



利用机器学习开展畜禽品种鉴定的研究进展

邱丹妮¹, 李以蓬¹, 赵尚辉¹, 王瑞旗¹, 刘小红², 邱小田^{3*}, 袁晓龙^{1*}

(1. 华南农业大学动物科学学院, 广东省农业动物基因组学与分子育种重点实验室, 猪禽种业全国重点实验室, 国家生猪种业工程技术研究中心, 广州 510642; 2. 中山大学生命科学学院, 广州 510275; 3. 全国畜牧总站, 北京 100125)

摘要: 品种鉴定是保种工作的基础, 在家畜遗传资源管理、品种纯度评估、育种策略实施、产品溯源、供应链管理以及保障食品与生物安全等方面具有重要作用。本文综述了常见畜禽(猪、牛、羊、狗、鸡)品种鉴定的传统与现代方法, 系统总结了近年来利用机器学习进行品种鉴定的研究进展。传统鉴定方法(如形态学评估、动物理化指标分析)因准确性有限、操作繁琐且耗时, 已难以适应大规模品种鉴定的需求。随着智慧畜牧研究的深入发展及高通量组学技术的不断成熟, 基于机器学习的品种鉴定方法应运而生, 并逐步获得广泛应用。本文梳理了当前品种鉴定领域的重要研究成果, 深入探讨了多种机器学习算法的优势与局限, 分析了其在实际应用中存在的问题, 为相关技术的进一步发展提供参考, 也为农业动物的分子育种与精准管理提供理论支持。

关键词: 机器学习; 品种鉴定; 畜禽; SNP; 图像识别; 组学; 智能畜牧业

中图分类号: S813.1

文献标志码: A

文章编号: 0366-6964(2026)02-0582-13

Research Progress in Livestock and Poultry Breed Identification Using Machine Learning

QIU Danni¹, LI Yipeng¹, ZHAO Shanghui¹, WANG Ruiqi¹, LIU Xiaohong², QIU Xiaotian^{3*},
YUAN Xiaolong^{1*}

(1. National Key Laboratory of Swine and Poultry Breeding, National Engineering Research Center for Breeding Swine Industry, Guangdong Provincial Key Laboratory of Agricultural Animal Genomics and Molecular Breeding, College of Animal Science, South China Agricultural University, Guangzhou 510642, China; 2. School of Life Sciences, Sun Yat-sen University, Guangzhou 510275, China; 3. National Animal Husbandry Service, Beijing 100125, China)

Abstract: Breed identification is fundamental to livestock conservation and plays a vital role in genetic resource management, breed purity assessment, breeding strategy implementation, product traceability, supply chain optimization, and ensuring food and biosafety. This review summarizes both traditional and modern methods for breed identification of common livestock and poultry (pig, cattle, sheep, dog, chicken), and systematically reviews recent advances in machine learning-based breed identification research. Traditional methods, such as morphological assessment and physicochemical

收稿日期: 2025-07-03

基金项目: 广东省现代农业产业技术体系创新团队(2024CXTD22); 广州市重点研发计划(2024B03J1305); 广东省自然科学基金(2024B1515020112; 2023A1515030054); 财政部和农业农村部: 国家现代农业产业技术体系(CARS-35); 国家生猪技术创新中心(NCTIP-XDB14)

作者简介: 邱丹妮, 本科生, 主要从事动物科学方向的研究, E-mail: danny_qiu@163.com

* 通信作者: 袁晓龙, 主要从事动物遗传育种和繁殖研究, E-mail: yxl@scau.edu.cn; 邱小田, 主要从事种猪遗传评估研究, E-mail: qxt-nahs@agri.gov.cn

indicator analysis in animals, are increasingly inadequate for large-scale breed identification due to their limited accuracy, operational complexity, and time-consuming nature. With advancements in intelligent animal husbandry and high-throughput omics technologies, machine learning-based approaches have gained wide application. This paper reviews major achievements in breed identification using machine learning, analyzes the strengths and limitations of various algorithms, and highlights challenges in practical use. It offers insights for future development and supports molecular breeding and precision livestock management.

Keywords: machine learning; breed identification; livestock and poultry; SNP; image recognition; omics; intelligent animal husbandry

* **Corresponding authors:** YUAN Xiaolong, E-mail: yxl@scau.edu.cn; QIU Xiaotian, E-mail: qxt-nahs@agri.gov.cn

我国地域辽阔,疆域横跨多个气候带,地理气候的多样性使中国成为畜禽遗传资源最丰富的国家之一,中国畜禽遗传资源约占世界总量的六分之一^[1]。在此背景下,品种鉴定技术在遗传育种领域的应用潜力日益凸显,它不仅为优良动物的选育提供关键的遗传信息^[2],为动物产品的可追溯性提供高效解决方案^[3],更在品种资源保护、遗传资源管理等方面发挥重要作用^[4]。此外,精确鉴定畜禽品种对于减少遗传性疾病^[5]、开展预防保健、改善性状至关重要^[6]。品种鉴定作为连接生产端、监管端和消费端的关键技术,在保护畜禽遗传资源、可持续养殖、保障食品安全^[7]以及提升消费者对优质肉产品信任中发挥着不可替代的作用。传统的鉴定方法成本高且通量低^[8]、数据处理能力有限、鉴别准确性低,难以适应大规模品种鉴定的需求。而机器学习凭借其学习能力强、鲁棒性高、泛化能力好、鉴别效率高^[9]等特性,在畜禽品种鉴定中展现出巨大的潜力,成为生物信息分析中处理大数据的核心工具。

1 品种鉴定中常用机器学习算法及其优势

利用机器学习进行品种鉴定的常见数据源有3类,分别是SNP、图像、高光谱。SNP是当前分子标记鉴定的核心数据源,其密集的分布且高度的稳定性能够直接反映品种遗传的本质差异;图像数据依托可见光成像设备实现便捷、非侵入式的大规模现场采集,聚焦品种的形态学特征;高光谱数据通过高光谱成像技术捕捉从可见光到红外的连续光谱信息,可反映品种在化学组成和微观结构上的差异。这些数据源在信息载体、获取方式上的显著差异,为机器学习技术在品种鉴定中的应用提供了多样化的输入基础。

机器学习(machine learning, ML)是通过模型使计算机从数据中自动学习并进行决策的技术,是一门融合统计学和概率论的多领域交叉学科。作为人工智能的一个分支,机器学习更专注于开发算法让计算机从复杂的数据中学习模型和规律,从而进行预测和决策^[10]。凭借其强大的学习能力、出色的泛化性能和高准确率,机器学习已成为生物信息分析中处理大规模数据和开展预测任务的核心工具^[11]。品种鉴定中常用的机器学习分类算法包括随机森林(random forest, RF)、支持向量机(support vector machine, SVM)、K最近邻(K-nearest neighbor, KNN)、卷积神经网络(convolutional neural networks, CNN)等(表1)。

