引文格式:眭海刚,冉文艳,张浩.空天遥感野生动物监测的挑战、进展与展望[J].武汉大学学报(信息科学版),2026,51(10):2151-2166.DOI:10.13203/j.whugis20260361

Citation:SUI Haigang,RAN Wenyan,ZHANG Hao.Wildlife Monitoring Using Spaceborne and Airborne Remote Sensing: Challenges, Progress and Perspectives[J].Geomatics and Information Science of Wuhan University,2026,51(10):2151-2166.DOI:10.13203/j.whugis20260361

空天遥感野生动物监测的挑战、进展与展望

眭海刚[1,2] 冉文艳[1] 张 浩[1]

1 武汉大学测绘遥感信息工程全国重点实验室,湖北 武汉,430079

2 武汉大学-咸宁低空经济创新研究院,湖北 赤壁,437300

摘 要:空天遥感凭借广域覆盖、重复观测和低干扰优势,为野生动物长期监测提供了重要手段,但仍面临弱信号与遮挡、时空采样不完备、复杂场景辨识困难和跨时序关联不稳定等挑战。基于1976—2026年相关研究,构建“信号形成-时空观测-智能解译-动态关联-生态推断”证据链,归纳生境表征与间接推断、动物目标直接观测、多源协同与智能解译3类研究范式,辨析观测证据向生态参数转换的关键条件。文献梳理表明,空天遥感野生动物监测领域正向复杂环境智能传感、空天地遥感集群协同感知、多模态一体化智能解译和个体身份识别发展。未来需以遥感、人工智能与生态学为核心,推动时空智能、分子生物学、声学、传感器工程等多学科深度融合,为野生动物长期监测与保护决策提供技术支撑。

关键词:野生动物监测;空天遥感;智能解译;多源协同

中图分类号:P237 **文献标识码**:A **收稿日期**:2026-09-23

DOI:10.13203/j.whugis20260361 **文章编号**:1671-8860(2026)10-2151-16

Wildlife Monitoring Using Spaceborne and Airborne Remote Sensing: Challenges, Progress and Perspectives

SUI Haigang[1,2] *RAN Wenyan*[1] *ZHANG Hao*[1]

1 State Key Laboratory of Information Engineering in Surveying, Mapping and Remote Sensing, Wuhan University, Wuhan 430079, China

2 Wuhan University-Xianning Low-Altitude Economic Innovation Research Institute, Chibi 437300, China

Abstract: Spaceborne and airborne remote sensing, with its advantages of wide-area coverage, repeated observations, and low disturbance, provides an important means for long-term wildlife monitoring. However, it still faces challenges including weak target signals and occlusion, incomplete spatiotemporal sampling, difficulties in target discrimination under complex conditions, and unstable cross-temporal association. Based on relevant studies published from 1976 to 2026, an evidence chain of “signal formation-spatiotemporal observation-intelligent interpretation-dynamic association-ecological inference” is constructed. Three research paradigms are summarized: habitat characterization and indirect inference, direct observation of animal targets, and multi-source collaboration and intelligent interpretation, with emphasis on the key conditions for translating observational evidence into ecological parameters. The literature review indicates that wildlife monitoring using spaceborne and airborne remote sensing is advancing toward intelligent sensing in complex environments, space-air-ground remote sensing cluster collaborative observation, integrated multimodal intelligent interpretation, and individual identification. Future research should take remote sensing, artificial intelligence and ecology as the core, and promote in-depth interdisciplinary coupling of spatiotemporal intelligence, molecular biology, acoustics, and sensor engineering, to provide technical support for

基金项目:湖北省技术创新计划(2024BCB103)。

第一作者:眭海刚,博士,教授,主要从事遥感、空中机器人、多传感器集成以及时空大数据分析等相关研究。haigang_sui@263.net

通信作者:冉文艳,博士生。Roxanne@whu.edu.cn

long-term wildlife monitoring and conservation decision-making.

Key words: wildlife monitoring; spaceborne and airborne remote sensing; intelligent interpretation; multi-source collaboration

野生动物的数量、空间分布、活动节律和生境状况是识别种群变化、评价濒危程度、划定保护优先区、开展栖息地修复和评估保护成效的重要依据[1]。生物多样性下降不仅表现为物种数减少,还表现为种群破碎化、关键生境丧失、迁徙通道受阻和生态功能退化[1-3]。因此,野生动物监测需要在可比的空间和时间尺度上持续描述动物出现、数量变化、移动过程及其与环境的关系,为保护管理提供可追溯、可验证的证据[2,4-7]。

样线、样方、航空目视、相机陷阱、被动声学和标记重捕等方法在物种确认、局地密度估计、林下连续记录和行为监测等方面发挥重要作用[2-3,6]。地面调查受地形可达性、植被遮挡和样区代表性制约,航空目视易受观察者经验、飞行条件和目标行为影响[2,4-6];相机陷阱和声学设备可长期工作但覆盖有限,生物遥测可连续记录标记个体,却难以直接代表全部种群[2-3,7]。因此,不同方法记录的通常是进入特定调查过程并被成功发现的个体,真实种群状态与观测结果之间仍存在检测和抽样差异[4-6]。

空天遥感弥补了传统调查在广域覆盖和周期复测方面的不足[1,8-10]。卫星具有广域覆盖和长期重访优势,载人航空器适合区域样带调查并可搭载重型载荷,无人机则具备高分辨率、灵活重访和局部精查能力[8-11]。不同载荷可从形态、温度、光谱和结构等维度描述动物及其生境,但证据属性取决于目标暴露、目标-背景差异和观测窗口[10,12-15]。在目标充分暴露的海冰、海面、湿地和开阔地表,遥感影像能够形成动物个体或群体的条件性直接证据[11,16-24];在冠层遮挡和目标隐蔽明显的场景中,遥感影像则更多承担生境表征、候选筛查和观测条件判别[14-15,19,25]。空天遥感与地面调查、相机陷阱、声学和遥测由此形成互补证据体系[2,7-10]。

空天遥感野生动物监测并非单一的影像识别任务,而是由目标信号形成、时空观测组织、动物信息解译、跨时序动态关联和生态参数推断构成的连续证据链[1,9-10,12-13,19]。目标信号形成决定动物能否形成有效遥感响应[9,16-19,25-27],时空观测组织决定局部记录能否覆盖关键区域和活动窗口[7,9,28-35],动物信息解译负责从观测数据中提取目标、数量、类别与属性信息[12,36-43],跨时序动态关联进一步组织不同时刻的身份与运动状态[44-47],生态参数推断则是利用动物及其栖息地特征将影像和轨迹证据转化为占域、丰度、空间分布和种群变化等参数[4-7,30-35,48-55]。由于各环节前后衔接,任一环节产生的不确定性都可能沿证据链逐级传播并累积,最终影响占域、丰度等生态结论的可靠性[4-5,19,33]。

现有综述已从不同侧面对遥感野生动物监测进行了系统总结:一部分研究聚焦卫星影像中的动物检测、计数及调查业务化能力[9],一部分研究比较了卫星、航空器和无人机等平台的覆盖范围、空间分辨率及适用对象[8-10],还有研究重点讨论了深度学习等自动解译技术的发展[12-13]。这些工作奠定了平台选择、目标检测与算法评价的方法基础,但总体上仍主要以观测平台或技术环节为组织单元。对于动物信号如何经由传感器观测、算法检出、跨时序关联进一步转化为占域、丰度、密度和种群变化等生态参数,以及各环节不确定性如何向最终生态结论传播,尚缺少贯穿全过程的统一分析框架。基于这一认识,空天遥感野生动物监测可依据科学证据形成过程,组织为"信号形成-时空观测-智能解译-动态关联-生态推断"连续证据链,并据此辨析不同层级证据的能力边界、转换条件及主要误差来源。讨论范围以卫星、航空器和无人机遥感为主要观测来源,声学、生物遥测和相机陷阱主要作为目标确认、检出校准、时空协同和生态推断的辅助证据。文献主要来源于Web of Science、Scopus、Google Scholar和国家知识基础设施,检索范围覆盖1976—2026年的相关研究,并依据主题相关性、数据来源和技术代表性筛选形成1 072篇统计样本,代表性研究进一步用于分析各证据层级的能力边界及其衔接条件。相关主题文献年度变化见图1,统计截至检索日期,筛选过程优先保留同行评议期刊论文及具有明确方法学贡献的会议论文。

1 空天遥感野生动物监测的主要挑战

空天遥感野生动物监测的科学挑战贯穿从物理成像到生态推断的全过程,可归纳为4个相互衔接的问题:动物能否形成可被传感器记录的有效信号,多平台观测能否覆盖关键区域和活动窗口,影像特征能否支持目标检测、计数及属性

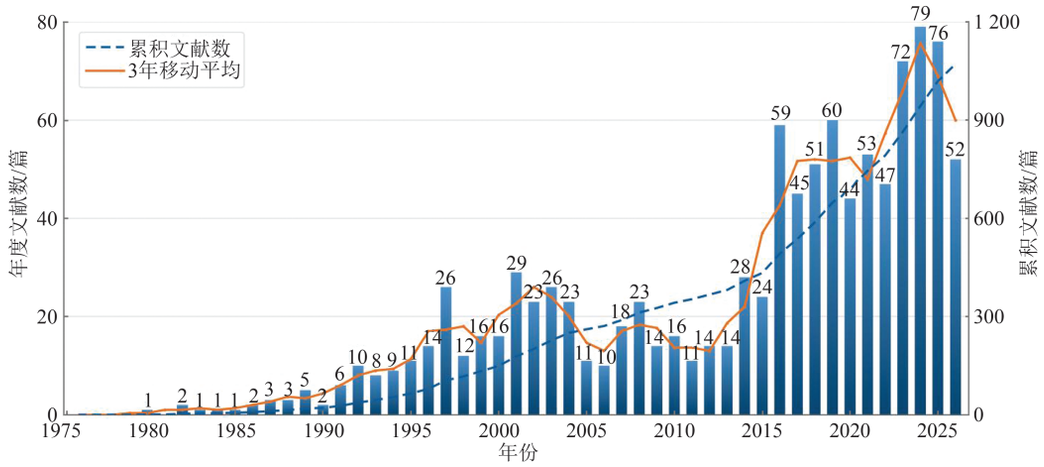


图 1　1976—2026 年空天遥感野生动物监测相关主题文献发表统计

Fig. 1　Publication Statistics of Literature on Wildlife Monitoring Using Spaceborne and Airborne Remote Sensing from 1976 to 2026

