min post-hail, and (e) 30 min post-hail in Guizhou Province in 2019

综上所述, CTT、TBB、CLT 具有明显的阈值特征和较强的指示意义。贵州省降雹时刻的阈值特征为 $CTT \leq 228 K$, $TBB \leq 231 K$, 云类型为冰云。这些特征为冰雹天气的位置标定提供参考依据。

2.2 基于多普勒天气雷达数据的冰雹天气特征分析

2.2.1 坐标转换

多普勒天气雷达以极坐标形式存储数据, 为与静止卫星数据协同分析并建立联合阈值模型, 需将雷达数据插值到经纬度网格(笛卡尔坐标系)。通过雷达波束的折射特性和地球曲率特征, 可以得到笛卡尔坐标在极坐标系下的表达。标准大气条件下等效地球半径为 $8500km$, 约为地球半径的 $4/3$ (杨洪平等, 2023), 可以根据地球的等效半径得到雷达极坐标系下的径向距离。

随着仰角抬升, 波束间隙增大, 导致间隙内网格无法被赋值, 不利于对气象目标的连续性分析。因此, 本文使用八点插值法对转换后的间隙网格进行插值。(Brook et al, 2022)。

2.1.2 基于雷达冰雹天气识别特征分析

针对多普勒天气雷达数据在冰雹天气下的特征, 选取安顺市一次冰雹天气的前 30 分钟、12 分钟、6 分钟、降雹时刻、后 6 分钟、12 分钟、30 分钟数据, 对 CR、ET 和 VIL 时空演变特征进行分析。



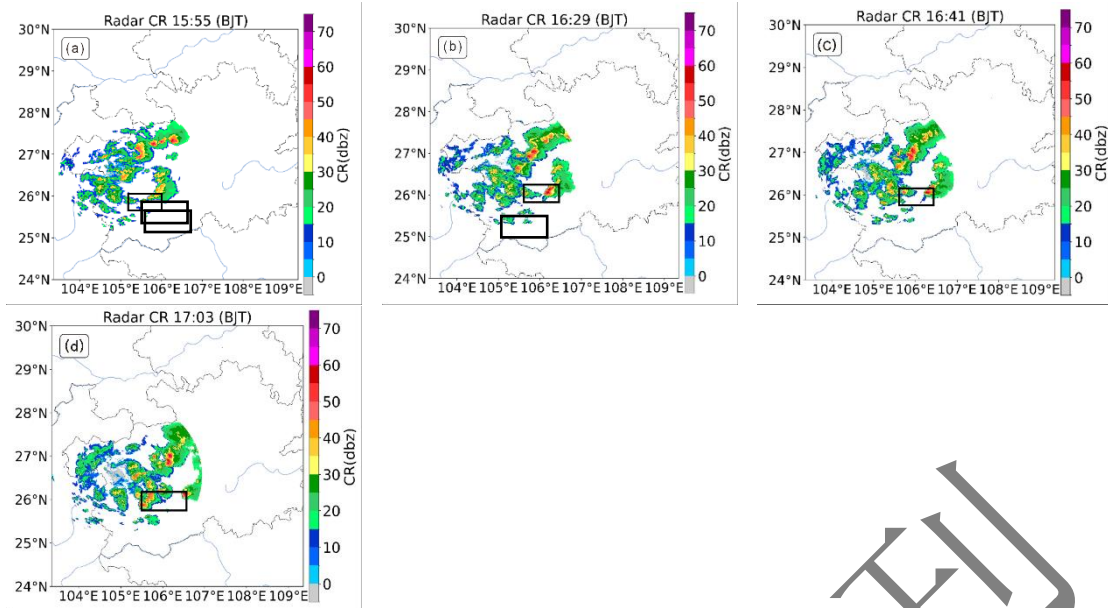
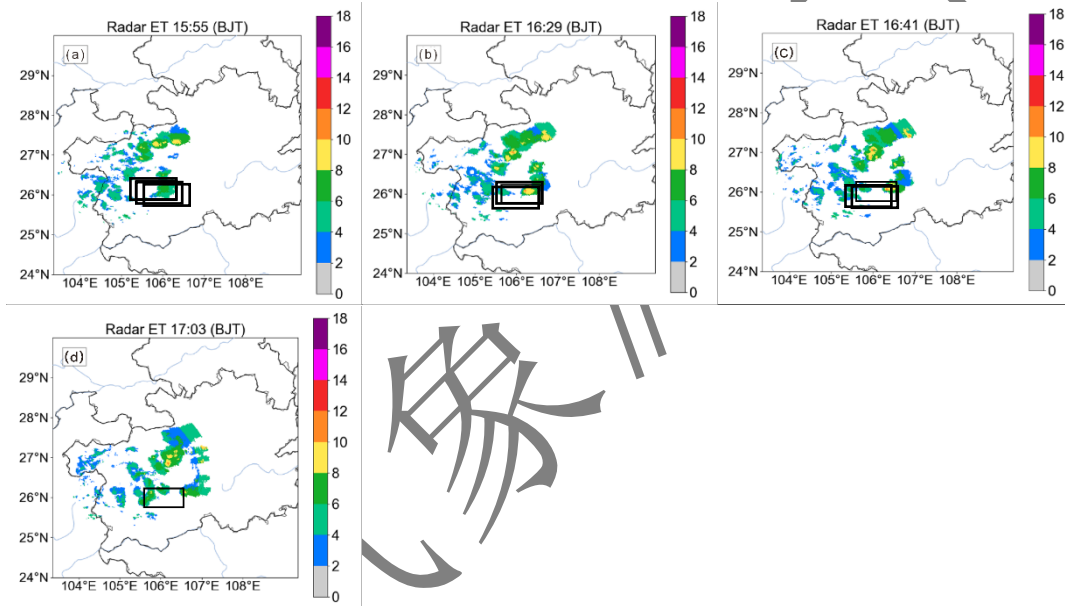
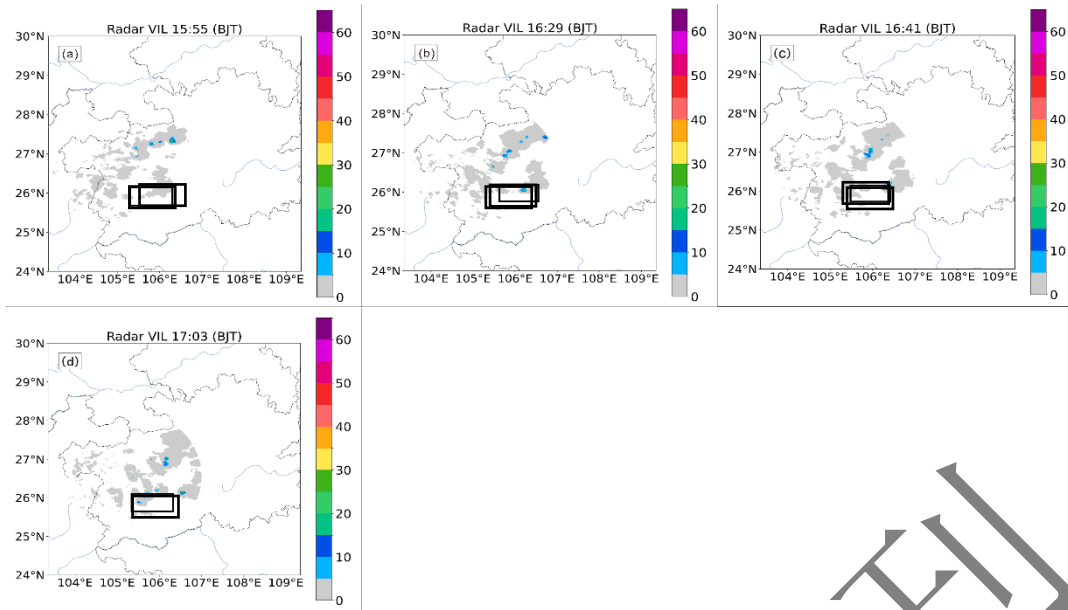