RF是一种集成监督学习方法,该机制的核心在于将样本数据分别输入至每棵独立构建的决策树中进行分类,最后通过聚合所有决策树的投票结果来确定分类结果^[12]。随着决策树的数量增加,RF的泛化能力会收敛到一个极限值;并且在构建每棵树时采用对样本的随机抽样和特征子集的随机选择,显著增强了模型的鲁棒性,从而降低过拟合风险,通常在预测性能上优于其他机器学习算法^[13]。随着模型中决策树规模的不断扩大,计算难度增加,训练阶段的数据处理耗时与计算资源消耗呈现显著上升趋势,整体投入成本大幅增加。SVM是一种监督学习算法,由Cortes和Vapnik^[14]于1995年首先提出,是基于统计学习理论(SLT)和结构风险最小原理(SRM)构建的监督学习算法,常用于线性和非线性分类或回归问题^[15]。其核心思想是将非线性问题通过核函数映射到高维特征空间,从而在该空间中构建线性超平面,实现对不同类别样本的有效划分。SVM具有泛化能力强、有效处理高维数据

的优势^[16],但传统的SVM模型在实际应用中仍存在局限性,如依赖大量高质量训练数据、超参数选择困难等。KNN是一种基础的监督学习算法,它的核心机制是根据待预测新样本与训练集的接近程度来进行分类,选择与训练集中样本距离最近的K个邻近,并通过这些近邻中的票数来分配类别标签^[17]。决策逻辑简单直观,灵活性强,可通过调整K值平衡模型复杂度,适用于小样本。

CNN是受生物视觉机制启发的一种人工神经网络,属于深度学习算法,专为处理网络状结构数

据(如图像、视频、音频)设计^[18]。CNN依赖于实际图像作为输入,从相邻两帧的图像中提取空间特征和时间特征来实现图像的分类。该技术凭借其强大的学习能力及构建非线性复杂模型的突出优势,已被广泛应用于图像识别、目标检测等计算机视觉任务中,擅长处理高维空间数据,是解决复杂视觉任务的标配^[19]。基于CNN算法和迁移学习构建的模型(如Inception-v3、EfficientNet、Xception)能够有效处理图像数据、减少训练强度^[20]。

表1 传统机器学习算法与深度学习算法对比表

Table 1 Comparison table of traditional machine learning algorithms and deep learning algorithms

算法 Algorithms	类别 Category	核心原理 Core principle	关键优势 Key advantages	参考文献 Reference
随机森林 Random forest	集成监督学习 (传统 ML)	构建多棵决策树,分析投票结果确定分类结果	高鲁棒性、抗噪声	[12,13]
支持向量机 Support vector machine	监督学习 (传统 ML)	在高维特征空间设置超平面,利用核函数处理非线性问题	泛化能力强、处理高维数据高效	[14-16]
K最近邻 K-nearest neighbor	监督学习 (传统 ML)	根据新样本与训练集之间的接近程度进行分类	简单直观、灵活性强	[17]
卷积神经网络 Convolutional neural networks	深度学习	依赖实际图像作为输入,利用图像间的空间和时间特征进行分类	图像识别表现卓越、特征提取能力强	[18,19]

2 机器学习在品种鉴定中的应用进展

2.1 机器学习在猪品种鉴定中的应用

目前,国内对于猪品种鉴定的研究中,主要是利用单核苷酸多态性(single nucleotide polymorphism, SNP)数据构建品种特异性标签^[21],再利用主成分分析(principal component analysis, PCA)^[22]确定其遗传聚类,并依次为基础对待测个体进行品种鉴定。但猪的品种多样,依次构建每个品种猪的遗传标签过于繁琐^[23],因此需要更加高效的方法对猪品种进行鉴定。图1是基于SNP芯片数据与多种机器学习算法的猪品种鉴定技术流程图。

Xu等^[24]用不同数量的品种标签SNP和不同大小的训练集对13个猪品种进行评估,结果发现,使用品种标签SNP比随机SNP能明显提高鉴定准确性。Gao等^[25]将连锁不平衡分析(linkage disequilibrium, LD)和PCA、RF相结合,从23个猪种的1 059个个体的基因组数据中筛选出由1 000个SNPs构成的特征面板,从而识别出各种猪种,尤其在识别中国本土猪种方面准确率达到99.3%。Schiavo等^[26]在2019年基于7个意大利猪种的2 737个

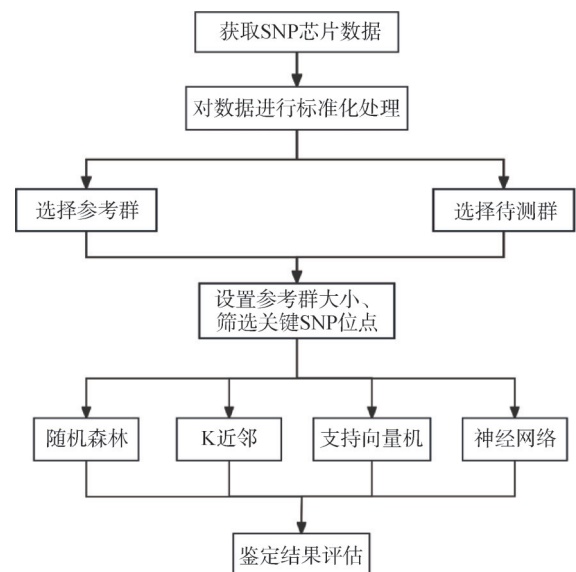


图1 基于SNP芯片数据的猪品种鉴定技术流程图

Fig. 1 Flowchart of pig breed identification based on SNP chip data

个体的SNP芯片数据,比较PCA、delta值、Fst分数值(fixation index)等传统方法与RF筛选SNP面板的性能,所有方法的品种分配率接近100%。但RF通过引入随机样本和随机特征构建集成模型,显著

提升了模型的鲁棒性并降低其过拟合风险,在处理非线性分类边界时更具优势。与 Gao 等^[25]的研究均证明,RF 是解决多品种遗传分类任务的最佳解决方案。Pasupa 等^[27]为降低高昂的验证成本且在确保鉴定准确性不受影响的情况下,通过结合信息增益 (information gain, IG)、遗传算法 (genetic algorithm, GA)、频率特征选择 (frequency feature selection, FFS) 等特征选择方法与支持向量机分类方法排除低效标记,选择少量最显著 SNPs 识别猪品种。结果表明,IG+modified GA+FFS 组合能将 PCSNPs (猪分类 SNPs) 数量降至总 SNPs 的 1.62%,PCA 分析显示所选 PCSNPs 能有效区分猪品种,分类准确率达 95.12%。综上所述,发掘出富含品种特异性信息的 SNP 是构建高效、高精度、低成本猪品种

鉴定工具的核心和关键。2023 年 Miao 等^[28]开发了 PLSR-PLS-DA 联合模型,通过偏最小二乘回归 (partial least squares regression, PLSR) 从数据集中筛选至少 3k 个关键 SNPs 位点,将偏最小二乘判别分析 (partial least squares discrimination analysis, PLS-DA) 作为分类器对 91 个猪品种进行精准区分 (准确率 98.4%)。同时进一步构建了涵盖 124 个猪品种的参考数据集,并据此开发在线工具 iDIGs,支持无参考鉴定与定制化设计小型 SNP 面板,显著降低了品种鉴定的技术门槛和成本。为规避未来鉴别其他品种时重复构建特定参考种群的高昂成本,需持续扩充此类公开可用的参考数据库。近年来利用机器学习进行猪品种鉴定方法的优缺点及鉴别精度见表 2。

