

反刍家畜典型行为监测与生理状况识别方法研究综述

张宏鸣^{1,2} 孙 扬^{1,3} 赵春平⁴ 王博文⁵ 李 斌⁶ 王炳科⁷

(1. 西北农林科技大学信息工程学院, 陕西杨凌 712100;

2. 陕西省农业信息智能感知与分析工程技术研究中心, 陕西杨凌 712100;

3. 农业农村部农业物联网重点实验室, 陕西杨凌 712100; 4. 西北农林科技大学动物科技学院, 陕西杨凌 712100;

5. 西北农林科技大学经济管理学院, 陕西杨凌 712100; 6. 北京市农林科学院智能装备技术研究中心, 北京 100097;

7. 杨凌秬福农牧科技股份有限公司, 陕西杨凌 712100)

摘要: 反刍家畜是人类获得肉、奶等食品的重要来源,随着人们对其产品产量与品质要求的提升,传统耗时耗力且高人工成本的人工监管模式已经难以满足规模化反刍家畜养殖的需要。反刍家畜行为中蕴含着许多身体状况信息,对反刍家畜行为的自动化监测有助于较早期地识别其异常行为、评估其健康水平、预警其异常生理状态,辅助养殖人员及时调整养殖策略,实现低成本、高效率和高收益的生产过程。首先对反刍家畜基本运动(躺卧、行走、站立)、反刍、进食饮水、跛行等典型行为的监测方法进行总体阐述,然后详细分析了识别反刍家畜发情、分娩、疾病、疼痛状况的不同特征指标以及基于该特征指标的生理状况识别方法,最后探讨了反刍家畜行为监测方法目前存在的一些问题与难点,并指出未来的研究重点为:优化传感器功耗、融合多传感器数据、降低数据传输延时、减少大规模数据标注、轻量化深度学习模型以及深度解析和应用数据。

关键词: 反刍家畜; 行为监测; 生理状况特征; 生理状况识别

中图分类号: TP391.4

文献标识码: A

文章编号: 1000-1298(2023)03-0001-21

OSID:



Review on Typical Behavior Monitoring and Physiological Condition Identification Methods for Ruminant Livestock

ZHANG Hongming^{1,2} SUN Yang^{1,3} ZHAO Chunping⁴ WANG Bowen⁵ LI Bin⁶ WANG Bingke⁷

(1. College of Information Engineering, Northwest A&F University, Yangling, Shaanxi 712100, China

2. Research Center of Shaanxi Agricultural Information Intelligent Perception and Analysis Engineering Technology, Yangling, Shaanxi 712100, China

3. Key Laboratory of Agricultural Internet of Things, Ministry of Agriculture and Rural Affairs, Yangling, Shaanxi 712100, China

4. College of Animal Science and Technology, Northwest A&F University, Yangling, Shaanxi 712100, China

5. College of Economics and Management, Northwest A&F University, Yangling, Shaanxi 712100, China

6. Research Center of Beijing Academy of Agriculture and Forestry Sciences Intelligent Equipment Technology, Beijing 100097, China

7. Yangling Nongfu Agriculture and Animal Husbandry Technology Co., Ltd., Yangling, Shaanxi 712100, China)

Abstract: Ruminant livestock is an important source of meat, milk and other food for human beings. With the improvement of people's requirements for the output and quality of ruminant livestock products, the traditional manual supervision mode, which is time-consuming, labor-intensive and high labor cost, has been difficult to meet the needs of large-scale ruminant livestock breeding. Ruminant livestock behavior contains a lot of body condition information. The intelligent monitoring of ruminant livestock behavior is helpful to identify abnormal behavior of ruminant livestock earlier, evaluate the health level of ruminant livestock, early warning of abnormal physiological state of ruminant livestock, and assist farmers to adjust breeding strategies in a timely manner to achieve low cost-effective, efficient and profitable production process. Firstly, the monitoring methods for basic movements (lying, walking and standing), rumination, eating and drinking, lameness of ruminant livestock were overallly described. Secondly, the different characteristic indicators to identify the condition of ruminant livestock in estrus, parturition,

收稿日期: 2023-01-16 修回日期: 2023-02-10

基金项目: 陕西省重点产业创新链项目(2023-ZDLNY-69)和陕西省“两链”融合项目(2022GD-TSLD-46)

作者简介: 张宏鸣(1979—),男,教授,博士,主要从事空间大数据管理与智慧农业研究,E-mail: zhm@nwsuaf.edu.cn

disease and pain were analyzed in detail and the physiological condition identification method was introduced based on the characteristic indicators. Thirdly, the problems and challenges of ruminant livestock behavior monitoring methods were summarized. Finally, the future development directions of relevant key technologies were prospected, including optimizing sensor power consumption, fusion of multi-sensor data, reducing data transmission delay, reducing large-scale data annotation, lightweight deep learning models and deep analysis and application data.

Key words: ruminant livestock; behavior monitoring; physiological condition characteristics; physiological condition identification

0 引言

随着人口的不断增加以及人们生活水平的不断提高,对肉、奶等动物食品的需求及品质都有了较高的要求^[1-3]。牛、绵羊和山羊占反刍动物总种群的95%,其经济价值高且与人类营养、健康关系密切^[4-7],是人类获取高质量肉、奶食品的重要来源。根据国家统计局数据显示,2016年至2021年,我国牛存栏量由8 834.49万头增至9 817.25万头,增长11.12%;羊存栏量由29 930.54万头增至31 969.32万头,增长6.81%。随着人们对反刍家畜产品产量与品质要求的提升,传统的人工监管模式耗时耗力且人工成本高,已经难以满足规模化反刍家畜养殖的需要,急需通过自动化、智能化的技术与方法对反刍家畜养殖过程进行有效监测^[8-9],及时识别反刍家畜异常行为,预警养殖中的异常状况,实现低成本、高效率和高收益的生产过程^[10-13]。

为此本文综合分析反刍家畜行为的自动化监测方法,主要对反刍家畜基本运动(躺卧、行走、站立)、反刍、进食饮水、跛行等典型行为的监测方法进行阐述,然后详细分析识别反刍家畜发情、分娩、

疾病、疼痛状况的不同特征指标以及基于该特征指标的状况智能化识别方法,最后探讨反刍家畜行为监测方法当前存在的问题与挑战,并指出未来研究的重点。

1 反刍家畜行为监测研究

反刍家畜行为监测是指对其活动形式、发声、身体姿势以及外观上可辨认的变化的监测^[14-16]。传统上,反刍家畜的行为监测主要通过直接观察并手动编码行为类别来完成^[17]。传感器、大数据、图像处理、机器学习、深度学习等技术的发展,帮助从数据中提取有意义的信息,并提高了理解复杂动物系统的能力^[18],反刍家畜行为监测开始从人工观察转向自动化、智能化,使用生物传感技术、电子个体标识技术、图像识别技术、音频分析技术等采集反刍家畜生物信息和行为数据(健康信息、生命体征信息、情绪信息、动作信息等),构建反刍家畜行为分类模型,实现对其行为特征解析、疾病诊断预警、生理生长过程调控^[19]。以分析采集到的原始加速度数据为例,其反刍家畜行为分类模型构建过程如图1所示^[20]。

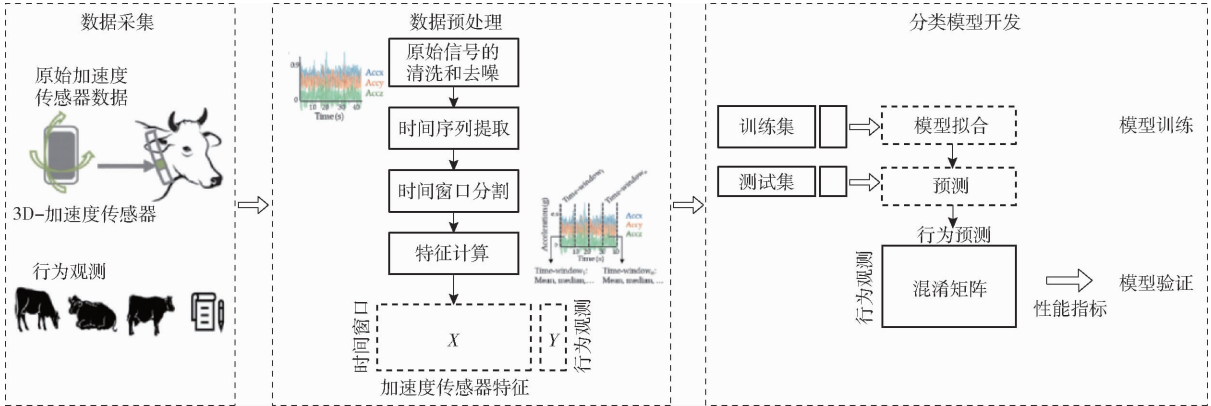


图1 反刍家畜行为分类模型构建过程

Fig. 1 Construction process for classification models of ruminant livestock behavior

反刍家畜行为可划分为基本行为与非基本行为,基本行为反映其最基本的生理需求与生存本能,是其健康状况预测的重要内容,而非基本行为可以通过结合基本行为来推断。本文关注的基本行为包括:基本运动(躺卧、行走、站立)、反刍以及进食与

饮水行为,对于非基本行为本文则关注反刍家畜跛足行为。

1.1 基本运动行为监测

反刍家畜的躺卧、行走、站立等基本运动行为有助于其保持健康的代谢水平、内分泌平衡和身体功

能,有研究发现一天中牧场羊牛的平均躺卧时间分别为 11.6 h 和 10.5 h,平均站立时间分别为 2.9 h 和 4.5 h,平均吃草时间分别为 9.0 h 和 7.7 h,平均吃补充剂时间分别为 0.3 h 和 1.7 h^[21]。在夏季,奶牛每天步行 2.5 km,而在冬季每天步行距离为 0.8 km^[22]。动物运动减少或过度活跃可能是疾病和痛苦的指标^[23],例如反常的躺卧时间被证明是反刍动物跛行的标志^[24]。

目前,反刍家畜的基本运动行为监测方法主要有两种:

第 1 种是基于三轴加速度传感器的监测方法,在监测躺卧、行走、站立行为时通常将传感器安装于动物的腿部或颈部,或者同时安装结合使用。研究表明^[25-28]:加速度传感器同时工作比单独工作对行为监测的准确率更高;在两个加速度传感器同时工作的情况下减少加速度传感器记录的轴数不仅可以最大限度地降低功耗和数据负载,还可以提高分类算法性能;单独安装时,在腿装式加速度计的情况下站立和进食行为以及颈装式加速度传感器情况下的站立与躺卧行为经常相互混淆,因此在单独使用加速度传感器监测反刍家畜的基本运动行为时将传感器安装在腿部更简单有效;加速度传感器识别行为模式的能力随采样率的降低而减弱。位置信息对于放牧的牛羊来说十分重要,因此也有研究将加速度传感器与全球定位系统(Global positioning system, GPS)结合,CABEZAS 等^[29]利用配备三轴加速度传感器与 GPS 的项圈(Digitanimal)采集牛活动与位置信息,利用 RF 算法将活动数据分为躺卧、站立、放牧以及反刍行为,并通过 k-medoids 无监督机器学习算法对位置信息进行分析,以跟踪牛群的位置和空间分散。此外,加速度传感器还可与陀螺仪等结合使用组成惯性测量装置(Inertial measurement unit, IMU),增加从加速度传感器获得的信息。JIN 等^[30]基于一款戴在绵羊脖子上的可穿戴设备(MPU-9250 型,InvenSense,美国)采集 3 种不同的传感器数据类型(三轴加速度传感器、三轴陀螺仪以及 IMU)并在 3 个不同时间窗口(3、5、11 s)下使用 ELM(Extreme learning machine)、AdaBoost、stacking 3 种机器学习算法对放牧绵羊的行走、站立、放牧、躺卧和奔跑行为进行分类,最佳的组合是基于 IMU 传感器数据的 3 s 时间窗口的 stacking 模型,其识别准确率为 87.80%,Kappa 系数为 0.836。

第 2 种则是基于高清视频设备的监测方法,当前大部分研究在通过摄像头获取反刍家畜的视频图像后,首先对视频中反刍家畜的位置与轮廓进行检测,然后将处理后的图像送入分类预测模型进行不

同行为的识别。反刍家畜目标的检测结果对行为的准确识别尤为重要,这就要求一种能够对目标准确快速提取的方法。秦立峰等^[31]提出一种相关滤波融合边缘检测的奶牛目标提取(Correlation filtering-edge detection based target extraction, CFED)算法,该算法提取的目标与真实结果平均重叠率达到 92.93%,具有较好的目标检测能力。检测后目标行为的分类方法主要基于深度学习技术。YIN 等^[32]利用手动拍摄(SONYHDR-CX290 相机)和摄像机(YW7100HR09-SC62-TA12 型,深圳亿维锐创公司)两种方式获取奶牛视频图像,并提出了一种基于 EfficientNet-LSTM 的算法,实现对奶牛躺卧、站立、行走、饮水和进食 5 种行为的快速识别,对奶牛行为的识别准确率为 97.87%,比经典 ResNet50-LSTM 算法提高 4.25 个百分点。WU 等^[33]基于海康威视 DS-2DM1-714 型半球网络摄像头拍摄奶牛视频,融合卷积神经网络(Convolutional neural network, CNN)和长短时记忆(Long short-term memory, LSTM)对奶牛的行走、站立、躺卧、饮水、反刍行为进行识别,识别准确率为 97.60%。MA 等^[34]基于监控摄像头(YW7100HR09-SC62-TA12 型,深圳亿维锐创公司)采集的荷斯坦奶牛视频数据,增加时间维度,将 Rexnet 扩展为 Rexnet 3D 网络,实现奶牛躺卧、站立以及行走行为的非接触式自动识别,识别准确率达到 95.00%。也有研究利用反刍家畜的骨架信息对视频中反刍家畜的基本运动行为进行识别。张宏鸣等^[35]基于采集的肉牛监控视频,首先提出了一种基于改进 YOLO v3 的肉牛多目标骨架提取方法,然后对基于多目标骨架提取模型检测的关键点信息进行统计分析,得出肉牛处于站立状态与躺卧状态下其识别角度的特征,实现对肉牛站立与躺卧行为的识别。LI 等^[36]提出了一种基于骨架和混合卷积的奶牛基本运动行为识别方法,使用布置在奶牛场的 DS-2DM1-714 型半球摄像机(海康威视公司)捕获原始实验数据,采用二维和三维混合卷积模块提取奶牛视频的时空特征,结合奶牛骨架信息,增加网络对奶牛本身的关注度,结果表明,该方法对奶牛行走、站立以及躺卧行为的识别准确率为 91.80%,比 MiCT(Mixed 3D/2D convolutional tube)提高 3.40 个百分点。反刍家畜基本运动行为监测研究部分成果如表 1 所示。