Fig.4 Spatiotemporal evolution of composite reflectivity during the hail event in Anshun City on March 4, 2019





注：黑色方框为降雹点所在区域。

图4 2019年3月4日安顺冰雹天气的(a~d) CR、(e~h) ET和(i~l) VIL时空演变

Fig.4 Spatio-temporal evolution of (a~d) CR, (e~h) ET, and (i~l) VIL during the hail event in Anshun 4 March 4 2019

降雹前30分钟安顺降雹点处CR约在30~40 dBz, ET为6~8 km, VIL趋于零(图4a, 图5a, 图6a), 降雹点附近有小范围高反射率回波团; 降雹时刻该区域CR > 50 dBz, ET上升, 强回波中心高度 > 10 km, VIL > 20 kg·m⁻², 该地存在冰雹天气(图4b, 图5b, 图6b); 降雹后该地CR、ET和VIL均显著下降(图4c~d, 图5c~d5, 图6c~d6)。

为了数据融合和标定降雹位置, 使用2019年地面站的贵州省降雹记录统计得到雷达三个产品阈值特征(图7): CR ≥ 47.5 dBz, ET ≥ 10871 m, VIL ≥ 22 kg·m⁻²。

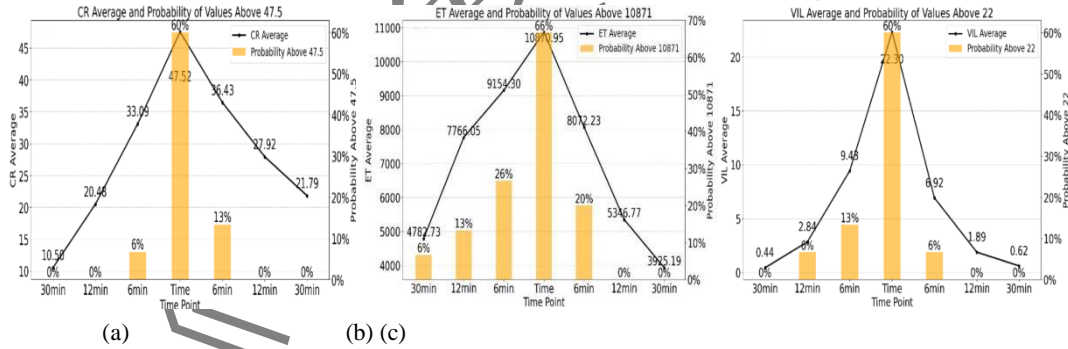


图5 2019年贵州(a)CR、(b)ET和(c)VIL特征统计

Fig.5 Statistical characteristics of (a) CR, (b) ET, and (c) VIL in Guizhou in 2019

3 数据匹配及融合

3.1 数据匹配

由于静止卫星和雷达数据的空间分辨率不同, 在二者融合前需先进行时空匹配, 将静止卫星数据空间分辨率插值为1 km。双线性插值能够生成更平滑的过渡效果, 可较好地保留数据的原始趋势和特征, 适合用于分析和可视化, 并且相较于立方插值等, 该方法计算量较小, 处理速度更快, 故使用双线性插值法将FY-4A数据空间分辨率统一为1 km。经数据匹配处理后, 共得到静止卫星和雷达数据样本484个。由于降雹持续时间短且存在地域差异,

为提升模型的泛化能力和鲁棒性本文采用了数据增强技术对原始数据集进行了扩充,通过一系列数据变换方法(翻转、噪声添加、亮度调整),将原始 484 个数据集样本扩充至 1936 个样本。这不仅有效增加了训练数据的多样性,还有助于缓解模型过拟合问题,从而为后续的模型训练和性能评估提供了更为充分的数据基础(钱奇峰等, 2021)。

3.2 数据融合

由于多源气象数据的参量差异及量纲不一致,虽然已经完成了位置和空间分辨率匹配,但仍进行标准化处理。因为深度学习一般最常处理[0,255]范围内数据,而 YOLOv7 模型的数据输入要求为单通道或三通道,因此需将静止卫星和雷达数据标准化到该范围,类似 R、G、B 三通道。遥感影像的数据融合主要分为三类:基于像元级、基于特征级和基于决策级融合。基于决策级的融合虽然具有较好的容错性和分析能力,但计算量较大并且在捕捉多模态间的相互关联以及对预处理的依赖性等方面存在明显的劣势(李晨阳等, 2025; 李淑慧等, 2025)。基于前人对于数据融合方法的研究,本文提出两种基于特征级的融合方法: 1.直接融合 6 种产品数据; 2.针对每一组卫星及雷达数据,通过卷积等运算输出融合特征图(图 8),并利用一系列评估指标对方法进行对比和选择,将融合后的特征图输入 YOLOv7 模型进行识别,以进一步验证融合方法的效果和准确性。

