生猪智能检测技术研究进展与未来展望

肖德琴[1,2,3*]，吕玉定[1,2]，黄一桂[1,2]，爨凯旋[1,2]

（1. 华南农业大学 数学与信息学院，广东广州 510642，中国；2. 农业农村部华南热带智慧农业技术重点实验室，广东广州 510642，中国；3. 广东省农业大数据工程技术研究中心，广东广州 510642，中国）

摘 要：［**目的/意义**］生猪智能检测技术是推动养殖业由传统模式向智能化、精准化转型的重要支撑，对于保障动物福利和提升产业效益具有重要意义。本文旨在系统梳理当前生猪智能检测领域的研究进展与应用现状，为后续技术发展与产业应用提供参考。［**进展**］在研究进展方面，本文从5类源数据出发，综述了典型算法与应用，包括基于红外图像的体温检测、基于可见光图像的健康分析、基于三维图像的体重估测、基于可穿戴传感器的健康监测，以及基于音频信号的异常识别。同时，归纳了智能检测装备的研发与应用情况，涵盖估重设备、健康监测装置和巡检机器人，分析了其在体重评估、行为识别和生理监测中的实践价值。研究表明，生猪智能检测技术已在多个方向展现出良好应用前景，但在算法鲁棒性、设备成本控制和规模化验证等方面仍存在明显不足。［**结论/展望**］未来研究应聚焦多模态数据融合、轻量化模型部署及环境自适应校准，并进一步探索基于大数据的生长预测模型与行为节律分析，以提升检测的精度和推广的可行性。

关键词：生猪智能检测；智能养殖；多源数据；智能检测技术；智能检测装备

中图分类号：S24 **文献标识码：**A **文章编号：**SA202507048

引用格式：肖德琴, 吕玉定, 黄一桂, 爨凯旋. 生猪智能检测技术研究进展与未来展望[J]. 智慧农业(中英文), 2026, 8(1): 86-103. DOI：10.12133/j.smartag.SA202507048

XIAO Deqin, LÜ Yuding, HUANG Yigui, CUAN Kaixuan. Research Progress and Future Prospects of Pig Intelligent Detection Technology[J]. Smart Agriculture, 2026, 8(1): 86-103. DOI：10.12133/j.smartag.SA202507048 (in Chinese with English abstract)

0 引 言

生猪养殖在全球畜牧业中占据重要地位，为人类提供了丰富的优质肉类资源。中国是全球最大的猪肉生产国，也是最大的猪肉消费国，猪肉的总产量和总消费量占世界的50%以上[1]。国家统计局数据显示，2024年中国生猪出栏70 256万头，猪肉产量为5 706万t，生猪产业规模在全球首屈一指。这一庞大规模不仅凸显了生猪产业对食品安全和国民经济的重要意义，同时也对养殖方式、疾病防控和管理效率提出了更高要求。随着养殖规模的不断扩大，传统的人工检测方式在效率、准确性和动物福利等方面暴露出明显不足。人工称重、体温测量和健康观察不仅耗时耗力，还易引起猪只应激反应，难以适应现代化、智能化养殖需求。在此背景下，中国养殖业也正逐步从传统的养殖模式向规模化、集约化以及智能化方向发展[2]，基于信息技术和人工智能的智能检测技术逐渐成为推动生猪养殖转型升级的重要手段。绿色可持续的智能化工厂养殖模式是生猪养殖业未来的发展趋势，能够实现养殖过程的规范化、精准化与高效化[3]。

智能检测技术通过可见光、红外、3D摄像头和可穿戴传感器等设备获取5种不同的数据类型（表1），借助计算机视觉、深度学习和物联网技术，实现了猪只体温、行为、体重等的自动化检测和实时监控。例如，视频监测和深度学习结合可以识别猪只的行为，并对结果进行统计分析来量化猪只的行为模式，通过行为模式监测评估猪只健康状况[4]；人工智能（Artificial Intelligence, AI）支持的摄像系统可自动检测猪群卧姿，用于疾病和应激状

收稿日期：2025-07-30

基金项目：国家重点研发计划项目（2021YFD200802）；广东省现代农业产业体系智慧农业关键共性技术创新团队（2024CXTD28）

*通信作者：肖德琴，博士，教授，研究方向为物联网、农业图像视频处理。E-mail：deqinx@scau.edu.cn

copyright©2026 by the authors （登录www.smartag.net.cn免费获取电子版全文）

态预警[5]；基于多模型技术将病例文本与疾病图像结合提高猪只疾病诊断准确率[6]，显示了智能检测技术在疾病辅助诊断中的应用潜力。与传统的人工检测方法相比，智能化检测提高了检测的效率和准确性，可以显著节约时间和人力成本，有助于及时发现和处理潜在的健康问题，从而降低疾病传播的风险，保障猪只的健康成长。

表1 生猪智能检测算法所需的数据类型

Table 1 Types of data required by the intelligent pig detection algorithm

数据类型	描述	应用方向
红外图像	通过红外摄像头采集的图像数据	检测生猪的体温，用于健康监测和疾病预警
可见光图像	通过可见光摄像头采集到的图像或者视频数据	猪只行为识别、体重估计、盘点、异常识别特征等数据识别
深度图像	通过深度相机来获取猪只的三维形态信息	对猪只体尺、体重的估测
传感器数据	从三轴加速度传感器、温度传感器、振动传感器采集到的猪只行为、生理数据	猪只的活动水平识别、体温、行为
音频数据	通过音频监控系统提取得到的猪只声音数据	猪只异常声音（咳嗽）识别、发情识别

目前，生猪智能检测技术已在多个领域得到广泛应用。在规模化养殖企业中，如牧原集团通过开发应用物联网平台和大数据分析模型，实现了养猪全场景数据的高效管控，能够精确检测猪只的采食量、运动步数甚至咳嗽频率[7]。部分养殖公司与科技企业合作，利用图像识别技术为每头猪只建立档案，结合声学特征和红外线测温技术，通过猪的体温、咳嗽、叫声等判断其健康状况，预警疫情。例如，阿里云与四川特驱集团合作的智能养猪方案，使母猪每年多生仔数量增加，死亡率降低[8]。智能检测技术的应用，不仅提高了养殖管理的自动化程度，也为养殖者提供了更加科学和高效的管理手段。尽管智能检测算法在生猪养殖中的应用前景广阔，但仍存在一些挑战和问题。在算法性能层面，复杂养殖环境下的光照变化、猪群遮挡等因素，易导致检测精度下降；在设备层面，高分辨率传感器及边缘计算设备的采购运维成本较高。上述问题的有效解决，将直接影响智能化养猪技术的产业化进程。

本文基于红外、可见光、深度图像及声音等多源数据特征，系统梳理了猪只行为识别、体温监测、体重估算等核心算法的技术原理与应用进展，并结合行业痛点，对未来发展方向进行前瞻性探讨，旨在为中国智能工厂化生猪养殖提供参考，促进中国生猪养殖业的智能化转型和升级。

1 生猪智能检测算法

为系统梳理生猪检测领域的技术进展，本文对当前主流算法进行了分类总结，如表2所示。

表2 生猪智能检测主流算法

Table 2 Mainstream algorithms for intelligent pig detection

算法类型	检测指标	优点	缺点
基于红外图像的体温检测	耳根/前额/眼睛/腹部温度（最大值、平均值）	非接触式测量，减少应激与交叉感染	遮挡时精度下降（如侧卧）；环境温度干扰
基于可见光的行为识别	采食、攻击、站立、坐姿等行为	成本低，部署方便；识别准确率高（>95%）	复杂场景（光照变化、猪群堆叠）易误检
基于目标跟踪的行为检测	个体运动轨迹、行为持续时间（如饮水、爬跨）	支持长时间监测；跟踪精度高	群体遮挡易导致ID切换；计算复杂度高
基于图像分割的检测	猪只轮廓、个体区分、体尺参数	像素级精准划分；支持密集群体识别	实时性差；模型参数量大
基于三维图像的体重估计	体重、体尺	非接触式	设备成本高；动态姿态影响精度
基于可穿戴传感器检测	活动量、体温、采食频率	个体精准追踪；全天候监测	传感器易脱落；数据传输耗能高
基于异常声音的检测	咳嗽、异常叫声	可远程监测呼吸道疾病	背景噪声干扰；样本标注成本高

1.1 基于红外图像的体温检测算法

红外热成像技术凭借其非接触式特性，在不对动物造成任何干扰或伤害的前提下，能够高效、精准地测量体温。这一特性有效避免了人与牲畜直接

接触可能引发的交叉感染风险，从而使得红外测温技术在动物体温监测领域得到了广泛应用和认可[9]。猪只的体温与猪只的健康密切相关，可以反映生猪的生理状况。当猪只感染了一些疾病或者炎症的时候，它们的体温可能会相应的升高或者降低[10]。在传统的猪只体温测量中，直肠温度的应用最为广泛，这是因为它可以最好地近似猪只的身体或核心温度。不过，直肠测温操作过程中，猪只往往会产生一定程度的应激反应，这种应激可能导致其生理状态出现短期波动，进而影响后续养殖管理数据的准确性。因此，许多研究人员不断探索测量其他部位来间接反映猪只体温。SOERENSEN和PEDERSEN[11]的研究表明，耳根区域、眼睛区域、乳房区域和直肠温度之间存在高度相关性。STUKELJ等[12]拟合了猪眼与直肠温度之间的关系，得到1个线性回归模型，也表明猪眼与直肠温度之间存在相关性。

目前，耳根是测量猪只体温的重要部位。ZHANG等[13]为实现母猪体温的精确检测，提出了基于非点源热红外图像的方法，通过使用红外相机检测母猪体表的温度，依据耳根区域的平均温度，结合利用线性最小二乘法建立的G-T（Gray-temperature）模型，进行母猪耳根识别和体温检测。肖德琴等[14]提出了一种基于红外热成像的猪只耳温自动提取算法，先运用拉普拉斯算子对猪只的红外图像进行预处理，接着基于YOLOv4（You Only Look Once Version 4）和形态学的猪只耳部区域检测，再基于耳部分割图像自动提取猪只耳部区域温度的最大值和平均值。对人工统计的耳温数据和算法提取的耳温进行分析，得到两者耳部区域温度平均值的决定系数为91.19%。刘刚等[15]提出了一种基于改进的YOLOv4算法的热红外视频生猪耳温检测方法。该方法实现了对生猪左右耳根温度的精准提取，左耳温度检测的平均绝对误差为0.26 ℃，平均相对误差为0.68%；右耳温度检测的平均绝对误差为0.21 ℃，平均相对误差为0.55%。XIE等[16]为利用红外热成像检测猪只体温，提出了基于深度学习的方法，开发了一个通过红外热成像（Infrared Thermography, ITG）自动测量猪只前额和耳根两个区域温度并提取数据的YOLOv5s-双向特征金字塔网络（Bidirectional Feature Pyramid Network, BiFPN）改进模型，得到前额温度最大值和耳根温度最大值的决定系数分别为98.8%、97.4%；前额温度最大值和耳根温度最大值的平均绝对误差分别为9.8%、8.3%。田浩楠等[17]针对非接触测量猪只体温的问题，利用红外热成像仪获得猪只头部数据集，通过训练数据集得到猪只耳根的温度，建立了以猪只体温为因变量的线性回归模型。该模型体温拟合较好，最大误差值和平均绝对误差分别为3.06%和1.41%。XIANG等[18]提出了一种基于热红外图像的群养生猪耳根配对体温检测方法。该方法创新性地采用YOLOv11m-定向边界框（Oriented Bounding Box, OBB）模型实现耳根区域检测，并运用两阶段左右耳根配对算法-定向边界框（Two-Stage Left and Right Ear Root Pairing Algorithm-Oriented bounding Box, TEPA-OBB）算法完成个体猪只的左右耳根精确配对。研究通过提取耳根区域最高温度作为体温表征指标，实验结果显示，该方法具有较高的测量精度，平均温度偏差仅为0.014 ℃。

