

DOI: 10.20103/j.stxb.202207302179

王东亮. 基于空天地多源数据的大型食草动物调查与种群密度估算研究进展. 生态学报, 2025, 45(5): 2025-2041.

Wang D L. Research progress on large herbivore surveys and population density estimation based on spaceborne, airborne, and terrestrial multi-source datasets. Acta Ecologica Sinica, 2025, 45(5): 2025-2041.

基于空天地多源数据的大型食草动物调查与种群密度估算研究进展

王东亮*

中国科学院地理科学与资源研究所陆地表层格局与模拟院重点实验室, 北京 100101

摘要:精确实时的大型野生食草动物和家畜调查数据是开展野生动物保护、发展现代畜牧业和草原生态文明建设的基础。研究通过文献方式总结和归纳了目前主要的大型野生食草动物和家畜调查方法, 包括地面调查法、卫星调查法、有人机调查法和无人机调查法涉及的设备、数据类型、分辨率、覆盖范围、调查物种; 分析了现有大型食草动物智能识别算法、区域种群数量估算方法的优势和缺点; 探讨了大型野生食草动物和家畜调查所涉及的不同调查平台、智能识别算法、区域种群密度估算方法等方面研究存在的问题, 并对未来研究方向进行了展望。研究认为融合多平台、多传感器数据对构建大尺度、长时序动物数据集至关重要。未来有必要针对食草动物分布密集、目标小的问题研发高精度识别模型, 发展基于机器学习的区域种群密度估算方法, 揭示区域种群密度与气象、地形等环境因子之间的复杂关联关系。

关键词:大型野生食草动物; 家畜; 调查方法; 识别算法; 区域种群数量估算方法

Research progress on large herbivore surveys and population density estimation based on spaceborne, airborne, and terrestrial multi-source datasets

WANG Dongliang*

Key Laboratory of Land Surface Pattern and Simulation, Institute of Geographic Sciences and Natural Resources Research, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China

Abstract: Surveying large wild herbivores (>0.6 m) and livestock is the basis for the protection of wild animals, the development of modern animal husbandry and grassland ecological civilization construction. This research systematically reviews the main survey methods of large wild herbivores and livestock, including terrestrial surveys, spaceborne surveys, manned aerial surveys, unmanned aircraft system (UAS) surveys, and focuses on the devices used, data type, data resolution, coverage, and surveyed species. Further, the advantages and disadvantages of different identification algorithms and regional population estimation methods for large herbivores are analyzed. Finally, some problems related to the survey methods, identification algorithms and regional population estimation methods for wild herbivores and livestock surveys are discussed, and some future research directions are suggested. The research finds that submeter very-high-resolution (VHR) spaceborne imagery has potential in modeling the population dynamics of large wild animals at large spatial and temporal scales, but has difficulty discerning small-sized (<0.6 m) animals at the species level, although very-high-resolution commercial satellites, such as WorldView-3 and -4, have been able to collect images with a ground resolution of up to 0.31 m in panchromatic mode. UAS surveys are seen as a safe, convenient and less expensive alternative to ground-based and

基金项目:第三次新疆综合科学考察(2021xjkk1402); 国家自然科学基金(41501416); 国家重点研发计划项目(2021YFD1300501, 2021YFF0704400)

收稿日期: 2022-07-30; 网络出版日期: 2024-11-28

* 通讯作者 Corresponding author. E-mail: wangdongliang@igsnrr.ac.cn

conventional manned aerial surveys for detecting animals and their body features, but most UASs can cover only small areas occasionally. This situation will not change unless the endurance is greatly improved and UAS with docks are widely applied in the future. Docks allow UASs to land, recharge, take off, and execute missions by remote control, thus the data can be acquired with the higher frequencies compared with conventional UASs. The data fusion of multi-platforms and multi-sensors is helpful for producing large-scale and long-time animal data sets. It is necessary to develop high-precision models for detecting dense and small herbivores, estimate population density at a regional scale based on machine learning, and reveal the complex correlation between regional population density and environmental factors such as meteorology and terrain. To synchronously obtain multi-source and multi-scale animal data and verify remote sensing products, a national-scale UAS remote sensing observation network needs to be built to fill the scale gaps between satellites and ground quadrats. Real-time satellite and UAS connectivity software and hardware modules should be developed for quickly acquiring and processing animal data so as to build a smooth channel to connect data and users, and this will fully leverage the value of satellite and airborne data in future for biodiversity monitoring.

Key Words: large wild herbivores; livestock; survey method; identification; regional population estimation

大型陆生食草动物占据地球陆地面积一半以上,是生态系统生物地球化学的重要组成部分^[1],在维持生态系统斑块异质性、驱动物质能量循环等方面扮演着小型食草动物难以替代的角色,同时也为人类提供了肉类、皮毛、旅游观光等经济价值^[2],是联合国环境规划署(UNEP)、国际自然保护联盟(IUCN)等的重点关注对象。然而,受超载过牧、采矿等人类活动等影响,栖息地丧失或退化,加之气候变化,全球超过一半的大型野生食草动物正濒临灭绝^[3-4],严重影响到生态系统服务乃至人类幸福安康^[5-6]。大型野生食草动物和家畜调查成为开展野生动物保护和草畜平衡管理等的基础工作,关系到国家生态安全和现代草牧业发展^[7]。为有效保护、合理利用、科学管理我国野生动物资源,中国分别于1995年、2003年先后启动的两次全国陆生野生动物资源调查^[8]。2023年8月,美国也启动了第一次国家尺度的水、土地和野生动物调查(国家自然评估项目),为科研人员和政策制定者保护物种多样性和栖息地提供依据。目前这些数据主要依靠地面调查技术,存在耗时费力、数据不确定性大、时效性不强等问题^[9],越来越难以适应当前监测工作需要,因此亟需发展新的、更高效、精准的监测技术和方法。

近年来,红外触发相机等技术发展,卫星数据分辨率不断提高,无人机等新型遥感手段出现,为大型食草动物高频次迅捷调查提供了海量数据^[10]。以深度学习为代表的人工智能技术出现,为海量数据动物智能识别与计数提供了高效、低成本解决方案^[11-12]。新兴的机器学习算法,如地理随机森林(GRF)等,则以其简单快速且不需要复杂的物理机制以及精确度高等优势,为区域种群密度估算提供了新的思路^[13]。在大数据和人工智能背景下,虽然已有一些综述对基于卫星^[14-16]、有人机^[17-18]或无人机^[19-23]等遥感平台的动物调查,但主要针对小范围野生动物调查使用的设备、方法进行归纳总结^[24-25],缺乏针对大范围动物调查涉及的海量数据智能识别处理以及种群数量由样带到区域的尺度扩展方法探讨,有必要通过全面的文章检索和内容分析对大型食草动物数据获取、智能识别及种群密度估算进展进行归纳总结,针对大型食草动物动态移动、容易聚集等特点,挖掘精准高效的方法。本文对旨在通过文献检索和归纳方式,结合其他资料,梳理大型食草动物种群数量调查研究的主要研究进展,分析存在的问题和发展趋势,为相关研究提供参考。

1 文献检索

按调查平台划分,大型食草动物调查方法主要包括地面调查法、卫星调查法、有人机调查法和无人机调查法^[10,25]。首先,在Web of Science文献数据库使用“terrestrial animal survey”、“satellite animal survey”、“aerial animal survey”、“unmanned aerial animal survey”四个关键字检索了1950—2023年动物调查研究的期刊文章,在此基础上通过不同调查平台每年的发文数量了解不同平台兴起的时间和发展趋势。由图1可见,除去23

年(有部分文章在 10 月后发表,数量有待增加),不同调查平台的发文量均表现为波动递增趋势,地面、卫星和航空调查(包括有人机和无人机)发文量均在 2021 年达到最高峰,2022 年有所降低,这可能是因为疫情前 2 年减少了野外实验活动,增加了室内论文撰写时间疫情第三年恢复了野外实验。无人机发文量未受疫情影响持续上升之外,这可能与无人机使用热度持续上升有关。此外,不同调查平台的发文量存在较大差异。其中,地面调查法发文量最多,为 1625 篇。航空调查法(包含有人机调查法和无人机调查法,早期文献均为有人机,因此未进行区分)与卫星调查法发文量较为接近,分别为 1033 篇和 694 篇。无人机调查法最少,为 163 篇文章。四种平台调查法发文量差异与每种调查平台兴起时间有关,地面调查法和有人机调查法文献最早均出现在 1980 年前后,卫星调查法在 2000 年前后增多,无人机调查法文献则出现时间在 2008 年之后。

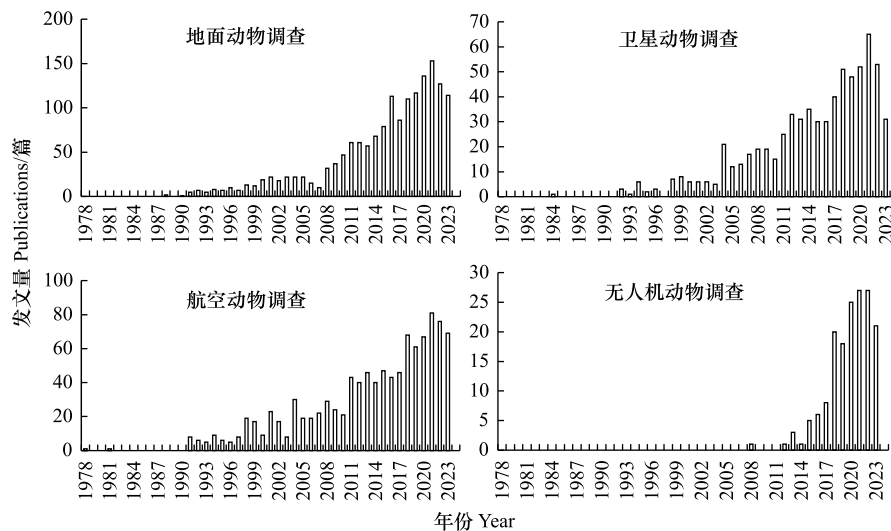


图 1 Web of Science 四个不同关键字的历年发文数量

Fig.1 Publications retrieved via four keywords on the Web of Science database

在此基础上,按照主题检索方式相互匹配检索,基于中国知网和 Web of Science 文献数据库检索了 1950—2023 年有关大型食草动物种群数量调查研究的期刊文章,通过对检索文献逐一查阅,结合其他资料,筛选出总计 124 篇文献,包括中文 42 篇,英文 82 篇。选用的检索词包括动物(animal)、哺乳动物(mammal)、有蹄类动物(ungulate)、野生动物(wild animal)、食草动物(herbivore/herbivorous animal)、有人机(manned aerial vehicle/manned aircraft system)、无人机(unmanned aerial vehicle/unmanned aircraft system)、遥感(remote sensing)、卫星(satellite)、动物识别(detection/identification)、种群数量(Population),这些检索词覆盖了主要大型野生食草动物和家畜,以及基于地面、无人机、有人机和卫星数据的动物调查方法研究。最后,通过对以上检索内容的全面分析,结合其他同行专家建议,归纳总结得出大型食草动物种群数量调查采用的调查平台、自动盘点技术、种群密度估算方法等的主要研究进展,诊断存在的问题和发展趋势。

