Informatization of China's Animal Husbandry: Current Status of Intelligent Equipment Development, Regional Disparities, and Optimization Recommendations

Tingyi He[1] Dabala Wu[1] Gongda Zheng[2] Xue Li[1] Lianjie Feng[3*]

1. Academy of Agriculture and Forestry Sciences, Inner Mongolia Autonomous Region, Hohhot, Inner Mongolia, 010031, China

2. Xilinhot Yijie Agricultural and Livestock Machinery Co., Ltd., Xilinhot, Inner Mongolia, 026000, China

3. Inner Mongolia Haokuai Technology Co., Ltd., Hohhot, Inner Mongolia, 010010, China

Abstract

China's livestock industry is currently undergoing a critical transition from traditional extensive management to modern intensive and intelligent practices. It can be argued that intelligent equipment serves as one of the key enablers in this wave of informatization upgrade, playing a central role in various aspects such as precision feeding, environmental monitoring, disease prevention and control, and waste management. However, although the adoption rate of intelligent equipment in large-scale farms has already reached relatively high levels, small and medium-sized farms still face numerous challenges, including high equipment costs, limited technical compatibility, and severe data silos. Additionally, significant disparities exist across different regions: eastern coastal provinces have taken a clear lead, while central and western regions lag considerably behind. This article systematically reviews the current status of intelligent equipment in Chinese livestock farms, analyzing it from two perspectives: equipment types (such as intelligent feeding systems, environmental sensors, inspection robots, automated milking equipment, etc.) and regional distribution (covering typical provinces in Northeast China, North China, East China, South China, and Southwest China). After clarifying the existing bottlenecks and regional disparities, the article proposes targeted recommendations in areas such as policy guidance, technological innovation, standard formulation, and talent cultivation, aiming to provide a theoretical basis and practical reference for the coordinated development of informatization and intelligent equipment in China's livestock industry.

Keywords

animal husbandry informatization; intelligent equipment; precision farming; regional disparities; development recommendations

中国畜牧业智能装备设备发展现状、区域差异与优化建议

何亭漪[1] 乌达巴拉[1] 郑功达[2] 李雪[1] 冯连杰[3*]

1.内蒙古自治区农牧业科学院，中国·内蒙古 呼和浩特 010031

2.锡林浩特市义杰农牧业机械有限公司，中国·内蒙古 锡林浩特 026000

3.内蒙古好快科技有限公司，中国·内蒙古 呼和浩特 010010

摘要

中国畜牧业正处在从传统粗放式经营转向现代集约化、智能化的关键阶段。可以说，智能装备是这轮信息化升级的重要载体之一，在精准饲喂、环境监测、疫病防控、废弃物处理这些环节里，都扮演着核心角色。不过，虽然大型养殖场的智能装备普及率已经较高，但中小型养殖场依然面临不少问题，比如设备成本高、技术不太适配、数据孤岛严重等等。同时区域之间的差距也很明显，东部沿海省份明显跑在前面，中西部地区要落后不少。本文系统梳理了中国畜牧养殖场智能装备的现状，从设备类型（像智能饲喂系统、环境传感器、巡检机器人、自动化挤奶设备等）和区域分布（涵盖东北、华北、华东、华南、西南等地的典型省份）两个方向去分析。在把当前瓶颈和区域差异说清楚的基础上，再从政策引导、技术创新、标准制定、人才培养几个方面提出一些针对性的建议，以期为中国畜牧业信息化和智能装备的协同发展提供点理论依据和实践参考。

关键词

畜牧业信息化；智能装备；精准养殖；区域差异；发展建议

1 引言

畜牧业信息化建设，能够推动农业现代化、保障国家食物安全。这些年物联网、大数据、人工智能和机器人技术不断融合，养殖场里也开始陆续用上各种

智能装备，想让生产过程变得自动化、数据化、智能化。这些装备既能实时监测动物健康状况、优化饲料配方、调节养殖环境，也能靠数据分析预测疫病风险，养殖效率和动物福利都有所提高。比如人工智能和机器学习技术已经在畜牧业里运用广泛，可以全天候盯着动物和周围环境，帮助理解动物的行为和应激状态，做好疾病控制和预防，还能给养殖者提供一些商业决策上的参考[1]。数字孪生算是人工智能的进阶玩法，能够给现实世界里的实体建一个数字副本，靠持续不断的数据流保持同步更新，在畜牧业里潜力很大，不管是改进大规模精准养殖、优化机械设备使用，还是提升各类农场动物的健康与福祉，都有巨大潜力。[2]。