但当猪只侧卧时，耳根可能被完全遮挡，导致无法提取耳根温度。为解决猪只侧卧时对耳根的检测，ZHANG等[19]提出了基于配准图像的猪眼区域温度提取算法，如图1所示，该算法首先使用配准技术将红外图像与可见光图像对齐，然后利用目标检测模型在可见光图像上定位猪眼区域，最后结合红外温度矩阵完成温度提取。CUAN等[20]提出了一种改进的YOLOv8模型，使用图像配准算法和U2Fusion图像融合模型，识别并提取群养保育猪个体的腹部、臀部、耳部体表温度，并建立各部位温度与直肠温度的线性关系，以估计群养保育猪体温。

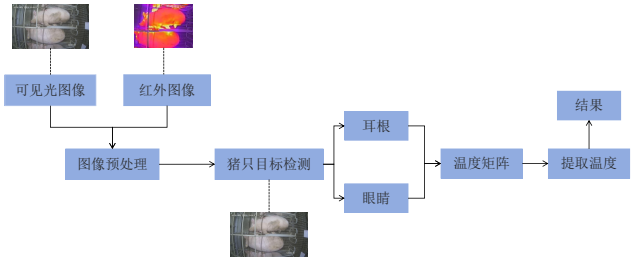


图1 猪只体温提取流程

Fig. 1 Extraction process of pig body temperature

红外图像体温检测算法以耳根为检测部位，通过深度学习模型（如YOLO系列）实现高精度测温。为解决遮挡问题，研究拓展至眼睛、腹部等可替代部位，并结合图像配准、融合技术提升鲁棒性。未来需要进一步优化极端姿态下的检测稳定性，降低环境干扰对测温精度的影响，同时推动轻量化模型在边缘设备的部署。

1.2 基于可见光图像的健康分析算法

1.2.1 目标检测算法

猪只目标检测作为生猪智能化养殖的核心技术，借助计算机视觉和深度学习算法，实现对猪只的精准识别与定位。基于可见光图像的猪只目标检测技术主要利用红、绿、蓝3通道（Red Green Blue, RGB）相机获取的视觉信息，通过深度学习算法完成猪只的识别与定位工作。该技术具有成本低、部署方便等优势，是目前应用最广泛的猪只检测方法。主流算法框架包括单阶段的YOLO[21]系列、单次多框检测器（Single Shot MultiBox Detector, SSD）[22]，以及双阶段的更快速的基于区域的卷积神经网络（Faster Region-based Convolutional Neural Network, Faster R-CNN）[23]等。其中，YOLO系列算法以其优异的实时性，在养殖场景中得到广泛应用。Faster R-CNN则凭借其Two-stage的网络结构，在复杂场景下的检测准确率表现突出。SSD算法通过多尺度特征融合，在保证检测速度的同时提高了对小目标猪只的识别能力。

猪只目标检测是健康监测的基础，通过对特定行为的智能识别可以实现疾病的早期预警。例如，长时间保持异常卧姿如侧卧不动，通常是腹痛或肢体疾病的显著临床表现；攻击行为的频繁发生往往与群体应激反应密切相关，可能是饲养环境不适或健康问题的先兆。此外，采食量的持续性下降往往预示着消化系统功能的异常。目标检测在猪只行为识别上的应用如表3所示。这些高精度的行为识别为智能化健康监测提供了可靠的技术支撑。

表3 目标检测在猪只行为识别上的应用

Table 3 Application of object detection on pig behavior recognition

行为	参考文献	算法	评价指标	结果/%
采食	YANG等[24]	Faster R-CNN	准确率	99.60
	CHEN等[25]	深度可分离卷积网络（Extreme Inception，Xception）+长短期记忆网络（Long Short-Term Memory, LSTM）	准确率	98.40
	李菊霞等[26]	YOLOv4	平均精度（Average Precision, AP）	94.50
	陆舟等[27]	YOLOv5L+ShuffleNet	准确率	96.40
行走	杨宏宇等[28]	改进的YOLOv4	准确率	88.00
	仝志民等[29]	改进的YOLOv8	均值平均精度（Mean Average Precision, mAP）	96.00
攻击	高云等[30]	改进的三维卷积神经网络（Convolutional 3D, C3D）	准确率	95.70
	CHEN等[31]	视觉几何组16层网络（Visual Geometry Group 16-layer network, VGG-16）+LSTM	准确率	97.20
	李艳文等[32]	改进的YOLOX	准确率	98.55
坐姿	ZHENG等[33]	Faster R-CNN	AP	90.70
	薛月菊等[34]	改进的Faster R-CNN	AP	94.62
	ZHU等[35]	改进的双流RGB-D Faster R-CNN	AP	96.49
	SHAO等[36]	YOLOv5、DeepLabv3+	准确率	92.45
	JI等[37]	改进的YOLOX	mAP	95.70
	HUANG等[38]	高效能YOLO（High-Effect YOLO, HE-YOLO）	AP	98.41
站立	薛月菊等[34]	改进的Faster R-CNN	AP	96.73
	ZHU等[35]	改进的双流RGB-D Faster R-CNN	AP	99.74
性行为	ZHANG等[39]	SSD+移动卷积神经网络（MobileNet）	AP	92.30
	LI等[40]	改进的SlowFast网络	准确率	97.63
	ZHANG等[41]	ResNet101+时序片段网络（Temporal Segment Networks, TSN）	准确率	98.99

目标检测算法在猪只行为识别中表现优异，核心行为（如站立、采食）的准确率普遍超过95%。单阶段算法（如YOLO系列）以实时性优势主导实际应用，双阶段算法（如Faster R-CNN）在复杂场景下精度更优。未来需重点解决群体密集、姿态多变导致的误检问题，通过注意力机制、多模态融合进一步提升鲁棒性，并探索轻量化模型以降低部署成本。

1.2.2 目标跟踪算法

基于图像的猪只跟踪技术是在目标检测的基础上，通过分析连续帧间的时空关系实现对个体猪只的运动轨迹追踪。该技术主要采用相关滤波、深度学习以及多目标跟踪（Multi-object Tracking, MOT）等算法框架。相关滤波算法是较早应用于目标跟踪的一类方法，其核心是通过对目标特征进行滤波学习构建跟踪模型，代表模型包括最小输出平方误差（Minimum Output Sum of Squared Error Filter, MOSSE）[42]、循环结构核函数（Circulant Structure with Kernels, CSK）[43]、核相关滤波器（Kernelized Correlation Filters, KCF）[44] 等。其中，MOSSE 作为相关滤波跟踪的开篇算法，通过最小化输出误差平方和生成滤波器模板，利用快速傅里叶变换实现实时跟踪 [42]。CSK 引入核方法和循环采样策略，在降低计算量的同时提升了对目标外观变化的适应性 [43]。KCF 则扩展多通道特征，如方向梯度直方图（Histogram of Oriented Gradients, HoG）特征，通过核技巧增强目标与背景的区分度，成为该类算法的经典改进版本 [44]。不过相关滤波算法在处理猪只群体遮挡、姿态突变等复杂场景时，跟踪稳定性仍有提升空间。

随着技术发展，深度学习凭借强大的特征提取能力逐渐成为主流，而多目标跟踪算法则在多目标场景下表现出色。主要有简单在线实时跟踪（Simple Online and Realtime Tracking, SORT）[45]、深度简单在线实时跟踪（Deep Simple Online and Realtime Tracking, DeepSORT）[46] 和增强型简单在线实时跟踪（Strong Simple Online and Realtime Tracking, StrongSORT）[47] 等算法。其中，SORT 算法因其高效性在养殖场景中得到广泛应用，其核心是通过卡尔曼滤波预测目标位置并结合匈牙利算法进行数据关联。DeepSORT 算法则在 SORT 基础上引入外观特征信息，有效解决了猪只交叉遮挡导致的 ID 切换问题。StrongSORT 算法在 DeepSORT 基础上实现了 3 项关键改进：其一，引入自适应外观特征融合机制，通过动态调整运动与外观特征权重，显著提升了复杂场景的跟踪稳定性。其二，采用改进的卡尔曼滤波与外观特征相结合的关联匹配策略，有效降低了身份识别（Identification, ID）切换频率。其三，整合广义交并比（Generalized IoU Association, GIA）匹配方法，进一步增强了遮挡情况下的跟踪精度。

对猪只进行跟踪，有助于分析其健康状态趋势。有研究表明，在猪只背部做记号，然后根据深度学习算法识别猪只视频图像的头部、尾部和身份，实现猪只饮水正确率为 92.11% 和猪只的爬行正确率为 95.15% [48, 49]。ZHANG 等 [41] 为实现猪只行为的自动视频识别，采用双流卷积网络，通过提取视频中的图像帧和光流提取视频的时空行为特征，基于深度学习的双流卷积网络模型，包括膨胀的 3D 网络和残差网络为特征提取网络的时间段网络或 Inception 体系结构来实现猪只的行为识别。LIU 等 [50] 设计了一种通过追踪算法来自动识别与定位群居猪只的咬尾行为的方法，最终能够识别与定位 89.23% 的咬尾行为。TU 等 [51] 研究了一种基于 YOLOv5 融合跟踪器的猪只行为多目标跟踪方法。该方法先使用 YOLOv5 检测个体猪只行为，并使用字节跟踪算法（Byte）跟踪个体猪只行为，将猪的行为信息和 ID 值相结合，对每只猪进行更加具体、更加精确的行为分析；在高阶跟踪精度和多对象跟踪精度的值分别为 76.5% 和 94.4%。张丽雯等 [52] 介绍了基于生猪跟踪算法（PigsTrack）的群养猪只多目标跟踪，将 YOLOX 网络与转换器（Transformer）模型集成在一起，并采用观测中心型简单在线实时跟踪算法（Observation-Centric SORT, OC-SORT）策略，在攻击行为的视频（Aggressive-Behavior Video, ABVD）数据集实现了 94.82% 的准确率和 90.11% 的稳定性。YANG 等 [53] 提出了一种面向群养猪的改进 StrongSORT 的跟踪方法，可以实现 24 h 的长时间检测，有效提高了监测的稳定性与实用性。姚裔梵等 [54] 采用关键点检测技术与字节跟踪（ByteTrack）算法相结合的方式，构建了猪群跟踪模型，并设计了 4 种测试场景以验证其性能。其中，在聚焦 5 头小猪的特定场景下，该模型的跟踪准确率达到 94.7%。CHEN 等 [55] 提出了一种高效、准确的仔猪多目标跟踪方法（Piglet Keypoints and L2 Distance Tracking, PKL-Track），以实现仔猪状态监测和活动量化。目标跟踪在猪只行为检测中的应用如表 4 所示。

基于目标跟踪的猪只行为检测技术已从早期的相关滤波算法发展到以深度学习为核心的多目标跟踪框架，实现了对猪只运动轨迹的持续追踪和行为分析。从应用来看，该技术已能有效识别采食、站立、攻击、咬尾等关键行为，为健康状态评估（如异常活动预警、应激反应监测）提供了数据支撑。未来工作将聚焦于高精度、轻量化检测器的设计，并发展结合形态与位置信息的身份匹配算法，以提

表4 目标跟踪在猪只行为检测中的应用

Table 4 Application of object tracking on pig behavior detection

参考文献	检测算法	跟踪精度/%	跟踪时长	行为
李亿杨等[56]	粒子滤波算法	93.40	30 s内	采食
GAN等[57]	图卷积网络	97.04	30 s	社交嗅闻、攻击、玩耍
涂淑琴等[58]	改进TransTrack	92.00	1 min	采食、站立、躺卧
TRAN和THANH[59]	YOLOv7+改进的DeepSORT	93.60	30 min内	采食、站立、躺着
MELFSEN等[60]	ByteTrack	98.20	未说明	采食、站立、躺着、行走、攻击、玩耍
TU等[61]	YOLOX+改进的稳健关联多行人跟踪算法（Robust Associations Multi-Pedestrian Tracking, BoT-SORT）	97.00	1 min	采食、站立、躺着、其他
王亚彬等[62]	YOLOv8+无迹卡尔曼滤波跟踪算法（Unscented Kalman Filter Track, UKFTrack）	97.70	8 min	行走、站立
TU等[63]	集成OBB、关键点检测、MOT及跟踪后处理-猪只攻击关系识别（OBB and keypoint detection, MOT, and post-tracking processing-pig aggression relationship identification, OKByte-AR）	98.50	未说明	攻击