辨识,不同时刻的观测能否建立稳定的身份关联。上述问题分别对应物理可观测性、时空完备性、目标可辨识性和跨时序可关联性。生态推断不是独立于这些问题的第 5 类前端挑战,而是对前述观测证据的综合利用,其可靠性还取决于检出概率、抽样代表性、尺度转换和误差传播。空天遥感野生动物监测面临的 4 类主要挑战及其相互关系见图 2。

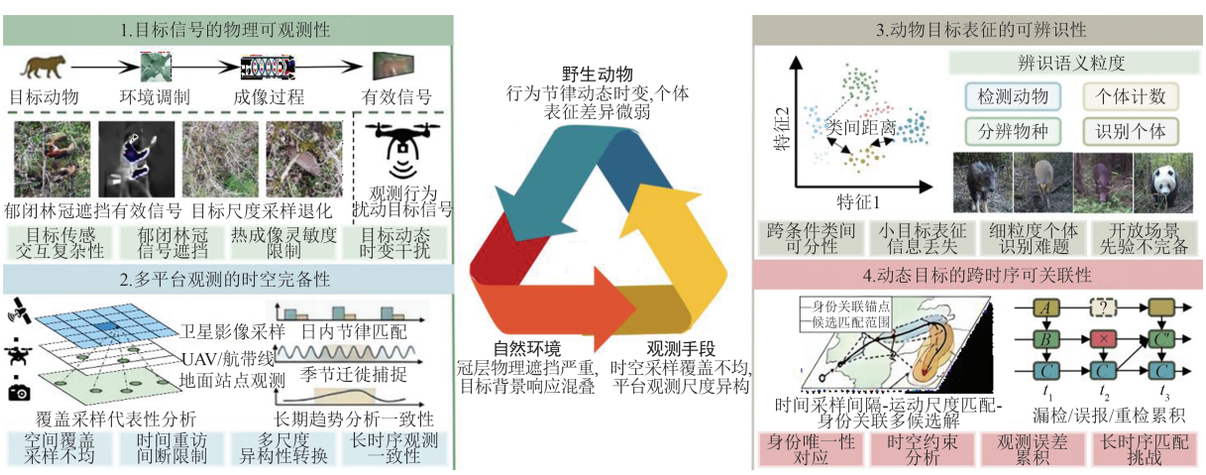


图 2　空天遥感野生动物监测的主要挑战

Fig. 2　Main Challenges of Wildlife Monitoring Using Spaceborne and Airborne Remote Sensing

1.1　目标信号的物理可观测性

目标信号的物理可观测性是指动物经过自身物理特性、背景环境调制和传感器成像过程后,能否形成高于噪声和背景波动的有效遥感响应[9,19,25-27]。动物体型、形态、表面反射、辐射温度和行为姿态决定其可提供的本征信息;当目标尺度较小、占据像元不足或与背景的光谱和热特征接近时,轮廓、纹理和温度信息容易在采样和噪声作用下衰减[16-17,21]。这说明动物真实存在并不意味着必然形成稳定、可分辨的遥感信号。

目标信号在到达传感器前还会受到环境传播和遮挡的限制[14,19,25]。植被、地形和水体等会改变有效视线和目标暴露比例,使目标与背景响应发生混叠[14]。冠层遮挡是林下动物观测的典型情形,郁闭林冠和多层植被可能使局部身体或热信号被背景淹没[14-15,25];热红外同样不具有普遍的遮挡穿透能力,其有效性还受背景温度、湿度、太阳辐射和昼夜温差影响[26-27,56-57]。相应地,提高空间分辨率并不一定增加遮挡目标的有效信息[25,56]。已有热红外无人机调查表明,冠层遮挡会显著降低林栖动物的可探测性,即使目标真实存在,传感器也可能无法获得足够的直接目标信号[25-26,57-58]。

传感器成像机制进一步决定经环境调制后的信号能否被有效记录[9]。全色和可见光主要反映亮度、颜色、纹理与形态差异,热红外反映目标-

背景辐射温差，多/高光谱、激光雷达（light detection and ranging，LiDAR）和合成孔径雷达（synthetic aperture radar，SAR）则分别补充光谱、结构和散射信息[12,14,19]。地面采样距离、成像几何、观测角度、辐射灵敏度和噪声水平共同决定目标占据的有效像元数、边界完整性以及目标-背景对比度，进而影响动物信号能否被稳定记录[10,16]。由此可见，动物目标的可观测性不是目标本体的固定属性，而是目标特征、环境条件、传感器响应和观测几何共同作用的结果。不同载荷记录的物理量及其能够支撑的证据层级并不相同，典型载荷的观测信息、主要任务与适用边界见表1。

表1 典型空天遥感载荷的观测信息、证据属性与适用边界

Table 1 Observation Information, Evidence Attributes and Applicability Boundaries of Typical Spaceborne and Airborne Remote Sensing Payloads

载荷类型	主要观测信息	可形成的证据	适用任务	适用条件与边界
全色/可见光	亮度、颜色、轮廓、纹理、目标形态	以直接证据为主	大型或聚集动物筛查、个体定位、巢址识别	足够目标像元、目标-背景反差较高、遮挡较弱
热红外	目标-背景辐射温差	以直接证据为主	夜间搜索、局部动物检测与计数	稳定温差、合理航高和成像时段
多/高光谱	多波段反射、植被与环境光谱特征	以间接证据为主	生境分类、资源条件分析、候选区域筛查、分布建模	波段、信噪比、时相与目标尺度匹配
LiDAR	冠层高度、林隙、地形和垂直结构	以间接证据为主	遮挡评价、生境结构建模、林下可观测条件分析	点密度、回波质量、空间配准可靠
SAR	粗糙度、含水量、散射结构等	以间接证据为主	多云地区生境、水文和环境状态监测	极化方式、入射角、辐射一致性合理
多载荷组合	形态、热、光谱与结构信息互补	直接与间接证据联合	广域筛查-局部核验、多模态目标确认	时空对应、几何配准、统一调查单元和独立验证

目标可观测性还具有显著的时变特征[16-18,25-26]。动物活动节律、繁殖迁徙和行为状态会改变位置、暴露比例，物候、背景温度、云量和太阳高度等条件也会改变目标-背景差异[16,26,33]。无人机接近产生的噪声、阴影或重复飞行还可能诱发警戒、逃逸、潜水等行为，这种行为响应的异质性同样会反向改变目标信号的可获得性，构成检出过程的额外不确定性来源[59-62]。从证据链角度看，还应严格区分物理上不可观测与已经成像但算法未检出两类情形[4-7,19,25,47]。前者主要受动物暴露状态、遮挡、目标尺度、目标-背景差异和传感器响应等因素影响，决定目标在特定观测条件下是否具有被发现的可能性；后者则发生于目标信息已经进入观测数据之后，表现为算法漏检、误报或类别混淆[12,36-37]。二者虽然都可能产生未发现结果，但误差来源和校正对象不同。生态学意义上的检出过程同时受到动物可用性与观测/解译过程影响，因此，不能以检测算法的召回率直接替代调查尺度上的检出概率[4-7,47]。

1.2 多平台观测的时空完备性

多平台观测的时空完备性是指有限且异构的观测样本能否在关键空间范围、动物活动窗口和适当生态尺度上形成具有代表性的覆盖，并支持对动物状态的估计[7-11,28-31,63-64]。不同平台在覆盖范围、重访周期、观测粒度和持续时间上具有互补性，但这种互补不会自动形成完整观测，平台之间的覆盖空白、观测窗口错位和调查单元不一致仍可能使局部记录偏离区域总体状态。

空间完备性首先受到观测支持范围和采样设计的影响[9-10,28-31]。卫星像元或网格、航空与无人机航带以及地面点位对应不同的观测单元，其面积、尺度和抽样概率并不等价[28]。当局部高分辨率记录用于区域外推时，样本是否覆盖关键生境类型、动物活动热点和低可达区域，将直接影响总体状态的代表性[28-31]。

时间完备性取决于重访周期与动物活动时间尺度之间的匹配[7,9,28-32]。单次成像、日内活动、季节迁徙和多年趋势对应不同生态过程[33,44]。观测时刻与动物活动窗口错位可能遗漏短时聚集或快速移动事件，而多年趋势分析则需要长期一致的重复观测[18,29,33-35]。已有长期卫星监测表明，成像日期与繁殖阶段不一致会显著影响基于影像获得的种群指数，使跨年度差异同时包含真实种群变化与观测时机变化[33-35]。

多尺度观测之间还存在空间支持差异[1,7,9,30-31]。影像中的目标数是特定时空窗口和调查单元内的观测量，丰度、密度、空间分布和种群数量则是经过检出概率校正、抽样设计和尺度外推后的生态参数[4]。像元、样带、个体位置、样点和保护地管理单元对应不同统计尺度，同一变

量在不同尺度下可能呈现不同关系[30-31]。局部高分辨率影像中的目标数只能代表相应调查单元内的观测结果[29,47],若未经抽样设计、检出概率校正和尺度转换,不能直接外推为区域丰度、密度或种群数量[4-6,10]。若缺少明确的尺度转换和采样边界,即使记录在空间上重叠,也不能自动视为同一层级的证据。

长期监测还受到观测过程变化的影响[33-35,63-64]。平台性能、载荷条件、调查频率、天气和实际有效覆盖随时间变化,会使观测序列同时包含动物真实状态变化和采样过程变化[33]。相应地,多平台观测的时空完备性本质上取决于空间代表性、时间匹配性、尺度一致性和长期可比性;当空间覆盖、时间窗口、抽样单元和观测资源无法同时匹配时,有限观测不仅难以描述动物出现和活动过程,也会使后续丰度、密度和种群动态估计产生代表性偏差。

