

动物遥感与遥测的研究进展与挑战

曾志伟¹, 李可¹, 郭浩^{1,2}, 曾也鲁¹, 冯权洸¹

1. 中国农业大学 土地科学与技术学院, 北京 100193;

2. 中国农业大学 信息与电气工程学院, 北京 100083

摘要: 动物遥感与遥测的核心思想是利用对动物最小化干扰的现代技术手段, 来监测和研究动物及其生态环境。其具体是通过利用卫星、无人机、雷达、声学标签或深度相机等多种工具, 在不对动物造成任何物理接触或最小化干扰的情况下, 收集有关动物行为、种群动态、个体生长状态等方面的数据, 帮助研究者深入了解动物行为习惯、动物与环境之间的关系及动物健康状态等信息, 在野生动物监测和保护、精准畜牧、智慧渔业等领域有着广泛的应用前景。近年来, 动物遥感与遥测技术迅猛发展, 呈现出百花齐放的趋势。但是, 目前依然缺乏对动物遥感与遥测最新研究进展的相关综述。针对上述问题, 本文聚焦动物遥感与遥测领域的研究现状, 从野生动物与家养动物方面进行阐述, 系统性概括动物遥感领域内研究的最新进展。首先, 本文对动物遥感与遥测领域相关论文进行文献分析, 梳理其发展历程及趋势; 其次, 本文基于研究对象的不同, 介绍了野生动物的栖息地选择与利用、迁徙、分布以及动物数量估计等研究, 同时也对家养动物的体尺信息、重量及家养动物草原畜群分布、放牧行为等方面的研究进展进行了介绍。最后, 对动物遥感与遥测领域的研究现状进行总结并展望了其未来发展趋势, 以期促进该领域的深入研究与广泛应用。

关键词: 动物栖息地, 动物分布, 动物迁徙, 动物检测与数量估计, 野生动物, 家养动物, 精准畜牧

中图分类号: TP79/P2

引用格式: 曾志伟, 李可, 郭浩, 曾也鲁, 冯权洸. 2025. 动物遥感与遥测的研究进展与挑战. 遥感学报, 29(10): 2873-2904

Zeng Z W, Li K, Guo H, Zeng Y L and Feng Q L. 2025. Research advances and challenges in animal remote sensing and telemetry. National Remote Sensing Bulletin, 29(10): 2873-2904 [DOI: 10.11834/jrs.20254437]

1 引言

地球上的野生动物是自然世界的宝贵组成部分, 对生态平衡、生态系统功能具有至关重要的作用。然而, 随着栖息地丧失、气候变化、非法贸易以及人类活动的影响加剧, 野生动物正面临前所未有的生存挑战。在这一背景下, 动物遥感技术和遥测技术崭露头角, 逐渐成为了解、监测和保护野生动物的关键工具。动物遥感是指利用遥感技术进行动物栖息地监测、动物迁徙模式研究、动物分布研究、动物种群动态监测、动物体尺测量、身份识别等动物领域应用的综合技术。动物遥测是指利用遥测技术进行动物栖息地监测、动物迁徙模式研究、动物分布研究、动物运动模式研究等动物领域应用的综合技术。在本文中,

遥感技术指使用卫星传感器、飞机或无人机、雷达、声波传感器、深度相机等获取目标物体信息的技术; 遥测技术指使用GPS项圈、声学发射器、加速度计等获取目标物体信息的技术。它们能够让研究人员在不对动物造成干扰的情况下跟踪并研究动物的行为模式。此外, 动物遥感技术和遥测技术在农业领域, 如精准畜牧(身份识别、体尺测量、体重估计等)、智慧渔业(获取渔情信息、估计鱼类数量等)中也有极其广阔的应用前景。通过获取家畜的体尺或者体重信息, 可以及时了解家畜的生长发育状况、健康状态, 对饲料配方、疾病预防等生产决策有直接指导作用; 通过毫米波雷达和热红外成像技术可以对家畜生理信号, 如心跳、温度等进行监测; 通过声学遥测技术或海洋声学波导远程传感技术(OAWRS)可

收稿日期: 2024-10-16; 预印本: 2025-07-28

基金项目: 国家重点研发计划(编号: 2021YFD1300502-01); 国家自然科学基金(编号: 42071449)

第一作者简介: 曾志伟, 研究方向为动物遥感。E-mail: zzw3431@163.com

通信作者简介: 郭浩, 研究方向为动物遥感、农业信息化技术和三维点云智能处理。E-mail: guohaolys@cau.edu.cn

以更好地了解水中生物的行为、分布、数量等。动物遥感技术和遥测技术不仅加深了对动物生态学和日常生活的了解，还为精细畜牧、智慧渔业等生产提供了重要的决策依据，动物遥感与遥测的发展在动物研究中发挥着越来越重要的作用。

由于动物遥感与遥测相关的研究涉及生态学、遥感科学与技术、畜牧学和计算机科学与技术等多个学科，迄今为止，动物遥感与遥测相关的综述大多聚焦于动物的某一方面研究，如动物行为学（Caravaggi等，2017；Schad和Fischer，2023）、动物生态学（Corcoran等，2021；Matley等，2023；Wang等，2019a；Xu等，2024）、精准畜牧（Cihan等，2023；Ma等，2024a；Schneider等，2019；Wang等，2021）等，鲜有综述从遥感科学与技术角度出发，全面综述这一领域。随着技术进步和跨学科融合的加深，发现尚未有人给这一领域有一个准确描述。因此，本文对动物遥感与遥测在一些主要方向的发展做了概括总结，重点论述了基于对象分类的遥感和遥测技术在动物领域的研究。本文旨在为读者提供一份全面而清晰的指南，深入解析动物遥感和遥测技术的应用，

了解该领域的最新进展，识别最新的前沿，以增进对这一领域的理解和认识，从而促进遥感科学与技术 在动物观测领域的发展和应用。本文将从动物遥感与遥测技术在野生动物和家养动物中的应用分类进行综述。

2 动物遥感和遥测文献分析

为了更好地帮助读者了解动物遥感与遥测的发展，本文将从野生动物和家养动物两个角度的文献进行探讨。为此，本文使用WOS（Web of Science）的核心数据库进行了文献挖掘，并利用文献计量法对文献进行定量化整理和分析。由于本文研究涉及与动物相关的遥感和遥测技术，为确保检索文献的准确性，本文在Web of Science中检索的关键词如表1所示，检索年限为2013年1月1日—2023年12月31日，共检索了6612篇论文，并对上述文章进行人工筛选，选出与本文相关的文献，经去重及筛选处理共获得628篇文献。本文通过HistCite和VOSviewer软件对上述文献进行可视化分析。

表1 WOS索引下检索关键词（按不同观测平台分类）

Table 1 Retrieving keywords in WOS index (Classified by different platforms)

卫星	空基	地基	水下
“Animal remote sensing”, “Animal population studies” And “remote sense”, “Animal behavior research” And “remote sense”	“UAV animal remote sensing”, “Drone remotely sensing animals”	“Body size measurement” And “animal”, “Weight estimation” And “animal”, “Individual Identification” And “Computer vision”, “Body condition score” And “Computer vision”, “Non-contact monitoring of physiological signals”, “Non-contact monitoring of vital signals”, “Non-contact monitoring of breathing”, “Non-contact monitoring of heartbeat”	“Remote sensing of marine animals”, Remote sensing of fish”, “Fish telemetry” And “animal”, “Fish behavior” And “Computer vision”

2.1 HistCite可视化分析

利用HistCite软件对WOS有效题录进行年份统计、国家、发表机构以及刊物发文等进行可视化分析。图1为年份统计分析得到的每年发表文献的情况，由图1可知，学者对野生动物和家养动物的相关研究总体上是呈上升的趋势，有关野生动物和家养动物的文献数量在2017年之后急剧增加，这与遥感和遥测技术的快速发展、精准养殖理念发展、公民生态保护意识的增强、2017年1月1日起施行的修订后的《中华人民共和国野生动物保护法》等有关。

如图2所示，对于WOS题录数据，利用HistCite按照国家进行统计整理，列出前9名发文

数最多的国家制作饼图（其他包括除前9名以外的其他国家，其他国家的发文量少而国家数量多故合为其他，本文仅列出前9名国家），分析饼图可知，世界范围内，美国的学者在野生动物的相关研究中发表文章最多，约占19.5%，中国学者在野生动物相关研究中发表文章占总量的11%，排名第二。相较之下，美国在家养动物相关研究中发表的文献占总量的11.5%，排名第二；中国学者在家养动物相关研究中发表的文献最多，占总量的约17.4%，这说明中国学者的研究重点在家养动物和精准畜牧领域，美国学者的研究重点在野生动物观测领域。

对发文所属的发表机构进行统计分析，按照机构发文量前10进行排列，得到WOS索引下发表

机构发文量（前十名）（图3）。由图3可知 NOAA 机构的动物遥感与遥测领域中与野生动物相关的发文数最多，Minist Agr & Rural Affairs 在家养

动物的相关研究中发文最多，Chinese Agricultural University（中国农业大学）在家养动物的相关研究中发文次之。

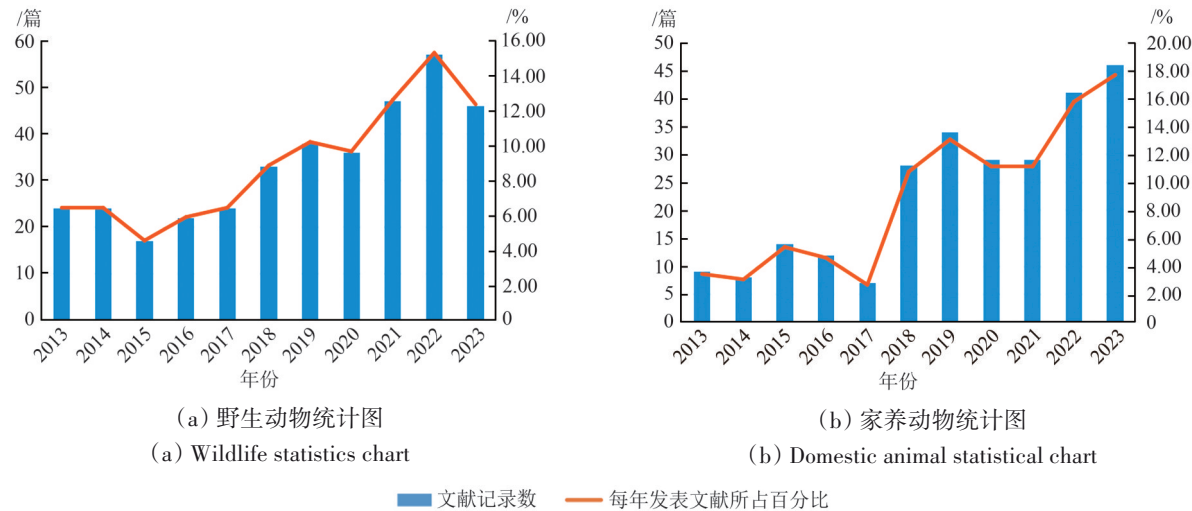


图1 动物遥感和遥测相关文章年发文量及占所有文章比重统计图

Fig. 1 The annual publication volume and proportion of articles on animal remote sensing and telemetry

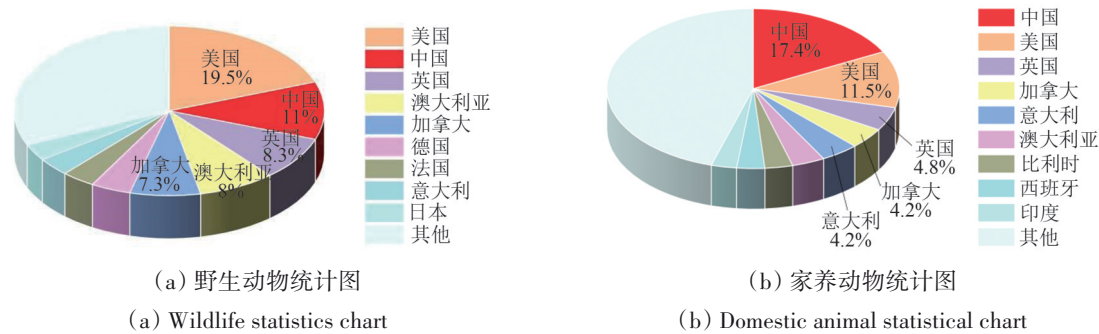


图2 各国动物遥感与遥测相关文章发表量统计图(前9名)

Fig. 2 The number of published articles on animal remote sensing and telemetry by country (Top 9)

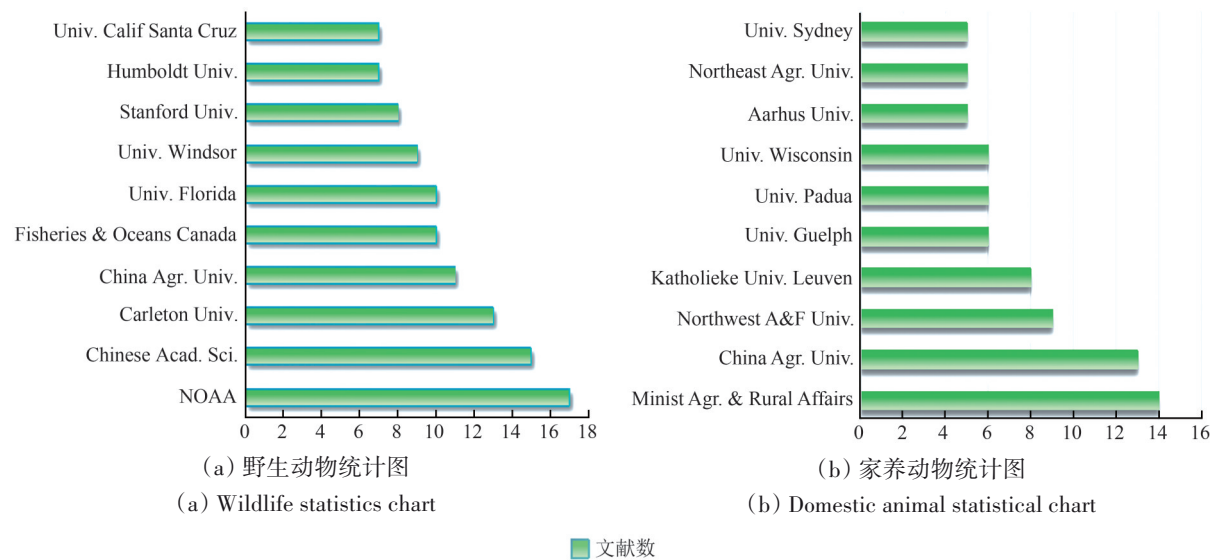


图3 WOS索引下发文所属发表机构发文量统计图(前十名)

Fig. 3 Chart of publication volume by affiliated institutions indexed in Web of Science (WOS) (Top 10)

对发文作者进行统计分析，按照作者发文量前10进行排列，得到WOS索引下发表机构发文量（前十名）（图4）。从发文数量来看，Kumar S和

Cooke S J是各自领域的高产作者，家养动物领域的作者发文量相对集中，野生动物领域的第一第二名发文量则差距较大。

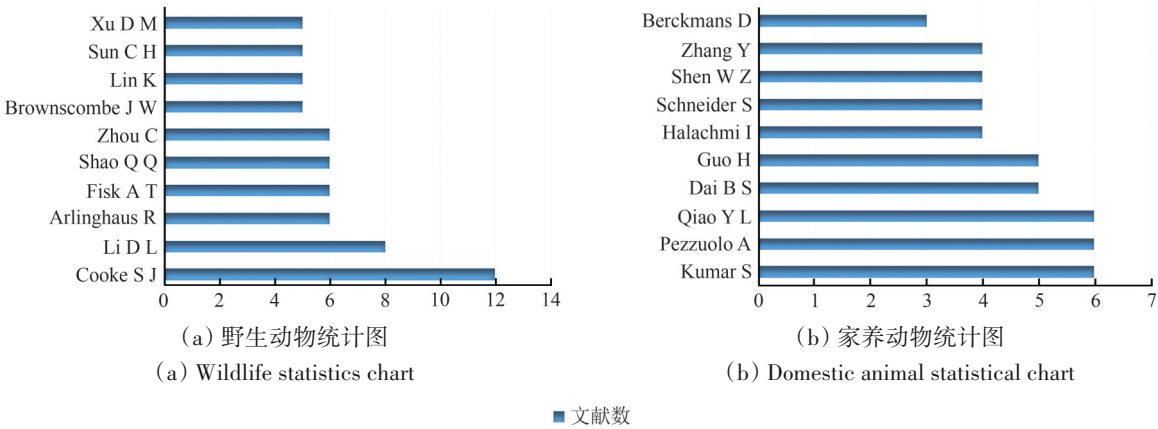


图4 WOS索引下作者发文量统计表(前十名)
Fig. 4 Chart of publication volume by authors indexed in Web of Science (WOS) (Top 10)

用HistCite按照刊物的融合发表记录数进行统计整理，获得WOS索引下野生动物和家养动物相关文献发表的刊物及文章数量。如表2所示。野生动物领域发文最多的期刊是Remote Sensing，共发表了23篇野生动物相关论文。其在较多的环境和生态相关期刊上发表，这说明野生动物领域的研

究广泛地涉及生态学和环境科学。而家养动物领域中发文最多的期刊是Computers and Electronics in Agriculture，共有41篇家养动物相关论文，发期刊多集中在农业和动物科学领域的期刊，这反映了在家养动物领域，特定的技术应用和研究方向在这个期刊上被广泛讨论和发表。

表2 WOS索引下野生动物和家养动物相关文献发表的刊物及文章数量表(按论文数排名)
Table 2 Table of journals and number of articles published on wildlife and domestic animals indexed in Web of Science (WOS) (Ranked by number of articles)

排名	野生动物相关发文期刊	野生动物 相关发文数	家养动物相关发文期刊	家养动物 相关发文期刊数
1	Remote Sensing	23	Computers and Electronics in Agriculture	41
2	Plos ONE	12	Animals	15
3	Marine Ecology Progress Series	11	Journal of Animal Science	9
4	Frontiers on Marine Science	9	Sensors	9
5	Computers and Electronics in Agriculture	8	Biosystems Engineering	6
6	Methods in Ecology and Evolution	8	Journal of Dairy Science	6
7	Animal Biotelemetry	7	Mammalian Biology	6
8	Ecology and Evolution	6	Tropical Animal Health and Production	5
9	Fisheries Research	6	Ecological Informatics	4
10	Movement Ecology	6	Plos ONE	4

2.2 VOSviewer可视化分析

利用VOSviewer软件对WOS有效题录进行关键词共现分析得到图5，分析图5可知，与野生动物相关的重点关键词为“remote sensing”，“acoustic telemetry”、“migration”、“behavior”等关键词与动物行为、迁徙模式、声学遥测相关，显示出在动

物生态学的应用。“computer vision”、“UAV”、“drone”、“machine learning”紧密连接，表明这些技术在遥感数据采集和分析中经常结合使用。与家养动物有关的文献的重点关键词为“computer vision”和“deep learning”，“growth”、“weight”、“live weight”、“traits”等关键词与动物生长、体重、遗

些技术不仅提高了数据收集的效率, 还通过智能化分析手段显著提升了图像识别和目标检测的准确性, 从而为野生动物和家养动物的研究提供了强有力的支持。图6展示的遥感与遥测技术, 从卫星到水下, 覆盖了对野生动物栖息地、迁徙等,

对家养动物的估重、身份识别等的全面研究, 本文将从野生动物、家养动物的角度介绍遥感与遥测技术在动物领域的应用, 图6将对本文介绍各部分使用的技术有一个整体的认知。