本文使用 YOLOv7 模型进行降雹区域识别,由于模型需输入 3 通道 RGB 图像,为了融合静止卫星和雷达多源遥感数据并适应 YOLOv7 模型的输入格式,在识别模块之前引入了多源数据特征融合模块。图 11 为静止卫星和雷达数据融合流程,本文参考张小雯等(2024)方法,将一个静止卫星产品和一个雷达产品做 1×1 卷积加权处理,通过 Relu 函数和最大池化对特征进行融合,最后将各部分合并输出为一个类似 RGB 的三通道特征数据,将其输入至 YOLOv7 模型。

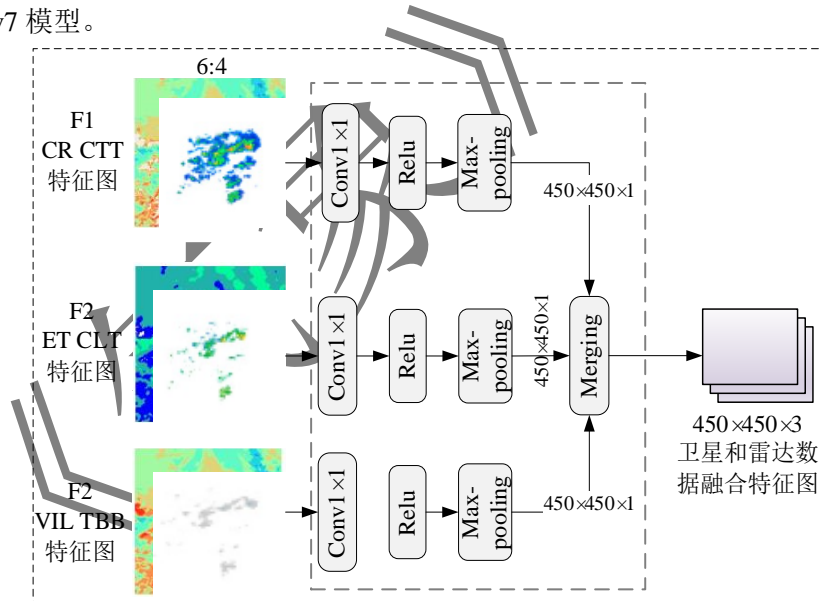


图 6 数据融合方法示意图

Fig.6 Schematic diagram of the data fusion method

3.3 联合数据阈值特征及位置标定

基于第 2 节统计的阈值特征,将大于阈值的红的区域标记为红色,表征该区域降雹概率较高,并结合地面站实际降雹信息对融合后的数据图像进行位置标定。为确保位置标定及与地面站信息匹配,阈值特征标定图和融合前后数据图像的经纬度范围及分辨率大小均相同。以黔南某次降雹过程为例,图 12 为融合前六个静止卫星和雷达产品图,图 13 为融合后数据图像,图 14 为位置标定示意图。

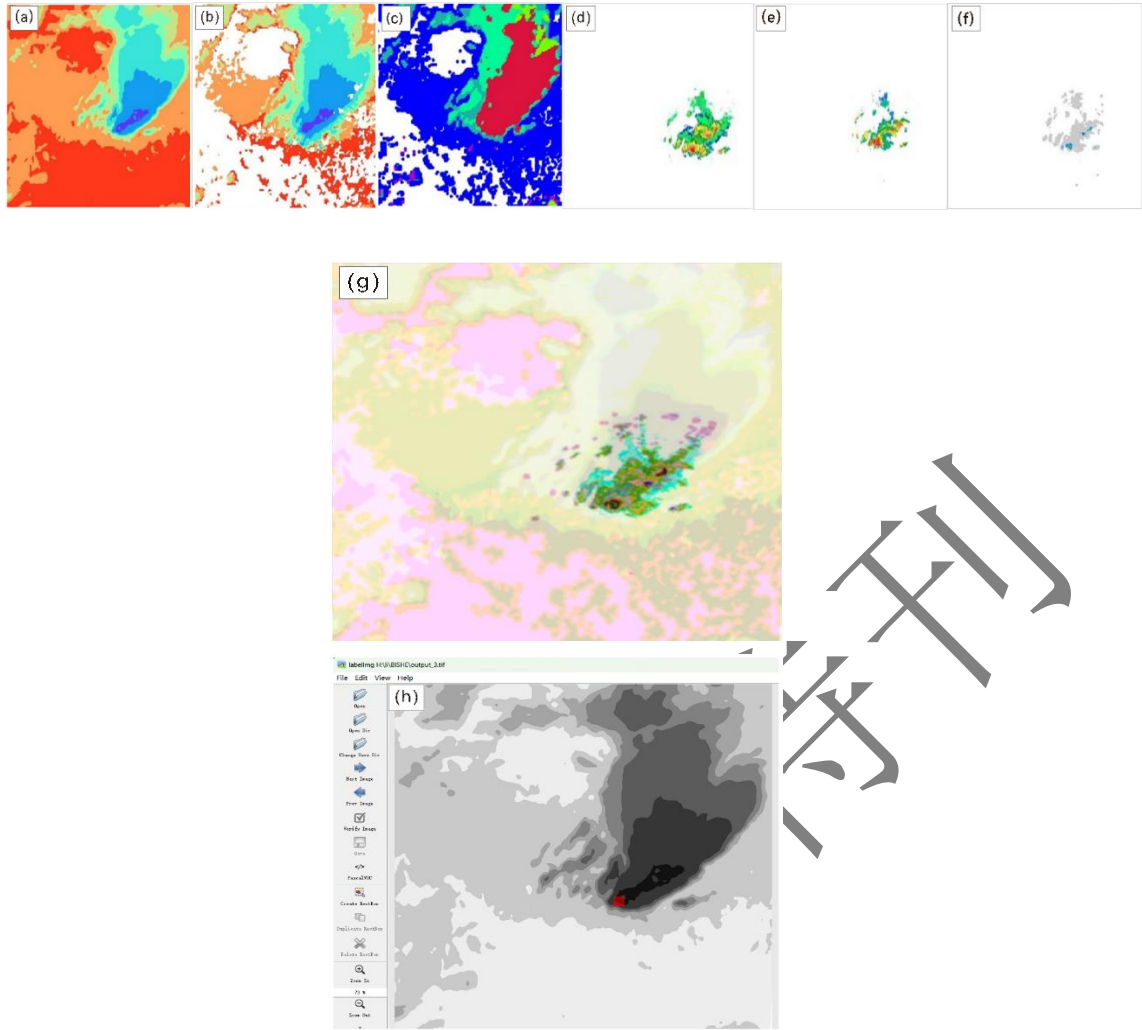


图7 (a~f) 融合前(a~c)静止卫星和(d~f)雷达产品图, (g) 融合后数据图像, (h) 降雹位置 (红色方块) 标定方法

Fig.7 (a-c) Geostationary satellite and (d-f) radar products before data fusion, (g) data imagery of after data fusion, and (h) schematic diagram of the hail location calibration method