升检测与跟踪效率。同时，通过多技术融合与多维信息利用，进一步提高目标跟踪的精度。

1.2.3 图像分割算法

基于分割的猪只检测技术，是通过图像分割算法对猪只目标进行像素级精准划分，为行为分析和体重估算提供基础数据的技术。图像分割分为语义分割和实例分割。语义分割是将图像中每个像素分类为“猪只”“背景”等预定义语义类别，不区分同一类别不同个体，通过全卷积网络等模型实现，输出类别掩码图。全卷积网络（Fully Convolutional Networks, FCN）是深度学习用于语义分割领域的开山之作，其主要思路是将图像分类网络改良成语义分割网络，把分类器（全连接层）转变为上采样以恢复特征图尺寸，实现端到端的训练[64]。U-Net算法采用编码器-解码器架构，经过4次下采样与4次上采样，形成U型结构。U-Net通过特征图的拼接，能有效利用不同层级特征，对小样本数据集分割效果良好[65]。DeepLabv3+是由Google提出的图像语义分割模型，结合了深度卷积网络和空洞卷积网络，引入空间金字塔池化模块和解码器模块，利用多尺度信息增强模型性能[66]。实例分割在语义分割基础上进一步区分同一类别中的不同个体，同时输出每个猪只的边界框、掩码及唯一标识符，主流模型为Mask R-CNN及其改进版本，本质是结合目标检测与像素级分割的一体化技术。Mask R-CNN是实例分割领域的经典模型，它在Faster R-CNN的基础上新增了1个用于生成掩码的分支。该分支通过全卷积网络对感兴趣区域进行像素级预测，从而得到每个目标的掩码，能精准分割出图像中的猪只个体并给出对应的边界框[67]。Mask Scoring R-CNN是对Mask R-CNN的改进模型，它增加了1个掩码评分分支。这个分支会对生成的掩码质量进行评估，并根据评估结果调整最终的输出，有效提升了猪只等目标分割结果的准确性[68]。仅关注系数的算法（You Only Look At Coefficients, YOLACT）是一种实时实例分割模型，它采用了两个并行的分支，一个分支用于生成原型掩码；另一个分支用于预测目标的类别和偏移量。通过对原型掩码和偏移量进行组合，快速得到每个猪只的实例掩码，在保证一定分割精度的同时，大大提高了处理速度，适合实时监测场景[69]。基于位置的实例分割（Segmenting Objects by Locations, SOLO）是另一种具有创新性的实例分割模型，它摒弃了传统的锚框机制，直接根据目标的位置和大小进行分割。通过将图像划分为不同的网格，对每个网格预测目标的类别和掩码，能够高效地分割出猪只等目标，且推理过程简单直观[70]。在猪只养殖场景中，实例分割更具实用价值，它既能精准提取单头猪只的轮廓特征，又能在密集群体中区分个体，为行为追踪和个体生长监测提供可能。

在行为检测上，李丹等[71]提出一种基于Mask R-CNN的猪只爬跨行为识别算法，实现了对猪只爬跨行为的有效自动化检测，其识别准确率可达94.5%。SHAO等[36]利用目标检测和语义分割提取出猪只的姿态轮廓，再通过分类器进行猪只行为识别。MA等[72]为将深度学习的实例分割模型应用于猪只行为分类，构建了基于机器人操作系统的数据集系统来构建猪只运动行为（Pig Motion）数据

集，通过使用实例分割模型学习数据集，从猪的运动特征信息中提取一个对象来创建一个模型，对其进行分割和分类。针对高密度猪只图像的检测与分割，以及猪只姿态识别问题，王鲁等[73]提出了基于改进Cascade Mask R-CNN与协同注意力机制的方法。其结合高分辨率网络第2版（High-Resolution Network Version 2, HrNetV2）和特征金字塔网络（Feature Pyramid Network, FPN）模块来优化Cascade Mask R-CNN，进而构建高密度猪只图像的检测与分割模型，最后利用协同注意力机制（Coordinate Attention, CA）的猪只姿态识别模型来实现猪只姿态的精准识别，该模型在跪立的准确率为96.9%，站立的准确率为99.1%，躺卧的准确率为99.5%，坐立的准确率为98.6%。

体重是生猪养殖管理的重要指标，利用图像分割方法可实现猪只体重估测。孔商羽和陈春雨[74]利用了结合ResNet101-FPN特征提取网络的Mask-R-CNN分割网络，针对猪只体重和状况评分预测问题，提出了基于多任务学习的方法，对猪只图像进行识别检测和分割。LIU等[75]为实现无约束猪只质量估计，提出了基于深度学习的模型，其中包括基于Mask R-CNN的猪只实例分割算法、关键点R-CNN的猪只关键点检测算法，以及改进的基于ResNet的猪只质量估计算法，该模型在测试集的均方根误差为3.52 kg，平均绝对百分比误差为2.82%，该模型的流程图如图2所示。罗世林等[76]通过采用Mask2forme实例分割模型和随机森林算法，针对育肥猪群体体重预测问题，设计了相应方案，其平均相对误差为2.58%，平均绝对误差为7.92 kg。XIE等[77]利用改进的Mask R-CNN和机器学习模型来对猪只体重进行估测，自适应提升（Adaptive Boosting, AdaBoost）算法的平均绝对误差为2.96 kg。表5总结了其他学者在猪只图像分割的研究。

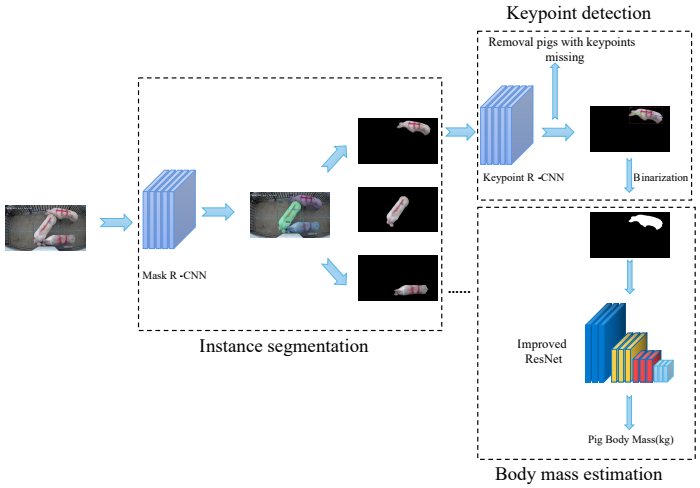


图2 猪只体重测定模型流程图

Fig. 2 Flow chart of pig weight measurement model

表5 图像分割在猪只检测的应用

Table 5 Application of image segmentation on pig detection

应用	参考文献	算法	分割评价指标	结果/%
语义分割	杨阿庆等[78]	VGG16+FCN	MIoU	95.16
	YANG等[79]	FCN	MIoU	95.00
	胡志伟等[80]	VGG16+UNet	MIoU	86.60
	BRÜNGER等[81]	残差网络34层(Residual Network with 34 Layers, ResNet34)+UNet	准确率	95.86
实例分割	LI等[82]	Mask R-CNN	平均像素精度	83.83
	高云等[83]	改进的Mask R-CNN	准确率	85.40
	高云等[84]	FPN+Mask R-CNN	准确率	89.25
	刘坤等[85]	ResNet50+Mask R-CNN+循环残差注意力(Recurrent Residual Attention, RRA)	AP	89.20
	HU等[86]	双注意力机制模块(Dual Attention Module, DAB)+ResNet101+混合任务级联(Hybrid Task Cascade, HTC)+Mask R-CNN	AP	93.10
	TU等[87]	掩膜评分R-CNN(Mask Scoring R-CNN, Ms R-CNN)+软非极大值抑制(Soft Non-Maximum Suppression, soft-NMS)	准确率	94.11

图像分割技术在猪只检测领域已形成语义分割与实例分割两大分支，且均取得了显著成果。语义分割通过FCN、U-Net等模型实现猪只与背景的像素级区分，平均交并比（Mean Intersection over Union, MIoU）普遍能达到90%以上，为快速确定猪只群体所在区域提供了高效手段，在大规模群体监测的初步筛选中发挥着重要作用。实例分割则以Mask R-CNN及其改进模型为核心，进一步实现了

个体猪只的精准识别与区分，部分优化模型的准确率可高达97.85%，为猪只行为分析（如爬跨行为识别）和体重估测等精细化管理提供了关键支撑。当前，该技术虽表现出色，但仍存在一些挑战。在群体密集场景下，猪只间的相互遮挡易导致分割精度下降；实例分割模型往往计算复杂度较高，实时性不足，难以满足规模化养殖中在线监测的需求。同时，如何更好地将分割结果与猪只健康状态评估进行深度关联，也是亟待解决的问题。

1.3 基于三维图像的体重估测算法

三维图像技术能够直观反映猪只的生长速度、群体生长的均匀性及个体健康状况，被广泛应用于生猪体重测量。目前，生猪体重测量主要采用深度图像和点云数据两种形式。其中，深度图像以二维矩阵形式存储，每个像素点的值表示该点到传感器的距离，但缺乏完整的三维坐标；而点云数据由大量三维点（X，Y，Z）构成，可直观呈现物体的空间结构，提供更加丰富的三维信息。两种数据可灵活相互转换，以满足不同应用场景的需求。依托三维图像技术，生猪体重测量正向非接触化、自动化和高精度方向迈进，为智能养殖提供更精准、高效的解决方案。

深度图像可以得到空间高度信息，可利用双目立体视觉技术和深度相机技术获取深度图像。KONGSRO [88] 构建了1个基于Microsoft Kinect摄像头技术与红外深度图像的原型系统，用于猪只体重测量，其精度为平均体重的4%～5%。为分析和估计10头14～25周龄的长白猪的体尺和体重，SHI等 [89] 提出了一种基于LabVIEW的双目立体视觉系统。PEZZUOLO等 [90] 针对猪只体尺非接触式测量问题，通过运用Kinect深度相机，设计了测量猪只的胸围、长度和高度的方法，并构建了线性模型和非线性模型；两个模型的估测值比实测值的平均绝对误差分别为10%、40%。CANG等 [91] 将目标检测和回归网络相结合，针对猪只体重智能估计问题，提出基于深度学习的方法，通过输入猪只俯视图像中的背部图像来进行预测，测量的平均绝对误差为0.644 kg。李卓 [92] 通过优化深度图像的猪只轮廓提取算法，基于立体视觉开展生猪体重估测研究，利用体尺主成分构建一个幂回归模型，该模型的平均相对误差为2.02%。卞智逸等 [93] 提出了一种基于深度图像的猪只体重估测方法，通过采用关键点区域卷积神经网络（Keypoint R-CNN）对猪只深度图像进行处理，提取猪只关键点信息，进而依据这些信息获取猪只体尺特征数据，从而得到猪只体重。TAN等 [94] 为提升移动猪只体重估算准确性，利用先进的成像技术，同时捕获运动猪只的视觉外观和深度信息，设计了基于深度视觉的移动猪只体重估计算法（Moving Pig Weight Estimate Algorithm Based on Deep Vision, MPWEADV），该算法有效地融合了RGB和深度模式的信息。图3是对该估算方法的处理流程。