1.2 反刍行为监测

反刍作为反刍家畜独特的行为包含诸多健康信息,与反刍家畜的生产性能、繁殖性能、应激反应、发情、疾病(如:肢蹄病、乳房炎、消化系统疾病)等存在很强的相关性。

表 1 反刍家畜基本运动行为监测研究部分成果

Tab.1 Part of research results on basic movement behavior monitoring of ruminant livestock

家畜种类	监测设备	基本运动行为类型	识别方法	技术特点	性能指标	文献序号
奶牛	腿部与颈部的三轴加速度传感器	躺卧、站立	支持向量机	该研究中支持向量机相比其他算法(朴素贝叶斯和 K 最近邻)性能表现更好且分类模型开发完成后,对新数据分类更节省监控系统的内存,适合复杂的分类任务,但在训练阶段比另外两种算法需要更多的计算能力	准确率:98.00%	[27]
					精确率:99.00%、94.00% 召回率:98.00%、96.00%	
奶牛	腿部与颈部的三轴加速度传感器	躺卧、行走、站立	随机森林	该研究可适用于放牧与牛舍中的奶牛,适应性较强,但对站立行为识别相较于躺卧与行走行为性能下降	准确率:95.00% 精确率:100%、99.80%、84.20% 召回率:99.60%、99.60%、92.80%	[28]
奶牛	三轴加速度传感器与 GPS	躺卧、站立	随机森林	该研究不限于特定的行为模式,并且可以很容易地推广到任何感兴趣的行为,前提是标记的活动数据可用,但对于数据集中样本较少的活动,召回率会下降	准确率:90.70%、92.20% 召回率:61.10%、58.00%	[29]
绵羊	三轴加速度传感器与三轴陀螺仪(IMU)	躺卧、行走、站立	stacking	该研究中 stacking 算法对绵羊行为分类具有较好的鲁棒性,为绵羊行为分类的算法选择提供了新的参考,但对躺卧与站立行为识别性能相对较差	准确率:87.80% 精确率:75.80%、99.30%、81.90% 召回率:85.40%、95.40%、72.80%	[30]
奶牛	监控摄像头	躺卧、行走、站立	EfficientNet-LSTM	该研究中所提算法对奶牛场的复杂环境具有一定的鲁棒性,具有较高的识别准确率、较好的实时性和可移植性,但算法使用的滑动窗口机制在行为转换过程中会出现错误识别	准确率:97.87% 精确率:98.60%、98.85%、96.90% 召回率:97.81%、99.00%、96.62%	[32]
奶牛	监控摄像头	躺卧、行走、站立	CNN-LSTM	该研究中所提算法在视频质量差、光照变化等复杂条件下具有良好的稳定性,但这项研究侧重于单个目标奶牛的行为识别,且对计算硬件要求较高	准确率:97.6% 精确率:96.0%~98.0% 召回率:95.0%~98.5%	[33]
奶牛	监控摄像头	躺卧、行走、站立	Rexnet 3D	该研究中所提算法对不同光照条件下行为的识别有一定的鲁棒性,并且实现了对自然场景中未经编辑的长视频的准确识别,但只考虑了单头奶牛的基本运动行为的识别	准确率:95.00% 精确率:97.50%、97.50%、90.00% 召回率:95.10%、95.10%、94.70%	[34]
肉牛	监控摄像头	躺卧、站立	基于多目标骨架提取模型检测的关键点信息进行统计分析,得出肉牛处于躺卧状态与站立状态下其识别角度的特征	该研究中所提算法结合多目标检测与骨架提取可实现多目标肉牛躺卧和站立行为识别,但躺卧和站立行为识别角度是基于统计学方法得出		[35]
奶牛	监控摄像头	躺卧、行走、站立	结合牛骨架的混合卷积网络	该研究中所提算法结合骨架信息可以在一定程度上降低模型对亮度的敏感性,提高分类准确率,但只考虑了单头奶牛的基本运动行为的识别	准确率:91.80% 召回率:92.19% 假正率:3.67%	[36]

智能反刍监测设备主要分为 4 种: 三轴加速度传感器、声音记录设备、压力传感器以及高清视频设备^[37]。基于三轴加速度传感器的监测方法通过分析反刍家畜不同行为状态下的重力和 X 、 Y 、 Z 3 个方向的惯性加速度变化^[38], 区分反刍行为和其他行为, 监测反刍行为时通常将加速度传感器安装在动物的颈部或下颌。GIOVANETTI 等^[39]为每只实验奶羊安装一个配备 ADXL335 三轴加速度传感器 (ADI, 美国) 的笼头, 该笼头位于羊的下颌, 收集加速度传感器数据, 使用逐步判别分析 (Stepwise discriminant analysis, SDA)、典型判别分析 (Canonical discriminant analysis, CDA) 和判别分析 (Discriminant analysis, DA) 3 种多元统计技术来区分加速度数据的行为活动 (反刍、放牧和休息), 反刍行为识别准确率为 95.00%。SHEN 等^[40]将 MSR145 三轴加速度传感器 (MSR, 瑞士) 安装到奶牛的下颌, 以准确捕捉奶牛下颌运动, 并基于 KNN 算法的核心思想, 提出了一种识别反刍行为的算法, 实现对奶牛反刍行为的识别, 识别准确率可达 96.10%。基于声音记录设备的监测方法在反刍动物的颈部、前额或其他部位安装录音装置, 记录咀嚼、吞咽或反刍声音, 通过分析收集的声音信号从而区分反刍和其他行为^[41]。宋颖等^[42]基于湖羊的颈部放置的录音设备采集湖羊的反刍行为数据, 利用前馈型神经网络识别反刍与非反刍事件, 统计次数的正确率超过了 90%, 并且所有反刍事件的正确匹配率约为 87%。王莉薇等^[43]利用单片式微型处理器、声音传感器和 MPU6050 IMU 传感器 (InvenSense, 美国), 设计了一种轻便的可穿戴式项圈, 通过监测奶牛反刍声音和姿态变化来获取奶牛的反刍信息, 结果表明奶牛反刍声音的中心频率集中在 1.2 ~ 1.6 kHz, 反刍姿态三轴加速度传感器监测参数范围 X 轴为 0.65 ~ 0.93g, Y 轴为 0.23 ~ 1.04g, Z 轴为 -0.13 ~ 0.15g, 监测的成功率可以达到 81.30%。CHELOTTI 等^[44]将麦克风朝内放在奶牛的前额, 使用索尼 ICDPX312 录音设备收集反刍相关的声音信号, 并提出一种反刍动物觅食活动在线检测和分类方法 (BUFAR), 该方法可以从声音信号中识别下颌运动, 然后对其进行分组分析, 以识别反刍和放牧 (牧食) 行为, 该方法的变体基于多层感知器 (Multilayer perceptron, MLP) BUFAR-MLP 显示了最好的识别结果, 对两种活动识别的 F1 分数均高于 75.00%。基于压力传感器的监测方法通过获取压力变化和咀嚼间隔来识别反刍。SHEN 等^[37]设计了一种可穿戴式鼻带压力信号采集装置 (包含一个液压传感器 (HUBA511A, 瑞士)) 采集奶牛鼻带

压力信号, 利用反刍鼻带压力信号的标准差和频谱来识别反刍信息 (奶牛反刍的次数、反刍的持续时间以及反刍期间从瘤胃带回口中再次咀嚼的食团的数量), 其平均识别率高于 94.00%, 平均绝对误差分别为 0.2.002 9% 和 2.562 3%。基于高清视频设备的监测方法通过采集反刍家畜视频图像, 检测跟踪其嘴部运动来识别反刍行为^[41]。检测跟踪方法的性能对感知反刍家畜的反刍行为至关重要。张宏鸣等^[45]基于肉牛养殖场监控视频, 提出了一种基于 DeepSORT 算法的肉牛多目标跟踪方法, 对多目标跟踪准确率相对于 DeepSORT 算法从 32.3% 提高到 45.2%, ID switch 次数降低 69.2%, 为实际环境下的肉牛行为实时跟踪、行为感知提供技术参考。SU 等^[46]基于萨能山羊的监控视频 (DS-IPC-B12-I/POE, 海康威视公司) 提出了一种新的由注意机制引导的 Siamese 网络 (AMTracker) 来跟踪真实农场场景中的单个奶山羊, 跟踪的成功率为 65.70%, 为获得它们的行为信息、位置信息、活动数据和健康状况奠定基础。基于检测跟踪方法, 研究者对识别视频中反刍家畜的反刍行为展开了大量研究。CHEN 等^[47]基于摄像机 (DS-2DM1-714, 海康威视公司) 从 5 头奶牛身上采集的白天和夜间的视频数据, 提出了一种基于视频的奶牛反刍行为智能监测方法, 首先利用 Mean Shift 算法准确跟踪奶牛的颌运动, 随后从视频中提取牛嘴运动的质心轨迹曲线, 其识别成功率为 92.03%。该团队在后续的研究中针对反刍家畜行为监测实时性要求高的问题, 提出了一种基于 STC (Spatio-temporal context) 学习的跟踪方法^[48], 以监测视频图像为基础对奶牛反刍行为自动监测, 算法的平均成功率为 85.45%, 检测速率为 18.56 s/f, 对反刍行为的快速跟踪是有效可行的。宋怀波等^[49]基于视频分析与目标跟踪技术, 在获取奶牛嘴部区域的基础上, 分析对比了压缩跟踪算法 (Compressive tracking, CT) 和核相关滤波算法 (Kernelized correlation filters, KCF) 在多目标奶牛反刍监测中的性能, 结果表明, KCF 算法具有较低的误检率及较高的帧处理速度, 更适合奶牛反刍行为的监测。毛燕茹等^[50]使用棚舍前方 1.5 m 处安装的 4 个分辨率为 400 万像素的高清网络摄像机 (DS-IPC-K23H-I, 海康威视公司) 采集棚舍中的群体奶牛视频, 针对采集的视频数据, 提出了一种基于嘴部区域跟踪的多目标奶牛反刍行为智能监测方法, 利用 Kalman 滤波和 Hungarian 算法实现多目标奶牛嘴部跟踪及反刍监测, 对反刍行为咀嚼次数识别正确率的平均值为 96.93%, 反刍时长误差的平均值为 1.48 s。姬江涛等^[51]基于奶牛反刍行为视

频数据,提出了一种改进 FlowNet2.0 光流算法的奶牛反刍行为分析方法,改进后的算法改善了反刍过程中头部运动与背景牛只运动对反刍行为分析的影响,试验结果表明,改进 FlowNet2.0 算法反刍咀嚼次数识别成功率达到 99.39%,相较于 FlowNet2.0 算法准确率提升 5.75 个百分点。

1.3 进食与饮水行为监测

反刍家畜通过进食和饮水补充日常营养,进食和饮水行为可以作为预测反刍家畜采食量与饮水量的指标^[52],相关行为的改变通常预示反刍家畜出现异常状态^[53]。

通过使用 RFID 技术能够确定动物到饲料槽或水箱的时间和频率,可以用来评估反刍家畜的进食和饮水行为^[54-55]。RFID 系统获取的反刍家畜进食饮水时间是通过记录反刍家畜第 1 次到达饲料槽或饮水槽至其离开的时间间隔,而不考虑该间隔内是否真正发生了进食饮水行为,一些研究利用无线传感器对进食与饮水行为进行监测,大致可分为 5 类。

第 1 类是以声音传感器为核心装置的监测方法。SHENG 等^[56]通过在绵羊下颌安装音频记录器(H29-1,威士龙公司),采集绵羊进食音频,利用基于高斯核的支持向量机分类器识别绵羊进食音频中的咀嚼声音片段,识别准确率为 95.34%,并从每个咀嚼声片段中提取 7 个解释变量用于建立基于单变量和多变量的草料摄入量估算模型,采用最小二乘回归(Least squares regression)和弹性网络(Elastic network)方法分别确定基于单变量和多变量的草料摄入量估算模型的系数,最佳单变量和多变量模型分别能解释 71.02%和 80.94%的草料摄入量变化,平均准确率分别为 86.13%和 89.32%。DUAN 等^[57]采用相同的方式采集绵羊(青海高原半细毛羊)进食声片段,采用一种基于长短时记忆(Long-short term memory, LSTM)网络的深度学习方法,对绵羊短期进食行为的声音进行分类,包括咬合、咀嚼、食团反流和反刍咀嚼,分类器的总体准确率可以达到 94.97%。WANG 等^[58]通过在绵羊(蒙古绵羊)额头安装音频记录器(microphone 6027,新丰电子公司)收集声学信号,创建羊在各种草上进食以及反刍产生的代表性声学数据集。使用深度神经网络(Deep neural network, DNN)、卷积神经网络(Convolutional neural network, CNN)和递归神经网络(Recurrent neural network, RNN)将声学信号分类为噪声、咀嚼、咬合、咀嚼-咬合和反刍行为,结果表明 RNN、CNN 和 DNN 模型的准确率分别为 93.17%、92.53%和 79.43%。

第 2 类是以加速度传感器为核心装置的监测方

法。张春慧等^[59]将三轴加速度传感器(InvenSense 公司,美国)安装在羊只(蒙古羊)的下颌,设计羊进食行为数据无线采集系统,自动采集羊进食时的三轴加速度数据,并建立羊只进食行为识别的反向传播(Back-propagation, BP)神经网络模型、全连接深度神经网络(Fully connected neural network, FCNN)模型和 CNN,实现对羊只进食、咀嚼、反刍 3 种进食动作的分类识别,3 种模型的识别准确率分别为 83.1%、89.4%和 93.8%。KLEANTHOUS 等^[60]使用包含两种不同类型加速度传感器(MetamotionR 和 SenseHat)的项圈监测绵羊放牧(吃草)、活跃与不活跃 3 种重要活动,利用卷积神经网络对监测数据进行分类,在两个不同加速度传感器捕获的数据集的总体准确率分别为 98.55%与 96.59%。

第 3 类是以压力传感器为核心装置的监测方法。CHEN 等^[61]利用咀嚼压力采集装置(包含一个集成 LoRa 的 SoC 芯片 ASR6501,翱捷科技公司)采集肉牛(西门塔尔×中国黄牛杂交牛)咀嚼压力数据,使用极端梯度提升(Extreme gradient boosting, XGB)分类模型结合局部斜率和频域特征实现进食和反刍行为识别,准确率为 96.60%,F1 值为 96.00%。