4 试验结果与分析

4.1 YOLOv7 模型改进

本文的创新点在于提出了一种系统的多源数据冰雹识别算法模型,该模型通过数据匹配、融合与识别模块的协同作用,实现了多源数据在尺度上的有效匹配与实际应用中的优势互补,显著提升了冰雹识别的综合性能。针对高山遮挡及雷达数据质量较差的区域,本模型能够有效弥补雷达数据的不足,增强复杂地形条件下的识别适应性与可靠性。

此外,为增强网络特征表达能力,本文还在 YOLOv7 的主干网络中引入了 3 个卷积块注意力机制 (CBAM) 替换原有卷积层。通道注意力模块调整各通道重要性,以强化融合数据各通道特征,空间注意力模块重点关注降雹区域的边界特征,从空间和通道两个维度强化特征表达,使网络在每次特征提取后能够更精准地聚焦关键信息,从而更好地学习多源数据的特征及其通道关联性,进一步提高了识别的准确性。

4.2 试验结果评估

试验基于 Windows 系统和 Pytorch 框架,运行在 6 GB 的 NVIDIA 2060 上。YOLOv7 网络模型 Batch size 设置为 4,训练集与验证集比例为 9:1,共 1936 个数据样本,为避免部

分测试集被划入训练造成过拟合，本文先进行数据集划分再使用数据增强扩充数据集。本文利用精准度(Precision)、召回率(Recall)以及平均精准度 (mean Average Precision, mAP) 来表征性能的好坏。

Precision 是指模型预测为正例的样本中实际为正例的比例。

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (2)$$

式中：TP 是被正确检测为目标的实例数；FP 是被错误检测为目标的实例数。

Recall 是指实际为正例的样本中被正确预测为正例的比例，其有助于评估算法在检测过程中漏检率的表现。

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (3)$$

式中 FN 是被错误检测为非目标的实例数。

mAP(Mean Average Precision)是用于评估目标检测算法的综合性能的指标。平均精度是多个 IoU 阈值下的平均值。mAP 计算步骤如下：（1）计算每个类别的平均精度（AP）：①对于每个类别，计算其在不同阈值下的精度和召回率。②计算该类别的 AP，通常通过精度-召回率曲线下的面积计算而得。（2）计算所有类别 AP 的平均值，即为 mAP。mAP 是评估目标检测算法性能的标准指标。

根据 2019 年贵州省地面站点记录的降雹清单和重庆等地的天气后报，统计了各静止卫星、雷达产品在降雹时刻的阈值，建立了基于静止卫星和雷达数据的降雹阈值模型并结合实际降雹区域经纬度进行数据集的位置标定，为后续训练识别做准备。表 3 为 YOLOv7 模型的评估指标，为验证本文方法的准确性，对比了仅使用雷达数据的样本集和静止卫星雷达数据融合后的样本集，融合数据的评估指标均优于单一雷达数据。

表 3 基于单一雷达数据和融合数据的 YOLOv7 模型评估指标

Table 3 Evaluation metrics of the YOLO v7 Model based on single radar data and fused data

指标	P	R	mAP
雷达	0.8446	0.7231	0.7893
融合	0.9131	0.8421	0.9083

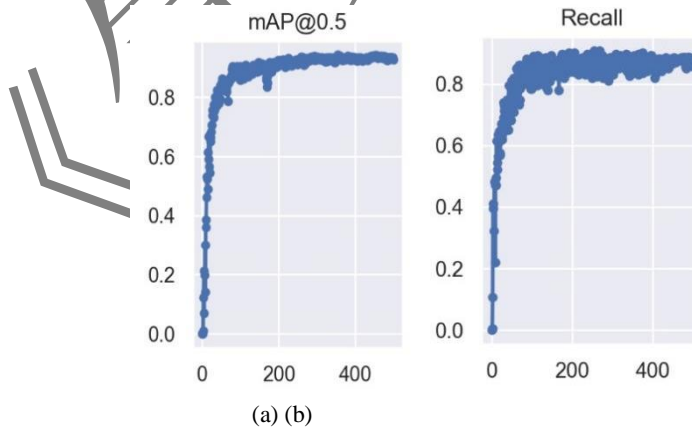


图 10 基于融合数据的 YOLOv7 模型的 (a)mAP、(b)Recall

Fig.10 (a) mAP and (b) Recall of the YOLOv7 Model based on fused data

由表 3 和图 10 可知，训练 500 轮次左右能达到一个较好的效果，相较于只使用雷达数据样本，融合后的数据样本在 Precision、Recall 和 mAP 三个指标上都有所提升。贵州多山地，雷达易受地形遮挡，加入静止卫星数据可提高降雹区域识别的准确度，降低漏检率。

为验证本文方法的准确性和模型优势，本文使用 Faster R-CNN 模型（Girshick, 2015）进行对比验证。表 4 为分别使用本文模型和 Faster R-CNN，并基于融合后数据集训练得到的评估指标。由表可知改进后的 YOLOv7，其 Precision、Recall 和 mAP 均优于 Faster R-CNN，尤其是 Precision 和 mAP 的优势更为显著。这说明本文模型不仅能够更准确地识别降雹区域，还能在复杂场景下保持较高的检测稳定性。而 Faster R-CNN 的精确率较低，考虑是因为数据集特征较为复杂，Faster R-CNN 通道特征融合能力有限，导致误报率较高。相比之下，改进后的 YOLOv7 通过更高效特征融合机制，有效缓解了该问题。