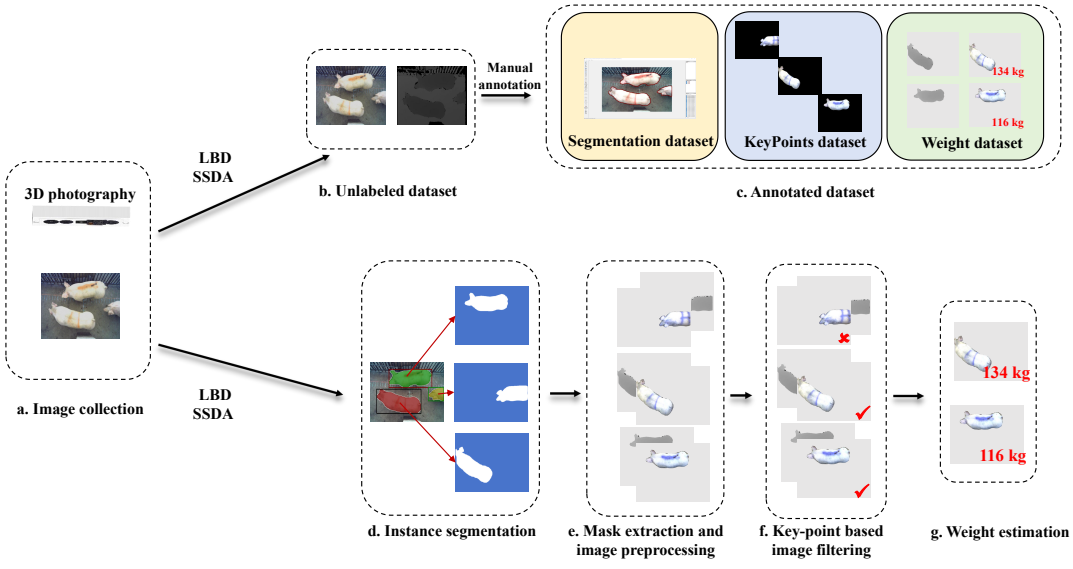


图3 基于RGB-D数据的移动猪只体重估计算法流程

Fig. 3 Flow of the moving pig weight estimation algorithm based on RGB-D data

点云数据能够保存物体表面的各种物理信息。与深度图像相比，点云数据能够直接获取三维数据，不需要进行推导。尹令等[95]为了三维重构猪只体尺信息，使用深度相机在3个不同角度获取局部点云，最后估算出猪只的长度、身高、胸的宽度和腰腹等信息。OKAYAMA等[96]提出利用深度摄像机从姿态分析中估计猪只的体重，根据猪只点云计算体积，利用猪只点云姿态来计算7个姿势角度并进行体积的调整，最后使用调整后的体积与猪只体重做回归分析模型，平均相对误差为6.13%。LI等[97]提出背部表面点云测量猪体质量的方法，建立了偏最小二乘回归分析法、逐步回归分析法和岭回归分析法来估计猪只体质量，得出体质量的平均绝对误差为2.96 kg。LIU等[98]提出了一种用于精确猪只体重估计的混合三维点云去噪方法，该模型集成了统计滤波和基于密度的聚类算法（Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise, DBSCAN），将猪只背部的参数与卷积神经网络集成用于权重估计。SELLE等[99]提出基于统计形状模型的三维数据建模方法，可量化分析猪只体型特征，并通过线性回归实现体重的精准预测。LIN等[100]基于改进的泊松重建算法，从多角度采集的猪三维点云中重建体积，并利用线性回归模型对猪体重进行预测。尽管三维图像技术在猪只体重估测中展现出较高的精度和非接触优势，但在实际应用中仍面临多重挑战：其一，点云和深度图像易受遮挡、光照和运动姿态的影响，导致体表重建不完整。其二，不同品种、体型和生长阶段的猪只存在显著差异，模型泛化能力不足。其三，高分辨率三维成像设备价格昂贵，点云处理与深度学习计算量大，限制了大规模猪场的实时部署；此外，缺乏跨场景、大样本的公开数据集，也使得模型的对比与推广受到制约。

1.4 基于可穿戴传感器的健康监测技术

猪只可穿戴传感器种类多样，像具备身份识别与体温监测功能的电子耳标、能追踪运动及健康状况的项圈式传感器等，它们各自以独特方式助力猪只养殖管理。伴随物联网（Internet of Things, IoT）技术与电池技术的进步，耳标凭借体积小巧、易于固定，且不会干扰动物正常生活等优势，正逐步成为猪只监测的优选方案。

现代智能耳标集成了多种传感器和通信模块，可实时采集猪只的体温、运动量、采食行为等生理数据，并通过远距离无线通信技术（Long Range, LoRa）、窄带物联网（Narrowband Internet of Things, NB-IoT）等低功耗广域网技术实现数据传输。智能耳标中的加速度传感器含有硅基微机械结构（弹性梁+质量块），能感知加速度变化；通过压阻或电容效应将机械形变转为电信号，再经电路处理为数字信号，输出三轴运动数据。测温元件如负温度系数（Negative Temperature Coefficient, NTC）热敏电阻，通常采用掺杂半导体或金属氧化物材料，其电阻随温度呈指数规律变化；通过电路将电阻变化转为电压信号，再经校准补偿，输出温度数据。OCZAK等[101]针对母猪姿势的分类问题，提出了一种基于耳标加速度计数据的线性判别分析法，采用18倍交叉验证，得到总体分类准确率为70%。SCHEEL等[102]基于耳标加速度数据开发了一种群养母猪跛行自动监测系统。该方法通过对个体母猪总加速度时间序列进行小波变换，在滑动窗口内计算能量、变异量和方差等特征序列，并通过分解均匀水平集监测极值电平变化实现跛行检测，研究发现跛行组与健康组的特征激活值存在显著差异（均值分别为8.8和0.8）。DE BRUIJN等[103]开发了一种基于射频识别（Radio-Frequency Identification, RFID）耳标的育肥猪健康监测模型，通过分析每日进食饮水次数、间隔时间等行为特征，结合卡尔曼滤波器实现异常预警。验证表明，模型对进食次数的监测特异性达93%～99%，能有效识别健康异常，但因样本量有限需进一步扩大验证。HUANG等[104]提出了基于耳标数据的生猪活动水平与体温变化分析方法，对每头猪的日数据进行相似性和时间序列分析，用于探索正常猪和异常猪在活动水平和体温变化规律上的差异，随机森林算法对正常猪和异常猪的分类准确率为87.9%。YIN等[105]利用猪耳标收集猪只的活动数据，结合统计分析与机器学习方法对猪只的健康状况进行分类，其中卷积神经网络-长短期记忆网络-注意力机制（CNN_LSTM_Attention, CLA）模型的准确率为89.3%。可穿戴传感器虽为猪只健康监测带来了便捷化、实时化的显著优势，但在实际应用中仍存在不足：首先，传感器在高密度养殖环境中易发生脱落、损坏或信号干扰，影响数据连续性；其次，长时间佩戴可能对猪只产生应激反应或摩擦损伤。

1.5 生猪异常声音健康检测算法

对猪只的声音进行分析，可以很好地判断猪只

是否有呼吸道疾病，从而更好地采取措施。张栖铭等[106]设计了基于支持向量机（Support Vector Machines, SVM）算法进行模型的搭建和训练，采用梅尔频率倒谱系数算法对猪只的声音进行识别。黎煊等[107]采用了多层双向长短期记忆网络模型，学习猪只声音的变化规律，采用连接时序分类模型实现了猪只声音识别，验证得到的平均识别率和总识别率分别为92.4%和93.77%。顾小平等[108]提出了一种基于差分进化优化加权随机森林（Differential Evolution Optimization and Weighted Random forest, DE-VRF）的猪只声音分类模型，根据不同的声音作为研究对象，利用主成分分析法处理后的特征参数输入DE-VRF进行训练和识别，得出平均识别率为96.34%。针对在猪圈的在线连续监测过程中区分正常猪只和患病猪只的声音差异的问题，FERRARI等[109]提出通过分析猪只的声音信号波形的均方误差和峰值频率来识别猪只的咳嗽类型的方法。为了解决利用声音自动检测和识别猪的消耗性疾病的问题，CHUNG等[110]提出从猪只的叫声中提取梅尔频率倒谱系数后，分别采用支持向量数据描述（Support Vector Data Description, SVDD）算法和稀疏表达的分类（Sparse Representation-based Classifier, SRC）算法对猪只的声音进行识别和分类，以此判断猪只是否健康。李光昌[111]的声音识别谱图特征识别算法模型采用了Mobile Net V3深度神经网络，识别猪只行为的视觉特征识别算法的准确率高于94%，能够很好地评价猪只的健康状态。苍岩等[112]利用Mobile Net V2网络对猪只声音进行识别分类，该网络模型与SVM、RF、梯度提升决策树和极端随机树模型相比，识别精度高，对猪只异常叫声的分类识别精度为97.3%。针对猪只咳嗽识别问题，沈明霞等[113]提出了基于深度神经网络的方法，通过检测声音信号，提取猪只声音的滤波器组和梅尔频率倒谱系数特征进行分类训练，实现了咳嗽声识别精确率和总体识别准确率分别为97%和96.71%。WANG等[114]提出了一种将声源段提取的生物特征与从热源图像中提取的深层生理特征相结合的特征融合方法，实现了识别猪只咳嗽的准确率为98.79%。谢杰和龚鸣敏[115]通过隐马尔科夫模型来对猪只声音状态进行分类，分类准确率为87.654%。XIE等[116]使用音频频谱图变换器的方法来检测异常猪只的发声，准确率达到93%。MA等[117]提出了多模态猪只音频表示与融合框架，通过融合梅尔频率倒谱系数（Mel Frequency Cepstral Coefficients, MFCC）与对数梅尔频谱图，在实际生产条件下实现了94.32%的咳嗽识别精度，并在训练样本大幅减少的情况下仍保持较高性能，为猪呼吸道疾病的早期预警提供了有效工具。音频监测作为非接触式技术在识别猪只咳嗽、尖叫等异常行为上已取得进展，但仍存在一些问题：第一，猪舍环境嘈杂，背景噪声会显著干扰识别精度。第二，异常声音的标注依赖人工，数据构建成本高且主观性强。第三，不同猪只个体差异（如声带结构、体型差异）可能导致同类异常声音在声学特征上差异明显，增加建模难度。此外，现有模型大多侧重单一病症或行为，泛化能力不足。

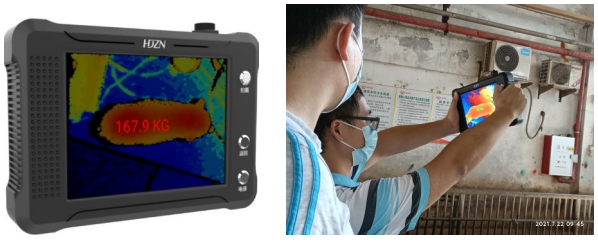
2 智能检测装备应用进展

生猪智能检测技术的应用正在快速发展，通过将先进的算法与智能硬件设备相结合，实现对生猪健康状态的实时监测和精准管理。当前生猪智能检测装备的应用主要围绕“核心检测功能”与“移动检测载体”展开：前者聚焦单一检测需求（如体重、生理指标），后者通过移动平台集成多检测功能实现全场景覆盖，具体包括以下方向。

2.1 估重装备

猪只体重是养殖生产的重要指标。传统人工称重效率低且应激大。近年来，基于视觉和传感器的智能估重系统快速发展。国际上，Fancom公司开发了一个eYegrow猪只称重系统，它是一个3D相机系统，可以自动称重，准确率超过97%[118]。德国H+L公司推出的OptiSCAN便携式3D相机，可在猪舍内直接扫描猪只并估算体重，准确率约98%[119]。匈牙利PigBrother系统通过视频与机器学习实现每日自动估重[120]。日本某公司的PIGI系统通过手机摄像头拍摄整只猪只图片，对猪只进行估重，准确性大约为98%[121]。此外，中国郑州邦茂称重设备有限公司推出了EID Hog（Pig）Weigh Crate，支持猪只自由通过称重通道，结合耳标识别功能来记录猪只重量，精度为±2 kg[122]。华南农业大学与华农大智慧农业有限公司合作开发的估重仪能够在不同环境下实现高精度体重估算。其核心是基于双流ConvNextV2融合网络的估重算法：通过高分辨率摄像头采集图像，提取体长等体尺特征；经双流网络融合分析，在光照变化、猪只姿态不同等无约束场景稳定运算；依托内置算法实时处理数据并输出结果，其均方根误差（Root Mean Square Error, RMSE）在5 kg以内，如图4所示。樊士冉