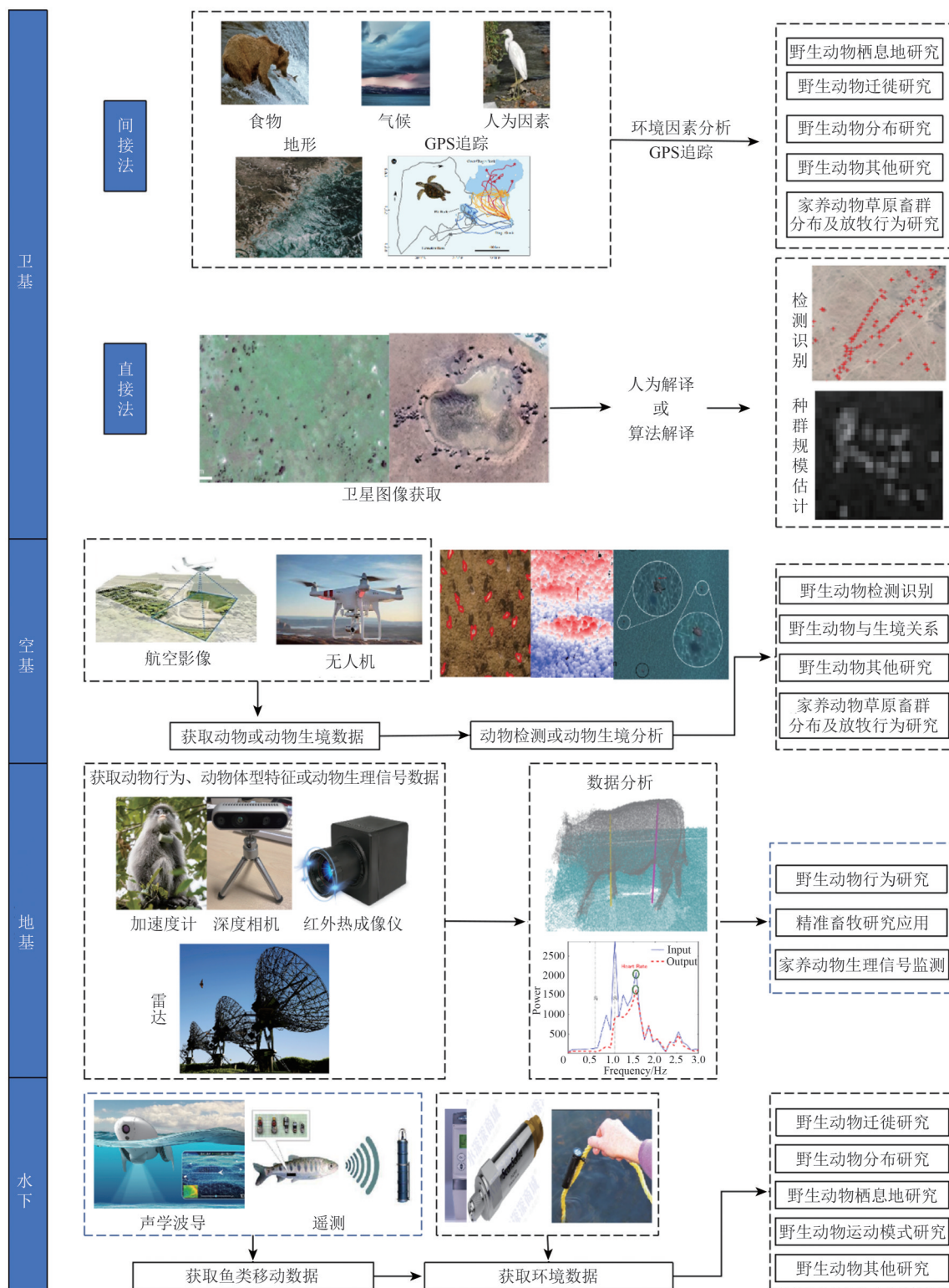


图6 基于不同平台遥感和遥测技术在动物研究中的研究框架

Fig. 6 Research framework based on remote sensing and telemetry technology in animal research based on different platforms

3.1 野生动物的遥感与遥测技术方法

随着动物遥感与遥测技术的不断进步，科学家们能够更精确地监测和分析动物与环境之间的互动，同时对动物种群的规模、动物数量等有更加清晰的了解。这些技术不仅帮助我们理解野生动物的栖息地选择、行为模式、迁徙路径和数量估计等，还为物种保护、栖息地修复和生态管理提供了重要的支持。在野生动物栖息地、迁徙、分布的研究中，通常使用间接的手段（卫星获取的环境数据）进行分析野生动物的行为，通过分析能够反应植被、地面或水体特性的与研究对象

相关的遥感指标进行研究。在这方面的研究中，遥感技术（如卫星遥感、航空影像、无人机技术）和遥测技术（如GPS追踪、声学遥测）扮演了至关重要的角色，成为深入探索野生动物生态学的关键工具。对于动物的识别、种群规模或数量的估计往往采用直接观测的方法，利用具有高分辨率的卫星影像或者载人或无人机拍摄的图像并结合深度学习技术进行研究。表3列出一些常用的遥感指标；表4列出了使用卫星遥感技术检测动物时的卫星分辨率；图7展示了使用深度学习技术对某些动物进行识别时的图像识别标志。

表3 常用的遥感指标及其来源
Table 3 Common remote sensing indices and their sources

类别	遥感指标	动物相关性描述	数据来源	分辨率/m
反映植被特性	归一化差值植被指数(NDVI)、增强植被指数(EVI)、叶面积指数(LAI)、净光合(PsnNet)、早季牧草动态数据等	监测植被覆盖度和生长状况或揭示植被的垂直结构和密度,帮助预测食物可用性和放牧管理,评估栖息地质量和食物资源,对动物的栖息地或者分布等进行研究	MODIS 系列产品、Landsat 卫星数据、Sentinel 卫星数据	30—1000
反应地面特性	地表温度、土地覆盖分类信息、地形特征等	帮助识别动物的偏好和栖息地选择	Landsat 卫星数据或者在国家土地覆盖数据库下载	30—1000
反应水体特性	叶绿素 a 浓度、海面温度(SST)、海底温度(SBT)、海面高度(SSH)、海洋色度等	监测海洋初级生产力和浮游植物浓度,用于水生动物的迁徙或栖息地选择等研究	Modis 系列产品、Landsat 卫星数据、Sentinel 卫星数据、SeaWiFS 数据等	10—4000

表4 检测的动物及卫星相关数据
Table 4 Detected animals and related satellite data

动物	卫星	分辨率/m	参考文献
天鹅	Péiades-1	全色 0.5	(Zhao 等, 2021)
大型哺乳动物(角马、斑马)	GeoEye-1	全色 0.41	(Xue 等, 2017)
大象	WorldView-3	全色 0.31、多光谱 1.24	(Duporge 等, 2021)
	WorldView- 4	全色 0.31、多光谱 1.24	
角马	WorldView-2	全色 0.5	(Wu 等, 2023)
麋鹿	GeoEye-2	全色 0.41	(Duporge 等, 2021)
须鲸	WorldView-3	全色 0.31、多光谱 1.24	(Cubaynes 等, 2019)
南极露脊鲸	Péiades-1A	全色 0.5	(Corrêa 等, 2022)

3.1.1 野生动物栖息地研究

动物栖息地研究旨在深入理解动物如何选择、利用其栖息地。这一领域的研究主要关注动物在不同环境因素下的栖息地选择偏好与行为模式，涵盖了鸟类、陆地动物、水生动物等多个群体。通过使用动物遥感与遥测技术进行栖息地研究，不仅帮助科学家了解物种的生态需求，还对物种保护与栖息地修复工作具有重要的指导意义。

在鸟类栖息地研究中，尤其是海鸟和内陆鸟

的觅食与繁殖栖息地的选择受多种环境因素的影响。海鸟的觅食栖息地通常与海洋中的叶绿素 a 浓度、海表温度及浑浊度等物理特征密切相关。研究人员通过为鸟类装载 GPS 项圈，结合海洋环境数据分析鸟类的觅食生境偏好 (Garcia-Quintas 等, 2023; Santos 等, 2019; Scales 等, 2014)。此外，海鸟的繁殖栖息地研究也考虑了陆地和海洋特征，如岛屿的距离、植被覆盖程度及食物资源的丰富性，其中叶绿素 a 浓度是衡量食物是否充足的重要指标。通过深度学习方法，Garcia-Quintas 等 (2023)

深入理解和预测了海鸟繁殖栖息地的适宜性，这些研究成果提升了对热带地区海鸟繁殖宏观生境选择过程的理解。相较之下，内陆鸟的栖息地选择则更加注重其空间时间活动范围和细尺度资源的分布，研究中同样采用了GPS技术来跟踪鸟类的

的活动范围（Sutton等，2023）。繁殖栖息地研究则侧重于植被覆盖度、远离人类干扰的距离及栖息地的组成等因素，通过量化这些因素，研究人员能更准确地评估内陆鸟的栖息地质量（Na等，2015）。

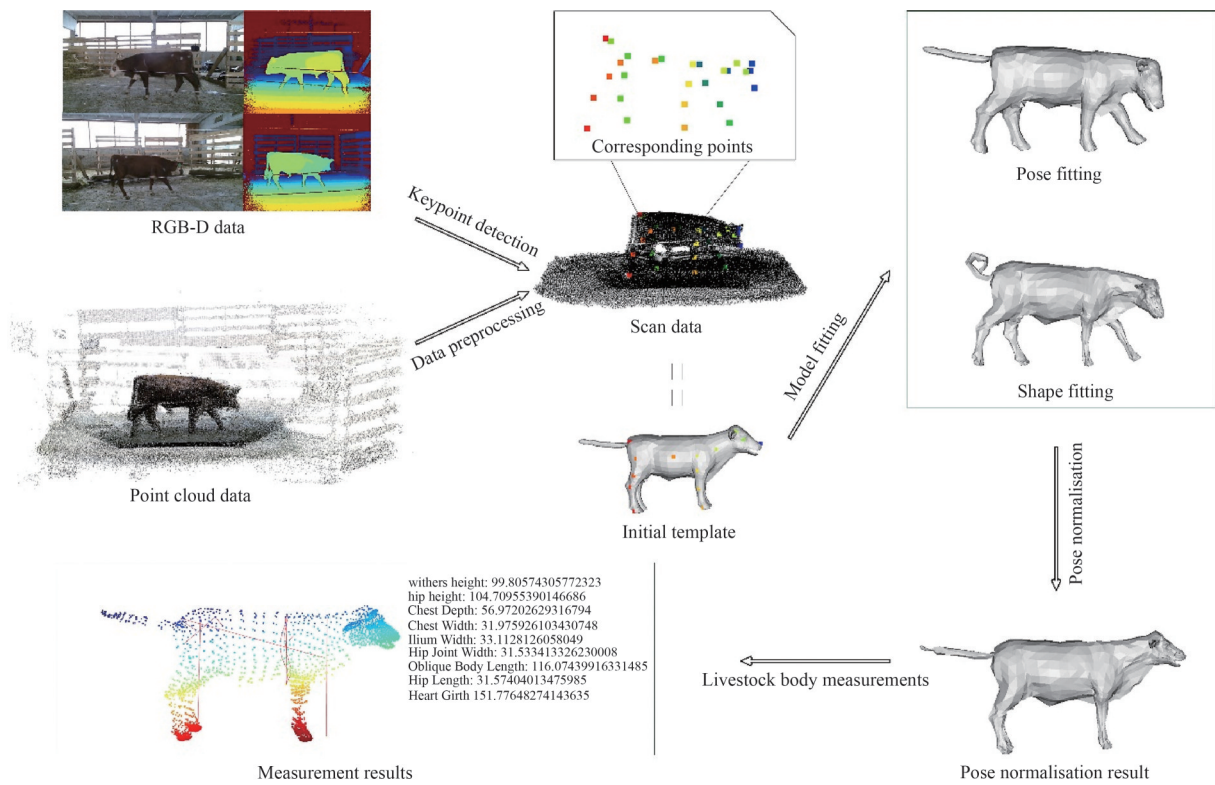


图7 基于统计形状模型的牲畜体尺测量过程(Luo等,2023)

Fig. 7 Livestock body size measurement process based on statistical shape model (Luo et al., 2023)

在陆地动物的栖息地研究中，栖息地的选择不仅受到食物资源和捕食风险的影响，还与物种的繁殖策略和社会组织密切相关（Acebes等，2013；Hughey等，2021）。例如，Recio等（2013）利用Quick Bird卫星和基于对象的图像分析技术，在新西兰南岛的环境中制作土地覆盖图，并通过资源选择分析（RSA）定量评估了野生动物与栖息地的关系。Joshi等（2016）利用卫星监测技术分析了2001年—2014年间76个老虎保护景观中的森林丧失情况，这些数据有助于更新关于老虎栖息地状态的信息，并强调了近实时森林监测技术（Google Earth Engine和Global Forest Watch）的重要性，这些技术能够在相关时空尺度上提供森林丧失的警报，以防止进一步的栖息地侵蚀。王秀磊等（2024）在祁曼塔格山区使用红外相机，获取兽类与鸟类多样性基础数据，并分析活动节律和生境利用情况，对后续开展区域生物多样性

保护和栖息地管理具有指导意义。此外，人类活动和自然条件的变化会导致栖息地的丧失，而物种的重新引入常常面临适应性挑战，尤其在野生地与农业交界处尤为突出。Hughey等（2021）的研究表明，牛群密度对麋鹿栖息地选择有显著影响，尤其在较大尺度的家庭范围内，牛群的存在与麋鹿的栖息地选择呈负相关。许大明等（2023）在浙江百山祖国家级自然保护区中干扰强度不同的林区布设红外相机，比较野生动物在干扰梯度下出现频率与多样性的差异，研究发现随着人类干扰强度增大，野生动物出现频次与物种数均有所下降。

在水生动物栖息地选择的研究中，遥感与遥测技术扮演着重要的角色。通过获取叶绿素a浓度，海表温度、海表高度、海洋锋面等信息，对其进行量化，在结合相关鱼类的渔业数据进行研究，分析鱼类的栖息地选择偏好（Miller等，

2015; Shaw 等, 2021; Vayghan 和 Lee, 2022)。Miller 等 (2015) 通过使用动物携带卫星遥感追踪技术和地球观测 (EO) 遥感获取的环境数据, 进行综合锋面映射, 量化了温度和叶绿素 a 浓度锋面对姥鲨栖息地选择的影响, 研究发现叶绿素 a 浓度 (表示初级生产力) 对姥鲨出现概率有显著影响, 表明初级生产力是决定其栖息地选择的重要因素。此外, 声学遥测技术被广泛应用, 以追踪水生动物的栖息地选择。Zainuddin 等 (2023) 通过卫星遥感与遥测技术获取的海洋颜色和温度特征, 结合 2007 年—2016 年的捕捞数据, 开发了鲑鱼栖息地模型, 能够预测鲑鱼栖息地热点, 并用于监控可持续捕捞资源。环境因素如水温 and 光照的变化直接影响水生动物的代谢率和资源需求, 从而影响其栖息地利用 (Nakayama 等, 2018)。例如, Scott 等 (2019) 研究了豹纹鳃棘鲈在不同纬度和季节下的栖息地选择变化, 揭示了水温对大型热带鱼类行为的适应性反应。此外, 水生动物体型与栖息地利用之间也存在密切关系, Dhellemmes 等 (2023) 研究表明, 不同体型的大麻哈鱼在栖息地选择上表现出显著差异。栖息地选择的研究也有助于物种重新引入和栖息地修复工作, O'Connor 等 (2023) 的研究表明, 为了提高再引入项目的成功率, 选择具备合适栖息地特征的放流地点至关重要。水生动物栖息地利用与选择的研究也考虑到环境变化对水生动物的影响。例如, 柠檬鲨根据季节和潮汐变化, 选择最适宜的栖息地, 而在不同温度条件下的栖息地利用也表现出显著的季节性差异 (Pillans 等, 2021)。同样, 水流速度、深度等因素在鱼类的栖息地选择中起着重要作用, Mawer 等 (2023) 的研究揭示了不同鱼类对于水流和水域深度的偏好, 尤其是鲤鱼与鳊鱼的栖息地选择差异。

尽管遥感与遥测技术为栖息地研究提供了大量的数据支持, 但在实际应用中仍面临一些挑战。除了“黑箱”问题, 样本量不足、数据偏差、研究范围扩展以及如何处理长时间监测数据等问题亟待解决, 声学遥测技术空间覆盖度较小, 通常只适用于有限区域的监测, 而长期监测和多物种同步跟踪在实际操作中会受到技术和成本的限制 (Chen 等, 2022; Hughey 等, 2021; Ivanova 等, 2020; Sutton 等, 2023; Zainuddin 等, 2023)。这些挑战不仅限制了栖息地选择与利用的深入理解,

也影响了生态过程的预测和生物多样性保护的实施。为解决这些问题, 可以通过提高模型可解释性和透明度、增加样本量与数据来源、实现多源数据融合、加快长期监测系统的建设、优化声学遥测的空间覆盖度以及采用低成本传感器等手段。与此同时, 借助大数据分析、云计算平台和跨学科合作, 可以有效克服技术与成本限制, 实现更广泛和精确的生态监测。

3.1.2 野生动物迁徙研究

动物迁徙是动物遥感与遥测研究的一个重要领域, 遥感与遥测技术都在该领域中发挥了关键作用。鸟类的迁徙研究常使用卫星遥感与遥测技术, 通过为鸟类安装 GPS 追踪装置来追踪其迁徙路径和位置信息, 从而研究其迁徙路线 (Li 等, 2023a; Zhang 等, 2013)。Zhang 等 (2013) 的研究还发现, 地表温度差异和云层状况对鸟类迁徙模式有显著影响, 通过卫星图像中的地表温度和云覆盖情况, 能够对鸟类实际迁徙路径进行对比分析。Li 等 (2023a) 的团队进一步通过动态布朗桥运动模型研究了东方白鹳在春季和秋季的迁徙特征, 发现其休息地和觅食地的选择、迁徙速度以及迁徙持续时间具有显著的季节性差异, 这为保护策略的制定提供了科学依据。Gibb 等 (2017) 通过 Metop/ASCAT 卫星提供的海洋风速数据, 研究了大西洋鹱 (海鸥的一种) 在觅食和迁徙过程中, 在不同风速条件下的飞行行为。这项研究不仅为我们揭示了鸟类在面对不同环境条件时的适应机制, 还提高了我们对自由生活鸟类迁徙模式的理解。尽管遥感与遥测技术提供了强有力的数据支持, 比如结合鸟类的相对丰度指数数据和卫星遥感数据 (地表温度 (LST)、归一化差值植被指数 (NDVI) 等) 研究鸟类迁徙的偏好, 但由于当前空间分辨率的限制, 鸟类迁徙的精细描述仍面临挑战 (Moreira 等, 2022)。

除了使用卫星遥感与遥测技术, 气象雷达也为鸟类迁徙研究提供了有力支持。气象雷达通过发射无线电波脉冲, 接收反射信号, 以检测大气中的目标物体, 包括飞行中的鸟类。Shamoun-Baranes 等 (2016) 利用雷达数据开发了可视化方法, 揭示了鸟类在夜间迁徙过程中的行为。Cui 等 (2019) 则利用雷达数据提取了空中迁徙动物的垂直分布信息, 为理解鸟类如何调整飞行策略提供

了更多的依据。此外, Newcombe 等(2019)的研究表明, 鸟类会根据风向和风速调整飞行策略, 以优化迁徙路径, 减轻风漂移的影响, 这为进一步研究鸟类的飞行行为提供了重要启示。

陆地动物的迁徙研究通常也采用卫星遥感与遥测技术, 通过GPS追踪装置分析动物的迁徙行为及其季节性变化。研究发现, 春季的物候特征往往是影响迁徙走廊选择的关键因素, 适宜的食物资源分布能够促进陆地动物迁徙走廊的存在和持续(Robb等, 2019)。Bartlam-Brooks等(2013)则采用基于个体的建模方法, 研究了卫星数据监测的环境条件对博茨瓦纳斑马迁徙的出发日期和移动速度的影响。对于水生动物而言, 动物遥感与遥测技术同样是研究其迁徙的重要工具, 尤其是研究其迁徙的最远距离、迁徙路径和栖息地忠诚度(Doherty等, 2017; Double等, 2014; Evans等, 2019; Hays和Scott, 2013)。例如, Hays和Scott等(2013)通过卫星追踪研究了海龟的迁徙距离, 并将其与同体型的其他海洋动物(如海洋哺乳动物、鱼类等)进行对比, 结果发现, 海龟的最大迁徙距离(1050—2850 km)与同体型的其他物种相似, 而幼年海龟的迁徙距离则远超同体型的海洋哺乳动物和鱼类。此外, Papastamatiou等(2013)利用声学遥测技术结合布朗桥运动模型和广义加性混合模型, 揭示了虎鲨种群在不同季节的迁徙行为差异。这种跨学科的技术结合为研究动物迁徙模式提供了更为精准和全面的视角。

在水生动物的迁徙研究中, 除了使用声学遥测技术, 研究者还结合其他遥感技术进行分析。Yi等(2018)利用OAWRS技术研究了鲱鱼在繁殖迁徙过程中的三维空间行为, 并发现鲱鱼群在整个迁徙过程中保持垂直分布和负浮力状态。同时, Tsujii等(2016)基于声学遥测与环境数据结合, 研究了鲸鱼的迁徙时间以及与北冰洋环境中猎物的关系。风暴等极端天气现象对水生动物的迁徙也有重要影响, Bachelier等(2019)研究了风暴对海洋鱼类迁徙模式的影响, 表明风暴可以导致鱼类的暂时性或永久性迁徙。此外, Brown等(2022a)利用声学遥测技术研究了澳大利亚鲈鱼在都市环境中如何响应环境变量进行活动和迁徙。这些研究为我们理解水生动物如何适应环境变化提供了更为直观的数据支持。随着研究手段不断创新, 科学家们不仅能够更好地追踪动物的迁

