doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2025.07.044

家禽健康信息智能感知技术研究现状与展望

周子轩[1,2]　薛　皓[1,2]　温　鹏[1,2]　谢宗奎[1,3]　张　琨[1,2]　李丽华[1,2]

(1.河北农业大学机电工程学院,保定 071000;2.农业农村部肉蛋鸡养殖设施工程重点实验室,保定 071000;
3.河北省畜禽养殖智能装备与新能源利用重点实验室,保定 071000)

摘要:家禽养殖业是畜牧业的重要组成,家禽的养殖方式正在向数字化和智能化迈进。精准高效地感知家禽健康信息是家禽数智化养殖的基础。人工智能技术的发展和信息采集设备的不断更新完善,为家禽健康多模态信息的感知提供了精准高效手段。本文阐述了基于图像、加速度信息、无线射频、音频等多种模态在家禽的外表形态、行为和体温 3 方面信息感知的研究进展。对国内外家禽健康多模态信息感知的设备和技术进行了系统分析,在此基础上总结了不同模态的感知优缺点,并结合采集设备的适用情况,对各类模态感知研究所面临的问题进行了讨论。最后从提高算法的感知精度、实时性和鲁棒性等方面指出了家禽健康信息智能感知的发展趋势。

关键词:家禽;智慧养殖;表型信息;智能感知;多模态

中图分类号:S831;S24　　**文献标识码**:A　　**文章编号**:1000-1298(2025)07-0477-18　　**OSID**:

Research Status and Development Trends in Intelligent Perception of Information for Poultry Health

ZHOU Zixuan[1,2]　XUE Hao[1,2]　WEN Peng[1,2]　XIE Zongkui[1,3]　ZHANG Kun[1,2]　LI Lihua[1,2]

(1. *College of Mechatronical and Electrical Engineering, Hebei Agricultural University, Baoding* 071000, *China*
2. *Key Laboratory of Meat and Egg Layer Breeding Facility Engineering, Ministry of Agriculture and Rural Affairs, Baoding* 071000, *China*
3. *Key Laboratory of Intelligent Equipment and New Energy Utilization in Livestock and Poultry Farming of Hebei Province, Baoding* 071000, *China*)

Abstract: Poultry farming is an important sector of animal husbandry. The farming methods are moving towards digitalization and intelligence. Accurate and efficient perception of poultry information is the foundation of smart poultry farming. The development of artificial intelligence technology has provided new opportunities. The continuous improvement of information collection equipment has also played a key role. These advancements have enabled precise and efficient perception of multimodal health information in poultry. The research progress in poultry health monitoring was reviewed. The studies were based on multiple modalities, including images, acceleration data, wireless radio frequency, and audio signals. The focus was on three aspects: external morphology, behavior, and body temperature. A systematic analysis was conducted on poultry health monitoring devices and technologies. The advantages and disadvantages of different sensing modalities were summarized. The applicability of various collection devices was considered. Challenges in current research were discussed. Finally, future trends in intelligent poultry health monitoring were outlined. The key directions included improving algorithm accuracy, real-time performance, and robustness. The research aimed to provide methods and ideas for poultry health management and the sustainable development of the poultry industry.

Key words: poultry; smart farming; phenotypic information; intelligent perception; multimodal

收稿日期:2024-07-12　修回日期:2025-05-15

基金项目:国家自然科学基金项目(31902209)、河北省现代农业产业技术体系建设专项资金项目(HBCT2024260203、HBCT2024270208)和河北农业大学获批人才引进计划项目(YJ2023049)

作者简介:周子轩(1994—),男,博士生,主要从事人工智能与数字农业研究,E-mail:zzx297974284@163.com

通信作者:李丽华(1979—),女,教授,博士生导师,主要从事人工智能与数字农业研究,E-mail:llh@hebau.edu.cn

0 引言

畜牧业是农业的重要组成部分,以鸡、鸭、鹅为主的家禽养殖作为基础畜牧业,在促进经济发展、确保市场供应、增加农民收入方面起着重要作用[1-2]。当前家禽养殖模式主要分为笼养与散养,前者通过高密度集约化管理提升空间利用率,后者依赖开放式环境保障动物福利,不同模式下的家禽在行为特征与健康需求上存在显著差异。家禽的高产量取决于环境条件、疾病控制、繁殖过程和积极的管理操作。因此,快速精准地感知养殖场内的异常个体关乎家禽饲养产业的健康发展[3]。在家禽的行为模式、健康状况、生长发育情况、环境适应能力和遗传特性的评价中,基于家禽健康表型信息的异常检测最为直观和通用,具有较高的经验迁移价值。家禽健康表型信息的获取可通过部署多种类型传感器,实现对射频信号、RGB 图像、红外热成像及加速度信息等多模态数据的精准采集。通过对家禽健康多种模态信息的获取和分析,养殖者可以更好地了解家禽的状态,从而采取相应的管理措施,提高养殖效率和动物福利水平。

传统的家禽养殖业通常采用人工观察和经验判断来感知家禽健康信息。随着养殖规模的不断扩大,人工检测方法的效率会逐步降低。此外,信息感知的完整性和及时性无法得到保证,这极大地限制了家禽健康信息感知的效率[4]。人工智能技术具有强大的数据分析和处理能力,结合先进的传感器(接触传感器和非接触传感器)开发家禽健康信息的智能感知方法代替人工操作是当前的主流方案[5]。然而,由于养殖场景的复杂性以及多样性,家禽健康信息涉及图像和文字等多种介质,采集单一模态信息不仅存在巨大的模态内差异,而且各类模态自身具有一定的局限性,家禽健康信息感知仍然具有一定的挑战性。为了解决这一问题,近年来,多模态信息融合感知技术因其在提高动物检测精度和适应性方面的显著优势而受到广泛关注。多模态融合可以分为输入级、特征级、决策级和混合级 4 种融合层次[6]。输入级融合策略涉及将来自多个模态的输入数据连接成单个向量或张量,并使用统一算法对其进行处理。决策级融合策略结合决策阶段多个分类器的输出或决策,使用多数投票、加权投票或堆叠等技术,获得准确且稳健的最终决策。特征级融合策略,融合来自多个模态的中间信息,然后使用分类器生成最终预测。

在家禽健康信息智能感知领域,基于多模态技术的研究目前尚处于起步探索阶段。因此,本文着重阐述家禽体表形态、行为和体温等健康信息的单模态和多模态感知方法的研究进展,并分析各类模态在实际应用中存在的问题。展望家禽健康信息多模态感知技术需求及发展趋势,为开展家禽养殖精准化管理技术研究提供参考。

1 家禽外表形态感知技术

计算机视觉是家禽外表形态感知主要的技术手段,其中 RGB 图像和红外热成像是最常用的两种模态。异常家禽个体通常会伴有羽毛覆盖程度和身体结构的变化,眼部和冠部等关键部位还会发生颜色的改变。RGB 图像可以获取家禽丰富的形态和颜色等外观信息,红外热成像能够获取家禽肢体各个部位的红外辐射分布信息。通过捕获家禽的 RGB 和红外热成像图像,然后利用数字图像处理技术提取形态、颜色和纹理等特征,最后结合支持向量机(Support vector machine,SVM)、决策树和神经网络等机器学习算法来构建家禽个体和异常状态等感知模型(图 1)。

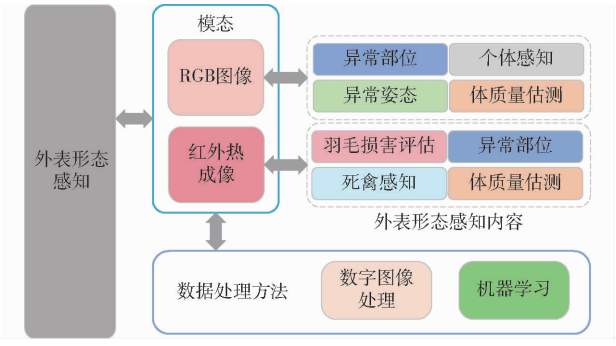


图 1 外表形态感知方法

Fig. 1 Methods of perceiving external morphology

1.1 基于 RGB 模态的感知方法

RGB 图像可以获取家禽丰富的外观信息,利用数字图像处理技术来提取骨骼姿态夹角、轮廓凹凸度、轮廓伸长度、轮廓圆度、轮廓外接矩形伸长度、面积线性率、骨架拼接角等形态学特征以及角二阶矩、相关性、逆差矩和熵等颜色纹理特征,并将其与相关分析、分类和回归等算法相结合,用于建立个体感知、异常家禽和体质量等关联模型。

在早期的研究中,图像处理技术结合传统机器学习算法是研究人员通常使用的研究手段。GUO 等[7]搭建了一个肉鸡实验鸡笼,利用高清摄像头采集笼内肉鸡的 RGB 图像,最后使用 GB 颜色域和 BP 神经网络建立识别模型。ZHUANG 等[8]开发了一种利用家禽体态特征进行疾病诊断的新方法。如图 2 所示,采集大量肉鸡的正视图,随后通过 K-means 聚类算法和椭圆拟合技术对图像进行处理,利用 SVM 分类器对健康与患病的肉鸡进行区分,实

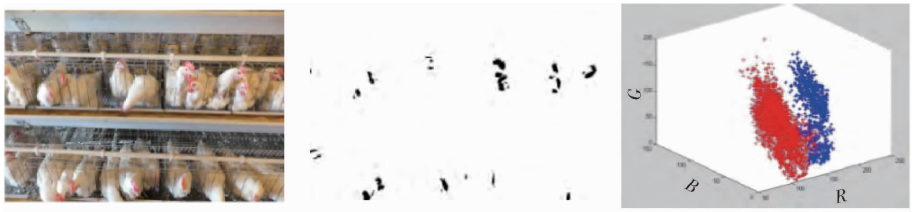
验结果显示其分类准确度高达 99.47%。在家禽外表颜色特征感知的研究中，学者发现家禽的冠部颜色变化最为明显，可以用于病鸡的检测。李亚硕等[9]通过收集患病和健康鸡只鸡冠部位的 RGB 图像（图 3），利用颜色像素点分布差异，结合支持向量机算法构建了一套病鸡感知系统，病鸡的正确识别率为 96%，误识别率为 2%。随着计算机科学的不断发展，深度学习算法由于其强大的特征提取能力，逐步代替传统图像处理算法的复杂特征工程。CAO 等[10]使用监控摄像头采集农场内的鸡只图像，利用自己搭建的语义分割网络 Lc－DenseFCN 来建立对农场内多只鸡只目标的检测模型。赵春江等[11]研发出一种基于轻量化 YOLO 网络的鸡只与鸡蛋智能识别系统，通过将模型部署至边缘计算设备，并与舍内巡检机器人协同作业，实现自动化分笼计数功能。实际测试结果表明，每笼平均绝对误差均值分别为 0.13 只鸡和 0.09 枚鸡蛋。LI 等[12]利用 QueryPNet 模型实现对大鹅个体的感知，大鹅检测与分割的准确率均为 96.3%。JIANG 等[13]通过改进的 YOLO v7 网络实现实时监控麻鸭数量，平均精度均值为 97.57%。ZHENG 等[14]利用 YOLO v5 模型构建麻鸭感知模型，平均精度均值为 99.29%。



(a) 健康鸡　　(b) 病鸡

图 2　健康鸡和病鸡背部凹陷的比较[8]

Fig. 2　Main modes of appearance form perception[8]



(a) 鸡原始图像　　(b) 鸡冠二值化图像　　(c) 鸡冠像素点RGB分布图

图 3　鸡冠外表颜色感知[9]

Fig. 3　Perception of chicken head appearance morphology[9]

