

计算机视觉技术在奶畜生产管理中的应用研究



资料图片

□严斌 宋懿峰 安晓萍 木其尔

计算机视觉技术

计算机视觉技术是信息技术领域一个热门的研究方向,其核心目标是通过摄像头采集数字图像,并对图像进行预处理与特征提取,从而完成对目标的深入分析,进而提供精准的分析结果与决策支持。计算机视觉技术基本结构由图像采集模块、图像处理模块和视觉特征分析模块构成,各模块相互协作,形成了完整的计算机视觉应用流程。

计算机视觉技术在畜牧业中的应用随着技术的进步不断深入,其发展可分为3个阶段:传统图像处理阶段、机器学习阶段以及近年来发展迅速的深度学习阶段。

在传统图像处理阶段,计算机视觉技术主要用于简单的动物特征识别任务。如边缘检测技术依据动物边缘的灰度变化勾勒动物轮廓;而图像增强技术则通过调整图像的对比度、亮度等参数,以辅助进行动物的特征识别。这些方法虽然在一定程度上减少了人工劳动,但由于其特征提取依赖于人工设计,准确性和适用性有限。

进入机器学习阶段后,SVM(一种监督式机器学习算法)、Random Forest和K-means聚类算法被引入到畜牧业中。SVM通过构建超平面,将动物一段时间内的行为视作时间序列数据,并依此进行分类与预测,应用于发情检测和健康状态评估。Random Forest算法在多因素分析预测产犊、行为等方面发挥重要作用,通过构建多个决策树并综合预测其结果。K-means聚类进一步帮助实现奶牛个体识别和行为分类识别。机器学习减少了依赖人工设计的需求,通过自动化特征学习,提高了数据分析的效率与准确性,推动了畜牧业的生产管理智能化。

深度学习技术的突破,推动计算机视觉在畜牧业的应用迈入针对特定生产环节的精准化管理阶段。在目标检测领域,常用的有基于区域的目标检测算法R-CNN和基于回归的目标检测算法YOLO系列。在目标跟踪领域,Sort算法以及改进版的DeepSort、StrongSort算法(畜牧业目标跟踪领域的常用算法)较为常用,其通过关联连续帧中的目标求构建和更新目标的轨迹,为畜禽目标的行为数据分析提供了技术途径。此外,图像分割算法可精确划分动物体态特征,为所选区域进行精确定位与量化;姿态估计算法通过关键点追踪捕捉动物行为模式,辅助健康状态评估。鉴于上述可知,深度学习技术凭借其强大的特征提取与自我学习能力,为精准养殖与科学管理注入更多可能性。

总体来看,计算机视觉技术在畜牧业中的应用经历了从传统图像处理到机器学习,再到深度学习的演变,有效提升了畜牧业的自动化水平和生产效率。未来,硬件设备和算法的优化将促进计算机视觉技术在畜牧业中发挥更关键的作用,使其在奶畜生产管理中的各个环节均实现精准高效的智能管理。

计算机视觉技术

在奶畜个体识别中的应用

奶畜个体识别是畜牧场健康监测与饲养管理的根本前提。现阶段,奶畜个体识别的方法大体有“接触式识别方法”和“非接触式识别方法”这两大类别。在传统的奶畜个体识别中,RFID(射频识别)和GPS(全球定位系统)项圈被广泛使用,但其存在被丢失的风险,而且使得奶畜受到不同程度的伤害,因此非接触式识别方法逐渐成为研究热点。通过计算机视觉技术,奶畜的个体

特征被有效提取和识别。

1. 基于牛鼻镜特征的个体识别方法

牛只牛鼻镜的纹理各不相同,如同人类的指纹,呈现出珠状与脊状两种形态。基于牛鼻镜纹理的唯一性,其可作为识别个体身份的关键特征。Kumar等提出基于牛鼻镜和脸部多种特征的自动识别方法,将其视为多线回归模型,在多种多特征下,该方法的识别率达到96.56%,充分展示了该方法相比于传统算法的优势。随着深度学习算法的兴起,Kumar等提出一种基于深度学习的牛只牛鼻镜纹理的方法,构建了牛鼻镜纹理的数据库,在降噪、增强对比度之后,接着分别使用CNN(卷积神经网络)、DBN(深度信念网络)和SDAE(堆叠去噪自动编码器)进行模型训练,最终结果表明,在多种不同的设定下识别,DBN方法表现最优,达到98.99%。Bello等对DBN和SDAE学习体系对牛鼻镜纹理特征进行了对比分析,发现DBN呈现出较高的识别准确率,达到98.99%,与Kumar等研究有所不同,此次试验运用高斯滤波技术以去除噪声。