徙行为, 还能探究其在复杂生态系统中的运动模式和适应策略。

当前利用动物遥感与遥测技术研究野生动物迁徙具有重要意义, 但也面临多重技术瓶颈: 卫星分辨率和过境周期往往难以匹配动物的细微或快速活动, 气象雷达对生物回波和高空气流的识别仍有精度不足, 声学遥测则易受水下传播环境和噪声干扰(Bartlam-Brooks等, 2013; Li等, 2023a; Shamoun-Baranes等, 2016; Yi等, 2018)。为应对这些挑战, 研究者一方面需在硬件层面持续升级遥感与追踪设备(如小卫星星座、高分辨率成像仪、微型化追踪器等), 另一方面在软件及方法层面加强多学科数据整合与自动化处理(利用大数据平台、机器学习和多模型套用), 并辅以严格的伦理与数据安全措施, 减少对动物及其栖息地的干扰或威胁。通过这些协同创新, 将有望在提高迁徙监测精准度与时效性的同时, 为野生动物保护、栖息地管理及生物多样性维护提供更具操作性的科学支撑。

3.1.3 野生动物分布研究

在研究动物栖息地和迁徙模式时, 除了利用GPS追踪装置获取位置信息之外, 还可以通过分析NDVI、叶绿素a浓度等环境因子来评估动物的生存偏好。这些方法不仅有助于了解动物的栖息地选择和迁徙路径, 同时也提供了深入研究动物分布喜好的机会(Garcia-Quintas等, 2023; Miller等, 2015; Robb等, 2019; Shaw等, 2021)。近年来, Remelgado等(2018)的研究深入探讨了如何将动物的移动数据与遥感技术结合, 从遥感视角绘制资源适宜性地图。该研究通过对五种白鹳种群的数据进行分析, 模拟了与觅食行为相关的资源适宜性分布, 结果表明遥感数据能够更精准地描绘资源的空间分布和聚集情况, 从而增进对这些因素影响动物迁徙分布的理解。同时, 动物的分布也受外界环境变化的影响。Mahoney等(2018)研究了戴氏盘羊等山区动物如何根据雪地特性(如雪层厚度、雪质、雪覆盖变化)进行适应性行为响应, 通过雪层关键密度阈值研究雪层对羊类冬季分布的影响, 进一步揭示了环境因子在动物分布中的作用。Rickbeil等(2020)通过遥感技术与地面监测数据结合, 探讨了气候变化对灰熊行为的影响, 特别是春季积雪覆盖变化与早

期季节性食物资源的关系。He等(2023c)通过分析 Landsat 8 OLI 影像数据、优化 MaxEnt 模型参数和气候模型 ClimateAP, 研究了气候因素对亚洲象分布的影响, 结果揭示了气候变化和人类活动在动物分布模式中的重要作用。Marston 等(2020)则将遥感技术与稳定碳同位素分析技术结合起来研究大型哺乳动物(以非洲象为例)在其广泛活动区域内如何随季节变化调整饮食习惯以及如何与当地植被分布相适应。在研究陆地上的野生动物时还可以使用相机陷阱的方式进行研究, 刘雷雷等(2018)利用红外相机调查北京百花山国家级自然保护区旅游线路鸟兽类种群分布、活动节律, 并结合月份与海拔进行拍摄率和多样性指数分析, 研究发现阔叶林对动物吸引力明显更高; 野生动物活跃月份与旅游旺季重叠, 尤其需要关注大型或潜在危险动物的夜行性与人群活动的关系, 完善旅游区野生动物安全预案。此外, Li 等(2014)结合鲭鱼渔业数据与遥感海面温度(SST)、海面高度(SSH)等环境数据建立了生境适宜性指数(HSI)模型, 并应用该模型识别鲭鱼热点区域, 进一步展示了环境数据在物种分布研究中的应用。类似地, Yu 等(2016)研究了不同太平洋十年涛动(PDO)阶段对日本鱿鱼种群数量和分布的影响, 为大洋性物种的有效管理提供了科学依据。

此外, 水下遥感技术, 特别是海洋声学波导远程探测(OAWRS)技术, 成为研究水生动物分布的有效工具。OAWRS 技术通过发射特定频率的声波, 与海洋生物相互作用并接收回声数据, 能够实现对鱼群等水生生物的远程探测。Jain 等(2014)利用 OAWRS 技术研究了鳕鱼的分布状况, 并估算了其数量, 为水生生物的保护管理提供了重要数据。Yi 等(2018)则结合 OAWRS 技术与多谱共振遥感技术, 对大西洋鲱鱼群体在大陆架尺度上的三维空间动态行为进行了实时成像, 揭示了鲱鱼迁徙过程中的分布情况。此外, OAWRS 技术还可用于研究鱼群的产卵群体分布, Makris 等(2019)通过该技术分析了鱼群的瞬时面积种群密度与分布。

声学遥测技术也是研究水生动物分布的另一重要手段。通过在水生动物体内装设声学标签, 并结合固定或移动接收器, 研究者可以实时监测水生动物的迁徙路径和分布特征。Gerber 等

(2019)利用声学遥测技术提供了水生动物分布的全面理解, 涵盖了不同时间尺度(如年、月、昼夜时段)和空间尺度上的分布特点。通过对个体行为的研究, 声学遥测技术还能够识别鱼类中不同行为群体的分布, 从而进一步加深对鱼类分布模式的理解(Taylor 等, 2021)。此外, 声学遥测技术对于野生种群的重建与恢复工作具有积极促进作用, Li 等(2021)通过声学遥测技术监测了人工养殖的长江鲟的迁徙和分布情况, 展示了这一技术在水生物种保护中的应用。

这些技术的结合使得研究者能够从宏观到微观的多层次研究水生动物的分布行为, 不仅能够捕捉动物在特定生境中的空间分布特征, 还能在更大范围内分析环境因子如何影响栖息地适宜性。Zong 等(2023)结合环境 DNA(eDNA)与遥感技术, 成功绘制了大河流域鱼类物种分布图, 为生态保护策略的制定提供了技术支持。通过整合遥感遥测技术与生物监测数据, 研究人员能够更准确地预测动物分布的变化趋势, 为物种保护和栖息地恢复提供更加科学的依据。

在研究动物分布时, 研究者面临了多方面的挑战, 包括多源数据的时空分辨率差异、陆地与水域环境的监测设备易受气候与地形影响而导致布设和维护成本高昂以及对模型参数选取和校准的不确定性等。为应对这些问题, 可以通过整合高清遥感数据、稳定同位素分析、红外相机陷阱及大范围生物监测数据, 实现多尺度、多类型信息的有效融合; 在水下环境, 声学波导远程探测(OAWRS)和声学遥测技术的联合应用, 大大提高了鱼群和水生哺乳动物的实时探测效率与准确度; 而在模型层面, 则通过引入气候模型(如 ClimateAP)或长时间序列的地面监测数据, 优化模型参数, 增强对环境变化的敏感度; 同时, 环境 DNA(eDNA)的出现更是为大尺度区域生物多样性和物种分布的绘制提供了便利。多管齐下的技术组合与交叉学科的协同合作, 将有助于克服数据不确定性、环境扰动等诸多难题, 为野生动物保护和栖息地恢复提供更精细、更全面的决策支持。

3.1.4 野生动物的检测与数量估计研究

随动物检测与数量估计研究, 依赖于各种高效的技术手段, 尤其是卫星遥感技术、航空遥感

技术与地面遥感技术。这些技术不仅为动物种群检测提供了新的视角和手段,也突破了传统野外调查的局限,极大提升了数据采集的效率和精度。总体来说,动物检测与数量估计的技术研究结合了遥感图像分析、深度学习、计算机视觉等多个领域的创新,使得对动物群体进行准确监测变得可能。以下将从技术应用的角度,详细介绍当前不同技术的研究进展及其挑战。

(1) 卫星遥感技术。卫星遥感技术由于其能够大范围覆盖和获取高分辨率图像,已成为动物检测与数量估计的主要工具之一。目前商业用途的卫星图像的分辨率高达0.31 m,通过分析高分辨率卫星影像,研究人员可以检测和统计动物种群,使得研究者可以更精细地观察动物的特征,进行分类和计数(Cubaynes等, 2019; Duporge等, 2021; Wu等, 2023)。卫星遥感技术不仅能够研究动物的栖息地、迁徙和物种丰富度,还能直接对动物进行识别统计。以鲸鱼为例, Cubaynes等(2019)通过分析鲸鱼的视觉特征和光谱特征,结合手动检测与分类,成功区分了4种不同的须鲸物种。同样, Basedow等(2019)通过卫星数据分析了浮游动物群集的分布,成功识别出飞马哲水蚤群落。

随着计算机技术的发展,深度学习和卷积神经网络(CNN)等算法被广泛应用于遥感图像分析,使得动物检测的自动化程度得到了极大的提升。Duporge等(2021)通过结合高分辨率卫星图像和CNN模型,在南非草原生态系统中成功自动检测并计数了非洲象。这项研究突破了在复杂且不均匀背景下的检测难题,验证了该方法不仅可以在训练数据区域有效应用,还能适应未见过的地区,准确识别出包括小象在内的个体。

此外,卫星遥感技术也被用于估算动物种群的规模。例如, Zhao等(2021)提出了一种新方法,结合非侵入性摄影测量技术和影像解译技术,准确估算了天鹅群体的数量。他们通过正射投影面积计算动物的面积,并通过动物群体面积与单个动物的平均面积比例进行数量估算,实验结果表明该方法与人工计数结果接近。类似地, Dearborn和 Danby(2022)利用MODIS数据集研究了鹿群数量下降的区域,分析了植被生产力和物候变化对鹿群衰退的可能影响。Wu等(2023)则提出了一种结合深度学习的自动化方法,能够直接精准地检测和统计大规模迁徙哺乳动物(如角

马和斑马)的数量。对于水生动物,卫星遥感技术同样具有应用潜力。通过监测叶绿素a浓度、海表温度等海洋变量,研究人员能够间接估计水生动物的数量变化(Kizenga等, 2021; Liu等, 2021; Robinson等, 2016)。

尽管卫星技术在动物监测中展现了巨大的潜力,但仍面临诸多挑战。尤其是在陆地动物监测中,复杂环境、不同种类动物的分布以及不同光照、气候等因素的影响,会影响识别的准确性。技术的扩展性和深度学习模型的泛化能力也是当前亟待解决的问题(Duporge等, 2021; Wu等, 2023; Zhao等, 2021)。对于水生动物监测,如何改进预测模型,提升对卫星遥感数据的利用效率,以及如何将渔业数据与动物监测结合,仍是研究中需要攻克的难题(Kizenga等, 2021; Liu等, 2021)。同时,卫星图像的高昂成本和复杂的数据处理过程,也使得该技术的普及和应用受到限制。

(2) 航空遥感技术。航空遥感是指利用飞机、直升机、无人机等低空或中空平台进行遥感观测,通常用于精细的局部区域监测,为国土资源调查、海洋资源调查等应用领域提供高精度的航空遥感影像信息和地理定位定向信息。参考李德仁对无人机遥感的定义(李德仁和李明, 2014),本文中航空遥感技术包含遥测技术。此外,本文中的航空影像是指固定翼飞机或直升机等载人航空器拍摄的照片。因此本文将从航空影像和无人机两个方向对动物的研究进行概述。

航空影像技术在动物检测和计数方面具有独特优势。固定翼飞机或直升机等载人航空器可以携带较重的相机设备,能够在更高的高度上进行拍摄,适合大范围的地面覆盖;也可以使用高性能的相机设备,因此能够提供非常高质量和高分辨率的图像。Chabot等(2018)采用OBIA技术分析航空影像,成功实现了鸟类的检测和计数。在空间分辨率为4—5 cm的图像上,证明了该技术的有效性。此外, Lopez等(2014)利用高分辨率成像仪,实时自动检测大白鲨的存在,进一步证明了航空影像技术在动物监测中的潜力。Youngentob等(2015)则结合GPS追踪数据,研究了森林生产力对树栖哺乳动物物种丰富度的影响。Lopucki等(2022)则通过机载成像技术探测地下小型动物的活动痕迹与机器学习技术相结合,通过检测地面形成的土丘可以探测和分析地下小型动物

(例如地鼠)在特定地理区域的活动迹象。

在无人机技术的应用方面,无人机的灵活性和高效性使其成为动物监测的另一个重要工具。无人机能够在较低的飞行高度拍摄特定角度和细节的图像,尤其适用于在复杂环境中进行精准监测(李德仁和李明,2014)。然而,无人机相较于卫星和航空影像也面临一些限制,主要体现在其承载能力和法律限制方面。但在动物检测与数量估计时,无人机通常与计算机技术结合,极大提升了识别的精度。Oishi等(2018)开发的移动野生动物检测(DWA)算法,可以在热红外遥感图像中准确识别动物,尤其在夜间或恶劣环境下,这一技术具有显著优势。Hua等(2022)利用YOLOv5l6架构实时分析无人机拍摄的图像,成功识别了犀牛等大型动物。Peng等(2020)基于Faster R-CNN采用特征步长缩短、锚大小优化、硬负类等多种策略,克服了无人机系统图像中野生动物检测的实际问题,可以实现自动/半自动、准确、廉价和高效的野生动物调查。无人机遥感技术除了可以对野生动物进行识别计数,还可以对动物种群数量进行估计,对动物种群估计的同时还能了解动物的分布规律,例如,邵全琴等(2018)以黄河源玛多县为研究区,利用无人机分别于2017年冬春季开展了航拍调查,通过人机交互方式解译,获取调查样带内的野生动物种群数量,并分析了野生动物分布密度与栖息地生境因子的关系。郭兴健和邵全琴(2023)利用无人机遥感技术开展藏野驴种群数量调查工作,在此基础上利用选择指数与因子分析揭示藏野驴的生境选择偏好,识别其适宜栖息地范围。王劭文等(2023)利用固定翼无人机对南瓮河国家级自然保护区内驼鹿(*Alces alces*)进行航拍调查,提出一种基于无人机遥感调查大面积区域内大型野生动物种群数量和分布规律的方法,估算及分析保护区内驼鹿的种群数量、分布密度和生境因子之间的关系。该方法将遥感、地理信息系统与野生动物调查相结合,为野生动物动态监测及保护提供了有效的可视化数据,可为准确获取野生动物的活动区域和栖息地环境参数提供参考。

无人机的另一大优势是能够搭载热成像仪,进行夜间或低光环境下的动物检测(Chen等,2023;Ivanova等,2022)。Zhang等(2023b)研究了一种名为通道增强的方法,旨在改进红外野生

动物检测中使用无人机(UAV)图像的RetinaNet模型的表现,提高在复杂背景条件下对小型或难以辨别的野生动物目标进行准确检测的能力。He等(2024)研究了一种名为ALSS-YOLO的网络架构,专门用于无人机热红外(TIR)影像中的野生动物检测,以提升对热红外图像中野生动物的检测性能。这一技术对于一些不易在白天观察到的物种,尤其在极端环境下的监测具有重要意义。此外,随着深度学习和机器学习算法的不断进步,无人机在动物检测和计数中的自动化水平不断提升,成为现代野生动物监测的重要工具。

航空遥感技术在野生动物监测和保护中展示了巨大潜力,但要充分利用其效能,仍需面对并解决多项挑战。这包括技术优化与适应性问题,如系统整合、无人机数量与飞行路线的优化;操作者的培训需求;以及必须克服的安全与伦理问题,防止技术被滥用(Hua等,2022;Ponsioen等,2023)。此外,对动物的准确识别尤其在复杂环境下仍是一个挑战,需要提高识别精度和模型的泛化能力(Ivanova等,2022)。环境适应性、成本与普及性也是关键考量,尤其是在极端气候和地形复杂的条件下,以及资源有限地区(Brown等,2022b;Chen等,2023;Kearney等,2023)。因此,未来研究需在优化技术、降低成本、增强系统通用性及扩展应用范围上持续努力。

(3)地面遥感技术。随着深度学习技术的发展,通过地面遥感技术也可以对野生动物进行识别研究,本文中地面遥感技术主要指的是使用相机拍摄野生动物。通过结合相机捕获技术和深度学习模型,研究者可以在不干扰动物自然生活的前提下,高效地对野生动物进行监测和识别。

传统的地面遥感检测野生动物手段(如红外触发相机)往往会产生大量低价值影像,需要耗费大量人力进行人工分类和筛选(齐建东等,2024)。为解决此类问题,研究者提出了多种基于YOLO深度学习模型的自动化检测技术。Su等(2024)在四川大熊猫国家公园开展研究,针对野外环境复杂、光照不足和遮挡严重等问题,提出了一种改进型YOLOv5模型(NMW-YOLOv5),有效提升了稀有野生动物的识别精度。针对复杂的森林环境,Ma等(2024b)提出一种轻量化YOLOv5模型(WL-YOLO),专门用于复杂森林地面遥感监测任务。通过深度可分离卷积和通道注意力机

制 (CBAM), 实现了在模型轻量化的同时提高森林场景中动物目标的特征提取能力, 满足了地面遥感场景对实时性和准确性的高要求。

在野生动物计数方面, Schütz 等 (2024) 开发了一种针对欧洲地区野猪种群的自动检测与计数方法, 依靠地面遥感相机陷阱数据, 自动化分析监测野猪的数量和群体动态, 为动物疾病 (如非洲猪瘟) 的流行病学研究提供可靠的基础数据。Ma 等 (2025) 进一步提出了基于深度学习的东北虎个体重识别技术, 通过两阶段处理方式, 即语义分割结合表征学习, 实现了东北虎个体的准确重识别, 显著提升了地面遥感监测中个体识别的准确性和效率。类似的技术也被应用于野生大熊猫的个体识别中 (Zheng 等, 2016)。此外, Gomez Villa 等 (2017) 和 Norouzzadeh 等 (2018) 使用地面遥感设备获取的大规模动物影像数据库 (如 Snapshot Serengeti), 应用深度卷积网络进行动物的自动识别和描述, 大幅提高生态研究者对地面遥感影像的分析效率, 并推动了动物生态与保护的研究进程。

综上所述, 融合深度学习技术的地面遥感技术极大拓展了生态研究和野生动物保护工作的能力, 为野生动物种群调查、疾病防控和生态管理提供了全新的技术支持和应用前景。

总体来说, 卫星、航空、地面遥感技术在动物检测和数量估计研究中的应用展现了广阔前景。尽管这些技术提供了创新的解决方案, 提升了动物监测的精度和效率, 但在数据质量、成本、技术优化和应用普及等方面仍面临一定挑战。此外亚米级甚高分辨率 (VHR) 星载图像在建立大时空尺度的大型 (大于 0.6 m) 野生动物种群动态模型方面具有潜力, 但在物种水平上却难以辨别小型 (小于 0.6 m) 动物, 尽管高分辨率商业卫星 (如 WorldView 3 和 4) 已经能够在全色模式下收集地面分辨率高达 0.31 m 的图像。除非将来卫星图像分辨率大幅提高, 否则这种情况不会改变。长期以来, 一直采用载人航空勘测来获取大面积动物普查所需的厘米级图像。然而, 在小范围内实施这种航空调查成本高昂, 而且由于其噪音会对野生动物造成严重干扰。相比之下, 无人机系统调查被认为是一种安全、方便且成本较低的方法, 可替代地面调查和传统的载人航空调查, 但大多数无人机系统只能覆盖较小的区域。未来的

研究需要在技术优化、系统整合、算法优化以及成本控制等方面不断努力, 还可以将无人机系统图像与 VHR 卫星图像结合使用, 降低获取高分辨率图像的费用, 这将为大面积的大型野生动物物种和群落提供重要的种群数据, 以进一步推动遥感技术在野生动物保护和生态学研究中的广泛应用。