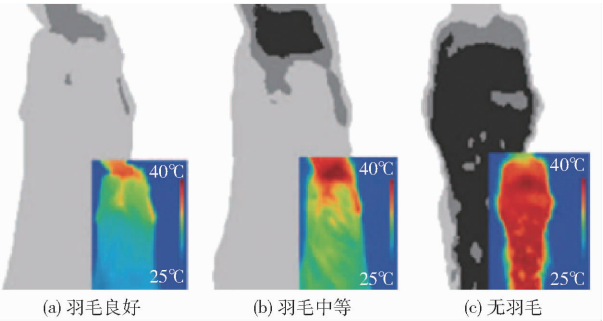
在体质量估测方面，DE WET 等[15]建立了肉鸡体质量与投影面积和周长的回归模型。MOLLAH 等[16]利用黑白相机采集肉鸡俯视图像，根据投影面积、日龄建立体质量线性回归模型。AMRAEI 等[17]从肉鸡图像中提取了面积、周长、偏心率、主轴长度和次轴长度 5 种形态学特征，利用 SVM 估算 42 日龄内鸡只的体质量。为了改善空间信息的缺乏，MORTENSEN 等[18]在 RGB 图像特征中添加距离特征，利用 3D 相机采集肉鸡的 RGB－D 数据，然后利用分水岭算法对图像进行分割，并提取日龄、投影面积、周长、宽度、长度、最大内切圆半径、偏心率、体积、表面积、凸体积、凸表面积、背高和背宽共 13 个特征建立鸡体质量估测模型。王琳等[19]利用特征降维算法筛选出日龄、投影面积、周长、宽度、长度、最大内切圆半径、偏心率、体积和背宽 9 个特征建立鸡体质量估测模型。ZHENG 等[20]利用深度相机捕获鸡背部的俯视图点云，并使用基于 PointNet + + 的改进深度学习模型将此点云信息用作单个输入特征进行体质量预测，平均绝对误差为 95 g。

1.2　基于红外热成像的感知方法

红外热成像（Infrared thermal imaging，IR）的原理是利用动物红外辐射热效应，将物体发出的红外辐射转化成肉眼可见图像。在动物外型、外表的识别研究中，红外热成像能够有效克服背景信息对采集对象产生的干扰，有利于感知敏感区域的综合特征。因此，红外热成像模态多用于个体感知、羽毛损害评估、对病禽和死禽等的感知。

PICHOVÁ 等[21]证实红外热成像技术可用于评估蛋鸡羽毛损伤，并发现富集笼饲养的蛋鸡羽毛损伤更严重。ZHAO 等[22]使用红外图像对蛋鸡的头部、颈部背侧、颈部和嗉囊前方、背部、胸部和腹部 6 个部位的羽毛覆盖程度进行评估（图 4）。杨断利等[23]获取蛋鸡背部红外图像，利用 Otsu 算法结合不同的颜色模型提取羽毛覆盖完好区域，通过计算面积比值，获取背部羽毛覆盖度。实验结果表明，基于红外热成像的鸡只个体及羽毛覆盖完好区域的分割准确度达到 97.18% 和 96.86%。证明了在家禽羽毛损失评估研究中，红外热成像模态具有更好的

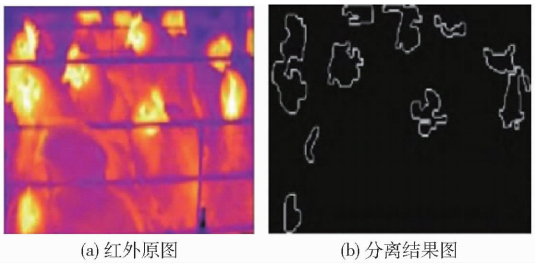
感知效果。死鸡和活鸡鸡头部位的红外热成像图像存在差异。贾雁琳等[24]在获取鸡头红外热成像图像后,提取了圆形度、紧凑度、离心率、长轴长和短轴长 5 种形态特征,最后利用支持向量机分类器实现活鸡与死鸡的区分(图 5)。随后将鸡头部位红外图像的灰度均值、直方图灰度均值和二阶矩 3 个颜色纹理特征进行耦合,使用 BP 神经网络构建分类模型,进一步提高了死鸡检测的准确性[25]。



(a) 羽毛良好 (b) 羽毛中等 (c) 无羽毛

图 4 羽毛覆盖率显示恶化示例[22]

Fig. 4 Example of deterioration in display of feather coverage[22]



(a) 红外原图 (b) 分离结果图

图 5 鸡头红外热成像形态轮廓图[24]

Fig. 5 Morphological contour of infrared thermography of chicken head[24]

1.3 基于多模态的感知方法

在家禽外表形态的多模态感知研究中,仅采用单一类别特征的感知方法会造成大量的信息缺失,存在一定的应用局限性,如病鸡鸡冠萎缩变色的同时还会伴有鸡眼半闭或全闭的形态变化,形态和颜色均存在差异。学者采用多肢体部位的形态学和颜色特征进行特征级多模态融合策略来进一步提高感知精度(图 6)。FANG 等[26]通过采集肉鸡的羽毛质地(自然或蓬松)图像和常规体态图像(站立或躺下),利用不同的特征器提取出羽毛质地的颜色纹理特征和体态的形态学特征,使用深度神经网络模型融合两类特征并构建异常鸡只感知模型。毕敏娜



图 6 特征级融合示意图

Fig. 6 Schematic of characteristic level fusion

等[27]采用鸡冠和鸡眼两个部位的 RGB 图像为输入,分别提取出鸡冠部位的角二阶矩、相关性、逆差矩和熵等颜色纹理特征,以及鸡眼部位瞳孔的面积、周长、矩形度和复杂度等形状几何特征,最后将 2 类特征进行特征级融合并构建形态异常鸡只感知模型。

在实际的应用场景中,基于可见光相机采集的 RGB 图像虽然外观信息丰富,但受光照和背景变化的影响,造成感知鲁棒性较差。红外热成像模态在集约化养殖场应用中会受到养殖密度的影响,造成感知个体难以分割。应结合热红外图像与 RGB 图像的优势,将两者互补的信息进行有效融合并用于家禽外表形态感知,增加特征信息的丰富性,从而提升感知精度。现有研究中多是采取配准融合算法实现热红外图像与 RGB 图像的输入级融合(图 7)。赵一名等[28]为了精准地感知养殖场内的死鸡,利用热红外图像显示鸡只和鸡笼的温度分布,RGB 图像可以显示鸡只外形轮廓、羽毛颜色等视觉信息,利用 SURF 算法结合 RANSAC 算法实现热红外与 RGB 图像的特征点匹配,采用仿射变换模型得到配准图像,使用小波变换实现图像的分解重构,从而得到最终的配准融合图像,最后利用融合图像结合 YOLO v5 算法构建死鸡感知模型。郝宏运等[29]提出两种基于多模态图像融合的肉鸡死鸡检测方法。在两阶段检测方法中,首先运用 YOLO v11 - seg 算法对 RGB 图像中的肉鸡进行分割处理,精准获取肉鸡掩膜坐标;然后利用掩膜坐标进一步提取单只肉鸡的热红外图像;最后采用 YOLO v8 - cls 算法对单只肉鸡的热红外图像进行分类,从而实现死鸡与活鸡的判别。而单阶段检测方法,则是基于多源融合图像数据集,借助 YOLO v11s 算法构建起肉鸡死鸡检测模型。通过对比实验验证,单阶段检测方法在精确率和检测速率方面均展现出显著优势,相比两阶段方法,其能够更高效、准确地完成肉鸡死鸡检测任务。张小敏[30]设计了更加高效的多高度多倾角的异源图像配准算法,可对热红外图像与 RGB 图像进行像素级配准。在此基础上,提出了融合颜色、深度和温度信息的黄羽肉鸡表面三维重建方法,用于黄羽肉鸡羽毛损伤评定。



图 7 输入级融合示意图

Fig. 7 Schematic of data-level fusion

家禽的外表形态在图像上蕴含有丰富的信息,而当前主流的图像分割与检测方法,其标注方式会

进行高度的文字压缩，从而造成大量的信息丢失。因此，对于图像与文本的输入级融合可以采用对比学习的方法实现。使用文本编码器与图像编码器，并将两种输出投射到共同的嵌入空间，构建图像-文本集合，实现输入级融合方式，如 CLIP（Contrastive language-image pretraining）模型。CAO 等[31]提出了一种多模态模型 ITLMLP，融合了图像、文字与标签 3 种输入方式，用于对黄瓜病害进行识别。这种方式在家禽领域的研究还是空白，值得家禽外表形态信息领域借鉴探索。

综上所述，结合实际应用场景需求，家禽外表形态感知往往与家禽的疾病检测密切相关，信息在被高度压缩后造成的特征丰富性减少不利于为后续研究做支撑。为此在今后的研究中，探索如何使用输入级融合或者输入级融合与特征级融合的混合策略来提高家禽异常姿态、个体感知和体质量估测等方面的感知精度，同时尽可能地保证特征信息多样性是未来研究的重点。主要研究成果如表 1 所示。

表 1　外表形态多模态研究成果

Tab. 1　Results of multi-modal research on appearance morphology

家禽	感知类别	模态	传感器	算法	模型性能	文献序号
肉鸡	个体	RGB	PRO－1080MSFB	BP	准确率为 94.19%	[7]
肉鸡	体姿	RGB	C922 CCD	SVM	准确率为 99.47%	[8]
蛋鸡	外表	RGB	摄像头	SVM	准确率为 96%	[9]
蛋鸡	外表	RGB	DS－IPC－B12	LC－Dense FCN	准确率为 93.84%	[10]
蛋鸡	个体	RGB	JRWT1412	YOLO v7	准确率为 96.9%	[11]
鹅	外表	RGB	DJI pocket2	QueryPNet	准确率为 96.3%	[12]
麻鸭	外表	RGB	DJI Pocket 2	YOLO v7	准确率为 97.57%	[13]
麻鸭	外表	RGB	DJI Pocket2	YOLO v5	准确率为 99.29%	[14]
肉鸡	体质量	RGB	录像机	非线性回归	平均相对误差约为 15%	[15]
肉鸡	体质量	RGB	SONY Cyber－shot	线性回归	相对误差范围 0.04% ~16.47%	[16]
肉鸡	体质量	RGB	SM－N9005	贝叶斯	准确率为 97.5%	[17]
肉鸡	体质量	RGB－D	Kinect	贝叶斯	平均相对误差约为 7.8%	[18]
肉鸡	体质量	RGB－D	Kinect	BP	平均相对误差约为 3.3%	[19]
肉鸡	体质量	RGB－D	RealSense D435	PointNet＋＋	平均相对误差约为 6.66%	[20]
蛋鸡	外表	IR	testo890	Otsu	误差为 5.36℃	[23]
蛋鸡	外表	IR	FLIR E6	SVM	准确率为 91.67%	[24]
蛋鸡	外表	IR	FLIR E6	BP	准确率为 92.72%	[25]
蛋鸡	体姿	RGB－D	Asus Xtion Pro Live	阈值判断	准确率为 97.80%	[26]
蛋鸡	外表	RGB	SONY A7s	SVM	准确率为 92.5%	[27]
肉鸡	死鸡	IR＋RGB	FLIRA6	图像配准	准确率为 97.7%	[28]
肉鸡	死鸡	IR＋RGB	艾睿光电 P2	YOLO v11s	准确率为 92.3%	[29]
肉鸡	外表	IR＋RGB	DS－2TD2636	RedNet	精确率为 97.5%	[30]

2　家禽行为感知技术

动物行为是反映其真实健康状态、福利水平和社会等级的重要表型信息，包括其采食、饮水、趴卧、梳羽、产蛋、站立等基础生理行为，以及打斗、交配等高级社交行为[32]。研究人员通常利用各类传感器对家禽群体或个体进行连续监控，从而获取其行为特征。本文从射频、音频、光流、深度图像、RGB 图像和加速度信息 6 种单模态和多模态分析家禽行为感知技术的发展现状（图 8）。

2.1　基于惯性传感器的行为感知方法

加速度传感器的优势在于它可以捕获到家禽行为发生全过程的活动信息，如家禽在运动过程中产生的加速度、角速度和角加速度等行为特征数据，数据采集方式如图 9 所示。在行为信息感知的领域