2 大型食草动物调查平台

2.1 地面调查法

(1) 大型野生食草动物

大型野生食草动物多分布在面积辽阔、人烟稀少的森林、草地、荒漠地区,人工采集数据成本高,如何通过便捷的、经济的手段获取长期、高质量的监测数据是许多野生动物研究者和管理机构面临的问题。样线法是最常用的大型野生食草动物数据收集方法之一,主要借助望远镜、测距仪等设备,由调查人员通过步行、骑马

或搭乘车辆等方式,对样线两侧的大型食草动物进行直接或间接(借助粪便、毛发、足迹等)观测,能够同步获取野生动物的种类、种群密度/数量估计、分布^[26]、结构、活动节律^[27]、食源性^[28]等多种信息,适用于大范围野生动物抽样调查^[8,29]。路飞英等^[26]采用样线法调查了新疆阿尔金山国家级自然保护区藏羚羊、藏野驴、野牦牛 3 种有蹄类动物的数量和分布状况。李欣海等基于样线法历时 4 年完成了三江源国家公园藏野驴、藏原羚等调查,但考虑到野生动物数量受自然灾害和人为影响变化较大,这样的调查频率远不能满足时效性要求^[30]。样线法对许多大型食草动物而言由于在数据收集设备等方面的资金需求较少,但需要花费一定时间在野外完成样线调查,还存在对动物产生干扰大、连续观测困难、效率低等问题^[31]。

如何通过便捷的、经济的手段获取长期、高质量的监测数据是许多野生动物研究者和管理机构面临的问题。红外触发相机和卫星定位项圈的出现提高了对动物的连续观测能力,但主要用于小范围数据获取^[32-33]。其中,红外触发/延时相机技术可提供连续、高频的视频数据,在获取野生动物物种类型和相对丰富度方面有优势^[34],已用于羚羊^[11,35]、毛冠鹿、中华鬣羚^[36]等大型野生食草动物及家畜物种多样性、活动节律等监测,但监测范围小。卫星定位项圈可提供长时间连续的动物活动轨迹数据,为精确分析动物家域的分布和利用模式、研究栖息地异质性对动物种群动态的影响创造了机遇,但不能提供调查对象所在群体及周边环境信息^[37],有些动物捕捉困难或禁止捕捉,如东北虎、普氏原羚等,难以应用^[33]。针对不同监测对象,需选用恰当的设备或组合以获得更全面信息。

(2) 家畜

放牧家畜分布较为集中,目前家畜数据主要由村级防疫员入户调查获得,并经“村级-乡级-行业主管部门”等环节逐级上报获得以县域为单元的属性数据,缺乏精细的空间定位信息^[38]。而且,长期以来畜牧统计工作受目标考核、机构改革、人员变动、报送方式、生产转型等因素制约,调查数据存在结果不确定性大、上报时效不强等问题^[39-40],管理部门难以掌握精确的家畜数量、羊单位及其空间分布情况,从而科学地指导畜牧业生产工作^[9]。

射频识别技术(RFID)作为一种非接触式的自动识别技术,已被广泛应用于畜禽养殖的动物身份识别、动物制品追溯等多个领域,主要体现形式为项圈式、耳标式、可注射式、药丸式等四种电子标签^[41]。标签可单独使用,亦可组合装配全球导航卫星系统(GNSS)、陀螺仪、重力感应器、温度等传感器以获取牲畜活动轨迹、运动量、体温等诸多信息,因成本较高等原因,目前主要应用于附加值高的奶牛等牲畜^[42]。也有研究采用手持热红外成像仪在进行非接触(距离奶牛 2 m)测量温度,诊断奶牛的热应力水平(舒适、警戒、危险和应急)^[43]。表 1 展示了部分基于地面的大型食草动物调查案例。

2.2 卫星调查法

卫星调查法以卫星平台为依托,具有观测范围广、历史数据丰富、成本低的特点^[10]。早期,卫星影像分辨率较低(Landsat 为 30 m),不能直接观测到动物,主要用于在动物栖息地评估及根据栖息地状况估算动物数量,如根据动物采食和掘洞行为造成的植被破坏情况等来推测袋鼠和沙鼠^[44-45]等动物的生活范围和数量变化,评估阿尔金山自然保护区野牦牛、藏野驴和藏羚羊的适宜栖息地范围和种群上限数量^[46]。2000 年以后,亚米级影像 GeoEye-1、WorldView-2、WorldView-3、Quickbird-2 和 IKONOS 开始应用于黄牛^[47]、牦牛^[48]、角马、斑马^[49]、麝牛^[15]等大型(>1 m)食草动物调查(表 2)。使用的数据主要为全波段影像^[49]和经过图像融合提升分辨率的多光谱影像^[15,48,49],热红外影像和雷达影像由于分辨率较低或对动物不敏感未见使用。由于分辨率限制(0.38—0.6 m),将卫星影像用于动物调查还存在以下问题:1) 体型较小的藏羊^[48]、羚羊^[50]等体型更小动物的个体不可见;2) 卫星调查法要求调查对象与背景差异大,体型相近的不同物种难以区分,如牛羚与家牛等^[50];3) 像素数少、特征描述有限,不利于自动识别算法应用^[10,15];此外,亚米级卫星数据成本高,受气象等影响无云数据获取难等问题都限制了其应用范围。

表 1 基于地面的大型食草动物调查典型案例
Table 1 Typical cases of terrestrial survey for large herbivores

组别 Group	调查物种 Survey species	调查方法和内容 Survey method and content	设备 Devices	数据类型 Data type	调查时间 Survey time	文献 References
野生动物 Wild animals	藏羚羊、藏野驴、野牦牛	通过望远镜直接观测,计算样带密度,进而估算藏羚羊、藏野驴、野牦牛三种动物的种群数量和分布范围	双筒望远镜或高倍单筒望远镜、激光测距仪、GPS	文本	2012 年 5—6 月、12 月及 2013 年 6—7 月	[26]
	藏原羚	通过望远镜直接观测,分析藏原羚的行为时间分配及活动节律	10×70 倍双目望远镜、Newsmy 录音笔记	文本、录音	2005 和 2010 两年的 6—8 月	[27]
	藏原羚	利用显微镜对粪便进行观测,分析藏原羚的食性及季节变化	显微镜	文本	2004 年草枯期(11 月至 2005 年 1 月、2005 年 12 月)和 2005 年青草期(6—9 月)	[28]
	藏野驴、藏原羚和藏羚羊	利用望远镜开展样带调查,用物种分布模型(泊松回归和随机森林)估计三江源藏野驴、藏原羚和藏羚羊的数量	望远镜	文本	2014—2017 年,每年的 7—8 月	[30]
	毛冠鹿、中华鬣羚、中华斑羚、四川羚牛、大熊猫、家畜等	利用红外触发相机监测野生动物多样性、日活动节律、空间分布及动态变化,分析野生动物共存的影响因素	红外触发相机(36 台 Ltl AcornTM5210A, 18 台 Ltl AcornTM6210)	照片	2011 年 1 月至 2016 年 9 月,2017 年 7 月至 2018 年 5 月	[36]
家畜 Livestock	奶牛	利用电子标签识别奶牛个体,对其进行管理	电子标签	文本	2022 年	[42]
	奶牛	利用热红外成像仪对奶牛进行非接触式温度测量,诊断其热应力水平	热红外成像仪	图像	2018 年	[43]

表 2 基于卫星调查法的大型食草动物调查典型案例
Table 2 Typical cases of spaceborne survey for large herbivores

组别 Group	物种 Species or items detected	卫星型号 Satellites	分辨率(全色波段) Resolution (in the panchromatic band)	数据类型 Data types	调查时间 Survey time	文献 References
野生动物 Wild animals	麝牛	WorldView-1 and WorldView-2	0.5 m	多光谱影像	2013 年 4 月和 5 月	[15]
	角马, 斑马	GeoEye-1	0.5 m	多光谱影像	2009 年 9 月	[49]
	角马, 斑马	GeoEye-1、WorldView-2、WorldView-3	0.38—0.5 m	多光谱影像	2009、2010、2013、2015、2018、2020 年	[50]
	角马, 斑马	GeoEye-1	0.5 m	全色波段影像	2009 年 8 月、2013 年 8 月	[51]
家畜 Livestock	牦牛	WorldView-2	0.5 m	多光谱影像	2010 年 4 月—2010 年 10 月	[48]

2.3 有人机调查法

航空调查法可分为有人机调查法和无人机调查法。有人机调查法始于 20 世纪 60 年代,主要使用直升机或固定翼有人机调查,国际上已形成了较为成熟的技术规范^[18,52]。早期航空调查主要是通过布设飞行样带,调查员乘坐直升机或轻小型固定翼飞机,对样带内的低密度动物,如叉角羚^[53]、非洲野牛、羚羊、非洲象^[52]、家畜^[18],进行直接目视计数^[18]。随着相机等传感器技术发展,人们开始将使用航空飞机拍摄的 RGB 影像^[54]、热红外影像^[55—56]和多光谱影像^[57]等数据(表 3)进行调查,影像获取和动物计数工作的分离提高了计

数效率和精度。基于热红外影像的动物调查主要根据动物和背景之间的温差,调查森林地区的动物,如鹿、驼鹿^[55]。与卫星调查法相比,有人机获取的影像分辨率更高(最高 2.5 cm),可用于多种类动物(包括尺寸<0.6 m 的中小型动物),并使得发展自动提取算法成为可能^[59–61],但需要高性能飞机和经验丰富的飞行员,成本高、风险大,近年来逐渐被无人机代替^[10,62]。

表 3 基于有人机的大型食草动物调查典型案例
Table 3 Typical cases of manned aerial survey for large herbivores