等[123]设计了一种猪只估重的装置，包括手持拍摄终端和估重显示终端。手持拍摄终端采用分体设计，包括可拆卸3D相机和手持外壳，将采集到的立体图片传至估重显示终端，将估重结果保存并显示。薛素金和杨焜[124]提出了基于3D卷积神经网络的猪只估重装置，通过猪只栅栏设置的面部识别装置和耳牌识别装置识别猪只身份，成功识别猪只身份后放入栅栏的内部进行猪只估重。桂志明等[125]设计了一种基于多模态技术并集成在轨道机器人上的猪只估重方法，适用于猪场猪只的日常估重。景俊年和邓利斌[126]发明了一种物联网称重系统，该系统集成称重机构、识别模块，以及服务器等组件，实现对动物体重的实时监测。



a. 猪只估重仪 b. 猪只估重现场图

图4 猪只估重

Fig. 4 Pig weight estimation

2.2 健康监测装备

行为与生理指标分析为健康监测提供了重要补充。邹远炳等[127]设计了基于分布流式计算的生猪养殖视频监测分析系统（需结合硬件摄像头使用），其提出了节点资源调度器算法，该系统实现了规模化猪只视频流数据采集、任务调度、实时计算、可插拔式扩展和结果展示的功能，在提高监测速度的同时降低误检率。杨栋等[128]研发了一种猪只健康智能检测方法，以及相对应的系统，该发明通过分析采集的猪只的采食情况和运动情况数据与阈值对比，判断猪只健康状况是否异常。谢继华等[129]开发了一种基于猪脸识别和RFID识别的猪只健康管理系统，猪只佩戴RFID耳标读写装置会测量猪只体温，以及记录猪只喝水次数，对体温异常和喝水次数少的猪只显示预警信息。肖德琴等[130]研发了一种基于声音和体温的猪只健康监测方法及系统，根据猪只的红外图像得到耳部温度，根据猪只的声音数据的语料特征来识别猪只声音，若猪只的耳部温度和声音出现异常，则判断猪只不健康。健康监测仪如图5所示。此外，德国Big Dutchman的Bio-Tag智能耳标可实时监测体温与活动，用于发情和分娩预测[131]。



图5 动物健康监测仪

Fig. 5 Animal health monitor

2.3 巡检机器人

智能巡检机器人多采用以激光雷达为核心、深度摄像机为辅助的导航配置。这种设计思路，配合同步定位与建图技术，能够让机器人实现自主导航、自动定位，以及主动避障等关键功能。能够对猪场环境和猪只生长情况进行24 h无人化巡检，记录猪只全周期基础信息，通过自动化调控猪舍环境保障生猪健康，提升养殖效益。智能巡检机器人是智慧农业技术的重要体现，按照使用方式分为地面式和轨道式，广泛用于养殖场的巡视与监测。

轨道式巡检机器人的结构主要由轨道支撑系统、移动车体和集成传感器组成：轨道多沿猪舍顶部或侧墙固定，采用铝合金材质轻量化设计；移动车体通过驱动轮与轨道啮合实现移动，配备减速电机和编码器以精确控制位移；传感器模块（摄像头、红外测温仪等）安装在可旋转云台上，实现多角度数据采集。使用时，机器人沿预设轨道巡航，适合高密度养殖场景的持续监测，可规避地面障碍物，减少对猪群的干扰。林探宇等[132]提出了一种用于限位栏猪场的滑轨巡检机器人系统，该系统通过滑轨移动平台搭载红外热像仪和RFID耳标阅读器，实现对猪只体温的双模监测。刘龙申等[133]研发了一种基于巡检机器人的哺乳母仔猪行为一体化检测系统，利用轨道式机器人采集猪只的行为图像与视频数据，并利用检测算法对仔猪群体行为进行检测。刘战启等[134]提出了一种基于轨道机器人的猪只信息采集系统，通过在猪舍顶部安装可移动吊轨，搭载集成毫米波雷达和摄像头的巡检装置，实现自动化猪只监测。系统能够自主巡场、智能调节监测角度，完成数据采集后自动转移至下一位置，为养殖管理提供实时、全面的猪只健康数据，有效提升养殖场智能化管理水平。

地面式巡检机器人则侧重地面环境适应性。曾

志雄等[135]以铝型材为支撑框架，研发出独立的减震悬架系统，使用运动学分析底盘结构，对底盘支撑框架进行有限元仿真技术的计算。吕成军等[136]研发了一款养猪场巡检机器人，它包括行走模块、供能模块、控制模块、监测模块和机架，并且可以有效减少养殖人员巡视场所需的时间成本。方明和徐波[137]研发的养猪场用巡检机器人包括巡检机器人、监控摄像头和活动轮，巡检机器人在移动时会通过活动轮一侧的圆形转板一侧的活动柱带动与活动柱连接的活动件，使得排水管将水排出去降温。

轨道式巡检机器人能够根据自适应多传感器融合定位算法和经典比例-积分-微分（Proportional-Integral-Derivative, PID）控制算法，实现精准定位和平滑的速度控制；地面式巡检机器人利用Cartographer的建图算法和A*的路径规划算法，构建高精度的地图并确定最优的巡视路径，确保高效覆盖养殖场的各个区域。机器人还可搭载猪只点数算法来计算猪只数量[138]，以及通过猪只温度识别算法测量猪只体温[14]。图6为华南农业大学联合华农大智慧农业有限公司研发的轨道式巡检机器人和地面式巡检机器人。

值得注意的是，国内关于猪只智能检测装备的研究多以专利为主，性能指标未说明，有一定数量的成果，但进入实际应用的比例低。国内专利的猪只智能检测装备研究如表6所示。此外，国外的商业化装备相对更成熟，能够在设计猪场中大规模应用。国外商业化猪只智能检测装备如表7所示。未来研究可以建立统一的性能评估指标体系；推动低成本、易维护的智能装备研发；推进体重、体温、行为与环境的多模态监测融合；在规模化猪场开展长期应用验证，促进成果转化。



a. 轨道式巡检机器人　　b. 地面式巡检机器人

图6 不同类型的巡检机器人

Fig. 6 Different types of inspection robots

表6 猪只智能检测装备研究

Table 6 Research on intelligent testing equipment of pigs

装备	研究团队	核心技术/方法	功能特点
估重装备	樊士冉等[123]	分体式手持3D相机+估重显示终端	便携式采集立体图片并保存结果
	薛素金和杨焜[124]	3D卷积神经网络+面部/耳牌识别装置	身份识别后栅栏内自动估重
	桂志明等[125]	多模态技术	适用于日常猪场估重
	景俊年和邓利斌[126]	物联网称重系统(称重机构+识别模块)	实时监测动物体重
健康检测装备	邹远炳等[127]	分布流式计算+节点资源调度器算法	规模化猪只视频流数据处理
	杨栋等[128]	阈值对比分析算法	异常健康状况预警
	谢继华等[129]	猪脸识别+RFID技术+体温传感器	体温监测与饮水次数记录,异常预警
	肖德琴等[130]	红外测温技术+声音语料特征分析	结合耳部温度与声音特征判断猪只健康状态
轨道式巡检机器人	林探宇等[132]	滑轨平台+红外热像仪+RFID阅读器	限位栏猪场双模体温监测
	刘龙申等[133]	轨道机器人+行为检测算法	哺乳母仔猪群体行为一体化检测
	刘战启等[134]	吊轨搭载毫米波雷达和摄像头	自主巡场、智能调节监测角度
地面式巡检机器人	曾志雄等[135]	铝型材框架+减震悬架系统+有限元仿真	复杂地面环境自适应移动
	吕成军等[136]	行走/供能/控制/检测模块集成	减少人工巡视时间成本
	方明和徐波[137]	活动轮联动排水降温系统	移动时自动降温

3 展　望

尽管当前生猪智能检测技术已经取得显著进展，但仍存在一些挑战。首先，在算法层面，红外体温检测受环境遮挡严重，导致鲁棒性不足；可见光图像在复杂猪舍环境（如光影、阴影、遮挡等）中易受干扰，群体密集时个体识别误差率显著上

表7 商业化猪只智能检测装备

Table 7 Commercial intelligent testing equipment of pigs

商业产品/系统	关键技术/硬件	性能指标
eYegrow	3D相机系统	准确率超过97%
OptiSCAN	手持3D相机+平板	估重准确率约98%
PigBrother	摄像机+机器学习(Machine Learning,ML)算法	连续估重,精度未说明
PIGI	手机摄像头	准确率约98%
EID Hog (Pig) Weigh Crate	通道称重、耳标识别	精度为±2 kg
BioTag智能耳标	实时监测体温与活动,用于发情和分娩预测	未说明

升；三维点云估计方法尽管能够高精度地提供更多的位置和细节信息，但数据量大往往会导致特征冗余，消耗大量计算时间，从而影响信息传输和数据处理的实时性。其次，在硬件与设备层面，高分辨率传感器、巡检机器人和边缘计算设备的采购与维护成本较高，缺乏低成本、可扩展的解决方案；在应用层面，可穿戴传感器在长期使用中存在易脱落、耗能大等问题，影响数据连续性与稳定性。

随着智能检测技术不断发展，未来的研究方向将呈现以下共同趋势：一是实现非接触化与多场景适应，降低对猪只的干扰并提升复杂环境下的稳定性。二是推进多模态数据融合与深度学习结合，在图像、传感器与音频等多源数据间建立更强的关联。三是构建个体化健康与生长模型，为精准饲养和管理提供科学依据。在此基础上，不同应用场景的重点研究方向如下。

未来的红外健康监测需突出“环境自适应校准”。通过将温湿度、空气质量、光照等环境数据与红外图像融合，可减少外界变化对体温检测精度的影响，从而提升疾病预警的稳定性。这种方法有助于在四季变化和复杂养殖环境下，保持监测结果的一致性。

未来的估重研究重点在于突破“姿态限制”。通过多角度视觉采集与三维重建技术，可在猪只行走、卧躺等不同姿势下保持较高精度，避免传统方法只能在单一姿态下测量的问题。同时，结合时间序列分析，可进一步探索体重变化趋势与饲料转化效率的关系。

行为节律研究的关键在于“视频与可穿戴设备的融合”。通过摄像头获取群体行为图像，并结合智能耳标的个体身份和运动数据，可构建个体化的行为轨迹和节律模型。这一方法不仅能识别异常行为，还能揭示群体中个体差异，为应激管理和精准饲喂提供参考。

未来生长预测模型的核心在于“多源数据驱动”。将体重、体温、行为、饲料消耗及环境参数等信息进行整合，利用深度学习模型建立多维度的生理生长预测体系。相比单一指标，该方法能更全面地反映个体和群体的发育规律，支撑最佳出栏时间预测和繁殖管理优化。

4 总 结

本文分析了生猪智能检测技术的研究现状与未来发展。与传统模式的养殖方式相比，智能化养殖可以大大提高养殖的效率和效益。生猪智能检测技术作为智慧养猪体系的重要组成部分，近年来在多源数据采集、自动识别与健康监测等方面取得了显著进展。围绕体温检测、行为识别、体重估测、健康监测，以及声音识别等关键方向，国内外研究基于红外图像、可见光图像、三维图像、可穿戴传感器和音频信号等数据源开展了大量探索，逐步形成了较为完整的技术路径。与此同时，相关检测设备与系统的开发不断推进，使体温测量、行为观察、体重评估，以及异常状态识别等环节实现了更高程度的自动化与智能化，为现代化猪场的精细化管理提供了可靠支撑。

未来随着基于多场景高精度长时间猪只盘点、无接触多姿态猪只体重估测、高精度猪只红外健康监测、基于视频和耳标的生猪行为节律分析，以及基于多维大数据的生猪生理生长预测模型等技术的不断进步，智能养殖将进一步提升管理的精准度和效率。这些先进技术不仅能实现24 h全天候监测，还能根据环境参数进行精确校准，提高监测的精度和可靠性。通过对大量数据的综合分析和处理，养殖者可以及时发现健康问题、优化饲养策略、提高繁殖成功率，并科学地确定最佳出栏时间，从而显著提升经济效益。

总之，智能化养殖技术的发展为现代养猪业带来了前所未有的机遇，能够全面提升养殖管理水平

和生产效率，推动养猪业向更加科学、智能和可持续的方向发展。

利益冲突声明：本研究不存在研究者以及与公开研究成果有关的利益冲突。

参考文献：

[1] 林惠敏, 刘柳锋 . 中美猪肉产品贸易竞争力实证分析[J]. 现代畜牧科技, 2024(6): 152-155.
LIN H M, LIU L F. Empirical analysis of the trade competitiveness of Sino-US pork products[J]. Modern Animal Husbandry Science & Technology, 2024(6): 152-155.