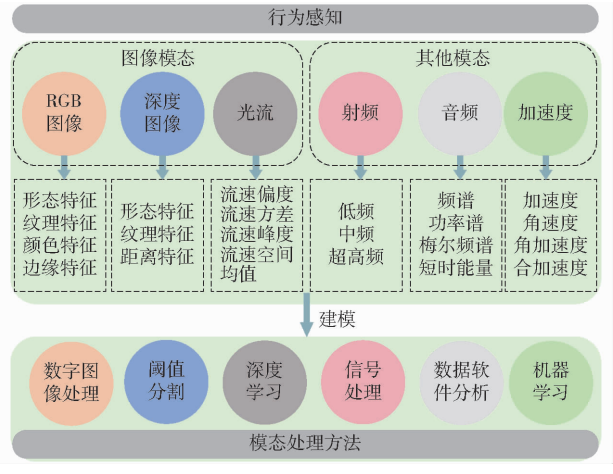


图 8　行为感知主要模态及处理方法

Fig. 8　Behavioral perception main modality and handling method

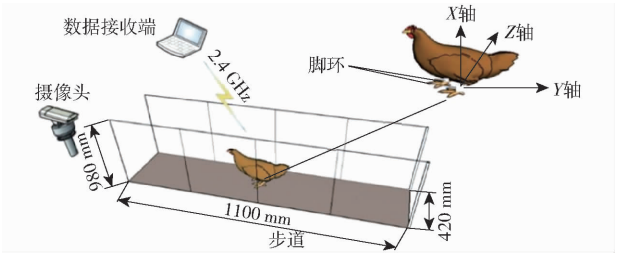


图 9 加速度传感器数据采集示意图[33]

Fig. 9 Schematic of acceleration sensor data acquisition[33]

中,可以使用加速度信息来区分家禽的行为类别。李丽华团队等[33-34]采用九轴加速度传感器来感知单个蛋鸡的采食、饮水、打斗、交配和振翅 5 种行为,结合机器学习的算法构建行为识别模型。部分研究人员利用加速度传感器识别了鸽子的平飞和着陆的飞行行为[35-36]。患病的家禽通常会伴有异常的行为表现。何灿隆等[37]通过在肉鸡腿部佩戴传感器感知站立、抬腿、放腿、站立的连续动作信息,并利用特征差异将鸡只的行走步态分为健康、轻度跛行、中度跛行和重度跛行 4 个等级。LI 等[38]利用加速度传感器对种公鸡的威胁、打斗和逃避等高级社交行为进行感知,用于探究群序变化以及评价养殖环境的福利化水平。

由于家禽个体较小,佩戴传感器的家禽会产生较为强烈的应激反应。这不仅使家禽的活动受到一定的限制,还会降低采集数据的客观性。因此,在今后的研究中应该重点考虑如何使传感器模块小型化和轻量化,并延长电源续航时间,达到减少家禽应激反应和增加传感器工作时长的效果。保证采集的行为数据更加客观完整和丰富。

2.2 基于 RFID 的行为感知方法

射频识别技术(Radio frequency identification, RFID)具有非接触和数据密度大等特点,通常被用于家禽个体感知和家禽领域行为分析。RFID 数据采集系统主要由读写器、天线、标签、路由器和计算机构成(图 10)。标签通常佩戴于鸡只的颈部或者鸡腿处(图 11)。按照工作频率的不同,RFID 标签可以分为低频(LF)、高频(HF)、超高频(UHF)和微波等不同种类[40]。在家禽的行为信息感知中,低频和超高频的应用最为广泛。低频 RFID 一般为无源标签,使用波段为 125 kHz,采用电磁耦合原理,具有节省能量和穿透金属物体能力强等优点。李久熙等[41]利用该优势将 RFID 技术与光电传感器技术相融合,设计了一种平养蛋鸭产蛋智能收集和标记装置,用于监测蛋鸭个体产蛋行为。为探究家禽在不同养殖条件下的行为差异,SALES 等[42]基于 LF RFID技术设计了 1 种蛋鸡定位追踪系统来监测蛋鸡穿过室间通道的时间和次数,用于探究蛋鸡的

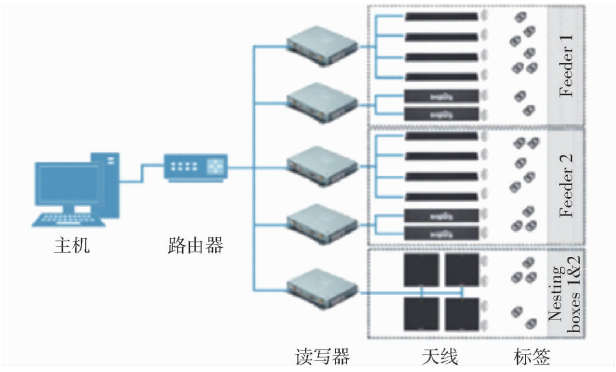


图 10 RFID 系统组件[39]

Fig. 10 RFID system components[39]



图 11 RFID 标签佩戴[39]

Fig. 11 Wearing RFID tags[39]

环境偏好。TAYLOR 等[43]采用 LF RFID 技术在商业农场中定位 1 200 只肉鸡的个体位置,研究肉鸡在农场中活动范围和频率与外部环境变化的关系。LARSEN 等[44]采用 LF RFID 技术追踪两个鸡群中自由放养蛋鸡在不同室外区域的位置信息,用于评估放养条件下不同空间范围对蛋鸡的影响。但在实际的应用中,学者发现采用低频 RFID 技术开发的定位追踪系统定位误差较大且群体的检测成功率高于个体。

超高频 RFID 通常采用无源标签,使用波段为 850~910 mHz,采用电磁发射原理,具有传送数据速度快和多标签读取等优点。LI 等[39]采用 UHF RFID 技术构建富集式鸡笼内的母鸡个体追踪系统,该系统通过对笼内母鸡的位置分析,实现准确监测笼内母鸡个体的采食和产蛋行为。赵学谦等[45]和 XUE 等[46]利用 UHF RFID 设计了本交笼内鸡只个体定位采集系统,定位误差在 5 cm 以内。

RFID 设备在家禽领域的应用过程中还存在诸多缺陷,如超高频 RFID 接收信号容易受到金属笼具影响造成的信号损失。RFID 信号的读取距离较短,在养殖场内需要部署大量的读写器。当前市场

上读写器的价格较高，过于高昂的成本制约着该技术的落地部署。

2.3　基于图像的行为感知方法

在图像模态应用方面，通常采集家禽行为的 RGB、深度和光流 3 种模态的信息。基于 RGB 模态的家禽行为感知方法研究最为广泛。在早期的研究中采用基于形状特征分析方法来感知家禽的行为信息。LAO 等[47]使用高清摄像头采集笼内多只鸡的 RGB 图像，利用朴素贝叶斯网络搭建鸡只的行走、振翅、探索和休息的行为识别。DANILO 等[48]利用鸡只的形态特征建立树状模型来识别鸡只的振翅、探索、休息、伸展和修饰行为。随着深度学习的快速崛起，研究人员使用特征提取网络替代传统的人工特征工程操作。WANG 等[49]使用 YOLO v3 识别笼内鸡只的交配、站立和打斗行为（图 12）。李娜等[50]使用 YOLO v4 搭建鸡只的采食、站立、趴卧、梳羽、啄羽和打架行为检测模型。陈佳等[51]和 ZU 等[52]基于 YOLO v5 构建鸡只张喙行为的感知模型。杨断利等[53]提出一种基于 SEEC－YOLO v5s 的蛋鸡日常行为识别方法，对蛋鸡站立、采食、饮水、探索、啄羽和梳羽 6 种行为进行识别，平均精度为 84.65%。GU 等[54]使用 YOLO v5 构建鸭伸脖、踩踏和展翅3种行为的感知模型，平均精度分别为 98.2%（伸脖）、98.5%（踩踏）和 98.6%（展翅）。刘啸虎等[55]利用 Faster R－CNN 模型监控笼内鸭子的站立、躺卧、进食和饮水行为，平均精度为 93%。XIAO 等[56]以白番鸭为研究对象提出 DHSW－YOLO 模型，将站立、躺卧、进食和饮水行为的检测精度提升至 94.4%。ZHAO 等[57]开发了一种改进的 YOLO v7－CED 模型，用于识别笼养鸭的饮水、梳理和拍打行为。WANG 等[58]利用 EML－SlowFast 模型检测狮头鹅的采食、休息、整理、站立和行走这 5 种行为，准确率为 91.85%。夏元天等[59]提出的 YOLO－MAO 模型在笼养白羽肉鸡行为识别方面表现优异，能够精准检测喂食、饮水、移动和张嘴 4 种典型行为，检测精度分别达到 99.6%、98.7%、99.2% 和 98.3%。杨断利等[60]为了提高散养蛋鸡个体行为识别精度，在 YOLO v8n 模型的基础上引入 MobileNetV3 模块，优化后的行为识别模型对采食、饮水、站立、整理羽毛、俯身搜索行为识别的平均精度均值达到 91.4%。

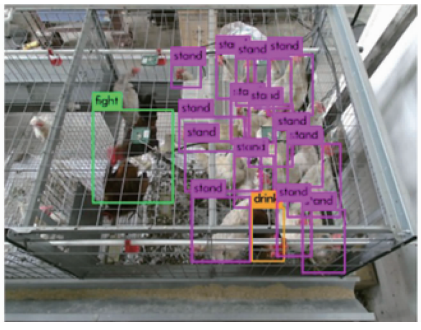
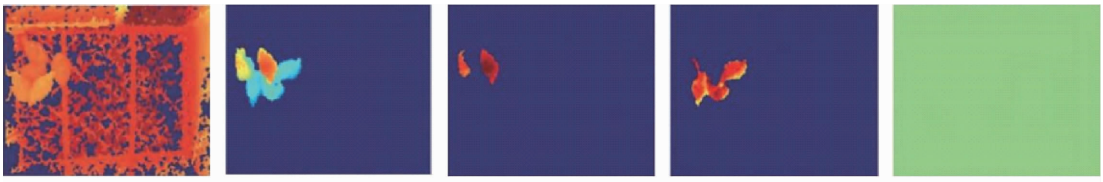


图 12　RGB 模态家禽行为感知[49]

Fig. 12　RGB mode of poultry behavior perception[49]

深度图像通过融合光学成像与距离测量功能，实现了对场景深度信息的捕捉，进而生成立体图像数据。此类数据的采集常依赖于 Kinect 或 RealSense 等先进的传感设备。沈明霞等[61]利用 3D 视觉摄像机从俯视角度对肉鸡的运动特性进行测量，包括运动速度、步幅和步幅差等，并据此构建了一套评估肉鸡行走模式的评价体系。另一方面，DU 等[62]采用 3D 摄像系统从顶部视角记录了肉鸡的行为，通过应用图像分析技术来区分鸡只的躺卧与站立行为，并对这些行为的频率及持续时长进行了详细记录。该研究的定量分析结果表明深度图像模态在识别肉鸡行为状态方面具有较高的准确度，准确率超过了 93%。劳凤丹等[63]利用深度相机感知蛋鸡行为（图 13），构建的识别算法对坐、躺和站立识别准确率分别为 56.2%、91.5%、87.5%。



(a) 裸深度图像　(b) 预处理图像　(c) 站分量　(d) 躺分量　(e) 坐分量

图 13　深度图像模态行为感知[63]

Fig. 13　Modal behavior perception of depth image[63]

光流测量包括图像上估计的流速空间平均值、偏度、方差和峰度，常用于行为和跛行的检测。COLLES 等[64]使用摄像头监控活鸡行为，分析鸡群运动产生的光流。DAWKINS 等[65]通过从肉鸡视频序列中获取的光流与从相同序列记录的家禽行为和来自相同鸡群的福利措施相关联，阐明光流、行为和福利之间的关系。