组别 Group	物种 Species or items detected	飞行平台 Platforms	传感器 Sensors	数据类型 Data types	调查面积 Surveyed area/km ²	飞行高度 Flight height/m	调查时间 Survey time	参考文献 References
野生动物 Wild animals	水牛、非洲大羚羊、大象、长颈鹿	Cessna 182 or 185 aircraft (固定翼飞机)	实时调查,无传感器	无图像	<10000	未提及	1980 年代末—2000 初	[52]
	叉角羚	Maule 5 (固定翼飞机)	实时调查,无传感器	无图像	约 60	91.4	2004 年 6 月	[53]
	红袋鼠、灰袋鼠、羊	Cessna 182 (固定翼飞机)	实时调查,无传感器	无图像	136	46—183	1976 年	[58]
	水牛、长颈鹿、非洲大羚羊、水羚、大象、黑斑羚、鸵鸟、奶牛、山羊、绵羊	Cessna 185 or Partinevia (固定翼,高翼飞机)	实时调查,无传感器	无图像	6000	90—120	1977—1997 年	[18]
	马鹿、黇鹿、狍子、野猪、狐狸、狼、獾	Microlight S-Stol (固定翼,电动)	JENOPTIC@ 热红外相机和 Canon 5D Mark 2 相机	RGB 图像和热红外视频	4	450	2008—2011 年冬季	[54]
家畜 Livestock	牛、马	未提及	3 个 Kodak Megaplug 4.2i 数码相机	多光谱相机	<1	549	2006 年 10 月	[57]

2.4 无人机调查法

随着飞行控制、载荷与传感、通信等技术的快速发展,无人机成本和准入门槛快速下降^[63–64]。与有人机相比,无人机具有安全性高、机动灵活、对动物干扰小等独特优势,可搭载多种载荷,以设定高度到达人类地面难以进入的区域,因此数据获取成本、可用性和分辨率均大大提高^[10]。自 2011 年以来,无人机数据已用于非洲象^[61]、牛羚^[65]、野兔^[66]、考拉^[67]等食草动物识别计数,牦牛^[68]、藏羊^[69]、考拉跟踪^[70]、牛羊实时监控、体尺测量与体重估算^[9]等方面(表 4)。避免干扰动物是基于无人机开展大型食草动物调查的前提,一些研究分析了无人机对大型食草动物影响,发现当飞行高度超过 100 m 时,大象^[61]、牦牛等大型食草动物未见产生明显应激反应,但应考虑无人机对动物的心理,以及对动物和人类安全等问题^[75–77]。但当飞行高度低于 50 m 时,羊、驴等牲畜有明显避让反应。张智宇等利用牲畜对无人机的避让效应,手动驾驶无人机对羊、牛、驴进行驱赶,发现不同驱赶方式对不同牲畜的驱赶效果有较大差异^[74]。

调查使用的无人机平台主要旋翼无人机和固定翼无人机。其中,旋翼无人机具有起降方便、可定点拍摄等特点,多用于小范围或森林等复杂环境下的动物精细调查^[78];固定翼无人机续航时间长,适用于大面积、平坦地区动物的数量调查^[10,61,73]。由于无人机调查仍处于非常初期的发展阶段,目前研究主要集中在探讨无人机进行动物识别的可能性、检出率和精度影响因素等,应用范围多不超过 10 km²,且未见长时间序列的多物种调查^[10]。搭载的传感器主要是普通数码相机^[69]和热红外成像仪。普通数码相机获取的可将光影像或视频具有分辨率高、成本低、更贴近人眼视觉等特点^[78],主要用于非洲象^[61]、羊驼^[79]等开阔地区的大型动物调查。邵全琴等先后于 2016 年夏季和 2017 年春季在黄河源区玛多县采用固定翼无人机开展了两次无人机航拍,总计覆盖面积超过 3000 km²,通过人机交互解译,提取并估算了大型野生食草动物藏野驴、岩羊、藏原羚,以及家畜牦牛、藏羊等种群数量^[69]。热红外成像仪由于成本较高、数据分辨率低等原因,则主要用于普通数码相机通常无法胜任的鹿、考拉^[67]、白尾鹿^[80]、蜘蛛猴^[81]、兔子^[82]等林下动物调查,热红外调查要求动物温度与环境差异较大,否则目标难以发现^[78],结合 RGB 影像可提升辨识精度^[67,71]。

表 4 基于无人机的大型食草动物调查典型案例

Table 4 Typical cases of unmanned aerial+systems survey (UAS) for large herbivores

组别 Group	调查物种 Species or items detected	无人机型号 UAS models	传感器 Sensors	数据类型 Data types	调查面积 Surveyed area/km ²	飞行高度 Flight height/m	调查时间 Suvey time	参考文献 References
野生动物 Wild animals	马鹿	Falcon-8 (固定翼, 电动)	FLIR Tau640 热红外成像相机	热红外图像	0.71	30—50	2011 年	[71]
	大象	Gatewing 100 (固定翼, 电动)	Ricoh GR3 照相机	RGB 图像	13.79	100—600	2012 年	[61]
	奶牛	Y6 多旋翼 (直升机, 电动)	FLIR Tau 2 LWIR 热红外成像相机	热红外图像	<1.0 *	80—120	2015 年	[72]
	袋鼠、考拉	S800 EVO (六旋翼无人机, 电动)	Mobius RGB 相机 + FLIR Tau 2- 640 热红外成像相机	RGB 视频+热红外视频	0.01 *	20—60	2015 年	[67]
	马鹿、狍子、野猪	Skywalker X8 (固定翼, 电动)	IRMOD v640 热红外成像相机	视频	约 1.0 *	149—150	2015 年	[73]
	藏野驴、藏原羚、岩羊、牦牛、藏羊	组装无人机(固定翼、电动和油动)	RGB 普通数码相机	影像	3000	250—400	2017 年	[69]
家畜 Livestock	牛、羊、驴	大疆精灵 4(旋翼无人机, 电动)	FC330 RGB 普通数码相机	视频	约 10 *	50—120	2022 年	[74]

* 表示从文献中的估计值

上述研究积累了大量野生食草动物和家畜数据,但存在的突出问题是海量数据人工解译耗时费力,不利于推广,亟待研究高精度的自动识别方法。此外,单张无人机影像覆盖范围小,传统影像拼接方法对几何精度要求高导致很多地区的影像由于缺乏特征点、航片倾角过大等因素无法拼接,但动物调查对影像的几何精度要求较低,因此有待针对草原无人机航拍特点和动物调查要求,发展相应的影像拼接理论和技术^[83]。

表 5 展示了不同调查法的详细对比情况,包括调查设备、数据类型、数据分辨率、适宜调查区域尺度、可调查物种的尺寸、调查时间等内容。

表 5 基于地面、卫星遥感、有人机、无人机的大型食草动物调查方法对比

Table 5 Comparison of terrestrial, spaceborne, manned aerial, UAS survey methods for large wild herbivores and livestock

内容 Contents	地面调查法 Terrestrial survey method	卫星调查法 Spaceborne survey method	航空调查法 Manned aerial survey method	无人机调查 UAS survey method
调查设备 Survey equipments	交通方式:驾车、骑马、步行等 采用设备:望远镜、测距仪、红外触发相机、卫星定位项圈等	GeoEye-1、WorldView-2/3、Quickbird-2、IKONOS 等	小面积陆地动物用直升机; 大面积或海洋动物用固定翼	地形平坦地区多采用固定翼无人机; 地形起伏较大、高植被区域动物用旋翼无人机或垂起固定翼
数据类型 Data types	可见光影像、热红外影像、轨迹数据、文本等 红外触发相机;触发距离	全色影像、多光谱影像	RGB 图像、热红外图像、多光谱图像	RGB 图像、录像、热红外(主要用于高植被区域动物)
数据分辨率 Data resolution	20m 时,不低于 1cm 卫星定位项圈:精度优于 30m	最高 0.31m (WorldView-3)	最高 2.5 cm	最高 0.2 cm
适宜调查范围 Suitable survey scales	样线或样点尺度	区域到全球尺度	区域尺度	样带尺度到区域尺度
可调查物种的尺寸 Sizes of species detected	<0.6 m	>0.6 m	<0.6 m	<0.6 m
典型案例调查时间 Survey time of Typical cases	2004—2022 年	2009—2020 年	1976—2011 年	2011—2022 年

3 自动和半自动盘点算法

基于卫星、有人机、无人机等遥感数据的动物盘点主要依赖基于人机交互的目视解译法^[69],影像目视解

译法精度更高,但效率低、易受主观因素等影响。随着遥感数据的爆炸式增长和计算机技术发展,研究人员发展了许多动物盘点算法,主要分为传统目标检测算法和基于深度学习的检测算法。

3.1 基于传统目标识别的算法

传统目标识别算法主要围绕手动提取的光谱、纹理、形状等底层特征和中层次特征来展开^[60],包括基于像素的算法、基于面向对象和基于传统机器学习的算法。

(1) 基于像素的算法

基于像素的算法是最简单和最常用的动物识别算法,如阈值分割法,主要适用于分辨率较低的影像,如高分卫星或热红外影像,这是因为大型食草动物仅有 1 个或几个像素,基于面向对象的算法无法产生同质的对象。吴方明等^[84]基于阈值分割和形态学开关运算开展了无人机影像藏羊、牦牛、西藏野驴和藏原羚自动识别,相对误差为 3.1%—6.5%。阈值分割法适用于目标拥有像素的灰度并且与背景有明显差异时,但当背景复杂时精度会明显下降,而且需要手动识别阈值。汪琪等^[85]提出了一种基于异常检测与模糊均值聚类的球载可见光影像牲畜数量核算方法。单张影像动物信息有限, Terletzky and Ramsey 利用动物位置变动的特点,基于图像变化检测技术对经过主成分变换后的 2 张同一天拍摄的航空多光谱影像(包括红、绿、近红外三波段)进行差值运算,然后使用阈值分割法从差值结果提取牛和马两种动物,实现了牛和马高精度识别(精度达 82%),但影像高精度配准环节增加了结果不确定性^[57]。

(2) 基于面向对象和传统机器学习的算法

航空影像较卫星影像分辨率大幅提升,每个动物占有十个或数十个像素,丰富的光谱、纹理、形状等特征使得发展复杂的高精度算法(如面向对象^[49]和机器学习^[47]等)成为可能,从而适应复杂环境下的动物盘点。Yang 等组合使用基于像素方法和基于面向对象方法开展了非洲萨瓦纳草原角马和斑马识别,首先基于像素的阈值分割法(人工神经网络,ANN)对 GeoEye-1 影像分割了拥有潜在的对象,随后使用面向对象分类法进一步实现了动物与复杂周围环境的分离^[49]。Torney 基于尺度不变和机器学习开展了塞伦盖蒂国家公园航空影像的识别角马,取得了较两个人工计数更高的精度(74.15%)^[65]。Rey 发展了一种基于改进支持向量机(EESVM)的主动学习系统,基于 6500 张无人机影像识别了非洲萨瓦纳草原大型哺乳动物,但当召回率 75% 时,精度仅为 10%^[47]。传统机器学习描述样本的特征和规则通常需由人类专家来设计,模型的可解释性强,但人类专家设计出好用的特征并非易事,且泛化能力差,只适用于小批量影像的动物识别。