[2] 闫红军, 马乃祥, 庄向婷, 等 . 2024年集约化养殖模式发展状况下, 猪的福利问题与改进措施[J]. 猪业科学, 2025, 42(2): 36-38.
YAN H J, MA N X, ZHUANG X T, et al. Under the development of intensive farming mode in 2024, pig welfare problems and improvement measures[J]. Swine Industry Science, 2025, 42(2): 36-38.

[3] 杨亮, 王辉, 陈睿鹏, 等 . 智能养猪工厂的研究进展与展望[J]. 华南农业大学学报, 2023, 44(1): 13-23.
YANG L, WANG H, CHEN R P, et al. Research progress and prospect of intelligent pig factory[J]. Journal of South China Agricultural University, 2023, 44(1): 13-23.

[4] WU J Y, YANG Q M, XIAO D Q, et al. Quantifying behavioural patterns for group-housed pigs based on deep learning and statistical analysis[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2025, 237: 110521.

[5] KÜHNEMUND A, GÖTZ S, RECKE G. Automatic detection of group recumbency in pigs *via* AI-supported camera systems[J]. Animals, 2023, 13(13): 2205.

[6] YANG G, LI Q F, ZHAO C J, et al. TGFN-SD: A text-guided multimodal fusion network for swine disease diagnosis[J]. Artificial Intelligence in Agriculture, 2025, 15(2): 266-279.

[7] 王乔琪 . 牧原股份的“猪哲学”与“养猪科技”[N]. 上海证券报, 2025-06-30(6).

[8] 星农天下 . 科技“大拿”的新玩法[J]. 农家之友, 2019(2): 28-29.
XING N. A new way of playing science and technology "big win" [J]. Farmers' Friend, 2019(2): 28-29.

[9] CAI Z J, CUI J L, YUAN H B, et al. Application and research progress of infrared the rmography in temperature measurement of livestock and poultry animals: A review[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 205: 107586.

[10] 明月 . 体温变化在猪病诊疗中的应用[J]. 畜牧兽医科技信息, 2021(3): 167.
MING Y. Application of temperature change in diagnosis and treatment of pig diseases[J]. Chinese Journal of Animal Husbandry and Veterinary Medicine, 2021(3): 167.

[11] SOERENSEN D D, PEDERSEN L J. Infrared skin temperature measurements for monitoring health in pigs: A review[J]. Acta Veterinaria Scandinavica, 2015, 57(1): 5.

[12] STUKELJ M, HAJDINJAK M, PUSNIK I. Stress-free measurement of body temperature of pigs by using thermal imaging-useful fact or wishful thinking[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 193: 106656.

[13] ZHANG Z Q, WANG H, LIU T H, et al. Accurate detection method of pig's temperature based on non-point source thermal infrared image[J]. CAAI Transactions on Intelligence Technology, 2021, 6(3): 312-323.

[14] 肖德琴, 林思聪, 刘勤, 等 . 基于红外热成像的生猪耳温自动提取算法[J]. 农业机械学报, 2021, 52(8): 255-262.
XIAO D Q, LIN S C, LIU Q, et al. Automatic extraction algorithm of pig ear temperature based on infrared thermal imaging [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(8): 255-262.

[15] 刘刚, 冯彦坤, 康熙, 等 . 基于改进YOLOv4的生猪耳根温度热红外视频检测方法[J]. 农业机械学报, 2023, 54(2): 240-248.
LIU G, FENG Y K, KANG X, et al. Thermal infrared video detection method of pig ear root temperature based on improved YOLOv4[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(2): 240-248.

[16] XIE Q J, WU M R, BAO J, et al. A deep learning-based detection method for pig body temperature using infrared thermography[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 213: 108200.

[17] 田浩楠, 华婧伊, 张少帅, 等 . 基于红外热成像与线性回归拟合的母猪体温检测技术研究[J]. 智能化农业装备学报(中英文), 2023(1): 36-41.
TIAN H N, HUA J Y, ZHANG S S, et al. Research on the measurement of sow body temperature based on infrared thermography and linear regression fitting[J]. Journal of Intelligent Agricultural Mechanization, 2023(1): 36-41.

[18] XIANG R, ZHANG Y, LIN H J, et al. Body temperature detection of group-housed pigs based on the pairing of left and right ear roots in thermal images[J]. Animals, 2025, 15(5): 642.

[19] ZHANG B, XIAO D Q, LIU J B, et al. Pig eye area temperature extraction algorithm based on registered images[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 217: 108549.

[20] CUAN K X, HU F Y, WANG X S, et al. Automatic body temperature detection of group-housed piglets based on infrared and visible image fusion[J]. Artificial Intelligence in Agriculture, 2026, 16(1): 1-11.

[21] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You only look once: Unified, real-time object detection[C]// 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway, New Jersey, USA: IEEE, 2016: 779-788.

[22] LIU W, ANGUELOV D, ERHAN D, et al. SSD: Single shot MultiBox detector[C]// Computer Vision-ECCV 2016. Cham, Germany: Springer, 2016: 21-37.

[23] REN S Q, HE K M, GIRSHICK R, et al. Faster R-CNN: Towards real-time object detection with region proposal networks[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017, 39(6): 1137-1149.

[24] YANG Q M, XIAO D Q, LIN S C. Feeding behavior recognition for group-housed pigs with the Faster R-CNN[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2018, 155: 453-460.

[25] CHEN C, ZHU W X, STEIBEL J, et al. Recognition of feeding behaviour of pigs and determination of feeding time of each pig by a video-based deep learning method[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2020, 176: 105642.

[26] 李菊霞, 李艳文, 牛帆, 等 . 基于YOLOv4的猪只饮食行为检测方法[J]. 农业机械学报, 2021, 52(3): 251-256.
LI J X, LI Y W, NIU F, et al. Detection method of pig's dietary behavior based on YOLOv4[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(3): 251-256.

[27] 陆舟, 沈明霞, 刘龙申, 等 . 基于轻量化网络与注意力机制的育肥猪采食行为识别方法研究[J]. 南京农业大学学报, 2023, 46(4): 802-812.
LU Z, SHEN M X, LIU L S, et al. Study on recognition method of feeding behavior of finishing pigs based on lightweight network and attention mechanism[J]. Journal of Nanjing Agricultural University, 2023, 46(4): 802-812.

[28] 杨宏宇, 陈立畅, 谢小龙, 等 . 改进YOLOv4模型在版纳微型猪只行为识别中的研究[J]. 黑龙江畜牧兽医, 2024(19): 46-54, 118, 119.
YANG H Y, CHEN L C, XIE X L, et al. Research on behavior recognition method of Banna mini-pigs based on improved YOLOv4[J]. Heilongjiang Animal Science and Veterinary Medicine, 2024(19): 46-54, 118, 119.

[29] 仝志民, 徐天哲, 石传淼, 等 . 基于CBCW-YOLOv8的猪只行为识别方法研究[J]. 农业机械学报, 2025, 56(2): 411-419.
TONG Z M, XU T Z, SHI C M, et al. Research on pig behavior recognition method based on CBCW-YOLOv8[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(2): 411-419.

[30] 高云, 陈斌, 廖慧敏, 等 . 群养猪侵略性行为的深度学习识别方法[J]. 农业工程学报, 2019, 35(23): 192-200.
GAO Y, CHEN B, LIAO H M, et al. Deep learning identification method for aggressive behavior of herd pigs[J]. Transactions of

the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2019, 35(23): 192-200.
[31] CHEN C, ZHU W X, STEIBEL J, et al. Recognition of aggressive episodes of pigs based on convolutional neural network and long short-term memory[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2020, 169: 105166.
[32] 李艳文, 李菊霞, 纳腾潇, 等. 基于YOLOX-NGS的群养猪只攻击行为识别[J]. 农业工程学报, 2023, 39(24): 177-184.
LI Y W, LI J X, NA T X, et al. Identification of aggressive behavior of group pigs based on YOLOX-NGS[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2023, 39(24): 177-184.
[33] ZHENG C, ZHU X M, YANG X F, et al. Automatic recognition of lactating sow postures from depth images by deep learning detector[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2018, 147: 51-63.
[34] 薛月菊, 朱勋沐, 郑婵, 等. 基于改进FasterR-CNN识别深度视频图像哺乳母猪姿态[J]. 农业工程学报, 2018, 34(9): 189-196.
XUE Y J, ZHU X M, ZHENG C, et al. Recognition of posture of lactating sows based on improved FasterR-CNN in depth video images[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2018, 34(9): 189-196.
[35] ZHU X M, CHEN C X, ZHENG B, et al. Automatic recognition of lactating sow postures by refined two-stream RGB-D faster R-CNN[J]. Biosystems Engineering, 2020, 189: 116-132.
[36] SHAO H M, PU J Y, MU J. Pig-posture recognition based on computer vision: Dataset and exploration[J]. Animals, 2021, 11 (5): 1295.
[37] JI H Y, YU J H, LAO F D, et al. Automatic position detection and posture recognition of grouped pigs based on deep learning[J]. Agriculture, 2022, 12(9): 1314.
[38] HUANG L, XU L J, WANG Y C, et al. Efficient detection method of pig-posture behavior based on multiple attention mechanism [J]. Computational Intelligence and Neuroscience, 2022, 2022: 1759542.
[39] ZHANG Y Q, CAI J H, XIAO D Q, et al. Real-time sow behavior detection based on deep learning[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2019, 163: 104884.
[40] LI D, ZHANG K F, LI Z B, et al. A spatiotemporal convolutional network for multi-behavior recognition of pigs[J]. Sensors, 2020, 20(8): 2381.
[41] ZHANG K F, LI D, HUANG J Y, et al. Automated video behavior recognition of pigs using two-stream convolutional networks [J]. Sensors, 2020, 20(4): 1085.
[42] BOLME D, BEVERIDGE J R, DRAPER B A, et al. Visual object tracking using adaptive correlation filters[C]// 2010 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway, New Jersey, USA: IEEE, 2010: 2544-2550.
[43] HENRIQUES J F, CASEIRO R, MARTINS P, et al. Exploiting the circulant structure of tracking-by-detection with kernels[C]// Computer Vision-ECCV 2012. Cham, Germany: Springer, 2012: 702-715.
[44] HENRIQUES J F, CASEIRO R, MARTINS P, et al. High-speed tracking with kernelized correlation filters[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2015, 37(3): 583-596.
[45] BEWLEY A, GE Z Y, OTT L, et al. Simple online and realtime tracking[C]// 2016 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP). Piscataway, New Jersey, USA: IEEE, 2016: 3464-3468.
[46] WOJKE N, BEWLEY A, PAULUS D. Simple online and realtime tracking with a deep association metric[C]// 2017 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP). Piscataway, New Jersey, USA: IEEE, 2017: 3645-3649.
[47] DU Y H, ZHAO Z C, SONG Y, et al. StrongSORT: Make DeepSORT great again[J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2023, 25: 8725-8737.
[48] 杨秋妹, 肖德琴, 张根兴. 猪只饮水行为机器视觉自动识别[J]. 农业机械学报, 2018, 49(6): 232-238.
YANG Q M, XIAO D Q, ZHANG G X. Automatic pig drinking behavior recognition with machine vision[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(6): 232-238.
[49] YANG Q M, XIAO D Q, CAI J H. Pig mounting behaviour recognition based on video spatial-temporal features[J]. Biosystems Engineering, 2021, 206: 55-66.
[50] LIU D, OCZAK M, MASCHAT K, et al. A computer vision-based method for spatial-temporal action recognition of tail-biting behaviour in group-housed pigs[J]. Biosystems Engineering, 2020, 195: 27-41.
[51] TU S Q, CAI Y F, LIANG Y, et al. Tracking and monitoring of individual pig behavior based on YOLOv5-byte[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 221: 108997.
[52] 张丽雯, 周昊, 朱启兵. 基于PigsTrack跟踪器的群养生猪多目标跟踪[J]. 农业工程学报, 2023, 39(16): 181-190.
ZHANG L W, ZHOU H, ZHU Q B. Multi-target tracking of group-housed pigs based on PigsTrack tracker[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2023, 39(16): 181-190.
[53] YANG Q M, HUI X Y, HUANG Y G, et al. A long-term video tracking method for group-housed pigs[J]. Animals, 2024, 14 (10): 1505.
[54] 姚裔芃, 徐晨, 陈鸿基, 等. 基于关键点检测和多目标跟踪的猪只体尺估计[J]. 华南农业大学学报, 2024, 45(5): 722-729.
YAO Y P, XU C, CHEN H J, et al. Estimation of pig body size based on key point detection and multi-target tracking[J]. Journal of South China Agricultural University, 2024, 45(5): 722-729.
[55] CHEN J X, LIU L, LI P, et al. PKL-Track: A Keypoint-optimized approach for piglet tracking and activity measurement[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2025, 237: 110578.
[56] 李亿杨, 孙龙清, 孙鑫鑫. 基于多特征融合的粒子滤波生猪采食行为跟踪[J]. 农业工程学报, 2017, 33(S1): 246-252.
LI Y Y, SUN L Q, SUN X X. Automatic tracking of pig feeding behavior based on particle filter with multi-feature fusion[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2017, 33(S1): 246-252.
[57] GAN H M, XU C G, HOU W H, et al. Spatiotemporal graph convolutional network for automated detection and analysis of social behaviours among pre-weaning piglets[J]. Biosystems Engineering, 2022, 217: 102-114.
[58] 涂淑琴, 黄正鑫, 梁云, 等. 改进TransTrack多目标生猪行为跟踪方法[J]. 农业工程学报, 2023, 39(15): 172-180.
TU S Q, HUANG Z X, LIANG Y, et al. Methods for multi-target tracking of pig action using improved TransTrack[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2023, 39 (15): 172-180.
[59] TRAN D D, THANH N D. Pig health abnormality detection based on behavior patterns in activity periods using deep learning [J]. International Journal of Advanced Computer Science and Applications, 2023, 14(5): 603-610.
[60] MELFSEN A, LEPSIEN A, BOSSELMANN J, et al. Describing behavior sequences of fattening pigs using process mining on video data and automated pig behavior recognition[J]. Agriculture, 2023, 13(8): 1639.
[61] TU S Q, CAO Y F, LIANG Y, et al. Tracking and automatic behavioral analysis of group-housed pigs based on YOLOX+BoT-SORT-slim[J]. Smart Agricultural Technology, 2024, 9: 100566.
[62] 王亚彬, 徐爱俊, 周素茵, 等. 基于Byte的生猪多目标跟踪算法[J]. 农业工程学报, 2025, 41(7): 145-155.
WANG Y B, XU A J, ZHOU S Y, et al. Multi-object tracking of pig behavior using byte algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2025, 41(7): 145-155.
[63] TU S Q, CAO Y F, MAO L, et al. The OKByte-AR: A multi-stage MOT framework for identifying aggressive interactions in pigs[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2025, 239: 110935.
[64] LONG J, SHELHAMER E, DARRELL T. Fully convolutional networks for semantic segmentation[C]// 2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway, New Jersey, USA: IEEE, 2015: 3431-3440.