这 3 种模态在外观信息、获取难度、运动信息、几何信息、光照、视角和背景变化等方面各有优势和不足，如 RGB 图像对光照、视角、遮挡、背景变化敏感，光流需要额外的计算无法实时获取、缺乏外观信息，深度图像对视角、色彩变化不敏感缺少色彩和背

景信息、可工作距离受限[66]。因此,使用单一模态进行行为信息感知依然有较大的改进空间。

2.4 基于音频的行为感知技术

声音是判别动物健康情况的重要表型特征,因此可以利用音频技术来研究动物疾病预警和行为检测方法[67]。家禽的声音感知研究通常归为两类:通过感知家禽生理活动发出的声音,从而反映其生理规律和健康状态;通过感知家禽发出的病理或异常声音,用于检测疾病个体。

2.4.1 家禽生理声音感知

家禽生理声音通常包括采食声、饮水声、打斗声、鸣叫声等,通过分析生理声音信息,可以判断家禽当前所处的健康状态。宗超等[68]分析了笼养和栖架养殖模式下蛋鸡在育成期和产蛋期时的产蛋叫声、鸣唱声、鸣叫声和争斗尖叫声等 4 类声音的特征(图 14)。余礼根等[69]利用决策树算法构建蛋鸡产蛋叫声、愉悦叫声、尖叫声、争斗声的感知模型,平均识别准确率为 88.3%,此结果可为家禽健康状态判定、生产预警提供理论依据。家禽的采食和饮水声较为特殊,因为这两种声音并不是由动物个体所发出,而是家禽的喙与食物槽或者饮水器发生碰撞,发出的独特声音。AYDIN 等[70]使用麦克风收集声音信息,数据在经过希尔伯特变换、PSD 处理之后使用线性回归算法来对笼内鸡只的采食行为进行识别,模型的精度可以达到 90% 以上。SUN 等[71]使用迁移学习结合随机森林的方法构建白羽肉鸡的啼叫、咳嗽声、呼噜声和拍打翅 4 种行为识别模型,准确率为 89.46%。YIN 等[72]使用改进的 Res2Net 深度学习算法构建出雏鸭性别鉴定模型,准确率为 94.80%。

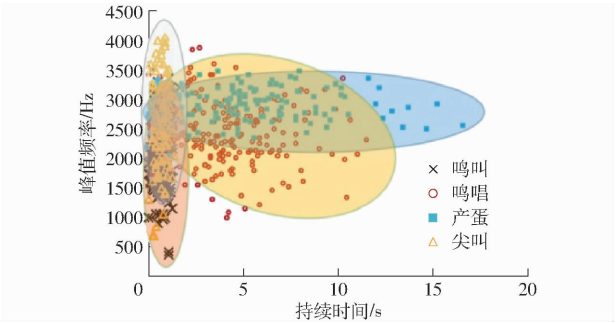


图 14 不同类型的声音峰值频率和持续时间对比[68]

Fig. 14 Different types of sound peak frequency and duration comparison[68]

2.4.2 家禽病理异常声音感知

家禽病理异常声音通常包括动物的咳嗽声、喷嚏声和应激鸣叫声等,这些声音可以作为动物健康或状态异常直接依据。HUANG 等[73]针对禽流感监测设计了一种基于声音的诊断方法,采集禽流感病鸡与健康鸡的声音,并提取鸡声音的梅尔倒谱系数,利用支持向量机算法构建病鸡检测模型,最优结果准确率为 88.12%。CARPENTIER 等[74]提出一种能够在嘈杂环境下监测多个肉鸡打喷嚏声音的识别算法,精度为 88.40%。

利用感染鸡的频率检测呼吸道感染,并在临床症状出现前采取补救措施抑制进一步感染或传播[75-77]。BANAKAR 等[78]提取病鸡的频域和时频域的声音特征,时域信号如图 15 所示,离散小波变换后的信号如图 16 所示。再结合支持向量机算法构建新城疫、支气管炎病毒和禽流感的检测模型,准确率达到 91.15%。DU 等[79]通过感知家禽发声数量和区域分布来检测夜间家禽异常状态,准确率为

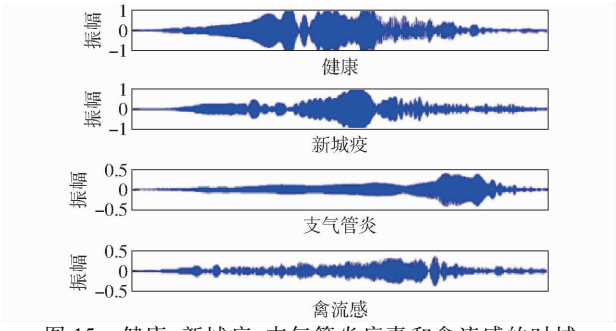


图 15 健康、新城疫、支气管炎病毒和禽流感的时域信号[78]

Fig. 15 Time domain signals for health, Newcastle disease, bronchitis virus, and avian influenza[78]

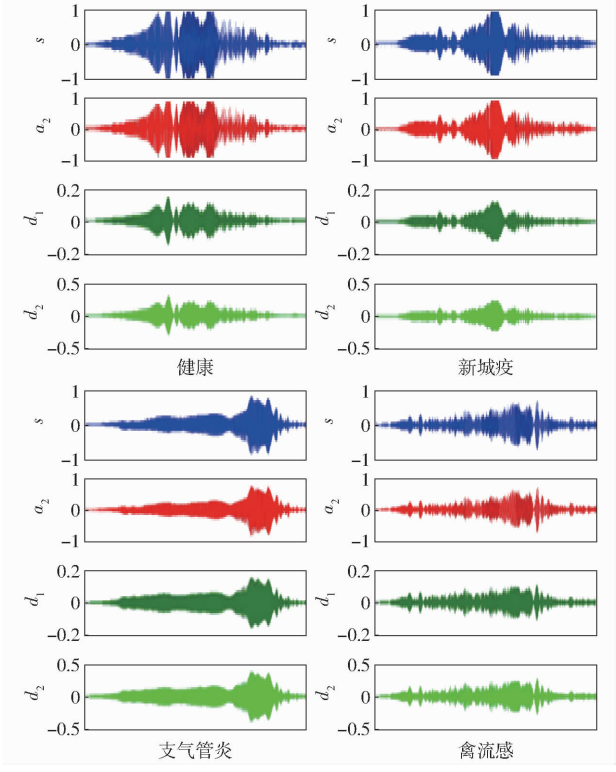


图 16 健康、新城疫、支气管炎病毒和禽流感 4 类 DWT 信号[78]

Fig. 16 DWT signals for four categories of health, Newcastle disease, bronchitis virus, and avian influenza[78]

74.70%。声音特征可作为评估家禽应激水平的一个重要指标。JAKOVLJEVIC 等[80]基于家禽声音的多特征提取，采用支持向量机算法进行热应激检测。然而，声音特征的分割容易受到外部噪声、家禽种类和年龄的影响。在未来的研究中，需要根据不同家禽种类和具体的养殖环境进行声音分割阈值的微调，同时实现阈值的自适应选择。

2.5　基于多模态的行为感知方法

目前基于多模态的家禽行为感知研究较少，现有的研究方法大致可以分为 3 种：跨模态家禽行为感知；模态融合家禽行为感知；决策级家禽行为感知。前两者具体来说，跨模态家禽行为感知旨在确立两种不同模态之间的有效匹配关系，例如从声音到图像、文本到图像等。而模态融合家禽行为感知旨在充分利用多种模态信息之间的互补性和协同性，融合不同角度的家禽行为判别性信息以丰富行为的特征表示，进而实现更全面、更准确的感知。

在跨模态研究中，由于图像模态的算法开发最为广泛，因此，研究人员通常将非图像模态转换成图像模态后再做进一步的处理。SHAHBAZI 等[81]使用惯性传感器采集蛋鸡的活动时间序列信号，并将其转换成图像模态后利用深度学习算法构建蛋鸡活动强度模型。杜晓冬等[82]将图像处理和声音处理技术相结合，由一维声音信号转换为二维图像信号，利用二维声谱图中的纹理特征来增加蛋鸡声音的更多细节信息。衡一帆等[83]将蛋鸡发出的热应激声、惊吓声、产蛋声以及鸣唱声等一维声音信号转化为三维梅尔频谱图，通过 MobileNetV3 构建声音分类模型，准确率为 95.25%。

在模态融合方面，由于家禽养殖场景的复杂性以及多样性，采集的家禽图像面临光照、视角、姿势变化，以及遮挡等因素的影响，限制了可见光单模态家禽行为在极端场景下的适用能力。随着大模型技术的不断开发，为解决存在的模态内差异提供了技术支撑。近年来，研究人员通过将语言模型的相关技术应用于计算机视觉领域，开发出的语言大模型优化了特征提取算法，以减少由光照、视角和姿势变化等导致的感知误差。SAM（Segment anything model）模型将图像分割引入视觉大模型领域，SAM 结构包含图像编码器、提示编码器和掩码解码器 3 个组件，可以使用文本描述与可视化的图像分割范围两种提示来指导模型进行分割处理（图 17）。YANG 等[84]将 YOLOX 和 ByteTrack 模型与 SAM 模型结合，实现了对鸡群内单只鸡的详细运动追踪。以 GPT－4 为代表的高级多模态模型可实现语言、图像等多种信息的输入级融合，打破多种信息载体的壁垒，在农业领域具有广泛前景，但多模态大模型在家禽行为感知方面仅有少量的研究。TAN 等[85]设计了针对 GPT－4 的多个基于农业领域图像与提示词的简要实验，其中第 4 项实验研究表明鸡禽行为的分析上可以提供全面且较为精确的内容。决策级融合的技术难度相对较小（图 18）。许志强等[86]通过 YOLO v3 神经网络模型获取肉鸡红外热成像的腿部异常温度数据，并结合 OpenCV 图像处理方法提取肉鸡身体质心高度、身体前倾角度、身体偏转角度等姿态特征，选用随机森林分类模型构建肉鸡腿部异常分类模型。

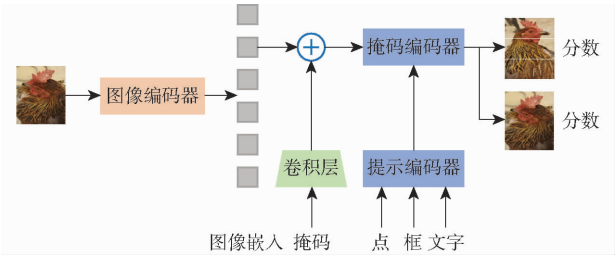


图 17　SAM 结构示意图

Fig. 17　SAM structure schematic

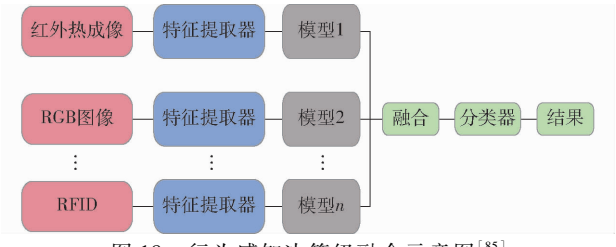


图 18　行为感知决策级融合示意图[85]

Fig. 18　Behaviour-aware decision-level fusion schema[85]

动物行为数据通常具有多模态特性，而仅依靠单一模态感知家禽行为存在一定局限性。以打斗行为为例，图像、声音和加速度信息均可用于感知，但图像难以实现连续且精准的行为分析，在嘈杂环境中声音信息提取易受干扰，加速度信息则易与其他行为信息混淆。考虑到不同传感器捕获的目标信息具有互补性，各类模态信息能在不同环境条件下提供稳定的特征信息，因此输入级多模态融合将成为家禽行为感知领域未来的研究重点。主要研究成果如表 2 所示。