1.3　动物目标表征的可辨识性

动物目标表征的可辨识性是指遥感观测中的形态、纹理、温度、光谱和结构等特征能否稳定地区分动物与背景、相邻个体、不同物种及不同身份[12,36-40]。其本质受类间差异和类内变化共同制约:复杂背景、阴影、热斑和相似地物会缩小动物与非动物之间的特征距离,尺度、姿态、遮挡、行为和个体差异则会扩大同类目标内部变化[36-40]。

目标尺度减小和个体密集会进一步造成表征信息损失[36,38,40]。小目标占据像元有限,局部结构、纹理和边界容易退化;相邻或重叠个体又会产生形态与热响应混叠,使实例边界和个体特征难以独立表达[36]。因此,目标已经形成可观测信号并不意味着该信号一定包含足以支持可靠区分的信息。

观测条件变化还会削弱表征稳定性[37,41]。地点、季节、光照、植被、地表温度、观测视角、空间分辨率和传感器类型的变化,可能使同一物种呈现不同特征;不同物种在低分辨率、强遮挡或相似背景下又可能形成接近响应[37,40]。可辨识性因而同时取决于特征的类间可分性和跨条件稳定性。

不同辨识任务对信息粒度的要求具有层级差异[37-39,42]。目标检测主要回答动物是否存在及其位置,个体分离和计数回答调查单元内有多少目标,物种辨识回答目标属于何种类别,个体身份和年龄、性别等属性提取则需要稳定且足够细粒度的特征或独立验证[12,36-42]。检测到目标不等于计数无偏,局部计数也不等于区域丰度、密度或种群数量,后者还需要考虑目标暴露、漏检、误报、重复计数、抽样设计和尺度外推[4-5,38,42]。因此,目标表征能支持的最高解释层级应由有效观测信息和验证条件共同确定[19,42]。

真实监测还具有开放性,实际观测中可能出现先验类别体系之外的物种、异常姿态和复杂背景目标[37,41,43]。这使可辨识性不再只是固定类别之间的差异判断,而是在观测条件变化和先验信息不完备时维持稳定区分的问题[41,43]。这一分析表明,动物目标表征的可辨识性本质上由类间可分性、类内稳定性、信息完整程度和辨识语义粒度共同决定[37,40,42]。当观测信息只能支持目标检测或局部计数时,输出应停留在相应层级,不宜进一步解释为物种、个体或种群状态。

1.4　动态目标的跨时序可关联性

动态目标的跨时序可关联性是指在观测间隔、遮挡、离开视场和平台变化等条件下,不同时刻记录到的动物能否建立稳定且唯一的身份对应[44-46]。无人机视频时间分辨率较高,但视场有限且易受平台运动影响,卫星和航空影像覆盖较广却通常具有更长重访间隔[9,44]。随着采样间隔的增加,动物可达范围和候选路径不断扩大,同一后续位置可能对应多个先前个体。因此,时间采样与动物运动尺度的匹配是维持身份连续性的基础。

跨时相身份表征的稳定性决定关联结果能否保持唯一[45-46]。姿态、视角、尺度和传感器变化会改变同一个体的二维外观与热特征,而同种个体又常具有相似表征[20,45]。当个体发生交汇、遮挡、离开视场后重新出现时,原有空间顺序和局部运动连续性可能被破坏[45]。对于缺乏永久斑纹、体态或人工标记等稳定身份线索的物种,关联往往需要联合空间位置、运动连续性和多时刻表征,单纯依赖邻近关系难以确定身份[20,46]。

前端观测误差还会沿时间维度传播[4-7,45-47]。漏检会造成身份链中断,误报会引入不存在的候选目标,重复检测可能将同一个体拆分为多个身份,早期错误关联还可能影响后续判断[45-47]。在长时序或多平台条件下,检测阈值、地理配准和时间同步误差还会共同改变候选关联范围[18,45-46]。与此同时,局部检测和辨识误差可能随时序延长累积为更大的身份不确定性[46-47]。

跨时序可关联性取决于时间采样与运动尺

度的匹配、身份表征的跨时相稳定性、候选个体的可区分程度以及前端误差累积[44-47]。当这些条件不足时,不同时刻目标之间可能出现多重匹配,使身份序列和运动轨迹失去唯一性[44,46]。稳定关联能够支持活动范围、迁徙路径和资源利用分析,但个体轨迹并不等同于种群动态;只有进一步结合检出概率、抽样代表性和尺度转换,离散轨迹与重复计数才可能用于区域种群状态推断[5-7,47]。

2 空天遥感野生动物监测的研究进展

空天遥感野生动物监测的发展并非由彼此替代的技术阶段构成,而是在不同观测条件下逐步形成生境表征与间接推断、动物目标直接观测以及多源协同与智能解译3类研究范式[1,8-13,19]。3类范式在时间上相互交叠,分别回答动物可能出现在哪里,能否在影像中被直接发现,以及如何将异构观测转化为可验证生态证据等问题[9,12,19]。其能力演化体现为5个相互关联的跃升:由生境环境表征走向动物直接观测,由局部单次采样走向广域重复与加密观测,由单源观测走向多平台多模态协同,由群体检测计数走向个体识别与跨时序关联,以及由观测量提取走向结合遥感观测过程与动物学约束的生态参数推断[7-10,12-13,28-35,44-55]。图3以时间演进为背景展示了3类范式的形成及其能力扩展,3类研究范式并非依次替代,而是在不同监测任务和观测条件下长期共存。

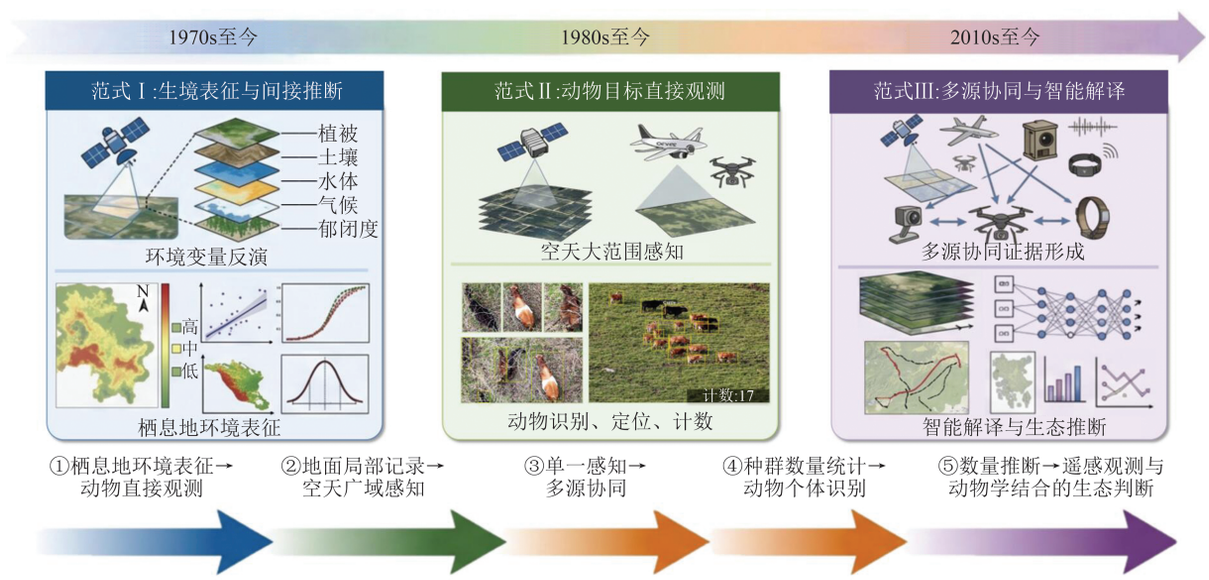


图3 空天遥感野生动物监测的3类研究范式及能力演进

Fig. 3 Three Research Paradigms and Capability Evolution of Wildlife Monitoring Using Spaceborne and Airborne Remote Sensing

2.1 生境表征与间接推断

生境表征与间接推断首先解决的是动物难以在影像中直接识别时动物可能出现在哪里的问题[1,9,19]。文献[65]于1976年利用卫星影像监测北极生境与鹅类生产状况,较早将区域环境状态与野生动物生态过程联系起来,显示出卫星遥感服务动物学判断的潜力。受空间分辨率、目标可见性和数据获取条件限制,早期研究主要以卫星影像表征植被、地形、水体、海冰、土地覆盖和景观结构等生境要素,而非直接识别动物个体[1,9,19,30-31]。LiDAR和SAR等数据随后补充冠层垂直结构、地表形态和水文状态,使样线、样方或少量调查点附近的环境描述能够扩展为连续的空间信息[14-15,66-67]。

这一范式的方法演进表现为由生境制图向统计分布推断和时序响应分析延伸[48-55]。研究首先利用土地覆盖分类、植被指数和景观指标制备生境图,然后将地形、植被、水文和人为干扰等变量纳入生境适宜性评价[1,49-52]。当样线、样方、历史记录或相机陷阱等动物学记录作为响应变量时,最大熵模型、占域模型和层级模型可用于估计潜在分布、出现概率及其环境关联[48-50,53-54]。多时相遥感资料进一步支持识别生境退化、恢复和连通性变化,并分析动物记录对环境变化的滞后或同步响应[1,30-31,51-52,55]。

间接推断的生态解释必须以证据边界为前提[4,19,49]。生境适宜性反映的是环境条件与动物利用之间的统计关联,不等同于动物在该处实际

出现,潜在分布也不能直接替代种群数量、密度或长期趋势[48-49,54]。模型结果仍需依托独立动物记录、重复调查和适当的尺度转换加以检验,环境变量不能替代动物个体、数量及检出过程的直接观测[4,31,55]。这一范式实现的主要能力拓展是由离散动物调查走向连续生境表征,为调查区域筛选、潜在分布估计和环境响应分析提供空间基础。其应用边界在于遥感证据主要指向环境适宜性及潜在利用空间,而不能独立证明动物实际出现或估计真实种群数量[19,49]。