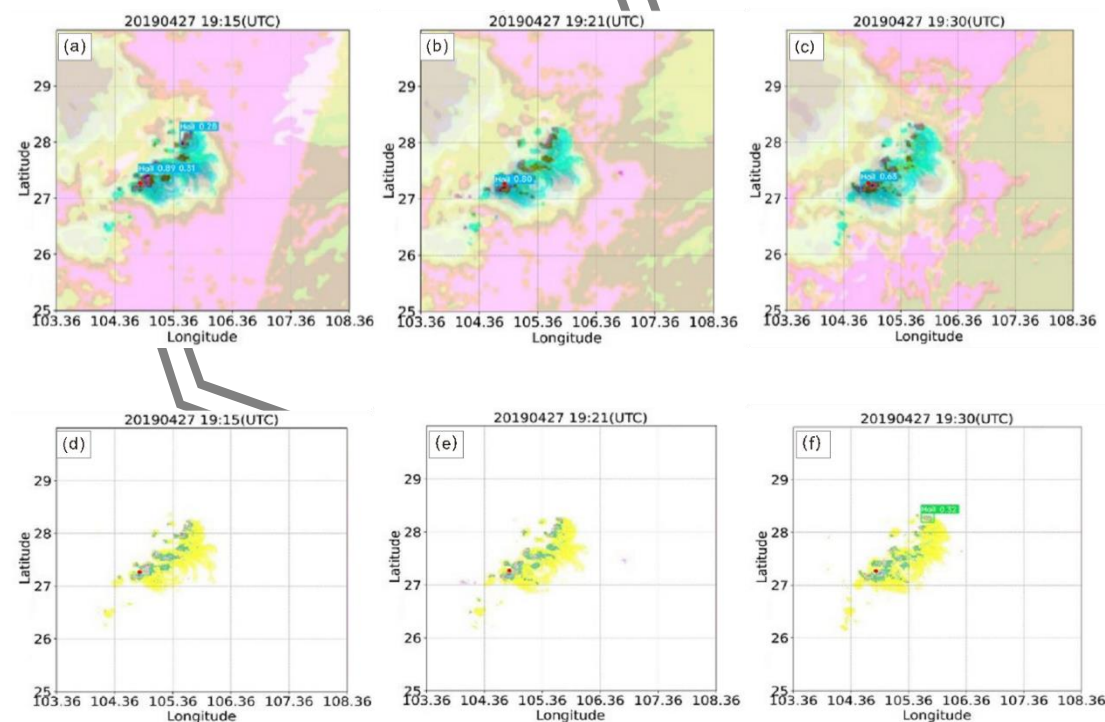
表 4 YOLOv7 模型和 Faster R-CNN 模型的评估指标对比

Table 4 Comparison of evaluation metrics between the YOLOv7 model and the Faster R-CNN model

指标(best)	P	R	mAP
YOLOv7	0.9131	0.8421	0.9083
Faster-RCNN	0.4451	0.8165	0.6526

4.3 识别结果验证

为验证方法的准确性，选取 2019 年 4 月 27 日毕节市直径为 30 mm 的一次冰雹天气进行识别结果验证。图 11 为基于融合数据的冰雹天气识别结果。由图可见，本文方法能准确识别降雹范围，与地面站实际降雹记录一致。图 18 为同时间段仅基于雷达数据的冰雹天气识别结果。由于该地部署雷达质量较差，仅基于雷达数据无法准确识别降雹地点，说明在对冰雹的识别中，基于静止卫星和雷达数据的融合方法能弥补单一数据源劣势，同时还能得到较为准确的降雹范围。



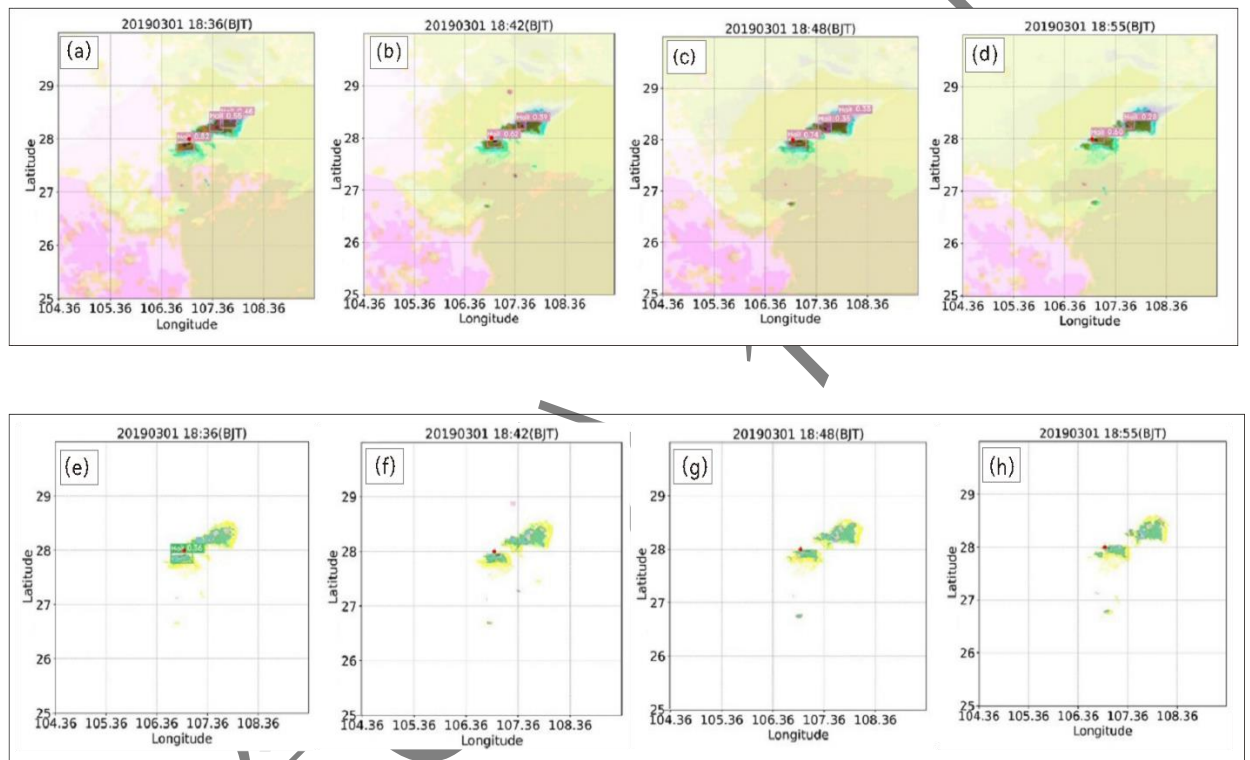
注：红色圆点为实际降雹点，图 a~c 中绿色识别框为识别结果及置信度。

图 9 2019 年 4 月 28 日毕节基于(a~c)雷达数据和(d~f)融合数据的冰雹落区识别结果

Fig.9 Hail fall area identification results based on (a–c) fused data and (d–f) radar data in Bijie 28 April 2019

通常小直径冰雹天气更难识别，本文方法在识别大直径冰雹天气时有较好效果，为验证本文方法在小直径冰雹天气中识别的效果，对 2019 年 3 月 1 日贵州遵义的一次真实冰雹天气过程进行识别。表 6 为 2019 年 3 月 1 日遵义具体降雹记录。