3　家禽体温感知技术

体温是衡量家禽健康状况的重要生理指标。家禽体温的实时监测，能够快速发现异常个体，有助于家禽疾病预防从而保证养殖福利[87－88]。随着数字化、自动化技术水平的提高，非植入式家禽体温的自动检测方式得到快速的发展。根据传感器与动物的接触方式（图 19），可分为使用无线测温传感器的接

表 2 禽类行为多模态研究成果

Tab. 2 Results of behavioral multimodal research

家禽	感知类别	模态	传感器	方法	结果	文献序号
鸡只	采食、饮水	加速度信息	BTW901BLECL5.0	鲸鱼算法 + XGBoost	平均准确率为 95.58%	[33]
蛋鸡	采食、饮水、打斗、交配、振翅	加速度信息	JY901	K-means	平均准确率为 87.04%	[34]
鸽子	飞行	加速度信息	EPA - EO1 - 2P	最小二乘回归	频率拟合方差为 0.48	[36]
肉鸡	步态	加速度信息	MMA8451	肉鸡行走自检测(WSD)算法	平均准确率为 93.88%	[37]
蛋鸡	威胁、打斗、逃避	加速度信息	BTW901BLECL5.0	麻雀算法 + SVM	平均准确率为 94.27%	[38]
鸡只	采食、产蛋	射频	TransTech Systems	组合曲线模型	平均准确率为 92.1%	[39]
蛋鸡	个体定位	射频	QBTX801	极大似然估计 + 牛顿迭代法	定位误差为 5 cm	[45]
蛋鸡	个体定位	射频	QBTX801	改进的神经网络	平均误差为 7.97 cm	[46]
鸡只	振翅、探索、休息、伸展、修饰	RGB	摄像机	决策树	平均准确率为 70.3%	[48]
鸡只	交配、站立、采食、饮水、打斗、伸展	RGB	Kinect V2	YOLO v3	平均准确率为 91.66%	[49]
鸡只	采食、站立、趴卧、梳羽、啄羽、打斗	RGB	海康威视 C5C	YOLO v4	平均准确率为 79.69%	[50]
肉鸡	张喙	RGB	CS - C6C - B2WFR	YOLO v5	张口检测准确率 67.3% 闭口检测准确率 92.8%	[51]
肉鸡	张喙	RGB	高分辨率摄像头	YOLO v5	平均准确率为 85.6%	[52]
蛋鸡	站立、采食、饮水、探索、啄羽、梳羽	RGB	DS - 2CD3T56FWDV2 - 15	SEEC - YOLO v5s	平均准确率为 84.65%	[53]
肉鸭	伸脖、踩踏、展翅	RGB	高分辨率摄像头	YOLO v5	平均准确率为 98.43%	[54]
肉鸭	站立、采食、饮水、趴卧	RGB	高分辨率摄像头	Faster R - CNN	平均准确率为 93%	[55]
肉鸭	站立、俯卧、饮食	RGB	KS2A42	DHSW - YOLO	平均准确率为 94.4%	[56]
肉鸭	饮水、梳羽、伸展	RGB	IMX577	YOLOv7 - CRD	平均准确率为 94.4%	[57]
鹅	站立、采食、休息、行走、梳羽	RGB	EZVIZ CS - C8b	EML - SlowFast	平均准确率为 91.85%	[58]
肉鸡	喂食、饮水、行走、张喙	RGB	DH - IPC - HFW3433T - ZAS	YOLO - MAO	平均准确率为 98.95%	[59]
蛋鸡	采食、饮水、站立、梳羽、搜索	RGB	DS - 2CD3T47EWDV3 - L	YOLO v8n	平均准确率为 91.4%	[60]
肉鸡	跛行	RGB	高分辨率摄像头	决策树	平均准确率为 78%	[61]
鸡只	躺卧、采食、饮水	深度	Kinect V1 相机	形态学和二值化处理,均值预测模型	平均准确率为 84.2%	[62]
蛋鸡	采食、俯卧、站立	深度	Kinect V1 相机	基于 Matlab 的数字图像处理	平均准确率为 88.88%	[63]
肉鸡	行走	光流	罗技 C120	多级模型	方差为 0.9879	[64]
肉鸡	采食声	音频	Monacor ECM 3005	阈值分割	平均准确率为 86%	[70]
鸡只	鸡鸣声	音频	T&F - 91	SVM	平均准确率为 86%	[73]
鸡只	呼噜声	音频	Shure KSM137	K-means + 决策树	平均准确率为 73.4%	[74]
鸡只	呼噜声	音频	隔离箱自带麦克风	极限学习机 + SVM	平均准确率为 97.6%	[75]
蛋鸡	采食声	音频	Kinect 麦克风	SVM	平均准确率为 73.6%	[79]
肉鸡	鸣叫声	音频	SPU0414HR5H - SB	SVM	平均准确率为 73%	[80]
蛋鸡	个体追踪	文本 + RGB + IR	公开数据集	YOLOX + ByteTrack + SVM	平均准确率为 94.8%	[84]
肉种鸡	跛行	IR + RGB	FLIRTAU2640	随机森林	平均准确率为 96.2%	[86]

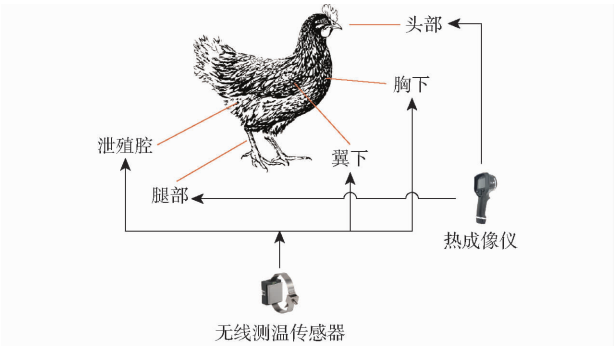


图 19　体温感知的主要模态

Fig. 19　Main modes of body temperature sensing

触式与使用红外热成像的非接触式两种测温方法[89-90]。

3.1　基于接触式传感器感知方法

接触式体温测量技术是将电子传感器直接放置在动物体表，利用传感元件的电气特性来感应和记录体温数据，从而实现对动物体温的精确测量。此方法以其设备结构的简洁性和测量结果的高准确性，在家禽体温自动化监测系统中得到了广泛应用，接触式体温数据采集系统如图 20 所示。OKADA 等[91]开发了一种集成温度敏感电阻和运动感应器的便携式无线监测装置，该设备能够在无障碍环境下，对家禽的体温和活动水平进行有效监测，监测范围可达 20 m。



图 20　穿戴式体温采集系统[91]

Fig. 20　Body-worn body temperature data acquisition system[91]

接触式测温方法在家禽领域的应用中需要研究测温部位。在对蛋鸡进行体温测量时，由于蛋鸡体型小巧，导致传感器的稳定安装变得具有挑战性。因此，在确定传感器的最佳安装位置时，需要综合考虑传感器与身体的贴合程度，达到对家禽日常活动干扰的最小化。一些学者设计了一种小巧的可穿戴传感器，其尺寸类似于硬币，可以方便地安装在鸡的腿部、胸部下方、翅膀下方以及泄殖腔附近，从而有效监测鸡的体温变化[92-94]。接触式传感器的功耗、待机时长、佩戴规模都是制约该技术大规模部署的突出问题。因此，研制兼具小尺寸、高精度与低能耗特性的测温传感器，构建高效无线数据通信系统以实现体温数据高质量采集，是未来的重要研究方向。

3.2　基于红外热成像感知方法

红外热成像模态不仅应用于家禽外表形态的感知，在非接触式测温领域也同样应用广泛。FERREIRA 等[95]使用 Testo 880 型红外热像仪采集实验鸡笼内雏鸡体表的平均温度。JACOB 等[96]使用 Testo 882 型红外热像仪采集肉鸡体表的平均温度。在家禽体温的监测方面，由于家禽体表羽毛覆盖面积较大，与无羽区的红外辐射水平存在较大差异[97]，所以测温部位的选定是研究的首要问题。为此一些学者开展了大量关于家禽头部温度测量精准性的研究。XIONG 等[98]使用 Fluke TI32 型红外热像仪采集高度为 1.65 m 范围内的肉鸡头部热成像图像。KIM 等[99]使用 CX320 红外热像仪采集蛋鸡面部热成像图像。

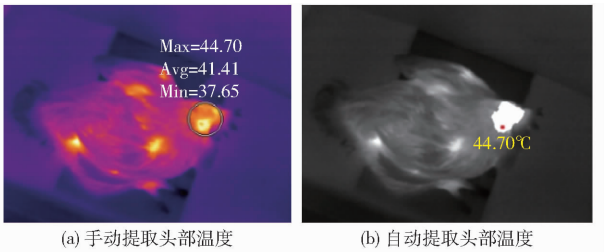
在实际应用过程中，环境因素与设备参数是影响红外热像仪家禽体温测温精度的主要因素（图 21），其中舍内温湿度、风速等环境条件会显著影响家禽体表温度感知效果。为此，学者采用特征级多模态融合方法以保障测温准确性。LINS 等[100]通过结合环境温湿度信息利用模糊神经网络模型，构建蛋鸡眼球和鸡冠温度预测模型。在使用红外热像仪采集图像时，拍摄距离、发射率及反射温度等设备参数需根据环境变化及时调整，其中发射率参数的设置对体表测温精度至关重要。SOERENSEN 等[101]通过试验证明母猪裸皮的发射率在 0.96 ~ 0.98 之间，测温效果最好。然而，在家禽体温感知领域中，该项研究仍是空白。因此，可以通过引入不同环境因素来自动调整设备参数的决策级多模态融合方法，达到在端节点精准感知体温的目的。也可以通过利用环境因素和设备参数的特征级多模态融合方法，构建家禽体温的回归动态关联模型，从而实现体温的精确估测。



图 21　红外热成像仪影响参数

Fig. 21　Infrared thermal imager impact parameters

在非接触式体温感知中，精确感知家禽的体表温度是研究基础，通过体表部位采集的温度数据建立与核心体温之间的映射模型是研究重点。沈明霞等[102]利用 YOLO v3 目标检测算法识别肉鸡头部红外图像，再结合环境温度、湿度，利用 BP 回归算法得出了肉鸡翼下温度反演模型（图 22）。



(a) 手动提取头部温度 (b) 自动提取头部温度

图 22 鸡只头部体温测量[102]

Fig. 22 Head temperature measurement of chicken[102]

姜来等[103]采用 YOLO v5s 深度学习算法识别红外图像中的肉鸡鸡头,然后分别引入多元线性回归和多元非线性回归以建立肉鸡鸡头区域温度与翅下温度的预测模型,从而实现自动体温检测。严煜等[104]将目标检测网络 YOLO v8s 和回归网络 ResNet50 相结合构建蛋鸡鸡脸温度与核心温度关联模型。宋道一等[105]提出一种基于多源图像融合的蛋鸡体温测量方法,通过整合热红外图像、近红外图像(Near infrared, NIR)和深度图像信息,并结合环境参数监测数据,实现规模化笼养条件下蛋鸡体温的精准、无接触式监测。WANG 等[106]提出一种多模态笼养蛋鸡体温监测方法。首先基于 YOLO v8n - mvc 模型定位 RGB 图像中的鸡头区域,随后通过多模态图像融合算法提取对应红外温度数据,最终结合深度相机的空间距离信息实现温度校准。

现有研究多聚焦于理想环境下的个体体温检测,然而在实际高密度养殖场景中,红外热成像因个体边界模糊问题导致单一模态检测精度显著下降。鉴于 RGB 图像的高分辨率优势,可通过其实现家禽个体及测温部位的精准分割,结合跨模态空间配准技术构建红外温度场映射,最终利用回归网络融合体温数据、环境参数、设备参数与家禽体质量、年龄等信息,通过目标感知决策级与体温预测特征级相结合的多模态融合策略,构建高精度体温感知模型。主要研究成果如表 3 所示。