3.2 基于深度学习的算法

深度学习(Deep Learning)是机器学习(Machine Learning)领域中一个新的研究方向,由 Hinton 等于 2006 年提出,后经过谷歌、英伟达、亚马逊、Facebook 和微软等公司推动,给图像识别、语音识别等领域带来深远影响。区别于传统的浅层人工神经网络,深度学习利用深层卷积神经网络可从大数据中自动学习到一些人类难以手动提取到的特征,通过遥感大数据训练,动物盘点技术实现了跨越式发展^[86]。按任务精细程度,基于深度学习的算法主要分为:

(1) 图像分类,是给出整个图像包含的目标类别,但不能给出每个目标的具体位置。随着红外相机的广泛应用,人工智能(AI)识别技术被应用于红外触发相机数的信息快速提取和准确分析。Norouzzadeh 组合使用 AlexNet、ResNet 等 9 种深度神经网络模型,基于上百万张地面红外触发相机图像开展了塞伦盖蒂草原野生动物图片分类研究,判别图像中是否存在动物的精度达到了与志愿者相近的水平^[11]。Barbedo 等分析了 DenseNet、NASNet 等 15 种 CNNs 框架识别出含牛照片的精度,发现大多数 CNNs 都能够较为准确的识别含牛的照片,分辨率 2 cm 时 NASNet 的分类精度最高^[12]。

(2) 目标检测,是给出图像中每个目标的类别和位置。Kellenberger 等使用卷积神经网络(CNNs),从数千张 4cm 分辨率无人机 RGB 影像中识别了 20 余种大型哺乳动物,取得了较传统 EESVM 浅层机器学习^[87]更高的精度(30%@80% 召回率 vs. 10%@75% 召回率)^[88],随后提出基于迁移样本的动物识别主动学习方法,实验表明仅需要专家在目标数据集中标记 0.5% 样本就可以查找到将近 80% 的动物,从而提高了效率^[89]。

Psiroukis 等发展了一种基于 YOLOv5 的兔子识别算法,基于热红外影像对夜间农田兔子进行了识别,F1-score 达到了 87%^[80]。彭金榜等针对野生动物与环境差异小使得误识别率居高不下的问题,通过缩减特征跨度,优化锚尺度和引入难负样本类等措施改进 Faster R-CNN,实现了藏野驴的高精度识别,精度较原 Faster R-CNN 和 RetinaNet 有明显提升(由 44%提高到 86%),但对密集藏野驴识别精度低^[90]。宫一男等利用 YOLO-v3 深度学习模型对红外触发相机数据中的东北虎、豹等 8 种动物进行了识别,物种识别精度达到 84.9%—96.0%^[91]。Yuhang Wang 等提出基于改进 YOLOX 算法的牛、羊的自动识别算法,通过嵌入空洞卷积、优化阶段计算比率和图像输入尺寸、特征金字塔加权聚合重建等措施,提高模型精度,加快网络的收敛速度^[92]。Luo 等构建了基于连续视频帧(每段 40 帧)的牦牛个体的识别算法,通过引入注意力集中机制、RepVGG、优化锚框尺寸等优化 YOLOv5,并结合长期循环卷积网络(LRCN),融合使用多张视频帧进行目标识别,在轻量化同时提升了 YOLOv5 的识别精度(F1-score 从 93.43%提升至 95.14%),方便无人机载端部署^[68]。该类算法是最常用的大型食草动物深度学习识别算法,具有运行速度快、稀疏目标检测精度高等特点,但不能给出目标的轮廓,且当动物聚集时,会出现大量漏检对象,这可能主要是由于粘连对象的形状尺寸发生变化^[9]。

(3) 语义分割,是对图像进行像素级预测,并识别出每个像素的类别。语义分割结果通过栅格图像转矢量可实现不粘连目标对象的定位和类别确定,不能分离出粘连目标个体,且存在噪声点多、精度低的问题^[93],在尺度、形状多变的地物提取和土地利用分类等方面展示出较大优势^[93],代表性算法有 UNet、DeepLab 等^[94]。由于语义分割结果是在像素级而非目标级,因此普通目标检测算法不能直接用于动物盘点,Wu 等组合使用 UNet 语义分割网络和 K-means 聚类构建了基于卫星影像的牛羚自动盘点模型,首先使用 UNet 深度卷积神经网络对卫星影像进行逐像素分类,然后利用 K-means 聚类法将逐像素分割结果进行聚类分解得到牛羚个体^[50]。该算法通过 K-means 聚类后处理解决了语义分割网络不能直接检测动物个体的问题,但不能解决动物密集甚至粘连时的个体分离难题。

(4) 实例分割,是目标检测和语义分割的结合,在目标检测出来后再进行语义分割,为目标的每个像素打上标签^[95]。实例分割能够对前景语义类别相同的不同实例进行区分,这是它与语义分割的最大区别。王东亮等构建了一种基于 Mask RCNN 的家畜深度学习实例分割模型,实现了无人机视频流的家畜实时监控与体重估算,发现深度学习模型对稀疏家畜的识别精度已达 90.81%,但对密集家畜的识别精度仅为 52.9%^[9]。Lei 等基于扩张残差网络对蜂猴进行了语义分割,判断是否运动的分类精度达到了 95.2%^[96]。Liu 等使用全卷积神经网络(FCNs)作为前端、利用条件随机场循环神经网络(CRF-RNN)作为后端构建了一个端到端的动物语义分割网络,开展了基于 PASCALVOC-2012 数据集(2913 张图像)的马、羊等 21 种动物分割,语义分割精度(Mean IU)为 71.7%^[97]。实例分割算法在识别目标的基础上,进一步勾绘出动物轮廓,进而更精确的计算出,但计算速度慢,对内存和 GPU 有较高要求。

以上可知,国内外已经发展出许多深度学习目标识别模型,深度学习训练得到的模型是不可解释的,是一种黑匣解决方案,和传统机器学习方法相比,伴随 Faster RCNN^[98]、Mask RCNN^[99]、Yolov^[80]等模型的提出和改进,深度学习模型的精度和速度都有了较大提升,在某些目标识别等领域已接近或超越于人类,但存在以下问题:(1)深度学习依赖大量样本支撑,目前建立的样本库样本量小、场景单一、物种较少、格式不统一。王东亮等采用多边形标注的方式,构建了无人机图像家畜样本库,包含无人机图像 13803 张,主要覆盖牛和羊两种动物,16763 头/只对象,为图像分类、目标识别、语义分割和实例分割多深度学习模型提供通用训练数据集,但样本量和物种较少^[9],难以支撑多平台多种大型食草动物识别模型构建。(2)卫星和无人机影像中大型食草动物的像素少,且分布密集,而深度学习模型普遍存在对密集目标和小目标识别精度低的问题^[9,92]。如何改进并将目标识别模型与语义分割模型结合以提升密集动物和小目标识别精度还存在技术瓶颈^[9]。

4 大型食草动物区域种群密度估算方法

地面或无人机样带调查获得的数据覆盖范围通常较小,大空间尺度食草动物分布规律研究需将样带调查

数据进行尺度外扩和空间化定量表达。针对如何将局部调查数据进行外扩实现空间网格化处理,国内外已经提出许多估算方法,主要包括:

4.1 基于分层的估算法

基于分层的估算法假设动物是均匀分布的,将样线调查的密度外推到整个区域,可获得大范围的野生动物数量,但由于野生动物分布具有很强的空间异质性,基于均匀分布的假设,根据局部调查结果推算的区域密度不确定性很大^[26,29]。一些学者采用分层抽样和估算法以提高精度,即对研究区进行分层抽样调查,然后将每层抽样获得的种群密度均值作为该层的种群密度,种群数量估算则通过每层的密度与面积乘积之和获得^[8]。路飞英等^[26]将新疆阿尔金山国家级自然保护区分为东部(非产羔低)和西部(产羔地)两层,采用样线法估算了藏羚羊、藏野驴、野牦牛3种有蹄类动物的数量和分布状况。邵全琴等^[69]等将研究区域分为冷、暖季草场两层,根据冷季草场和暖季草场内样带的各类动物种群密度及对应面积,估算了玛多县境内的各类动物种群数量。但由于假定动物在层内是均匀分布的,结果可能明显偏离实际,且只能对每层给出一个估计值,不能精细刻画出物种分布的空间异质性。针对行政区划单元的家畜统计数据空间网格化处理问题,联合国粮农组织(FAO) Robinson 等^[100]基于空间分层回归模型和环境因子生产并发布了一套空间分辨率1 km的全球家畜数量空间化数据(GLW2),但由于食草动物分布规律复杂,利用线性回归不能精细刻画其与环境因子的关系。

4.2 基于物种分布模型的估算法

为了准确估计物种的分布,以最大熵模型 Maxent 为代表的物种分布模型利用物种已知的分布数据和相关环境变量,根据一定的算法来推算物种的生态需求,然后将运算结果投射至不同的空间和时间中来预测物种的实际分布和潜在分布^[101],在未知物种或种群的探索 and 发现、气候变化对物种分布的影响等方面发挥重要作用^[102]。然而,根据物种分布模型估计一个区域野生动物种群大小的精度并不可靠,只有在物种完全按照环境资源分布或达到环境容纳量时,估算结果才与物种的真实种群大小相吻合^[103]。

4.3 基于机器学习的估算法

在遥感和地理信息领域内,为了进一步描述特征变量与目标参数之间的复杂关系,新兴的机器学习算法,如随机森林(RF)、人工神经网络(ANN)、深度学习等,以其简单快速且不需要复杂的物理机制以及精确度高等优势成功地运用于草地地上生物量、植被碳密度、地表温度等遥感反演研究^[104—106]。对于动物密度的模拟与预测,机器学习应用尚处在探索阶段。以随机森林为例,最后预测结果是所有决策树的投票结果,对于回归问题则会给出所有决策树预测结果的平均值,在人口密度模拟已展示出一定潜力。Gilbert 等^[107]基于随机森林,综合考虑土地利用、地形、人口密度、植被和气候等因素对家畜密度进行更新,生成了全球10 km分辨率的家畜数据集(包括牛、马、绵羊、山羊等)。成方龙等^[108]集成地理探测器(GeoDetector)与随机森林模型提升了人口分布格网模拟精度。针对随机森林模型对遥感数据空间异性表达不足的问题,Georganos 等^[13]提出地理随机森林模型(Geographical Random Forests, GRF),该模型在传统随机森林模型的算法中融入了地理加权回归(GWR)思想,通过选择合适的带宽和空间异质性程度,并将自变量与因变量之间的关系进行可视化表达,提升了人口密度的模拟精度和空间异质性刻画能力。揭示大型野生食草动物和家畜分布规律及对环境因子的响应,发展基于机器学习的区域种群密度估算方法,可为无人机食草动物监测结果的尺度扩展提供新的理论和技术支撑。