表 2 近年猪品种鉴定方法

Table 2 Recent methods for pig breed identification

年份 Year	方法 Method	研究对象 Research subject	优点/缺点 Advantage/Shortcoming	鉴别精度 Accuracy	参考文献 Reference
2022	LD 剪枝-PCA-RF 筛选联合框架 The joint framework of LD-PCA-RF	中国长江流域的 18 个本土猪品种以及国际常见 5 个猪品种	可处理非线性模型、稳定性好、可筛选关键特征。但易受噪声干扰、计算资源需求高	>99.3%	[25]
2021	机器学习-品种标签 SNP Machine learning-Breed Tag SNPs	9 个中国地方猪品种和 4 个欧洲商业猪品种	抗噪声、性价比高。但对品种标签 SNP 依赖性强、部分算法对参数敏感 (如:DT、KNN)	SVM 和 RF 在所有场景中准确率都接近 99%	[24]
2023	特征选择(XGBoost)-集合学习-异常检测(LOF) Feature selection (XGBoost)-Ensemble learning-Anomaly detection (LOF)	15 个品种,包括五指山猪、官庄花猪、蓝塘猪等 7 个本土猪种和来自公共资源库的 8 个猪种,包括杜洛克猪、长白猪、皮特兰猪、二花脸猪等	更好地适应现实场景用于实际生产活动中。但耗时、计算成本高	95%	[29]
2023	PLSR-PLS-DA 联合模型 The PLSR-PLS-DA combined model	利用 3 个商业 SNP 芯片数据集和一个 WGS 数据集构建芯片参考数据集,覆盖数百个猪品种	高效处理 SNP 信息、具备降维和抗噪能力。但数据依赖性强、难捕捉 SNP 间的非线性交互作用	98%	[28]

2.2 机器学习在牛品种鉴定中的应用

近年来,畜牧场中利用机器学习对牛进行品种鉴定取得了显著的进展,这主要体现在 SNP 芯片技术^[30]和图像识别技术等领域的应用上。Zhao 等^[31]利用 13 个牛品种的全基因组序列数据,比较了 3 种 SNP 检测方法 (Delta 值、群体间分歧度检验-FST、分配信息度-In,三者简称 DFI) 和 5 种机器学习方法 (KNN、SVM、RF、朴素贝叶斯、人工神经网络,其中 KNN、SVM、RF 合称 KSR) 的不同组合在不同参考群体规模和不同 SNP 数量下的品种鉴定准确性。

结果发现,检测方法 DFI 和机器学习方法 KSR 二者结合是最优策略,在大多数情况下准确率超 99% 且稳健。除此之外,Zhao 等^[31]还发现虽然测序数据准确性大多高于芯片数据,但差异小,在考虑成本的情况下,芯片数据是个不错选择。梁卉等^[32]研究对比了 FST 值排序筛选、最大相关最小冗余 (mRMR)、Relief-F 算法 3 种 SNP 选择方法和 RF、SVM、朴素贝叶斯 (Naive Bayes, NB) 3 种机器学习算法对品种分类准确性的影响,来探索适合中国牛品种的分类方法。发现 3 种 SNP 选择方法中,FST

方法与 mRMR 均能获得较好的分类效果,机器学习算法中 SVM 表现最优。本研究中最高分类准确率 99.47% 的试验中均使用了 SVM,分别是在 FST 方法筛选 1 500 个以上 SNPs,或 mRMR 算法筛选 1 000 个以上 SNPs 时实现,且适用于相似品种分类,能较为准确地区分遗传相似的几个地方牛品种。Kumar 等^[33]使用 Bovine SNP 50K 芯片,覆盖 Tharparkar 牛及 7 个其他印度牛种群的基因组数据,利用全基因组关联分析 (genome-wide association study, GWAS) 和 PCA 筛选出 500 个与 Tharparkar 品种有显著相关的 SNPs。再利用 AdaBoost (adaptive boosting, AB)、RF、Bagging 树 (BT)、梯度提升机 (gradient boosting machines, GBM) 等算法,进一步压缩 SNP 数量至 23 或 48 个,两种 SNP 标记的面板在所有模型中都能区分超过 98% 的样本,同时极大降低成本。

在计算机视觉技术驱动下,牛品种鉴定正经历从传统形态学向深度学习迁移的变革。Megel 等^[34]考虑到牛品种的毛色、体型差异等,提出基于 COCO 数据集 (由微软发布的包含 32.8 万张图、覆

盖 80 个常见物体类别的大规模视觉数据集) 预训练的 Mask-RCNN 卷积神经网络模型,针对 4 个典型品种 (爱尔夏牛、荷斯坦牛、娟姗牛、红草原牛),采用每个品种 250 张由同步相机多视角与多场景拍摄的图像对网络权重进行微调,使用 SGD 算法进行 5 000 个周期的再训练,使其能适配于牛品种鉴定的任务。Mask-RCNN 的优势就在于能够同步完成图像中牛的检测、实例分割 (提取精确轮廓) 以及品种分类,并且达到 92% 的识别准确率,但仍然存在因品种特征相似导致的误判问题。Manoj 等^[5]用手机拍摄印度 26 个牛品种的 150+ 张图像建立数据集,经过预处理将图像尺寸归一化 (统一为 640*480 像素),降低维度去除噪音;再用尺度不变特征转换 (scale-invariant feature transform, SIFT) 进行传统特征提取,将提取到的身体部位局部特征输入 CNN 进行分类,最后将牛分类到 25 个预定义的品种类别中。未来仍需解决复杂背景下牛的识别问题,特别是当图像中同时出现多个品种时,如何准确分离并识别个体品种。表 3 总结了上述方法的优缺点及鉴别精度。

表 3 近年牛品种鉴定方法

Table 3 Recent methods for cattle breed identification

年份 Year	方法 Method	研究对象 Research subject	优点/缺点 Advantage/Shortcoming	鉴别精度 Accuracy	参考文献 Reference
2020	Mask-RCNN 卷积神经网络 (基于 COCO 数据集模型) Mask-RCNN Convolutional Neural Network (Model based on the COCO dataset)	爱尔夏牛、荷斯坦牛、娟姗牛、红草原牛	泛化能力增强、全流程自动化集成。但相似品种易混淆、对环境干扰敏感、计算资源消耗大	92%	[34]
2021	尺度不变特征转换+卷积神经网络 SIFT+CNN	来自印度不同地区的 26 类牛品种	非入侵式识别,减少动物应激。但仅适用于单牛完整图像、泛化能力弱	未明确	[5]
2023	DFI(Delta、群体间分歧度检验、分配信息度)+KSR(K-最近邻算法、支持向量机、随机森林) DFI(Delta、FST、In)+KSR (KNN,SVM,RF)	13 个牛品种 (诺曼底牛、雅库特牛、格布维牛等)	准确性高、稳健性好	>99%	[31]
2024	GWAS-PCA-机器学习 GWAS-PCA-Machine learning	塔尔帕克牛 (Tharparkar 牛)	高效准确的 SNP 筛选、超低密度 SNP 面板 (23~48 个 SNPs)、准确率高。但数据依赖性强,硬件要求高	23 个 SNP 面板 (RF 和 GBM 模型准确率>98%), 48 个 SNP 面板 (RF 和 AB 模型准确率>98%)	[33]
2024	FST+SVM 或 mRMR+SVM FST+SVM or mRMR+SVM	7 个中国地方品种牛,包括邓川牛、恩施牛、蒙古牛等	高准确率,有效区分遗传相似的地方牛品种。但 SNP 数量选择较复杂、仍存在错判情况	>99%	[32]