表 3 体温多模态研究成果

Tab. 3 Results of multimodal research on body temperature

感知部位	模态	工具	检测方法	性能	文献序号
鸡背	数值	自研	电子元件测量	平均耗电量小于 1 μW	[91]
翼下	数值	DS18B20	遗传算法	平均误差为 ±0.029℃	[92]
翼下、鸡胸、鸡腿、鸡泄殖腔	数值	热敏电阻(503ET)	电子元件测量	翼下贴近鸡胸为最适宜的位置	[93]
雏鸡体表	IR	Testo 880	红外摄像机测量	探究了不同采食量时雏鸡体表温度的变化	[95]
肉鸡头部	IR	Fluke TI32	K-means + 椭圆拟合	头部表面温度的最大误差为 0.1℃	[98]
鸡眼、耳垂、鸡冠、鸡喙	IR	CX320	红外摄像机测量	鸡面部温度对热环境变化反应敏感	[99]
鸡眼、鸡冠	IR + 温湿度	Fluke Ti55ft	模糊神经网络	方差为 7.290 6	[100]
鸡头、鸡腿	IR + 温湿度	FLIR TAU2640	YOLO v3 + BP 神经网络	平均相对误差为 0.29%	[102]
鸡头、鸡胸	IR	FLIRE60	YOLO v5 + 多元线性回归	平均相对误差为 0.27%	[103]
鸡脸	IR	FLIR T530	YOLO v8s - Res2Net50	误差为 0.153℃	[104]
鸡头	配准图像 + 环境变量	RealSense L515 iRay P2	YOLO v8n + 随机森林	误差为 0.246℃	[105]
鸡头	IR	TB - 4117 - 3/s DF - 200 - 1080P LeShiAstraPro	YOLO v8n - MVC	平均相对误差为 0.27%	[106]

4 问题分析与发展展望

近年来,家禽健康信息智能感知技术研究取得显著进展,其核心在于外表形态、行为模式及核心体温参数等关键表型指标的精准获取。尽管国内外学者对信息感知技术做了大量研究与改进,在面向实际的应用场景还存在以下问题:

(1)家禽养殖模式多样,不同饲养模式下家禽行为特征差异显著。笼养环境中,家禽活动空间受限,导致智能感知设备难以完整捕捉行为细节,且笼具结构易对设备造成干扰,影响数据准确性;散养环境中,家禽活动范围广且行为随机性大,使得智能感知设备在多模态信息的持续追踪与稳定采集上面临挑战。目前,家禽表型信息采集方式缺乏标准化规范,且多数信息感知方法仅在研究者自建的理想实验室环境中开展,各环节变量与真实养殖场景存在差异,导致数据复用性较低。

(2)单一模态感知效果有限,各类模态在实际应用中所发现的问题如图 23 所示。在图像模态的感知方面,RGB 成像系统容易受到光照条件、观察角度、物体遮挡以及背景变动的干扰;光流分析不仅计算量大,难以实现即时数据处理,同时也无

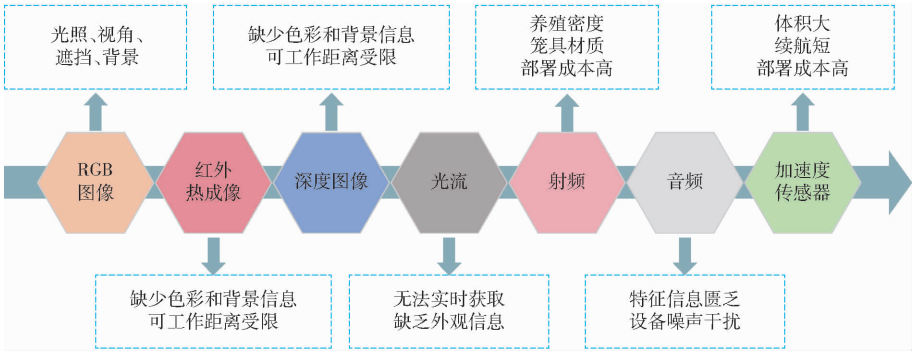


图 23　各类模态应用缺陷

Fig. 23　Various types of modal application defects

法提供目标的外观特征；三维深度传感虽然对视角和颜色变化具有较好的稳定性，但它不包含颜色信息，且其有效作用范围受限；红外传感技术尽管能够在一定程度上识别目标，但同样缺失了颜色和背景上下文，且对环境波动较为敏感。在音频模态的感知方面，动物的叫声与人类的语言相比，其特征信息的丰富性较低，加之养殖场中的设备噪声（如风扇和饲料机的运转声）会在信号处理时引入显著的干扰，影响最终的分析效果。在射频和加速度信息模态感知方面，高密度的养殖环境产生严重的通信干扰，造成 RFID 和惯性传感器无法有效地采集数据。并且对于小个体的家禽而言，惯性传感器的体积较大，在佩戴时会产生强烈的应激反应，并且在运动时会受到传感器的影响，降低采集数据的客观性。此外，穿戴式传感器在高密度场景中安装维护成本高，通信距离与电池续航能力也制约其规模化部署。

在物联网、机器人与人工智能技术高速迭代的时代背景下，为突破现有瓶颈，家禽健康信息智能感知技术将聚焦于高质量数据集构建、多模态融合模型创新及部署系统设计三大核心方向，发展趋势可以概括为：

（1）在未来的研究进程中，深度结合规模化养殖、生态散养等实际养殖需求，系统探查感知家禽表型信息的种类，涵盖生长发育指标、行为特征、健康状态等多维数据；同时，综合运用各类传感器，探究高效精准的数据采集方式。针对不同养殖场景与模式，建立差异化、精细化的信息感知体系。整合多源异构数据，构建起标准化、规范化且具备广泛适用性的多模态数据集，为后续研究筑牢数据根基。

（2）各模态在外观信息、运动信息、获取难度、信息数量、环境影响等方面各有优势和不足，因此，可以利用多源传感器融合技术，从不同模态数据中提取出互补的特征信息进行输入级和特征级融合，从而提高家禽健康信息在复杂养殖环境中的感知精度。这两种融合方式已被应用于医学影像[107]和行为识别[108-109]的相关研究中。决策级融合方式常被用于行为识别上[110]。通过构建多种单一模态的感知模型，采用取平均值、最大值、相乘、相加、注意力机制和知识蒸馏等方式将模型的预测分数进行模态融合。在今后的研究中，利用模态间信息的互补性，通过多种融合方式协同运作的混合策略，打破不同信息载体间的交互壁垒，实现感知数据的深度整合与高效利用，将成为推动家禽健康信息智能感知技术发展的关键方向。

（3）利用物联网与人工智能相结合的技术，研发智能信息感知端节点，减少传输网络的数据承载量，减轻边缘网络的通信压力，节省安装及维护通信设备的成本，提高通信网络的可靠性、稳定性和兼容性。为避免家禽的应激，还应考虑将传感器模块小型化，并延长续航时长。在此基础上，探索出更加高效的家禽健康信息感知模式，为家禽的生产性能管理、疾病健康检测、异常行为监测等提供良好的技术支撑。

参　考　文　献

[1] NKUKWANA T T. Global poultry production: current impact and future outlook on the South African poultry industry[J]. South African Journal of Animal Science, 2019, 48(5): 869.

[2] RUIZ-GARCIA L, LUNADEI L, BARREIRO P, et al. A review of wireless sensor technologies and applications in agriculture and food industry: state of the art and current trends[J]. Sensors, 2009, 9(6): 4728-4750.

[3] 许译丹，谢秋菊，刘洪贵，等. 家禽精细养殖过程中的监测方法研究进展[J]. 家畜生态学报，2019，40(2)：80-85.
XU Yidan, XIE Qiuju, LIU Honggui, et al. Research progress on monitoring methods in the process of poultry precision farming [J]. Journal of Domestic Animal Ecology, 2019, 40(2): 80-85. (in Chinese)

[4] HE P, CHEN Z, YU H, et al. Research progress in the early warning of chicken diseases by monitoring clinical symptoms[J]. Applied Sciences, 2022, 12(11): 5601.
[5] OJO R O, AJAYI A O, OWOLABI H A, et al. Internet of things and machine learning techniques in poultry health and welfare management: a systematic literature review[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 200: 107266.
[6] 李道亮,赵晔,杜壮壮.农业领域多模态融合技术方法与应用研究进展[J].农业机械学报,2025,56(1):1-15.
LI Daoliang, ZHAO Ye, DU Zhuangzhuang. Advances in multi-modal fusion techniques and applications in agricultural field [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(1): 1-15. (in Chinese)
[7] GUO Y, CHAI L, AGGREY S E, et al. A machine vision-based method for monitoring broiler chicken floor distribution[J]. Sensors, 2020, 20(11): 3179.
[8] ZHUANG X, BI M, GUO J, et al. Development of an early warning algorithm to detect sick broilers[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2018, 144: 102-113.
[9] 李亚硕, 毛文华, 胡小安, 等. 基于机器视觉识别鸡冠颜色的病鸡检测方法[J]. 机器人技术与应用, 2014(5): 23-25.
LI Yashuo, MAO Wenhua, HU Xiao'an, et al. A method for detecting sick chickens based on the recognition of the comb color of chickens using machine vision[J]. Robot Technique and Application, 2014(5): 23-25. (in Chinese)
[10] CAO L, XIAO Z, LIAO X, et al. Automated chicken counting in surveillance camera environments based on the point supervision algorithm: LC-DenseFCN[J]. Agriculture, 2021, 11(6): 493.
[11] 赵春江,梁雪文,于合龙, 等. 基于改进 YOLO v7 的笼养鸡/蛋自动识别与计数方法[J].农业机械学报,2023,54(7):300-312.
ZHAO Chunjiang, LIANG Xuewen, YU Helong, et al. Automatic identification and counting method of caged hens and eggs based on improved YOLO v7[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(7): 300-312. (in Chinese)
[12] LI J, SU H, ZHENG X, et al. Study of a querypnet model for accurate detection and segmentation of goose body edge contours [J]. Animals, 2022, 12(19): 2653.
[13] JIANG K, XIE T, YAN R, et al. An attention mechanism-improved YOLOV7 object detection algorithm for hemp duck count estimation[J]. Agriculture, 2022, 12(10): 1659.
[14] ZHENG X, LI F, LIN B, et al. A two-stage method to detect the sex ratio of hemp ducks based on object detection and classification networks[J]. Animals, 2022, 12(9): 1177.
[15] DE WET L, VRANKEN E, CHEDAD A, et al. Computer-assisted image analysis to quantify daily growth rates of broiler chickens[J]. British Poultry Science, 2003, 44(4): 524-532.
[16] MOLLAH MD B R, HASAN MD A, SALAM MD A, et al. Digital image analysis to estimate the live weight of broiler[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2010, 72(1): 48-52.
[17] AMRAEI S, ABDANAN M S, SALARI S. Broiler weight estimation based on machine vision and artificial neural network[J]. British Poultry Science, 2017, 58(2): 200-205.
[18] MORTENSEN A K, LISOUSKI P, AHRENDT P. Weight prediction of broiler chickens using 3D computer vision[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2016, 123: 319-326.
[19] 王琳, 孙传恒, 李文勇, 等. 基于深度图像和 BP 神经网络的肉鸡体质量估测模型[J]. 农业工程学报, 2017, 33(13): 199-205.
WANG Lin, SUN Chuanheng, LI Wenyong, et al. Establishment of broiler quality estimation model based on depth image and BP neural network[J]. Transactions of the CSAE, 2017, 33(13): 199-205. (in Chinese)
[20] ZHENG H, MA C, LIU D, et al. Weight prediction method for individual live chickens based on single-view point cloud information[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2025, 234: 110232.
[21] PICHOVÁ K, BILČÍK B. Assessment of the effect of housing on feather damage in laying hens using IR thermography[J]. Animal, 2017, 11(4): 661-669.
[22] ZHAO Y, XIN H, DONG B. Use of infrared thermography to assess laying-hen feather coverage[J]. Poultry Science, 2013, 92(2): 295-302.
[23] 杨断利, 张然, 陈辉, 等. 蛋鸡羽毛覆盖度计算及其与体温关系研究[J]. 农业机械学报, 2022, 53(10): 242-251,276.
YANG Duanli, ZHANG Ran, CHEN Hui, et al. Calculation of feather coverage and relationship between coverage and body temperature in laying hens[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(10): 242-251, 276. (in Chinese)
[24] 贾雁琳, 薛皓, 周子轩, 等. 基于红外热成像技术的笼内死鸡自动识别方法[J]. 河北农业大学学报, 2023, 46(3): 105-112.
JIA Yanlin, XUE Hao, ZHOU Zixuan, et al. Automatic identification method for dead chicken in cage based on infrared thermal imaging technology[J]. Journal of Hebei Agricultural University, 2023, 46(3): 105-112. (in Chinese)
[25] 贾雁琳. 基于鸡头红外热成像图的笼内死鸡与活鸡分类方法研究[D]. 保定: 河北农业大学, 2022.
JIA Yanlin. Study on classification method of dead and live chickens in cage based on infrared thermal imaging of chicken head [D]. Baoding: Hebei Agricultural University, 2022. (in Chinese)
[26] FANG C, ZHUANG X, ZHENG H, et al. The posture detection method of caged chickens based on computer vision[J]. Animals, 2024, 14(21): 3059.