不过，中国畜牧业智能装备的发展并不是一步到位的。推广和应用过程中，技术成熟度、设备成本、养殖规模、区域经济水平、政策支持力度等因素都出现卡脖子现象。例如，东部发达地区的大型养殖企业已经开始装备全链条智能系统，中西部的中小型养殖场却大多还停留在半机械化甚至人工操作。而且不同类型的智能装备，比如环境控制、智能饲喂、粪污处理等，在技术路线、应用场景和推广难点上差别也不小。数字孪生这种技术真要落地，还要对单个农场做全面的成本效益分析，这本身就说明不同规模、不同区域的养殖场在用技术时差异很大[3]。所以说，有必要从设备类别和区域分布这两个维度，纵观中国畜牧业智能装备的现状，找出关键瓶颈，再提出能落地的优化建议，让畜牧业信息化建设推进得更均衡、更高效。把现有问题分析透了，政策制定者和养殖从业者才有靠谱的依据，整个行业也才能向更智能、更可持续的方向发展。

2 智能装备设备类别发展现状

2.1 智能饲喂系统

2.1.1 精准投料与个体识别技术

精准投料和个体识别是智能饲喂系统的基础。通过RFID、计算机视觉和传感器网络，系统可识别个体并实时调整投料量。奶牛养殖中，基于YOLOv10改进的BFDet-YOLO模型可同时检测采食行为和饲料密度，在复杂环境下平均精度达95.7%，提供可靠视觉感知[4,5]。生猪养殖方面，精准饲喂技术可以减少大概25%的蛋白质和磷摄入，养分排泄量能降低40%，同时生产性能还能保持甚至更好，可见精准投料在节约资源和保护环境方面潜力很大[6]。畜禽养殖中，被动声学监测（PAM）发现温度、氨氮浓度等环境因素可调节摄食行为，通过分析摄食声学信号（如“咔哒”声）可建立稳定摄食状态评估指标，为系统融合环境感知提供依据[7]。这些技术合在一起，让喂料从过去“定时定量”的粗放方式，慢慢变成了“按需精准”的智能投喂。

2.1.2 数据驱动的营养调控模型

数据驱动的营养调控模型旨在实现个体化精准营养，整合基因组学、表型组学与传感器数据，借助AI算法优化饲料配方和营养供给策略，已在猪、奶牛生产中验证效果[8]。奶牛精准饲喂可使日粮粗蛋白降低约9.7%、粪便氮排泄减少14%，每头年净增收137美元；猪的AI模型对饲料转化率（R^2=0.74）和剩余采食量（R^2=0.76）预测较准[9]。营养基因组学从分子层面揭示日粮与基因、通路的互作，为基因定制化日粮提供依据[10]。未来结合多组学数据与可解释机器学习，有望构建更强大的自适应营养模型，满足不同物种与场景的复杂需求[11,12]。

2.2 环境智能监控设备

2.2.1 温湿度、氨气与光照传感器网络

环境智能监控以多传感器网络为核心，通过IoT将温湿度、氨气、光照、CO^2等数据汇入中央平台，实现实时连续监测。研究发现，温度是对虾摄食声学信号影响最显著的环境因子[13]；禽类智能农场整合环境管理与健康追踪，明显提升效率[14]；声音监测还能评估猪舍通风、饲料分配，持续识别热应激与空气质量问题，优化资源、降低能耗[15]。这类高密度传感网络为环境数字孪生和精细调控奠定了数据基础。

2.2.2 智能通风与降温系统联动控制

智能通风和降温系统的联动，是环境监控设备里较高阶的应用之一。智能通风降温系统依托传感器网络实时调节风机、湿帘等设备，为动物维持最佳环境[16]。相比人工阈值控制，它采用模糊PID等机器学习算法精准优化非线性调控[17]，并可借鉴机器人柔顺控制实现高效调节[18]。精准畜牧业（PLF）里，非侵入式传感技术和AI算法结合，系统可以实时捕捉详细的生物特征和行为数据，据此优化饲喂策略、改善繁殖管理，环境控制系统的智能决策也包含其中[19]。把温湿度、氨气浓度这些数据作为输入，联动控制模型就能预测环境变化趋势，提前调整通风和降温系统的工作状态，能一定程度避免环境应激，降低动物发病率，能源成本也可降低[20]。

