

基于计算机视觉的奶牛体况评分研究综述

吴宇峰 李一鸣 赵远洋 杨 普 李振波 郭 浩
(中国农业大学信息与电气工程学院, 北京 100083)

摘要: 目前奶牛体况评分主要为人工,但受人工主观性影响,评分结果的可靠性较差,评定过程耗时费力,严重依赖于评估人员的经验,基于计算机视觉的奶牛体况评分研究逐渐成为研究热点。奶牛体况评分的发展主要经历了人工评分阶段、传统机器学习阶段和深度学习阶段,后两者又可细分为 2D 领域和 3D 领域的研究。当前基于传统机器学习的奶牛体况评分方法主要存在依赖于人工标记的问题,单纯地改进降维、提取特征的方法,只能在特定的情况得到提高,使用场景局限,且效果提升有限。随着深度学习的兴起,研究者们开始对不需要人工标记特征的方法进行探索。深度学习与 3D 技术的使用使得自动体况评分的精度有了进一步的提升,但在实际生产中,为满足奶牛不同生长阶段营养管理需求,奶牛体况值与理想值差应始终维持在 ± 0.25 以内,现有自动评分系统的精度与实际养殖管理的理想标准仍具有一定差距。本文通过文献分析,对当前利用计算机视觉的奶牛体况评分的研究热点和理论进行总结研究,提出潜在的研究方向。

关键词: 奶牛; 体况评分; 深度学习; 机器学习; 计算机视觉

中图分类号: S24 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2021)S0-0268-08

Review of Research on Body Condition Score for Dairy Cows Based on Computer Vision

WU Yufeng LI Yiming ZHAO Yuanyang YANG Pu LI Zhenbo GUO Hao
(College of Information and Electrical Engineering, China Agricultural University, Beijing 100083, China)

Abstract: At present, body condition score for dairy cows mainly adopts manual methods, but the reliability of the scoring results is poor due to manual subjectivity, and the assessment process is time-consuming and laborious, which relies heavily on the experience of experts. The development of body condition score for dairy cows has mainly gone through manual scoring stage, traditional machine learning stage and deep learning stage, the latter two can be subdivided into 2D field and 3D field research. Body condition score method for dairy cows based on machine learning mainly suffers from the problem of relying on manual markers and simply improving the method of dimensionality reduction and feature extraction, which can only be improved in specific situations, with limited improvement in results. With the rise of deep learning, researchers have begun to explore methods that do not require manually labeled features. The use of deep learning and 3D technology has further improved the accuracy of automatic body condition scoring, but in actual production, to meet the nutritional management needs of cows at different growth stages, the difference between the body condition score and the ideal score should always be maintained within ± 0.25 , and the accuracy of existing automatic scoring systems still has a certain gap with the ideal standard of actual farm management. The current research hotspots and theories of body condition score methods were summarized for dairy cows using computer vision by analyzing the literature and potential research directions were proposed. With the development of artificial intelligence, a large number of deep learning algorithms emerged that can be used for target detection and classification. These methods were also applicable to target detection and classification in the field of animal husbandry. In fact, artificial intelligence and deep learning techniques were increasingly being used in the livestock sector as well. Deep learning methods were needed for dairy cattle condition scoring, and as the development of agricultural information technology became more mature, research on automated body condition score methods for dairy cows based on deep learning would also become more advanced.

Key words: dairy cow; body condition score; deep learning; machine learning; computer vision

0 引言

体况评分也可以称为膘情评定,是对动物身体中脂肪含量的定量分析^[1]。通常用于牛、羊等哺乳动物。如今已经是奶牛养殖过程中评估奶牛生长状态的重要技术手段,是现代养殖业中关键环节之一。为了对奶牛体况做更全面的量化分析,提高现实中体况评估的有效性,研究者定义了奶牛体况评分(Body condition score,BCS)。奶牛体况评分应仔细观察脊椎部、腰角、尾根、尻角和肋骨,并最终给出总体状况特征评分。这种方法能对“胖瘦”这种抽象概念给予具象解释。