3.1.5 野生动物其他行为研究

除了上述遥感与遥测技术对野生动物的研究之外, 还有进行一些其他行为的研究。借助一些卫星产品, 比如 NDVI、叶面积指数 (LAI)、净光合 (PsnNet)、地表温度 (LST) 等, 分析这些环境因素与当地某些动物与某种疾病病例发生率之间的统计关联, 并有助于提前预警该疾病疫情的可能性 (Yu 等, 2017)。利用无人机搭载的 Structure from Motion 技术评估侏儒兔 (*Brachylagus idahoensis*) 的生境异质性 (Olsoy 等, 2018); 通过建立高分辨率无人机图像作为准确的基础真值, 并将这些图像降采样到不同的地面采样距离 (GSD), 以模拟不同分辨率的卫星或航空图像, 该研究有助于农民和生态学家选择适合动物检测任务的遥感数据要求 (Brown 等, 2022b)。Kalan 等 (2016) 利用被动声学监测技术监测野生黑猩猩的活动范围和领地使用研究, Leblanc 等 (2016) 通过光谱仪测量了 17 张北极哺乳动物 (北极熊、驯鹿、麝牛、环斑海豹、竖琴海豹和髯海豹) 的皮毛并研究其与雪的关系, 目的是为了能够将北极熊皮与其他哺乳动物和雪分开, 从而扩展先前通过光谱手段检测北极熊的工作。Sha 等 (2017) 对每个猕猴佩戴加速度计项圈研究不同季节中猴子每日活动峰值的平均变化以及昼夜活动模式。对于水生动物的研究, 利用声学追踪技术研究鱼类在某个地区的驻留时间 (Capello 等, 2015); 或者使用声学遥测技术进行重叠探测来推断个体的命运, 如死亡 (包括自然死亡和捕捞死亡)、被捕食、扩散和存活等 (Villegas-Ríos 等, 2017; Weinz 等, 2020); 或将光谱仪与水下摄像机拍摄的数据结合研究墨鱼在自然栖息地中的伪装能力 (Akkaynak 等, 2013); 或在动物身上佩戴微型视频摄像头和 GPS 追踪记录器, 可以不用再依赖于胃内容物分析其食用的食物而进行研究其觅食行为, 同时也可以深入研究动物的运动模式, 以及与周围环境的即

时关系 (Tremblay 等, 2014; Yoshino 等, 2020); 或利用声学遥测技术从个体的角度研究水生动物的运动模式及其运动行为之间的差异 (Brownscombe 等, 2022; Lubitz 等, 2023; Mitamura 等, 2022)。

综上所述, 动物遥感和遥测技术在不同领域展现了巨大的潜力, 涵盖了从环境监测到动物行为模式、疾病预警等多个方面。这些技术为科学家提供了更精确的工具, 帮助深入理解动物与环境的相互关系, 同时也为物种保护、疾病防控及生态管理提供了重要的数据支持。随着技术的不断进步, 未来的研究将能够更加全面、精准地揭示动物行为和生态变化, 为生态学研究开辟新的前沿领域。

3.2 家养动物的遥感与遥测技术方法

随着科技的进步, 尤其是动物遥感与遥测技术、深度学习、计算机视觉、雷达等技术的进步, 家养动物的研究正逐步实现更加精确、非接触式的监测和分析, 比如在精准畜牧和动物生理信号监测方向。精准畜牧是一种利用现代信息技术和智能设备来提升畜牧生产效率和实现可持续发展的管理方法。随着动物遥感与遥测技术的不断进步与应用, 逐渐发展出一系列能够对家畜进行实时监测、精细管理和数据分析的有效手段, 使得对家畜健康状况、行为模式和生长情况的调查与管理变得更加便捷和精准 (Pallottino 等, 2015)。深入了解家畜的身体结构对畜牧科学的多个领域产生了深远影响, 包括育种、生长、繁殖、生理学、行为、健康管理和生产系统, 因为家畜的身体结构能够揭示其执行生物功能的细节。动物生理信号监测主要是针对人类的, 但对于动物的相关研究很少, 故本文以家养动物鸡、狗等为主要研究对象, 研究其呼吸心跳特征。下文将介绍动物遥感与遥测技术在家养动物中的相关研究。

3.2.1 家养动物体尺测量研究

家畜的身体外形指标对评估家畜生长发育情况有很重要的意义。家畜的体型大小在育种、肉质评价和饲养管理中很重要, 家畜的体型大小和家畜的繁殖能力、家畜的屠宰性能、家畜的饲料转化率等都有很大的关系。由此可见, 监控家畜的体态外观是评判其成长状态和健康水平的关键环节, 对于实现家畜精细化养殖具有核心价值,

并且对于同类生物资产的有效管理和合理开发利用同样至关重要。目前, 国内外的专家学者都倾向于使用现代化方法来监测家畜的身体外形、测量家畜的体尺, 多用机器视觉技术、深度学习技术和用这些技术融合成体系的技术来实现精准监测家畜身体外形的目标 (李卓 等, 2015; 刘冬, 2020), 例如图7所展示的过程。这些技术的共同点是非接触式测量, 有避免物理接触防止家畜的过度应激、实现测量的自动化, 解放劳动力、不会过分限制家畜的自由行动等优点。赵宇亮等 (2023) 利用DeepLabCut工具实现了猪只体尺快速测量方法。郭浩等 (2014) 通过数理方法将种猪点云配准后提取了猪的对称平面, 完成了猪姿态的归一化并测量了体尺, 获得了较好的精度。赵建敏等 (2015) 将深度图像与彩色图像结合来提取羊体轮廓, 利用U弦长曲率法和位置关系计算羊的体尺数据。Pallottino 等 (2015) 提出了一种双摄像头立体图像测量系统, 结合图像分析算法自动提取所需体尺和角度信息, 对10匹马进行了测量分析。李卓等 (2015) 针对色彩图像易受污物和光照干扰的问题, 使用深度图像提取猪体轮廓, 然后基于凹陷结构提取拐点来计算猪的体尺。Du 等 (2022) 利用多个深度摄像头采集的数据, 并结合光学图像关键点检测技术, 实现了对猪和牛的体长、体宽、体高及胸围等的精准测量, 并与传统方法相比, 测量精度显著提高。Luo 等 (2023) 基于统计形状模型提出了一种新的方法, 该方法将统计形状模型拟合到动物点云数据中来实现精确的体型测量。这种方法不仅克服了点云数据缺失对测量精度的影响, 还能从重建的三维网格中准确提取牲畜的体型参数。Lu 等 (2025) 提出一种创新的、自动化的两阶段粗略到精细的方法, 用于基于改进的图卷积网络 (GCN) 和3D参数化模型的牛体测量, 该方法旨在优化生长管理和增强健康监测, 特别是在智能农业时代, 自动化家畜体型测量发挥着关键作用。

3.2.2 家养动物体重估计研究

家畜自动化养殖离不开精准、实时的数据, 家畜体重是衡量猪只生长状况优良与否的重要指标。传统的称重方法频繁与猪只接触, 容易造成应激。随着遥感与遥测技术和工业相机等硬件设备发展, 研究者们提出了许多非接触式的家畜体

重估计算法。家畜的体重估计算法分为直接法和间接法, 估重模型如图8所示。间接估算牲畜体重首先通过测量如体高、胸围和腹围等关键体型参数, 并分析它们与体重的关系, 然后利用线性回归模型预测体重, 或采用样条插值和曲面重建技术计算体积, 再通过特定的转换函数将体积映射为体重, 以获得更精准的体重估算。Wongsriworaphon等(2015)计算了猪背部图像的质心到边界点的平均距离以及猪的周长, 并以此为特征估计了猪的体重。刘同海(2014)从光学图像中提取猪体轮廓, 根据猪体轮廓计算出体尺参数并基于RBF神经网络构建体重估计模型, 最终取得了1.34%的相对误差。Kongsro等(2014)利用Kinect深度相机, 通过获取猪只的光学图像并精确分析去除背景与非体重相关部位(如头部、耳朵和尾巴), 进而计算猪体像素总值以估算体积, 并以此推断猪只体重。Hou等(2023)通过LiDAR传感器采集整头肉牛身体表面的三维点云数据, 运用改进后的PointNet++网络对处理过的点云进行部分分割与关键点选取, 利用提取到的关键点计算出牛的体尺参数。最后, 结合经典的Johnson体重估计公式估计肉牛体重。直接法是利用深度神经网络直接实现对牲畜体重端到端的估计。Cang等(2019)设计了一个神经网络模型, 使用光学图像中的生猪深度图像作为输入并输出生猪体重。该网络基于一个Faster R-CNN网络和额外的回归分支, 同时执行猪的识别、定位和体重估测任务。He等(2021)提出了一个具有并行全连接层的双分支BotNet网络, 该模型基于预处理后的光学图像估测猪的重量。He等(2023a)提出了一种基于LiteHRNet的改进方法, 用于通过RGB-D图像估算羊只体重。该方法利用轻量级网络和类激活图(Class Activation Mapping CAM)技术, 能够在复杂姿态和光照变化的真实环境下提升模型性能。

目前, 市场上现有的称重设备种类繁多, 不仅包括传统地磅, 更有诸多创新技术的应用, 例如结合了跑道系统的单体秤、安装在栏内过道的秤、基于摄像头的称重系统以及手持式摄像头称重装置等。其中, 跑道系统加单体秤可能会引起家畜的应激反应; 而栏内过道秤及栏内摄像头称重系统虽然先进, 但应用场景有限且成本较高, 并且容易受到家畜或养殖环境变化的影响导致称

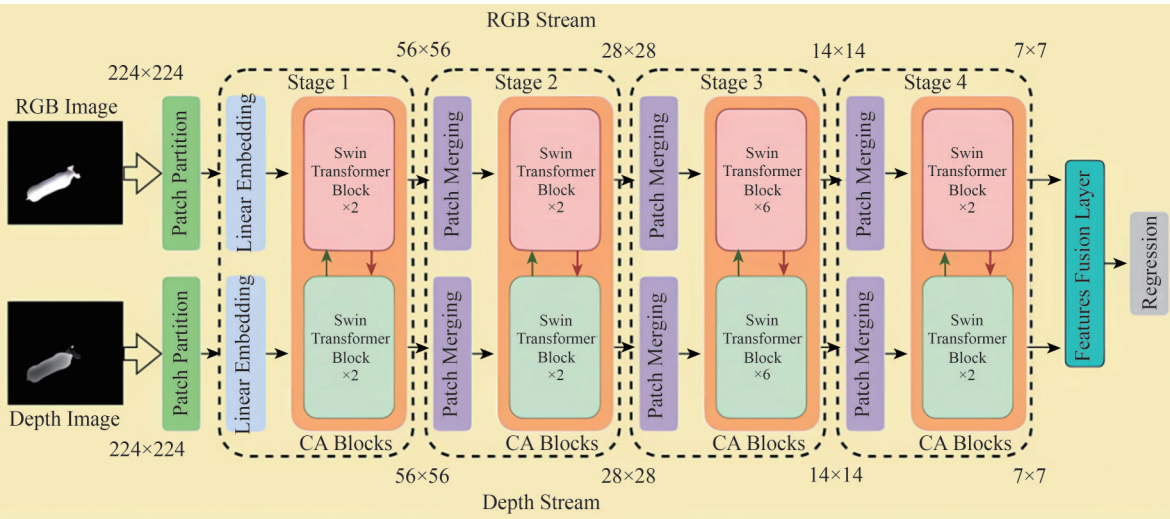
重结果不够精确。相比之下, 手持式摄像头称重系统通过三维相机捕捉家畜(如猪)的背部特征, 并借助平板电脑进行数据分析以估算其体重。该方案具有成本效益高、无需大规模改造猪舍设施、适用范围广、灵活性强且估重精度高的优势, 消除了传统称重设备的弊端, 成为当前生猪体重估算技术研发的一个热点方向。

3.2.3 家养动物体况评分研究

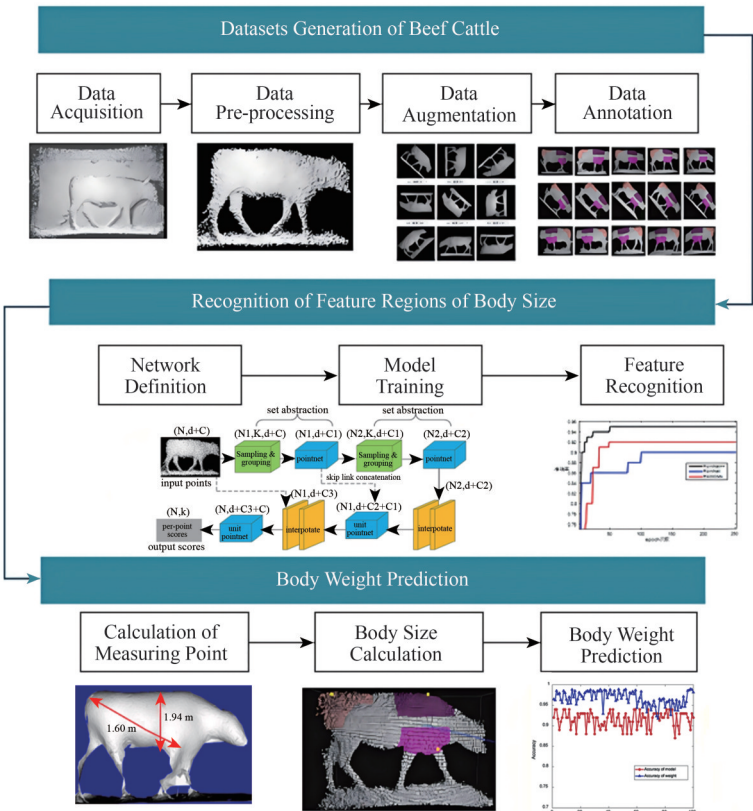
牲畜的体况反映了它们的脂肪储备, 这直接反映了它们体型的肥胖和消瘦程度, 在评估牲畜生长、健康和繁殖方面发挥着重要作用(Shi等, 2023)。适当的体脂储备表明牲畜是否获得了足够的营养和适宜的生长环境。此外, 身体状况提供了有关牲畜整体健康状况的基本信息。合适的体况评分可以识别患有肥胖、消瘦或其他健康问题的牲畜, 从而实现早期干预和诊断。体况通常通过体况评分BCS(Body Condition Score)进行量化, 该评分由经验丰富的专家根据预定义的评分方案进行评估。较低的分意味着牲畜往往更瘦, 反之则意味着倾向于更胖。面对那些可能对人类构成威胁的牲畜, 往往依赖于视觉观察来进行评估。然而, 传统的手工评估方式存在明显缺陷, 耗时且主观性大, 难以保证评分的一致性和可靠性。即便是针对同一只牲畜, 不同专家的评判结果可能大相径庭, 甚至同一专家在不同时间点的评分也会出现差异。随着遥感与遥测技术的进步, 该技术为牲畜身体状况的评估提供了新的解决方案。这种方法克服了人工评分的局限性, 凭借其客观性和高效性, 迅速成为当前研究牲畜身体状况的主要手段, 展现出巨大的潜力和优势(Albornoz等, 2022; Shi等, 2023)。非接触式遥感不仅能够替代成本高昂的人工评分流程, 还能因其无接触特性而减轻牲畜的应激反应。近期的研究(Rodríguez Alvarez等, 2018; Shi等, 2023; Sun等, 2019; Zhao等, 2023)展示了利用该技术对多种动物的体况评分(BCS)进行评估的能力。其中, 基于深度学习的方案尤为突出, 这类方法能高效地自动识别和提取与动物体况密切相关的特征, 大大提升了评分的准确性和自动化水平, 评分过程如图9所示。Shi等(2023)使用具有注意力引导的PointNet++来提取特征并训练分类模型,

该分类模型用于获得奶牛的 BCS。Le Cozler 等 (2019) 利用奶牛的形态特征进行身体测量研究，发现了形态特征与身体测量之间的相关性。Zhang 等 (2023a) 构建了牲畜形状与体况评分之间的映

射关系，证明了牲畜的局部形状差异能够定量化的反映出体况评分值，并说明了形状的差异能够泛化到其他领域当中。



(a) 直接法估重模型 (He 等, 2023a)
(a) Direct method weight assessment model (He et al., 2023a)



(b) 间接法估重模型 (Hou 等, 2023)
(b) Indirect method of weight assessment (Hou et al., 2023)

图8 直接(间接)法估重模型示意图
Fig. 8 Schematic diagram of the direct (indirect) method of weight assessment

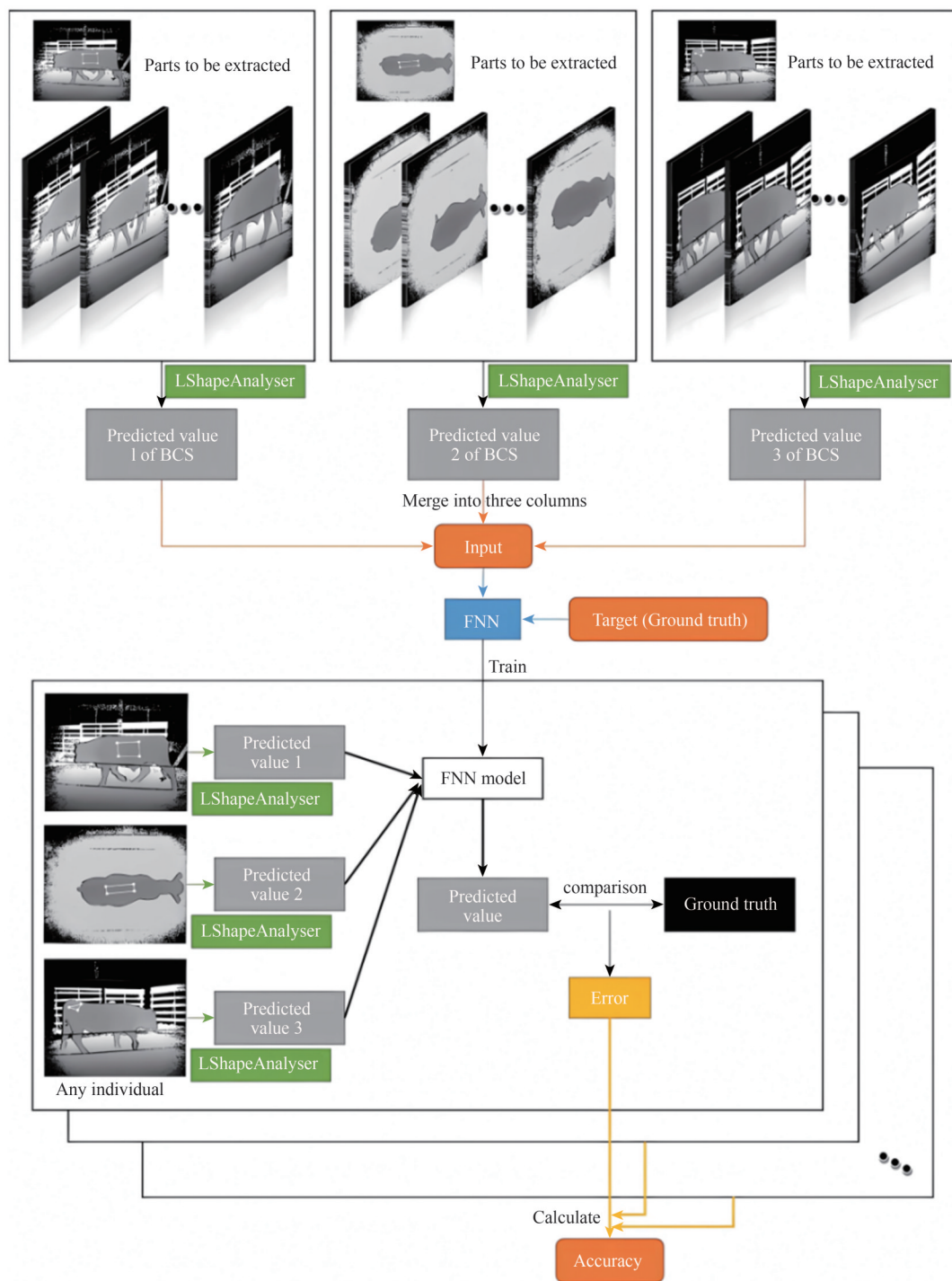


图9 肉牛多部分BCS综合评价过程(Zhang等,2023a)

Fig. 9 The Process of Comprehensive Evaluation of BCS in Beef Cattle with Multiple Parts (Zhang et al.,2023a)

目前，用于评估体况的商业化设备有一些已经成熟落地，比如 Lely 公司的体况评分仪、DeLaval 体况评分仪、Moocall 体况评分器等，这些设备可以对奶牛等家畜的体况进行自动化评分，较少了人力需求，同时也减少人工误差，提升了评分的准确性。虽然体况评分仪在智能化养殖中展现出巨大的潜力和优势，但家畜的身体姿态差