5 存在问题与展望

5.1 多源数据融合将为大型食草动物调查提供长时序数据支撑

地面、卫星、航空三种平台以及不同传感器数据在动物调查方面各有优劣势^[10]。地面传感器通常在精度或连续观测方面有优势。如,红外触发/延时相机可实现对某一点位的长时间连续观测,但监测范围小^[32,33]。卫星定位项圈可获取长时间连续的动物活动轨迹数据,但有些动物捕捉困难或禁止捕捉。卫星和航空遥感数

据则在大范围动物调查方面有优势。

从数据分辨率和监测目标种类来说,遥感卫星平台运行轨道高、观测范围广、历史数据丰富,但受影像分辨率限制,中低分辨率卫星数据只能用于动物栖息地评估方面,亚米级卫星影像分辨率最高达 0.31 m,如 WorldView-3 和-4,已用于牦牛等体型大的动物调查,但要求与背景差异大、个体稀疏,尚不能监测羊等体型较小、容易聚集的食草动物^[48]。有人机和无人机数据分辨率均可达厘米级,有能力监测几乎所有大型食草动物。无人机飞行高度可低至数米到数十米,分辨率最可达毫米级,不仅可监测动物数量,还可监测其行为^[74]和体尺^[9],搭载热成像仪还调查鹿、考拉^[67]、白尾鹿^[80]、蜘蛛猴^[81]、兔子^[82]等林下动物。从价格和可利用性来说,市面上常见的亚米级卫星影像产品多由商业公司垄断,根据影像分辨率、无云比例、年份和面积要求不同,价格略有差异,一般在 50—200 元/km²^[109]。有限的科研经费难以覆盖大范围的研究区域,因此极大的限制了卫星影像的应用潜力释放。尽管 DigitalGlobe 等卫星数据服务商针对部分区域提供了免费样例数据,但很难满足实际需求,呼吁政府或相关商业数据服务商提供更多公开、免费的亚米级数据。有人机数据分辨率,受地点、飞行平台、燃油费、采集面积、气象条件、审批等因素影响,采集成本变化很大。一般来说,单位面积的有人机数据成本随采集面积增加而降低,但单价远高于卫星影像,如我国一般在 1000 元/km²以上,因此应用较少。截止目前,我国仅有一例使用有人机调查延边朝鲜族自治州的马鹿、野猪、狍子等野生动物的报道^[110]。由于有人机飞行平台和设备昂贵、使用成本高、气象限制多、作业流程复杂、风险大等原因,近年来逐渐被无人机取代。得益于通讯、微电子、载荷小型化技术发展,无人机成本塌方式下降,逐渐被普通用户接受。根据无人机的类型,无人机价格在数千元(如大疆“御”四旋翼)至数十万元(如油动固定翼无人机^[69])。但旋翼轻小型无人机续航时间普遍较短(通常不超过 30 分钟)限制了其连续观测能力。固定翼无人机具有续航时间长、航速快的优势,但在山区等地形复杂区域起降困难,旋翼无人机可垂直起降,受地形限制少,但滞空时间短,大型野生食草动物多生活在人烟稀少、地形复杂的地区,因此传统的固定翼或旋翼无人机均不太适合大型食草动物调查。

针对旋翼无人机续航时间短、固定翼无人机起降不便的问题,目前市面上已推出全新架构的垂直起降固定翼无人机,通过垂直方式起降减少了对起降场地的依赖,在空中使用固定翼水平飞行大大减小巡航阶段的飞行阻力,因而兼具旋翼无人机垂直起降和固定翼无人机航时长、航速高等优势,在同样起飞重量、翼展、电池能量密度和电池重量占比情况下,航时领先其他构型,为山区等地形复杂区域动物调查提供了高效的解决方案^[92]。针对人工操控无人机操控难度大、周期性作业成本高、时效性难以保证等问题,诸多无人机厂商研制出自主作业无人机,搭配自动充/换电机场,具有远程操控、无人值守、自动充电、数据传输、云端管理等功能,可替代传统的人工操控方式通过网络远程一键或定时启动无人机,执行高频次、长距离巡检任务,已用于电力、水工工程等领域自动巡检^[111],未来随着成本进一步下降(大疆机场售价已下探至 12.98 万元),有望在大型食草动物监测中得到应用。

此外,不同平台和数据类型均存在明显优缺点,动物监测由单一平台向多平台、多传感器发展成为未来趋势,因此融合多平台、多传感器数据对大尺度、长时序动物调查至关重要^[10,48]。王东亮等融合地面调查、无人机和 Worldview 卫星影像开展了 2010—2016 年隆宝湿地国家级自然保护区的牦牛和羊种群数量动态建模,展示了多平台数据融合在动物种群数量的长期动态监测方面的潜力^[48]。

5.2 动物盘点技术逐渐由人工观测向自动化、智能化方向发展

随着科学技术的不断创新发展,动物盘点技术和方法逐渐从主要依赖人工观测向基于红外触发/延时相机、无人机、卫星等多平台数据获取自动获取及智能盘点方向发展^[10,37]。在实际应用中,野生动物监测新技术与新方法带来的最突出的问题是高效率、高密度的数据采集方式产生了大量的数据,但数据后期的清洗、筛选、管理、整合和分析目前主要依靠人工完成,比如数以万计的红外相机图片的物种鉴别,大批量追踪信息的过滤需要投入大量的人力。回收的大批量数据也为模型建立、统计分析提供了新的难题。对于大型野生食草动物智能盘点已提出了众多模型,主要包括传统目标识别方法和基于深度学习的识别方法。传统目标识别方

法使用人类专家建立的特征和规则,模型的可解释性强,但模型泛化能力差、精度低,随着大型食草动物大数据和人工智能时代来临,传统目标识别方法越来越不能适应人们对监测精度和频次要求^[95]。基于深度学习的识别方法的提出极大的提升了大型食草动物识别模型的精度和泛化能力,主要包括图像分类、目标检测、语义分割和实例分割模型。其中,图像分类模型不能对个体定位,目标检测、语义分割和实例分割模型均可实现目标个体定位,但普遍存在对密集目标和小目标识别精度低的问题。密集目标检测精度低的主要原因在于目标密度大且朝向多变时,目标之间严重重叠、遮挡、间隙窄,导致普通基于水平方向锚框的检测器无法很好地将不同的目标分离开来。为此,有学者提出可以生成旋转矩形候选区域的目标识别算法^[112],使得候选锚框可以更加紧密地包围具有方向任意性的目标^[113],但网络结构臃肿,在密集目标甚至粘连目标检测方面的精度和速度上始终无法得到较大提升。CenterNet 网络将目标检测问题变成了一个标准的关键点估计问题,是精度和效率之间平衡最好的网络之一,但生成的水平锚框依然存在对多种类、高密度/粘连目标识别精度低的问题^[114]。锚框式小目标检测精度低的原因主要在于三个原因:(1)类别不均衡。页面中小目标物体相对于其他中、大目标物体占比较少。类别不均衡的问题会导致模型训练过程中损失函数学到的信息更偏向占比多的中、大目标物体。(2)特征丢失。基于深度学习的目标检测算法为了检测更多复杂的特征往往会加深或加宽网络,同时为了减少计算量以及增加位移不变特性,网络中常常增加池化层。池化层下采样过程不可避免地会丢失部分或者全部小目标特征信息。(3)定位精度。模型预测框在有相同偏差时,偏差给小目标 IOU (预测框和标准框面积的交并比)带来的影响要比中、大目标 IOU 带来的影响要大的多,因为相同的偏移量在小目标预测框的 IOU 中占比明显更大。目前针对类别不均衡问题主要通过数据训练前对小目标进行数据扩充和缩放增强,特征丢失可通过 FPN 等方式利用多个层特征融合、嵌入空洞卷积^[92]、缩减特征跨度^[90]、注意力集中机制^[68]等措施减少特征损失,定位精度差则通过设定自适应的 IOU 阈值或采用带角度矩形锚框等方式来缓解^[113]。卫星影像中动物像素仅几个,普通的目標检测模型难以直接应用,采用“语义分割”不进行锚框定位的方式^[50]在一定程度上也可解决小目标识别精度低的问题。

此外,以往用于动物调查的无人机数据主要是下视影像^[12,115],但现有的深度学习模型是否能够适应不同平台、不同角度采集的多尺度多角度动物监测数据,实现动物精确识别,并支撑体型参数提取和体重估算尚有待进一步研究。现有的自动识别算法多基于单张影像,大型食草动物种类多,易与周边地物混淆,现有模型仅使用单张影像的误识别率高,未充分挖掘无人机飞行过程中拍摄的高度重叠的序列影像对地面目标形成多次观测信息,对复杂环境下多种类、高密度食草动物识别精度还有待提高。今后有必要针对大型食草动物分布密集、目标小、数据获取角度/尺度多变等问题,研究关键点预测、语义分割、传统目标识别模型等多种模型的协同识别机制,构建高精度的单张影像食草动物识别模型,并借鉴 DeepSort 等多目标跟踪思想^[116],发展序列影像间的多目标匹配关联与识别结果纠正方法,克服现有基于单一模型和单张影像对多种类、高密度/粘连目标识别精度低的问题。

5.3 基于机器学习的区域种群密度估算

地面或无人机样带调查获得的数据覆盖范围通常较小,大空间尺度食草动物分布规律研究需针对如何将局部调查数据进行外扩实现空间网格化处理,国内外已经提出许多估算方法,主要包括:分层估算法主要基于均匀分布的假设,利用有限的样带调查数据进行尺度扩展,获取区域尺度的大型食草动物种群密度,但由于野生动物分布具有很强的空间异质性和动态性,根据局部调查结果推算的区域密度精度较低。物种分布模型估算法利用物种已知的分布数据和相关环境变量,根据一定的算法来推算物种的生态需求,种群密度估算结果只有在物种完全按照环境资源分布或者是达到环境容纳量时,才与物种的真实种群大小相吻合。近年来新发展的采用机器学习模型,基于样带调查数据,结合气象、地形、植被等空间环境信息和精细的参数化方案,在区域种群密度的空间量化估算方面已开展了一些卓有成效的研究。但是,关于哪些机器学习模型在哪些物种中应用效果最好,目前还没有合理的解释和明确的结论。机器学习的关键在于特征数据筛选,提高输入变量的质量,物种分布受多种因素影响,因子间的相互作用也可能产生不可忽略的影响。但到目前为止,人们对