2.2　动物目标直接观测

动物目标直接观测主要解决的是能否从遥感影像中发现、定位并统计动物本体的问题[9-10,19]。文献[68]较早讨论了利用空间影像探测袋熊目标的可能性,为后续从生境表征走向动物目标直接观测的研究提供了早期案例。随着高分辨率卫星、航空影像和无人机影像的发展,大型、聚集性或与背景反差明显的动物逐渐进入可观测范围[11,16-24,69-72]。在海冰、海面、湿地、裸地和开阔草原等场景中,体态、阴影、温度差异或群体形态可形成条件性直接证据,无人机的低空重复观测还拓展了个体定位、群体清查、体尺测量和巢址调查等应用[11,24,70,72]。

直接观测能力的提升伴随着解译方法由人工判读向自动检测转变[9-10,19,69-73]。早期研究主要依靠目视判读,并使用光谱或温度阈值、纹理差异、阴影关系和形态规则筛选候选目标;对于聚集性动物,规则分割、连通域分析和面积统计可辅助完成数量估计[9,19,70,72]。随着影像样本和标注规模的扩大,传统机器学习与深度学习逐步用于目标检测、实例分割、密集目标分离和目标计数[12,17,36,73-81]。自动解译的应用场景逐步延伸至更小目标、更稀疏分布和更复杂背景,但这类条件下的检测稳定性通常低于目标充分暴露且背景较为单一的场景,模型输出仍受目标尺度、暴露程度、空间分辨率、背景差异和成像时机共同约束[12,26,37,40]。

直接影像记录本质上是特定观测条件下形成的条件性动物证据[19,25,47]。潜水、隐蔽、冠层遮挡和背景混淆均可能造成漏检,局部高分辨率影像中的可见个体数也不能自然外推为更大区域的种群状态[4-6,47]。这一范式实现了由生境代理变量到动物直接影像证据、由地面局部记录到空天大范围感知的跃升,但可见目标数并不等于真实种群数量,观测条件和检出过程仍是后续计数校正与生态推断的必要前提[9,11,19,47]。

2.3　多源协同与智能解译

多源协同与智能解译解决的是单一平台难以同时满足广域覆盖、高空间分辨率、重复观测、物种确认和生态参数估计等要求的问题,因而逐渐成为连接动物直接观测与种群生态推断的重要范式[7-10,28]。与单纯增加平台或传感器不同,该范式的核心是按照调查任务组织异构观测,使不同来源分别承担区域筛查、局部精查、目标确认、检出校准和长期复测,并通过统一的调查单元和证据层级形成可追溯的观测链。其发展可概括为3个相互衔接的环节:跨平台协同与证据校准解决不同观测能否对应的问题,多模态解译与数据评价解决异构信息能否稳定转化为位置、数量、类别和个体属性等动物观测变量的问题,观测结果向生态参数转换则解决局部检测结果能否支撑种群层面推断的问题。

2.3.1　跨平台协同与证据校准

跨平台协同首先解决的是不同覆盖尺度和观测频率之间如何建立互补而可校准的观测关系的问题[7-10,28-35]。卫星适于广域筛查、生境背景获取和长期复测,载人航空器适于区域样带与较大范围调查,无人机则适于重点区域的高分辨率精查和重复观测,地面调查、相机陷阱、被动声学和生物遥测可进一步提供物种确认、活动状态、个体位置及动物可用性等辅助证据[2,7-10,28-35]。协同观测由此形成“广域筛查-重点精查-地面核验”的任务链,而不是对同一区域进行无差别的数据叠加[28,64]。

不同来源只有具有明确的时空对应和验证关系时,才能构成联合证据[7,18,28-35]。近同步的卫星、航空或无人机影像可用于建立目标级或调查单元级对应,遥测位置和同步地面记录能够判断动物是否真实存在以及成像时刻是否具有被观测条件,时间间隔较大的环境影像则更适合作为生境或背景协变量,而不能直接证明动物在成像时刻出现[7]。典型协同模式及其校准关系见表2。相比于数据源数量,多源协同更重要的指标是不同证据是否具有共同的空间支持、时间窗口和独立验证来源。

协同模式的适用边界主要来自不同观测过程之间的非等价性[7,18]。生物遥测能够为已标记个体提供较为可靠的位置和可用性信息,但标记样本未必能够代表整个种群;近同步异源观测能够检验平台间计数结果的一致性,却依赖严格的

表2 多源遥感平台在野生动物监测中的协同应用案例

Table 2 Synergistic Applications of Multi-source Remote Sensing Platforms for Wildlife Monitoring

代表研究	监测对象/场景	观测数据源	数据源对应校准方式	主要输出	该研究解决的核心问题
文献[7]	野生动物航空调查	无人机调查+生物遥测	利用遥测位置与动物可用性信息验证无人机检出	检出概率	区分动物存在但未检出与真实缺失
文献[18]	海象/海冰环境	甚高分辨率卫星+遥控驾驶航空器系统	同期不同平台计数结果对照	个体/群体数量	评估卫星计数与局部高分辨率调查的一致性
文献[28]	白鲸	超高空间分辨率卫星+无人机	以无人机观测对卫星影像进行地面/近地验证	丰度估计	将广域卫星观测与局部高精度计数连接
文献[29]	王企鹅群落	固定翼无人机航拍影像+卫星影像	跨平台群落面积、数量和密度结果比较	种群数量与密度	比较不同尺度和数据产品下的种群估计差异
文献[82]	喀斯特生境黑叶猴和猕猴	红外相机+无人机LiDAR	动物活动记录与三维生境结构空间对应	时空共存与生境关系	将动物出现记录与结构性生境证据关联
文献[83]	阿德利企鹅群落	无人机多光谱+无人机热红外	同平台多模态几何配准与联合判读	群落丰度	利用光谱与热信息互补降低单模态计数误差

时间同步和几何配准;地面或无人机复测有助于区分真实缺失与遥感漏检,但其空间覆盖和调查成本限制了大范围常态化使用[7,18,28-29]。同时,不同数据若共享相同调查路线、背景条件或真值来源,其误差可能具有相关性,不能简单视为相互独立的重复证据[41-42]。因此,跨平台协同实现的能力拓展不是更多数据,而是由单源观测走向具有交叉验证和检出校准能力的观测体系,其边界取决于时空同步、尺度一致性和辅助证据的代表性[18,28-29]。

2.3.2 多模态解译与数据评价

多模态智能解译解决的是不同传感器形成的异质观测能否稳定转化为位置、数量、类别和个体属性等动物观测变量的问题[12,37,41-42,73-88]。随着观测对象从开阔背景中的大型动物扩展至弱小目标、密集群体和复杂背景,单一可见光或热红外信息往往难以同时保证目标显现与类别区分[37]。可见光、热红外、多/高光谱和三维结构信息分别提供形态、辐射温度、光谱和空间结构线索,其互补使用可降低单一模态在阴影、低温差、遮挡或背景混淆条件下的信息不足[74,83-87]。与此同时,多模态并不天然意味着更高可靠性,只有新增模态提供区别于现有观测的独立有效信息时,数据融合才能真正减少漏检和误报[83,85]。

智能解译任务按照证据粒度形成了由检测到细粒度识别的递进关系[37-38,41,43,81,89-91]。目标检测首先回答动物是否存在及其位置,实例分割、中心点或密度估计用于处理个体分离和密集群体计数,分类模型进一步判断物种或类群,细粒度特征则可在具备稳定身份线索时支持个体识别和跨时序关联[38,73,81]。数据级融合依赖严格的时空同步和几何配准,特征级融合可组织空间支持存在一定差异的异质信息,决策级融合则能够保留不同来源的独立预测及置信度[84-86]。但模态缺失、质量退化、配准误差、传感器更换和未知类别均可能使融合模型失效,因此,对多模态解译模型的评价不能仅依靠完整模态条件下的平均准确率,需要设计面向野外真实场景的评价范式。

数据集构建策略是多模态模型评价的基础,模型能否迁移至实际监测场景,很大程度上取决于数据集的构建与评价方式[37,41,89]。若相邻视频帧、同一航次或高度相似的背景被随机分入训练集和测试集,模型可能利用地点和背景线索获得较高指标,从而高估其对新区域、新航次和新传感器的泛化能力[37,41,90]。在数据集划分时,应依据地点、航次、整景影像或完整时间序列实现训练集与测试集的时空隔离,并分别报告跨区域性能、计数误差、模态缺失鲁棒性和未知类别识别表现,以此贴近真实野外部署条件[38,41,81,91]。代表性公开数据集及其物种、场景、平台和标注形式见表3。

数据集本身的分布偏倚会进一步影响评价结果的可信度。公开数据集的核心短板并非样本数量不足,而是观测场景和物种分布具有明显偏倚[41,89-90]。现有数据较多集中于开阔环境、大型或聚集性动物,而林下遮挡、小目标、稀有类别及跨年度连续记录仍相对不足[20-21,43,89-91]。因此,模型在现有公开数据集上获得较高检测精度并不能代表真实的泛化能力。即便采用多模态智能解译技术,将传统人工与单模态目标提取拓展为多源、自动和细粒度的信息获取,但其应用边界仍由训练数据代表性、跨域泛化能力以及输出不确定性决定[37,41]。

表 3　空天遥感野生动物影像的代表性数据集

Table 3　Representative Datasets of Wildlife Images from Spaceborne and Airborne Remote Sensing

数据集	发布时间	地点	主要动物	场景	平台	数据规模	标注形式	主要任务	公开地址
航空大象数据集[89]	2019年	南非	非洲象	开阔稀疏草原和灌丛地	有人驾驶航空平台	2 074张影像	点	检测、计数	https://zenodo.org/records/3234780
BIRDSAI数据集[20]	2020年	南非、马拉维、津巴布韦	象、狮、长颈鹿、鳄鱼等多种动物	开阔地表、复杂背景和夜间场景	无人机热红外视频	48个真实视频,124个合成视频	时序目标	检测、跟踪	https://sites.google.com/view/elizabethbondi/dataset
太空观鲸数据集[90]	2021年	阿根廷、新西兰、南非、美国、墨西哥等	南露脊鲸、灰鲸、座头鲸及其他大型鲸类	开阔海域和近岸海域	世界视2号、世界视3号、地球眼1号和快鸟2号	633个鲸类目标	中心点、边界框	检测	https://data.bas.ac.uk/full-record.php?id=GB/NERC/BAS/PDC/01482
海豹网2.0数据集[21]	2022年	南极及极地海冰区	南极浮冰海豹	海冰、冰缘和冰面群体	世界视3号	16 485个768×768切片	目标/正负样本	检测	https://github.com/lynch-lab/seal_datasets
无人机野生动物航拍数据集[43]	2023年	多地区、多类型自然环境	6类野生动物	草地、林缘、湿地和复杂自然背景	无人机可见光影像	14 375幅影像	边界框	多类别检测	https://github.com/xiaohuicui/WAID