[65] RONNEBERGER O, FISCHER P, BROX T. U-Net: Convolutional networks for biomedical image segmentation[C]// Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention. Cham, Germany: Springer, 2015: 234-241.
[66] CHEN L C, ZHU Y K, PAPANDREOU G, et al. Encoder-decoder with atrous separable convolution for semantic image segmentation[C]// Computer Vision-ECCV 2018. Cham, Germany: Springer, 2018: 833-851.
[67] HE K M, GKIOXARI G, DOLLAR P, et al. Mask R-CNN[C]// 2017 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV). Piscataway, New Jersey, USA: IEEE, 2017: 2980-2988.
[68] HUANG Z J, HUANG L C, GONG Y C, et al. Mask scoring R-CNN[C]// 2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway, New Jersey, USA: IEEE, 2020: 6402-6411.
[69] BOLYA D, ZHOU C, XIAO F Y, et al. YOLACT: Real-time instance segmentation[C]// 2019 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV). Piscataway, New Jersey, USA: IEEE, 2019: 9156-9165.
[70] WANG X L, KONG T, SHEN C H, et al. SOLO: Segmenting objects by locations[C]// Computer Vision – ECCV 2020. Cham, Germany: Springer, 2020: 649-665.
[71] 李丹, 张凯锋, 李行健, 等. 基于Mask R-CNN的猪只爬跨行为识别[J]. 农业机械学报, 2019, 50(S1): 261-266, 275.
LI D, ZHANG K F, LI X J, et al. Mounting behavior recognition for pigs based on mask R-CNN[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(S1): 261-266, 275.
[72] MA R H, PARK J S, KIM S H, et al. Application of a deep learning-based instance segmentation model for behavior classification of pigs[J]. Journal of Institute of Control, Robotics and Systems, 2022, 28(4): 326-333.
[73] 王鲁, 刘晴, 曹月, 等. 基于改进Cascade Mask R-CNN与协同注意力机制的群猪姿态识别[J]. 农业工程学报, 2023, 39(4): 144-153.
WANG L, LIU Q, CAO Y, et al. Posture recognition of group-housed pigs using improved Cascade Mask R-CNN and cooperative attention mechanism[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2023, 39(4): 144-153.
[74] 孔商羽, 陈春雨. 基于多任务学习的猪只体重和体况评分预测[J]. 黑龙江大学工程学报, 2022, 13(2): 70-77.
KONG S Y, CHEN C Y. Multi-tasking learning on prediction of pig weight and body condition score[J]. Journal of Engineering of Heilongjiang University, 2022, 13(2): 70-77.
[75] LIU J B, XIAO D Q, LIU Y F, et al. A pig mass estimation model based on deep learning without constraint[J]. Animals, 2023, 13 (8): 1376.
[76] 罗世林, 何秀文, 欧阳梦, 等. 基于实例分割和机器学习的育肥猪群体体重估测方法研究[J]. 中国农机化学报, 2025, 46(10): 153-160.
LUO S L, HE X W, OUYANG M, et al. Research on weight estimation method for fattening pig population based on instance segmentation and machine learning[J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2025, 46(10): 153-160.
[77] XIE C Q, CANG Y J, LOU X Z, et al. A novel approach based on a modified mask R-CNN for the weight prediction of live pigs[J]. Artificial Intelligence in Agriculture, 2024, 12: 19-28.
[78] 杨阿庆, 薛月菊, 黄华盛, 等. 基于全卷积网络的哺乳母猪图像分割[J]. 农业工程学报, 2017, 33(23): 219-225.
YANG A Q, XUE Y J, HUANG H S, et al. Lactating sow image segmentation based on fully convolutional networks[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2017, 33 (23): 219-225.
[79] YANG A Q, HUANG H S, ZHENG C, et al. High-accuracy image segmentation for lactating sows using a fully convolutional network[J]. Biosystems Engineering, 2018, 176: 36-47.
[80] 胡志伟, 杨华, 娄甜田, 等. 基于全卷积网络的生猪轮廓提取[J]. 华南农业大学学报, 2018, 39(6): 111-119.
HU Z W, YANG H, LOU T T, et al. Extraction of pig contour based on fully convolutional networks[J]. Journal of South China Agricultural University, 2018, 39(6): 111-119.
[81] BRÜNGER J, GENTZ M, TRAULSEN I, et al. Panoptic segmentation of individual pigs for posture recognition[J]. Sensors, 2020, 20(13): 3710.
[82] LI D, CHEN Y F, ZHANG K F, et al. Mounting behaviour recognition for pigs based on deep learning[J]. Sensors, 2019, 19(22): 4924.
[83] 高云, 郭继亮, 黎煊, 等. 基于深度学习的群猪图像实例分割方法[J]. 农业机械学报, 2019, 50(4): 179-187.
GAO Y, GUO J L, LI X, et al. Instance-level segmentation method for group pig images based on deep learning[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(4): 179-187.
[84] 高云, 廖慧敏, 黎煊, 等. 基于双金字塔网络的RGB-D群猪图像分割方法[J]. 农业机械学报, 2020, 51(7): 36-43.
GAO Y, LIAO H M, LI X, et al. RGB-D segmentation method for group piglets images based on double-pyramid network[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(7): 36-43.
[85] 刘坤, 杨怀卿, 杨华, 等. 基于循环残差注意力的群养生猪实例分割[J]. 华南农业大学学报, 2020, 41(6): 169-178.
LIU K, YANG H Q, YANG H, et al. Instance segmentation of group-housed pigs based on recurrent residual attention[J]. Journal of South China Agricultural University, 2020, 41(6): 169-178.
[86] HU Z W, YANG H, LOU T T. Dual attention-guided feature pyramid network for instance segmentation of group pigs[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2021, 186: 106140.
[87] TU S Q, YUAN W J, LIANG Y, et al. Automatic detection and segmentation for group-housed pigs based on PigMS R-CNN[J]. Sensors, 2021, 21(9): 3251.
[88] KONGSRO J. Estimation of pig weight using a Microsoft Kinect prototype imaging system[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2014, 109: 32-35.
[89] SHI C, TENG G H, LI Z. An approach of pig weight estimation using binocular stereo system based on LabVIEW[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2016, 129: 37-43.
[90] PEZZUOLO A, GUARINO M, SARTORI L, et al. On-barn pig weight estimation based on body measurements by a Kinect v1 depth camera[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2018, 148: 29-36.
[91] CANG Y, HE H X, QIAO Y L. An intelligent pig weights estimate method based on deep learning in sow stall environments [J]. IEEE Access, 2019, 7: 164867-164875.
[92] 李卓. 基于立体视觉技术的生猪体重估测研究[D]. 北京: 中国农业大学, 2016.
LI Z. Research of pig weight estimation based on stereo vision technology[D]. Beijing: China Agricultural University, 2016.
[93] 卞智逸, 林探宇, 吴彻, 等. 一种基于深度图像的猪只体重估测方法和设备: CN114170292A[P]. 2022-03-11.
[94] TAN Z J, LIU J B, XIAO D Q, et al. Dual-stream fusion network with ConvNeXtV2 for pig weight estimation using RGB-D data in aisles[J]. Animals, 2023, 13(24): 3755.
[95] 尹令, 蔡更元, 田绪红, 等. 多视角深度相机的猪体三维点云重构及体尺测量[J]. 农业工程学报, 2019, 35(23): 201-208.
YIN L, CAI G Y, TIAN X H, et al. Three dimensional point cloud reconstruction and body size measurement of pigs based on multi-view depth camera[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2019, 35(23): 201-208.
[96] OKAYAMA T, KUBOTA Y, TOYODA A, et al. Estimating body weight of pigs from posture analysis using a depth camera[J]. Animal Science Journal, 2021, 92(1): e13626.
[97] LI G X, LIU X L, MA Y F, et al. Body size measurement and live body weight estimation for pigs based on back surface point clouds[J]. Biosystems Engineering, 2022, 218: 10-22.
[98] LIU Z H, HUA J Y, XUE H X, et al. Body weight estimation for pigs based on 3D hybrid filter and convolutional neural network [J]. Sensors, 2023, 23(18): 7730.
[99] SELLE M, KIRCHER M, DORSCH U, et al. An accessible and intuitive approach to 3D data modeling for morphometric surface evaluation in pig farming[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 225: 109327.