第 4 类是以视觉传感器为核心装置的监测方法。陆明洲等^[62]为分析羊进食行为、自动估算其进食量,提出了一种基于改进 EfficientDet 网络和正则表达式的湖羊短时咀嚼行为自动识别方法,利用湖羊采食视频(SARGO 运动相机 T1 型,深圳市极图智科数码有限公司)测试该方法对湖羊短时咀嚼行为识别性能,结果表明,该方法对短时咀嚼次数自动识别正确率和持续时间平均正确率分别为 91.42%和 90.85%。张宏鸣等^[63]提出了一种基于机器视觉的肉牛进食行为识别方法,采用 YOLO v3 模型对观测范围内的肉牛目标进行检测,利用卷积神经网络识别目标的进食行为,在肉牛养殖场的监控视频数据集上进行试验,方法对观测范围内肉牛目标检测的平均精确率为 83.80%,进食行为识别的平均精确率为 79.70%、平均召回率为 73.00%、平均准确率为 74.30%,能够满足肉牛进食行为的监测需求。多目标肉牛进食行为识别方法技术路线如图 2 所示。刘月峰等^[64]采集奶牛养殖场内奶牛牛舍监控视频,提出了一种多目标奶牛进食行为识别方法,首先基于 YOLO v3 算法构建奶牛进食行为识别模型,然后基于彩票假设,使用幅值迭代剪枝算法(Iterative magnitude pruning, IMP)对基于 YOLO v3 的奶牛进食行为识别模型进行剪枝,实现对奶牛进食行为识别模型的压缩,该方法平均精确率为

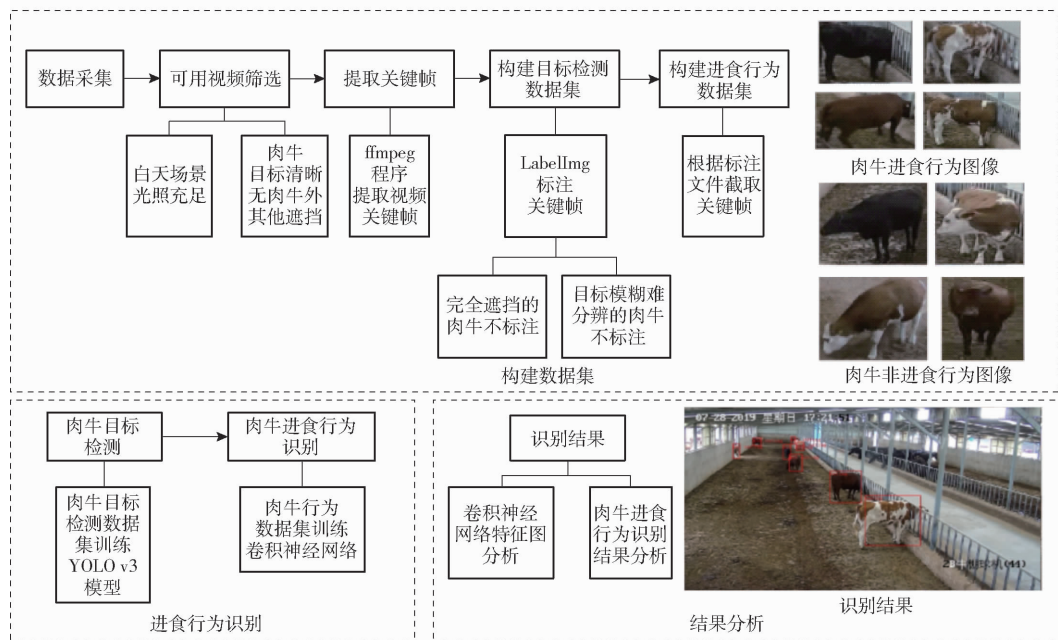


图 2 多目标肉牛进食行为识别方法技术路线

Fig. 2 Technical route of recognition method of feeding behavior of multi-target beef cattle

82.10%, 且参数量较剪枝压缩前下降了 87.04%。CHENG 等^[13]将摄像机(海康威视公司)安装在羊圈的墙上以更好地捕捉绵羊行为,提出一种基于 YOLO v5 模型的深度学习网络,用于识别绵羊进食、饮水和躺卧 3 种行为,使用不同的训练集训练 YOLO v5 网络,并在同一测试集上比较识别结果,实验结果表明,如果训练和测试数据具有相同的特征,则每种行为类型只需要 1 125 幅图像即可达到 96.70% 的识别精确率和 96.50% 的召回率。

第 5 类是基于传感器与其他技术组合的监测方法。WILLIAMS 等^[65]将 RFID 耳标、水流量计(Elster V-100, Elster Metering, 英国)以及包含三轴加速度传感器(USB Accelerometer X16-4, Gulf Coast Data Concepts, LLC, 美国)的运动感应项圈组合在一起监测肉牛的饮水行为和牛群饮水量,RFID 面板阅读器记录动物进出封闭式供水点的动作,加速度计记录饮水事件,水流量计记录水槽的耗水量以及牛群每次到供水点的取水量,同时开发了一种基于加速度传感器对牛头颈部位置、活动和运动频率的测量来对饮水行为进行分类的算法,该算法对持续时间大于 10 s 的饮水事件的识别真阳率为 94.00%。FOLDAGER 等^[66]使用由 3 轴加速度传感器与射频识别(RFID)组成的项圈数据,开发了一种随机森林算法(Random forests, RF)来预测奶牛的每日进食时间,预测平衡准确率为 95.00%。SIMANUNGKALIT 等^[67]使用耳标加速度传感器(AX3 3-Axis Logging Accelerometer, Axivity, 英国)和射频识别(RFID)系统监测肉牛(安格斯阉牛)的舔食行为,RFID 系统被嵌入到自动补料

器中用来测量牛舔食补充剂的时间,加速度计来区分舔食行为和其他行为,加速度计数据被分成 3 种时间窗口(3、5、10 s),并使用随机森林(RF)、极端梯度提升(XGB)、逻辑回归(Logistic regression, LR)和线性判别分析(LDA)4 种机器学习算法对舔食行为进行分类,结果表明 XGB 和 10 s 时间窗口的组合获得了最佳分类结果,准确率、Kappa 系数和 F1 值分别为 93.00%、88.00% 和 88.00%。LI 等^[68]通过固定在颈部的 MPU6050 IMU 传感器(包含三轴加速度传感器和三轴陀螺仪)(InvenSense, 美国)记录奶牛(荷斯坦奶牛)的运动数据,在 4 个时间窗口(5、10、30、60 s)内研究了 K 最近邻(KNN)、随机森林和极端梯度提升算法 3 种机器学习算法对进食、站立、躺卧、站立反刍、躺卧反刍和行走等单一行为的分类性能,结果表明, XGB 在 60 s 的时间窗口内具有最高的性能,6 个单一行为类别的平均 F1 值为 94.00%。此外,无人机也成为监测牧场牛羊采食行为的有用工具, NYAMURYEKUNG' E 等^[69]评估了使用无人机(UAV)视频监控来预测牧场饲养的非哺乳肉牛(Raramuri Criollo 牛)食物摄入量的可行性,基于无人机拍摄的视频图像,分析得出肉牛进食频率估计与消耗的日粮量呈正相关且显著相关。VAYSSADE 等^[70]利用无人机监测牧场山羊活动,并提出一种可以自动从无人机拍摄的图像中检测山羊并结合使用阈值和监督分类技术来跟踪它们的活动的方法,结果表明当山羊进食时, AdaBoost(Adaptive boosting)分类器可识别出这种活动且准确率为 78.00%。反刍家畜进食与饮水行为监测研究部分结果如表 2 所示。

表 2 反刍家畜进食与饮水行为监测研究部分结果

Tab.2 Part of research results on feeding and drinking behavior monitoring of ruminant livestock							
家畜种类	监测设备	设备位置	监测行为	技术方法	技术特点	性能指标	文献序号
肉牛	RFID 耳标	耳朵	进食		基于 RFID 获取的反刍家畜进食饮水时间是通过记录反刍家畜第 1 次到达饲料槽或饮水槽至其离开的时间间隔,而不考虑该间隔内是否真正发生了进食饮水行为		[55]
绵羊	音频记录器	下颌	进食	支持向量机	该研究建立的绵羊采食量估计模型能够以完全自动化的方式从原始饲料摄取音频中获得解释变量,但建立分类器的目的仅仅是识别咀嚼声音片段,对进食和反刍咀嚼没有进行区别	准确率:95.34% 精确率:96.95% 召回率:96.02% 特异度:93.97%	[56]
绵羊	音频记录器	下颌	进食	长短时记忆网络	该研究建立的分类器可用于自动将反刍咀嚼声音片段与进食咀嚼信号片段分开,基于此建立的采食量估计模型可以实现更好的准确性,但该研究针对特定的实验场景,没有获得对应于咀嚼咬合的声音片段,建立的分类器未考虑进食过程中咀嚼咬合事件	准确率:94.97% 特异度:98.38% F1 值:97.41%	[57]
绵羊	音频记录器	额头	进食与反刍	深度神经网络 (DNN) 卷积神经网络 (CNN) 递归神经网络 (RNN)	该研究考虑了绵羊牧食过程中咀嚼咬合事件,且基于 3 种分类器,从性能上看 RNN 优于 CNN,CNN 优于 DNN,但 RNN 增加了计算开销	准确率: 79.43% (DNN)、 92.53% (CNN)、 93.17% (RNN)	[58]
绵羊	三轴加速度传感器	下颌	牧食	BP 神经网络 (BP) 全连接深度神经网络 (FCNN) 卷积神经网络 (CNN)	该研究中卷积神经网络模型的分类性能最高,且网络的适应性和稳定性强	准确率: 83.1% (BP)、 89.4% (FCNN)、 93.8% (CNN)	[59]
绵羊	两个不同类型加速度传感器 (MetamotionR、SenseHat)	颈部	放牧、活跃与非活跃	卷积神经网络	该研究首次提出将基于卷积神经网络的迁移学习用于绵羊活动识别,具有对未知数据进行泛化方面的鲁棒性	准确率:98.55% (MetamotionR)、 96.59% (SenseHat)	[60]
肉牛	咀嚼压力采集装置	鼻梁	进食	极端梯度提升算法	该研究所提出的方法削弱了鼻带压力传感器的初始压力对进食行为识别的影响,适合于处理具有大范围变化的压力数据,但鼻带压力传感器在牛发生打架或攻击时,很可能被损坏	准确率:96.60% F1 值:96.00%	[61]
绵羊	监控摄像头		进食	EfficientDet 网络	该研究将基于视频的湖羊短时咀嚼行为识别问题转换为羊嘴状态编码值序列分类问题,降低了分类模型的复杂度,但这项研究侧重于单个目标羊的进食咀嚼行为识别,对于多目标的识别还需考虑多目标检测与跟踪问题	精确率:96.70% 召回率:96.50%	[62]
肉牛	RFID 耳标、水流量计与三轴加速度传感器	颈部 (加速度传感器)	饮水	加速度计算法	该研究使用加速度传感器测量牛头颈位置、活动和运动频率对饮水进行分类,但分类算法对短时间 (小于等于 10 s) 饮水事件的分类性能较差	真正率:94.00% F1 值:77.00% (饮水时间超过 10 s)	[65]

续表 2

家畜种类	监测设备	设备位置	监测行为	技术方法	技术特点	性能指标	文献序号
肉牛	加速度传感器与RFID	耳朵	进食(舔食补充剂)	极端梯度提升算法	该研究中XGB分类模型在识别舔食行为方面表现良好,但此识别性能可能由于数据集划分不合理以及有限数量样本而导致过高估计	准确率:93.0% F1 值:88.00%	[67]
奶牛	三轴加速度传感器与三轴陀螺仪(IMU)	颈部	进食、站立、躺卧、站立反刍、躺卧反刍与行走	极端梯度提升算法	该研究首先对单一行为进行分类,然后识别进食中的运动细节,提供了基于单一行为分类探索更详细运动的可能性	F1 值:94.00%	[68]
山羊	无人机		进食	AdaBoost 算法	该研究可降低监测的成本,适应于牧场牛羊的监测,但受限于无人机拍摄的图像质量,分类器行为分类的性能相较于三轴加速度等传感器而言较差	准确率:78.00%	[70]

1.4 跛行行为监测

跛行是一个通用术语,运动系统中的疼痛性疾病导致动物改变其步态和姿势以尽量减少疼痛称之为跛行^[71-74]。由于疼痛等原因,跛行的动物不愿站立或行走,影响其正常生理活动,轻则影响动物繁殖力,重则导致动物过早淘汰,严重影响养殖场经济效益,因此,对于动物早中期跛行进行准确识别,提供疾病的早期预警,并及时给予治疗极为重要。

当前跛行监测最常用的传感器包括压力传感器、2D 和 3D 摄像机、热红外以及加速度传感器,将传感器的测量值作为算法的输入,分析出跛行相关特征,识别跛行行为的发生^[74]。跛行的发生通常伴随着步态模式、姿势或身体运动模式、体重分布模式以及基本日常行为的变化^[75]。基于这些特征,研究者已开展了大量的工作。跛行可观察到的症状是奶牛通常的行走方式(即步态)发生变化,HALADJIAN 等^[76]将包含 IMU 传感器(MPU6050, InvenSense, 美国)的监测设备绑定在牛的后左腿上用于收集线性加速度和方向信号,结合信号处理和机器学习方法(支持向量机分类器)创建了奶牛步态异常的检测方法,准确率为 91.10%。牛跛足时背部姿势会发生变化,跛行的严重程度与其背部的弯曲度成正比^[77]。HERTEM 等^[78]基于 3D 摄像机(Kinect, Microsoft, 美国)量化奶牛的背部姿势,利用逻辑回归(Logistic regression, LR)和广义线性(Generalized linear, GL)混合模型(GLMM)进行跛行分类,准确率为 79.80%。宋怀波等^[79]首先对目标奶牛图像进行分割,继而构建奶牛背部轮廓线拟合直线斜率数据,在未清洗的数据集上,分别利用 SVM、朴素贝叶斯(Naive bayes, NB)以及 K 最近邻分类算法进行了奶牛跛行的分类检测试验,试验结果表明, SVM 与 NB 的奶牛跛行分类检测正确率均为 82.78%, KNN 的