除品种鉴定外,机器学习在奶牛个体识别领域同样取得突破,该突破不仅为现代畜牧业向精确化、智能化管理转型创造了条件,更有效保障了生产效率、产品质量与育种安全的稳定提升^[35]。图2可看出奶牛个体识别技术的发展呈现出从传统图像处理到深度学习驱动的演进。2005年, Kim等^[36]就已经开发了一种基于计算机视觉的荷斯坦奶牛分体识别系统,可在自然光照下根据奶牛身体图案识别个体,但识别复杂,难以应用到实际生产中。2021年,邢永鑫等^[37]提出改进单次多边框检测(single shot multibox detector, SSD)算法以实现复杂养殖场环境下奶牛个体的精准识别。2023年,张

宇^[38]提出 TLAINS-InceptionV3 算法,结合迁移学习解决了长期以来存在的数据少、识别准确率低、运算慢等问题,实现 99.74% 的高准确率。2024年, Zhang等^[39]对YOLOX-S算法进行优化,引入迁移学习改善模型性能,优化后的YOLOX-S-TKECB模型MAP值(mean average precision)提高15.31%,每秒帧数FPS(frames per second)增加32帧,泛化能力和收敛速度都有提升。奶牛个体识别技术的发展经历3个关键阶段,从2005年传统图像处理阶段、2015年特征图像与机器学习融合阶段^[40-41]到2021年后迁移学习的深化阶段,每个阶段均伴随突破性技术创新。

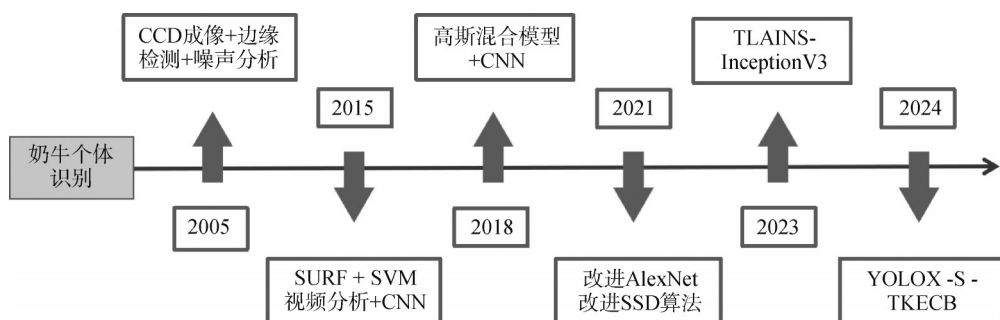


图2 奶牛个体识别方法时间轴

Fig. 2 Timeline of cow individual identification methods

2.3 机器学习在羊品种鉴定中的应用

机器学习对于羊品种鉴定已从实验室研究到实际生产应用中,尤其是图像识别^[42-44]和分子标记筛选^[42]方面成效显著。表4系统梳理了近年来羊品种鉴定领域的关键研究,整合了研究的基本信息、使用的技术方法以及对应方法模型的优势或不足,为全面了解羊品种鉴定的研究现状提供了直观参考。2019年, Jwade等^[45]使用计算机视觉和机器学习技术,在动态称重系统入口处安装摄像头,采集了4个品种的1642张羊面部图像,利用VGG-16卷积神经网络提取羊面部特征进行品种鉴定,平均准确率为95.8%,且对含噪声和变化的图像有良好适应性,能有效辅助农场主识别品种。2023年, Guo等^[43]收集内蒙古多地10个品种共5200张绵羊面部原始图像,经过预处理和图像增强得到含44747张图像的数据集—“Sheep Breeds”。基于知识蒸馏提出的DT-YOLOv5s绵羊品种鉴定模型,将教师网络YOLOv5x学习到的有效特征转移到学生网络YOLOv5s,从而提高了模型的准确率(92.75%)和检测速度(12.63 ms),达到整体网络模型轻量化的

目的。与Jwade等^[45]的数据集相比,“Sheep Breeds”数据集提供了10个品种的4022张原始绵羊图像和标注,多提供了6个品种,并且在图像采集的背景和地点方面也更加多元化。同年, Himel等^[44]利用含1680张面部图像的数据集,结合Xception、VGG16等5个预处理模型,采用集成学习方法,通过搭建以RF为元学习器的堆叠式集成分类框架,以达成更优的分类效果。每个模型经过6次优化参数,评估模型准确率、F-1分数等指标,得出最佳组合,准确率达97.92%,能有效识别绵羊品种。2024年, Zhao等^[42]利用品种信息标记检测方法和机器学习分类方法相结合,对11个中国本土绵羊品种和2个外国商业绵羊品种进行研究。比较不同的标记类型(即SNPs、InDels以及二者组合)、机器学习分类方法和标记数量对品种鉴定的影响。最后得出DFI_union检测方法和KSR(KNN+SVM+RF)分类方法结合的模型准确率最高、使用SIs标记能提高鉴定准确性,并且团队开发的由1000~5000个标记组成的标记面板比商业SNP面板更具商业价值。

通过对表4中数据的分析可知,随着时间推移,

表 4 近年羊品种鉴定方法

Table 4 Recent methods for sheep breed identification

年份 Year	方法 Method	研究对象 Research subject	优点 Advantage	鉴别精度 Accuracy	参考文献 Reference
2019	计算机视觉-迁移学习-CNN(VGG-16 模型) Computer Vision-Transfer Learning-CNN (VGG-16 model)	美利奴羊、萨福克羊、白脸萨福克羊、无角多赛特羊	处理速度快,适用于农场识别绵羊品种	>95%	[45]
2024	CNN-集成学习-随机森林 CNN-Ensemble Learning-Random Forest	美利奴羊、无角多赛特羊、萨福克羊、白萨福克羊	受图像质量影响大;识别快速有效、成本效益高	>97%	[44]
2023	CNN-知识蒸馏(DT-YOLOv5s) CNN-Knowledge Distillation (DT-YOLOv5s)	察哈尔羊、多尔巴羊、东弗里恩夏奶羊、萨福克羊、特克塞尔羊、蒙古羊、澳大利亚白绵羊、中国美利奴羊、胡羊和小尾寒羊	模型轻量化、实时性能好	>92%	[43]
2024	品种信息标记+机器学习分类(DFL_union+KSR) Variety information marking+Machine Learning classification (DFL_union+KSR)	11个中国品种(阿勒泰羊、巴什拜羊、策勒黑羊等);2个外国商业品种(澳大利亚美利奴羊、杜泊羊)	标记系统的集成化扩展与分类模型的协同优化	>97%	[42]

羊的品种鉴定技术方法不断创新,识别精度均在90%以上。

2.4 机器学习在狗品种鉴定中的应用

狗品种之间的相似性和多样性,使得人工鉴别狗的品种存在很大的困难^[6]。因此需要机器学习算法辅助,准确高效地识别高相似度狗品种^[46]。Borwarnginn等^[47]提出了一种基于深度学习的方法,利用狗的面部图像识别狗的品种,具体运用了卷CNN结合迁移学习(transfer learning)和数据增强技术(data augmentation),对3个CNN模型(MobileNetV2、InceptionV3和NASNet)进行训练评估。与以往采用传统手工特征提取的方法相比,此方法在哥伦比亚犬类数据集上取得了较高的分类准确率,尤其是使用包含旋转图像的训练集训练的NASNet模型达到了89.92%的准确率。韩国学者Park等^[48]构建基于CNN的深度学习模型来区分犬种,用XAI技术中的LIME将分类可视化图像,解决了买家难以理解深度学习^[49]品种鉴定方法的问题,便于宠物犬领养者和宠物店了解犬类品种^[48]。针对宠物犬种问题,Lin等^[50]构建了一个名为CPI的复杂图像数据集,其中包含5 550张图像,均匀分布在37个品种类别中。并且利用CPI数据集,将迁移学习应用于3种不同的State-of-the-Art(SOTA)模型(ResNet34、DenseNet121和Swin Transformer)与PBI-EdgeNeXt等轻量级模型中,显著提高了对复杂图像分类的能力和识别准确率。