大型野生食草动物和家畜分布及依赖的环境变量研究还较少,哪些因子起关键作用,多因子的相互作用对不同食草动物分布影响还缺乏科学认知。区域种群密度估算方法未充分挖掘种群密度与气象、地形等环境因子之间的复杂关联关系,不能刻画种群密度的空间异质性。仅在小范围内针对岩羊^[31]、牦牛^[117]、新疆哺乳动物丰富度^[118]等对少数环境变量的依赖进行定性探讨,缺乏定量研究^[119]。因此,亟需揭示大型野生食草动物和家畜分布规律和主要驱动因子,开展基于机器学习的食草动物种群密度精准估算,结合传统基于分层和基于物种分布等估算模型,分析不同模型的适用条件和精度,实现食草动物样带密度的尺度可靠外扩,有望解决以往单一估算模型精度低、尺度粗糙的问题。虽然受食草动物迁移、聚集等限制,基于机器学习的食草动物种群密度精准估算方法依然难以准确预测每个点位的食草动物数量,但可为有限样本条件下区域食草动物高精度制图提供有效途径。

5.4 我国成为推动大型食草动物监测技术进步的重要力量

卫星、无人机、红外相机、卫星项圈、物种 AI 识别等作为当前大型食草动物监测的重要科技手段,这些对地观测技术多源于美欧等发达国家^[14-16],后逐渐应用于野生动物保护需求迫切的地区^[52,53]。我国启动了系列科技创新计划。2006 年,我国启动了高分辨率对地观测系统重大专项,重点发展基于卫星、平流层飞艇和飞机的高分辨率先进观测系统,截止目前已发射高分卫星多颗,分辨率最高可达 0.5 m,技术水平与同期在轨的美国 WorldView、欧洲哨兵等系列卫星比肩,代表着我国星载对地观测系统整体规模与能力已进入国际先进行列。中国无人机产业发展起步晚,但发展迅速,在中航、大疆、纵横、极飞等公司带动下,我国已成为全球无人机制造强国^[120]。其中,消费类无人机的中国制造已经占据全球 74% 的市场,工业级无人机已经占据全球 55% 的市场。为推动大型食草动物无人机遥感监测,我国制定了相关规范,如青海省地方标准《藏野驴、藏原羚和岩羊种群数量无人机遥感调查技术规范》,农业农村部行业标准《草地放牧无人机遥感调查》,为野生食草动物和家畜提供了规范指导。近年来,我国实施了系列生物多样性保护项目,以集成遥感、物联网、云计算等新一代信息技术为支撑,建立了若干动物智能监测系统。东北虎豹国家公园“天地空一体化监测系统”在中俄边境 200 km 虎豹跨境监测带、虎豹核心分布区、虎豹扩散区安装无线相机 3000 余台,运用云计算、物联网、移动互联、大数据、人工智能等技术,实现了 30 多种野生动物和人为活动要素的实时监控^[121,91]。大熊猫栖息地空间数据动态监测系统,实现了对大熊猫个体识别^[122]。这些项目的实施和系统建立,为国家生态文明建设做出了重要贡献,同时极大地推动了天空地一体化大型食草动物监测技术集成创新。鉴于大型食草动物观测的重要性、持久性和长期性,建议继续开展大型食草动物空天地组网观测技术研究,聚焦:(1)建设以野外台站为骨架的全国大型动物观测网络,实现空天地多源异构、多点多任务数据同步获取,支持多源产品验证;(2)集成各领域优秀算法和模型,打造完善多尺度全品类动物监测平台,实现动物监测数据持续更新和不断完善;(3)研制星载、机载和地面数据实时处理软硬件模块,实现多星多机互联和信息实时获取,进一步挖掘打通成果和用户的畅通渠道,充分发挥空天地信息在未来生物多样性监测的重要作用。

参考文献 (References):

- [1] Olliff H, Ritchie M E, Prins H H T. Global environmental controls of diversity in large herbivores. *Nature*, 2002, 415: 901-904.
- [2] Ripple W J, Newsome T M, Wolf C, Dirzo R, Everatt K T, Galetti M, Hayward M W, Kerley G I H, Levi T, Lindsey P A, MacDonald D W, Malhi Y, Painter L E, Sandom C J, Terborgh J, Van Valkenburgh B. Collapse of the world's largest herbivores. *Science Advances*, 2015, 1 (4): e1400103.
- [3] McLaughlin K. Exploding demand for Cashmere wool is ruining Mongolia's grasslands. *Science*, 2019: eaaw8397.
- [4] 郭阳, 贾志斌, 张琪, 赵家明, 符旺, 吴孔佳. 基于遥感数据的内蒙古呼伦贝尔草原草畜平衡时空动态研究. *中国草地学报*, 2021, 43 (4): 30-37.
- [5] Emer C, Galetti M, Pizo M A, Jordano P, Verdú M. Defaunation precipitates the extinction of evolutionarily distinct interactions in the Anthropocene. *Science Advances*, 2019, 5(6): eaav6699.
- [6] Chang J F, Ciais P, Gasser T, Smith P, Herrero M, Havlík P, Obersteiner M, Guenet B, Goll D S, Li W, Naipal V, Peng S S, Qiu C J, Tian H Q, Viovy N, Yue C, Zhu D. Climate warming from managed grasslands cancels the cooling effect of carbon sinks in sparsely grazed and natural grasslands. *Nature Communications*, 2021, 12: 118.

- [7] Graves T A, Yarnall M J, Johnston A N, Preston T M, Chong G W, Cole E K, Janousek W M, Cross P C. Eyes on the herd: Quantifying ungulate density from satellite, unmanned aerial systems, and GPS collar data. *Ecological Applications: a Publication of the Ecological Society of America*, 2022, 32(5): e2600.
- [8] 国家林业局. 全国第二次陆生野生动物资源调查技术规程. 北京: 国家林业局, 2011.
- [9] 王东亮, 廖小罕, 张扬建, 丛楠, 叶虎平, 邵全琴, 辛晓平. 基于无人机视频流的草原放牧家畜在线检测和体重估算. *生态学杂志*, 2021, 40(12): 4099-4108.
- [10] Wang D L, Shao Q Q, Yue H Y. Surveying wild animals from satellites, manned aircraft and unmanned aerial systems (UASs): a review. *Remote Sensing*, 2019, 11(11): 1308.
- [11] Norouzzadeh M S, Nguyen A, Kosmala M, Swanson A, Palmer M S, Packer C, Clune J. Automatically identifying, counting, and describing wild animals in camera-trap images with deep learning. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 2018, 115(25): E5716-E5725.
- [12] Barbedo J G A, Koenigkan L V, Santos T T, Santos P M. A study on the detection of cattle in UAV images using deep learning. *Sensors*, 2019, 19(24): 5436.
- [13] Georganos S, Grippa T, Niang Gadiaga A, Linard C, Lennert M, Vanhuysse S, Mboga N, Wolff E, Kalogirou S. Geographical random forests: a spatial extension of the random forest algorithm to address spatial heterogeneity in remote sensing and population modelling. *Geocarto International*, 2021, 36(2): 121-136.
- [14] Kuenzer C, Ottinger M, Wegmann M, Guo H D, Wang C L, Zhang J Z, Dech S, Wikelski M. Earth observation satellite sensors for biodiversity monitoring: potentials and bottlenecks. *International Journal of Remote Sensing*, 2014, 35(18): 6599-6647.
- [15] LaRue M A, Stapleton S, Anderson M. Feasibility of using high-resolution satellite imagery to assess vertebrate wildlife populations. *Conservation Biology*, 2017, 31(1): 213-220.
- [16] Pettorelli N, Lurance W F, O'Brien T G, Wegmann M, Nagendra H, Turner W. Satellite remote sensing for applied ecologists: opportunities and challenges. *Journal of Applied Ecology*, 2014, 51(4): 839-848.
- [17] Michaud J S, Coops N C, Andrew M E, Wulder M A, Brown G S, Rickbeil G J M. Estimating moose (*Alces alces*) occurrence and abundance from remotely derived environmental indicators. *Remote Sensing of Environment*, 2014, 152: 190-201.
- [18] Ottichilo W K, De Leeuw J, Skidmore A K, Prins H H T, Said M Y. Population trends of large non-migratory wild herbivores and livestock in the Masai Mara ecosystem, Kenya, between 1977 and 1997. *African Journal of Ecology*, 2000, 38(3): 202-216.
- [19] Anderson K, Gaston K J. Lightweight unmanned aerial vehicles will revolutionize spatial ecology. *Frontiers in Ecology and the Environment*, 2013, 11(3): 138-146.
- [20] Chabot D, Bird D M. Wildlife research and management methods in the 21st century: where do unmanned aircraft fit in? *Journal of Unmanned Vehicle Systems*, 2015, 3(4): 137-155.
- [21] Linchant J, Lisein J, Semeki J, Lejeune P, Vermeulen C. Are unmanned aircraft systems (UASs) the future of wildlife monitoring? A review of accomplishments and challenges. *Mammal Review*, 2015, 45(4): 239-252.
- [22] Christie K S, Gilbert S L, Brown C L, Hatfield M, Hanson L. Unmanned aircraft systems in wildlife research: current and future applications of a transformative technology. *Frontiers in Ecology and the Environment*, 2016, 14(5): 241-251.
- [23] Fiori L, Doshi A, Martinez E, Orams M B, Bollard-Breen B. The use of unmanned aerial systems in marine mammal research. *Remote Sensing*, 2017, 9(6): 543.
- [24] Lahoz-Monfort J J, Magrath M J L. A comprehensive overview of technologies for species and habitat monitoring and conservation. *BioScience*, 2021, 71(10): 1038-1062.
- [25] Turner W. Sensing biodiversity. *Science*, 2014, 346(6207): 301-302.
- [26] 路飞英, 石建斌, 张子慧, 苏旭坤, 吴娱, 董世魁, 李晓文, 张翔, 许东华, 高峰, 翁晋. 阿尔金山自然保护区藏羚羊、藏野驴和野牦牛的数量与分布. *北京师范大学学报: 自然科学版*, 2015, 51(4): 374-381.
- [27] 连新明, 李晓晓, 颜培实, 张同作, 苏建平. 夏季可可西里雌性藏原羚行为时间分配及活动节律. *生态学报*, 2012, 32(3): 663-670.
- [28] 李忠秋, 蒋志刚. 青海省天峻地区藏原羚的食性分析. *兽类学报*, 2007, 27(1): 64-67.
- [29] Richard B H, Kenneth P B. 关于使用样线法估计种群密度. *动物学报*, 2002, 48(6): 812-818.
- [30] 李欣海, 邵二虎, 李百度, 詹祥江. 用物种分布模型和距离抽样估计三江源藏野驴、藏原羚和藏羚羊的数量. *中国科学: 生命科学*, 2019, 49(2): 151-162.
- [31] 郭兴健, 邵全琴, 杨帆, 李愈哲, 汪阳春, 王东亮. 无人机遥感调查黄河源玛多县岩羊数量及分布. *自然资源学报*, 2019, 34(5): 1054-1065.
- [32] 李君, 马月伟, 姜楠, 杨虎, 周厚熊, 吴艳蓉, 吴勇海. 雪豹保护生物学研究进展. *野生动物学报*, 2020, 41(3): 796-805.
- [33] You Z Q, Jiang Z G, Li C W, Mallon D. Impacts of grassland fence on the behavior and habitat area of the critically endangered Przewalski's gazelle around the Qinghai Lake. *Chinese Science Bulletin*, 2013, 58(18): 2262-2268.
- [34] 萨根古丽, 沙拉·哈那皮亚, 袁磊, 赵新忠, 程芸, 高丽君. 红外触发相机在新疆罗布泊野骆驼国家级自然保护区野生动物监测中的应用. *干旱环境监测*, 2017, 31(2): 79-84.
- [35] Goodenough A E, Carpenter W S, MacTavish L, MacTavish D, Theron C, Hart A G. Empirically testing the effectiveness of thermal imaging as a