异等会导致算法的鲁棒性不够，影响评分 (He 等, 2023b)。未来会通过更先进的图像处理算法和大数据分析提高评分的精度。

3.2.4 家养动物身份识别研究

畜牧业作为仅次于种植业的重要食物来源，为全球饮食供应着不可或缺的肉类、蛋类及乳制品

品。随着物联网、大数据、云计算及人工智能等前沿信息技术的迅猛发展，智慧农业已成为现代农业转型升级的必然趋势。在家畜管理中实施精确的身份识别，是迈向个体化管理的关键一步，它使得对每只家畜的健康状态、生理指标进行实时监测、详细记录和有效管理成为现实，极大地提升了畜牧业的智能化水平和生产效率。在家畜身份识别领域，研究者们参考了人类身份验证的技术，但家畜与人类在可用于识别的生理特征上存在显著差异。家畜的身份识别可以从脸部、体表花纹、口吻和鼻部以及步态等四个方面进行识别，图 10 展示了基于特征身份识别过程。家畜的脸部识别与人类相比，大多数家畜脸部褶皱较多，正面脸部特征相对单一，这增加了识别的复杂度。

此外，家畜并不具备人类特有的指纹和掌纹，这两项是人类身份识别中的重要标志。Qiao 等（2020）结合了卷积神经网络（CNN）和双向长短期记忆框架（BiLSTM）的优势，在牛的身份识别过程中同时利用了图像特征与时空特征，对 50 头牛的识别准确率达到 91%。宋各方（2019）在猪脸识别任务中引入了多任务级联神经网络 MTCNN（Multi-task Cascaded Convolutional Networks）进行了猪脸检测并通过仿射变换对齐。Hitelman 等（2022）将 ArcFace 损失函数与 Resnet50 V2 结合用于绵羊面部识别，同样取得了显著的识别效果。Li 等（2023b）采用了 Vision Transformer 构建了用于羊脸识别的轻量级 MobileVitFace，其降低了计算复杂度，方便部署在边缘检测设备上。

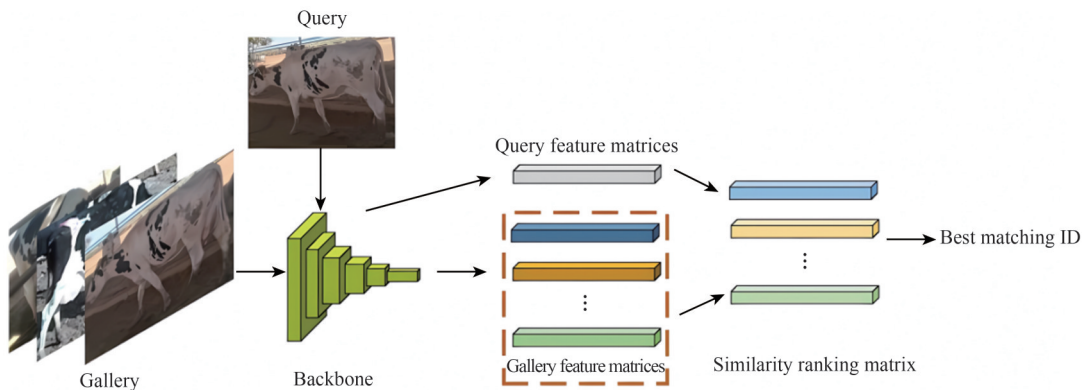


图 10 身份识别过程(Wang 等,2023)
Fig. 10 Individual identification process (Wang et al.,2023)

另一方面，一些家畜拥有独特的体表花纹，这是人类所不具备的，特别是在奶牛身份识别中，体表花纹成为了极其关键的个体区分特征。赵凯旋（2017）通过视频分析方法提取视频中的奶牛侧视图，提出一种背景减去的目标检测方法，利用卷积神经网络对奶牛进行身份识别。Wang 等（2023）设计了一个模型大小仅为 5.72 M 的轻量 ShuffleNet-Triplet，专用于自然环境下奶牛躯干的身份识别。部分家畜（如猪、牛等）的口吻部与鼻部具有类似人体指纹的纹理特征，Kusakunniran 等（2018）提取了牛口吻部的纹理特征，在不同频率的不同尺度和方向上提取 Gabor 特征，将提取到的特征输入支持向量机分类器，它在 20 头牛（每头牛至少 4 张图像）上实现了 100% 的准确率，王峰（2022）对比了基于局部不变特征（SIFT、SURF、ORB）和基于深度学习的两类特征提取算

法对牛唇纹图像识别的效果，实验结果显示在一对多的牛身份识别实验中，SIFT 特征提取对牛唇纹识别效果最佳，在一对一的牛身份匹配实验中，CNN 识别效果最好。在行为特征方面，家畜的行走姿态也是一种有效的身份标识，步态分析不仅用于身份确认，还常应用于监测家畜是否患有跛行或是处于发情期，这对于畜牧业而言具有极高的实用价值。Okura 等（2019）利用光学图像提取了 SIFT 关键点，通过相机参数与三维点云配准，利用深度数据与视频流提取了奶牛行走的步态特征，在光照条件不好或纹理特征识别困难时采取步态识别的方式。陈瑶等（2022）采用优化后的 DeeplabV3+深度学习模型进行语义分割，通过分析目标轮廓中心与边缘的距离曲线，精确定位运动角点，以识别和提取运动中的四足动物。

3.2.5 家养动物生理信号的遥感监测研究

动物遥感与遥测技术在动物体内的应用通常指的是在动物研究和医学领域中使用非侵入性方法进行监测、测量和获取有关动物体内的信息，它可以帮助研究动物的生理（呼吸、心跳）、行为、健康和环境互动。同时，该技术也是一项具有潜力的技术，在医疗和健康监测领域发挥重要作用，本文将从下面几个方向对动物的相关研究进行概述。

基于视频技术的研究是运用高清摄像机、深度相机或红外热成像机等拍摄研究动物胚胎心率、动物心率，运动轨迹等。利用视频对动物体内生理信号做研究时，一般是通过图像处理技术对拍摄的视频的进行处理然后再做分析研究。Youssef等（2014）基于数码显微镜捕捉孵化蛋内部鸡胚胎的视频，并利用图像处理技术和频率分析提取心脏活动信号以估计心率，能够在不打扰孵化过程的情况下，实时连续地监测鸡胚胎的心率变化，同时还能有效监测其血管系统的发育情况。Rezaei等（2017）基于深度传感器拍摄小鼠的深度视频来提取其运动轨迹和随时间的运动速度，可以有效地检测并追踪动物的精确位置和姿势，可用于长期、无人值守的动物行为和生理状态监测。Osman等（2018）基于电荷耦合器件（CCD）相机拍摄小鼠图像，将图像转换为模拟平均强度值，绘制波形以便测量呼吸速率，其研究可以精确测量低至中等呼吸率范围内的呼吸速率，可实时连续记录呼吸波形，有助于科研人员更好地理解药物作用、疾病进展以及治疗效果等方面的信息，进一步推动了小动物模型在生物医学研究中的广泛应用。Mutlu等（2018）基于红外热成像技术监测呼吸相位，通过分析像素时间序列来提取呼吸信号，提高了生物医学研究和临床环境中使用红外热成像技术测量呼吸参数的便利性和准确性。Al-Naji等（2019）基于数字摄像机并结合计算机视觉技术对动物园的一些动物进行非接触式监测心肺信号的研究，并与传统的生理监测设备进行对照，证明了这种方法的有效性和准确性。Lee等（2021）基于现代手机拍摄的视频，同上述处理的方法类似也可以识别不同的呼吸模式。

雷达是根据检测人体或动物胸部微小的运动变化来监测呼吸和心跳的，雷达发射出信号，当这个信号照射到移动物体上时，由于物体与雷达

之间距离的变化会导致反射信号频率发生改变，通过这些改变来监测呼吸心跳。通过使用雷达对动物进行监测，可以避免传统接触式测量方法如电极、ECG（心电图）、紧束项圈传感器以及剃毛、麻醉和植入手术等可能带来的不适与伤害。使用雷达进行心跳和呼吸的监测，以及通过一些其他手段监测动物的体温、体重等数据，可以有效监测动物的生命状态（Ma等，2019；Wang等，2020）。此外，由于许多动物与人具有相似的呼吸频率，这使得在雷达信号中它们容易被误识别为人类目标，从而导致基于错误生理参数的误报警。Wang等（2019b）提出一种方法，该方法依旧是使用雷达对动物（猫、狗、兔子等）和人进行监测，对回波信号进行时域和频域分析，然后根据新引进的参数呼吸心跳能量比（所检测到的生命体征中呼吸和心跳贡献的比例）来区分人与动物，该方法可以有效地分辨出人类与动物的生命体征信号。在使用雷达监测呼吸心跳时，雷达接收到的信号包含了心跳的基础波、心跳谐波、呼吸的基础波以及呼吸谐波等成分，而谐波的出现会影响心率和呼吸的检测。Tazen等（2023）基于自适应陷波滤波器根据预估的呼吸频率调整，以有效去除呼吸谐波，提高了心率估计的精度。这种方法不仅适用于人类受试者，在针对未被束缚在笼中的狗的实验中也取得了良好效果，能够处理直至第5阶呼吸谐波的影响，并显示出优于传统方法的心率估计准确性。

对于动物身体内部信号的检测，除了使用视频分析技术和雷达检测之外，还可以通过一些其他方法进行。加速度计内部的敏感元件对心脏收缩与舒张产生微小但可检测的胸部表面振动非常灵敏，可以被放置于适当位置的加速度计捕捉到，将加速度计放在适当的位置，并对其收集到的信号进行处理，可以进行心跳的检测（Gurel等，2018）。通过光纤技术检测呼吸的原理是光源通过光纤发射出光束，光束照射到下方动物腹部表面（尤其是腹壁）。随着动物呼吸时腹腔内气体体积的变化，腹壁会随之上下移动，导致光束在其上的反射角度和位置发生变化。变动的反射光被另一根光纤接收，并传输至光纤传感器中的光探测器。由于动物呼吸导致的腹壁微小位移，接收到的光强（即反射回来的光量）会相应地产生变化。光纤内部的组成部分会将其进行处理进而分析呼

吸活动。通过光纤技术可以减少对图像质量的干扰并提高扫描过程中的图像处理速度 (Osman 等, 2018; Prompalit 等, 2018)。

综上所述, 伴随机器学习和人工智能的不断发展, 可能会出现更加高效和准确的图像处理及分析算法, 以提高信息提取的准确性和监测系统的实用性; 还可以将多种监测手段结合, 以提供更全面的生理和行为数据, 从而获得更深入的研究洞察。此外, 随着科技的发展, 会有更多微型化、低成本和便携式的监测设备被开发出来, 可以根据不同研究需求和对象, 定制化的监测解决方案以适应特定物种或特定研究条件的需求。

3.2.6 家养动物草原畜群分布与数量监测

草原畜牧业的可持续发展依赖于对家畜分布与数量的精准监测。传统统计上报或抽样调查方法存在时效性不足与空间覆盖有限等缺陷。近年来, 遥感与遥测技术的发展为开放牧场环境下的大范围高效监测提供了新的途径。

利用高分辨率卫星遥感技术是畜群监测的核心手段之一。基于亚米级的卫星影像 (如高分二号 GF-2), 通过整合牧畜的光谱特征、形态特征 (点状目标)、聚集特征 (群状分布) 及时序动态 (移动特性) 等多尺度信息能够实现对目标的精准识别。针对牧畜目标小、信噪比低的特点, 可采用图像增强技术 (如双边滤波、高斯拉普拉斯算子) 强化目标信号并抑制背景噪声。深度学习模型 (如 UNet 像素分类模型) 可初步提取牧畜群分布区域, 通过以“群”为单元的训练策略增强样本信息, 提升模型泛化能力。进一步结合多时相影像的 LoG 梯度差异与面向对象分析方法, 可有效提取移动牧畜“斑点”, 区分其与裸岩、灌丛、残雪等固定地物的形态相似干扰。通过融合“牧畜群”与“牧畜斑点”检测结果并进行人工校正, 可实现畜群分布、内部结构 (个体/小群) 及规模的精细化监测, 推动监测向“点数化”发展。肖如林等 (2023) 在锡林郭勒草原的验证表明, 该方法可显著降低误检率 (0.244), 同时保持较高检出率 (0.802)。针对密集羊群个体区分难题, 已有专利技术提出先通过 YOLOv3 模型界定羊群范围, 再结合灰度化、二值化及轮廓面积分析估算个体数量 (中国科学院植物研究所, 2020)。

在区域至全球尺度的监测中, 整合次国家级

(sub-national) 牲畜普查数据与多源时空环境变量 (气候、地形、土地覆盖、植被指数及 GDP、人口、交通可达性等社会经济指标) 的机器学习建模是绘制家畜分布图的重要方法。例如, Parente 等利用该方法绘制了 2000 年—2022 年全球牛、羊、马、山羊的 1 km 分辨率年度分布图。该方法首先通过整合、协调不同来源和格式的普查数据及对应的行政边界, 并基于遥感数据 (如草地、耕地分布图) 生成“潜在的家畜生产用地”图层, 以更准确地计算区域内的家畜密度。然后, 利用机器学习模型训练普查密度数据与环境变量之间的关系 (Parente 等, 2025)。模型训练中需考虑样本分布的偏态性和空间尺度差异, 并通过特征选择和超参数调优优化模型性能。最终通过 FAOSTAT 等国家级统计数据调整预测结果, 确保总量一致性。此类方法可揭示家畜分布与交通、经济、宗教文化等宏观驱动因子的关联。然而, 其精度受普查数据质量、空间分辨率和更新频率的限制, 尤其是在数据稀疏地区 (如非洲、亚洲部分地区) 挑战较大。

无人机遥感技术则为局部区域的高精度调查提供了有力补充。无人机能够获取厘米级分辨率的影像, 可以清晰识别家畜个体, 尤其适用于需要精细计数的场景。通过规划样带飞行, 结合目视解译或自动化图像识别技术, 可以获取样带内的家畜数量和密度, 进而推算整个研究区的种群规模。研究表明, 无人机调查结果与地面同步调查结果具有较好的一致性。虽然无人机在覆盖范围和续航能力上有限, 但其灵活性高、受地面条件限制小、对动物干扰小等优点, 使其在特定区域的精细化监测和方法验证中具有独特优势。

3.2.7 家养动物草原放牧行为与生态影响

家畜的放牧行为直接关系到草原资源的利用效率和生态系统的健康状况。过度放牧是导致草原退化、生产力下降、生物多样性丧失的主要原因之一。因此, 利用遥感与遥测技术监测家畜的放牧行为模式, 评估其对草原生态环境的影响, 对于实现草畜平衡和草原可持续管理具有重要意义。

通过连续监测家畜的空间分布变化, 可以间接推断其放牧行为模式。例如, 利用多时相卫星影像或无人机影像追踪畜群的位置移动和分布范

围,可以分析家畜的活动规律、采食区域选择和迁移路径。结合环境因子数据(如地形、植被类型、植被覆盖度、水源距离、人类活动干扰等),可以进一步分析家畜的生境选择偏好。邵全琴等和郭兴健等虽然他们的研究对象是野生食草动物,但其利用无人机数据分析动物分布与高程、坡度、植被覆盖度、距水源/公路/居民点距离等环境因子关系的方法,同样适用于家畜放牧行为的研究,有助于理解家畜在不同环境条件下的资源利用策略。例如,可以分析家畜在不同季节、不同草地类型或不同管理措施下的放牧强度和空间利用差异(郭兴健等,2019;邵全琴等,2018)。

遥感技术是评估放牧活动对草原生态系统影响的关键工具。通过监测植被指数(如NDVI)、植被覆盖度、地上生物量等指标的时空变化,可以评估放牧活动对草原植被生长状况和生产力的影响。例如,可以比较不同放牧强度区域的植被恢复速度或生产力水平。CASA等模型结合遥感数据(如MODIS NDVI)和气象数据,能够估算区域的草地产草量或净初级生产力(NPP)。将估算的草地产草量与监测到的家畜数量进行对比,可以定量评估区域的草畜平衡状况。Li等(2014)的研究即利用改进的CASA模型估算了青藏高原的草地产草量,并结合实际载畜量数据,评估了不同县市的超载过牧情况,发现大部分区域存在严重的超载问题。该研究还考虑了秸秆补饲对草畜平衡的影响,指出在评估承载能力时需要综合考虑天然草场和外部饲料输入。这种基于遥感的草畜平衡评估方法能够为管理部门提供大范围、动态的决策支持信息,用于指导合理的载畜量设定和放牧管理。

放牧行为及其生态影响也受到社会经济因素的驱动。Parente等(2025)的研究发现,全球家畜分布与市场准入(港口距离)、区域财富(GDP)、人类发展指数(HDI)以及特定文化背景(如宗教)等因素显著相关。这意味着放牧决策不仅仅取决于牧草资源,也受到经济效益、政策导向、传统习惯等多重因素的影响,理解这些驱动因素有助于制定更有效的草原管理和保护政策。同时,研究也指出,并非所有放牧活动都带来负面影响,在适度管理下,放牧可能对维持草原生态系统结构和功能(如促进物质循环、控制优势种、甚至增加部分区域的碳汇能力)具有一定作

用。因此,未来的研究需要更深入地结合遥感监测、生态模型和社会经济分析,综合评估不同放牧模式下的生态与经济效益,探索可持续的草原畜牧业发展路径。

4 讨论

在野生动物与家养动物的相关研究领域,动物遥感与遥测技术已逐渐成为不可或缺的核心手段。对于野生动物而言,这些技术在栖息地选择、迁徙规律、种群数量和分布等多方面提供了从宏观到微观的综合数据支持,例如结合高分辨率卫星影像、无人机航拍及声学遥测等,使研究者能够精确追踪野生动物的活动轨迹与行为偏好。在家养动物领域,体尺测量、体重估计、身份识别、体况评分及生理信号监测等多项研究任务也从传统的人工测量逐步向数字化、非接触式方式演变,显著提升了精确度和效率。随着计算机视觉与深度学习算法的进一步成熟,图像分割、目标检测和三维重建技术的深入应用,为家畜身体结构测量与健康监测提供了更丰富的可能性。

在陆地和水域环境中,不同类型平台和传感器的使用,使得数据获取的精细度与多样性不断提高。例如,借助高空间分辨率卫星影像可进行大规模的动物栖息地或群体数量统计,兼具时效性和覆盖面的优势;利用无人机可以实现对地形复杂区域和动物活动细节的精细观测;而水下声学遥测和定位系统则有效弥补了传统手段在水生环境中可见度不足的短板;深度学习技术以及深度相机等检测设备的发展是的人们能够对家养动物进行非接触式的监测和分析研究。这些新兴技术的综合应用有助于洞察物种在复杂生态环境中的行为模式、个体与种群动态及其对环境变化的响应机制,同时也为精准畜牧和可持续管理提供了重要的技术支撑与理论基础。

在先前对动物遥感与遥测技术于野生动物及家养动物领域的研究应用阐述中,我们已领略到其在不同动物行为研究上的广泛实践。而该技术领域发展多元,依托众多技术平台,各平台在实际应用中的表现与使用情况亦各有特点。为了能更直观、系统地了解基于不同技术平台的动物遥感与遥测技术使用现状,笔者将从卫基、空基、地基、水下等4个平台全面审视这一丰富且复杂的技术应用格局。表5是各个平台之间的优缺点等对比。

表5 不同观测平台的优缺点
Table 5 Advantages and disadvantages of different platforms

平台	工具/技术	适用对象	研究内容	优点	缺点
卫基	多光谱传感器、热红外传感器、SAR、微波辐射计	大型水/陆生动物、群体	大尺度生态变化、陆地动物、鸟类等群体迁徙、估计迁徙种群的数量	全球覆盖、定期重复观测、适合大尺度生态研究	分辨率相对较低、受云层遮挡影响、数据处理复杂、监测动物取决于卫星轨道
空基	高清RGB相机、红外相机、多光谱相机、LiDAR	各种大小的动物	动物数量、识别动物、动物行为	高分辨率、灵活部署、可定制飞行路径	成本较高、受天气条件限制、覆盖范围有限
地基	深度相机、加速度计、3D扫描仪、地面雷达等	鸟类、陆地动物	动物的日常活动规律、迁徙、家畜的体尺测量、估计、身份识别、体况评分等	非常高的空间分辨率、不受天气影响、可以近距离观测、甚至可以监测动物的生理信号	观测范围有限、移动性差、可能干扰动物
水下	水下相机、声纳、回声定位、水下LiDAR、声学遥测等	水下生物，特别是鱼类和鲸豚	水中生物的分布(局部区域)、个体的行为等	能够在水下环境中工作、适合监测水生动物	技术复杂、成本高、受水体浑浊度和深度限制，有时需要考虑接收器的间距

然而，当前的研究仍面临若干亟待解决的难题。对于野生动物监测而言，数据采集通常受困于环境复杂性和成本控制，如高分辨率卫星的数据费用、无人机操作的法律合规与空域管控，以及在大型水生动物身上部署声学标签可能造成的行为干扰等。对于家养动物，虽然在体型测量和体重估计方面已经取得一定成效，但在复杂光照、多动物群体干扰、数据标注与模型泛化等层面，仍存在实际运用效率与精度的权衡问题。如何在大规模、长时间序列监测的同时兼顾数据质量与经济性，并确保技术系统的适用性与稳定性，是今后深入研究与应用的关键。针对上述挑战及局限性，未来应从以下几个方面寻求突破和创新：