Valarmathi等^[20]旨在利用深度学习和计算机视觉算法识别狗的品种。他们使用斯坦福犬类数据集,提出了包括Xception、VGG19等7种算法以及Inception-v3和Xception等4种混合模型来预测狗的品种,对1 400多张图像、涵盖120个狗的品种的数据集进行训练比较,结果显示,现有系统中ResNet101准确率最高为71.63%,而提出的混合算法中,Inception-v3和Xception的准确率达92.4%,表现最优。Cui等^[6]同样使用斯坦福犬类数据集结合InceptionV3、InceptionResNet V2、NASNet和PNASNet四种卷积神经网络模型进行特征提取,经PCA和灰狼优化算法(grey wolf optimizer, GWO)进行特征融合和选择,最后用支持向量机(SVM)执行分类任务。试验证明,高性能CNN模型的融合比单一性能CNN模型更具有高准确性,并且PCA和GWO能提升分类准确率,对120个犬种分类准确率达95.24%,对76个精选犬种达99.34%。基于此模型作者还开发了一款名为DogVC的在线狗图像分类工具,用于预测狗的品种。综上所述,表5汇总了不同研究者针对狗品种鉴定的研究。

2.5 机器学习在鸡品种鉴定中的应用

鸡是世界上数量最多的脊椎动物,每年饲养量超过600亿只,目前约有1 600个独特的地方品种^[51],它表现出的惊人的多样性^[52]和数量使得传统的鉴别方法面临巨大挑战。鸡作为重要的食物来源,消费者对肉质的要求越来越高,尤其在我国,地

表 5 近年狗品种鉴定方法

Table 5 Recent methods for dog breed identification

年份 Year	方法 Method	研究对象 Research subject	优点/缺点 Advantage/Shortcoming	鉴别精度 Accuracy	参考文献 Reference
2021	卷积神经网络-迁移学习-数据增强 Convolutional Neural Network-Transfer Learning-Data Augmentation	哥伦比亚犬类数据集	突破手工特征选取,数据增强效果显著。但部分相似犬种区分仍存在局限性	89.92%	[47]
2022	卷积神经网络-可解释人工智能 Convolutional Neural Network-Explainable Artificial Intelligence	韩国常见犬品种以及相互间难以区分的品种,如比格犬、可卡犬、马尔济斯犬、博美犬、贵宾犬等	将分类依据可视化,便于买家理解品种识别。但数据集有限,难以广泛识别犬的品种。	91.01% (图片大小为224*224)	[48]
2023	深度学习-计算机视觉算法 Deep Learning-Computer Vision Algorithms	斯坦福犬类数据集	混合模型显著提高了狗品种识别的准确率。但设备有限,对硬件要求高,迭代训练耗时	92.4%	[20]
2024	卷积神经网络-主成分分析 and 灰狼优化算法-支持向量机 Convolutional Neural Network-Principal Component Analysis and Grey Wolf Optimization Algorithm-Support Vector Machine	斯坦福犬类数据集	特征覆盖全面、特征输出优质、全流程自动化。但部分品种分类困难(如英国猎狐犬、迷你贵宾犬、柯利犬)	95.24% (120个犬种) 99.34%(76个精选犬种)	[6]
2024	PBI-EdgeNeXt模型 PBI-EdgeNeXt Model	CPI数据集,包含25个狗品种,如德国短毛指示犬、美国斗牛犬、美国比特斗牛梗等	轻量级,能应对复杂背景。但处理遮挡情况的能力有限	未量化	[50]

方鸡品种深受消费者喜爱,准确鉴定鸡的品种有利于保障消费者的利益,也有利于保护地区品牌,防止假冒伪劣^[53]。

Zhang 等^[54]利用近红外高光谱成像(hyper spectral image, HSI)结合化学计量学方法鉴别北京油鸡(BJY)。研究选取 BJY 和其他 3 个品种鸡的鸡胸肉,进行 HSI 分析得近红外光谱图像,经预处理、特征波长提取,用 KNN 和 SVM 算法建模,均取得较好分类效果。基于全波长 D2 预处理结合 3:1 分组, KNN 和 SVM 校准集与预测集准确率分别达 100/92/98% 和 91.33/98/98%, 且认为 KNN 在 BYJ 鉴别上更具潜力。Cheng 等^[55]同样利用高光谱成像和化学计量学来鉴别广东清远鸡、广西土香鸡、江西乌骨鸡和北京油鸡。研究收集了 400~900 nm 范围内 4 种鸡的高光谱数据,通过 RF、连续投影算法(successive projections algorithm, SPA)和竞争性自适应重加权采样算法提取关键波长变量,建立 SVM、KNN 和 PLS-DA 分类模型。结果发现均值归一化预处理方法最优,基于 SVM 的模型总体分类准确率高于其他两个模型,全光谱 SVM 模型准确率达 96.25%, 能实现鸡品种的高效鉴别。

Seo 等^[11]研究 600K 高密度 SNP 芯片,采用全基因组关联研究(GWAS)、连锁不平衡(LD)、主成分分析(PCA)和机器学习算法,确定了 96 个经 LD 修剪的 SNP 作为最佳标记组合,以及 AB、RF 和决策树(decision tree, DT)模型分别选出 36、44 和 8 个标记,成功鉴定了韩国鸡的遗传资源,准确率分别达到 99.6%、98.0% 和 97.9%。此外, Wang 等^[56]使用支持向量机算法识别莱芜乌鸡的准确率达到 92%。

然而,这些研究仅限于识别特定品种,并未涉及未知品种的鉴定,因此非常需要建立一个能高效、快速且准确鉴定的系统。Zhi 等^[51]整合基因组分析与机器学习方法,分析 3 798 只鸡的全基因组重测序和 600K 芯片数据,构建最大似然系统发育树筛选样本,计算 Fst 值筛选特定 SNP,寻找最佳核心 SNP 数量。结果表明,各个模型的准确率随着 SNP 数量的增加而稳步提高,并且 SNP 的数量从 100 增加到 400 时,准确率有了明显提高,之后准确率趋于平稳; NB 模型效果最差,梯度提升树(gradient boosting decision tree, GBDT)和 DT 模型准确率低