2.3.3　观测结果向生态参数转换

观测结果向生态参数转换解决的是算法得到的目标位置、可见个体数和轨迹如何进一步支持占域、丰度、密度、空间分布及种群变化估计的问题[4-7,92-95]。影像中的目标数属于特定调查单元和观测窗口中的观测量,而丰度、密度和种群状态属于对潜在真实生态状态的统计估计,两者之间至少存在动物可用性、检出误差、抽样代表性和尺度转换等环节[4-7,47,95]。因此,算法准确率的提高并不会自动使检测结果成为更高层级的生态证据[5,47]。

算法解译误差与生态调查中的检出过程属于不同层级,应分别评价[4-7,19,47]。检测模型的召回率、误报率和置信度能够描述目标已经进入有效观测范围后的解译误差,而生态学意义上的检出概率还受动物是否进入调查区域、是否暴露于传感器以及当时观测条件是否允许发现等因素的影响[6-7,47]。通过耦合算法解译结果与重复调查、同步地面核验、生物遥测、距离抽样等观测信息,能够利用占域模型、丰度/密度模型或状态空间模型,实现对真实生态状态与观测过程的分层刻画[7,48,92,94-95]。这种分层处理能够避免把算法未检出直接解释为动物不存在,也避免把可见目标数直接等同于真实种群数量[4-7,47,92-95]。

尺度转换是由局部遥感观测走向区域生态推断的另一关键条件[30,95]。卫星像元、无人机航带、样点、个体位置和保护地管理单元具有不同空间支持,单次影像中的高精度计数只能代表相应观测窗口和调查单元[4-7,30-35]。区域丰度或密度估计还需要明确抽样概率、有效覆盖面积、生境异质性和空间外推模型,长期种群趋势则要求进一步控制平台变化、调查努力、季节和动物活动窗口造成的观测差异[33-35,92-95]。这一转换意味着遥感解译评价需要由单纯报告准确率、召回率或平均精度,进一步扩展到有效覆盖、重复计数、检出概率和生态参数不确定性[5,47,95]。

图4展示了常用深度学习方法从输入模态到输出层级、再到解译任务的对应关系,这些输出能否进入占域、丰度和种群动态等生态推断,取决于观测设计、独立验证、检出校正与尺度转换,而非算法复杂度本身。

从整体演进来看,多源协同与智能解译范式完成了3个方面的能力拓展:观测组织由单平台采样走向跨平台协同校准,信息提取由目标检测和群体计数走向物种识别、个体表征与动态关联,最终输出由影像观测量逐步走向结合检出过程和抽样设计的生态参数估计。然而,这一演进并未消除前端误差,而是使不确定性由单一检测误差扩展为目标可观测性、时空采样、跨源配准、算法解译、身份关联和尺度外推共同构成的传播链。

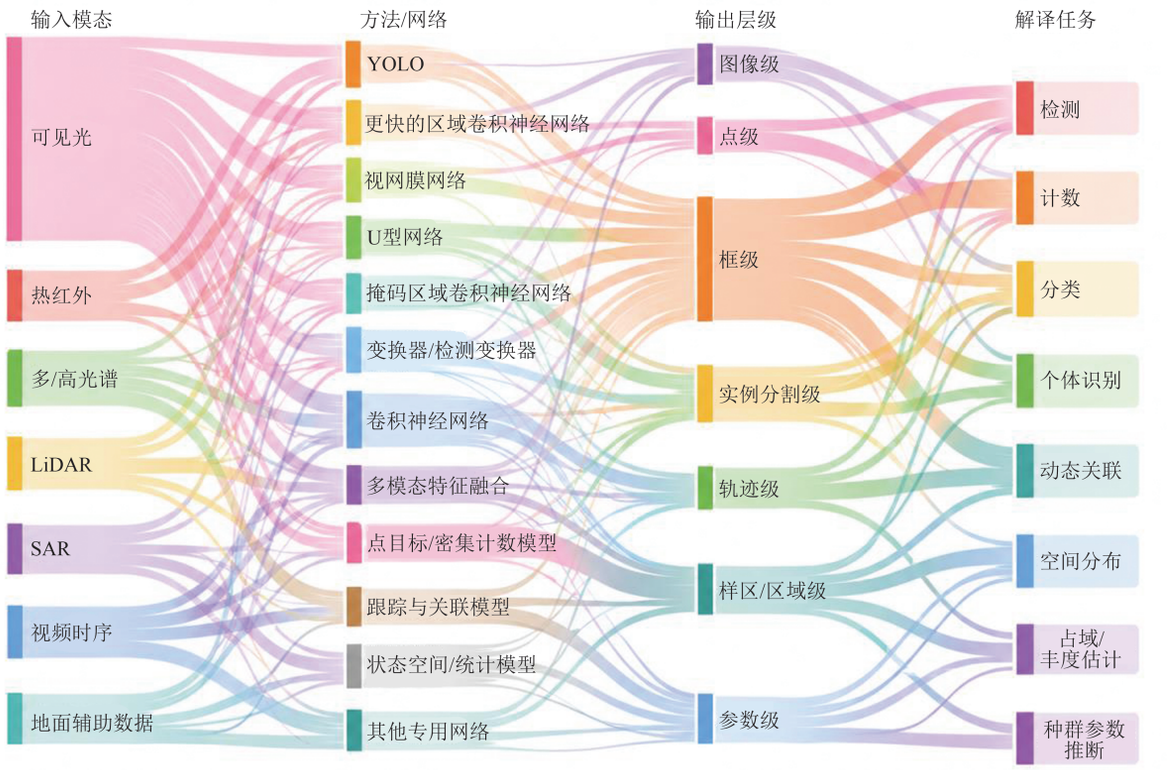


图4 空天遥感野生动物监测深度学习方法图谱

Fig. 4 Graph of Deep Learning Methods for Wildlife Monitoring Using Spaceborne and Airborne Remote Sensing

与此同时,甚高分辨率数据获取成本与授权模式、长期数据共享、跨平台标准化和遥感-人工智能-动物生态交叉人才不足等因素,也制约着研究成果向常态化业务监测转化[9-10,13]。因此,下一阶段既需要提高证据链各环节的技术能力,又需要建立长期可运行、可验证和可比较的观测体系。

3 空天遥感野生动物监测的未来趋势

未来空天遥感野生动物监测的关键不再局限于单一传感器或识别算法的性能提升,而在于贯通有效信号获取、时空观测组织、多源信息解译和生态参数推断。针对物理可观测性、时空完备性、目标可辨识性和跨时序可关联性等瓶颈,研究重点将由发现目标逐步转向形成连续、可验证的生态证据。

3.1 面向林下环境的智能传感器

复杂环境中的首要瓶颈是目标有效信号难以形成和稳定获取,尤其在高郁闭度森林、灌丛和阴影背景下,野生动物容易因冠层遮挡、背景混叠和目标尺度不足而处于可观测但不可辨识或存在但不可见的状态[25,56-57]。以大熊猫国家公园等高郁闭度区域为例,此类场景中决定监测上限的关键因素,已逐渐由传感器的名义空间分辨率转向目标信号能否与背景环境形成稳定可分辨的差异[14-15,25-27]。

因此,未来应研发可实现林下信号穿透与弱信号增强的智能传感器,如集成边缘智能计算单元的微型红外传感器,使其能够适配无人机等轻小型平台。传感器发展应从单一性能指标优化转向针对目标物理特征和观测环境的协同设计,多波段、多视角及主被动感知手段结合能够从不同观测机制增加有效目标线索。对于复杂场景,多载荷组合的意义不在于简单增加数据维度,而在于降低单一观测机制失效时的整体信息缺失,并为后续目标识别提供具有互补性的物理证据[80,83]。

3.2 空天地遥感集群协同感知

单个平台难以同时满足广域覆盖、高空间分辨率、高时间频率和长期连续监测的要求。破解这一矛盾的思路不是单纯依赖单一观测平台的性能迭代与指标堆砌,而是构建空天地水一体化的立体监测网络,通过多平台多传感器的集群化、加密化协同观测,弥补单一视角和单一时刻观测的局限。国家公园监测体系建设已为这一模式提供现实基础,卫星、无人机与地面设备协同组网已在多个自然保护地的监测规划中被提出[7-10,28-29,32]。针对高郁闭度林区林下隐蔽物种难以稳定观测的问题,武汉大学眭海刚教授团队已

开展了无人机集群协同观测探索实验，通过多无人机、多载荷、多视角观测以缓解单一视角下的冠层遮挡问题，其观测到的国家级保护动物大熊猫如图5所示。



(a) 陕西省佛坪国家级自然保护区大熊猫热红外与LiDAR影像　　(b) 四川省王朗国家级自然保护区大熊猫可见光与热红外影像

图5　面向林下大熊猫的无人机观测影像示例图

Fig. 5　Example Images of Unmanned Aerial Vehicle Observation for Giant Pandas Under Forest Canopy

面向未来，集群化、加密化观测体系可构建一网＋三级联合观测模式。一网即空天地水一体化监测网，整合卫星、林上/林下无人机、地面监测站与移动机器人、水面及水下机器人等多类装备，形成覆盖天基、空基、地基与水域的立体感知网络，实现从区域生态宏观感知到重点区域动态巡查及林下、水域局部精细监测。三级联合观测则以卫星、无人机和地面设备为主体，在时间维度形成长期-中期-实时的连续观测链，在空间维度形成广覆盖-中聚焦-精观测的层级网络，为复杂生境下的持续监测提供基础。