奶牛跛行检测正确率为 81.67%。将未清洗的数据集进行清洗后,3 类算法的结果表明, KNN 的奶牛跛行检测正确率达 93.89%, 高于 SVM 分类算法的 91.11% 及 NB 分类算法的 86.11%。康熙等^[80]将热红外相机(FLIR T620, TELEDYNE FLIR, 美国)安装在奶牛通道的一侧,用来获取奶牛的行走视频,通过 YOLO v4 目标检测模型提取奶牛运动特征,利用弓背曲率对热红外视频中行走奶牛进行跛行检测,该方法的准确率为 90.00%。JIANG 等^[81]针对奶牛跛行与奶牛背部弯曲率的密切相关性,提出了一种结合机器视觉技术和深度学习算法的跛行检测方法,利用噪声+双侧长时短时记忆(Noise + bilateral long short-term memory, NOISE + BILSTM)模型对曲率数据进行预测,匹配奶牛跛行的曲率特征,从而对奶牛跛行进行分类和检测,模型的平均分类准确率为 96.61%。当出现严重跛行时,牛羊等动物往往会抬高受影响的蹄子,从而减少任何向下的压力^[82]。BYRNE 等^[83]利用设计的蹄称重箱(HWC)量化绵羊蹄部健康状况与绵羊分配给每个蹄子的负荷之间的关系,研究表明与健康的后蹄(占总重量的 40%)相比,健康的前蹄自然承载更多的重量(占总重量的 60%),但当前蹄或后蹄被感染的程度相同时,它们承载的负荷相同,此外研究结果还表明对侧负荷百分比是区分健康蹄(前或后)和患有广泛趾间皮炎蹄的最佳负荷参数,其敏感度和特异度分别为 85.71%、100%。跛行会导致基本日常行为的变化,例如:FRONDELIUS 等^[84]研究发现跛行的奶牛躺卧时间、次数增加,进食时间、次数减少。因此通过对反刍家畜进食、饮水、基本运动等行为的监测可以间接识别跛行行为的发生。TANEJA 等^[85]通过固定在奶牛前腿的远程计步器(ENGs, 以色列)收集牛个体步数、躺卧时长以及站卧交替次数,形成

行为活动的时间序列,利用 K 最近邻分类模型将每头奶牛识别为活跃、正常或休息,以及跛行或非跛行,准确率为 87%。KALER 等^[86]基于惯性测量单元 IMU (包含三轴加速度计和三轴陀螺仪) (BMI160, Bosch, 德国) 耳朵传感器监测绵羊的站立、行走、躺卧 3 种行为信息,开发和比较可以在 3 种不同行为活动中区分跛行的算法,结果表明随机森林 (RF) 算法在跛行分类中表现最佳,在躺卧时准确率为 84.91%,站立时准确率为 81.15%,行走时准确率为 76.83%,为开发跛行检测的自动化系统奠定了基础。此外肢蹄病会引起感染部位血流、代谢加快并导致表面皮肤温度升高,因此可利用红外热成像 (Infrared thermography, IRT) 对反刍家畜跛行行为进行监测^[87-89]。ALSAAOD 等^[90]通过热像仪 (Ti25, Fluke, 美国) 获取奶牛蹄表面温度并分析其温度变化,检测牛蹄炎症,从而实现了奶牛跛行的检测,该方法灵敏度为 89.10%,特异度为 66.60%。BYRNE 等^[91]利用热像仪 (FLIR T430sc, TELEDYNE FLIR, 美国) 检测绵羊蹄部病变,灵敏度为 77.00%,特异度为 78.00%。研究表明使用红外热成像设备有可能检测绵羊蹄中的感染,并且由于观察到健康蹄和受感染蹄之间存在较大的温差,因此每个蹄的单个图像可以检测疾病。COE 等^[92]比较了用于检测奶牛跛行的低成本和高成本红外热成像设备,低成本 IRT 设备 (CAT s62 - ProSmartphone, CAT Phones, 英国) 的最大灵敏度和特异度分别为 66.95% 和 64.53%,而高成本红外热成像设备 (FLIR T620bx, TELEDYNE FLIR, 美国) 的最大灵敏度和特异度分别为 70.34% 和 70.94%。研究结果表明红外热成像设备可作为奶牛跛行检测的辅助手段,且 IRT 跛行识别不依赖于设备,即高成本的 IRT 设备与低成本的 IRT 设备对跛行检测的有效性差异很小。

2 反刍家畜生理状况识别

2.1 发情状况识别

在反刍家畜养殖过程中会将繁殖性能差的个体直接淘汰,然而在这些被淘汰的个体中只有 10% 被发现有繁殖系统问题,其余 90% 个体都是由于发情管理失败而被错误淘汰的^[93],因此有效识别发情对反刍家畜保持良好的繁殖性能、减少错误淘汰个体、降低养殖成本以及提高养殖生产力至关重要。

在发情期,由于孕激素和雌激素水平的变化,反刍家畜会发生行为的改变^[94-96]。主要包括:活动量增加;进食量及饮水量减少;反刍时间减少;叫声强度和频率增加;接受其他雄性爬跨或嗅闻阴部。同

时除了主要的行为特征外站立时间与躺卧时间也可作为辅助特征来提高发情的识别准确率。因此可通过监测相关的行为来识别发情状况,主要使用的监测设备包括加速度传感器、声音采集设备以及高清视频采集设备等。WANG 等^[97]基于可穿戴颈部监测设备收集奶牛加速度和位置数据,并构建基于活动指数的发情检测算法,该算法的准确率为 90.91%,精确率为 100%,特异度为 100%,召回率为 83.33%,F1 值为 90.91%,Kappa 系数为 0.82。黄福任等^[98]对奶山羊发情、羔羊寻母、母羊饥饿和饲料刺激 4 种类型声音进行录制,利用隐马尔可夫模型 (Hidden Markov model, HMM)、SVM 和 AdaBoost 3 种声音模型对羊声音进行识别,结果显示 3 种声音模型识别羊的发情状态与试情结果吻合率为 96.67%、84.17% 和 87.92%。RÖTTGEN 等^[99]开发了一种基于项圈的牛叫声监测器,它由两个麦克风 (Elecret - Condenser - Microphone EMY - 9765P, EKULIT Elektrotechnik, 德国; MicW i456 Cardioid Recording Microphone, 北京声望声电技术有限公司) 与录音单元组成,并开发了一种后处理算法,通过匹配来自两个麦克风的信息来识别发出声音的个体。将使用该监测器记录的音频数据进行分析,并与人类视听记录进行比较,结果表明该监测器的敏感度为 87.00%,特异度为 94.00%。CHUNG 等^[100]基于录制的奶牛 (*Bos taurus coreanea*) 叫声,通过特征降维从声音数据中提取梅尔频率倒谱系数 (Mel frequency cepstrum coefficients, MFCC),并利用支持向量机作为早期发情检测器,准确率超过 94.00%。JUNG 等^[101]基于安装在牛棚中声音收集装置 (Raspberry Pi 3 +; USB mic; mini-PC, NUC10i5FNHJA, Intel, 美国) 获得的语音文件,提出两个卷积神经网络 (CNN) 模型对声音进行分类,卷积神经网络模型 1 用于通过使用短时傅立叶变换 (Short-time Fourier transform, STFT) 滤波器去除声音中的噪声来对牛叫声和其他声音进行分类,分类准确率为 94.18%;卷积神经网络模型 2 用于对先前获得的牛叫声数据进行行为分类,最终将声音数据分为发情、咳嗽、进食与其他类别,分类准确率分别为 95.40%、86.00%、74.00%、76.00%。NOE 等^[102]基于摄像机 (GV - FER5700, 奇偶科技公司) 拍摄的视频数据,首先进行个体牛分割以检测爬跨行为,然后使用轻量级跟踪算法作为后处理步骤,所提出的方法在识别牛的发情行为方面实现了 95.50% 的检测准确率。YU 等^[103]通过从具有发情爬跨行为的视频 (海康威视 DS - 2CD2346FWD - IS 型球网络摄像机) 中捕获图像构建数据集,提出了

一种基于 YOLO v3 的轻量级神经网络检测母羊的发情行为,检测精确率为 99.44%,为大规模肉羊养殖中的母羊发情行为提供了一种准确、高效、轻量级的检测方法。王少华等^[104]基于摄像机(YW7100HR09 SC62 TA12 型,深圳亿维锐创科技有限公司)拍摄的视频数据,提出一种基于改进 YOLO v3 模型的奶牛发情爬跨行为识别方法,从锚点框尺寸优化、特征提取网络改进、边界框损失函数优化 3 方面对 YOLO v3 模型进行改进,该方法的识别准确率为 99.15%。WANG 等^[105]在一个有 200 头奶牛的牧场安装了摄像头(DS-2CD3T46WDV3-I3,海康威视公司),用于收集数据。将改进注意力模块 C3GC-3 和 ASPP(Atrous spatial pyramid pooling)结合为特征增强模块,并基于特征增强模块和 YOLO v5l 提出了用于检测奶牛爬跨行为的 FEYOLO 模型。在对奶牛发情行为进行检测时精确度达到 94.30%。郝玉胜等^[106]提出基于 WiFi 信号的奶牛爬跨行为检测与识别方法,应用在日常生活环境中通用的 WiFi 设备捕获奶牛的运动状态数据,基于局部离群因子 LOF 算法,实现信号跳变检测并以此为基础获取包含奶牛动作的信道状态信息(Channel state information, CSI)序列片段,利用长短时记忆网络(LSTM)构建奶牛行为识别模型,模型在测试集上对基本静止、随机运动和爬跨 3 类样本的总体分类准确率为 96.67%。此外还可根据发情时温度(包括体表温度与阴道温度)的变化等生理指标来监测发情状况。HIGAKI 等^[107]在整个发情周期内,使用可穿戴式无线阴道传感器系统^[108](配备一个热敏电阻和一对环形电导率电极)连续测量 17 头母牛的阴道温度(VT)和电导率(VC),并开发发情检测模型,结果表明使用人工神经网络(Artificial neural network, ANN)具有最佳的检测性能,灵敏度、精确率以及 F1 值均为 94.00%。之后该团队基于开发的带有热敏电阻(503ET-3H, SEMITEC, 日本)和三轴加速度传感器(LIS2DHTR, STMicroelectronics, 瑞士)的新型多模态尾部附着装置,检测牛的发情,通过监督机器学习建立了发情检测模型,结果表明,支持向量机(SVM)生成的最佳模型对奶牛的发情检测灵敏度为 92.00%,精确率为 54.80%^[109]。BARROS 等^[110]评估了红外热成像(IRT)在母羊发情周期中识别体表温度模式的可行性,研究结果表明红外热成像技术可以有效地检测母羊发情周期不同阶段的微小温度变化,从而可以识别母羊周期的不同阶段。

基于高清视频采集设备采集的视频图像,利用计算机视觉技术自动识别反刍家畜的发情状况是当

前研究的重点,缓解了接触式设备对反刍家畜造成的干扰,但当前基于计算机视觉的反刍家畜发情状况识别主要依据发情时的爬跨行为,而忽略了其他的行为特征,因此,可考虑结合各种视觉发情行为来提高对发情状况识别的准确率以及各种复杂场景下发情状况识别的稳定性,例如:同时监测反刍家畜的站立与躺卧行为将其作为辅助特征。

2.2 分娩状况识别

反刍家畜分娩是指后代由母体产出的过程,骨盆韧带松弛、乳房水肿和其他行为变化是反刍家畜开始分娩的迹象^[111-112]。通过对分娩状况进行识别,提前预测分娩时间,提供适当的分娩辅助可降低难产的风险,提高后代成活率^[113-115]。

反刍家畜分娩前行为随着时间而变化,分娩状况的识别可通过对相关行为的监测实现。识别分娩状况的主要行为特征包括:进食与反刍时间减少;站立/躺卧转换频繁;宫缩的频率增加。MCDONAGH 等^[116]使用非局部神经网络对监控视频(HD Bullet, 海康威视)中奶牛的站立、躺卧、行走、宫缩、进食、饮水以及在原地打转的行为,结果表明非局部神经网络(Non-local network)对 7 种行为的分类准确率为 80.00%,且分娩宫缩的识别准确率为 83.00%。SOHI 等^[117]使用装配有三轴加速度传感器(ActiGraph wGT3X-BT, ActiGraph, 美国)的笼头收集怀孕母羊的运动数据,通过支持向量机算法确定母羊的行为(舔食、吃草、反刍、行走和闲逛),采用神经网络算法对分娩时间进行预测,结果显示怀孕母羊的行为可以在产羔前 10 d 预测分娩时间。KECELI 等^[118]基于公开的奶牛活动和行为数据集^[119],开发产犊预测模型,研究表明双向长短期记忆(Bi-directional long short-term memory, Bi-LSTM)可确定产犊日期,二元 RusBoosted Tree 分类器可预测产犊前剩余的 8 h。分娩状况的识别还可以通过测量相关生理指标来识别,分娩前后最明显的生理变化就是体重的改变,因此在妊娠末期监测与分娩过程相关的动物体重变化可以确定产犊日期。MENZIES 等^[120]基于自动记录动物身份和体重的行走称重技术(Walk-over-weighing, WOW)跟踪奶牛从妊娠后期到产犊后的生长路径,并且通过一个自定义算法在观察到产犊前 10 d 内自动检测 63%奶牛的产犊日期。此外,有研究者尝试使用多源数据(加速度计、全球导航卫星系统(Global navigation satellite system, GNSS)、反刍算法、行走称重装置)整合以改善产犊检测^[121]。对阴道温度测量也可用于反刍家畜分娩状况的识别,测量设备一般为阴道内电子装置。RICCI 等^[122]通过阴道内电子装置

(Medria VelPhone, 法国) 评估温度截止点以预测肉牛的分娩, 研究表明平均 IVT (Measurement of intravaginal temperature) 是比 IVT 下降更好的预测 24 h 内分娩的参数。反刍家畜分娩中以及刚分娩后初生家畜的检测, 对于提高后代成活率也具有十分重要的意义, SUN 等^[123] 从计算机视觉角度来研究羊分娩场景, 使用 Faster R - CNN 神经网络模型完成羊分娩场景下初生羔羊的检测任务, 实验结果表明针对羊分娩场景, 该模型检测初生羔羊效果较好。

对反刍家畜分娩状况识别包括从分娩前几天到分娩前几小时再到分娩过程中最后到分娩后出生家畜刚脱离母体的识别, 对每个阶段的准确识别都可降低后代死亡率, 更早阶段的识别可为养殖人员提供更加充足的准备时间。此外当前对分娩状况识别以接触式的检测装置为主, 基于计算机视觉的识别技术对反刍家畜分娩状况识别的研究相对较少, 且识别准确率也有待提高。