(1) 联合多源遥感数据与超分辨率算法。面对卫星图像分辨率不足的问题，可通过整合中高分辨率卫星、多光谱或雷达影像，结合深度学习超分辨率重建算法，获取更清晰、更具空间细节的遥感图像；或将卫星和无人机相结合降低获取高分辨率图像的费用，以较低的成本获取高分辨率图像。在野生动物栖息地与分布研究中，利用多源数据的时空互补性，建立跨平台、跨尺度的多时序数据融合模型，既可丰富环境特征信息，也能降低对单一数据源的依赖。

(2) 优化无人机技术与降低应用门槛。为应对无人机法规约束及飞行安全风险，可尝试在飞行路径规划和作业高度方面制定自动化合规方案，或采用“蜂群”协同技术提升区域覆盖效率。对于涉及大规模农场与牧场场景的家畜监测，可发展更便捷的模块化无人机平台与机载传感器，使操作者无需过高技术门槛即可实现航线规划与数

据采集。通过改进机载算法（如边缘计算、轻量级卷积网络），实时识别并处理图像数据，从而减少地面设备负载和后端数据通信的压力。

(3) 减少声学遥测对动物的干扰。在水生动物研究中，可改进声学标签的设计与信号强度，使其在记录关键行为数据的同时，尽量降低对动物社群的生理或行为扰动。探索新型传感器融合策略，如将低功率声学信号与水下影像监测、环境DNA（eDNA）等手段结合起来，减少对目标物种和生态系统的影响。借助模拟实验与数值仿真方法，量化声学标签对各类水生动物产生干扰的阈值，并逐步建立差异化、可持续的技术规范。

(4) 提升算法泛化能力与交叉验证。尽管深度学习模型在动物遥感与遥测中展现出潜力，但其泛化能力仍面临着多重挑战。首先，生态系统的多样性导致训练数据与目标场景间的差异显著。例如，模型在温带草原训练的动物检测算法可能难以直接适用于热带雨林或极地环境，因光照、植被覆盖及动物行为模式的差异会降低识别精度（Wu等，2023）。其次，数据标注偏差问题突出，现有数据集多集中于常见物种或特定行为模式，而对稀有物种、隐蔽行为或复杂姿态的标注不足，可能引入系统性偏差（Xu等，2024）。此外，跨物种适应性受限，同一模型对不同体型、纹理或运动特征的物种表现差异显著，如基于哺乳动物设计的算法在水生生物或鸟类中的迁移效果可能不佳（Zheng等，2016）。

为应对上述局限，需在模型训练中纳入跨生态区、多物种及动态环境干扰的增强数据，并开发自适应域迁移技术以提高鲁棒性。同时，应建

立标准化标注协议与跨学科合作机制,鼓励共享涵盖地理、季节和物种多样性的开放数据集。未来研究可探索模块化网络架构,通过可切换的特征提取模块适配不同物种或生境,并结合迁移学习实现小样本场景下的高效泛化(Ma等,2024b)。算法评估需引入跨区域、跨物种的交叉验证框架,避免过拟合单一数据集,从而推动技术向更普适化方向发展。

(5) 构建大型数据库与标准化研究框架。建立具有时空连续性、多物种覆盖、多传感器融合的通用数据库,并倡导公开共享与数据标准化,为后续研究提供稳定、可重复的基础数据环境。推动跨学科合作,包括生态学、畜牧学、计算机视觉、数据科学以及公共政策等多领域专家共同制定并完善技术应用的规范与伦理准则,平衡学术研究、产业需求和生态保护之间的关系。

在未来,动物遥感与遥测技术将在野生动物动态监测与保护、智慧渔业、精准畜牧与农业可持续发展方面持续迭代进步。通过多源数据融合、硬件平台优化以及算法与模型的创新研究,将能够更好地揭示动物与环境之间的复杂交互关系,并为全球范围内的生态管理与农业产业升级提供更全面、更深入的决策依据。

参考文献(References)

- Acebes P, Malo J E and Traba J. 2013. Trade-offs between food availability and predation risk in desert environments: the case of polygynous monomorphic guanaco (*Lama guanicoe*). *Journal of Arid Environments*, 97: 136-142 [DOI: 10.1016/j.jaridenv.2013.05.017]
- Akkaynak D, Allen J J, Mäthger L M, Chiao C C and Hanlon R T. 2013. Quantification of cuttlefish (*Sepia officinalis*) camouflage: a study of color and luminance using in situ spectrometry. *Journal of Comparative Physiology A*, 199(3): 211-225 [DOI: 10.1007/s00359-012-0785-3]
- Albornoz R I, Giri K, Hannah M C and Wales W J. 2022. An improved approach to automated measurement of body condition score in dairy cows using a three-dimensional camera system. *Animals*, 12(1): 72 [DOI: 10.3390/ani12010072]
- Al-Naji A, Tao Y T, Smith I and Chahl J. 2019. A pilot study for estimating the cardiopulmonary signals of diverse exotic animals using a digital camera. *Sensors*, 19(24): 5445 [DOI: 10.3390/s19245445]
- Bacheler N M, Shertzer K W, Cheshire R T and Macmahon J H. 2019. Tropical storms influence the movement behavior of a demersal oceanic fish species. *Scientific Reports*, 9: 1481 [DOI: 10.1038/s41598-018-37527-1]
- Bartlam-Brooks H L A, Beck P S A, Bohrer G and Harris S. 2013. In search of greener pastures: using satellite images to predict the effects of environmental change on zebra migration. *Journal of Geophysical Research: Biogeosciences*, 118(4): 1427-1437 [DOI: 10.1002/jgrg.20096]
- Basedow S L, Mckee D, Lefering I, Gislason A, Daase M, Trudnowska E, Egeland E S, Choquet M and Falk-Petersen S. 2019. Remote sensing of zooplankton swarms. *Scientific Reports*, 9: 686 [DOI: 10.1038/s41598-018-37129-x]
- Brown C and Byrnes E E. 2022a. Small-scale movement and migration cues of Australian bass (*Percales novemaculeata*) in an urbanised river. *Marine and Freshwater Research*, 73(6): 742-753 [DOI: 10.1071/MF21238]
- Brown J, Qiao Y L, Clark C, Lomax S, Rafique K and Sukkarieh S. 2022b. Automated aerial animal detection when spatial resolution conditions are varied. *Computers and Electronics in Agriculture*, 193: 106689 [DOI: 10.1016/j.compag.2022.106689]
- Brownscombe J W, Shipley O N, Griffin L P, Morley D, Acosta A, Adams A J, Boucek R, Danylichuk A J, Cooke S J and Power M. 2022. Application of telemetry and stable isotope analyses to inform the resource ecology and management of a marine fish. *Journal of Applied Ecology*, 59(4): 1110-1121 [DOI: 10.1111/1365-2664.14123]
- Cang Y, He H X and Qiao Y L. 2019. An intelligent pig weights estimate method based on deep learning in sow stall environments. *IEEE Access*, 7: 164867-164875 [DOI: 10.1109/ACCESS.2019.2953099]
- Capello M, Robert M, Soria M, Potin G, Itano D, Holland K, Deneubourg J L and Dagorn L. 2015. A methodological framework to estimate the site fidelity of tagged animals using passive acoustic telemetry. *PLoS One*, 10(8): e0134002 [DOI: 10.1371/journal.pone.0134002]
- Caravaggi A, Banks P B, Burton A C, Finlay C M V, Haswell P M, Hayward M W, Rowcliffe M J and Wood M D. 2017. A review of camera trapping for conservation behaviour research. *Remote Sensing in Ecology and Conservation*, 3(3): 109-122 [DOI: 10.1002/rse2.48]
- Chabot D, Dillon C and Francis C M. 2018. 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*, 13(1): 15 [DOI: 10.5751/ACE-01205-130115]
- Chen A, Jacob M, Shoshani G and Charter M. 2023. Using computer vision, image analysis and UAVs for the automatic recognition and counting of common cranes (*Grus grus*). *Journal of Environmental Management*, 328: 116948 [DOI: 10.1016/j.jenvman.2022.116948]
- Chen B A, Feng Q L, Niu B W, Yan F Q, Gao B B, Yang J Y, Gong J H and Liu J T. 2022. Multi-modal fusion of satellite and street-view images for urban village classification based on a dual-branch deep neural network. *International Journal of Applied Earth Ob-*

- servation and Geoinformation, 109: 102794 [DOI: 10.1016/j.jag.2022.102794]
- Chen Y, Zhang Y W, Lei J H and Li L. 2022. Automatic extraction method for gait parameters of quadruped walking based on computer vision. *Laser and Optoelectronics Progress*, 59(8): 0815006 (陈瑶, 张云伟, 雷金辉, 黎丽. 2022. 基于计算机视觉的四足动物行走步态参数自动提取方法. *激光与光电子学进展*, 59(8): 0815006) [DOI: 10.3788/LOP202259.0815006]
- Cihan P, Saygili A, Ozmen N E and Akyuzlu M. 2023. Identification and recognition of animals from biometric markers using computer vision approaches: a review. *Kafkas Universitesi Veteriner Fakultesi Dergisi*, 29(6): 581-593 [DOI: 10.9775/kvfd.2023.30265]
- Corcoran E, Winsen M, Sudholz A and Hamilton G. 2021. Automated detection of wildlife using drones: synthesis, opportunities and constraints. *Methods in Ecology and Evolution*, 12(6): 1103-1114 [DOI: 10.1111/2041-210X.13581]
- Corrêa A A, Quoos J H, Barreto A S, Groch K R and Eichler P P B. 2022. Use of satellite imagery to identify southern right whales (*Eubalaena australis*) on a Southwest Atlantic Ocean breeding ground. *Marine Mammal Science*, 38(1): 87-101 [DOI: 10.1111/mms.12847]
- Cubaynes H C, Fretwell P T, Bamford C, Gerrish L and Jackson J A. 2019. Whales from space: four mysticete species described using new VHR satellite imagery. *Marine Mammal Science*, 35(2): 466-491 [DOI: 10.1111/mms.12544]
- Cui K, Hu C, Wang R, Li S W, Wu D L and Ma S Q. 2019. Extracting vertical distribution of aerial migratory animals using weather radar//2019 International Applied Computational Electromagnetics Society Symposium - China (ACES). Nanjing: IEEE: 1-2 [DOI: 10.23919/aces48530.2019.9060648]
- Dearborn K D and Danby R K. 2022. Remotely sensed trends in vegetation productivity and phenology during population decline of the Bathurst caribou (*Rangifer tarandus groenlandicus*) herd. *Arctic Science*, 8(1): 228-251 [DOI: 10.1139/as-2021-0003]
- Dhellemmes F, Aspillaga E, Rittweg T, Alós J, Möller P and Arlinghaus R. 2023. Body size scaling of space use in coastal pike (*Esox lucius*) in brackish lagoons of the southern Baltic Sea. *Fisheries Research*, 260: 106560 [DOI: 10.1016/j.fishres.2022.106560]
- Doherty P D, Baxter J M, Gell F R, Godley B J, Graham R T, Hall G, Hall J, Hawkes L A, Henderson S M, Johnson L, Speedie C and Witt M J. 2017. Long-term satellite tracking reveals variable seasonal migration strategies of basking sharks in the north-east Atlantic. *Scientific Reports*, 7: 42837 [DOI: 10.1038/srep42837]
- Double M C, Andrews-Goff V, Jenner K C S, Jenner M N, Laverick S M, Branch T A and Gales N J. 2014. Migratory movements of pygmy blue whales (*Balaenoptera musculus brevicauda*) between Australia and Indonesia as revealed by satellite telemetry. *PLoS One*, 9(4): e93578 [DOI: 10.1371/journal.pone.0093578]
- Du A, Guo H, Lu J, Su Y, Ma Q, Ruchay A, Marinello F and Pezzuolo A. 2022. Automatic livestock body measurement based on key-point detection with multiple depth cameras. *Computers and Electronics in Agriculture*, 198: 107059 [DOI: 10.1016/j.compag.2022.107059]
- Duporge I, Isupova O, Reece S, Macdonald D W and Wang T J. 2021. Using very-high-resolution satellite imagery and deep learning to detect and count African elephants in heterogeneous landscapes. *Remote Sensing in Ecology and Conservation*, 7(3): 369-381 [DOI: 10.1002/rse2.195]
- Evans D R, Carthy R R and Ceriani S A. 2019. Migration routes, foraging behavior, and site fidelity of loggerhead sea turtles (*Caretta caretta*) satellite tracked from a globally important rookery. *Marine Biology*, 166(10): 134 [DOI: 10.1007/s00227-019-3583-4]
- Garcia-Quintas A, Roy A, Barbraud C, Demarcq H, Denis D and Bertrand S L. 2023. Machine and deep learning approaches to understand and predict habitat suitability for seabird breeding. *Ecology and Evolution*, 13(9): e10549 [DOI: 10.1002/ece3.10549]
- Gerber K M, Mather M E, Smith J M and Peterson Z J. 2019. Multiple metrics provide context for the distribution of a highly mobile fish predator, the blue catfish. *Ecology of Freshwater Fish*, 28(1): 141-155 [DOI: 10.1111/eff.12438]
- Gibb R, Shoji A, Fayet A L, Perrins C M, Guilford T and Freeman R. 2017. Remotely sensed wind speed predicts soaring behaviour in a wide-ranging pelagic seabird. *Journal of the Royal Society Interface*, 14(132): 20170262 [DOI: 10.1098/rsif.2017.0262]
- Gomez Villa A, Salazar A and Vargas F. 2017. Towards automatic wild animal monitoring: identification of animal species in camera-trap images using very deep convolutional neural networks. *Ecological Informatics*, 41: 24-32 [DOI: 10.1016/j.ecoinf.2017.07.004]
- Guo H, Ma Q, Zhang S L, Su W, Zhu D H and Gao Y B. 2014. Prototype system of shape measurements of animal based on 3D reconstruction. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 45(5): 227-232, 246 (郭浩, 马钦, 张胜利, 苏伟, 朱德海, 郜允兵. 2014. 基于三维重建的动物体尺获取原型系统. *农业机械学报*, 45(5): 227-232, 246) [DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2014.05.035]
- Guo X J and Shao Q Q. 2023. Population of kiangs and spatio-temporal variation of its habitat in Sanjiangyuan National Park based on unmanned aerial vehicle remote sensing. *Acta Ecologica Sinica*, 43(19): 7886-7895 (郭兴健, 邵全琴. 2023. 基于无人机遥感的三江源国家公园藏野驴种群数量及生境时空变化研究. *生态学报*, 43(19): 7886-7895) [DOI: 10.20103/j.stxb.202207282161]
- Guo X J, Shao Q Q, Yang F, Li Y Z, Wang Y C and Wang D L. 2019. Using UAV remote sensing for a population census of blue sheep (*Pseudois nayaur*) in Maduo county, source region of the Yellow River. *Journal of Natural Resources*, 34(5): 1054-1065 (郭兴健, 邵全琴, 杨帆, 李愈哲, 汪阳春, 王东亮. 2019. 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*, 34(5): 1054-1065) [DOI: 10.31497/zrzyxb.20190512]
- Gurel N Z, Jeong H K, Kloefkorn H, Hochman S and Iran O T. 2018. Unobtrusive heartbeat detection from mice using sensors embedded in the nest//2018 40th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC). Ho-

- nolulu: IEEE: 1604-1607 [DOI: 10.1109/EMBC.2018.8512611]
- Hays G C and Scott R. 2013. Global patterns for upper ceilings on migration distance in sea turtles and comparisons with fish, birds and mammals. *Functional Ecology*, 27(3): 748-756 [DOI: 10.1111/1365-2435.12073]
- He A, Li X B, Wu X M, Su C Y, Chen J, Xu S and Guo X B. 2024. ALSS-YOLO: an adaptive lightweight channel split and shuffling network for TIR wildlife detection in UAV imagery. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 17: 17308-17326 [DOI: 10.1109/JSTARS.2024.3461172]
- He C, Qiao Y L, Mao R, Li M and Wang M L. 2023a. Enhanced LiteH-Net based sheep weight estimation using RGB-D images. *Computers and Electronics in Agriculture*, 206: 107667 [DOI: 10.1016/j.compag.2023.107667]
- He H X, Chen C Y, Zhang W W, Wang Z W and Zhang X F. 2023b. Body condition scoring network based on improved YOLOX. *Pattern Analysis and Applications*, 26(3): 1071-1087 [DOI: 10.1007/s10044-023-01171-x]
- He H X, Qiao Y L, Li X M, Chen C Y and Zhang X F. 2021. Automatic weight measurement of pigs based on 3D images and regression network. *Computers and Electronics in Agriculture*, 187: 106299 [DOI: 10.1016/j.compag.2021.106299]
- He K, Fan C J, Zhong M C, Cao F L, Wang G B and Cao L. 2023c. Evaluation of habitat suitability for Asian elephants in Sipsongpanna under climate change by coupling multi-source remote sensing products with MaxEnt model. *Remote Sensing*, 15(4): 1047 [DOI: 10.3390/rs15041047]
- Hitelman A, Edan Y, Godo A, Berenstein R, Lepar J and Halachmi I. 2022. Biometric identification of sheep via a machine-vision system. *Computers and Electronics in Agriculture*, 194: 106713 [DOI: 10.1016/j.compag.2022.106713]
- Hou Z X, Huang L, Zhang Q and Miao Y S. 2023. Body weight estimation of beef cattle with 3D deep learning model: PointNet++. *Computers and Electronics in Agriculture*, 213: 108184 [DOI: 10.1016/j.compag.2023.108184]
- Hua A, Martin K, Shen Y Z, Chen N, Mou C, Sterk M, Reinhard B, Reinhard F F, Lee S, Alibhai S and Jewell Z C. 2022. Protecting endangered megafauna through AI analysis of drone images in a low-connectivity setting: a case study from Namibia. *PeerJ*, 10: e13779 [DOI: 10.7717/peerj.13779]
- Hughey L F, Shoemaker K T, Stewart K M, McCauley D J and Cushman J H. 2021. Effects of human-altered landscapes on a reintroduced ungulate: patterns of habitat selection at the rangeland-wildland interface. *Biological Conservation*, 257: 109086 [DOI: 10.1016/j.biocon.2021.109086]
- Institute of Botany, the Chinese Academy of Sciences. 2020. Method and system for recognizing cattle and sheep based on remote sensing images. China, CN111339912A (中国科学院植物研究所. 2020. 一种基于遥感影像识别牛羊的方法和系统. 中国, CN111339912A)
- Ivanova S, Prosekov A and Kaledin A. 2022. A survey on monitoring of wild animals during fires using drones. *Fire*, 5(3): 60 [DOI: 10.3390/fire5030060]
- Ivanova S V, Kessel S T, Espinoza M, McLean M F, O'Neill C, Landry J, Hussey N E, Williams R, Vagle S and Fisk A T. 2020. Shipping alters the movement and behavior of Arctic cod (*Boreogadus saida*), a keystone fish in Arctic marine ecosystems. *Ecological Applications*, 30(3): e02050 [DOI: 10.1002/eap.2050]
- Jain A D, Ignisca A, Yi D H, Ratilal P and Makris N C. 2014. Feasibility of Ocean Acoustic Waveguide Remote Sensing (OAWRS) of Atlantic cod with seafloor scattering limitations. *Remote Sensing*, 6(1): 180-208 [DOI: 10.3390/rs6010180]
- Joshi A R, Dinerstein E, Wikramanayake E, Anderson M L, Olson D, Jones B S, Seidensticker J, Lumpkin S, Hansen M C, Sizer N C, Davis C L, Palminteri S and Hahn N R. 2016. Tracking changes and preventing loss in critical tiger habitat. *Science Advances*, 2(4): e1501675 [DOI: 10.1126/sciadv.1501675]
- Kalan A K, Piel A K, Mundry R, Wittig R M, Boesch C and Kühl H S. 2016. Passive acoustic monitoring reveals group ranging and territory use: a case study of wild chimpanzees (*Pan troglodytes*). *Frontiers in Zoology*, 13(1): 34 [DOI: 10.1186/s12983-016-0167-8]
- Kearney S P, Porensky L M, Augustine D J and Pellatz D W. 2023. Toward broad-scale mapping and characterization of prairie dog colonies from airborne imagery using deep learning. *Ecological Indicators*, 154: 110684 [DOI: 10.1016/j.ecolind.2023.110684]
- Kizenga H J, Jebri F, Shaghude Y, Raitsos D E, Srokosz M, Jacobs Z L, Nencioli F, Shalli M, Kyewalyanga M S and Popova E. 2021. Variability of mackerel fish catch and remotely-sensed biophysical controls in the eastern Pemba Channel. *Ocean and Coastal Management*, 207: 105593 [DOI: 10.1016/j.ocecoaman.2021.105593]
- Kongsro J. 2014. Estimation of pig weight using a Microsoft Kinect prototype imaging system. *Computers and Electronics in Agriculture*, 109: 32-35 [DOI: 10.1016/j.compag.2014.08.008]
- Kusakunniran W, Wiratsudakul A, Chuachan U, Kanchanapreechakorn S and Imaromkul T. 2018. Automatic cattle identification based on fusion of texture features extracted from muzzle images//2018 IEEE International Conference on Industrial Technology (ICIT). Lyon: IEEE: 1484-1489 [DOI: 10.1109/ICIT.2018.8352400]
- Leblanc G, Francis C M, Soffer R, Kalacska M and de Gea J. 2016. Spectral reflectance of polar bear and other large arctic mammal pelts; potential applications to remote sensing surveys. *Remote Sensing*, 8(4): 273 [DOI: 10.3390/rs8040273]
- Le Cozler Y, Allain C, Caillot A, Delouard J M, Delattre L, Luginbuhl T and Faverdin P. 2019. High-precision scanning system for complete 3D cow body shape imaging and analysis of morphological traits. *Computers and Electronics in Agriculture*, 157: 447-453 [DOI: 10.1016/j.compag.2019.01.019]
- Lee Y C, Syakura A, Khalil M A, Wu C H, Ding Y F and Wang C W. 2021. A real-time camera-based adaptive breathing monitoring system. *Medical and Biological Engineering and Computing*, 59(6): 1285-1298 [DOI: 10.1007/s11517-021-02371-5]
- Li D R and Li M. 2014. Research advance and application prospect of