[27] 毕敏娜，张铁民，庄晓霖，等. 基于鸡头特征的病鸡识别方法研究[J]. 农业机械学报，2018，49(1)：51－57.
BI Minna，ZHANG Tiemin，ZHUANG Xiaolin，et al. Recognition method of sick yellow feather chicken based on head features[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery，2018，49(1)：51－57.(in Chinese)
[28] 赵一名，沈明霞，刘龙申，等. 基于改进 YOLO v5s 和图像融合的笼养鸡死鸡检测方法研究[J]. 南京农业大学学报，2024，47(2)：369－382.
ZHAO Yiming，SHEN Mingxia，LIU Longshen，et al. Study on the method of detecting dead chickens in caged chicken based on improved YOLO v5s and image fusion[J]. Journal of Nanjing Agricultural University，2024，47(2)：369－382.(in Chinese)
[29] 郝宏运，姜伟，罗升，等. 基于彩色与热红外图像信息融合的肉鸡死鸡识别方法[J]. 农业机械学报，2025，56(1)：47－55.
HAO Hongyun，JIANG Wei，LUO Sheng，et al. Detection of dead broilers based on fusion of color and thermal infrared image information[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery，2025，56(1)：47－55.(in Chinese)
[30] 张小敏. 基于 RGB－D－T 三维模型的黄羽肉鸡羽毛损伤与体重检测方法研究[D]. 杭州：浙江大学，2023.
ZHANG Xiaomin. Research on the detection methods of feather damage and body weight for yellow-feathered broilers based on RGB－D－T three-dimensional model[D]. Hangzhou：Zhejiang University，2023.(in Chinese)
[31] CAO Y，CHEN L，YUAN Y，et al. Cucumber disease recognition with small samples using image-text-label-based multi-modal language model[J]. Computers and Electronics in Agriculture，2023，211：107993.
[32] URSINUS W W，VAN REENEN C G，KEMP B，et al. Tail biting behaviour and tail damage in pigs and the relationship with general behaviour：predicting the inevitable？[J]. Applied Animal Behaviour Science，2014，156：22－36.
[33] LI L，DI M，XUE H，et al. Feature selection model based on IWOA for behavior identification of chicken[J]. Sensors，2022，22(16)：6147.
[34] 李丽华，刘志伟，赵学谦，等. 基于加速度传感器的本交笼种鸡个体行为监测与识别[J]. 农业机械学报，2019，50(12)：247－254.
LI Lihua，LIU Zhiwei，ZHAO Xueqian，et al. Monitoring and identification of natural mating cage breeding chickens individual behavior based on acceleration sensor[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery，2019，50(12)：247－254.(in Chinese)
[35] USHERWOOD J R，STAVROU M，LOWE J C，et al. Flying in a flock comes at a cost in pigeons[J]. Nature，2011，474(7352)：494－497.
[36] USHERWOOD J R，HEDRICK T L，MCGOWAN C P，et al. Dynamic pressure maps for wings and tails of pigeons in slow，flapping flight，and their energetic implications[J]. Journal of Experimental Biology，2005，208(2)：355－369.
[37] 何灿隆，沈明霞，刘龙申，等. 基于加速度传感器的肉鸡步态检测方法研究与实现[J]. 南京农业大学学报，2019，42(2)：365－372.
HE Canlong，SHEN Mingxia，LIU Longshen，et al. The research and realization of the method for the gait detection in broilers based on acceleration sensor[J]. Journal of Nanjing Agricultural University，2019，42(2)：365－372.(in Chinese)
[38] LI L，WANG Z，HOU W，et al. A recognition method for aggressive chicken behavior based on machine learning[J]. IEEE Access，2024，12：24762－24775.
[39] LI L，ZHAO Y，JOFRAN O. A UHF RFID system for studying individual feeding and nesting behaviors of group-housed laying hens[J]. Transactions of the ASABE，2017，60(16)：723－735.
[40] 戴嫚嫚. 基于 RFID 信号特征的感知识别技术研究与应用[D]. 南京：南京邮电大学，2024.
DAI Manman. Research and application of perception and recognition technology based on RFID signal characteristics[D]. Nanjing：Nanjing University of Posts and Telecommunications，2024.(in Chinese)
[41] 李久熙，杜华兴，王春山，等. 笼养种鸡种蛋自动标记系统设计与实现[J]. 河北农业大学学报，2021，44(4)：119－125.
LI Jiuxi，DU Huaxing，WANG Chunshan，et al. Design and implementation of egg automatic marking system of caged laying hens[J]. Journal of Hebei Agricultural University，2021，44(4)：119－125.(in Chinese)
[42] SALES G T，GREEN A R，GATES R S，et al. Quantifying detection performance of a passive low-frequency RFID system in an environmental preference chamber for laying hens[J]. Computers and Electronics in Agriculture，2015，114：261－268.
[43] TAYLOR P，HEMSWORTH P，GROVES P，et al. Ranging behaviour of commercial free-range broiler chickens 2：individual variation[J]. Animals，2017，7(7)：55.
[44] LARSEN H，CRONIN G，GEBHARDT-HENRICH S，et al. Individual ranging behaviour patterns in commercial free-range layers as observed through rfid tracking[J]. Animals，2017，7(12)：21.
[45] 赵学谦，薛皓，于尧，等. 基于 RSSI 的笼内鸡只定位方法研究[J]. 河北农业大学学报，2023，46(6)：95－102.
ZHAO Xueqian，XUE Hao，YU Yao，et al. Research on positioning method of chickens in cages based on RSSL ranging[J]. Journal of Hebei Agricultural University，2023，46(6)：95－102.(in Chinese)
[46] XUE H，LI L，WEN P，et al. A machine learning-based positioning method for poultry in cage environments[J]. Computers and Electronics in Agriculture，2023，208：107764.
[47] LAO F，BROWN-BRANDL T，STINN J P，et al. Automatic recognition of lactating sow behaviors through depth image processing[J]. Computers and Electronics in Agriculture，2016，125：56－62.
[48] DANILO F P，BRUNO C B M，GUILHERME D N M，et al. Machine vision to identify broiler breeder behavior[J]. Computers and Electronics in Agriculture，2013，99：194－199.

[49] WANG J, WANG N, LI L, et al. Real-time behavior detection and judgment of egg breeders based on YOLO v3[J]. Neural Computing and Applications, 2020, 32(10): 5471 – 5481.

[50] 李娜, 任昊宇, 任振辉, 等. 基于深度学习的群养鸡只行为监测方法研究[J]. 河北农业大学学报, 2021, 44(2): 117 – 121.
LI Na, REN Haoyu, REN Zhenhui, et al. Research of behavior monitoring method of flock hens based on deep learning[J]. Journal of Hebei Agricultural University, 2021, 44(2): 117 – 121. (in Chinese)

[51] 陈佳, 丁奇安, 刘龙申, 等. 基于 YOLO v5 与短时跟踪的鸡只呼吸道疾病早期检测[J]. 农业机械学报, 2023, 54(1): 271 – 279.
CHEN Jia, DING Qi'an, LIU Longshen, et al. Early detection of broilers respiratory diseases based on YOLO v5 and short time tracking[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(1): 271 – 279. (in Chinese)

[52] ZU L, CHU X, WANG Q, et al. Joint feature target detection algorithm of beak state based on YOLO v5[J]. IEEE Access, 2023, 11: 64458 – 64467.

[53] 杨断利, 王永胜, 陈辉, 等. 基于 SEEC – YOLO v5s 的散养蛋鸡日常行为识别与统计系统[J]. 农业机械学报, 2023, 54(9): 316 – 328.
YANG Duanli, WANG Yongsheng, CHEN Hui, et al. Daily behavior recognition and real-time statistics system of free-range laying hens based on SEEC – YOLO v5s[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(9): 316 – 328. (in Chinese)

[54] GU Y, WANG S, YAN Y, et al. Identification and analysis of emergency behavior of cage-reared laying ducks based on YOLO v5[J]. Agriculture, 2022, 12(4): 485.

[55] 刘啸虎, 肖德琴, 刘又夫, 等. 基于 Faster R – CNN 和时序统计的肉鸭行为节律分析[J]. 中国家禽, 2023, 45(11): 95 – 104.
LIU Xiaohu, XIAO Deqin, LIU Youfu, et al. Analysis on rhythmic behavior of meat ducks based on Faster R – CNN and time-series statistics[J]. China Poultry, 2023, 45(11): 95 – 104. (in Chinese)

[56] XIAO D, WANG H, LIU Y, et al. DHSW – YOLO: a duck flock daily behavior recognition model adaptable to bright and dark conditions[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 225: 109281.

[57] ZHAO S, BAI Z, HUO L, et al. Deep learning-based approach for behavior recognition and pose estimation in cage-reared ducks: leveraging cage-net elimination to propel precision improvement[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2025, 236: 110469.

[58] WANG J, DU Z, WEN B, et al. EML – SlowFast: a behavior recognition model for lion-head goose[J]. Poultry Science, 2025, 104(8): 105221.

[59] 夏元天,寇旭鹏,薛洪成, 等. 基于改进 YOLO – MAO 检测框架的笼养白羽肉鸡行为检测方法[J]. 农业机械学报, 2024, 55(11): 103 – 111.
XIA Yuantian, KOU Xupeng, XUE Hongcheng et al. Behavior detection algorithm for caged white-feather broilers based on improved YOLO detection framework[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(11): 103 – 111. (in Chinese)

[60] 杨断利,齐俊林,陈辉,等. 基于改进 YOLO v8n 模型的散养蛋鸡个体行为识别方法与差异分析[J]. 农业机械学报, 2024, 55(11): 112 – 123.
YANG Duanli, QI Junlin, CHEN Hui, et al. Individual behavioral identification and differential analysis of free-range laying hens based on improved YOLO v8n model[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(11): 112 – 123. (in Chinese)

[61] 沈明霞, 李嘉位, 陆明洲, 等. 基于动态多特征变量的黄羽肉鸡跛行状态定量评价方法[J]. 农业机械学报, 2018, 49(9): 34 – 44.
SHEN Mingxia, LI Jiawei, LU Mingzhou, et al. Evaluation method of limping status of broilers based on dynamic multi-feature variables[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(9): 34 – 44. (in Chinese)

[62] DU X, TENG G. An automatic detection method for abnormal laying hen activities using a 3D depth camera[J]. Engenharia Agrícola, 2021, 41(3): 263 – 270.