[100] LIN J Y, CHEN H Y, WU R K, et al. Calculating volume of pig point cloud based on improved poisson reconstruction[J]. Animals, 2024, 14(8): 1210.
[101] OCZAK M, MASCHAT K, BERCKMANS D, et al. Can an automated labelling method based on accelerometer data replace a human labeller? – Postural profile of farrowing sows[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2016, 127: 168-175.
[102] SCHEEL C, TRAULSEN I, AUER W, et al. Detecting lameness in sows from ear tag-sampled acceleration data using wavelets[J]. Animal, 2017, 11(11): 2076-2083.
[103] DE BRUIJN B G C, DE MOL R M, HOGEWERF P H, et al. A correlated-variables model for monitoring individual growing-finishing pig's behavior by RFID registrations[J]. Smart Agricultural Technology, 2023, 4: 100189.
[104] HUANG Y G, XIAO D Q, LIU J B, et al. Analysis of pig activity level and body temperature variation based on ear tag data[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 219: 108768.
[105] YIN J J, CHEN Y F, HUANG Y G, et al. Analysis and classification of pig health status using hourly activity data: Combining statistical analysis and machine learning[J]. Applied Animal Behaviour Science, 2025, 282: 106488.
[106] 张栖铭, 袁瑞临, 范凡, 等. 基于SVM算法的猪声音识别的研究[J]. 电脑知识与技术, 2017, 13(10): 162-164.
ZHANG Q M, YUAN R L, FAN F, et al. Research on pig voice recognition based on SVM algorithm[J]. Computer Knowledge and Technology, 2017, 13(10): 162-164.
[107] 黎煊, 赵建, 高云, 等. 基于连续语音识别技术的猪连续咳嗽声识别[J]. 农业工程学报, 2019, 35(6): 174-180.
LI X, ZHAO J, GAO Y, et al. Recognition of continuous cough sound in pigs based on continuous speech recognition technology [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2019, 35(6): 174-180.
[108] 顾小平, 吴浩, 陈佳豪, 等. 基于DE-VRF的猪声音分类识别[J]. 计算机应用与软件, 2023, 40(3): 241-247.
GU X P, WU H, CHEN J H, et al. Classification and recognition of pig voice based on DE-VRF[J]. Computer Applications and Software, 2023, 40(3): 241-247.
[109] FERRARI S, SILVA M, GUARINO M, et al. Cough sound analysis to identify respiratory infection in pigs[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2008, 64(2): 318-325.
[110] CHUNG Y, OH S, LEE J, et al. Automatic detection and recognition of pig wasting diseases using sound data in audio surveillance systems[J]. Sensors, 2013, 13(10): 12929-12942.
[111] 李光昌. 基于声视觉融合的猪只健康状态评价研究[D]. 赣州: 江西理工大学, 2022.
LI G C. Research on evaluation of pig health status based on audio-visual fusion[D]. Ganzhou: Jiangxi University of Science and Technology, 2022.
[112] 苍岩, 罗顺元, 乔玉龙, 等. 基于深层神经网络的猪声音分类[J]. 农业工程学报, 2020, 36(9): 195-204.
CANG Y, LUO S Y, QIAO Y L, et al. Pig voice classification based on deep neural network[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2020, 36(9): 195-204.
[113] 沈明霞, 王梦雨, 刘龙申, 等. 基于深度神经网络的猪咳嗽声识别方法[J]. 农业机械学报, 2022, 53(5): 257-266.
SHEN M X, WANG M Y, LIU L S, et al. Recognition method of pig cough sound based on deep neural network[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(5): 257-266.
[114] WANG B Y, QI J W, AN X P, et al. Heterogeneous fusion of biometric and deep physiological features for accurate porcine cough recognition[J]. PLoS One, 2024, 19(2): e0297655.
[115] 谢杰, 龚鸣敏. 基于隐马尔科夫模型的猪只声音分类监测方法[J]. 中南农业科技, 2025(1): 104-109.
XIE J, GONG M M. Hidden Markov model-based pig sound classification monitoring method[J]. South-Central Agricultural Science and Technology, 2025(1): 104-109.
[116] XIE Y T, WANG J, CHEN C, et al. Sound identification of abnormal pig vocalizations: Enhancing livestock welfare monitoring on smart farms[J]. Information Processing & Management, 2024, 61(4): 103770.
[117] MA J C, LI Z S, WANG H, et al. On field recognition of pig cough based on multimodal audio representation and fusion with contrastive learning[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2025, 238: 110842.
[118] FANCOM. Automatic pig farm with Fancom's automation systems[EB/OL]. [2025-09-20]. https://www.fancom.com/pigs.
[119] HL. OptiSCAN, Pesée par la vision des porcs charcutiers - H+L [EB/OL]. [2025-09-20]. https://www.hplusl.com/en/products/optiscan.
[120] PIGBROTHER. Pig weight measurement by cameras | Weighing pigs without a scale[EB/OL]. [2025-09-20]. https://pigbrother.hu/en/our-solutions/pigbrother.html.
[121] CORNTEC. PIGI | Corntec[EB/OL]. [2025-09-20]. https://corntec.jp/en/pigi.
[122] 郑州邦茂称重设备有限公司. EID Hog(Pig) Weigh Crate - Zhengzhou Bangmao Weighing Equipment Co., Ltd[EB/OL]. [2025-09-20]. https://www. bmcattlescale. com/product/eid-hog-pig-weigh-crate.
[123] 樊士冉, 燕凯, 杜晓冬, 等. 一种用于猪只估重的装置: CN218381245U[P]. 2023-01-24.
[124] 薛素金, 杨焜. 基于3D卷积神经网络的猪只估重装置: CN216559277U[P]. 2022-05-17.
[125] 桂志明, 王文杰, 梁靖. 一种基于深度学习多模态技术在大栏轨道机器人上的猪只估重方法: CN119763146A[P]. 2025-04-04.
[126] 景俊年, 邓利斌. 一种物联网称重站系统及应用: CN119779458A[P]. 2025-04-08.
[127] 邹远炳, 孙龙清, 李玥, 等. 基于分布式流式计算的生猪养殖视频监测分析系统[J]. 农业机械学报, 2017, 48(S1): 365-373.
ZOU Y B, SUN L Q, LI Y, et al. Video monitoring and analysis system for pig breeding based on distributed flow computing[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(S1): 365-373.
[128] 杨栋, 陈卫峰, 林序周, 等. 一种猪只健康智能监测方法及其系统: CN107148920A[P]. 2017-09-12.
[129] 谢继华, 尹显东, 郑培坤, 等. 基于猪脸识别和RFID识别的猪只健康管理系统及方法: CN111626205A[P]. 2020-09-04.
[130] 肖德琴, 刘俊彬, 谭祖杰, 等. 一种基于声音和体温的猪只健康监测方法及系统: CN114639017A[P]. 2022-06-17.
[131] DUTCHMAN B. Sow management: The best sow equipment & feeding systems - Big Dutchman[EB/OL]. [2025-09-20]. https://www.bigdutchman.com/en/products/pig-production/sow-management/biotag.
[132] 林探宇, 谭祖杰, 吴彻, 等. 一种限位栏猪场的猪只监控装置及猪只巡检滑轨机器人: CN216434763U[P]. 2022-05-03.
[133] 刘龙申, 周杰, 蒋涛, 等. 一种基于巡检机器人的哺乳期母仔猪行为一体化检测系统: CN118334704A[P]. 2024-07-12.
[134] 刘战启, 郗晓龙, 李爱梅, 等. 基于毫米波雷达的吊轨机器人猪只信息采集方法和系统: CN118534454A[P]. 2024-08-23.
[135] 曾志雄, 余乔东, 吕恩利, 等. 规模化猪场巡检机器人底盘设计与试验[J]. 中国农机化学报, 2020, 41(7): 55-62.
ZENG Z X, YU Q D, LÜ E L, et al. Design and experiment of inspection robot chassis for pig farm[J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2020, 41(7): 55-62.
[136] 吕成军, 王璐, 李伟. 一种养猪场用巡检机器人: CN210307840U[P]. 2020-04-14.
[137] 方明, 徐波. 一种养猪场用巡检机器人: CN218052640U[P]. 2022-12-16.
[138] 杨秋妹, 陈淼彬, 黄一桂, 等. 基于改进YOLOv5n的猪只盘点算法[J]. 农业机械学报, 2023, 54(1): 251-262.
YANG Q M, CHEN M B, HUANG Y G, et al. Pig counting algorithm based on improved YOLOv5n[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(1): 251-262.

Research Progress and Future Prospects of Pig Intelligent Detection Technology

XIAO Deqin[1,2,3*], LÜ Yuding[1,2], HUANG Yigui[1,2], CUAN Kaixuan[1,2]

（1. *College of Mathematics and Informatics*, *South China Agricultural University*, *Guangzhou* 510642, *China*; 2. *Key Laboratory of Smart Agricultural Technology in Tropical South China Ministry of Agriculture and Rural Affairs*, *Guangzhou* 510642, *China*; 3. *Guangdong Engineering Research Center of Agricultural Big Data*, *Guangzhou* 510642, *China*）

Abstract: [Significance] The pig industry is a key sector of animal husbandry. With the continuous expansion of farming scale, traditional manual inspection methods can no longer meet the demands of modern production in terms of efficiency, accuracy, and animal welfare. In recent years, intelligent pig monitoring technologies based on multi-source data, such as images, depth information, sensors, and sound, have developed rapidly, providing new solutions for health monitoring, behavior recognition, weight assessment, and physiological state management during the farming process. As a crucial foundation for upgrading the pig industry toward intelligent and precise farming, it is of significant value to systematically review the current research status, application progress, and future trends of the technological system. **[Progress]** This paper focuses on the main research areas in intelligent pig monitoring, systematically summarizes the commonly used data types and their applications in farming scenarios from the perspective of matching data sources with application objectives. First, research based on infrared images mainly focuses on non-contact acquisition of body temperature information, which is used for disease early warning and health monitoring, offering clear advantages in reducing stress responses and increasing monitoring frequency. Second, visible-light images are widely applied in behavior recognition and health analysis, supporting automated identification and quantification of behaviors such as feeding, resting, and aggression, thereby facilitating dynamic understanding of pig herd behavior patterns and changes. Third, depth images and three-dimensional information demonstrate unique value in body measurement extraction and weight estimation, promoting the development of non-contact, continuous weight monitoring. Fourth, wearable sensors enable continuous monitoring of pig's health, lameness risk, and daily behavioral rhythms by recording physiological data such as body temperature, acceleration, and feeding activity in real time. Finally, audio signals, an emerging data type in recent years, have shown potential in monitoring abnormal sounds such as coughing, providing a new approach for the early detection of respiratory diseases. On this basis, this paper further summarizes the research and application of intelligent detection equipment. Current equipment presents a development trend in two aspects: one focuses on single indicators such as body temperature and weight, characterized by precise collection and rapid feedback; the other integrates multiple functions including image acquisition, body temperature detection, behavior recording, and identity recognition through mobile platforms such as inspection robots, enabling full-scenario and all-weather intelligent detection and improving the automation and refinement level of pig farm management. With the growth of industrial demand, various types of equipment are gradually moving from laboratories to commercialization, providing important support for intelligent breeding. **[Conclusions and Prospects]** Despite the rapid development of intelligent pig detection technology, multiple challenges still exist. At the data level, interference from lighting, occlusion, and noise in different scenarios can affect the stability of detection results; at the hardware level, some equipment suffers from high costs and needs improvement in reliability; at the model level, differences across pig farms, breeds, and growth stages still lead to insufficient adaptability; at the application level, data continuity, system stability, and equipment maintenance costs in large-scale scenarios require further optimization. These factors collectively restrict the large-scale promotion of intelligent detection technology in the industry. Future research directions will exhibit the following common trends: First, achieving contactless operation and multi-scenario adaptability to minimize disturbance to pigs and enhance stability in complex environments. Second, advancing the integration of multimodal data fusion and deep learning to establish stronger correlations among multi-source data such as images, sensors, and audio. Third, developing individualized health and growth models to provide a scientific basis for precision feeding and management.

Key words: intelligent pig detection; intelligent farming; multi-source data; intelligent detection technology; intelligent detection equipment

Foundation items: National Key Research and Development Program(2021YFD200802); The Innovation Team of Key Common Technologies for Smart Agriculture under the Guangdong Modern Agricultural Industry System (2024CXTD28)

***Corresponding author:** XIAO Deqin, E-mail: deqinx@scau.edu.cn