用 2 000 个 SNPs 时,效果最佳,准确率达 99.45%,是最佳组合。而后基于 Flask 框架构建了一个网络应用程序,可通过网络界面访问(<https://www.chickenbreeds.cn/>)。

chickenbreeds.cn/)。

表 6 汇总了近 5 年相关研究者对鸡品种的鉴定研究。

表 6 近年鸡品种鉴定方法

Table 6 Recent methods for chicken breed identification

年份 Year	方法 Method	研究对象 Research subject	优点/缺点 Advantage/Shortcoming	鉴别精度 Accuracy	参考文献 Reference
2020	高光谱成像(HSI)与化学计量学 Hyper-spectral imaging (HSI) and chemometrics	北京油鸡	特定品种(BJY)高准确鉴别,但计算复杂度高、解释性差	98% (KNN 和 SVM)	[54]
2021	SNP+机器学习算法 SNP+Machine learning algorithm	韩国本土鸡、商业本土鸡	克服传统标记耗时,操作复杂的问题,高效完成	99.6%(AB)、 98.0%(RF)、 97.9%(DT)	[11]
2022	高光谱成像(HSI)与化学计量学 Hyper-spectral imaging (HSI) and chemometrics	广东清远鸡、广西土香鸡、江西乌骨鸡、北京油鸡	适合多品种鉴别分类	96.25% (全光谱 SVM 模型)	[55]
2022	随机森林(RF)和自适应提升(AB) Random forest (RF) and adaptive boosting (AB)	延山乌鸡	采用 SNP 标记克服传统标记局限	100%	[57]
2023	全基因组分析+机器学习(支持向量机) Whole genome sequencing+Machine learning (Support vector machine)	主要是山东本土鸡	首次提供了山东本土鸡的全基因组测序数据,但成本较高、数据处理复杂	92%	[56]
2025	MLR 模型 MLR model	40 个中国地方鸡,3 个商业肉鸡,2 个商业蛋鸡,87 个其他国家地方鸡	构建全面且准确的分子鉴定系统,成本效益高。但系统的准确性高度依赖参考数据库的质量和全面性,对杂交和新品种识别有限制	99.45% (2 000 个 SNPs)	[51]
2025	全基因组分析+机器学习(随机森林) Whole genome sequencing+Machine learning (Random forest)	太行鸡	遗传标记的突破性精简(47 个 SNPs)	100%	[21]

3 总 结

目前,机器学习凭借其学习能力强、鲁棒性高、泛化能力好、鉴别效率高等特性在畜禽的品种鉴定研究中得到广泛使用。结合文献分析,不同机器学习算法在适用场景上各有偏重:对于多品种遗传分类任务,RF 表现突出,在多个体样本中能实现高准确分类;针对图像数据处理,CNN 为最优算法;而在高光谱数据场景下,SVM 的总体分类准确性优于 KNN。

传统分子鉴定方法微卫星标记(microsatellite, MS),常用于鉴定各种牲畜品种,尽管 MS 标记具备独特特征,但未必能全面反映整个基因组。此外,其部分标记的突变率较高,易引发鉴别偏差^[57]。传统基因分型技术,如探针杂交、毛细管电泳等试验

方法确实展现出较高准确率,但其高成本、低通量和灵活性不足的局限性难以满足大规模品种鉴定的需求^[58]。机器学习方法则可以充分利用数据和资源,快速、高效、准确地鉴别畜禽品种。机器学习方法相较于传统鉴定方法具有诸多优点:1)避免了主观判断带来的误差,确保鉴定结果的标准化和可重复性^[51];2)筛选关键的 SNP 数据,构建低密度 SNP 面板,实现高效遗传信息捕获,以提高混合品种鉴定的分辨率^[59-60];3)可从海量数据中发现规律^[61],利用数据复用潜力较低成本完成大规模任务,显著提高了数据处理效率^[58]。尽管机器学习方法在数据处理方面具有诸多优点,但其在基层畜牧场中存在的问题仍需正视:1)技术门槛高,依赖专业人员;2)硬件要求高,成本高昂;3)图像数据采集不仅要投入采集设备,且在部分遮挡、无约束环境

下的识别难题尚未完全解决。这些因素共同制约了该技术在基层生产环境中的有效落实,为推动机器学习的普及应用,需设计可视化操作界面及简易操作流程和研发低成本替代设备。

畜禽品种鉴定的方法已从早期的传统鉴别方法发展至利用大数据的机器学习算法,成为畜牧领域推动畜禽遗传资源保护、可持续养殖、食品安全的保障以及提升消费者对优质肉产品信任的主要技术。SNP 芯片技术和图像识别技术是目前畜禽品种鉴定的主要方法和手段,常见家畜都已开发出在线识别工具。猪、牛、鸡这类传统畜牧物种,对于 SNP 位点的研究更加完善,主要是利用分子标记进行品种鉴定;狗的表型具有多样性且具有可视化,针对狗的图像识别网络工具较为成熟;而经济问题导致羊养殖技术滞后,羊的鉴别工具也相对落后。未来,针对猪的品种鉴定,关键在于规避重复构建特定参考种群的高昂成本,因此需以持续扩充公开可用的参考数据库为基础,为高效鉴定提供数据支撑;对于牛的品种鉴定,需重点突破复杂场景下的识别瓶颈,尤其是当图像中存在多个体同框时,如何实现精准分离与个体品种的准确判定,是亟待解决的关键问题;对于狗的品种鉴定,当前面临双重挑战:一方面,纯种狗精细化鉴定的需求升级;另一方面,杂交狗占比不断上升带来的图像识别难度增加,需强化基因水平的品种鉴定研究,以提升鉴定的精准度;对于鸡的品种鉴定,为切实保障消费者权益,技术发展应明确指向简便化、快捷化、易操作的方向,让鉴定手段更易应用;对于羊的品种鉴定,目前仍存在较大提升空间,其技术突破与体系完善有待专业研究者开展更深入的探索。总体而言,未来技术迭代将聚焦于场景适应性增强与多模态智能融合,以提升复杂环境下的识别精度与模型鲁棒性,推动图像识别成为畜牧业数字化转型的核心驱动力。

参考文献 (References):

- [1] 杨红杰. 我国畜禽遗传资源保护利用现状与展望[J]. 中国家禽, 2011, 33(10): 6-8.
YANG H J. Current status and prospects of conservation and utilization of livestock and poultry genetic resources in China[J]. *China Poultry*, 2011, 33(10): 6-8. (in Chinese)
- [2] BEHL R, BEHL J, GUPTA N, et al. Individual identification and breed allocation with microsatellite markers: an evaluation in Indian horses [J]. *Asian-Australas J Anim Sci*, 2006, 20(1): 25-30.
- [3] DALVIT C, DE MARCHI M, CASSANDRO M. Genetic traceability of livestock products: A review [J]. *Meat Sci*, 2007, 77(4): 437-449.
- [4] DAVIES N, VILLABLANCA F X, RODERICK G K. Determining the source of individuals: multilocus genotyping in nonequilibrium population genetics [Z]. Oxford: Elsevier Ltd, 1999: 14, 17-21.
- [5] MANOJ S, RAKSHITH S, KANCHANA V. Identification of cattle breed using the Convolutional Neural Network [C]. 3rd International Conference on Signal Processing and Communication, 2021.
- [6] CUI Y, TANG B, WU G, et al. Classification of dog breeds using convolutional neural network models and support vector machine [J]. *Bioengineering*, 2024, 11(11): 1157.
- [7] HOSSAIN M E, KABIR M A, ZHENG L, et al. A systematic review of machine learning techniques for cattle identification: Datasets, methods and future directions [J]. *Artif Intell Agric*, 2022, 6: 138-155.
- [8] 周铁忠. 猪多种常发疫病分子流行特征及综合防控技术研究与应用 [R]. 锦州: 锦州医科大学, 2017.
ZHOU T Z. Molecular epidemiological characteristics and integrated control technologies for multiple frequent and prevalent swine diseases: Research and application [R]. Jinzhou: Jinzhou Medical University, 2017. (in Chinese)
- [9] 程介虹. 基于高光谱成像及电子鼻技术的冻藏猪肉品质检测方法研究 [D]. 镇江: 江苏大学, 2024.
CHENG J H. Research on quality detection methods for frozen pork based on Hyperspectral Imaging and Electronic Nose Technology [D]. Zhenjiang: Jiangsu University, 2024. (in Chinese)
- [10] MITCHELL T M. Machine learning and data mining [J]. *Commun ACM*, 1999, 42(11): 30-36.
- [11] SEO D, CHO S, MANJULA P, et al. Identification of target chicken populations by machine learning models using the minimum number of SNPs [J]. *Animals*, 2021, 11(1): 241.
- [12] 周铂涵, 梅步俊, 吕琦, 等. 机器学习及其在动物遗传育种中的应用研究进展 [J]. 中国畜牧兽医, 2024, 51(12): 5348-5358.
ZHOU B H, MEI B J, LV Q, et al. Research progress of machine learning and its application in animal genetics and breeding [J]. *Chinese Animal Husbandry*