2.3 疾病状况识别

反刍家畜疾病状况尽早识别对养殖者很重要。疾病的发生会降低养殖场收益, 增加治疗成本, 造成淘汰率与死亡率的增加以及繁殖性能受损^[124]。

反刍家畜常见的疾病包括跛行、乳腺炎、酮症、呼吸道疾病、代谢性疾病、皮肤病、蜱传疾病 (Tick-borne diseases, TBDs) 等, 而疾病的发生会引发行表现上的差异, 例如反刍家畜进食和反刍行为的变化与动物的生理紊乱和代谢紊乱直接相关^[125 - 127]; 躺卧作为动物的休息行为, 躺卧行为的增加以及活动量的减少与酮症、跛行等疾病直接相关。疾病行为 (Sickness behaviour) 是对出现炎症 (如乳腺炎) 或组织损伤 (如损伤或技术病) 的生理反应, 被用作及早发现患病动物的关键指标^[128]。WU 等^[129] 基于 MVM3150 - B11 型摄像机与带有 SD 卡的 IMU (WT901SDCL, 深圳唯特智能技术公司) 同步记录 12 头待产奶牛的行为数据, 定义躺卧、进食、反刍、用腿蹭痒、舔舐、用脖子蹭痒 6 种行为模式, 开发了一种使用双向信息的新颖长短期记忆 (LSTM) 递归神经网络模型来分类这 6 种行为, 分类准确率为 94.90%, 该方法可用于快速检测奶牛是否患有牛皮肤真菌病。黑麦草蹒跚是一种对牲畜产生不利影响的神经毒性疾病, 羊在患此疾病时通常引发摇头、步态变化、僵硬和跌倒等相关行为的变化。TRIEU 等^[130] 评估了加速度传感器 (Gulf Coast X - 16 - 4, Gulf Coast Data Concepts, 美国) 和 GPS 远程识别羊患黑麦草蹒跚的潜力, 利用随机森林 (RF) 算法对加速度传感器记录的运动数据进行分析, 对是否患黑麦草蹒跚预测的 F1 分数为 96.50%。反刍家畜为

恒温动物, 因此体温是反映其是否患病的重要指标^[131]。LI 等^[132] 提出了一个智能放牧物联网系统, 其中项圈和耳标用于收集牦牛的位置和生理体征 (体温和心率), 北斗卫星基站 (BeiDou satellite-base stations, BDS - BSs) 用于构建局域网和超长距离通信, 无人机旨在将通信范围扩大到数百公里, 通过对牦牛位置和生命体征的准确监测, 牧民可以有效地追踪定位牲畜, 可以快速发现并治愈弱病牦牛。ZHANG 等^[133] 提出了一种基于热图像双边滤波增强的深度学习网络 (Enhanced fusion MobileNetV3 you only look once v3, EFMYOLO v3), 可用于检测奶牛的眼睛和乳房, 提取乳房和眼睛的温差, 自动识别奶牛乳房炎, 结果表明, 乳腺炎分类算法的准确率为 83.33%, 敏感度和特异度分别为 92.31% 和 76.47%。牛奶的电导率 (EC) 也可作为识别乳腺炎的指标^[134]。ZHOU 等^[135] 建立了基于传感器的奶牛乳腺炎预测模型, 使用机器学习算法根据产奶量、反刍时间和牛奶电导率预测奶牛乳腺炎。反刍家畜呼吸频率在正常状况下保持相对稳定, 呼吸频率的异常波动已被证明是应激状况发生的一个很好的指标。MUFFORD 等^[136] 研究表明大规模饲养场和牧场中牛的热应激的识别可以通过无人机记录其呼吸频率和站立行为等热应激指标来实现。呼吸频率的自动监测对快速检测应激的症状, 并提供评估应激状况严重程度具有重要意义^[137 - 140]。赵凯旋等^[141] 使用光流法计算视频图像 (海康威视 DS - 2DM1 - 714 型网络球形摄像机) 中各像素点的相对运动速度, 根据各点速度, 对像素点进行循环 Otsu 处理筛选出呼吸运动点, 动态计算速度方向曲线的周期即可检测牛只呼吸频率, 并根据单次呼吸耗时检测呼吸是否异常, 实验结果表明, 呼吸频率的计算准确率为 95.68%, 异常检测成功率为 89.06%。反刍家畜的应激状态也可以通过监测体温和心率来表征。马瑞芹等^[142] 设计了适用于肉羊运输过程中的可穿戴生物与环境信号的动态检测装置, 利用脉搏波传感器和红外温度传感器获取肉羊运输过程中的心率和体温, 采用时域分析方法提取肉羊运输应激特征参数中典型特征参数, 构建基于支持向量机的肉羊运输过程定态应激预测模型对特征参数进行预测, 模型的平均预测准确率在 89.81% 以上。动物的呼吸声也可以提供有关疾病、压力因素和动物福利的有价值信息^[143 - 144]。在呼吸行为相关的众多声音中咳嗽是表现出独特特征的声音之一, 包含许多与呼吸道疾病相关的重要信息。VANDERMEULEN 等^[145] 基于咳嗽监测仪 (SoundTalks, 比利时) 连续 3 个月记录的 62 只小牛的咳嗽声, 开发了一种自动化犊牛

咳嗽检测算法,实现了 50.30% 的灵敏度、99.20% 的特异度和 87.50% 的精确率,具有识别犊牛早期呼吸道疾病 (Bovine respiratory disease, BRD) 的潜力。牛瘤胃收缩的幅度和频率受代谢性疾病和其他引起发烧或疼痛疾病的影响^[146]。ARAI 等^[147]评估了推注式无线传感器对牛瘤胃运动的检测,结果表明推注式无线传感器可用于测量牛的瘤胃运动和检测瘤胃功能障碍。VARGAS-BELLO-PÉREZ 等^[148]使用无线录音设备 (CURO MkII, CURO – Diagnostics ApS, 丹麦) 记录了高质量的瘤胃声波,以区分不同生产状态和生理阶段 (怀孕与未怀孕) 奶牛之间的瘤胃收缩,实验结果初步表明无线录音装置能够在生产环境中测量瘤胃声音,并且可以区分不同生产和生理阶段的动物,但需要更多的研究来证实该项发现。此外,反刍家畜疾病状况可通过对其血液、唾液的检测进行识别,对血液的检测是识别反刍家畜患病情况的重要方式。蜱传疾病可导致人畜共患病的大面积暴发,对牲畜和人类健康构成重大威胁^[149],CHAORATTANAKAWEE 等^[150]采集牛、山羊、绵羊等牲畜的血液样本,使用下一代测序技术追踪牲畜的蜱传疾病,研究确定了牲畜种群中蜱传病原体的高流行率。DEVI 等^[151]则认为使用唾液来检测疾病是反刍家畜血液采样的良好替代品,因为它本质上是非侵入性的。

在反刍家畜疾病状况识别的研究中,研究者通常使用机器学习、深度学习算法对采集到的相关数据进行处理,构建疾病识别模型。LUO 等^[152]构建了一种基于 CNN 模型蜱虫种类识别方法对蜱虫图像数据进行识别,识别准确率为 99.50%,结果表明计算机视觉系统可帮助预先筛选蜱虫,以进行疾病的识别与风险的早期诊断。DOFADAR 等^[153]通过使用各种机器学习模型来预测牛是否感染了结节性皮肤病,结果表明随机森林和 LightGBM (Light gradient boosted machine) 分类器以 98.00% 的 F1 值优于其他模型。RONY 等^[154]提出了一种疾病检测模型,该模型参考了深度学习领域中 CNN、Inception – V3 和 VGG – 16 等多种 CNN 架构来早期检测牛最常见的外部疾病 (口蹄疫、结节性皮肤病和传染性牛角膜结膜炎),该模型的识别准确率为 95.00%。

2.4 疼痛状况识别

疼痛被定义为与实际或潜在的组织损伤有关的不愉快的感觉和情感体验,是损害反刍家畜福利的一个常见原因,疼痛的发生导致生产力下降,严重影响养殖场生产效益。而能够减轻疼痛的先决条件是能够识别它。疼痛识别和检测是制定适当疗法和了

解治疗是否有效的唯一手段^[155 – 158]。

一般来说,疼痛可以通过客观和主观的方法来评估。前者主要包括血液生物标志物,而后者通常由农民或兽医根据对动物行为的观察进行。值得注意的是,客观测量是昂贵的,并且会对动物造成应激。因此,在实践中主观感知在常规疼痛评估中仍然占主导地位^[159 – 160]。但实际上通过农民或兽医的主观感知对疼痛的识别是困难的,与疼痛相关的行为并不总是可以被识别^[161]。而通过面部表情客观评估情绪的可能性为疼痛研究开辟了一个新领域^[162],韩丁等^[163]提出一种基于改进 VGGNet 的羊脸痛苦表情识别算法 STVGGNet (Spatial transformer visual geometry group network),将空间变换网络引入 VGGNet,通过空间变换网络增强对羊脸痛苦表情特征区域的关注程度,提高对羊脸痛苦表情的识别准确率,实验结果表明该方法验证准确率为 96.06%。NOOR 等^[164]使用最新的预训练 CNN 架构进行迁移学习和微调,以对正常 (无痛) 和异常 (疼痛) 的羊脸图像进行分类,模型实现了 93.10% ~ 100% 的准确率。PESSANHA 等^[165]使用自定义的羊脸数据集,提出了一个疼痛评估模型,基于姿势信息的外观和几何特征以及头部姿势,准确率为 78.00%。此外,疼痛评估评分系统/工具的出现,包括用于急性疼痛识别的复合量表和面部表情量表也推动了疼痛状况识别的发展^[157]。疼痛评估综合工具和面部表情量表总结如表 3 所示^[157]。

3 研究难点与展望

3.1 研究难点

利用现代技术对反刍家畜行为活动进行自动化监测,可实现反刍家畜状况的识别与预警,尽管国内外学者已对反刍家畜行为智能监测做了大量的研究与改进,但目前还面临一些问题与难点。

基于穿戴式设备的行为监测技术问题有:①设备穿戴问题。对于大型牛羊养殖场,为每一个个体佩戴项圈耳标等监测设备将耗费巨大的人力物力,同时穿戴式的设备会给反刍家畜带来一些压力甚至伤害。②穿戴设备的后期维护问题:穿戴式设备极有可能在反刍家畜躺卧、打闹的过程中发生掉落或损害;高湿、高腐蚀性等恶劣的养殖环境也会对监测装置正常工作产生影响;要想实现对反刍家畜的异常状况的早期预警,就需要及时将传感器数据无线传输至服务器进行处理,而这个过程平均消耗超过 80% 的电池电量^[166 – 167],功耗问题导致无法保证监测设备一直持续工作;监测设备因脱落、损坏、电量耗尽等问题无法对反刍家畜进行有效监测时,可能

表 3 疼痛评估综合工具及面部表情量表总结

Tab.3 Summary of pain assessment composite tools and facial scales

家畜种类	仪器设备	识别依据	描述
牛	用于牛急性术后疼痛评估的 UNESP – Botucatu 单维度疼痛量表	行为变化	在经历阉割的牛(2~3 岁)中使用。包括 5 个项目(运动、互动行为、活动、食欲、杂项行为),每项 2 分,总分为 10 分。镇痛阈值:大于 4
	牛疼痛量表	行为变化和面部表情	在发生医疗或手术疼痛状况的成年牛中使用。包括 6 个项目,对周围环境的注意和面部表情每项 1 分,头部位置、耳朵位置、接近时反应和背部位置每项 2 分,总分为 10 分。建议镇痛阈值:大于等于 3
羊	UNESP – Botucatu 羊急性综合疼痛量表 (USAPS)	行为变化	在接受选择性腹腔镜检查的成年羊((3.5±1.8)岁)中使用。包括 6 个项目(互动、运动、头部位置、姿势、活动、食欲),得分从 0 到 2,总分为 12 分。镇痛阈值:大于等于 4
	羊痛苦表情量表	面部表情	在接受胫骨截骨术的成年实验羊中使用。包括 3 个项目。眼眶收紧和耳朵 & 头部位置评分从 0 到 2。上唇翻起的得分从 0 到 3,总分为 7
	羊疼痛面部表情量表	面部表情	在患有足腐病或乳腺炎的绵羊(大于 1 岁)中使用。包括 5 项(耳位置异常、眼眶紧缩、鼻孔和人中形状异常、脸颊紧缩、嘴唇和下颌轮廓异常),评分从 0 到 2,共 10 分
	羔羊痛苦表情量表	面部表情	在进行断尾的羔羊(5~6 周)中使用。包括从 0 到 2 分的 5 项(耳朵位置、眼眶收紧、鼻子变化、脸颊变平、嘴巴变化)

会错过治疗的最佳时间,损害养殖场经济效益,因而需要耗费人力物力对监测设备进行定期检查与维护。③监测设备自身缺陷问题:功能单一;体积相对较大;采集到的数据存在噪声或异常值(传感器自身噪声或外界环境干扰)^[20];信号传输过程中受距离影响较大,当传输距离过大时易导致数据丢失。

基于非穿戴式设备的行为监测技术问题有:
①数据采集过程存在问题。反刍家畜非接触式行为监测主要依赖于视频图像信号与声音信号。对于反刍家畜行为数据的采集而言:摄像机拍摄的范围有限且群养环境下多出现密集遮挡的问题,另外,受光照、天气变化等条件限制,常规图像在阴天或者晚上无光条件下难以采集^[15];红外热成像仪需要近距离拍摄局部温度才能确保温度准确;声音信号获取时,除了环境中各种噪声外还有群养环境下牛或羊发声的相互干扰噪声严重影响识别精准度。②数据处理与应用问题:当前研究中多是基于深度学习的行为识别,深度学习的训练需要大量的数据支撑,数据集的构建过程费时费力;当前研究均是基于特有场景构建反刍家畜行为数据集训练行为识别模型,模型缺乏对不同场景的泛化能力,当应用到真实场景时,模型的精准度急剧下降,无法满足实际需求;基于深度学习的行为识别模型网络结构复杂,参数庞大,从而制约了它在实际养殖场景中应用。

3.2 研究展望

(1)优化传感器功耗:克服功耗问题的最简单方法是让传感器节点长时间处于睡眠模式,因此可以考虑通过将传感器睡眠模式与反刍家畜的活动状态相关联,在反刍家畜处于不活动或活动量低于某一阈值时,将传感器转换为休眠状态,不进行行为数据的发送;或考虑在传感器中增加存储单元缓存监

测到的行为数据,并在预设的时间节点统一发送,降低发送数据的频率。

(2)融合多传感器数据:基于大数据分析的多传感器数据融合技术将被广泛用于获取和挖掘更有价值的信息来更好地推动精准养殖和智能养殖^[168]。根据实际监测需要选择不同的多个传感器组合,例如视觉传感器与声音传感器或多个视觉传感器等,每个传感器独立地测量某个指标,多传感器数据融合技术将所有独立的测量结合起来,提供一个完整的测量,从所有的测量预测推断反刍家畜各方面信息。