2. 基于面部的奶畜个体识别方法

奶畜具有明显的面部特征,可根据面部的五官、花纹、轮廓等,使用计算机视觉方法对奶畜个体身份进行识别。Hu等提出了一种基于融合特征训练的SVM分类方法,通过定位牛只对象,并提取面部等部位深度特征,经加权求和策略融合后,对牛只身份进行精准识别,实现了98.36%的牛只识别率。杨蜀泰等通过改进的YOLOv4目标检测网络,将坐标注意力机制和坐标卷积模块融入其中,增强了奶牛面部特征提取的精度与模型对目标位置的敏感性,平均识别精度为93.68%。Weng等基于残差网络思想的改进CNN(ResNet)显著提升了奶牛面部特征的提取能力和识别效率,在自建数据库的场景下,识别精度达到94.53%,充分贴合了智能牧场管理对奶牛个体识别的实际需求。

近年来,面部特征高度相似的奶山羊识别技术取得显著进展。例如,张宏鸣等使用YOLOv4构建羊脸检测器并采集数据,随后在MobileFaceNet网络(轻量级人脸识别网络)中引入ECSSA注意力模块,完成羊脸识别,结果显示该方法准确率达到97.91%。基于前人的研究,宁纪峰等采用新的SimAM注意力模块和优化的CARAFE上采样方式,进一步提高了奶山羊面部识别的准确性;他们首先采集31头奶山羊不同时期的3844幅面部图像并构建数据集,在YOLOv5s模型(目标检测算法)的基础上运用迁移学习,通过预训练得到模型权重,并在特征提取层融入SimAM无参注意力模块,在特征融合层融入CARAFE上采样模块,借此得到高质量的奶山羊面部图像,以提升面部识别准确率。

随着个体识别技术的迅速发展,基于牛鼻镜、面部等特征的个体识别技术均取得了良好的成果。基于牛鼻镜特征的识别方法适合处理光照差、牛只相互遮挡等场合,但是牛只鼻镜图像不易获得;而基于面部的识别方法适合姿态不稳定的场合,但光照和背景对识别精度有较大影响。今后需进一步提高识别精度,并基于个体识别技术,研究如何融合个体采食量、日增重、体况评分、体温等信息,推动现代化牧场的智能化生产管理。

计算机视觉技术

在奶畜繁殖育种中的应用

1. 发情监测

发情是一种行为信号,是指雌性动物表现出交配意图,并已具备交配的准

备状态。实时监测发情信息有利于及时配种,缩短产犊间隔,便于养殖场管理。

奶牛处于发情期,其外部行为模式和内部生理特征都发生了显著变化。外部行为表现为兴奋不安、大声哞叫、嗅闻外阴、两后肢叉开举尾、接受爬跨,内部变化表现为体温升高、阴道黏液分泌增多。针对奶牛外部行为特征,Wang等基于特征增强模块开发了一种奶牛发情检测模型,使用FEYOLO模型(奶牛爬跨行为检测模型)分析视频图像,检测爬跨行为的准确率高达94.3%。然而,该方法的检测范围存在局限性,无法有效解决母牛遮挡问题;在此基础上,段青玲等提出了基于SNSS-YOLOv7的行为识别方法,该方法通过头部的分离和增强注意力模块,以补偿遮挡损失,用于复杂环境下牛的爬跨等行为的识别,该方法在不同密度程度、不同光照情况下对爬跨的识别率高达99.6%,具有较高的实用价值。对于奶牛内部体温升高现象,Wang等提出了一种基于IRT技术(红外热成像技术)的奶牛发情监测方法,对奶牛眼睛及外阴部位的热红外图像进行提取分析,利用Logistic回归(统计分类算法)和SVM算法建立奶牛发情模型,结果表明2种模型的准确率分别为82.37%和81.42%,召回率在86%以上。基于计算机视觉与IRT技术的发情监测不会对奶牛造成压力,符合奶牛养殖对动物福利的需求。