2.3 动物健康监测与巡检机器人

2.3.1 基于计算机视觉的体况评分

基于计算机视觉的体况评分（BCS）是一种非接

【作者简介】何亭漪（1986-），女，中国内蒙古呼和浩特人，博士，副高级研究员，从事畜牧研究。

【通讯作者】冯连杰（1988-），男，蒙古族，中国内蒙古赤峰人，硕士，工程师，从事畜牧业信息化研究。

触、自动化的动物健康监测方法，通过分析图像或视频来评估动物的脂肪沉积和肌肉发育状况[21]。传统BCS靠人工目测和触诊，主观性强，效率也低。研究表明基于YOLOv8-pose可识别反刍行为并提取咀嚼次数等健康指标[22]。在精准畜牧业里，RGB-D相机、3D成像系统这类非侵入式技术已经被广泛用来捕捉详细的生物特征和行为数据，AI算法则用来做早期疾病检测、优化饲喂策略和改善繁殖管理。既减轻了人工负担，又能实现高频次、全天候的监测，对早期疾病预警和精准管理有实效。

2.3.2 可穿戴设备与生理信号采集

可穿戴设备通过加速度计、心率、温度等传感器，佩戴于颈、腿、耳等部位，实时记录心率、呼吸、活动量等参数。PetPace项圈能测猪的心率、呼吸频率和心率变异性，读数与人工听诊高度相关，且心率变异性与唾液皮质醇负相关，可用于应激评估[23]；奶牛项圈集成加速度计、RFID、GPS等，是非侵入式监测行为、健康和生产性能的重要工具[24]；肉鸡监测则将IMU与UWB结合，可同时追踪200只鸡的位置与活动，精度在20厘米内[25]。这些数据配合AI算法，能持续评估个体健康并提前预警。

2.4 自动化挤奶与繁殖管理设备

2.4.1 机器人挤奶系统效率分析

机器人挤奶系统（AMS）以自动化替代人工挤奶，显著提升劳动效率与奶牛福利，由机械臂、挤奶杯、清洗系统和数据采集模块组成，可全天候按需挤奶。AMS既减少人力成本，又能通过每日2-3次以上的高频挤奶提高产奶量、降低乳腺炎发病率，但效果受牛群规模、牛舍布局、设备维护及奶牛适应度制约。在精准畜牧业框架下，AMS正从自动化设备演进为智能决策支持系统，集成牛奶电导率、流量、颜色等传感器数据与AI算法，实时监测每头奶牛的乳房健康和产奶性能，为个体化管理提供数据支持[26]。以后如果再结合数字孪生技术，还能构建虚拟挤奶厅，模拟不同管理策略对挤奶效率和奶牛健康的影响，从而优化系统运行参数[27]。

2.4.2 发情检测与智能配种辅助

发情检测是奶牛繁殖管理里的关键一环，直接关系到牛群繁殖效率和遗传进展。传统发情检测靠人工观察，漏检率高，准确性也差[28]。可穿戴设备（如计步器、项圈）通过监测活动量、反刍时间和行为变化来预测发情期，基于加速度计和陀螺仪的项圈能有效监测相关行为；计算机视觉技术则可分析爬跨、站立不安等行为，自动识别发情个体。AI算法可以把多源数据整合起来，优化繁殖管理决策，如预测最佳配种时间；数字孪生技术通过模拟奶牛生理状态和行为模式，为智能配种提供更精准的决策支持[29]。这些技术明显提高了发情检出率，缩短了产犊间隔，提高了养殖场经济效益。