- and *Veterinary Medicine*, 2024, 51 (12) : 5348-5358. (in Chinese)
- [13] BREIMAN L. Random forests[J]. *Machine Learning*, 2001, 45(1):5-32.
- [14] CORTES C, VAPNIK V. Support-vector networks [J]. *Machine Learning*, 1995, 20(3):273-297.
- [15] CHENG J, SUN D, ZENG X, et al. Non-destructive and rapid determination of TVB-N content for freshness evaluation of grass carp (*Ctenopharyngodon idella*) by hyperspectral imaging [J]. *Innov Food Sci Emerg*, 2014, 21:179-187.
- [16] HUANG Y. Improved SVM-based soil-moisture-content prediction model for tea plantation[J]. *Plants*, 2023, 12(12):2309.
- [17] 于 翀, 郭蔡果芸, 李 博, 等. K最近邻分类-反距离加权插值的网格降阶[J]. *机械研究与应用*, 2025, 38 (3):7-10.
YU C, GUO C G Y, LI B, et al. Grid reduction using K-Nearest Neighbor classification and Inverse Distance Weighted interpolation [J]. *Mechanical Research & Application*, 2025, 38 (3) : 7-10. (in Chinese)
- [18] 袁 帅. 基于深度强化学习的投资组合分析系统研究与实现[D]. 银川:宁夏大学, 2020.
YUAN S. Research and implementation of portfolio analysis system based on Deep Reinforcement Learning [D]. Yinchuan: Ningxia University, 2020. (in Chinese)
- [19] 冯松松, 王斌君. 基于一维残差卷积神经网络的Tor匿名网络流量识别模型设计[J]. *现代计算机*, 2022, 28(17):1-8.
FENG S S, WANG B J. Design of Tor anonymous network traffic recognition model based on One-Dimensional Residual Convolutional Neural Network [J]. *Modern Computer*, 2022, 28 (17) : 1-8. (in Chinese)
- [20] VALARMATHI B, GUPTA N S, PRAKASH G, et al. Hybrid Deep Learning algorithms for dog breed identification—A comparative analysis [J]. *IEEE Access*, 2023, 11:77228-77239.
- [21] WEI F, RAN Z, HONG D, et al. Identification of Taihang-chicken-specific genetic markers using genome-wide SNPs and machine learning [J]. *Poult Sci*, 2025, 104(1):104585.
- [22] 王余北, 肖莲梅, 何帅涵, 等. 基于50K SNP芯片信息的枣庄黑盖猪群体遗传结构分析[J]. *中国畜牧杂志*, 2022, 58(9):168-171.
WANG Y B, XIAO L M, HE S H, et al. Population genetic structure analysis of Zaozhuang Black-covered Pigs based on 50K SNP chip data[J]. *Chinese Journal of Animal Science*, 2022, 58(9):168-171. (in Chinese)
- [23] 王小鹏. 基于60K芯片的中国地方猪品种特异性遗传标签构建[D]. 南昌:江西农业大学, 2016.
WANG X P. Construction of specific genetic label for Chinese indigenous pig breeds based on 60K chip[D]. Nanchang: Jiangxi Agricultural University, 2016. (in Chinese)
- [24] XU Z, DIAO S, TENG J, et al. Breed identification of meat using machine learning and breed tag SNPs [J]. *Food Control*, 2021, 125:107971.
- [25] GAO J, SUN L, ZHANG S, et al. Screening discriminating SNPs for Chinese indigenous pig breeds identification using a Random Forests algorithm [J]. *Genes*, 2022, 13(12):2207.
- [26] SCHIAVO G, BERTOLINI F, GALIMBERTI G, et al. A machine learning approach for the identification of population-informative markers from high-throughput genotyping data: application to several pig breeds[J]. *Animal*, 2020, 14(2):223-232.
- [27] PASUPA K, RATHASAMUTH W, TONGSIMA S. Discovery of significant porcine SNPs for swine breed identification by a hybrid of information gain, genetic algorithm, and frequency feature selection technique[J]. *BMC Bioinform*, 2020, 21(1):216.
- [28] MIAO J, CHEN Z, ZHANG Z, et al. A web tool for the global identification of pig breeds [J]. *Genet Sel Evol*, 2023, 55(1):18.
- [29] LIU R, XU Z, TENG J, et al. Evaluation of six machine learning classification algorithms in pig breed identification using SNPs array data [J]. *Anim Genet*, 2023, 54(2):113-122.
- [30] 王 坤, 张元庆, 陈 卓, 等. “太行云牛”群体遗传结构与基因组选择信号分析[J]. *中国农业大学学报*, 2025, 30(8):96-106.
WANG K, ZHANG Y Q, CHEN Z, et al. Population genetic structure and genomic selection signals analysis in “Taihang Yun” cattle [J]. *Journal of China Agricultural University*, 2025, 30 (8) : 96-106. (in Chinese)
- [31] ZHAO C, WANG D, TENG J, et al. Breed identification using breed-informative SNPs and machine learning based on whole genome sequence data and SNP chip data [J]. *J Anim Sci Biotechnol*, 2023, 14(1):85.
- [32] 梁 卉, 王 雪, 司敬方, 等. 利用基因组标记和机器