奶山羊处于发情期会表现出频繁移动、鸣叫摇头、阴门潮红、子宫颈舒张等显著行为特征,为发情监测提供基础。Yu等提出轻量级神经网络EfficientNet作为YOLOv3的特征提取网络,检测母羊的发情行为。通过在特征层中加入SENet注意力模块,监测母羊交配行为的准确率达到99.44%。纪玉浩等提出基于YOLOv5的多羊群目标识别和基于DeepSort算法的羊群游走轨迹跟踪技术,进行母羊发情行为的实证研究,该技术为发情监测提供了可行性方案。目前,计算机视觉技术在智能监测领域表现出色,但在奶山羊的应用中仍面临着信息提取精度和复杂环境干扰的挑战,未来仍需要计算机视觉技术与算法的进一步优化,以提升在复杂场景中识别细微变化的能力。

2. 育种监测

何婉等指出,我国奶业产量偏低,主要原因是优良品种的奶牛数量有限。而毛杰等认为可借助对奶牛体型线性评定来实现奶牛的育种改良工作。通过评定机制,在预估育种值、预测产奶量的基础上生成配种方案。基于前述两位学者的观点,朱坤华等基于三维视觉对荷斯坦奶牛进行体型线性评定,其通过采集奶牛正面、侧面、后面3个方向的图像,利用改良的Canny边缘提取算法进行去噪处理及Fisher线性判别分析算法进行体型性状识别,结果表明,利用三维视觉技术可有效完成奶牛体型线性评定,有助于选育出身体健康的良种奶牛。

相较于奶牛育种产业,我国奶山羊产业尚处于初步阶段,原因在于我国奶山羊生产性能较差、良种率较低、养殖标准化、规模化程度不高,并且重大传染性疾病时有发生。构建现代化奶山羊育种体系对于奶山羊产业的高质量发展具有重要意义。奶山羊BCS(体况评分)反映其生产性能、繁殖性能、泌乳量等,是一种方便快捷的测量方法。传统BCS依赖于人工评判,易出现主观性偏差。为了克服这个问题,超声波成像技术应运而生。由于奶山羊的背部脂肪层较奶牛、绵羊的窄,所以此技术的准确率较高。随着计算机视觉技术的发展,Vieira等设计的计算机视觉识别评分系统可自动捕捉奶山羊通过的图

像,选定主要测定区域进行评分,准确性和客观性进一步提升。

计算机视觉技术

在奶畜精准饲喂中的应用

随着奶畜养殖集约化程度的加快,精准饲喂技术逐渐得到发展。精准饲喂是指以精确数量的投入(饲料、环境设备、人工等)来精细化管理动物。其通过计算机视觉技术与多种传感器相结合,对奶畜自身(行为、体况)以及外部因素(饲料状态、畜舍环境)进行实时监测,在提高生产效率的同时兼顾动物福利。

1. 采食行为

采食量是影响奶畜泌乳的重要因素,通过观察其采食行为,如采食量、进食时间、反刍时间、休息时间等,可以间接反映奶畜的生理状态,也是评估奶畜生产能力的关键。Wang等通过构建了一个基于孪生网络的深度学习模型,通过收集饲料堆的深度图像,实现了对奶牛采食量的非接触式测量,该方法对采食量估计误差MAE(平均绝对误差)为0.100kg,MSE(均方误差)为0.034kg²,实现了对饲料堆动态变化的精准监测。张立印等提出了一种基于改进BCEYOLO模型的奶牛采食行为识别方法,该方法通过BiFormer、Cot、EMA3个技术模块增强了特征提取的能力,实现了对奶牛采食时头部轨迹的跟踪,该方法在奶牛前方和上方拍摄的数据集中,精确度分别为77.73%、76.32%,召回率分别为82.57%、86.33%,平均精确度均值分别为83.70%、76.81%。Wang等提出了基于GSCW-YOLO的奶山羊多尺度行为识别模型,该方法集成了GCT(门控通道变换模块)和CARAFE(内容感知特征重组上采样模块)上的采样操作,增强了对于奶山羊采食、饮水、站立和躺卧等行为的注意力,精确率、召回率和平均精度均值分别为93.5%、94.1%和97.5%。这些研究基于计算机视觉技术,针对奶畜的采食行为进行精准监测与分析,为奶畜精准饲喂提供可靠的技术支持。