在冰雹天气预警工作中，应秉持“宁可误报，不可漏报”的原则，以最大限度减少灾害损失。图 19 为基于融合数据的冰雹天气识别结果。此次冰雹为冰粒形式，18:36 降雹开始时识别到三个区域可能在降雹，做出预警；18:42—18:55 逐步缩小识别范围，较为准确识别到了 2019 年 3 月 1 日遵义的冰雹天气过程。图 20 为同时间段仅基于雷达数据的冰雹天气识别结果，由图可见无法准确识别小直径冰雹的降雹区域。



注：红色圆点为实际降雹点，图 a~c 中紫色识别框为识别结果及置信度。

图 10 2019 年 3 月 1 日遵义基于(a~d)雷达数据和(e~h)融合数据的冰雹落区识别结果

Fig.10 Hail fall area identification results based on (a–d) fused data and (e–h) radar data in Zunyi 1 March 2019

5 结论与讨论

本研究构建了一种基于静止卫星与雷达数据融合的冰雹识别模型，实现了对降雹区域的识别。通过融合 FY-4A 遥感数据和多普勒天气雷达数据，构建了多源特征识别体系，有效提升了冰雹的识别精度。模型采用改进的 YOLOv7 深度学习框架，通过引入注意力机制优化了特征提取能力。试验结果表明：与传统单一数据源识别方法相比，本文提出的基于静止卫星和雷达数据融合的冰雹识别模型平均精度(mAP)达到 90.83%，证明了多源数据融合方法在降雹区域识别中的有效性和实用性，为强对流天气监测预警提供了新的方法模型。图 13 为识别模型的总体流程。

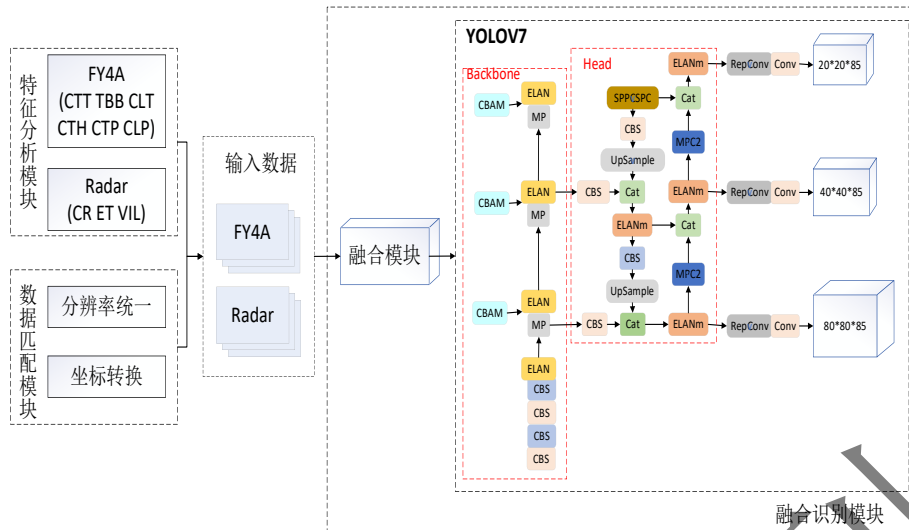


图 11 整体方法流程图

Fig.11 Flow chart of overall method

综上所述，尽管当前探测设备和技术已趋于成熟，但多源数据融合与深度学习在冰雹等强对流天气识别与预警领域的综合应用仍需进一步探索，面临诸多技术难点与挑战。首先，多源数据在时空分辨率、数据格式和精度上的差异对高效融合提出了更高要求；其次，复杂气象条件与地形因素，显著考验模型鲁棒性及适应性。；此外，实时性需求与计算效率之间的平衡仍需进一步优化。然而，冰雹等强对流天气的准确识别与预警对于防灾减灾、人民生命财产安全保障、农业生产保护以及交通运输安全等领域具有重大意义。精准的冰雹预警能够有效降低极端天气对农业作物、基础设施和社会经济活动的破坏，为灾害应急管理提供科学依据，同时有助于提升气象服务的精细化水平。因此，融合多源数据并结合深度学习的冰雹识别研究，不仅具有重要的科学价值，还将在未来的气象业务化应用中展现出巨大的潜力与前景。通过持续的技术创新与方法优化，这一领域有望为强对流天气监测预警提供更加可靠的技术支撑，推动气象防灾减灾能力的全面提升。

参考文献：

- 曹俊武, 刘黎平, 2006. 双线偏振多普勒天气雷达识别冰雹区方法研究[J]. 气象, 32(6): 13-19. Cao J W, Liu L P, 2006. Hail identification with dual-linear polarimetric radar observations[J]. Meteor Mon, 32(6): 13-19 (in Chinese).
- 常洪彬, 2022. 基于深度学习的航空遥感图像目标检测算法研究[D]. 长春: 吉林大学. Chang H B, 2022. Research on object detection of aerial remote sensing images based on deep learning[D]. Changchun: Jilin University (in Chinese).
- 程浩, 2022. 多普勒天气雷达信息处理中的变分问题与风场反演研究[D]. 南京: 南京信息工程大学. Cheng H, 2022. Variational problem and wind field retrieval research in Doppler weather radar information processing[D]. Nanjing: Nanjing University of Information Science & Technology (in Chinese).
- 冯宏芳, 2006. 福建省夏季单体和多单体合并对流云结构特征与人工增雨潜力研究[D]. 南京: 南京信息工程大学. Feng H F, 2006. Structures and artificial precipitation enhancement potential of summer cell and multiple-cell consolidation convective cloud in Fujian Province[D]. Nanjing: Nanjing University of Information Science & Technology (in Chinese).
- 符琳, 李维京, 张培群, 等, 2011. 近50年我国冰雹年代际变化及北方冰雹趋势的成因分析[J]. 气象, 37(6): 669-676. Fu L, Li W J, Zhang P Q, et al, 2011. Inter-Decadal change of hail events over China and causation analysis in northern China in recent 50 years[J]. Meteor Mon, 37(6): 669-676 (in Chinese).

傅昞珊, 岳艳霞, 李国翠, 2006. TBB资料的处理及应用[J]. 气象, 32(2): 40-45. Fu B S, Yue Y X, Li G C, 2006. TBB data processing and application[J]. Meteor Mon, 32(2): 40-45 (in Chinese).