2.5 废弃物处理与资源化利用装备

2.5.1 智能固液分离与发酵系统

智能固液分离与发酵系统，是畜牧业废弃物资源化利用的核心环节，主要目的是把养殖过程中产生的大量粪污转化成有价值的资源，比如有机肥和能源[30]。传统固液分离和发酵过程靠人工操作，效率低，稳定性也差。智能装备通过集成传感器、自动控制系统和数据分析平台，能对分离和发酵过程进行精准调控[31]。发酵系统实时监测温度、pH、氧气等参数，自动调整搅拌、通风与配比，优化微生物活性、加速发酵，并借鉴AI动态优化和数字孪生技术[32]；智能固液分离设备通过压力传感器和流量计自动调节参数，提升分离效率和固体回收率，既解决粪污处理的环保难题，又通过有机肥和生物质能源创造经济价值。

2.5.2 沼气发电与有机肥生产自动化

沼气发电与有机肥生产自动化，将发电机组、造粒机、包装线等设备通过PLC和SCADA集成控制[33]：发电系统按产气量和储气压力自动启停，有机肥线自动完成配料、造粒、烘干、包装。这种模式契合循环生物经济理念[34]，并纳入养殖场智能管理，形成“养殖—废弃物处理—资源回用”闭环，兼顾环保与可持续发展。未来结合数字孪生，可模拟不同策略下的能源产出与肥料质量，进一步优化效益。

3 区域发展差异分析

3.1 东部沿海地区（以江苏、浙江为例）

东部沿海地区的大型养殖集团，现已初步形成了覆盖饲料生产、养殖管理、环境控制、疫病防控、产品溯源的全链条智能化体系。这些企业依托物联网、5G和云计算，能实时采集数据、做智能决策，智能环控、精准饲喂、计算机视觉巡检机器人运用普遍，降本增效显著。地方政府投入不低，通过购置补贴、财政奖补、建设大数据平台等政策扶持，还形成了“企业出题、高校解题、政府助题”的产学研协同机制，关键技术攻关和成果转化速度都加快，也降低了中小养殖户的信息化门槛。

3.2 东北地区（以黑龙江、辽宁为例）

东北的规模化猪场和奶牛场，现在已有较多采用自动供料、智能环控、性能测定、转盘挤奶、自动识别、计步器以及TMR自动饲喂等装备，生产效率明显提升。但东北冬季严寒、夏季湿热，偏远地区网络覆盖还不到位，这就需要研发耐低温、抗腐蚀的传感器和设备，加强保温防护和快速响应能力。另外，可以考虑用边缘计算这样的本地化数据处理方案，保证智

能系统在弱网络环境下也能稳定运行。

3.3 华北地区（以河北、山东为例）

华北地区还是以中小养殖户为主，智能设备普及遇到许多问题，比如资金不足、技术认知不够、维护能力弱、数据标准不统一、投入产出比不高等。这些地方的数字化转型不能急，最好走渐进的路子：先从电子耳标、手机记录这类基础信息化入手，然后逐步引入环境监控和阈值报警，再发展精准饲喂和图像识别健康管理，最后把数据集成到云平台辅助决策。通过“小步快跑”，慢慢从经验养殖过渡到数据驱动养殖。

3.4 中西部地区（以河南、内蒙古为例）

中西部养殖场多属成本敏感型，设备选型应坚持实用、高效、低成本，优先投资精准饲喂和智能环控等核心环节，选择耐用易维护设备，并可探索租赁或按服务付费模式。同时需因地制宜：农区舍饲侧重高密度环控、自动饲喂和粪污处理，牧区放牧则侧重便携式GPS、远程监控及草场管理设备，并强化耐低温抗风沙能力。但电力不稳、网络覆盖不足、交通不便严重制约信息化，必须优先改善基础设施，并发展本地化、离线化的智能解决方案。

3.5 南方地区（以广东、广西为例）

南方高温高湿多雨，智能装备特别容易氧化腐蚀、生锈短路，户外设备防水防潮压力很大，持续运行需要有良好的散热。所以设备适合用IP67及以上防护等级，采用耐腐蚀耐高温材料，内部装高效散热系统。同时，配合定期的防潮防锈维护和快速的售后服务，才能保证设备在恶劣环境下稳定运行。

4 智能装备推广中的关键瓶颈

4.1 设备成本与投资回报周期

高昂的初始购置成本与不确定的投资回报周期是首要经济瓶颈。智能装备集成了传感器、物联网、人工智能等前沿技术，成本远高于传统设备，其初期投入和维护对资源有限的养殖场是巨大负担[35]。尽管理论上通过提高饲料转化率、降低人力成本等方式能带来长期效益，但效益实现周期较长，而且受养殖规模、管理水平、市场波动等因素影响，投资回报周期很难精确预测，中小型养殖主体积极性和智能装备普及受阻。