- tool for identification of large mammals in the African bushveldt. *African Journal of Ecology*, 2018, 56(1): 51-62.
- [36] 田成. 大熊猫栖息地野生动物时空分布及驱动因素研究[D]. 北京: 北京林业大学, 2020.
- [37] 肖文宏, 周青松, 朱朝东, 吴东辉, 肖治术. 野生动物监测技术和方法应用进展与展望. *植物生态学报*, 2020, 44(4): 409-417.
- [38] 山丹, 朱媛君, 刘艳书, 时忠杰, 杨晓晖. 呼伦贝尔草原南缘植被类型分异及生物多样性特征. *生态学杂志*, 2019, 38(3): 619-626.
- [39] 张友枝. 提高畜牧业统计数据质量途径的几点思考. *中国集体经济*, 2020(4): 60-61.
- [40] 王文卉, 赵长香. 提高畜牧业统计数据质量的探讨. *畜禽业*, 2020, 31(6): 36.
- [41] 王杰琼, 常卫波, 张瑞, 郭夏辉. 电子耳标在规模奶牛场管理中的应用. *畜牧兽医科技信息*, 2022(12): 133-135.
- [42] 张晶声, 张旭, 金闻名, 张志轩, 于遵波. 射频识别技术在牲畜电子耳标检测上的运用. *中国兽药杂志*, 2022, 56(6): 39-43.
- [43] Pacheco V M, de Sousa R V, da Silva Rodrigues A V, de Souza Sardinha E J, Martello L S. Thermal imaging combined with predictive machine learning based model for the development of thermal stress level classifiers. *Livestock Science*, 2020, 241: 104244.
- [44] Löffler E, Margules C. Wombats detected from space. *Remote Sensing of Environment*, 1980, 9(1): 47-56.
- [45] Wilschut L I, Heesterbeek J A P, Begon M, de Jong S M, Ageyev V, Laudisoit A, Addink E A. Detecting plague-host abundance from space: using a spectral vegetation index to identify occupancy of great gerbil burrows. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2018, 64: 249-255.
- [46] 董世魁, 武晓宇, 刘世梁, 苏旭坤, 吴娱, 石建斌, 李晓文, 张翔, 许东华, 翁晋. 阿尔金山自然保护区基于野牦牛、藏野驴、藏羚羊适宜栖息地的生态容量估测. *生态学报*, 2015, 35(23): 7598-7607.
- [47] Laliberte A S, Ripple W J. Automated wildlife counts from remotely sensed imagery. *Wildlife Society Bulletin*, 2003, 31(2): 362-371.
- [48] Wang D L, Song Q J, Liao X H, Ye H P, Shao Q Q, Fan J W, Cong N, Xin X P, Yue H Y, Zhang H Y. Integrating satellite and unmanned aircraft system (UAS) imagery to model livestock population dynamics in the Longbao Wetland National Nature Reserve, China. *Science of the Total Environment*, 2020, 746: 140327.
- [49] Yang Z, Wang T J, Skidmore A K, de Leeuw J, Said M Y, Freer J. Spotting East African mammals in open savannah from space. *PLoS One*, 2014, 9(12): e115989.
- [50] Wu Z J, Zhang C, Gu X W, Duporge I, Hughey L F, Stabach J A, Skidmore A K, Hopcraft J G C, Lee S J, Atkinson P M, McCauley D J, Lamprey R, Ngene S, Wang T J. Deep learning enables satellite-based monitoring of large populations of terrestrial mammals across heterogeneous landscape. *Nature Communications*, 2023, 14: 3072.
- [51] Xue Y F, Wang T J, Skidmore A K. Automatic counting of large mammals from very high resolution panchromatic satellite imagery. *Remote Sensing*, 2017, 9(9): 878.
- [52] Stoner C, Caro T, Mduma S, Mlingwa C, Sabuni G, Borner M. Assessment of effectiveness of protection strategies in Tanzania based on a decade of survey data for large herbivores. *Conservation Biology*, 2007, 21(3): 635-646.
- [53] Smyser T J, Guenzel R J, Jacques C N, Garton E O. Double-observer evaluation of pronghorn aerial line-transect surveys. *Wildlife Research*, 2016, 43(6): 474.
- [54] Franke U, Germany A E Q, Goll B, Hohmann U, Heurich M, Germany A E Q. Aerial ungulate surveys with a combination of infrared and high-resolution natural colour images. *Animal Biodiversity and Conservation*, 2012, 35(2): 285-293.
- [55] Garner D L, Underwood H B, Porter W F. Use of modern infrared thermography for wildlife population surveys. *Environmental Management*, 1995, 19(2): 233-238.
- [56] Burn D M, Webber M A, Udevitz M S. Application of airborne thermal imagery to surveys of Pacific walrus. *Wildlife Society Bulletin*, 2006, 34(1): 51-58.
- [57] Terletzky P, Ramsey R D. A semi-automated single day image differencing technique to identify animals in aerial imagery. *PLoS One*, 2014, 9(1): e85239.
- [58] Caughley G, Sinclair R, Scott-Kemmis D. Experiments in aerial survey. *The Journal of Wildlife Management*, 1976, 40(2): 290.
- [59] Descamps S, B  chet A, Descombes X, Arnaud A, Zerubia J. An automatic counter for aerial images of aggregations of large birds. *Bird Study*, 2011, 58(3): 302-308.
- [60] Groom G, Stjernholm M, Nielsen R D, Fleetwood A, Petersen I K. Remote sensing image data and automated analysis to describe marine bird distributions and abundances. *Ecological Informatics*, 2013, 14: 2-8.
- [61] Chabot D, Dillon C, Francis C M. An approach for using off-the-shelf object-based image analysis software to detect and count birds in large volumes of aerial imagery. *Avian Conservation and Ecology*, 2018, 13: art15.
- [62] Vermeulen C, Lejeune P, Lisein J, Sawadogo P, Bouch   P. Unmanned aerial survey of elephants. *PLoS One*, 2013, 8(2): e54700.
- [63] 廖小罕, 肖青, 张颖. 无人机遥感: 大众化与拓展应用发展趋势. *遥感学报*, 2019, 23(6): 1046-1052.
- [64] 徐晨晨, 廖小罕, 岳焕印, 鹿明, 陈西旺. 基于改进蚁群算法的无人机低空公共航路构建方法. *地球信息科学学报*, 2019, 21(4): 570-579.
- [65] Torney C J, Dobson A P, Borner F, Lloyd-Jones D J, Moyer D, Maliti H T, Mwita M, Fredrick H, Borner M, . Assessing rotation-invariant feature classification for automated wildebeest population counts. *PLoS One*, 2016, 11(5): e0156342.
- [66] Christiansen P, Steen K A, J  rgensen R N, Karstoft H. Automated detection and recognition of wildlife using thermal cameras. *Sensors*, 2014, 14(8): 13778-13793.