3.3　多模态一体化智能解译

多模态动物遥感解译的核心是使机器具备类似生态学家的综合研判能力，综合卫星、无人机、地面、水面/水下各种观测手段的传感器数据，去判断动物在哪里、是什么物种等。未来智能解译应由目前单一的、零散的目标解译转向统一时空基准下的空天地水多源异构的协同分析，实现跨平台时空对齐、跨模态特征关联和大模型支持下的动物目标检测与识别，实现这一协同需要时空智能与大模型两方面支撑。时空智能为多源观测提供统一的时空基准与通信链路，即在通信、导航、遥感一体化的基础上，由传统定位、导航、授时拓展为定位、导航、授时、遥感与通信；对于无电、无通信、无地面基础设施的三无监测场景，还需搭建通信、导航、遥感、计算与存储一体化的边/端体系，支撑模型在资源受限的条件下实时推理并减轻数据回传压力[96-98]。在此基础上，构建适应生态复杂性的多模态遥感大模型，一方面，在基础遥感大模型上结合生态领域知识，利用多种学习手段提升跨域泛化能力；另一方面，融合声学、基因等非成像数据[88,99]以弥补单一模态局限，形成面向野生动物监测的专有领域模型。

3.4　个体身份识别与时空分析

野生动物识别的一个重要趋势，是由物种识别向个体身份识别转变，也就是由发现目标到确认身份的跃升。当前研究正处于从单点技术突破向系统化分析过渡的阶段，一方面，深度学习显著提升了识别与跟踪能力，外观纹理匹配、深度度量学习、多模态融合等技术路线推动了该领域的发展，例如成都大熊猫繁育研究基地利用面部图像将大熊猫动物个体识别精度提升至96%以上[100]；另一方面，受动物生长、换毛、季节性斑纹变化等内在生物学表型变异以及真实生态场景复杂、数据分布不均衡的影响，该方向仍面临高类内差异、低类间差异的困境，距离工程化落地仍存在较大差距。少样本学习与融入生态先验知识的建模是缓解这一困境的可行途径。

精准的动物个体身份识别是跨时序关联与大范围时空统计的前提。空天地遥感获取的观测数据存在时空不连续特征，得到的动物记录通常是局部的、零散的，如何利用这些离散数据分析特定个体乃至整个种群的时空分布，是亟待解决的关键问题。此外，生态学家研究更关注动物在休息、觅食、迁徙等状态间的切换，需要将遥感等手段反演的生境变量与动物行为状态（如觅食、迁徙）相关联，进而解释分布与移动的驱动机制。只有构建包含时间、位置、身份信息的个体观测记录，才能支撑跨时序个体关联与种群参数估计，充分发挥个体识别在种群时空统计中的基础作用。

4　结　语

本文立足空天遥感野生动物监测的体系化发展趋势，构建“信号形成-时空观测-智能解译-动态关联-生态推断”一体化证据链，阐明空天遥

感野生动物监测各环节层层衔接、不可替代的内在逻辑;前端环节的信息损失与误差会逐级传导,直接影响后续生态推断结果。针对当前监测存在的目标可观测性差、时空观测不完备、目标表征可辨识性弱及跨时序关联困难等核心瓶颈,本文梳理多维度技术优化路径,指出该领域的能力提升并非依赖影像分辨率或算法精度的优化,而是需要实现信号有效获取、过程充分观测、数据可信解译、个体稳定关联的全链条贯通,并明确各环节证据边界与不确定性。总体而言,空天遥感通过多技术融合贯通,有望升级为支撑野生动物种群长效监测与生物多样性保护的规范化技术体系。

参 考 文 献

[1] PETTORELLI N, LAURANCE W F, O'BRIEN T G, et al. Satellite Remote Sensing for Applied Ecologists: Opportunities and Challenges[J]. *Journal of Applied Ecology*, 2014, 51(4): 839-848.

[2] ZWERTS J A, STEPHENSON P J, MAISELS F, et al. Methods for Wildlife Monitoring in Tropical Forests: Comparing Human Observations, Camera Traps, and Passive Acoustic Sensors[J]. *Conservation Science and Practice*, 2021, 3(12): e568.

[3] MUGERWA B, NIEDBALLA J, PLANILLO A, et al. Global Disparity of Camera Trap Research Allocation and Defaunation Risk of Terrestrial Mammals[J]. *Remote Sensing in Ecology and Conservation*, 2024, 10(1): 121-136.

[4] WHITE G C. Correcting Wildlife Counts Using Detection Probabilities[J]. *Wildlife Research*, 2005, 32(3): 211-216.

[5] BRACK I V, KINDEL A, OLIVEIRA L F B. Detection Errors in Wildlife Abundance Estimates from Unmanned Aerial Systems (UAS) Surveys: Synthesis, Solutions, and Challenges[J]. *Methods in Ecology and Evolution*, 2018, 9(8): 1864-1873.

[6] LAAKE J, DAWSON M J, HONE J. Visibility Bias in Aerial Survey: Mark-Recapture, Line-Transect or Both?[J]. *Wildlife Research*, 2008, 35(4): 299-309.

[7] HVALA A, ROGERS R M, ALAZAB M, et al. Supplementing Aerial Drone Surveys with Biotelemetry Data Validates Wildlife Detection Probabilities[J]. *Frontiers in Conservation Science*, 2023, 4: 1203736.

[8] LINCHANT J, LISEIN J, SEMEKI J, et al. Are Unmanned Aircraft Systems (UASs) the Future of Wildlife Monitoring? A Review of Accomplishments and Challenges[J]. *Mammal Review*, 2015, 45(4): 239-252.

[9] DELPLANQUE A, THÉAU J, FOUCHER S, et al. Wildlife Detection, Counting and Survey Using Satellite Imagery: Are We There Yet?[J]. *GIScience & Remote Sensing*, 2024, 61(1): 2348863.

[10] ATTARD M R G, PHILLIPS R A, BOWLER E, et al. Review of Satellite Remote Sensing and Unoccupied Aircraft Systems for Counting Wildlife on Land[J]. *Remote Sensing*, 2024, 16(4): 627.

[11] HODGSON J C, BAYLIS S M, MOTT R, et al. Precision Wildlife Monitoring Using Unmanned Aerial Vehicles[J]. *Scientific Reports*, 2016, 6: 22574.

[12] XU Z Y, WANG T J, SKIDMORE A K, et al. A Review of Deep Learning Techniques for Detecting Animals in Aerial and Satellite Images[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2024, 128: 103732.

[13] PETTORELLI N, WILLIAMS J, SCHULTE TO BÜHNE H, et al. Deep Learning and Satellite Remote Sensing for Biodiversity Monitoring and Conservation[J]. *Remote Sensing in Ecology and Conservation*, 2025, 11(2): 123-132.

[14] SIMONSON W D, ALLEN H D, COOMES D A. Applications of Airborne LiDAR for the Assessment of Animal Species Diversity[J]. *Methods in Ecology and Evolution*, 2014, 5(8): 719-729.

[15] ACEBES P, LILLO P, JAIME-GONZÁLEZ C. Disentangling LiDAR Contribution in Modelling Species-Habitat Structure Relationships in Terrestrial Ecosystems Worldwide. A Systematic Review and Future Directions[J]. *Remote Sensing*, 2021, 13(17): 3447.

[16] FRETWELL P T, LARUE M A, MORIN P, et al. An Emperor Penguin Population Estimate: The First Global, Synoptic Survey of a Species from Space[J]. *PLoS One*, 2012, 7(4): e33751.

[17] WU Z J, ZHANG C, GU X W, et al. Deep Learning Enables Satellite-Based Monitoring of Large Populations of Terrestrial Mammals Across Heterogeneous Landscape[J]. *Nature Communications*, 2023, 14: 3072.

[18] CUBAYNES H C, FORCADA J, KOVACS K M, et al. Walruses from Space: Walrus Counts in Simultaneous Remotely Piloted Aircraft System Versus Very High-Resolution Satellite Imagery[J]. *Remote Sensing in Ecology and Conservation*, 2024, 10(5): 584-596.

[19] HOLLINGS T, BURGMAN M, VAN ANDEL M, et al. How Do You Find the Green Sheep? A Critical Review of the Use of Remotely Sensed Imagery to Detect and Count Animals[J]. *Methods in Ecology and Evolution*, 2018, 9(4): 881-892.

[20] BONDI E, JAIN R, AGGRAWAL P, et al. BIRDSAI: A Dataset for Detection and Tracking in Aerial

Thermal Infrared Videos[C]//IEEE Winter Conference on Applications of Computer Vision, Snowmass, USA, 2020.

[21] GONÇALVES B C, WETHINGTON M, LYNCH H J. SealNet 2.0: Human-Level Fully-Automated Pack-Ice Seal Detection in Very-High-Resolution Satellite Imagery with CNN Model Ensembles[J]. *Remote Sensing*, 2022, 14(22): 5655.

[22] ASCAGORTA O, POLLICELLI M D, IACONIS F R, et al. Large-Scale Coastal Marine Wildlife Monitoring with Aerial Imagery[J]. *Journal of Imaging*, 2025, 11(4): 94.

[23] ABOUELEZZ H G, HOBBS N T. A High-Altitude Thermal Infrared Method for Estimating Moose Abundance and Demography in Rocky Mountain National Park, USA[J]. *Wildlife Biology*, 2026(5): e01368.

[24] MATERN W A, FLEISHMAN A B, GILBERT I, et al. Evaluating the Efficacy of Drone-Based Thermal Images for Measuring Wildlife Abundance and Physiology [J]. *Marine Mammal Science*, 2025, 41(3): e70019.

[25] KAYS R, SHEPPARD J, MCLEAN K, et al. Hot Monkey, Cold Reality: Surveying Rainforest Canopy Mammals Using Drone-Mounted Thermal Infrared Sensors[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2019, 40(2): 407-419.

[26] WHITWORTH A, PINTO C, ORTIZ J, et al. Flight Speed and Time of Day Heavily Influence Rainforest Canopy Wildlife Counts from Drone-Mounted Thermal Camera Surveys[J]. *Biodiversity and Conservation*, 2022, 31(13): 3179-3195.

[27] MASSEY L, FOLEY A M, BAUMGARDT J, et al. Pre-programming Thermal Sensors Improves Detection During Drone-Based Nocturnal Wildlife Surveys in Warm Weather[J]. *Drones*, 2026, 10(2): 127.