(3)降低数据传输延时:基于传感器的行为监测收集到的行为数据量很大,而且彼此之间存在很强的相关性,往往具有时间的连续性和规律性^[169]。边缘计算技术^[170]可以缩短设备之间的距离,减少收集和分析反刍家畜行为数据的延时。

(4)减少大规模数据标注:对支撑深度学习训练的大规模数据准确的标注是模型获得良好性能基本条件之一。然而标注的过程相当费事费力,且无法保证所有标注的准确性。伪标签学习可以减少对大规模标注数据的依赖,允许利用少量的标签数据和大量的无标签数据构建模型,在模型的性能与构建成本间取得平衡。

(5)轻量化深度学习模型:基于深度学习的行为识别模型,可采用知识蒸馏的模型轻量化方法,通过对网络参数和网络结构的冗余性简化,在不影响模型表现的条件下,得到参数量更少、结构更简单的网络,加快其在实际养殖场景中落地应用。

(6)深度解析和应用数据:目前多聚焦于数据感知和传输,而对数据的透彻解析和服务于生产,实现养殖数字化和生产智能决策,才是最终目标。

参 考 文 献

- [1] DEBAUCHE O, ELMOULAT M, MAHMOUDI S, et al. Farm animals' behaviors and welfare analysis with AI algorithms: a review[J]. *Revue d'Intelligence Artificielle*, 2021, 35(3): 243–253.
- [2] 何东健, 孟凡昌, 赵凯旋, 等. 基于视频分析的犊牛基本行为识别[J]. *农业机械学报*, 2016, 47(9): 294–300.
HE Dongjian, MENG Fanchang, ZHAO Kaixuan, et al. Recognition of calf basic behaviors based on video analysis[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2016, 47(9): 294–300. (in Chinese)
- [3] DU Y, GE Y, CHANG J. Global strategies to minimize environmental impacts of ruminant production[J]. *Annual Review of Animal Biosciences*, 2022, 10(1): 227–240.
- [4] HACKMANN T J, SPAIN J N. Invited review: ruminant ecology and evolution: perspectives useful to ruminant livestock research and production[J]. *Journal of Dairy Science*, 2010, 93(4): 1320–1334.
- [5] 何东健, 刘冬, 赵凯旋. 精准畜牧业中动物信息智能感知与行为检测研究进展[J]. *农业机械学报*, 2016, 47(5): 231–244.
HE Dongjian, LIU Dong, ZHAO Kaixuan. Review of perceiving animal information and behavior in precision livestock farming [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2016, 47(5): 231–244. (in Chinese)
- [6] 李讨讨, 马友记. 中国羊产业现状、存在问题及对策[J]. *家畜生态学报*, 2017, 38(7): 84–87.
LI Taotao, MA Youji. The status quo, problems and countermeasures of sheep industry in China[J]. *Journal of Domestic Animal Ecology*, 2017, 38(7): 84–87. (in Chinese)
- [7] TSETEN T, SANJORJO R A, KWON M, et al. Strategies to mitigate enteric methane emissions from ruminant animals[J]. *Journal of Microbiology Biotechnology*, 2022, 32(3): 269–277.
- [8] HOGEVEEN H, VAN DER VOORT M. Advances in precision livestock farming techniques for monitoring dairy cattle welfare [M]//MARCIA E. Understanding the behaviour and improving the welfare of dairy cattle. Burleigh Dodds Science Publishing, 2021: 103–122.
- [9] 王政, 宋怀波, 王云飞, 等. 奶牛运动行为智能监测研究进展与技术趋势[J]. *智慧农业(中英文)*, 2022, 4(2): 36–52.
WANG Zheng, SONG Huaibo, WANG Yunfei, et al. Research progress and technology trend of intelligent morning of dairy cow motion behavior[J]. *Smart Agriculture*, 2022, 4(2): 36–52. (in Chinese)
- [10] 沈明霞, 丁奇安, 陈佳, 等. 信息感知技术在畜禽养殖中的研究进展[J]. *南京农业大学学报*, 2022, 45(5): 1072–1085.
SHEN Mingxia, DING Qi'an, CHEN Jia, et al. A review of information perception technology in livestock breeding[J]. *Journal of Nanjing Agricultural University*, 2022, 45(5): 1072–1085. (in Chinese)
- [11] HEMSWORTH P H, MELLOR D J, CRONIN G M, et al. Scientific assessment of animal welfare[J]. *New Zealand Veterinary Journal*, 2015, 63(1): 24–30.
- [12] ALVES V M, AUERBACH S S, KLEINSTREUER N, et al. Curated data in—trustworthy in silico models out: the impact of data quality on the reliability of artificial intelligence models as alternatives to animal testing[J]. *Alternatives to Laboratory Animals*, 2021, 49(3): 73–82.
- [13] CHENG M, YUAN H, WANG Q, et al. Application of deep learning in sheep behaviors recognition and influence analysis of training data characteristics on the recognition effect[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2022, 198: 107010.
- [14] WRATTEN S. Video techniques in animal ecology and behaviour[M]. Springer Science & Business Media, 1993.
- [15] 汪开英, 赵晓洋, 何勇. 畜禽行为及生理信息的无损监测技术研究进展[J]. *农业工程学报*, 2017, 33(20): 197–209.
WANG Kaiying, ZHAO Xiaoyang, HE Yong. Review on noninvasive monitoring technology of poultry behavior and physiological information[J]. *Transactions of the CSAE*, 2017, 33(20): 197–209. (in Chinese)
- [16] LARSEN M L V, WANG M, NORTON T. Information technologies for welfare monitoring in pigs and their relation to welfare quality[J]. *Sustainability*, 2021, 13(2): 692.
- [17] ZAMANSKY A, SINITCA A, LINDEN D, et al. Automatic animal behavior analysis: opportunities for combining knowledge representation with machine learning[J]. *Procedia Computer Science*, 2021, 186: 661–668.
- [18] ELLIS J L, JACOBS M, DIJKSTRA J, et al. Synergy between mechanistic modelling and data-driven models for modern animal production systems in the era of big data[J]. *Animal*, 2020, 14(Supp. 2): 223–237.
- [19] 李奇峰, 王文婷, 余礼根, 等. 信息技术在畜禽养殖中的应用进展[J]. *中国农业信息*, 2018, 30(2): 15–23, 41.
LI Qifeng, WANG Wenting, YU Ligen, et al. Application progress of information technology in livestock and poultry breeding [J]. *China Agricultural Information*, 2018, 30(2): 15–23, 41. (in Chinese)
- [20] RIABOFF L, SHALLOO L, SMEATON A F, et al. Predicting livestock behaviour using accelerometers: a systematic review of processing techniques for ruminant behaviour prediction from raw accelerometer data[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2022, 192: 106610.
- [21] ARNOLD G W. Comparison of the time budgets and circadian patterns of maintenance activities in sheep, cattle and horses grouped together[J]. *Applied Animal Behaviour Science*, 1984, 13(1): 19–30.
- [22] KROHN C C, MUNKSGAARD L, JONASEN B. Behaviour of dairy cows kept in extensive (loose housing/pasture) or intensive (tie stall) environments I. Experimental procedure, facilities, time budgets—diurnal and seasonal conditions[J]. *Applied Animal Behaviour Science*, 1992, 34(1): 37–47.
- [23] KLEANTHOS N, HUSSAIN A J, KHAN W, et al. A survey of machine learning approaches in animal behaviour[J].

- Neurocomputing, 2022, 491: 442 – 463.
- [24] CHARLTON G, GAULD C, VERONESI F, et al. Assessing the accuracy of leg mounted sensors for recording dairy cow behavioural activity at pasture, in cubicle housing and a straw yard[J]. Animals, 2022, 12(5): 638.
- [25] MOREAU M, SIEBERT S, BUERKERT A, et al. Use of a tri-axial accelerometer for automated recording and classification of goats' grazing behaviour[J]. Applied Animal Behaviour Science, 2009, 119(3): 158 – 170.
- [26] 郭雷风, 王文生, KWAN P, 等. 基于加速仪运动传感器的牲畜行为监测研究进展[J]. 中国农业科技导报, 2019, 21(3): 94 – 101.
- GUO Leifeng, WANG Wensheng, KWAN P, et al. Advances in livestock behavior monitoring based on accelerometersensor [J]. Journal of Agricultural Science and Technology, 2019, 21(3): 94 – 101. (in Chinese)
- [27] BENAÏSSA S, TUYTTENS F A M, PLETS D, et al. On the use of on-cow accelerometers for the classification of behaviours in dairy barns[J]. Research in Veterinary Science, 2019, 125: 425 – 433.
- [28] TRAN D N, NGUYEN T N, KHANH P C P, et al. An iot-based design using accelerometers in animal behavior recognition systems[J]. IEEE Sensors Journal, 2021, 22(18): 17515 – 17528.
- [29] CABEZAS J, YUBERO R, VISITACIÓN B, et al. Analysis of accelerometer and GPS data for cattle behaviour identification and anomalous events detection[J]. Entropy, 2022, 24(3): 336.
- [30] JIN Z, GUO L, SHU H, et al. Behavior classification and analysis of grazing sheep on pasture with different sward surface heights using machine learning[J]. Animals, 2022, 12(14): 1744.
- [31] 秦立峰, 张晓茜, 董明星, 等. 基于多特征融合相关滤波的运动奶牛目标提取[J]. 农业机械学报, 2021, 52(11): 244 – 252.
- QIN Lifeng, ZHANG Xiaoqian, DONG Mingxing, et al. Target extraction of moving cows based on multi-feature fusion correlation filtering[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(11): 244 – 252. (in Chinese)
- [32] YIN X, WU D, SHANG Y, et al. Using an EfficientNet – LSTM for the recognition of single cow's motion behaviours in a complicated environment[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2020, 177: 105707.
- [33] WU D, WANG Y, HAN M, et al. Using a CNN – LSTM for basic behaviors detection of a single dairy cow in a complex environment[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2021, 182: 106016.
- [34] MA S, ZHANG Q, LI T, et al. Basic motion behavior recognition of single dairy cow based on improved Rexnet 3D network [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 194: 106772.
- [35] 张宏鸣, 李永恒, 周利香, 等. 基于改进 YOLO v3 的肉牛多目标骨架提取方法[J]. 农业机械学报, 2022, 53(3): 285 – 293.
- ZHANG Hongming, LI Yongheng, ZHOU Lixiang, et al. Multi-objective skeleton extraction method of beef cattle based on improved YOLO v3 [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(3): 285 – 293. (in Chinese)
- [36] LI Z, SONG L, DUAN Y, et al. Basic motion behaviour recognition of dairy cows based on skeleton and hybrid convolution algorithms[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 196: 106889.
- [37] SHEN W, ZHANG A, ZHANG Y, et al. Rumination recognition method of dairy cows based on the change of noseband pressure[J]. Information Processing in Agriculture, 2020, 7(4): 479 – 490.
- [38] SMITH D, RAHMAN A, BISHOP-HURLEY G J, et al. Behavior classification of cows fitted with motion collars: decomposing multi-class classification into a set of binary problems[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2016, 131: 40 – 50.
- [39] GIOVANETTI V, DECANDIA M, MOLLE G, et al. Automatic classification system for grazing, ruminating and resting behaviour of dairy sheep using a tri-axial accelerometer[J]. Livestock Science, 2017, 196: 42 – 48.
- [40] SHEN W, SUN Y, ZHANG Y, et al. Automatic recognition method of cow ruminating behaviour based on edge computing [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2021, 191: 106495.
- [41] AYADI S, BEN SAID A, JABBAR R, et al. Dairy cow rumination detection: adeep learning approach [C] // Distributed Computing for Emerging Smart Networks, 2020: 123 – 139.
- [42] 宋颢, 杨裔, 郭鑫波, 等. 深层神经网络在家畜反刍行为识别上的应用[J]. 科学技术与工程, 2017, 17(2): 239 – 242.
- SONG Hao, YANG Yi, GUO Xinbo, et al. Application of deep neural network on the livestock ruminating behaviour recognition[J]. Science Technology and Engineering, 2017, 17(2): 239 – 242. (in Chinese)
- [43] 王莉薇, 谢秋菊, 刘洪贵, 等. 基于多源信息感知的奶牛反刍行为可穿戴式监测装置的研究[J]. 黑龙江畜牧兽医, 2019(7): 47 – 51, 164 – 165.
- WANG Liwei, XIE Qiuju, LIU Honggui, et al. A wearable monitoring device for ruminating behavior of dairy cattle based on multi-source information sensing[J]. Heilongjiang Animal Science and Veterinary Medicine, 2019(7): 47 – 51, 164 – 165. (in Chinese)
- [44] CHELOTTI J O, VANRELL S R, RAU L S M, et al. An online method for estimating grazing and rumination bouts using acoustic signals in grazing cattle[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2020, 173: 105443.
- [45] 张宏鸣, 汪润, 董佩杰, 等. 基于 DeepSORT 算法的肉牛多目标跟踪方法[J]. 农业机械学报, 2021, 52(4): 248 – 256.
- ZHANG Hongming, WANG Run, DONG Peijie, et al. Beef cattle multi-arget tracking based on DeepSORT algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(4): 248 – 256. (in Chinese)
- [46] SU Q, TANG J, ZHAI M, et al. An intelligent method for dairy goat tracking based on Siamese network[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 193: 106636.
- [47] CHEN Yujuan, HE Dongjian, FU Yinxi, et al. Intelligent monitoring method of cow ruminant behavior based on video analysis