胡晨悦, 2023. 基于主被动卫星的福建海雾监测及垂向特征分析[D]. 南京: 南京信息工程大学. Hu C Y, 2023. Sea fog monitoring and vertical characteristics analysis of Fujian Province based on active and passive satellites[D]. Nanjing: Nanjing University of Information Science & Technology (in Chinese). (查阅网上资料, 未找到本条文献的英文信息, 请确认)

贾晓芬, 吴雪茹, 赵佰亭, 2023. 绝缘子自爆缺陷的轻量化检测网络 DE-YOLO[J]. 电子测量与仪器学报, 37(5): 28-35. Jia X F, Wu X R, Zhao B T, 2023. Lightweight detection network for insulator self-detonation defect DE-YOLO[J]. J Electron Meas Instrum, 37(5): 28-35 (in Chinese).

兰明才, 蔡荣辉, 张靖, 等, 2021. 基于深度学习方法的冰雹自动识别[J]. 湖北农业科学, 60(S2): 376-381. Lan M C, Cai R H, Zhang J, et al, 2021. Hail automatic recognition based on deep learning method[J]. Hubei Agric Sci, 60(S2): 376-381 (in Chinese).

李冰村, 唐晓文, 何建新, 等, 2022. 基于机器学习的冰雹天气识别研究[J]. 气象科学, 42(5): 581-590. Li B C, Tang X W, He J X, et al, 2022. Hail identification based on machine learning methods[J]. J Meteor Sci, 42(5): 581-590 (in Chinese).

李冰洁, 2017. 基于雷达云图特征提取的冰雹识别指标设计[D]. 乌鲁木齐: 新疆财经大学. Li B J, 2017. Hail recognition index design based on feature extraction of Radar images[D]. Urumqi: Xinjiang University of Finance & Economics (in Chinese).

李晨阳, 刘浩铭, 周博文, 2025. 利用深度学习与数据融合的结构损伤识别方法[J]. 重庆理工大学学报(自然科学), 39(1): 155-162. Li C Y, Liu H M, Zhou B W, 2025. Structural damage identification method using deep learning and data fusion[J]. J Chongqing Univ Technol (Nat Sci), 39(1): 155-162 (in Chinese)

李淑慧, 蔡伟, 王鑫, 等, 2025. 深度学习框架下的红外与可见光图像融合方法综述[J]. 计算机工程与应用, 2025, 61(9): 25-40. Li S H, Cai W, Wang X, et al, 2025. Review of infrared and visible image fusion methods in deep learning frameworks[J]. Comp Eng Appl, 2025, 61(9): 25-40 (in Chinese).

李雪, 李栋, 房建东, 等, 2025. 基于时空融合和多特征关系网络的遥感影像建筑物变化检测方法[J]. 光学学报, 2025, 45(12): 1228005. Li X, Li D, Fang J D, et al, 2025. Change detection method of remote sensing buildings based on spatiotemporal fusion and multi-feature relationships network[J]. Acta Opt Sin, 2025, 45(12): 1228005 (in Chinese).

廖晓昕, 昌莉, 沈轶, 1999. 离散 Hopfield 神经网络的稳定性研究[J]. 自动化学报, 25(6): 721-727. Liao X X, Chang L, Shen Y, 1999. Study on stability of discrete-time hopfield neural networks[J]. Acta Automat Sin, 25(6): 721-727 (in Chinese).

蔺小虎, 杨鑫, 姚顽强, 等, 2025. 面向复杂地下空间的多源传感器数据动态加权融合SLAM方法[J]. 测绘学报, 54(3): 523-535. Lin X H, Yang X, Yao W Q, et al, 2025. A dynamic weighted fusion SLAM method using multi-source sensor data in complex underground spaces[J]. Acta Geod Cartogr Sin, 54(3): 523-535 (in Chinese).

刘雅忱, 2020. 人工智能下深度学习在气象预报中应用综述[J]. 计算机产品与流通, (11): 121, 135. Liu Y C, 2020. A review on the application of deep learning in meteorological forecasting under artificial intelligence[J]. Comp Prod Circulat, (11): 121, 135 (in Chinese).

罗雄, 罗喜平, 李枚曼, 等, 2021. 基于卫星和雷达资料的 FAST 冰雹云特征分析及识别指标初探[J]. 中低纬山地气象, 45(5): 56-62. Luo X, Luo X P, Li M M, et al, 2021. Characteristics analysis and identification index of FAST hail cloud based on satellite and radar data: a preliminary study[J]. Mid Low Latitude Mountain Meteor, 45(5): 56-62 (in Chinese).

马博良, 陆其峰, 王富, 等, 2025. 基于云顶高度产品的FY-4A云导风高度再指定方法研究[J]. 气象, 51(4): 484-495. Ma B L, Lu Q F, Wang F, et al, 2025. Height reassignment method of FY-4A atmospheric motion vectors based on cloud top height products[J]. Meteor Mon, 51(4): 484-495 (in Chinese).

莫月琴, 2005. 双基地多普勒天气雷达探测理论及应用分析研究[D]. 北京: 中国气象科学研究院. Mo Y Q, 2005. The study of probing theory and application analysis of bistatic Doppler weather radar[D]. Beijing: Chinese Academy of Meteorological Sciences (in Chinese).

牛一森, 苏营, 唐平, 等, 2025. 基于特征融合和多二分类策略的云图分类方法[J/OL]. 华北电力大学学报(自然科学版), 2026: 1-10[2026-03-26]. <https://link.cnki.net/urlid/10.1999.TM.20250126.1400.002>. Niu Y S, Su Y, Tang P, et al, 2025. Cloud image

classification method based on feature fusion and multiple binary-classifiers[J/OL]. J North China Electr Power Univ (Nat Sci Ed), 2026: 1-10[2026-03-26]. [https://link.cnki.net/urlid/10.1999.TM.20250126.1400.002](https://link.cnki.net/urlid/10.1999/TM.20250126.1400.002) (in Chinese).

钱奇峰, 王川, 徐雅静, 等, 2021. 一种基于深度学习的台风强度估测技术[J]. 气象, 47(5): 601-608. Qian Q F, Wang C, Xu Y J, et al, 2021. A deep learning technique of typhoon intensity estimation[J]. Meteor Mon, 47(5): 601-608 (in Chinese).

万晓敏, 龚建东, 韩威, 等, 2019. FY-4A 云导风在 GRAPES_RAFS 中的同化应用评估[J]. 气象, 45(4): 458-468. Wan X M, Gong J D, Han W, et al, 2019. The evaluation of FY-4A AMVs in GRAPES_RAFS[J]. Meteor Mon, 45(4): 458-468 (in Chinese).