4.2 技术适配性与标准化缺失

智能装备与中国多样化的畜牧业生产环境存在技术适配性不足，行业标准化缺失进一步加剧了矛盾。中国畜牧业畜种多、养殖模式并存，不同场景对装备要求差异大。例如，水产养殖精准投喂设备的决策模型泛化能力不足，难以在不同品种和场景中保持稳定[36]。同时，缺乏统一技术标准与数据接口规范，不同厂商设备难以互联互通，形成"数据孤岛"，增加系统集成难度和成本，也使养殖场面临被供应商"锁定"的风险，限制了智能装备的规模化应用。

4.3 数据孤岛与系统集成障碍

数据孤岛与系统集成障碍是阻碍智能装备协同效应的核心瓶颈。不同环节、不同厂商的装备采用独立的数据格式、通信协议和云平台，导致数据无法自由流动。例如，环境监控、精准饲喂、健康监测等系统各自为政，数据难以整合与关联分析[37]，使管理者无法全局洞察养殖过程，难以实现多源数据融合的精准决策。此外，系统集成面临异构网络、标准不一等挑战，复杂性和高昂成本阻碍了装备从"单点应用"向"系统协同"的跨越，严重制约整体效益。

4.4 基层技术人员操作与维护能力不足

基层技术人员操作、维护与故障诊断能力不足，是制约智能装备应用的关键人力瓶颈。智能装备技术密集，要求使用者具备跨学科知识，而基层从业人员普遍年龄偏大、学历偏低，难以熟练掌握操作与维护要领[38,39]，设备故障时无法及时排除，导致停机影响生产。此外，部分故障诊断系统本身存在局限[40]，如深度学习模型虽精度高，但"黑箱"特性使技术人员难以理解故障原因，且泛化能力不足，增加了现场应用难度[41]。人才与技术的错配使智能装备难以发挥效能，甚至加速设备损耗，导致投资回报率低下。

5 优化建议与未来方向

5.1 构建分级补贴与融资租赁政策体系

针对购置成本高、投资回报周期长、中小养殖场一次性投入压力大的问题，亟需构建分级补贴与融资租赁相结合的政策体系。应根据养殖规模、地区经济水平及装备类型实施差异化补贴：对中西部欠发达地区或中小规模养殖场购置基础设备提供更高比例补贴，对发达地区或大型企业侧重高端装备研发与应用补贴。同时引入融资租赁模式，鼓励金融租赁公司与设备制造商合作，提供"以租代购"或分期付款方案，降低初始资金门槛，通过市场机制加速智能装备普及与迭代。

5.2 推动设备接口标准化与数据共享平台建设

当前智能装备市场品牌繁多、接口不一、数据格式各异，导致设备难以互联互通，形成"数据孤岛"，增加集成难度与运维成本。当务之急是推动接口标准化与数据共享平台建设：应由行业协会或相关部门牵头制定统一的数据接口标准、通信协议和数据格式规范，使不同设备无缝对接；同时构建国家级或区域级数据共享平台，在保障安全与隐私前提下，鼓励养殖场、厂商、科研机构上传脱敏数据，打破信息壁垒，

为精准饲喂、疾病预警等提供数据支持，提升行业智能化水平[42]。

5.3 加强产学研协同与本土化技术研发

我国智能装备在核心算法、关键传感器、高端芯片等方面与国际先进水平仍有差距，部分高端设备依赖进口，存在"卡脖子"风险。为此，必须加强产学研协同创新与本土化研发：高校与科研院所应聚焦基础理论和前沿技术研究；企业应发挥市场导向作用，将成果转化为自主可控的智能装备。例如，针对本土畜禽品种的特殊生理和行为特征开发专用算法，而非简单套用国外模型[43]；同时联合攻关，研发适应高湿、高粉尘、温差大等复杂环境的耐用传感器和边缘计算设备，通过"产学研用"深度融合降低成本、提升适用性。