- technology[J]. *International Journal of Agricultural and Biological Engineering*, 2017, 10(5): 194–202.
- [48] CHEN Yujuan, HE Dongjian, SONG Huaibo. Automatic monitoring method of cow ruminant behavior based on spatio-temporal context learning[J]. *International Journal of Agricultural and Biological Engineering*, 2018, 11(4): 179–185.
- [49] 宋怀波, 牛满堂, 姬存慧, 等. 基于视频分析的多目标奶牛反刍行为监测[J]. *农业工程学报*, 2018, 34(18): 211–218. SONG Huaibo, NIU Mantang, JI Cunhui, et al. Monitoring of multi-target cow ruminant behavior based on video analysis technology[J]. *Transactions of the CSAE*, 2018, 34(18): 211–218. (in Chinese)
- [50] 毛燕茹, 牛童, 王鹏, 等. 利用 Kalman 滤波和 Hungarian 算法的多目标奶牛嘴部跟踪及反刍监测[J]. *农业工程学报*, 2021, 37(19): 192–201. MAO Yanru, NIU Tong, WANG Peng, et al. Multi-target cow mouth tracking and rumination monitoring using Kalman filter and Hungarian algorithm[J]. *Transactions of the CSAE*, 2021, 37(19): 192–201. (in Chinese)
- [51] 姬江涛, 刘启航, 高荣华, 等. 基于改进 FlowNet2.0 光流算法的奶牛反刍行为分析方法[J]. *农业机械学报*, 2023, 54(1): 235–242. JI Jiangtao, LIU Qihang, GAO Ronghua, et al. Ruminant behavior analysis method of dairy cows with improved FlowNet2.0 optical flow algorithm [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2023, 54(1): 235–242. (in Chinese)
- [52] CHAPINAL N, VEIRA D M, WEARY D M, et al. Technical note: validation of a system for monitoring individual feeding and drinking behavior and intake in group-housed cattle[J]. *Journal of Dairy Science*, 2007, 90(12): 5732–5736.
- [53] MELLOR D J. Updating animal welfare thinking: moving beyond the “five freedoms” towards “a life worth living” [J]. *Animals*, 2016, 6(3): 21.
- [54] RICHESON J T, LAWRENCE T E, WHITE B J. Using advanced technologies to quantify beef cattle behavior [J]. *Translational Animal Science*, 2018, 2(2): 223–229.
- [55] SCHWARTZKOPF-GENSWEIN K S, HUISMA C, MCALLISTER T A. Validation of a radio frequency identification system for monitoring the feeding patterns of feedlot cattle[J]. *Livestock Production Science*, 1999, 60(1): 27–31.
- [56] SHENG H, ZHANG S, ZUO L, et al. Construction of sheep forage intake estimation models based on sound analysis[J]. *Biosystems Engineering*, 2020, 192: 144–158.
- [57] DUAN G, ZHANG S, LU M, et al. Short-term feeding behaviour sound classification method for sheep using LSTM networks [J]. *International Journal of Agricultural and Biological Engineering*, 2021, 14(2): 43–54.
- [58] WANG K, WU P, CUI H, et al. Identification and classification for sheep foraging behavior based on acoustic signal and deep learning[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2021, 187: 106275.
- [59] 张春慧, 宣传忠, 于文波, 等. 基于三轴加速度传感器的放牧羊只牧食行为研究[J]. *农业机械学报*, 2021, 52(10): 307–313. ZHANG Chunhui, XUAN Chuanzhong, YU Wenbo, et al. Grazing behavior of herding sheep based on three axis acceleration sensor[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2021, 52(10): 307–313. (in Chinese)
- [60] KLEANTHOUS N, HUSSAIN A, KHAN W, et al. Deep transfer learning in sheep activity recognition using accelerometer data[J]. *Expert Systems with Applications*, 2022, 207: 117925.
- [61] CHEN G, LI C, GUO Y, et al. Recognition of cattle’s feeding behaviors using noseband pressure sensor with machine learning[J]. *Frontiers in Veterinary Science*, 2022, 9: 822621.
- [62] 陆明洲, 梁钊董, TOMAS N, 等. 基于 EfficientDet 网络的湖羊短时咀嚼行为识别方法[J]. *农业机械学报*, 2021, 52(8): 248–254, 426. LU Mingzhou, LIANG Zhaodong, TOMAS N, et al. Automatic identification method of short-term chewing behaviour for sheep based on EfficientDet network[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2021, 52(8): 248–254, 426. (in Chinese)
- [63] 张宏鸣, 武杰, 李永恒, 等. 多目标肉牛进食行为识别方法研究[J]. *农业机械学报*, 2020, 51(10): 259–267. ZHANG Hongming, WU Jie, LI Yongheng, et al. Recognition method of feeding behavior of multi-target beef cattle [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2020, 51(10): 259–267. (in Chinese)
- [64] 刘月峰, 边浩东, 何滢婕, 等. 基于幅值迭代剪枝的多目标奶牛进食行为识别方法[J]. *农业机械学报*, 2022, 53(2): 274–281. LIU Yuefeng, BIAN Haodong, HE Yingjie, et al. Detection method of multi-objective cows feeding behavior based on iterative magnitude pruning[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2022, 53(2): 274–281. (in Chinese)
- [65] WILLIAMS L R, MOORE S T, BISHOP-HURLEY G J, et al. A sensor-based solution to monitor grazing cattle drinking behaviour and water intake[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2020, 168: 105141.
- [66] FOLDAGER L, TRÉNEL P, MUNKSGAARD L, et al. Technical note: random forests prediction of daily eating time of dairy cows from 3-dimensional accelerometer and radiofrequency identification[J]. *Journal of Dairy Science*, 2020, 103(7): 6271–6275.
- [67] SIMANUNGKALIT G, BARWICK J, COWLEY F, et al. Use of an ear-tag accelerometer and a radio-frequency identification (RFID) system for monitoring the licking behaviour in grazing cattle[J]. *Applied Animal Behaviour Science*, 2021, 244: 105491.
- [68] LI Y, SHU H, BINDELLE J, et al. Classification and analysis of multiple cattle unitary behaviors and movements based on machine learning methods[J]. *Animals*, 2022, 12(9): 1060.

- [69] NYAMURYEKUNG'E S, CIBILS A F, ESTELL R E, et al. Use of an unmanned aerial vehicle-mounted video camera to assess feeding behavior of raramuri criollo cows[J]. *Rangeland Ecology & Management*, 2016, 69(5): 386–389.
- [70] VAYSSADE J A, ARQUET R, BONNEAU M. Automatic activity tracking of goats using drone camera[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2019, 162: 767–772.
- [71] VAN NUFFEL A, ZWERTVAEGHER I, VAN WEYENBERG S, et al. Lameness detection in dairy cows: Part 2—Use of sensors to automatically register changes in locomotion or behavior[J]. *Animals*, 2015, 5(3): 861–885.
- [72] SCHLAGETER-TELLO A, BOKKERS E A, KOERKAMP P W G, et al. Manual and automatic locomotion scoring systems in dairy cows: a review[J]. *Preventive Veterinary Medicine*, 2014, 116(1–2): 12–25.
- [73] GARDENIER J, UNDERWOOD J, CLARK C. Object detection for cattle gait tracking [C] // 2018 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). IEEE, 2018: 2206–2213.
- [74] QIAO Y, KONG H, CLARK C, et al. Intelligent perception-based cattle lameness detection and behaviour recognition: a review[J]. *Animals*, 2021, 11(11): 3033.
- [75] VAN NUFFEL A, ZWERTVAEGHER I, PLUYM L, et al. Lameness detection in dairy cows: Part 1. How to distinguish between non-lame and lame cows based on differences in locomotion or behavior[J]. *Animals*, 2015, 5(3): 838–860.
- [76] HALADJIAN J, HAUG J, NÜSKE S, et al. A wearable sensor system for lameness detection in dairy cattle[J]. *Multimodal Technologies and Interaction*, 2018, 2(2): 27.
- [77] POURSABERI A, BAHR C, PLUK A, et al. Real-time automatic lameness detection based on back posture extraction in dairy cattle: shape analysis of cow with image processing techniques[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2010, 74(1): 110–119.
- [78] HERTEM T V, BAHR C, TELLO A S, et al. Lameness detection in dairy cattle: single predictor v. multivariate analysis of image-based posture processing and behaviour and performance sensing[J]. *Animal*, 2016, 10(9): 1525–1532.
- [79] 宋怀波, 姜波, 吴倩, 等. 基于头颈部轮廓拟合直线斜率特征的奶牛跛行检测方法[J]. *农业工程学报*, 2018, 34(15): 190–199.
- SONG Huaibo, JIANG Bo, WU Qian, et al. Detection of dairy cow lameness based on fitting line slope feature of head and neck outline[J]. *Transactions of the CSAE*, 2018, 34(15): 190–199. (in Chinese)
- [80] 康熙, 李树东, 张旭东, 等. 基于热红外视频的奶牛跛行运动特征提取与检测[J]. *农业工程学报*, 2021, 37(23): 169–178.
- KANG Xi, LI Shudong, ZHANG Xudong, et al. Features extraction and detection of cow lameness movement based on thermal infrared videos[J]. *Transactions of the CSAE*, 2021, 37(23): 169–178. (in Chinese)
- [81] JIANG B, SONG H, WANG H, et al. Dairy cow lameness detection using a back curvature feature[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2022, 194: 106729.
- [82] ANGELL J W, CRIPPS P J, GROVE-WHITE D H, et al. A practical tool for locomotion scoring in sheep: reliability when used by veterinary surgeons and sheep farmers[J]. *Veterinary Record*, 2015, 176(20): 521.
- [83] BYRNE D T, ESMONDE H, BERRY D P, et al. Sheep lameness detection from individual hoof load[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2019, 158: 241–248.
- [84] FRONDELIUS L, LINDEBERG H, PASTELL M. Lameness changes the behavior of dairy cows: daily rank order of lying and feeding behavior decreases with increasing number of lameness indicators present in cow locomotion[J]. *Journal of Veterinary Behavior*, 2022, 54: 1–11.
- [85] TANEJA M, BYABAZAIRE J, JALODIA N, et al. Machine learning based fog computing assisted data-driven approach for early lameness detection in dairy cattle[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2020, 171: 105286.
- [86] KALER J, MITSCH J, VÁZQUEZ-DIOSDADO J A, et al. Automated detection of lameness in sheep using machine learning approaches: novel insights into behavioural differences among lame and non-lame sheep[J]. *Royal Society Open Science*, 2020, 7(1): 190824.
- [87] WOOD S, LIN Y, KNOWLES T G, et al. Infrared thermometry for lesion monitoring in cattle lameness [J]. *Veterinary Record*, 2015, 176(12): 308.
- [88] 韩书庆, 张晶, 程国栋, 等. 奶牛跛行自动识别技术研究现状与挑战[J]. *智慧农业(中英文)*, 2020, 2(3): 21–36.
- HAN Shuqing, ZHANG Jing, CHENG Guodong, et al. Current state and challenges of automatic lameness detection in dairy cattle[J]. *Smart Agriculture*, 2020, 2(3): 21–36. (in Chinese)
- [89] 李前, 初梦苑, 康熙, 等. 基于计算机视觉的奶牛跛行识别技术研究进展[J]. *农业工程学报*, 2022, 38(15): 159–169.
- LI Qian, CHU Mengyuan, KANG Xi, et al. Research progress on lameness recognition technology in dairy cows using computer vision[J]. *Transactions of the CSAE*, 2022, 38(15): 159–169. (in Chinese)
- [90] ALSAOD M, SYRING C, DIETRICH J, et al. A field trial of infrared thermography as a non-invasive diagnostic tool for early detection of digital dermatitis in dairy cows[J]. *The Veterinary Journal*, 2014, 199(2): 281–285.
- [91] BYRNE D T, BERRY D P, ESMONDE H, et al. Infrared thermography as a tool to detect hoof lesions in sheep [J]. *Translational Animal Science*, 2019, 3(1): 577–588.
- [92] COE A, BLACKIE N. Comparison of low- and high-cost infrared thermal imaging devices for the detection of lameness in dairy cattle[J]. *Veterinary Sciences*, 2022, 9(8): 414.
- [93] DISKIN M G, SREENAN J M. Expression and detection of oestrus in cattle[J]. *Reproduction Nutrition Development*, 2000, 40(5): 481–491.

- [94] PATTERSON D J, PERRY R C, KIRACOFÉ G H, et al. Management considerations in heifer development and puberty[J]. *Journal of Animal Science*, 1992, 70(12): 4018–4035.
- [95] PALMER M A, OLMOS G, BOYLE L A, et al. Estrus detection and estrus characteristics in housed and pastured Holstein-Friesian cows[J]. *Theriogenology*, 2010, 74(2): 255–264.
- [96] SANTOS C A, LANDIM N M D, ARAÚJO H X, et al. Automated systems for estrous and calving detection in dairy cattle[J]. *AgriEngineering*, 2022, 4(2): 475–482.
- [97] WANG J, ZHANG Y, BELL M, et al. Potential of an activity index combining acceleration and location for automated estrus detection in dairy cows[J]. *Information Processing in Agriculture*, 2022, 9(2): 288–299.
- [98] 黄福任, 贾博, 徐洪东, 等. 母羊发情声音数字化识别模型的建立[J]. *中国畜牧杂志*, 2019, 55(12): 8–12.
HUANG Furen, JIA Bo, XU Hongdong, et al. Establishment of digital recognition model for ewe estrus sound[J]. *Chinese Journal of Animal Science*, 2019, 55(12): 8–12. (in Chinese)
- [99] RÖTTGEN V, SCHÖN P C, BECKER F, et al. Automatic recording of individual oestrus vocalisation in group-housed dairy cattle: development of a cattle call monitor[J]. *Animal*, 2020, 14(1): 198–205.
- [100] CHUNG Y, LEE J, OH S, et al. Automatic detection of cow's oestrus in audio surveillance system[J]. *Asian-Australasian Journal of Animal Sciences*, 2013, 26(7): 1030–1037.
- [101] JUNG D H, KIM N Y, MOON S H, et al. Deep learning-based cattle vocal classification model and real-time livestock monitoring system with noise filtering[J]. *Animals*, 2021, 11(2): 357.
- [102] NOE S M, ZIN T T, TIN P, et al. Automatic detection and tracking of mounting behavior in cattle using a deep learning-based instance segmentation model[J]. *Int. J. Innov. Comput. Inf. Control*, 2022, 18: 211–220.
- [103] YU L, PU Y, CEN H, et al. A lightweight neural network-based method for detecting estrus behavior in ewes[J]. *Agriculture*, 2022, 12(8): 1207.
- [104] 王少华, 何东健. 基于改进 YOLO v3 模型的奶牛发情行为识别研究[J]. *农业机械学报*, 2021, 52(7): 141–150.
WANG Shaohua, HE Dongjian. Estrus behavior recognition of dairy cows based on improved YOLO v3 model[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2021, 52(7): 141–150. (in Chinese)
- [105] WANG R, BAI Q, GAO R, et al. Oestrus detection in dairy cows by using atrous spatial pyramid and attention mechanism [J]. *Biosystems Engineering*, 2022, 223: 259–276.
- [106] 郝玉胜, 林强, 王维兰, 等. 基于 Wi-Fi 无线感知技术的奶牛爬跨行为识别[J]. *农业工程学报*, 2020, 36(19): 168–176.
HAO Yusheng, LIN Qiang, WANG Weilan, et al. Recognition of crawling behavior of dairy cows using Wi-Fi wireless sensing technology[J]. *Transactions of the CSAE*, 2020, 36(19): 168–176. (in Chinese)
- [107] HIGAKI S, MIURA R, SUDA T, et al. Estrous detection by continuous measurements of vaginal temperature and conductivity with supervised machine learning in cattle[J]. *Theriogenology*, 2019, 123: 90–99.
- [108] ANDERSSON L M, OKADA H, MIURA R, et al. Wearable wireless estrus detection sensor for cows[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2016, 127: 101–108.
- [109] HIGAKI S, OKADA H, SUZUKI C, et al. Estrus detection in tie-stall housed cows through supervised machine learning using a multimodal tail-attached device[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2021, 191: 106513.
- [110] BARROS DE FREITAS A C, ORTIZ VEGA W H, QUIRINO C R, et al. Surface temperature of ewes during estrous cycle measured by infrared thermography[J]. *Theriogenology*, 2018, 119: 245–251.
- [111] STREYL D, SAUTER-LOUIS C, BRAUNERT A, et al. Establishment of a standard operating procedure for predicting the time of calving in cattle[J]. *Journal of Veterinary Science*, 2011, 12(2): 177–185.
- [112] MIEDEMA H M, COCKRAM M S, DWYER C M, et al. Behavioural predictors of the start of normal and dystocic calving in dairy cows and heifers[J]. *Applied Animal Behaviour Science*, 2011, 132(1): 14–19.
- [113] PALOMBI C, PAOLUCCI M, STRADAIOLI G, et al. Evaluation of remote monitoring of parturition in dairy cattle as a new tool for calving management[J]. *BMC Veterinary Research*, 2013, 9(1): 1–9.
- [114] MAINAU E, MANTECA X. Pain and discomfort caused by parturition in cows and sows[J]. *Applied Animal Behaviour Science*, 2011, 135(3): 241–251.
- [115] QUDDUS R A, AHMAD N, KHALIQUE A, et al. Evaluation of automated monitoring calving prediction in dairy buffaloes a new tool for calving management[J]. *Brazilian Journal of Biology*, 2022, 82: e257884.
- [116] MCDONAGH J, TZIMIROPOULOS G, SLINGER K R, et al. Detecting dairy cow behavior using vision technology[J]. *Agriculture*, 2021, 11(7): 675.
- [117] SOHI R, ALMASI F, NGUYEN H, et al. Determination of ewe behaviour around lambing time and prediction of parturition 7 days prior to lambing by tri-axial accelerometer sensors in an extensive farming system[J]. *Animal Production Science*, 2022, 62(17): 1729–1738.
- [118] KECELI A S, CATAL C, KAYA A, et al. Development of a recurrent neural networks-based calving prediction model using activity and behavioral data[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2020, 170: 105285.
- [119] BORCHERS M R, CHANG Y M, PROUDFOOT K L, et al. Machine-learning-based calving prediction from activity, lying, and ruminating behaviors in dairy cattle[J]. *Journal of Dairy Science*, 2017, 100(7): 5664–5674.
- [120] MENZIES D, PATISON K P, CORBET N J, et al. Using walk-over-weighing technology for parturition date determination in beef cattle[J]. *Animal Production Science*, 2017, 58(9): 1743–1750.
- [121] CHANG A Z, SWAIN D L, TROTTER M G. A multi-sensor approach to calving detection[J/OL]. *Information Processing in*