[28] STEWART J B, HUDSON J M, SHERBO B A H, et al. Estimating Beluga Whale Abundance from Space: Using Drones to Ground-Validate VHR Satellite Imagery[J]. *Remote Sensing in Ecology and Conservation*, 2024, 10(6): 673-685.

[29] COLEMAN J, FENNEY N, TRATHAN P N, et al. A Comparison of Established and Digital Surface Model (DSM) -Based Methods to Determine Population Estimates and Densities for King Penguin Colonies, Using Fixed-Wing Drone and Satellite Imagery [J]. *Remote Sensing in Ecology and Conservation*, 2025, 11(3): 294-311.

[30] VOGELER J C, FEKETY P A, ELLIOTT L, et al. Evaluating GEDI Data Fusions for Continuous Characterizations of Forest Wildlife Habitat [J]. *Frontiers in Remote Sensing*, 2023, 4: 1196554.

[31] ELLIOTT J M, FLAHERTY E A, SWIHART R K, et al. Application of LiDAR and Camera Traps to Model Wildlife Habitat[J]. *The Journal of Wildlife Management*, 2025, 89(8): e70093.

[32] BOHNETT E, LAMICHANNE B R, CHAUDHARY S, et al. Thermal Infrared UAV Applications for Spatially Explicit Wildlife Occupancy Modeling [J]. *Land*, 2025, 14(7): 1461.

[33] LABROUSSE S, ILES D, VIOLLAT L, et al. Quantifying the Causes and Consequences of Variation in Satellite-Derived Population Indices: A Case Study of Emperor Penguins[J]. *Remote Sensing in Ecology and Conservation*, 2022, 8(2): 151-165.

[34] LARUE M, ILES D, LABROUSSE S, et al. Advances in Remote Sensing of Emperor Penguins: First Multi-year Time Series Documenting Trends in the Global Population[J]. *Proceedings of the Royal Society B: Biological Sciences*, 2024, 291(2018): 20232067.

[35] WINTERL A, RICHTER S, HOUSTIN A, et al. Remote Sensing of Emperor Penguin Abundance and Breeding Success [J]. *Nature Communications*, 2024, 15: 4419.

[36] KELLENBERGER B, MARCOS D, TUIA D. Detecting Mammals in UAV Images: Best Practices to Address a Substantially Imbalanced Dataset with Deep Learning [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2018, 216: 139-153.

[37] AXFORD D, SOHEL F, VANDERKLIFT M A, et al. Collectively Advancing Deep Learning for Animal Detection in Drone Imagery: Successes, Challenges, and Research Gaps[J]. *Ecological Informatics*, 2024, 83: 102842.

[38] DELPLANQUE A, FOUCHER S, LEJEUNE P, et al. Multispecies Detection and Identification of African Mammals in Aerial Imagery Using Convolutional Neural Networks [J]. *Remote Sensing in Ecology and Conservation*, 2022, 8(2): 166-179.

[39] TABAK M A, NOROUZZADEH M S, WOLFSON D W, et al. Machine Learning to Classify Animal Species in Camera Trap Images: Applications in Ecology [J]. *Methods in Ecology and Evolution*, 2019, 10(4): 585-590.

[40] DUJON A M, IERODIACONOU D, GEESON J J, et al. Machine Learning to Detect Marine Animals in UAV Imagery: Effect of Morphology, Spacing, Behaviour and Habitat[J]. *Remote Sensing in Ecology and Conservation*, 2021, 7(3): 341-354.

[41] SUBEDI A. Mitigating Location Bias for Cross-Location Generalization in Camera Trap Wildlife Detection[J]. *IEEE Access*, 2026, 14: 73067-73081.

[42] CONVERSE R L, LIPPITT C D, SESNIE S E, et al. A Framework for Assessing Reliability of Observer Annotations of Aerial Wildlife Imagery, with Insights for Deep Learning Applications[J]. *PLoS One*, 2025, 20(1): e0316832.

[43] MOU C, LIU T F, ZHU C C, et al. WAID: A Large-Scale Dataset for Wildlife Detection with Drones[J]. *Applied Sciences*, 2023, 13(18): 10397.

[44] DUPORGE I, FINERTY G E, IHWAGI F, et al. A Satellite Perspective on the Movement Decisions of African Elephants in Relation to Nomadic Pastoralists[J]. *Remote Sensing in Ecology and Conservation*, 2022, 8(6): 841-854.

[45] 阎婧宇, 谢永华. 基于YOLOv7-Tiny算法的无人机实时跟踪野生动物方法[J]. 野生动物学报, 2024, 45(2): 251-261.
YAN Jingyu, XIE Yonghua. Real Time Tracking of Wild Animals Using Unmanned Aerial Vehicles Based on YOLOv7-Tiny Algorithm[J]. *Chinese Journal of Wildlife*, 2024, 45(2): 251-261.

[46] RATHORE A, SHARMA A, SHAH S, et al. Multi-object Tracking in Heterogeneous Environments (MOTHe) for Animal Video Recordings[J]. *PeerJ*, 2023, 11: e15573.

[47] HODGSON A, PEEL D, KELLY N. Unmanned Aerial Vehicles for Surveying Marine Fauna: Assessing Detection Probability[J]. *Ecological Applications*, 2017, 27(4): 1253-1267.

[48] LI X Y, BLEISCH W V, JIANG X L. Using Large Spatial Scale Camera Trap Data and Hierarchical Occupancy Models to Evaluate Species Richness and Occupancy of Rare and Elusive Wildlife Communities in Southwest China[J]. *Diversity and Distributions*, 2018, 24(11): 1560-1572.

[49] HURTADO C, HEMMING V, BURTON C. Comparing Wildlife Habitat Suitability Models Based on Expert Opinion with Camera Trap Detections[J]. *Conservation Biology*, 2023, 37(5): e14113.

[50] 郭兴健, 邵全琴, 杨帆. 基于MaxEnt模型的玛多县大型野生食草动物分布及草地承载能力分析[J]. 生态学报, 2025, 45(20): 9908-9919.
GUO Xingjian, SHAO Quanqin, YANG Fan. Distribution of Large Wild Herbivores and Carrying Capacity of Grassland in Maduo County Based on MaxEnt Model[J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2025, 45(20): 9908-9919.

[51] 董浩正, 段后浪, 于海玲, 等. 1980—2023年辽河口鸻鹬类水鸟栖息地质量时空变化[J]. 湿地科学, 2025, 23(1): 1-10.
DONG Haozheng, DUAN Houlang, YU Hailing, et al. Spatial-Temporal Changes of Shorebird Habitat Quality in the Liaohe River Estuary from 1980 to 2023[J]. *Wetland Science*, 2025, 23(1): 1-10.

[52] 张久红, 洪兆春, 崔建钊, 等. 景观基质对雅江中游河谷黑颈鹤冬季觅食地选择的影响[J]. 生态学报, 2023, 43(18): 7701-7714.
ZHANG Jiuhong, HONG Zhaochun, CUI Jianzhao, et al. Effects of Landscape Matrix on Winter Foraging-Habitat Selection of Black-Necked Crane in the Middle Reach of the Yarlung Zangbo River, Tibet, China[J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2023, 43(18): 7701-7714.

[53] 侯国帅. 基于无人机激光雷达的滇金丝猴栖息地适宜性研究[D]. 南京: 南京林业大学, 2025.
HOU Guoshuai. Habitat Suitability of Yunnan Golden Monkey Based on UAV LiDAR[D]. Nanjing: Nanjing Forestry University, 2025.

[54] REVELO M D, RIVERA L, REVELO C. Wildlife Species Distribution Modeling with Unmanned Aircraft[J]. *Innovation & Development in Engineering and Applied Sciences*, 2026, 8(1): 18.

[55] SUN C, BEIRNE C, BURGAR J M, et al. Simultaneous Monitoring of Vegetation Dynamics and Wildlife Activity with Camera Traps to Assess Habitat Change[J]. *Remote Sensing in Ecology and Conservation*, 2021, 7(4): 666-684.

[56] PINEL-RAMOS E J, AURELI F, WICH S, et al. Evaluating Thermal Infrared Drone Flight Parameters on Spider Monkey Detection in Tropical Forests[J]. *Sensors*, 2024, 24(17): 5659.

[57] MADANI G, GONSALVES L. Size Does Matter: Detectability of Arboreal Mammals Using Thermal Cameras and Spotlighting[J]. *Wildlife Research*, 2025, 52(7): WR24154.

[58] WAGNER B, GARNICK S W, RYAN M F, et al. Thermal Drone Surveys to Detect Arboreal Fauna: Improving Population Estimates and Threatened Species Monitoring[J]. *Ecological Applications*, 2025, 35(6): e70091.

[59] BENNITT E, BARTLAM-BROOKS H L A, HUBEL T Y, et al. Terrestrial Mammalian Wildlife Responses to Unmanned Aerial Systems Approaches[J]. *Scientific Reports*, 2019, 9: 2142.

[60] WAGNER B, NITSCHKE C R, JOHNSON J. Drone-Based Wildlife Surveys Elicit Minimal Vigilance in Nocturnal Arboreal Mammals: Evidence from Comparisons with Ground-Based Detection Methods[J]. *Proceedings of the Royal Society of Victoria*, 2026, 138: RS25004.

[61] SCHAD L, FISCHER J. Opportunities and Risks in the Use of Drones for Studying Animal Behaviour[J]. *Methods in Ecology and Evolution*, 2023, 14

(8): 1864-1872.

[62] AFRIDI S, LAPORTE-DEVYLDER L, MAALOUF G, et al. Impact of Drone Disturbances on Wildlife: A Review[J]. *Drones*, 2025, 9(4): 311.

[63] BRAMESFELD G, BISSONNETTE W, RAHAMAN-NORONHA M, et al. Monitoring Wildlife Using Long-Endurance Solar-Electric UAVs [J]. *Wildlife Biology*, 2026, 2026(5): e01502.

[64] BARTLETT B, SANTOS M, DORIAN T, et al. Real-Time UAV Surveys with the Modular Detection and Targeting System: Balancing Wide-Area Coverage and High-Resolution Precision in Wildlife Monitoring[J]. *Remote Sensing*, 2025, 17(5): 879.