5.4 开展多层次技术培训与示范推广项目

智能装备的推广最终要落实在"人"的使用上，而当前从业人员普遍年龄偏大、文化水平有限，成为制约智能化转型的关键瓶颈。必须开展多层次培训与示范推广：针对养殖场主、技术员、一线饲养员设计差异化课程，分别侧重数据分析决策、设备安装维护、基本操作与数据观察；建立国家级或省级智慧畜牧业示范场，展示装备在提高效率、降低劳动强度等方面的实际效果[44]，打消养殖户疑虑；同时利用短视频、直播等新媒体扩大培训覆盖，通过"培训+示范"双轮驱动提升从业人员数字素养，为智能装备落地扫清人才障碍。

6 结论

中国畜牧业智能装备的发展虽然已形成了从精准饲喂到废弃物处理的完整技术体系，但不同装备的成熟度和应用深度还存在明显差异。智能饲喂和环境监控设备技术相对成熟、投资回报周期较短，在大型养殖场里普及率较高；巡检机器人和自动化挤奶设备则因成本高、技术复杂、场景适配性不足，主要还集中在头部企业。区域发展不平衡的问题尤其突出，东部沿海省份靠政策先行、资本密集和人才集聚的优势，已经初步搭起了智能化养殖生态；中西部和东北地区经济基础薄弱、气候条件严苛、基础设施滞后，智能化进程明显缓慢。这种区域失衡的格局要是长期持续下去，畜牧业发展的结构性矛盾只会越来越严重。

当前的瓶颈主要集中在成本、标准、数据、人才这四个方面。设备成本高，中小养殖户支付能力又不足，形成供需错配；技术标准不统一，系统之间“数据孤岛”现象严重；专业人才短缺，不但影响设备运维效率，还阻碍了生产数据的深度挖掘和应用。这些问题靠单打独斗解决不了，得有系统思维和多方面协同：一方面，差异化财政补贴和融资支持要精准对接不同规模养殖主体的实际需求，不能“一刀切”，否则会造成资源浪费；另一方面，行业标准制定得兼顾前瞻性和可操作性，既要鼓励技术创新，又要确保不同厂商设备互联互通。高校和企业联合开发低成本、高可靠性设备时，也得充分考虑区域气候、养殖模式和劳动力结构的差异，别让技术移植出现“水土不服”。

展望未来，中国畜牧业智能装备设备的发展将从“点状突破”迈向“全面覆盖”的关键转型期。这一进程需要政府、企业、科研机构与基层从业者的协同发力：通过培训示范网络提升从业人员信息化素养，通过数据接口规范打破信息壁垒，通过产学研合作降低技术应用门槛。唯有如此，才能实现智能装备从“可用”到“好用”的跨越，真正释放数字化对畜牧业高质量发展的赋能效应。

参考文献

[1] Neethirajan S, Kemp B. Digital Twins in Livestock Farmin g. Animals (Basel). 2021;11(4). Published 2021 Apr 3.

[2] Gu D, Cao Y, Zhou X, et al. Digital Twins in the Field of Nursing: A Literature Review. Comput Inform Nurs. 2025;43(10). Published 2025 Oct 1.

[3] 戴向东, 詹秀丽, 吴义强, 等. "双碳"目标驱动下的家具工业低碳转型与智能制造模式[J]. 中南林业科技大学学报, 2024,44(10):1-16.

[4] Liu Z, Fang J, Zhao Y. Multi-Object Detection of Forage Density and Dairy Cow Feeding Behavior Based on an Improved YOLOv10 Model for Smart Pasture Applications. Sensors (Basel). 2026;26(4). Published 2026 Feb 15.

[5] Morel M, Gál J, Sós-Koroknai V, et al. From wild to captive: Understanding the main nutritional diseases of sharks in public aquariums. Acta Vet Hung. 2024;72(4):235-261. Published 2024 Dec 12.

[6] Devi P, Nath SK, Barua B, Saha T. Big data and artificial intelligence in animal nutrition: a new era of precision feeding. Trop Anim Health Prod. 2026;58(4). Published 2026 May 12.

[7] Zhang H, Yang C, Li Y, Ma B, Zhu B. Environmental Factors Modulate Feeding Behavior of Penaeus vannamei: Insights from Passive Acoustic Monitoring. Animals (Basel). 2025;15(14). Published 2025 Jul 17.