- unmanned aerial vehicle remote sensing system. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 39(5): 505-513, 540 (李德仁, 李明. 2014. 无人机遥感系统的研究进展与应用前景. *武汉大学学报 (信息科学版)*, 39(5): 505-513, 540) [DOI: 10.13203/j.whugis20140045]
- Li G, Chen X J, Lei L and Guan W J. 2014. Distribution of hotspots of chub mackerel based on remote-sensing data in coastal waters of China. *International Journal of Remote Sensing*, 35(11/12): 4399-4421 [DOI: 10.1080/01431161.2014.916057]
- Li G, Sun W L, Zhang H and Gao C Y. 2014. Balance between actual number of livestock and livestock carrying capacity of grassland after added forage of straw based on remote sensing in Tibetan Plateau. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE)*, 30(17): 200-211 (李刚, 孙炜琳, 张华, 高春雨. 2014. 基于秸秆补饲的青藏高原草地载畜量平衡遥感监测. *农业工程学报*, 30(17): 200-211) [DOI: 10.3969/j.issn.1002-6819.2014.17.026]
- Li J Y, Qian F W, Zhang Y, Zhao L N, Deng W Q and Ma K M. 2023a. Identifying seasonal differences in migration characteristics of Oriental white stork (*Ciconia boyciana*) through satellite tracking and remote sensing. *Ecological Indicators*, 146: 109760 [DOI: 10.1016/j.ecolind.2022.109760]
- Li J Y, Wang C Y, Pan W W, Du H, Zhang H, Wu J M and Wei Q W. 2021. Migration and distribution of adult hatchery reared Yangtze sturgeons (*Acipenser dabryanus*) after releasing in the upper Yangtze River and its implications for stock enhancement. *Journal of Applied Ichthyology*, 37(1): 3-11 [DOI: 10.1111/jai.14117]
- Li X P, Xiang Y Y and Li S Q. 2023b. Combining convolutional and vision transformer structures for sheep face recognition. *Computers and Electronics in Agriculture*, 205: 107651 [DOI: 10.1016/j.compag.2023.107651]
- Li Z, Mao T T, Liu T H and Teng G H. 2015. Comparison and optimization of pig mass estimation models based on machine vision. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE)*, 31(2): 155-161 (李卓, 毛涛涛, 刘同海, 滕光辉. 2015. 基于机器视觉的猪体质量估测模型比较与优化. *农业工程学报*, 31(2): 155-161) [DOI: 10.3969/j.issn.1002-6819.2015.02.022]
- Liu D. 2020. Key Technology of Computer Vision in Precision Livestock Farming. Yangling: Northwest A and F University (刘冬. 2020. 精准畜牧中机器视觉关键技术研究及应用. 杨凌: 西北农林科技大学) [DOI: 10.27409/d.cnki.gxbnu.2020.000058]
- Liu L L, Zhao Y J, Wang Q C, Cui G F, Yang N, Zheng C Y and Liu D. 2018. Preliminary investigation of wildlife using camera traps along tourism routes in Beijing Baihua Mountain National Nature Reserve. *Acta Ecologica Sinica*, 38(23): 8324-8335 (刘雷雷, 赵永健, 王清春, 崔国发, 杨南, 郑长燕, 刘东. 2018. 基于红外相机陷阱法的北京百花山国家级自然保护区旅游线路周边野生动物的调查研究. *生态学报*, 38(23): 8324-8335) [DOI: 10.5846/stxb201709191671]
- Liu T H. 2014. Study of Pig's Body Size Parameter Extraction Algorithm Optimization and Three-dimensional Reconstruction Based on Binocular Stereo Vision. Beijing: China Agricultural University (刘同海. 2014. 基于双目视觉的猪体体尺参数提取算法优化及三维重构. 北京: 中国农业大学)
- Liu X H, Devred E, Johnson C L, Keith D and Sameoto J A. 2021. Using satellite remote sensing to improve the prediction of scallop condition in their natural environment: case study for Georges Bank, Canada. *Remote Sensing of Environment*, 254: 112251 [DOI: 10.1016/j.rse.2020.112251]
- Lopez J, Schoonmaker J and Saggese S. 2014. Automated detection of marine animals using multispectral imaging//2014 Oceans. St. John's: IEEE: 1-6 [DOI: 10.1109/OCEANS.2014.7003132]
- Lopucki R, Klich D and Kociuba P. 2022. Detection of spatial avoidance between sousliks and moles by combining field observations, remote sensing and deep learning techniques. *Scientific Reports*, 12: 8264 [DOI: 10.1038/s41598-022-12405-z]
- Lu H X, Zhang J L, Yuan X F, Lv J H, Zeng Z W, Guo H and Ruchay A. 2025. Automatic coarse-to-fine method for cattle body measurement based on improved GCN and 3D parametric model. *Computers and Electronics in Agriculture*, 231: 110017 [DOI: 10.1016/j.compag.2025.110017]
- Lubitz N, Daly R, Filmler J D, Sheaves M, Cowley P D, Naesje T F and Barnett A. 2023. Context drives movement patterns in a mobile marine predator. *Movement Ecology*, 11(1): 28 [DOI: 10.1186/s40462-023-00390-5]
- Luo X Y, Hu Y H, Gao Z C, Guo H and Su Y. 2023. Automated measurement of livestock body based on pose normalisation using statistical shape model. *Biosystems Engineering*, 227: 36-51 [DOI: 10.1016/j.biosystemseng.2023.01.016]
- Ma W H, Qi X Y, Sun Y, Gao R H, Ding L Y, Wang R, Peng C, Zhang J, Wu J W, Xu Z K, Li M Y, Zhao H Y, Huang S D and Li Q F. 2024a. Computer vision-based measurement techniques for livestock body dimension and weight: a review. *Agriculture-Basel*, 14(2): 306 [DOI: 10.3390/agriculture14020306]
- Ma Y W, Tan M Y, Liu X Y, Zhang Y J, Xu Z C, Sun W Q, Ge J P and Feng L M. 2025. Deep learning for Amur tiger re-identification in camera traps: a tool assisting population monitoring and spatio-temporal analysis. *Ecological Indicators*, 171: 113227 [DOI: 10.1016/j.ecolind.2025.113227]
- Ma Y Y, Liang F L, Wang P F, Yin Y, Zhang Y and Wang J Q. 2019. Research on Identifying different life states based on the changes of vital signs of rabbit under water and food deprivation by UWB radar measurement//2019 Photonics and Electromagnetics Research Symposium. Xiamen: IEEE: 397-403 [DOI: 10.1109/PIERS-Fall48861.2019.9021392]
- Ma Z B, Dong Y Q, Xia Y, Xu D L, Xu F and Chen F X. 2024b. Wildlife real-time detection in complex forest scenes based on YOLOv5s deep learning network. *Remote Sensing*, 16(8): 1350 [DOI: 10.3390/rs16081350]
- Mahoney P J, Liston G E, Lapoint S, Gurarie E, Mangipane B, Wells A G, Brinkman T J, Eitel J U H, Hebblewhite M, Nolin A W, Boel-

- man N and Prugh L R. 2018. Navigating snowscapes: scale-dependent responses of mountain sheep to snowpack properties. *Ecological Applications*, 28(7): 1715-1729 [DOI: 10.1002/eap.1773]
- Makris N C, Godø O R, Yi D H, Macaulay G J, Jain A D, Cho B, Gong Z, Jech J M and Ratilal P. 2019. Instantaneous areal population density of entire Atlantic cod and herring spawning groups and group size distribution relative to total spawning population. *Fish and Fisheries*, 20(2): 201-213 [DOI: 10.1111/faf.12331]
- Marston C G, Wilkinson D M, Sponheimer M, Codron D, Codron J and O'Regan H J. 2020. 'Remote' behavioural ecology: do mega-herbivores consume vegetation in proportion to its presence in the landscape? *PeerJ*, 8: e8622 [DOI: 10.7717/peerj.8622]
- Matley J K, Klinard N V, Larocque S M, Mclean M F, Brownscombe J W, Raby G D, Nguyen V M and Martins A P B. 2023. Making the most of aquatic animal tracking: a review of complementary methods to bolster acoustic telemetry. *Reviews in Fish Biology and Fisheries*, 33(1): 35-54 [DOI: 10.1007/s11160-022-09738-3]
- Mawer R, Bruneel S P, Pauwels I S, Elings J, Pickholtz E, Pickholtz R, Schneider M, Coeck J and Goethals P L M. 2023. Individual variation in the habitat selection of upstream migrating fish near a barrier. *Movement Ecology*, 11(1): 49 [DOI: 10.1186/s40462-023-00414-0]
- Miller P I, Scales K L, Ingram S N, Southall E J and Sims D W. 2015. Basking sharks and oceanographic fronts: quantifying associations in the north-east Atlantic. *Functional Ecology*, 29(8): 1099-1109 [DOI: 10.1111/1365-2435.12423]
- Mitamura H, Wada T, Takagi J, Noda T, Hori T, Takasaki K, Kawata G and Arai N. 2022. Acoustic zone monitoring to quantify fine-scale movements of aquatic animals in a narrow water body. *Environmental Biology of Fishes*, 105(12): 1919-1931 [DOI: 10.1007/s10641-022-01225-9]
- Moreira F S, Regos A, Gonçalves J F, Rodrigues T M, Verde A, Pagès M, Pérez J A, Meunier B, Lepetit J P, Honrado J P and Gonçalves D. 2022. Combining citizen science data and satellite descriptors of ecosystem functioning to monitor the abundance of a migratory bird during the non-breeding season. *Remote Sensing*, 14(3): 463 [DOI: 10.3390/rs14030463]
- Mutlu K, Rabell J E, Del Olmo P M and Haesler S. 2018. IR thermography-based monitoring of respiration phase without image segmentation. *Journal of Neuroscience Methods*, 301: 1-8 [DOI: 10.1016/j.jneumeth.2018.02.017]
- Na X D, Zang S Y, Zhang Y H and Li W L. 2015. Assessing breeding habitat suitability for the endangered red-crowned crane (*Grus japonensis*) based on multi-source remote sensing data. *Wetlands*, 35(5): 955-967 [DOI: 10.1007/s13157-015-0686-7]
- Nakayama S, Doering-Arjes P, Linzmaier S, Brieger J, Klefoth T, Pieterek T and Arlinghaus R. 2018. Fine-scale movement ecology of a freshwater top predator, Eurasian perch (*Perca fluviatilis*), in response to the abiotic environment over the course of a year. *Ecology of Freshwater Fish*, 27(3): 798-812 [DOI: 10.1111/eff.12393]
- Newcombe P B, Nilsson C, Lin T Y, Winner K, Bernstein G, Maji S, Sheldon D, Farnsworth A and Horton K G. 2019. Migratory flight on the Pacific Flyway: strategies and tendencies of wind drift compensation. *Biology Letters*, 15(9): 20190383 [DOI: 10.1098/rsbl.2019.0383]
- Norouzzadeh M S, Nguyen A, Kosmala M, Swanson A, Palmer M S, Packer C and Clune J. 2018. 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*, 115(25): E5716-E5725 [DOI: 10.1073/pnas.1719367115]
- O'Connor J, Morrongiello J, Ayres R, Amtstaetter F, Koster W, Kitchingman A, Cowell T, Bowler M and Hale R. 2023. Understanding movement and habitat-use to guide reintroductions and habitat rehabilitation for a nonmigratory freshwater fish. *Restoration Ecology*, 31(5): e13869 [DOI: 10.1111/rec.13869]
- Oishi Y, Oguma H, Tamura A, Nakamura R and Matsunaga T. 2018. Animal detection using thermal images and its required observation conditions. *Remote Sensing*, 10(7): 1050 [DOI: 10.3390/rs10071050]
- Okura F, Ikuma S, Makihara Y, Muramatsu D, Nakada K and Yagi Y. 2019. RGB-D video-based individual identification of dairy cows using gait and texture analyses. *Computers and Electronics in Agriculture*, 165: 104944 [DOI: 10.1016/j.compag.2019.104944]
- Olsoy P J, Shipley L A, Rachlow J L, Forbey J S, Glenn N F, Burgess M A and Thornton D H. 2018. Unmanned aerial systems measure structural habitat features for wildlife across multiple scales. *Methods in Ecology and Evolution*, 9(3): 594-604 [DOI: 10.1111/2041-210X.12919]
- Osman D, Fruhwirth G, Rhode K and Noh Y. 2018. Development of a respiration monitor based on fibre optics and CCD camera for small animal preclinical imaging//2018 IEEE SENSORS. New Delhi: IEEE: 1-4 [DOI: 10.1109/ICSENS.2018.8589828]
- Pallottino F, Steri R, Menesatti P, Antonucci F, Costa C, Figorilli S and Catillo G. 2015. Comparison between manual and stereovision body traits measurements of Lipizzan horses. *Computers and Electronics in Agriculture*, 118: 408-413 [DOI: 10.1016/j.compag.2015.09.019]
- Papastamatiou Y P, Meyer C G, Carvalho F, Dale J J, Hutchinson M R and Holland K N. 2013. Telemetry and random-walk models reveal complex patterns of partial migration in a large marine predator. *Ecology*, 94(11): 2595-2606 [DOI: 10.1890/12-2014.1]
- Parente L, Ehrmann S, Hengl T, Fritz S, Bonannella C, Malek Ž, Fischer C, Perez K, Stanimirova R, Meyer C, Wissner D, Cinardi G and Sloat L. 2025. Global distribution of cattle, goats, sheep and horses at 1-km resolution for 2000—2022 based on sub-national census data and spatiotemporal Machine Learning. *SquareResearch, PREPRINT(Version1)* [DOI: 10.21203/rs.3.rs-6201916/v1]
- Peng J B, Wang D L, Liao X H, Shao Q Q, Sun Z G, Yue H Y and Ye H P. 2020. 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*,

- 169: 364-376 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2020.08.026]
- Pillans R D, Rochester W, Babcock R C, Thomson D P, Haywood M D E and Vanderklift M A. 2021. Long-term acoustic monitoring reveals site fidelity, reproductive migrations, and sex specific differences in habitat use and migratory timing in a large coastal shark (*Negaprion acutidens*). *Frontiers in Marine Science*, 8: 616633 [DOI: 10.3389/fmars.2021.616633]
- Ponsioen L, Kapralova K H, Holm F and Hennig B D. 2023. Remote sensing of salmonid spawning sites in freshwater ecosystems: the potential of low-cost UAV data. *PLoS One*, 18(8): e0290736 [DOI: 10.1371/journal.pone.0290736]
- Prompalit S, Fruhwirth G, Rhode K and Noh Y. 2018. Development of non-contact device based on optical fibre technology for detecting respiration of small animal in imaging instruments//2018 IEEE SENSORS. New Delhi: IEEE: 1-4 [DOI: 10.1109/ICSENS.2018.8589570]
- Qi J D, Ma Z T and Zheng S Z. 2024. Wildlife image screening for infrared cameras based on YOLOv7. *Journal of Beijing Forestry University*, 46(2): 143-154 (齐建东, 马钟添, 郑尚姿. 2024. 基于YOLOv7的红外相机野生动物图像筛选. 北京林业大学学报, 46(2): 143-154) [DOI: 10.12171/j.1000-1522.20230112]
- Qiao Y L, Su D B L G, Kong H, Sukkarieh S, Lomax S and Clark C. 2020. BiLSTM-based Individual Cattle Identification for Automated Precision Livestock Farming//2020 IEEE 16th International Conference on Automation Science and Engineering (CASE). Hong Kong, China: IEEE: 967-972 [DOI: 10.1109/case48305.2020.9217026]
- Recio M R, Mathieu R, Hall G B, Moore A B and Seddon P J. 2013. Landscape resource mapping for wildlife research using very high resolution satellite imagery. *Methods in Ecology and Evolution*, 4(10): 982-992 [DOI: 10.1111/2041-210X.12094]
- Remelgado R, Leutner B, Safi K, Sonnenschein R, Kuebert C and Wegmann M. 2018. Linking animal movement and remote sensing-mapping resource suitability from a remote sensing perspective. *Remote Sensing in Ecology and Conservation*, 4(3): 211-224 [DOI: 10.1002/rse2.70]
- Rezaei B, Huang X F, Yee J R and Ostadabbas S. 2017. Long-term non-contact tracking of caged rodents//2017 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP). New Orleans: IEEE: 1952-1956 [DOI: 10.1109/ICASSP.2017.7952497]
- Rickbeil G J M, Coops N C, Berman E E, McClelland C J R, Bolton D K and Stenhouse G B. 2020. Changing spring snow cover dynamics and early season forage availability affect the behavior of a large carnivore. *Global Change Biology*, 26(11): 6266-6275 [DOI: 10.1111/gcb.15295]
- Robb B, Huang Q Y, Sexton J O, Stoner D and Leimgruber P. 2019. Environmental differences between migratory and resident ungulates-predicting movement strategies in rocky mountain mule deer (*Odocoileus hemionus*) with remotely sensed plant phenology, snow, and land cover. *Remote Sensing*, 11(17): 1980 [DOI: 10.3390/rs11171980]
- Robinson C J, Gómez-Gutiérrez J, Markaida U and Gilly W F. 2016. Prolonged decline of jumbo squid (*Dosidicus gigas*) landings in the Gulf of California is associated with chronically low wind stress and decreased chlorophyll a after El Niño 2009-2010. *Fisheries Research*, 173: 128-138 [DOI: 10.1016/j.fishres.2015.08.014]
- Rodríguez Alvarez J, Arroqui M, Mangudo P, Toloza J, Jatip D, Rodríguez J M, Teyseyre A, Sanz C, Zunino A, Machado C and Mateos C. 2018. Body condition estimation on cows from depth images using Convolutional Neural Networks. *Computers and Electronics in Agriculture*, 155: 12-22 [DOI: 10.1016/j.compag.2018.09.039]
- Santos C D, Campos L F A S and Efe M A. 2019. Foraging habitat choice of White-tailed Tropicbirds revealed by fine-scale GPS tracking and remote sensing. *PeerJ*, 7: e6261 [DOI: 10.7717/peerj.6261]
- Scales K L, Miller P I, Embling C B, Ingram S N, Pirota E and Votier S C. 2014. Mesoscale fronts as foraging habitats: composite front mapping reveals oceanographic drivers of habitat use for a pelagic seabird. *Journal of the Royal Society Interface*, 11(100): 20140679 [DOI: 10.1098/rsif.2014.0679]
- Schad L and Fischer J. 2023. Opportunities and risks in the use of drones for studying animal behaviour. *Methods in Ecology and Evolution*, 14(8): 1864-1872 [DOI: 10.1111/2041-210X.13922]
- Schneider S, Taylor G W, Linnquist S and Kremer S C. 2019. Past, present and future approaches using computer vision for animal re-identification from camera trap data. *Methods in Ecology and Evolution*, 10(4): 461-470 [DOI: 10.1111/2041-210X.13133]
- Schütz A K, Louton H, Fischer M, Probst C, Gethmann J M, Conraths F J and Homeier-Bachmann T. 2024. Automated detection and counting of wild boar in camera trap images. *Animals*, 14(10): 1408 [DOI: 10.3390/ani14101408]
- Scott M E, Heupel M R, Simpfendorfer C A, Matley J K and Pratchett M S. 2019. Latitudinal and seasonal variation in space use by a large, predatory reef fish, *Plectropomus leopardus*. *Functional Ecology*, 33(4): 670-680 [DOI: 10.1111/1365-2435.13271]
- Sha J C M, Kaneko A, Suda Hashimoto N, He T M, Take M, Peng Z and Hanya G. 2017. Estimating activity of Japanese macaques (*Macaca fuscata*) using accelerometers. *American Journal of Primatology*, 79(10): e22694 [DOI: 10.1002/ajp.22694]
- Shamoun-Baranes J, Farnsworth A, Aelterman B, Alves J A, Azijn K, Bernstein G, Branco S, Desmet P, Dokter A M, Horton K, Kelling S, Kelly J F, Leijnse H, Rong J J, Sheldon D, Van den Broeck W, Van den Meersche J K, Van Doren B M and van Gasteren H. 2016. Innovative visualizations shed light on avian nocturnal migration. *PLoS One*, 11(8): e0160106 [DOI: 10.1371/journal.pone.0160106]
- Shao Q Q, Guo X J, Li Y Z, Wang Y C, Wang D L, Liu J Y, Fan J W and Yang F. 2018. Using UAV remote sensing to analyze the population and distribution of large wild herbivores. *Journal of Remote Sensing (in Chinese)*, 22(3): 497-507 (邵全琴, 郭兴健, 李愈