2. 体况、体重评估

赵凯旋等从深度图像中提取奶牛后躯,并对后躯点云进行像素化和凸包化,得到特征图像,然后采用EfficientNet模型(一种轻量级的卷积神经网络模型)对其分类,以确认其BCS,结果表明,在5119幅图像中(BCS范围在2.25—4.00内),识别误差在0.25和0.50以内的图像占比分别在98.60%和99.31%。Khojastehkey等通过采集奶牛侧面图像,构建ANN(人工神经网络)模型,该模型通过提取图像特征与体重参数的映射关系,在358份体重记录测试的准确率为98.10%,有效预测了奶牛的体重。Samperio等提出了一种通过3D图像捕获来估计体重的系统,其通过羊只上部区域图像和像素的平均深度进行预估,在272个样本数据中,误差小于6%。通过计算机视觉技术获得奶畜的图像数据,建立体重预估模型,在不引起动物应激反应的同时,提高了奶畜生产管理的工作效率。

3. 外部因素

计算机视觉技术与传感器、物联网技术的结合显著提升了精准饲喂的智能化程度。通过部署在饲料存储和饲喂环节的各类传感器和摄像头,可以实时监测饲料的颜色、粒径分布、发酵程度等关键参数,确保饲料的品质和营养符合奶畜的生长需求。通过多种传感器与计算机视觉结合的环境感知模块,可以实时监测畜舍环境的温度、湿度、光照、噪声、通风、有害气体等环境因子,避免奶畜造成环境性应激。精准饲喂技术显著提高了饲养管理水平,减少饲料浪费。通过精细化营养管理,可降低奶畜疾病发生率,从而提升整体经济效益。

计算机视觉技术

在奶畜疾病预防中的应用

1. 奶牛乳房炎的诊断

奶牛乳房炎作为奶牛养殖业中常见且影响深远的疾病,其表现在乳腺细胞在物理、化学以及微生物学方面发生的病变。世界各地的存栏奶牛,至少有1/3患有不同程度的乳房炎,奶牛CM(临床型乳房炎)发病率是11.99%,SCM(非临床型乳房炎)发病率为11.8%—57.5%。在国内,奶牛CM发病率约为5.38%,乳区发病率约为1.65%;SCM发病率约为59.36%,乳区发病率为31.62%。

早期的方法主要检测牛奶的理化性质,常见的方法有加州乳房炎检测法、体细胞检测法和pH计检测法,但这些检测方法较为繁琐,因此乳房炎检测传感器技术逐渐得以引用,如SCC(体细胞数)测量传感器、L-乳酸脱氢酶传感器以及生物传感器等。尽管传感器技术能够提高检测的自动化程度,但它们在实际生产中受到温度、湿度等环境因素的影响,难以投入到大规模奶牛群检测中。鉴于上述原因,基于计算机视觉的奶牛乳房炎检测技术应运而生,尤其是利用IRT技术,获取奶牛乳房区域热图像,再通过数字图像的处理与分析,最终得以诊断。

奶牛乳房炎发生时,患病部位的温度通常较高,奶牛体核温度不变。此外,研究表明奶牛眼睛温度与直肠温度具有一定的相关性,因此眼睛温度与乳房温度的差异可以作为判断乳房炎的一个指标。温毓晨等通过采用改进YOLOv5s模型,结合IRT检测技术,能够准确检测奶山羊乳房的关键部位。该方法的准确率达到93.7%,为奶山羊非接触式体温监测提供借鉴。在此基础上,杨倩等提出了一种基于IRT的乳房炎检测方法,融合数据增强与改进ResNet34模型。此方法能够自动识别乳房与眼睛部位,无需手动定位,可有效避免“多步式”造成的误差累积。该方法的准确率达到88.4%,表现出较好的鲁棒性和健壮性,能够在各种环境条件下进行有效的乳房炎检测。

综合以上,传感器技术通过获得乳汁pH、EC(电导率)、SCC等理化指标,直接量化炎症程度,实现快速、精准的检测;而计算机视觉技术结合热成像技术,以非接触式的手段监测乳房温度变化,实现大规模、智能化筛查。二者结合可形成“筛查+确诊”的分层检测体系,在现代化牧场兼顾效率与精度。

2. 奶牛跛行的诊断

奶牛跛行主要源于感染性疾病(如趾间皮炎等)或非感染性疾病(如白线病等)对肢蹄功能造成的损伤,进而进行行走过程中因疼痛而出现的病态现象。在实际生产中,奶牛跛行颇为常见,美国东北部的奶牛跛行率为45%,英国为28.2%,巴西为42.5%,加拿大为20.8%,中国的奶牛跛行率为31%,在各国已造成较大的经济损失。