[8] 廖小军, 赵婧, 饶雷, 等. 未来食品:热点领域分析与展望[J]. 食品科学技术学报, 2022,40(2):1-14,44.

[9] 杨凯, 高广雄, 郭猛, 等. 不同初生重、日采食量和日采食次数对猪生长性能的影响[J]. 佛山科学技术学院学报（自然科学版）, 2022,40(2):56-62.

[10] Souf IB, Saidani M, Mhamdi L, Darej C, Ben Larbi M, M'Hamdi N. Nutrigenomics in precision livestock and poultry farming: Enhancing productivity, welfare, and sustainability through gene-tailored diets. Vet Anim Sci. 33:100680. Published 2026 Sep.

[11] 王璐, 王宇, 曾俊, 等. 机器学习与多组学结合推动精准营养的研究进展[J]. 中华损伤与修复杂志（电子版）, 2022,17(6):540-544.

[12] Zhang S, Lai C, Zhao J, Wang J. Big Data and AI-Powered Modeling: A Pathway to Sustainable Precision Animal Nutrition. Adv Sci (Weinh). 2025;12(41):e07564.

[13] Gao D, Sun Q, Hu B, Zhang S. A Framework for Agricultural Pest and Disease Monitoring Based on Internet-of-Things and Unmanned Aerial Vehicles. Sensors (Basel). 2020;20(5). Published 2020 Mar 8.

[14] Zhang F, Chen Z, Shi J, et al. - Invited Review - Challenges and constraints to the sustainability of poultry farming in China. Anim Biosci. 2025;38(4):789-801.

[15] Sharifuzzaman M, Mun HS, Hasan MK, et al. Exploratory Room-Level Acoustic Soundscape Monitoring of Cough--like Events Under Standard and Ventilation-Restricted Pig-Housing Conditions Using Audio Spectrogram Transformer. Animals (Basel). 2026;16(14). Published 2026 Jul 22.

[16] 张洁. 风量分配下的煤矿井下通风量时序控制[J]. 西昌学院学报（自然科学版）, 2025,39(3):57-65.

[17] Reza MN, Ali MR, Haque MA, et al. A review of sound--based pig monitoring for enhanced precision production. J Anim Sci Technol. 2025;67(2):277-302.

[18] Fang S, Zhu Y, Zhang Q, Zhang Y. Process Optimization for Robotic Ultrasonic Strengthening of Aviation Blade Surfaces Based on Intelligent Compliance Control. Micromachines (Basel). 2023;14(10). Published 2023 Oct 10.

[19] Tedeschi LO, Guarnido-Lopez P, Menendez Iii HM, Seo S. - Invited Review - Advancing precision livestock farming: integrating artificial intelligence and emerging technologies for sustainable livestock management. Anim Biosci. 2026;39(4):250289-0.

[20] Chen C, Liu X, Liu C, Yu C. Prediction and evaluation of environmental quality for nursing sow buildings via multisource sensor information fusion. Sci Rep. 2025;15-(1):14091. Published 2025 Apr 23.

[21] Yao L, Kong F, Hong W, et al. Automated dairy cattle body condition score using side-view images and deep learning. J Dairy Sci. . Published online May 29,2026.

[22] Li J, Liu Y, Zheng W, Chen X, Ma Y, Guo L. Monitoring Cattle Ruminating Behavior Based on an Improved Keypoint Detection Model. Animals (Basel). 2024;14(12). Published 2024 Jun 14.

[23] Layton R, Beggs D, Mansell P, et al. Application of Minimally Invasive Physiological Monitoring Techniques in Pigs for Scientific Purposes. J Appl Anim Welf Sci. 2026 Jan-Mar;29(1):188-197.

[24] Lamanna M, Bovo M, Cavallini D. Wearable Collar Technologies for Dairy Cows: A Systematized Review of the Current Applications and Future Innovations in Precision Livestock Farming. Animals (Basel). 2025;15(3). Published 2025 Feb 6.

[25] Khan I, Peralta D, Fontaine J, et al. Monitoring Welfare of Individual Broiler Chickens Using Ultra-Wideband and Inertial Measurement Unit Wearables. Sensors (Basel). 2025;25(3). Published 2025 Jan 29.