- 哲, 汪阳春, 王东亮, 刘纪远, 樊江文, 杨帆. 2018. 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, 22(3): 497-507 [DOI: 10.11834/jrs.20187267]
- Shaw R L, Curtis T H, Metzger G, McCallister M P, Newton A, Fischer G C and Ajemian M J. 2021. Three-dimensional movements and habitat selection of young white sharks (*Carcharodon carcharias*) across a temperate continental shelf ecosystem. *Frontiers in Marine Science*, 8: 643831 [DOI: 10.3389/fmars.2021.643831]
- Shi W, Dai B S, Shen W Z, Sun Y K, Zhao K X and Zhang Y G. 2023. Automatic estimation of dairy cow body condition score based on attention-guided 3D point cloud feature extraction. *Computers and Electronics in Agriculture*, 206: 107666 [DOI: 10.1016/j.compag.2023.107666]
- Song G F. 2019. Research on Animal Facial Recognition Algorithm Based on Deep Learning. Hangzhou: Hangzhou Dianzi University (宋各方. 2019. 基于深度学习的动物面部识别算法研究. 杭州: 杭州电子科技大学)
- Su X H, Zhang J W, Ma Z B, Dong Y Q, Zi J L, Xu N, Zhang H Y, Xu F and Chen F X. 2024. Identification of rare wildlife in the field environment based on the improved YOLOv5 model. *Remote Sensing*, 16(9): 1535 [DOI: 10.3390/rs16091535]
- Sun Y K, Huo P J, Wang Y J, Cui Z Q, Li Y, Dai B S, Li R Z and Zhang Y G. 2019. Automatic monitoring system for individual dairy cows based on a deep learning framework that provides identification via body parts and estimation of body condition score. *Journal of Dairy Science*, 102(11): 10140-10151 [DOI: 10.3168/jds.2018-16164]
- Sutton L J, Ibañez J C, Salvador D I, Taraya R L, Opiso G S, Senarillos T L P and McClure C J W. 2023. Space-time home-range estimates and resource selection for the Critically Endangered Philippine Eagle on Mindanao. *IBIS*, 166(1): 156-170 [DOI: 10.1111/ibi.13233]
- Taylor R B, Mather M E, Smith J M and Boles K M. 2021. Can identifying discrete behavioral groups with individual-based acoustic telemetry advance the understanding of fish distribution patterns?. *Frontiers in Marine Science*, 8: 723025 [DOI: 10.3389/fmars.2021.723025]
- Tazen M, Sasaoka N and Okamoto Y. 2023. Non-contact heart rate measurement based on adaptive notch filter and elimination of respiration harmonics. *IEEE Access*, 11: 46107-46119 [DOI: 10.1109/ACCESS.2023.3272895]
- Tremblay Y, Thiebault A, Mullers R and Pistorius P. 2014. Bird-borne video-cameras show that seabird movement patterns relate to previously unrevealed proximate environment, not prey. *PLoS One*, 9(2): e88424 [DOI: 10.1371/journal.pone.0088424]
- Tsujii K, Otsuki M, Akamatsu T, Matsuo I, Amakasu K, Kitamura M, Kikuchi T, Miyashita K and Mitani Y. 2016. The migration of fin whales into the southern Chukchi Sea as monitored with passive acoustics. *ICES Journal of Marine Science*, 73(8): 2085-2092 [DOI: 10.1093/icesjms/fsv271]
- Vayghan A H and Lee M A. 2022. Hotspot habitat modeling of skipjack tuna (*Katsuwonus pelamis*) in the Indian Ocean by using multi-satellite remote sensing. *Turkish Journal of Fisheries and Aquatic Sciences*, 22(9): TRJFAS19107 [DOI: 10.4194/TRJFAS19107]
- Villegas-Ríos D, Réale D, Freitas C, Moland E and Olsen E M. 2017. Individual level consistency and correlations of fish spatial behaviour assessed from aquatic animal telemetry. *Animal Behaviour*, 124: 83-94 [DOI: 10.1016/j.anbehav.2016.12.002]
- Wang D L, Shao Q Q and Yue H Y. 2019a. Surveying wild animals from satellites, manned aircraft and Unmanned Aerial Systems (UASs): a review. *Remote Sensing*, 11(11): 1308 [DOI: 10.3390/rs11111308]
- Wang F. 2022. Research on Cattle Muzzle Recognition Method Based on Machine Vision. Baotou: Inner Mongolia University of Science and Technology (王锋. 2022. 基于机器视觉的牛唇纹识别方法研究. 包头: 内蒙古科技大学) [DOI: 10.27724/d.cnki.gnmgk.2022.000672]
- Wang P F, Ma Y Y, Liang F L, Zhang Y, Yu X, Li Z, An Q, Lv H and Wang J Q. 2020. Non-contact vital signs monitoring of dog and cat using a UWB radar. *Animals*, 10(2): 205 [DOI: 10.3390/ani10020205]
- Wang P F, Zhang Y, Ma Y Y, Liang F L, An Q, Xue H J, Yu X, Lv H and Wang J Q. 2019b. Method for distinguishing humans and animals in vital signs monitoring using IR-UWB radar. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 16(22): 4462 [DOI: 10.3390/ijerph16224462]
- Wang S W, Wang D L, Ling C X, Zhang J, Jin Y and Liu S G. 2023. Population and spatial distribution of moose in Nanwenghe National Nature Reserve, Heilongjiang Province based on Unmanned Aerial Vehicle (UAV) remote sensing. *Chinese Journal of Wildlife*, 44(3): 486-493 (王劭文, 王东亮, 凌成星, 张军, 金跃, 刘曙光. 2023. 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. 野生动物学报, 44(3): 486-493) [DOI: 10.12375/ysdwx.20230302]
- Wang X L, Xu J Q, Zhang S F, Li H and Li J. 2024. A preliminary survey of mammals and birds diversity based on camera trapping in Qimantag Mountain of Altun Mountain National Nature Reserve, Xinjiang. *Arid Land Geography*, 47(10): 1662-1673 (王秀磊, 徐俊泉, 张圣发, 李欢, 李佳. 2024. 基于红外相机技术的阿尔金山保护区祁曼塔格山兽类和鸟类多样性监测的初步研究. 干旱区地理, 47(10): 1662-1673) [DOI: 10.12118/j.issn.1000-6060.2024.426]
- Wang Y F, Xu X S, Wang Z, Li R, Hua Z X and Song H B. 2023. ShuffleNet-Triplet: a lightweight RE-identification network for dairy cows in natural scenes. *Computers and Electronics in Agriculture*, 205: 107632 [DOI: 10.1016/j.compag.2023.107632]
- Wang Z Y, Shadpour S, Chan E, Rotondo V, Wood K M and Tulpan D. 2021. ASAS-NANP SYMPOSIUM: applications of machine learning for livestock body weight prediction from digital images. *Journal of Animal Science*, 99(2): skab022 [DOI: 10.1093/jas/skab022]
- Weinz A A, Matley J K, Klinard N V, Fisk A T and Colborne S F. 2020. Identification of predation events in wild fish using novel acoustic transmitters. *Animal Biotelemetry*, 8(1): 28 [DOI: 10.1186/s40317-

- 020-00215-x]
- Wongsriworaphon A, Arnonkijpanich B and Pathumnakul S. 2015. An approach based on digital image analysis to estimate the live weights of pigs in farm environments. *Computers and Electronics in Agriculture*, 115: 26-33 [DOI: 10.1016/j.compag.2015.05.004]
- 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 and Wang T J. 2023. Deep learning enables satellite-based monitoring of large populations of terrestrial mammals across heterogeneous landscape. *Nature Communications*, 14(1): 3072 [DOI: 10.1038/s41467-023-38901-y]
- Xiao R L, Gao J X, Liu A J, Hou P, Zhang W G, Yang Y, Li Y B, Fu Z, Jin C P, Yang X, Zheng S H and Yin S J. 2023. Remote sensing monitoring method of livestock in grassland based on multi-scale features and multi-models fusion. *National Remote Sensing Bulletin*, 27(10): 2383-2394 (肖如林, 高吉喜, 刘爱军, 侯鹏, 张文国, 杨勇, 李运保, 付卓, 靳川平, 杨栩, 郑淑华, 殷守敬. 2023. 多尺度特征和多模型相融合的草原区牧畜遥感监测. *遥感学报*, 27(10): 2383-2394) [DOI: 10.11834/jrs.20222099]
- Xu D M, Wu J L, Zhu Z C, Wu Y Q, Zhou R F, Ye Z L and Wu Y G. 2023. Effects of different degree of human disturbance on forest wildlife habitats based on camera trap data. *Chinese Journal of Zoology*, 58(3): 357-365 (许大明, 吴家连, 朱志成, 吴逸卿, 周荣飞, 叶珍林, 吴友贵. 2023. 基于红外相机技术分析不同人类干扰强度对森林动物栖息的影响. *动物学杂志*, 58(3): 357-365) [DOI: 10.13859/j.cjz.202303005]
- Xu Z Y, Wang T J, Skidmore A K and Lamprey R. 2024. A review of deep learning techniques for detecting animals in aerial and satellite images. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 128: 103732 [DOI: 10.1016/j.jag.2024.103732]
- Xue Y F, Wang T J and Skidmore A K. 2017. Automatic counting of large mammals from very high resolution panchromatic satellite imagery. *Remote Sensing*, 9(9): 878 [DOI: 10.3390/rs9090878]
- Yi D H, Gong Z, Jech J M, Ratilal P and Makris N C. 2018. Instantaneous 3D continental-shelf scale imaging of oceanic fish by multi-spectral resonance sensing reveals group behavior during spawning migration. *Remote Sensing*, 10(1): 108 [DOI: 10.3390/rs10010108]
- Yoshino K, Takahashi A, Adachi T, Costa D P, Robinson P W, Peterson S H, Hückstädt L A, Holser R R and Naito Y. 2020. Acceleration-triggered animal-borne videos show a dominance of fish in the diet of female northern elephant seals. *Journal of Experimental Biology*, 223: jeb212936 [DOI: 10.1242/jeb.212936]
- Youngentob K N, Yoon H J, Stein J, Lindenmayer D B and Held A A. 2015. Where the wild things are: using remotely sensed forest productivity to assess arboreal marsupial species richness and abundance. *Diversity and Distributions*, 21(8): 977-990 [DOI: 10.1111/ddi.12332]
- Youssef A, Viazzi S, Exadaktylos V and Berckmans D. 2014. Non-contact, motion-tolerant measurements of chicken (*Gallus gallus*) embryo heart rate (HR) using video imaging and signal processing. *Biosystems Engineering*, 125: 9-16 [DOI: 10.1016/j.biosystem-seng.2014.06.014]
- Yu P B, Li Y D, Xu B, Wei J, Li S, Dong J H, Qu J H, Xu J, Huang Z Y X, Ma C F, Yang J, Zhang G G, Chen B, Huang S Q, Shi C M, Gao H W, Liu F, Tian H Y, Stenseth N C, Xu B and Wang J J. 2017. Using satellite data for the characterization of local animal reservoir populations of Hantaan virus on the Weihe Plain, China. *Remote Sensing*, 9(10): 1076 [DOI: 10.3390/rs9101076]
- Yu W, Chen X J, Yi Q and Chen Y. 2016. Influence of oceanic climate variability on stock level of western winter-spring cohort of *Ommastrephes bartramii* in the Northwest Pacific Ocean. *International Journal of Remote Sensing*, 37(17): 3974-3994 [DOI: 10.1080/01431161.2016.1204477]
- Zainuddin M, Safruddin S, Farhum A, Budimawan B, Hidayat R, Selamat M B, Wiyono E S, Ridwan M, Syamsuddin M and Ihsan Y N. 2023. Satellite-based ocean color and thermal signatures defining habitat hotspots and the movement pattern for commercial skipjack tuna in Indonesia fisheries management area 713, western tropical Pacific. *Remote Sensing*, 15(5): 1268 [DOI: 10.3390/rs15051268]
- Zhang H M, Li J H, Zhou Y C, Wang X Z and Yan B P. 2013. Using a time series of satellite imagery to study the wild birds' migration// 2013 Fourth International Conference on Networking and Distributed Computing. Los Angeles: IEEE: 46-50 [DOI: 10.1109/IC-NDC.2013.34]
- Zhang J L, Lei J, Wu J H, Lu H X, Guo H, Pezzuolo A, Kolpakov V and Ruchay A. 2023a. Automatic method for quantitatively analyzing the body condition of livestock from 3D shape. *Computers and Electronics in Agriculture*, 214: 108307 [DOI: 10.1016/j.compag.2023.108307]
- Zhang Y L and Cai Z C. 2023b. CE-RetinaNet: a channel enhancement method for infrared wildlife detection in UAV images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 61: 4104012 [DOI: 10.1109/TGRS.2023.3299651]
- Zhao J M, Zhao Z X and Li Q. 2015. A Kinect-Based Morphometric Measurement Method for Sheep. *Jiangsu Agricultural Sciences*, 43(11): 495-499 (赵建敏, 赵忠鑫, 李琦. 2015. 基于 Kinect 传感器的羊体体尺测量方法. *江苏农业科学*, 43(11): 495-499) [DOI: 10.15889/j.issn.1002-1302.2015.11.153]
- Zhao K X. 2017. Dairy Cattle's Information Perception and Behavior Analysis based on Machine Vision. Yangling: Northwest A and F University (赵凯旋. 2017. 基于机器视觉的奶牛个体信息感知及行为分析. 杨凌: 西北农林科技大学)
- Zhao K X, Zhang M, Shen W Z, Liu X H, Ji J T, Dai B S and Zhang R H. 2023. Automatic body condition scoring for dairy cows based on efficient net and convex hull features of point clouds. *Computers and Electronics in Agriculture*, 205: 107588 [DOI: 10.1016/j.compag.2022.107588]
- Zhao P, Liu S M, Zhou Y, Lynch T, Lu W H, Zhang T and Yang H S. 2021. Estimating animal population size with very high-resolution satellite imagery. *Conservation Biology*, 35(1): 316-324 [DOI: 10.1111/cobi.13613]

- Zhao Y L, Zeng F G, Jia N, Zhu J, Wang H F and Li B. 2023. Rapid measurements of pig body size based on DeepLabCut algorithm. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 54(2): 249-255, 292 (赵宇亮, 曾繁国, 贾楠, 朱君, 王海峰, 李斌. 2023. 基于DeepLabCut算法的猪只体尺快速测量方法研究. *农业机械学报*, 54(2): 249-255, 292) [DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2023.02.025]
- Zheng X, Owen M A, Nie Y, Hu Y, Swaisgood R R, Yan L and Wei F. 2016. Individual identification of wild giant pandas from camera trap photos - a systematic and hierarchical approach. *Journal of Zoology*, 300(4): 247-256 [DOI: 10.1111/jzo.12377]
- Zong S, Brantschen J, Zhang X W, Albouy C, Valentini A, Zhang H, Altermatt F and Pellissier L. 2023. Combining environmental DNA with remote sensing variables to map fish species distributions along a large river. *Remote Sensing in Ecology and Conservation*, 10(2): 220-235 [DOI: 10.1002/rse2.366]

Research advances and challenges in animal remote sensing and telemetry

ZENG Zhiwei¹, LI Ke¹, GUO Hao^{1,2}, ZENG Yelu¹, FENG Quanlong¹

1. College of Land Science and Technology, China Agricultural University, Beijing 100193, China;

2. College of Information and Electrical Engineering, China Agricultural University, Beijing 100083, China

Abstract: Animal remote sensing and telemetry aim to monitor behavior, movement, and health while minimizing disturbance to individuals and populations. Using satellites, Unmanned Aerial Vehicles (UAVs), radar, acoustic tags, depth cameras, and related modern sensors, these approaches provide multiscale, non-contact observations that support research and management in wildlife conservation, precision livestock farming, and smart fisheries. This review synthesizes recent progress across wild and domesticated animals and clarifies outstanding challenges and opportunities. We first map the field's development through literature analysis to trace publication trends, leading contributors, and evolving keywords, situating animal remote sensing at the intersection of ecology, geospatial science, animal science, and field-based observation. For wildlife, environment-linked indicators derived from optical and microwave remote sensing (e.g., vegetation indices, sea-surface temperature and height, and ocean color) help explain habitat selection, distribution patterns, and resource suitability, while direct detection with very-high-resolution satellite imagery, aerial photography, and UAV campaigns enables species identification and population estimation over broad extents. Telemetry integrating GPS and inertial sensors, accelerometry, and acoustic systems reveals migration timing, movement ecology, and space-use strategies in birds, terrestrial mammals, and marine species; complementary observations from weather radar networks and passive acoustics capture movements at regional to basin scales. For domesticated animals, non-contact morphometrics, body weight and body-condition scoring, individual identification, and herd distribution and grazing analyses are increasingly achieved with camera and depth sensing. Thermal infrared, millimeter-wave radar, and related biosignal approaches enable contact-free monitoring of temperature, respiration, cardiac activity, and rumination, informing health surveillance and precision management. Across platforms, modern data-processing pipelines—including machine learning for detection, re-identification, and counting—improve accuracy and scalability, while multi-source fusion links animal trajectories with dynamic environmental layers to uncover behavioral drivers and anticipate risk. Despite rapid progress, several challenges persist. There are mismatches between animal movement scales and sensor spatial or temporal resolution; limited sample sizes and label scarcity; dataset bias, domain shift, and fragile model generalization across regions, seasons, backgrounds, and sensor types; occlusion and clutter in complex habitats; and power, weight, and endurance constraints on tags and platforms. Ethical considerations around animal welfare, data governance, and potential disturbance also require explicit assessment. In addition, long-term monitoring demands robust calibration, cross-platform harmonization, and sustainable cost models to ensure continuity and comparability across programs and regions. We also summarize platform-specific error sources and validation practices, including annotation quality, cross-sensor co-registration, geolocation accuracy, and sample representativeness, to guide rigorous study design and reporting. We outline promising directions to address these gaps: miniaturized, energy-efficient tags and lower-cost sensors; higher-revisit imaging constellations and agile tasking for near-real-time monitoring; interpretable, physics-informed analytics to strengthen ecological inference and decision support; transfer learning and domain-adaptation strategies to improve robustness under distribution shift; standardized, FAIR data practices with open benchmarks and reproducible workflows; and edge-to-cloud processing for timely, operational deployment. By providing a structured, cross-species synthesis—from habitat, migration, and distribution to detection and population estimation in wildlife, and from morphometrics and weight to herd behavior in livestock—this review clarifies how remote sensing and telemetry jointly advance animal ecology and production, and it sets a forward-looking agenda to accelerate robust, ethical, and scalable applications. Our goal is to consolidate current knowledge without overreach, align methods and terminology, and support wider uptake of animal remote sensing and telemetry in biodiversity conservation and sustainable animal production systems.

Key words: animal habitat, animal distribution, animal migration, animal detection and population estimation, wild animals, domesticated animals, precision livestock farming

Supported by National Key Research and Development Program of China (No. 2021YFD1300502-01); National Natural Science Foundation of China (No. 42071449)