由于奶牛在弓背、点头以及步态等方面的异常,在早期,人们依据五分制运动评分标准来评估奶牛的跛行。然而,人工观察不仅带有主观性,还容易造成奶牛应激。常用的接触式传感器包含力平台传感器和加速度传感器,它们与奶牛直接接触,在引起应激反应的同时,易受环境影响。相较之下,计算机视觉技术可以无接触、无应激地诊断奶牛跛行,为奶牛跛行的高效检测提供了新思路。

Viazzi等基于决策树的分类算法,使用BMP方法(身体运动模式分析方法),由背部曲率最高点R及R左右两侧拟合椭圆产生的夹角为依据,对奶牛背部曲率特征进行跛行程度的分析,其在实验中提出假设,为每头动物分配个体阈值的模型优于整个畜群阈值,结果显示,跛行的总体准确率达到

76%,而基于个体阈值的分类准确率达到91%。这表明不同奶牛对疼痛的耐受程度有所差异,而单独设置阈值的方法可以克服个体差异。为了提高识别的泛化性能,温长吉等基于SVM分类方法,将视频中的时空兴趣点提取后,获得底层HOG(方向梯度直方图)特征,提出了CGP-KSVD用于奶牛跛行的语义级描述,识别准确率达92.7%。随着深度学习技术的发展,张智荣等使用YOLOv8n-seg模型获取奶牛图像序列,并利用DeepLabCut算法提取奶牛关键点,通过构建的FNBILSTM模型(一种改进的时序模型)使跛行的识别准确率、精确率、召回率分别达到了97.16%、95.71%、99.04%。基于深度学习的奶牛跛行监测技术,准确性高、泛化性能好,贴合不同奶牛养殖场的实际需求。

3. 奶山羊的疾病诊断

随着奶山羊养殖规模的不断扩大,如跛行、乳房炎、口蹄疫、传染性脓疱病等疾病对奶山羊的危害逐年增加。值得关注的是,奶山羊跛行、乳房炎的患病率分别在10%—24%、6%—11%,口蹄疫、传染性脓疱病作为高度传染性疾病,利用计算机视觉技术能够有效识别患病个体,提高防控效率。

Reppert等通过IRT评估检测奶山羊跛行的可行性,研究发现患病组和健康组的山羊蹄部之间存在明显的温度差异(24小时内为4.38°C—5.05°C),这表明图像引发的炎症反应或肢体受力改变等因素,致使蹄部的生理状态发生变化,该方法为羊只跛行诊断提供了无应激的方法。在乳房炎的诊断中,IRT已在奶牛的乳房炎诊断中发挥效果,但由于奶山羊乳房炎临床症状较为隐蔽,在奶山羊中的应用尚未达到预期。针对口蹄疫与传染性脓疱病,Tang等通过改进FestMBD算法、优化种子选择的方法以消除背景干扰,其次,融合显著性图,并进行目标检测,随后使用K-means算法进行阈值分割,采用水平扫描法与轮廓提取,实现了对奶山羊高效且精准的目标提取,经验证,此方法准确率高达89.503%,适用于规模化养殖的应用场景。

总结与展望

计算机视觉在奶畜的个体识别、繁殖育种、精准饲喂、疾病预防等领域的应用中取得了较好的效果,但在实际应用中该技术进行识别工作时,还需考虑以下几个方面问题:一是现有的算法性能与泛化能力仍需提升,在复杂环境下的光照、遮挡、群居等背景噪声,均影响图像特征提取;同时,深度学习在训练过程中需要大量数据标注,耗时耗力,影响模型的泛化性能。二是在实际应用中存在瓶颈,可穿戴设备以及高精度传感器不仅成本昂贵,部署与维护也相当复杂,难以在中小型牧场推广;而且在动态复杂的场景下,掉落、遮挡、挤压问题频发,导致输入数据质量下降,进而影响识别精度。三是具有技术局限性,一方面,奶畜的关键部位,如乳房、蹄部,常因遮挡而导致图像特征不明显;另一方面,现有算法难以精确识别轻度跛行、乳房炎等异常症状。针对这些问题,尚需进一步展开深入研究。随着人工智能、深度学习技术的发展,计算机视觉技术在奶畜生产管理中的应用前景可期,未来应当重点聚焦于以下方面:一是技术优化,通过轻量化模型架构、边缘计算适配,以及半监督或迁移学习等提升部署效率与泛化性;二是系统集成,建立标准化数据集,并开发端到端智能管理平台。

(作者单位:内蒙古农业大学动物科学学院)