[63] 劳凤丹, 杜晓冬, 滕光辉, 等. 基于深度图像的蛋鸡行为识别方法[J]. 农业机械学报, 2017, 48(1): 155 – 162.
LAO Fengdan, DU Xiaodong, TENG Guanghui, et al. Automatic recognition method of laying hen behaviors based on depth image processing[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(1): 155 – 162. (in Chinese)

[64] COLLES F M, CAIN R J, NICKSON T, et al. Monitoring chicken flock behaviour provides early warning of infection by human pathogen *Campylobacter*[J]. Proceedings of the Royal Society B: Biological Sciences, 2016, 283(1822): 20152323.

[65] DAWKINS M S, CAIN R, MERELIE K, et al. In search of the behavioural correlates of optical flow patterns in the automated assessment of broiler chicken welfare[J]. Applied Animal Behaviour Science, 2013, 145(1 – 2): 44 – 50.

[66] 詹健浩, 吴鸿伟, 周成祖, 等. 基于深度学习的行为识别多模态融合方法综述[J]. 计算机系统应用, 2023, 32(1): 41 – 49.
ZHAN Jianhao, WU Hongwei, ZHOU Chengzu, et al. Survey on multi-modality fusion methods for action recognition based on deep learning[J]. Computer Systems & Applications, 2023, 32(1): 41 – 49. (in Chinese)

[67] WANG X, ZHAO X, HE Y, et al. Cough sound analysis to assess air quality in commercial weaner barns[J]. Computers and

Electronics in Agriculture, 2019, 160: 8 – 13.

[68] 宗超, 曹晏飞, 曹孟冰, 等. 笼养和栖架养殖模式下蛋鸡的发声特征[J]. 农业工程学报, 2021, 37(6): 135 – 141.
ZONG Chao, CAO Yanfei, CAO Mengbing, et al. Vocalization characteristics of laying hens under cage and perch systems [J]. Transactions of the CSAE, 2021, 37(6): 135 – 141. (in Chinese)

[69] 余礼根, 滕光辉, 李保明, 等. 栖架养殖模式下蛋鸡发声分类识别[J]. 农业机械学报, 2013, 44(9): 236 – 242.
YU Ligen, TENG Guanghui, LI Baoming, et al. Classification methods of vocalization for laying hens in perch system[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2013, 44(9): 236 – 242. (in Chinese)

[70] AYDIN A, BAHR C, BERCKMANS D, et al. A real-time monitoring tool to automatically measure the feed intakes of multiple broiler chickens by sound analysis[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2015, 114: 1 – 6.

[71] SUN Z, ZHANG M, LIU J, et al. Research on white feather broiler health monitoring method based on sound detection and transfer learning[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 214: 108319.

[72] YIN J J, LI W G, LIU Y F, et al. Sex identification of ducklings based on acoustic signals[J]. Poultry Science, 2024, 103(6): 103711.

[73] HUANG J, WANG W, ZHANG T. Method for detecting avian influenza disease of chickens based on sound analysis[J]. Biosystems Engineering, 2019, 180: 16 – 24.

[74] CARPENTIER L, VRANKEN E, BERCKMANS D, et al. Development of sound-based poultry health monitoring tool for automated sneeze detection[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2019, 162: 573 – 581.

[75] CUAN K, ZHANG T, HUANG J, et al. Detection of avian influenza-infected chickens based on a chicken sound convolutional neural network[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2020, 178: 105688.

[76] CARROLL B T, ANDERSON D V, DALEY W, et al. Detecting symptoms of diseases in poultry through audio signal processing[C]// 2014 IEEE Global Conference on Signal and Information Processing (GlobalSIP). IEEE, 2014: 1132 – 1135.

[77] RIZWAN M, CARROLL B T, ANDERSON D V, et al. Identifying rale sounds in chickens using audio signals for early disease detection in poultry[C]//2016 IEEE Global Conference on Signal and Information Processing (GlobalSIP). IEEE, 2016: 55 – 59.

[78] BANAKAR A, SADEGHI M, SHUSHTARI A. An intelligent device for diagnosing avian diseases: newcastle, infectious bronchitis, avian influenza[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2016, 127: 744 – 753.

[79] DU X, LAO F, TENG G. A sound source localisation analytical method for monitoring the abnormal night vocalisations of poultry[J]. Sensors, 2018, 18(9): 2906.

[80] JAKOVLJEVIC N, MALJKOVIC N, MISKOVIC D, et al. A broiler stress detection system based on audio signal processing [C]//2019 27th Telecommunications Forum (TELFOR). IEEE, 2019: 1 – 4.

[81] SHAHBAZI M, MOHAMMADI K, DERAKHSHANI S M, et al. Deep learning for laying hen activity recognition using wearable sensors[J]. Agriculture, 2023, 13(3): 738.

[82] 杜晓冬, 滕光辉, 王朝元, 等. 基于声谱图纹理特征的蛋鸡发声分类识别[J]. 农业机械学报, 2019, 50(9): 215 – 220.
DU Xiaodong, TENG Guanghui, WANG Chaoyuan, et al. Classification and recognition of laying hens' vocalization based on texture features of spectrogram[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(9): 215 – 220. (in Chinese)

[83] 衡一帆,盛哲雅,严煜, 等. 基于改进 MobileNetV3 的笼养蛋鸡声音分类识别方法[J].农业机械学报,2025,56(4):427 – 435.
HENG Yifan, SHENG Zheya, YAN Yu, et al. Method for sound classification and recognition for caged laying hens based on improved MobileNetV3[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2025,56(4):427 – 435. (in Chinese)

[84] YANG X, DAI H, WU Z, et al. Sam for poultry science[J]. arXiv Preprint, arXiv:2305.10254, 2023.

[85] TAN C, CAO Q, LI Y, et al. On the promises and challenges of multimodal foundation models for geographical, environmental, agricultural, and urban planning applications[J]. arXiv Preprint, arXiv:2312.17016, 2023.

[86] 许志强, 沈明霞, 刘龙申, 等. 基于红外热图像的肉鸡腿部异常检测方法[J]. 南京农业大学学报, 2021, 44(2): 384 – 393.
XU Zhiqiang, SHEN Mingxia, LIU Longshen, et al. Abnormal recognition method of broiler leg based on infrared thermal image[J]. Journal of Nanjing Agricultural University, 2021, 44(2): 384 – 393. (in Chinese)

[87] LACEY B, HAMRITA T K, LACY M P, et al. Assessment of poultry deep body temperature responses to ambient temperature and relative humidity using an on-line telemetry system[J]. Transactions of the ASAE, 2000, 43(3): 717 – 721.

[88] 何东健, 刘冬, 赵凯旋, 等. 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, et al. 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)

[89] ZHANG Z, ZHANG H, LIU T. Study on body temperature detection of pig based on infrared technology: a review[J]. Artificial Intelligence in Agriculture, 2019, 1: 14 – 26.

[90] 张小栓, 张梦杰, 王磊, 等. 畜牧养殖穿戴式信息监测技术研究现状与发展分析[J]. 农业机械学报, 2019, 50(11): 1 – 14.
ZHANG Xiaoshuan, ZHANG Mengjie, WANG Lei, et al. Research status and development analysis of wearable information

monitoring technology in animal husbandry[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(11): 1 - 14. (in Chinese)

[91] OKADA H, ITOH T, SUZUKI K, et al. Wireless sensor system for detection of avian influenza outbreak farms at an early stage [C]// 2009 IEEE Sensors. Christchurch: IEEE, 2009: 1374 - 1377.

[92] 李丽华. 蛋鸡体温与生产性能参数动态监测关键技术研究及应用[D]. 保定: 河北农业大学, 2014.
LI Lihua. Study and application on dynamic monitoring key technologies of layer temperature and production performance parameters[D]. Baoding: Hebei Agricultural University, 2014. (in Chinese)

[93] 杨威. 蛋鸡穿戴式无线体温感知设备的开发及体温监测实验研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2017.
YANG Wei. Development of wireless wearable sensor equipment for monitoring layers' body temperature and experiment research[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2017. (in Chinese)

[94] AGGREY S E. Logistic nonlinear mixed effects model for estimating growth parameters[J]. Poultry Science, 2009, 88(2): 276 - 280.

[95] FERREIRA V, FRANCISCO N, BELLONI M, et al. Infrared thermography applied to the evaluation of metabolic heat loss of chicks fed with different energy densities[J]. Revista Brasileira de Ciência Avícola, 2011, 13(2): 113 - 118.

[96] JACOB F G, BARACHO M D S, NÄÄS I D A, et al. The use of infrared thermography in the identification of pododermatitis in broilers[J]. Engenharia Agrícola, 2016, 36(2): 253 - 259.

[97] MOGHBELI D M, BARAZANDEH A, SATTAEI M M, et al. Evaluation of body surface temperature in broiler chickens during the rearing period based on age, air temperature and feather condition[J]. Iranian Journal of Applied Animal Science, 2018, 8(3): 499 - 504.

[98] XIONG X, LU M, YANG W, et al. An automatic head surface temperature extraction method for top-view thermal image with individual broiler[J]. Sensors, 2019, 19(23): 5286.

[99] KIM N Y, KIM S J, OH M, et al. Changes in facial surface temperature of laying hens under different thermal conditions[J]. Animal Bioscience, 2021, 34(7): 1235 - 1242.

[100] LINS A C S S, LOURENÇONI D, YANAGI T, et al. Neuro-fuzzy modeling of eyeball and crest temperatures in egg-laying hens[J]. Engenharia Agrícola, 2021, 41(1): 34 - 38.

[101] SOERENSEN D D, CLAUSEN S, MERCER J B, et al. Determining the emissivity of pig skin for accurate infrared thermography[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2014, 109: 52 - 58.

[102] 沈明霞, 陆鹏宇, 刘龙申, 等. 基于红外热成像的白羽肉鸡体温检测方法[J]. 农业机械学报, 2019, 50(10): 222 - 229.
SHEN Mingxia, LU Pengyu, LIU Longshen, et al. Body temperature detection method of ross broiler based on infrared thermography[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(10): 222 - 229. (in Chinese)

[103] 姜来, 王英超, 霍晓静, 等. 基于红外图像的笼养白羽肉鸡体温检测方法[J]. 华南农业大学学报, 2024, 45(2): 304 - 310.
JIANG Lai, WANG Yingchao, HUO Xiaojing, et al. Temperature detection method of caged white feather broilers based on infrared image[J]. Journal of South China Agricultural University, 2024, 45(2): 304 - 310. (in Chinese)

[104] 严煜,盛哲雅,谷月, 等. 非接触式笼养蛋鸡核心体温检测方法[J]. 农业机械学报,2024,55(8):312 - 321.
YAN Yu, SHENG Zheya, GU Yue, et al. Non-contact core body temperature detection method for caged laying hens[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(8): 312 - 321. (in Chinese)

[105] 宋道一,罗升,朱玉华, 等. 基于多源图像和环境信息融合的规模化养殖蛋鸡体温测量方法[J]. 农业机械学报, 2025, 56(1): 37 - 46.
SONG Daoyi, LUO Sheng, ZHU Yuhua, et al. Temperature measurement method for commercially farmed layer hens based on multi-source image and environmental data fusion[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(1): 37 - 46. (in Chinese)

[106] WANG P, WU P, WANG C, et al. Chicken body temperature monitoring method in complex environment based on multi-source image fusion and deep learning[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2025, 228: 109689.

[107] 吴柄萱. 精准手求导航中的多模态影像分析与增强现实可视化关健技术研究[D]. 合肥: 中国科学技术大学, 2024.
WU Bingxuan. Research on multimodal lmage analysis and augmented reality visualization in precise surgical navigation[D]. Hefei: University of Science and Technology of China, 2024. (in Chinese)

[108] MUNRO J, DAMEN D. Multi-modal domain adaptation for fine-grained action recognition[C]// Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2020: 122 - 132.

[109] DUAN H, ZHAO Y, CHEN K, et al. Revisiting skeleton-based action recognition[C]// Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2022: 2969 - 2978.

[110] WU H, MA X, LI Y. Spatiotemporal multimodal learning with 3D CNNs for video action recognition[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2022, 32(3): 1250 - 1261.