[65] REEVES H M, COOCH F G, MUNRO R E. Monitoring Arctic Habitat and Goose Production by Satellite Imagery [J]. *The Journal of Wildlife Management*, 1976, 40(3): 532.

[66] BAE S, LEVICK S R, HEIDRICH L, et al. Radar Vision in the Mapping of Forest Biodiversity from Space [J]. *Nature Communications*, 2019, 10: 4757.

[67] HUANG J P, ZHANG Y, DING J H. Combining LiDAR, SAR, and DEM Data for Estimating Understory Terrain Using Machine Learning-Based Methods[J]. *Forests*, 2024, 15(11): 1992.

[68] LÖFFLER E, MARGULES C. Wombats Detected from Space [J]. *Remote Sensing of Environment*, 1980, 9(1): 47-56.

[69] 王劭文, 王东亮, 凌成星, 等. 基于无人机遥感的黑龙江南瓮河国家级自然保护区驼鹿种群数量及空间分布调查[J]. 野生动物学报, 2023, 44(3): 486-493.
WANG Shaowen, WANG Dongliang, LING Chengxing, et al. Population and Spatial Distribution of Moose in Nanwenghe National Nature Reserve, Heilongjiang Province Based on Unmanned Aerial Vehicle (UAV) Remote Sensing[J]. *Chinese Journal of Wildlife*, 2023, 44(3): 486-493.

[70] 高大中, 林海, 林乐乐, 等. 利用小型无人机监测西洞庭湖水鸟的可行性探讨[J]. 动物学杂志, 2021, 56(1): 100-110.
GAO Dazhong, LIN Hai, LIN Lele, et al. The Feasibility of Wetland Waterfowl Monitoring Method Based on UAV Remote Sensing[J]. *Chinese Journal of Zoology*, 2021, 56(1): 100-110.

[71] HODGSON J C, MOTT R, BAYLIS S M, et al. Drones Count Wildlife More Accurately and Precisely than Humans[J]. *Methods in Ecology and Evolution*, 2018, 9(5): 1160-1167.

[72] LYONS M B, BRANDIS K J, MURRAY N J, et al. Monitoring Large and Complex Wildlife Aggregations with Drones [J]. *Methods in Ecology and Evolution*, 2019, 10(7): 1024-1035.

[73] DELPLANQUE A, FOUCHER S, THÉAU J, et al. From Crowd to Herd Counting: How to Precisely Detect and Count African Mammals Using Aerial Imagery and Deep Learning?[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2023, 197: 167-180.

[74] ALIANE N. Drones and AI-Driven Solutions for Wildlife Monitoring[J]. *Drones*, 2025, 9(7): 455.

[75] 祝宁华, 郑江滨, 张阳. 无人机航拍野生动物智能检测与统计方法综述[J]. 航空工程进展, 2023, 14(1): 13-26.
ZHU Ninghua, ZHENG Jiangbin, ZHANG Yang. Review of Intelligent Detection and Statistical Methods of Wild Animals in UAV Aerial Photography[J]. *Advances in Aeronautical Science and Engineering*, 2023, 14(1): 13-26.

[76] WŁODARCZYK D, JÓŹKÓW G. Hoofed Animal Detection in UAV Thermal Images Using Balanced Random Forest and CNN Features[J]. *Reports on Geodesy and Geoinformatics*, 2025, 120(1): 1-13.

[77] POVLSEN P, BRUHN D, DURDEVIC P, et al. Using YOLO Object Detection to Identify Hare and Roe Deer in Thermal Aerial Video Footage—Possible Future Applications in Real-Time Automatic Drone Surveillance and Wildlife Monitoring [J]. *Drones*, 2024, 8(1): 2.

[78] KE W Y, LIU T F, CUI X H. IECA-YOLOv7: A Lightweight Model with Enhanced Attention and Loss for Aerial Wildlife Detection [J]. *Animals*, 2025, 15(18): 2743.

[79] SYKORA P, KAMENCAY P, HLAVATA R, et al. Overview and Comparison of Deep Neural Networks for Wildlife Recognition Using Infrared Images [J]. *AI*, 2024, 5(4): 2801-2828.

[80] BACKMAN K, WOOD J, BRANDIMARTI M, et al. Human Inspired Deep Learning to Locate and Classify Terrestrial and Arboreal Animals in Thermal Drone Surveys [J]. *Methods in Ecology and Evolution*, 2025, 16(6): 1239-1254.

[81] XU Z Y, WANG T J, SKIDMORE A K, et al. Bounding Box Versus Point Annotation: The Impact on Deep Learning Performance for Animal Detection in Aerial Images[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2025, 222: 99-111.

[82] 周源, 丁武福, 唐冬艳, 等. 融合红外相机与无人机载激光雷达技术揭示喀斯特生境黑叶猴和猕猴时空共存模式[J]. 野生动物学报, 2026, 47(2): 159-173.
ZHOU Yuan, DING Wufu, TANG Dongyan, et al. Integrating Camera-Trapping and UAV-Borne

LiDAR Technologies to Reveal the Spatiotemporal Coexistence Patterns of François' Langurs and Rhesus Macaques in Karst Habitats[J]. *Chinese Journal of Wildlife*, 2026, 47(2): 159-173.

[83] BIRD C N, DAWN A H, DALE J, et al. A Semi-automated Method for Estimating Adélie Penguin Colony Abundance from a Fusion of Multispectral and Thermal Imagery Collected with Unoccupied Aircraft Systems[J]. *Remote Sensing*, 2020, 12(22): 3692.

[84] 李汶佼, 包衡, 杜化林, 等. 基于DenseFuse网络的无人机载红外和可见光鹿科动物图像融合[J]. 野生动物学报, 2025, 46(3): 514-522.
LI Wenjiao, BAO Heng, DU Hualin, et al. Unmanned Aerial Vehicle Equipped with Both Infrared and Visible for Cervidae Image Fusion Based on DenseFuse Network[J]. *Chinese Journal of Wildlife*, 2025, 46(3): 514-522.

[85] WITHARANA C, LARUE M A, LYNCH H J. Benchmarking of Data Fusion Algorithms in Support of Earth Observation Based Antarctic Wildlife Monitoring[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2016, 113: 124-143.

[86] MCCRAINE D, SAMIAPPAN S, KOHLER L, et al. Automated Hyperspectral Feature Selection and Classification of Wildlife Using Uncrewed Aerial Vehicles[J]. *Remote Sensing*, 2024, 16(2): 406.

[87] 任红艳, 黄坤, 扎西. 融合生境信息的喜马拉雅旱獭洞无人机遥感识别[J]. 遥感学报, 2026, 30(7): 2121-2133.
REN Hongyan, HUANG Kun, ZHA Xi. Drone-Based Remote Sensing Identification of Himalayan Marmot Holes Integrating Habitat Information[J]. *National Remote Sensing Bulletin*, 2026, 30(7): 2121-2133.

[88] SINGER D, HAGGE J, KAMP J, et al. Aggregated Time-Series Features Boost Species-Specific Differentiation of True and False Positives in Passive Acoustic Monitoring of Bird Assemblages[J]. *Remote Sensing in Ecology and Conservation*, 2024, 10(4): 517-530.

[89] NAUDÉ J, JOUBERT D. The Aerial Elephant Dataset: A New Public Benchmark for Aerial Object Detection[C]//IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops, Long Beach, USA, 2019.

[90] CUBAYNES H C, FRETWELL P T. Whales from Space Dataset, an Annotated Satellite Image Dataset of Whales for Training Machine Learning Models[J]. *Scientific Data*, 2022, 9: 245.

[91] TASKINA L, VOROBYEV K, ABAKUMOV L, et al. BEHAVE-UAV: A Behaviour-Aware Synthetic Data Pipeline for Wildlife Detection from UAV Imagery[J]. *Drones*, 2026, 10(1): 29.

[92] HENRICH M, BURGUEÑO M, HOYER J, et al. A Semi-automated Camera Trap Distance Sampling Approach for Population Density Estimation[J]. *Remote Sensing in Ecology and Conservation*, 2024, 10(2): 156-171.

[93] HEAD J S, BOESCH C, ROBBINS M M, et al. Effective Sociodemographic Population Assessment of Elusive Species in Ecology and Conservation Management[J]. *Ecology and Evolution*, 2013, 3(9): 2903-2916.

[94] HENRICH M, FIDERER C, KLAMM A, et al. Camera Traps and Deep Learning Enable Efficient Large-Scale Density Estimation of Wildlife in Temperate Forest Ecosystems[J]. *Remote Sensing in Ecology and Conservation*, 2026, 12(1): 148-163.

[95] GOWAN T A, MOORE J F, EDWARDS H H, et al. An Approach to Modeling Abundance of Marine Wildlife over Space and Time Using Unstructured Aerial Surveys[J]. *The Journal of Wildlife Management*, 2026, 90(1): e70123.

[96] 李德仁, 丁霖, 邵振峰. 面向实时应用的遥感服务技术[J]. 遥感学报, 2021, 25(1): 15-24.
LI Deren, DING Lin, SHAO Zhenfeng. Application-Oriented Real-Time Remote Sensing Service Technology[J]. *National Remote Sensing Bulletin*, 2021, 25(1): 15-24.

[97] 李德仁, 王密, 肖晶, 等. 论无所不在的时空智能[J]. 遥感学报, 2025, 29(6): 1388-1398.
LI Deren, WANG Mi, XIAO Jing, et al. On Ubiquitous Spatiotemporal Intelligence[J]. *National Remote Sensing Bulletin*, 2025, 29(6): 1388-1398.

[98] 李德仁, 郭昊南, 金文杰. 时空智能学: 理论与应用[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2026, 51(9): 1755-1764.
LI Deren, GUO Haonan, JIN Wenjie. Spatiotemporal Intelligence: Theory and Applications[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2026, 51(9): 1755-1764.

[99] ARANDJELOVIC M, VIGILANT L. Non-invasive Genetic Censusing and Monitoring of Primate Populations[J]. *American Journal of Primatology*, 2018, 80(3): e22743.

[100] CHEN P, SWARUP P, MATKOWSKI W M, et al. A Study on Giant Panda Recognition Based on Images of a Large Proportion of Captive Pandas[J]. *Ecology and Evolution*, 2020, 10(7): 3561-3573.