[26] Kappel S, Weary DM, von Keyserlingk MAG. Invited review: Assessing dairy cow agency in automatic milking systems. J Dairy Sci. 2026;109(5):4670-4681.

[27] Olawade DB, Abe OR, Nwazuo EK, Apena T, Olawuyi OF, Egbon E. Clinical applications of digital twin technology in In Vitro Fertilisation. J Gynecol Obstet Hum Reprod. 2026;55(8):103235. Published online Jun 26,2026.

[28] Liu H, Li H, Cao Y, Cao R, Hu G, Liu Z. Edge-AI Enabled Acoustic Monitoring and Spatial Localisation for Sow Oestrus Detection. Animals (Basel). 2026;16(5). Published 2026 Mar 4.

[29] Arıkan İ, Ayav T, Seçkin AÇ, Soygazi F. Estrus Detection and Dairy Cow Identification with Cascade Deep Learning for Augmented Reality-Ready Livestock Farming. Sensors (Basel). 2023;23(24). Published 2023 Dec 13.

[30] Das S, Zinati G, Stokes S, et al. Beyond waste: Transforming manure into a resource through integrated systems. J Environ Qual. 2026 May-Jun;55(3):e70184.

[31] Heikal LA, Hamdallah SI, El-Habashy SE, Ashour AA, El-Moslemany RM, El-Kamel AH. Microfluidics for separation, detection, and engineering of extracellular vesicles. Adv Drug Deliv Rev. 231:115810.

[32] Xia J, Long D, Chen M, Chen A. [Optimization of fermentation processes in intelligent biomanufacturing: on online monitoring, artificial intelligence, and digital twin technologies]. Sheng Wu Gong Cheng Xue Bao. 2025;41-(3):1179-1196.

[33] Yuan T, Tang YQ. Anaerobic Digestion of Agricultural Residues for Biogas Production. Adv Biochem Eng Biotechnol. Published online May 26, 2026.

[34] Keohavong B. Digital innovation integration into biotechnology for development of sustainable protein frontiers for poultry nutrition in a circular bioeconomy. Poult Sci. 2026;105(2):106276.

[35] Chen K, Li S, Lyu T, et al. An Overview of the Research Status and Advances in Precision Feeding Technology a nd Equipment in Aquaculture. Animals (Basel). 2026;16-(12). Published 2026 Jun 18.

[36] Pawar H, Patel M. Harmonization of regulatory frameworks for medical devices in BRICS countries: A path to en hanced trade and investment. Ann Pharm Fr. 2025;83(2):-272-286.

[37] Tang Q, Wu B. Multilayer Game Collaborative Optimization Based on Elman Neural Network System Diagnosis in Shared Manufacturing Mode. Comput Intell Neurosci. 2022:6135970. Published 2022 None.

[38] Luo J, Meng L. Research on Adoption Behavior and Influencing Factors of Intelligent Pension Services for Elderly in Shanghai. Front Genet. 13:905887. Published 2022 None.

[39] 高坤, 黄雁, 马冰冰, 等. 基于改进优化算法的轧机滚动轴承深度学习故障诊断方法[J]. 辽宁大学学报（自然科学版）, 2023,50(1):28-37.

[40] 张诗慧, 郎朗, 种银保. 基于特征融合的开关电源故障诊断方法研究[J]. 中国医疗设备, 2022,37(9):27-32.

[41] Xiang XM, Dong XC, He JQ, Zheng YK, Li XY. A Study on the Fault Location of Secondary Equipment in Smart Substation Based on the Graph Attention Network. Sensors (Basel). 2023;23(23). Published 2023 Nov 24.

[42] Fan W, Peng H, Yang D. Review: The application and ch allenges of advanced detection technologies in poultry fa rming. Poult Sci. 2025;104(11):105870.

[43] Wang J, Chen MY, Chen JF, et al. LncRNA IMFlnc1 promotes porcine intramuscular adipocyte adipogenesis by sponging miR-199a-5p to up-regulate CAV-1. BMC Mol Cell Biol. 2020;21(1):77. Published 2020 Nov 4.

[44] Yang X, Jové de Castro B, Sánchez-González L, Rodríguez Lera FJ. Dataset for herding and predator detection with the use of robots. Data Brief. 55:110691. Published 2024 Aug.