- [67] Gonzalez L F, Montes G A, Puig E, Johnson S, Mengersen K, Gaston K J. Unmanned aerial vehicles (UAVs) and artificial intelligence revolutionizing wildlife monitoring and conservation. *Sensors*, 2016, 16(1): 97.
- [68] Luo W, Zhang Z, Fu P, Wei G S, Wang D L, Li X Q, Shao Q Q, He Y J, Wang H J, Zhao Z H, Liu K, Liu Y Y, Zhao Y X, Zou S H, Liu X L. Intelligent grazing UAV based on airborne depth reasoning. *Remote Sensing*, 2022, 14(17): 4188.
- [69] 邵全琴, 郭兴健, 李愈哲, 汪阳春, 王东亮, 刘纪远, 樊江文, 杨帆. 无人机遥感的大型野生食草动物种群数量及分布规律研究. *遥感学报*, 2018, 22(3): 497-507.
- [70] Olivares-Mendez M A, Fu C H, Ludvig P, Bissyard T F, Kannan S, Zurad M, Annaiyan A, Voos H, Campoy P. Towards an autonomous vision-based unmanned aerial system against wildlife poachers. *Sensors*, 2015, 15(12): 31362-31391.
- [71] Israel M. A uav-based roe Deer fawn detection system. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 2012: 51-55.
- [72] Longmore S N, Collins R P, Pfeifer S, Fox S E, Mulero-Pázmány M, Bezombes F, Goodwin A, De Juan Ovelar M, Knapen J H, Wich S A. Adapting astronomical source detection software to help detect animals in thermal images obtained by unmanned aerial systems. *International Journal of Remote Sensing*, 2017, 38(8/9/10): 2623-2638.
- [73] Witeczuk J, Pagacz S, Zmarz A, Cypel M. Exploring the feasibility of unmanned aerial vehicles and thermal imaging for ungulate surveys in forests-preliminary results. *International Journal of Remote Sensing*, 2018, 39(15/16): 5504-5521.
- [74] 张智宇, 王东亮. 利用无人机辅助放牧实验研究. *全球变化数据学报: 中英文*, 2022, 6(3): 487-500, 664-677.
- [75] Hodgson J C, Koh L P. Best practice for minimising unmanned aerial vehicle disturbance to wildlife in biological field research. *Current Biology*, 2016, 26(10): R404-R405.
- [76] Dittmer M A, Vincent J B, Werden L K, Tanner J C, Laske T G, Iaizzo P A, Garshelis D L, Fieberg J R. Bears show a physiological but limited behavioral response to unmanned aerial vehicles. *Current Biology*, 2015, 25(17): 2278-2283.
- [77] Sandbrook C. The social implications of using drones for biodiversity conservation. *Ambio*, 2015, 44(4): 636-647.
- [78] Spaan D, Di Fiore A, Rangel-Rivera C E, Hutschenreiter A, Wich S, Aureli F. Detecting spider monkeys from the sky using a high-definition RGB camera: a rapid-assessment survey method? *Biodiversity and Conservation*, 2022, 31(2): 479-496.
- [79] Schroeder N M, Panebianco A, Gonzalez Musso R, Carmanchahi P. An experimental approach to evaluate the potential of drones in terrestrial mammal research: a gregarious ungulate as a study model. *Royal Society Open Science*, 2020, 7(1): 191482.
- [80] Chrétien L P, Théau J, Ménard P. Visible and thermal infrared remote sensing for the detection of white-tailed Deer using an unmanned aerial system. *Wildlife Society Bulletin*, 2016, 40(1): 181-191.
- [81] Spaan D, Burke C, McAree O, Aureli F, Rangel-Rivera C E, Hutschenreiter A, Longmore S N, McWhirter P R, Wich S A. Thermal infrared imaging from drones offers a major advance for spider monkey surveys. *Drones*, 2019, 3(2): 34.
- [82] Psiroukis V, Malounas I, Mylonas N, Grivakis K E, Fountas S, Hadjigeorgiou I. Monitoring of free-range rabbits using aerial thermal imaging. *Smart Agricultural Technology*, 2021, 1: 100002.
- [83] Coops N C, Goodbody T R H, Cao L. Four steps to extend drone use in research. *Nature*, 2019, 572: 433-435.
- [84] 吴方明, 朱伟伟, 吴炳方, 赵新全. 三江源大型食草动物数量无人机自动监测方法. *兽类学报*, 2019, 39(4): 450-457.
- [85] 汪琪, 马灵玲, 王宁, 王宇航, 黎荆梅, 腾格尔, 欧阳光洲, 张远平, 敖磊, 牛泽芳, 郑青川, 李子扬. 系留球载光学影像的草原牲畜数量自动核算方法. *无线电工程*, 2021, 51(12): 1485-1492.
- [86] 苏丽, 孙雨鑫, 苑守正. 基于深度学习的实例分割研究综述. *智能系统学报*, 2022, 17(1): 16-31.
- [87] Rey N, Volpi M, Joost S, Tuia D. Detecting animals in African Savanna with UAVs and the crowds. *Remote Sensing of Environment*, 2017, 200: 341-351.
- [88] Kellenberger B, Marcos D, Tuia D. Detecting mammals in UAV images: best practices to address a substantially imbalanced dataset with deep learning. *Remote Sensing of Environment*, 2018, 216: 139-153.
- [89] Kellenberger B, Marcos D, Lobry S, Tuia D. Half a percent of labels is enough: efficient animal detection in UAV imagery using deep CNNs and active learning. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2019, 57(12): 9524-9533.
- [90] Peng J B, Wang D L, Liao X H, Shao Q Q, Sun Z G, Yue H Y, Ye H P. Wild animal survey using UAS imagery and deep learning: modified Faster R-CNN for kiang detection in Tibetan Plateau. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2020, 169: 364-376.
- [91] 宫一男, 谭孟雨, 王震, 赵国静, 蒋沛林, 蒋仕铭, 张鼎基, 葛剑平, 冯利民. 基于深度学习的红外相机动物影像人工智能识别: 以东北虎豹国家公园为例. *兽类学报*, 2019, 39(4): 458-465.
- [92] Wang Y H, Ma L L, Wang Q, Wang N, Wang D L, Wang X H, Zheng Q C, Hou X X, Ouyang G Z. A lightweight and high-accuracy deep learning method for grassland grazing livestock detection using UAV imagery. *Remote Sensing*, 2023, 15(6): 1593.
- [93] Tong P M, Han P C, Li S C, Li N, Bu S H, Li Q, Li K. Counting trees with point-wise supervised segmentation network. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2021, 100: 104172.
- [94] Osco L P, dos Santos de Arruda M, Marcato J Jr, da Silva N B, Ramos A P M, Moryia É A S, Imai N N, Pereira D R, Creste J E, Matsubara E T, Li J, Gonçalves W N. A convolutional neural network approach for counting and geolocating citrus-trees in UAV multispectral imagery. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2020, 160: 97-106.
- [95] Hollings T, Burgman M, van Andel M, Gilbert M, Robinson T, Robinson A. How do you find the green sheep? A critical review of the use of

- remotely sensed imagery to detect and count animals. *Methods in Ecology and Evolution*, 2018, 9(4): 881-892.
- [96] Lei Y J, Dong P M, Guan Y, Xiang Y, Xie M, Mu J, Wang Y Z, Ni Q Y. Postural behavior recognition of captive nocturnal animals based on deep learning: a case study of Bengal slow lorises. *Scientific Reports*, 2022, 12: 7738.
- [97] Liu S Q, Li M, Li M, Xu Q Z. Research of animals image semantic segmentation based on deep learning. *Concurrency and Computation: Practice and Experience*, 2020, 32(1): e4892.
- [98] Ren S Q, He K M, Girshick R, Sun J. Faster R-CNN: towards real-time object detection with region proposal networks. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2017, 39(6): 1137-1149.
- [99] He K M, Gkioxari G, Dollár P, Girshick R. Mask R-CNN. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2020, 42(2): 386-397.
- [100] Robinson T P, Wint G R, Conchedda G, Van Boeckel T P, Ercoli V, Palamara E, Cinardi G, D'Aiotti L, Hay S I, Gilbert M. Mapping the global distribution of livestock. *PLoS One*, 2014, 9(5): e96084.
- [101] 朱耿平, 刘国卿, 卜文俊, 高玉葆. 生态位模型的基本原理及其在生物多样性保护中的应用. *生物多样性*, 2013, 21(1): 90-98.
- [102] Feng X, Park D S, Walker C, Peterson A T, Merow C, Papeş M. A checklist for maximizing reproducibility of ecological niche models. *Nature Ecology & Evolution*, 2019, 3: 1382-1395.
- [103] Boyce M S, Johnson C J, Merrill E H, Nielsen S E, Solberg E J, van Moorter B. REVIEW: can habitat selection predict abundance? *The Journal of Animal Ecology*, 2016, 85(1): 11-20.
- [104] 高宏元, 侯蒙京, 葛静, 包旭莹, 李元春, 刘洁, 冯琦胜, 梁天刚, 贺金生, 钱大文. 基于随机森林的高寒草地上生物量高光谱估算. *草地学报*, 2021, 29(8): 1757-1768.
- [105] Zeng N, Ren X L, He H L, Zhang L, Li P, Niu Z E. Estimating the grassland aboveground biomass in the Three-River Headwater Region of China using machine learning and Bayesian model averaging. *Environmental Research Letters*, 2021, 16(11): 114020.
- [106] 李婉, 牛陆, 陈虹, 吴骅. 基于随机森林算法的地表温度鲁棒降尺度方法. *地球信息科学学报*, 2020, 22(8): 1666-1678.
- [107] Gilbert M, Nicolas G, Cinardi G, Van Boeckel T P, Vanwambeke S O, Wint G R W, Robinson T P. Global distribution data for cattle, buffaloes, horses, sheep, goats, pigs, chickens and ducks in 2010. *Scientific Data*, 2018, 5: 180227.
- [108] 成方龙, 赵冠伟, 杨木壮, 刘月亮, 李芳. 集成地理探测器与随机森林模型的城市人口分布格网模拟. *测绘通报*, 2020(1): 76-81.
- [109] Landinfo Worldwide Mapping LLC, Buying Satellite Imagery: Pricing Information for High Resolution Satellite Imagery. 2019; <http://www.landinfo.com/satellite-imagery-pricing.html>
- [110] 李绍纲. 航空调查野生动物资源. *吉林林业科技*, 1985, 14(5): 50-51.
- [111] 廖健雄, 韩文锋, 殷巍. 无人机自动化机场及系统在水工工程项目中的应用. *中国水运*, 2020(11): 82-71.
- [112] 仲伟峰, 郭峰, 向世明, 潘春洪. 旋转矩形区域的遥感图像舰船目标检测模型. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2019, 31(11): 1935-1945.
- [113] 李瑞. 小目标害虫图像自动识别与计数研究[D]. 合肥: 中国科学技术大学, 2021.
- [114] Zhou X Y, Wang D Q, Krähenbühl P. Objects as points. 2019; arXiv: 1904.07850. <http://arxiv.org/abs/1904.07850.pdf>
- [115] Lopez-Vazquez V, Lopez-Guede J M, Marini S, Fanelli E, Johnsen E, Aguzzi J. Video image enhancement and machine learning pipeline for underwater animal detection and classification at cabled observatories. *Sensors*, 2020, 20(3): 726.
- [116] Wojke N, Bewley A, Paulus D. Simple online and realtime tracking with a deep association metric. 2017 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP). Beijing, China. IEEE, 2017: 3645-3649.
- [117] 刘树超, 邵全琴, 杨帆, 郭兴健, 王东亮, 黄海波, 汪阳春, 刘纪远, 樊江文, 李愈哲. 黄河源区放牧家畜数量及空间分布无人机遥感调查. *地球信息科学学报*, 2021, 23(7): 1286-1295.
- [118] 龙昶宇, 万华伟, 李利平, 王锦地. 新疆地区鸟类和哺乳动物丰富度与环境因子的空间格局与关系. *遥感学报*, 2019, 23(1): 155-165.
- [119] 莫兴国, 刘文, 孟铖铖, 胡实, 刘苏峡, 林忠辉. 青藏高原草地产量与草畜平衡变化. *应用生态学报*, 2021, 32(7): 2415-2425.
- [120] 晏磊, 廖小罕, 周成虎, 樊邦奎, 龚健雅, 崔鹏, 郑玉权, 谭翔. 中国无人机遥感技术突破与产业发展综述. *地球信息科学学报*, 2019, 21(4): 476-495.
- [121] 葛剑平. 林草局: 东北虎豹国家公园“天地空一体化监测系统”中试开通' (2020-01-17) [2023-12-2]. <https://baijiahao.baidu.com/s?id=1655969878765748822&wfr=spider&for=pc>
- [122] 胡瑞华, 张黎明, 何晓安, 何胜山, 胡宇. 大熊猫国家公园 国宝栖息地连通成片. *森林与人类*, 2023(1): 36-49.