- 学习算法对中国牛品种的分类准确性研究[J]. 遗传, 2024, 46(7):530-539.
- LIANG H, WANG X, SI J F, et al. Classification accuracy of machine learning algorithms for Chinese local cattle breeds using genomic markers [J]. *Hereditas*, 2024, 46(7):530-539. (in Chinese)
- [33] KUMAR H, PANIGRAHI M, SEO D, et al. Machine learning-aided ultra-low-density single nucleotide polymorphism panel helps to identify the Tharparkar Cattle Breed: lessons for digital transformation in livestock genomics [J]. *OMICS*, 2024, 28 (10) : 514-525.
- [34] MEGEL Y E, RUDENKO O G, BEZSONOV O O, et al. Cattle breed identification and live weight evaluation based on Machine Learning and Computer Vision [C]. Third International Workshop on Computer Modeling and Intelligent Systems (CMIS-2020), 2020.
- [35] 陈若彤, 刘继芳, 张志勇, 等. 规模化牛场智能巡检路径规划算法[J/OL]. 智慧农业(中英文), 2025. [https://kns.cnki.net/kcms2/article/abstract?](https://kns.cnki.net/kcms2/article/abstract?CHEN R T, LIU J F, ZHANG Z Y, et al. Intelligent inspection path planning algorithm for large-scale cattle farms[J/OL]. Smart Agriculture, 2025. 2025. https://kns.cnki.net/kcms2/article/abstract?(in Chinese))
- CHEN R T, LIU J F, ZHANG Z Y, et al. Intelligent inspection path planning algorithm for large-scale cattle farms[J/OL]. *Smart Agriculture*, 2025. 2025. [https://kns.cnki.net/kcms2/article/abstract?\(in Chinese\)](https://kns.cnki.net/kcms2/article/abstract?(in Chinese))
- [36] KIM H T, CHOI H L, LEE D W, et al. Recognition of individual Holstein cattle by imaging body patterns[J]. *Asian-Australas J Anim Sci*, 2005, 18(8):1194-1198.
- [37] 邢永鑫, 吴碧巧, 吴松平, 等. 基于卷积神经网络和迁移学习的奶牛个体识别[J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58(16):503-511.
- XING Y X, WU B Q, WU S P, et al. Individual cow recognition based on Convolution Neural Network and Transfer Learning [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2021, 58(16):503-511. (in Chinese)
- [38] 张 宇. 基于深度学习的肉牛体侧识别方法研究[D]. 呼和浩特:内蒙古科技大学, 2023.
- ZHANG Y. Research on beef cattle body side recognition method based on deep learning [D]. Hohhot: Inner Mongolia University of Science & Technology, 2023. (in Chinese)
- [39] ZHANG H, ZHENG L, TAN L, et al. YoloX-s-tkecb: A holstein cow identification detection algorithm[J]. *Agriculture*, 2024, 14(11):1982.
- [40] AHMED S, GABER T, THARWAT A, et al. Muzzle-based cattle identification using speed up robust feature approach [C]. International Conference on Intelligent Networking and Collaborative Systems, 2015.
- [41] 赵凯旋, 何东健. 基于卷积神经网络的奶牛个体身份识别方法[J]. 农业工程学报, 2015, 31(5):181-187.
- ZHAO K X, HE D J. Recognition of individual dairy cattle based on convolutional neural networks [J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2015, 31(5):181-187. (in Chinese)
- [42] ZHAO C, WANG D, YANG C, et al. Population structure and breed identification of Chinese indigenous sheep breeds using whole genome SNPs and InDels [J]. *Genet Sel Evol*, 2024, 56(1):60.
- [43] GUO Y, YU Z, HOU Z, et al. Sheep face image dataset and DT-YOLOv5s for sheep breed recognition [J]. *Comput Electron Agric*, 2023, 211:108027.
- [44] HIMEL G M S, ISLAM M M, RAHAMAN M. Vision intelligence for smart sheep farming: Applying ensemble learning to detect sheep breeds [J]. *Artif Intell Agric*, 2024, 11:1-12.
- [45] JWADE S A, GUZZOMI A, MIAN A. On farm automatic sheep breed classification using deep learning [J]. *Comput Electron Agric*, 2019, 167:105055.
- [46] 乔利英, 王万年, 张 莉, 等. 基于基因组标记对绵羊品种分类的机器学习方法研究[J]. 畜牧兽医学报, 2025, 56(5):2157-2167.
- QIAO L Y, WANG W N, ZAHNG L, et al. Machine Learning methods for sheep breed classification based on genomic markers [J]. *Acta Veterinaria et Zootechnica Sinica*, 2025, 56 (5) : 2157-2167. (in Chinese)
- [47] BORWARNGINN P, KUSAKUNNIRAN W, KARNJANAPREECHAKORN S, et al. Knowing your dog breed: Identifying a dog breed with Deep Learning [J]. *Int J Autom Comput*, 2021, 18 (1) : 45-54.
- [48] PARK M K, PARK S J, SHIN J H, et al. XAI-based dog breed classification [J]. *J Knowl Inform Technol Systems (JKITS)*, 2022, 17(4):785-793.
- [49] SALAMA A, HASSANIEN A E, FAHMY A. Sheep identification using a hybrid Deep Learning and Bayesian Optimization approach [J]. *IEEE Access*, 2019, 7:31681-31687.
- [50] LIN Z, XIA H, LIU Y, et al. A method for enhancing the accuracy of pet breeds identification model in complex environments [J]. *Appl Sci*, 2024, 14 (16) : 6914.
- [51] ZHI Y, GENG W, LI S, et al. Advanced molecular

- system for accurate identification of chicken genetic resources [J]. *Comput Electron Agric*, 2025, 231: 109989.
- [52] 高超群,曹然然,杜文苹,等. 基于全基因组 SNP 标记分析中国地方鸡品种的遗传多样性和种群结构[J]. 畜牧兽医学报,2023,54(2):554-562.
- GAO C Q, CAO R R, DU W P, et al. Genetic diversity and population structure analysis of Chinese Native Chicken Breeds using genome-wide SNPs[J]. *Acta Veterinaria et Zootechnica Sinica*, 2023, 54(2): 554-562. (in Chinese)
- [53] SHI Y, ZHAO T T, CHEN H H, et al. Determination of geographic origin of chicken based on near infrared spectroscopy[J]. *J Chin Inst Food Sci Technol*, 2014, 14(12):198-204.
- [54] ZHANG B, GAO S, JIA F, et al. Categorization and authentication of Beijing-you chicken from four breeds of chickens using near-infrared hyperspectral imaging combined with chemometrics[J]. *J Food Process Eng*, 2020, 43(12):e13553.
- [55] CHENG T, LI P, MA J, et al. Identification of four chicken breeds by Hyperspectral Imaging combined with Chemometrics[J]. *Processes*, 2022, 10(8):1484.
- [56] WANG J, LEI Q, CAO D, et al. Whole genome SNPs among 8 chicken breeds enable identification of genetic signatures that underlie breed features [J]. *J Integr Agric*, 2023, 22(7):2200-2212.
- [57] CHO E, CHO S, KIM M, et al. Single nucleotide polymorphism marker combinations for classifying Yeonsan Ogye chicken using a machine learning approach [J]. *J Anim Sci Technol*, 2022, 64 (5) : 830-841.
- [58] BALLESTER M, MERCAD A, VAN HAANDEL B, et al. Individual identification and genetic traceability in the pig using the SNPlex TM genotyping system [J]. *Anim Genet*, 2007, 38(6):663-665.
- [59] LIN Q, DIAO S, CHEN X, et al. Evaluation of the breed composition of pork via population structure analysis in pigs[J]. *Animals*, 2024, 14(23):3489.
- [60] KIM H, CHOI B, OH T, et al. SNP marker selection for dog breed identification from genotypes of high-density SNP array and machine learning[J]. *J Agr Life Sci Vol*, 2019, 53(4):93-101.
- [61] 王 甜,焦海宏,齐 萌,等. 基于 AI 赋能的《兽医病理学》个性化学习路径探索[J]. 畜牧兽医杂志, 2025, 44(4):137-140.
- WANG T, JIAO H H, QI M, et al. Exploration of personalized learning paths for Veterinary Pathology empowered by AI[J]. *Journal of Animal Science and Veterinary Medicine*, 2025, 44 (4) : 137-140. (in Chinese)

(编辑 郭云雁)