- Agriculture, 2022. <https://doi.org/10.1016/j.inpa.2022>.
- [122] RICCI A, RACIOPPI V, IOTTI B, et al. Assessment of the temperature cut-off point by a commercial intravaginal device to predict parturition in Piedmontese beef cows[J]. *Theriogenology*, 2018, 113: 27–33.
- [123] SUN S, QIN J, XUE H. Sheep delivery scene detection based on Faster-RCNN[C]//2019 International Conference on Image and Video Processing, and Artificial Intelligence. SPIE, 2019, 11321: 297–303.
- [124] ZHOU X, XU C, WANG H, et al. The early prediction of common disorders in dairy cows monitored by automatic systems with machine learning algorithms[J]. *Animals*, 2022, 12(10): 1251.
- [125] CALAMARI L, SORIANI N, PANELLA G, et al. Rumination time around calving: an early signal to detect cows at greater risk of disease[J]. *Journal of Dairy Science*, 2014, 97(6): 3635–3647.
- [126] PEREIRA G M, SHARPE K T, HEINS B J. Evaluation of the RumiWatch system as a benchmark to monitor feeding and locomotion behaviors of grazing dairy cows[J]. *Journal of Dairy Science*, 2021, 104(3): 3736–3750.
- [127] QUDDUS R A, AHMAD N, KHALIQUE A, et al. Validation of NEDAP monitoring technology for measurements of feeding, rumination, lying, and standing behaviors, and comparison with visual observation and video recording in buffaloes[J]. *Animals*, 2022, 12(5): 578.
- [128] DITTRICH I, GERTZ M, MAASSEN-FRANCKE B, et al. Estimating risk probabilities for sickness from behavioural patterns to identify health challenges in dairy cows with multivariate cumulative sum control charts[J]. *Animal*, 2022, 16(8): 100601.
- [129] WU Y, LIU M, PENG Z, et al. Recognising cattle behaviour with deep residual bidirectional LSTM model using a wearable movement monitoring collar[J]. *Agriculture*, 2022, 12(8): 1237.
- [130] TRIEU L L, BAILEY D W, CAO H, et al. Potential of accelerometers and GPS tracking to remotely detect perennial ryegrass staggers in sheep[J]. *Smart Agricultural Technology*, 2022, 2: 100040.
- [131] BURDICK SANCHEZ N C, DAILEY J W, BROADWAY P R, et al. A viable less-invasive alternative for continuous temperature measurement in weaned pigs[J]. *Livestock Science*, 2023, 267: 105126.
- [132] LI J, LING M, SHUI J, et al. Smart grazing in tibetan plateau: development of a ground-air-space integrated low-cost internet of things system for yak monitoring[J/OL]. *Wireless Communications and Mobile Computing*, 2022. <http://doi.org/10.11.2022/1870>.
- [133] ZHANG Xudong, KANG Xi, FENG Ningning, et al. Automatic recognition of dairy cow mastitis from thermal images by a deep learning detector[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2020, 178: 105754.
- [134] NORBERG E. Electrical conductivity of milk as a phenotypic and genetic indicator of bovine mastitis: a review[J]. *Livestock Production Science*, 2005, 96(2): 129–139.
- [135] ZHOU X, WANG H, XU C, et al. Prediction of mastitis in dairy cows based on milk yield, rumination time, and milk electrical conductivity using machine learning algorithms [J/OL]. Rochester, 2022. <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.4257688>.
- [136] MUFFORD J, REUDINK M W, RAKOBOWCHUK M, et al. Using unmanned aerial vehicles to record behavioral and physiological indicators of heat stress in cattle on feedlot and pasture[J]. *Canadian Journal of Animal Science*, 2022, 102(1): 1–8.
- [137] PASTELL M, KAIHILAHTI J, AISLA A M, et al. A system for contact-free measurement of respiration rate of dairy cows[J]. *J. Prec. Livest. Farm*, 2007, 7: 105–109.
- [138] BROUK M J, SMITH J F, HARNER J P. Effect of sprinkling frequency and airflow on respiration rate, body surface temperature and body temperature of heat stressed dairy cattle[C]//Fifth International Dairy Housing Conference, American Society of Agricultural and Biological Engineers, 2003: 263–268.
- [139] SPIERS D E, SPAIN J N, LEONARD M J, et al. Effect of cooling strategy and night temperature on dairy cow performance during heat stress[C]//Livestock Environment VI, Proceedings of the 6th International Symposium 2001, American Society of Agricultural and Biological Engineers, 2001: 45.
- [140] EIGENBERG R A, BROWN-BRANDL T M, NIENABER J A, et al. Dynamic response indicators of heat stress in shaded and non-shaded feedlot cattle, Part 2: predictive relationships[J]. *Biosystems Engineering*, 2005, 91(1): 111–118.
- [141] 赵凯旋, 何东健, 王恩泽. 基于视频分析的奶牛呼吸频率与异常检测[J]. *农业机械学报*, 2014, 45(10): 258–263.
- ZHAO Kaixuan, HE Dongjian, WANG Enze. Detection of breathing rate and abnormality of dairy cattle based on video analysis [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2014, 45(10): 258–263. (in Chinese)
- [142] 马瑞芹, 张梦杰, 于瑞航, 等. 可穿戴生物感知的肉羊运输应激特征参数提取与建模[J]. *农业机械学报*, 2021, 52(10): 291–299, 416.
- MA Ruiqin, ZHANG Mengjie, YU Ruihang, et al. Feature parameter extraction and modeling of stress response based on wearable biosensing for mutton sheep transportation[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2021, 52(10): 291–299, 416. (in Chinese)
- [143] IJAZ A, NABEEL M, MASOOD U, et al. Towards using cough for respiratory disease diagnosis by leveraging artificial intelligence: a survey[J]. *Informatics in Medicine Unlocked*, 2022, 29: 100832.
- [144] IRWIN R S, FRENCH C L, CHANG A B, et al. Classification of cough as a symptom in adults and management algorithms: Chest guideline and expert panel report[J]. *Chest*, 2018, 153(1): 196–209.
- [145] VANDERMEULEN J, BAHR C, JOHNSTON D, et al. Early recognition of bovine respiratory disease in calves using

- automated continuous monitoring of cough sounds[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2016, 129: 15 – 26.
- [146] NEETHIRAJAN S. Transforming the adaptation physiology of farm animals through sensors[J]. *Animals*, 2020, 10(9): 1512.
- [147] ARAI S, OKADA H, SAWADA H, et al. Evaluation of ruminal motility in cattle by a bolus-type wireless sensor[J]. *Journal of Veterinary Medical Science*, 2019, 81(12): 1835 – 1841.
- [148] VARGAS-BELLO-PÉREZ E, NEVES A L A, HARRISON A. A non-invasive sound technology to monitor rumen contractions [J]. *Animals*, 2022, 12(17): 2164.
- [149] HU S, LIU X. Study on monitoring and early warning technology of tick-borne zoonosis in Western Liaoning Province[C] // *Proceedings of the 11th International Conference on Computer Engineering and Networks*. Springer Singapore, 2022: 421 – 429.
- [150] CHAORATTANAKAWEE S, WOFFORD R N, TAKHAMPUNYA R, et al. Tracking tick-borne diseases in Mongolian livestock using next generation sequencing (NGS)[J]. *Ticks and Tick-borne Diseases*, 2022, 13(1): 101845.
- [151] DEVI N R, SUGANYA T, VIGNESH S, et al. Animal health monitoring using nanosensor networks[M] // ADIL D, TUAN A N, SUSAI R, et al. *Nanosensors for Smart Agriculture*. Elsevier, 2022: 573 – 608.
- [152] LUO C Y, PEARSON P, XU G, et al. A computer vision-based approach for tick identification using deep learning models [J]. *Insects*, 2022, 13(2): 116.
- [153] DOFADAR D F, ABDULLAH H M, KHAN R H, et al. A comparative analysis of lumpy skin disease prediction through machine learning approaches [C] // *2022 IEEE International Conference on Artificial Intelligence in Engineering and Technology (ICAIET)*, 2022: 1 – 4.
- [154] RONY M, BARAI D, RIAD Z, et al. Cattle external disease classification using deep learning techniques[C] // *2021 12th International Conference on Computing Communication and Networking Technologies (ICCCNT)*, 2021: 1 – 7.
- [155] SCHNAIDER M A, HEIDEMANN M S, SILVA A H P, et al. Vocalization and other behaviors indicating pain in beef calves during the ear tagging procedure[J]. *Journal of Veterinary Behavior*, 2022, 47: 93 – 98.
- [156] GLEERUP K B, ANDERSEN P H, MUNKSGAARD L, et al. Pain evaluation in dairy cattle[J]. *Applied Animal Behaviour Science*, 2015, 171: 25 – 32.
- [157] STEAGALL P V, BUSTAMANTE H, JOHNSON C B, et al. Pain management in farm animals: focus on cattle, sheep and pigs[J]. *Animals*, 2021, 11(6): 1483.
- [158] RAJA S N, CARR D B, COHEN M, et al. The revised international association for the study of pain definition of pain: concepts, challenges, and compromises[J]. *PAIN*, 2020, 161(9): 1976 – 1982.
- [159] HUDSON C, WHAY H, HUXLEY J. Recognition and management of pain in cattle[J]. *In Practice*, 2008, 30(3): 126 – 134.
- [160] SHI R, SHU H, YU R, et al. Current attitudes of chinese dairy practitioners to pain and its management in intensively raised dairy cattle[J]. *Animals*, 2022, 12(22): 3140.
- [161] FUTRO A, MASŁOWSKA K, DWYER C M. Ewes direct most maternal attention towards lambs that show the greatest pain-related behavioural responses[J]. *PLOS ONE*, 2015, 10(7): e0134024.
- [162] MÜLLER B R, SORIANO V S, BELLIO J C B, et al. Facial expression of pain in Nellore and crossbred beef cattle[J]. *Journal of Veterinary Behavior*, 2019, 34: 60 – 65.
- [163] 韩丁, 王斌, 王亮, 等. 基于改进 VGGNet 的羊个体疼痛识别方法[J]. *农业机械学报*, 2022, 53(6): 311 – 317.
HAN Ding, WANG Bin, WANG Liang, et al. Individual pain recognition method of sheep based on improved VGGNet[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2022, 53(6): 311 – 317. (in Chinese)
- [164] NOOR A, ZHAO Y, KOUBAA A, et al. Automated sheep facial expression classification using deep transfer learning[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2020, 175: 105528.
- [165] PESSANHA F, MCLENNAN K, MAHMOUD M. Towards automatic monitoring of disease progression in sheep: a hierarchical model for sheep facial expressions analysis from video [C] // *2020 15th IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition (FG 2020)*, 2020: 387 – 393.
- [166] LIU L S, NI J Q, ZHAO R Q, et al. Design and test of a low-power acceleration sensor with bluetooth low energy on ear tags for sow behaviour monitoring[J]. *Biosystems Engineering*, 2018, 176: 162 – 171.
- [167] GUTIERREZ-GALAN D, DOMINGUEZ-MORALES J P, CEREZUELA-ESCUADERO E, et al. Embedded neural network for real-time animal behavior classification[J]. *Neurocomputing*, 2018, 272: 17 – 26.
- [168] ZHANG M, WANG X, FENG H, et al. Wearable internet of things enabled precision livestock farming in smart farms: a review of technical solutions for precise perception, biocompatibility, and sustainability monitoring[J]. *Journal of Cleaner Production*, 2021, 312: 127712.
- [169] ZHANG Z, ZHANG H, HE Y, et al. A review in the automatic detection of pigs behavior with sensors[J/OL]. *Journal of Sensors*, 2022. <https://doi.org/10.1155/2022/4519539>.
- [170] SINGH D, SINGH R, GEHLOT A, et al. An imperative role of digitalization in monitoring cattle health for sustainability[J]. *Electronics*, 2022, 11(17): 2702.