王静, 刘成保, 杨磊, 等, 2018. 静止气象卫星标称网格的计算方法及其在风云四号中的应用[J]. 光学学报, 38(12): 1211001. Wang J, Liu C B, Yang L, et al, 2018. Calculation of geostationary satellites' nominal fixed grid and its application in FY-4A advanced geosynchronous radiation imager[J]. Acta Opt Sin, 38(12): 1211001 (in Chinese).

王令, 1999. 多普勒天气雷达及其应用[J]. 江西气象科技, 22(1): 28-32. Wang L, 1999. Doppler weather radar and its application[J]. Jiangxi Meteor Sci Technol, 22(1): 28-32 (in Chinese).

王丽荣, 李姣, 张素云, 等, 2019. 雷达对冰雹灾害落区的跟踪及鉴定[J]. 灾害学, 34(3): 66-70. Wang L R, Li J, Zhang S Y, et al, 2019. Hail disaster area tracing and identification by radar products[J]. J Catastrophol, 34(3): 66-70 (in Chinese).

汤兴芝, 黄治勇, 张荣, 等, 2023. 2010—2020 年全国冰雹灾害事件时空分布特征[J]. 暴雨灾害, 2023, 42(02): 223-231. Tang Xingzhi, Huang Zhiyong, Zhang Rong, et al, 2023. Temporal and spatial distribution characteristics of hail disaster events in China from 2010 to 2020[J]. Torrential Rain and Disasters, 42(2): 223-231 (in Chinese).

徐小红, 余兴, 刘贵华, 等, 2022. 冰雹云卫星早期识别与自动预警[J]. 大气科学, 46(1): 98-110. Xu X H, Yu X, Liu G H, et al, 2022. Early identification and automatic warning of hail clouds by satellite[J]. Chin J Atmos Sci, 46(1): 98-110 (in Chinese).

徐彦威, 李军, 董元方, 等, 2024. YOLO系列目标检测算法综述[J]. 计算机科学与探索, 18(9): 2221-2238. Xu Y W, Li J, Dong Y F, et al, 2024. Survey of development of YOLO object detection algorithms[J]. J Front Comp Sci Technol, 18(9): 2221-2238 (in Chinese).

杨洪平, 韩微, 王辉, 等, 2023. 雷达回波大地坐标的参考定位计算方法[J]. 气象科技, 51(1): 22-30. Yang H P, Han W, Wang H, et al, 2023. A reference positioning methodology for computing geodetic coordinates of radar echo[J]. Meteor Sci Technol, 51(1): 22-30 (in Chinese).

杨湘婧, 唐明晖, 袁韬, 等, 2025. 基于双偏振雷达和 FY-4A 卫星资料的一次湖南秋季强冰雹预警特征分析[J]. 气象, 51(1): 68-84. Yang X J, Tang M H, Yuan T, et al, 2025. Analysis on early warning characteristics of an autumn severe hail in Hunan Province based on dual-polarization radar and FY-4A satellite data[J]. Meteor Mon, 51(1): 68-84 (in Chinese).

姚文, 李松书, 王海江, 等, 2025. 基于 YOLOv5 与 DeepSort 对天气雷达数据鸟杂波的识别与追踪[J]. 气象, 51(4): 417-430. Yao W, Li S S, Wang H J, et al, 2025. Identification and tracking of bird clutter in weather radar data based on YOLOv5 and DeepSort[J]. Meteor Mon, 51(4): 417-430 (in Chinese).

张秉祥, 李国翠, 刘黎平, 等, 2014. 基于模糊逻辑的冰雹天气雷达识别算法[J]. 应用气象学报, 25(4): 415-426. Zhang B X, Li G C, Liu L P, et al, 2014. Identification method of hail weather based on fuzzy-logical principle[J]. J Appl Meteor Sci, 25(4): 415-426 (in Chinese).

张晶, 姚文, 孙召平, 等, 2024. 双偏振天气雷达新体扫模式试验评估分析[J]. 气象, 50(10): 1201-1215. Zhang J, Yao W, Sun Z P, et al, 2024. Evaluation and analysis of experimental testing of dual-polarization weather radar's new volume coverage pattern[J]. Meteor Mon, 50(10): 1201-1215 (in Chinese).

张文海, 李磊, 2019. 人工智能在冰雹识别及临近预报中的初步应用[J]. 气象学报, 77(2): 282-291. Zhang W H, Li L, 2019. A preliminary application of artificial intelligence on the detection and nowcasting of hail weather[J]. Acta Meteor Sin, 77(2): 282-291 (in Chinese).

张小雯, 郁培雯, 商建, 等, 2024. HINet: 一种面向冰雹识别的多源数据融合网络[J]. 遥测遥控, 45(4): 45-56. Zhang X W, Yu P W, Shang J, et al, 2024. HINet: a multi-source data fusion network for hail identification[J]. J Telemetry Track Command, 45(4): 45-56 (in Chinese).

Brook J P, Protat A, Soderholm J S, et al, 2022. A variational interpolation method for gridding weather radar data[J]. J Atmos

Ocean Technol. 39(11): 1633-1654.

Chen W H, Rong F, Lin C, 2025. A multi-energy loads forecasting model based on dual attention mechanism and multi-scale hierarchical residual network with gated recurrent unit[J]. Energy, 320: 134975.

Girshick R, 2015. Fast R-CNN[C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV). Santiago: IEEE: 1440-1448.

LeCun Y, Bengio Y, Hinton G, 2015. Deep learning[J]. Nature, 521(7553): 436-444.

Lv Y H, Guo Q C, Jia X D, 2024. Multi-target pedestrian tracking method in complex environments based on improved YOLOv7 and BoT-SORT[J]. IAENG Int J Comput Sci, 51(11): 1845.

Pandey G, Ghanekar U, 2025. Convolutional neural network-based framework for single image superresolution of magnetic resonance imaging images using multiscale feature extraction and attention mechanism[J]. Patt Recognit Image Anal, 35(1): 31-43.

Tian H. A comprehensive review of YOLO object detection algorithms[J]. Electronics Science, Technology and Application, 2025, 12(2): DOI:10.59429/ESTA.V12I2.10579.

Sun L, 2022. Research on hail recognition based on multi-layer neural network[C]//Proceedings Volume 12285, International Conference on Advanced Algorithms and Neural Networks (AANN 2022). Zhuhai: SPIE.

Wang L P, Chen Z Y, Liu J P, et al, 2024. Toward automated hail disaster weather recognition based on spatio-temporal sequence of radar images[J]. Demonstr Math, 57(1): 20230262.

Zhou L, Pan S M, Wang J W, et al, 2017. Machine learning on big data: opportunities and challenges[J]. Neurocomputing, 237: 350-361.