就奶牛体况评分的应用状况而言,目前奶牛BCS的评定主要采取人工方法,但受人工主观性影响,评分结果的可靠性较差,评定过程耗时费力,严重依赖于评估人员的经验。因而,人工体况评分方法难以满足规模化养殖对奶牛个体营养状态实时监测的需求。亟需一种能够长期地、连续地对奶牛体况进行精准评分的技术和系统。而2015年利拉伐公司发布的全球首款三维(Three dimension, 3D)扫描智能体况评分系统改变了这一现状,将基于机器学习技术的全自动奶牛体况评分系统带入大规模商用领域,吸引了越来越多研究者应用计算机视觉技术来解决奶牛体况评分问题。一些牧场在使用了该产品后表示BCS有助于提供更健康、更高产的奶牛,并节省饲料成本^[2]。此后越来越多研究成果逐渐转化到规模化的牧场生产中。

就奶牛体况评分的发展进程而言,主要经历了人工评分阶段、传统机器学习阶段和深度学习阶段,后者又可细分为二维领域和三维领域的研究。本文通过总结当前利用计算机视觉技术进行奶牛体况评分的研究热点和理论分析,为未来研究提供参考方向。

1 体况评分

1.1 奶牛体况评分现状

文献[3-5]表明,奶牛体况与奶牛的产奶量、健康状况和繁殖能力等重要指标密切相关。提高牛奶的产量和品质是喂养过程中最为关键的目标,奶牛体况评分可以直接反映牛奶的品质,如乳脂比^[6-7]。合适的BCS能提升奶牛产奶量^[8-13]。在养殖过程中,饲养员能通过分析体况评分及时调整喂养方案,以控制奶牛的摄入和排出,以实现奶量增产并提升牛奶品质^[14]。过高或过低的BCS会使奶牛不同时间停止排卵,孕酮含量降低,影响繁殖^[15-19];BCS过低会使奶牛生产后身体产生较大损

伤,体重明显降低,有影响健康的风险;此外,BCS与真胃移位等疾病有关^[16, 20-24]。

奶牛体况评分对于提高奶牛的产奶量和牛奶品质,以及奶牛的健康起着至关重要的作用,对饲养人员的养殖管理方案的调整也有很大帮助^[17],因此BCS逐渐成为奶牛养殖质量评价的一种重要方法。我国乳用牛大都为中国荷斯坦乳牛,不仅具有荷斯坦乳牛产奶量高的优点,同时对本土饲养环境具有很强的适应性。

中国荷斯坦乳牛在不同生理阶段的理想BCS有差异,如表1所示^[25]。及时记录奶牛的体况,将奶牛实时的BCS与理想的BCS进行对比,有助于及时调整喂养方案,在维持奶牛身体健康的情况下,可以节省养殖成本^[26]。

表1 奶牛在各个生理阶段的理想BCS
Tab.1 Ideal BCS of dairy cows at various physiological stages

生理阶段	理想BCS
干奶期	3.2~3.9
围产期	3.1~3.9
泌乳早期	2.6~3.4
泌乳中期	2.5~3.5
泌乳后期	2.8~3.8

1.2 奶牛数据采集

对于奶牛体况评估所需要的图像数据,采集方法主要分为两类:使用传统数码相机,采集奶牛臀部、尾部及附近关键部位的图像;使用深度相机拍摄。

1.2.1 2D图像采集

使用数码相机采集RGB图像,具有硬件成本低、适用性广的特点。在奶牛体况评分中,能够很好地捕捉到奶牛的身体轮廓和纹理特征。但难以获取骨骼暴露程度、脂肪囤积所体现的皮肤凹凸程度等重要信息。BEWLEY等^[27]、FERGUSON等^[28]和BERCOVICH等^[29]研究了使用二维成像技术自动估计不同奶牛的BCS。BEWLEY等^[27]使用23个解剖点定义了牛体的形状。研究者发现身体轮廓在区分不同类别方面起着重要作用。因此,AZZARO等^[30]使用基于主成分分析(PCA)的形状描述符来比较解剖形状相对于平均形状的变异性。这些研究者将机器学习的方法应用在基于二维图像的奶牛体况评估研究中。

1.2.2 3D图像采集

使用深度相机采集图像,能捕捉到体现奶牛脂肪厚度的身体凹陷凸出程度、骨骼暴露程度等对判断奶牛“胖瘦”具有非常重要意义的信息,但是使用

深度相机存在成本较高、难以用于小型牧场的问题,而且某些深度相机使用场景有限,只能用于室内,深度相机通常对奶牛的拍摄角度要求较高。随着 3D 机器学习技术的发展,FISCHER 等^[31]、SPOLIANSKY 等^[32]、ALVAREZ 等^[33]已经使用 3D 摄像机记录了奶牛整个身体表面,并邀请评分专家对奶牛不同部位评分,共研究了两种不同视角,一种视角为奶牛的背部和臀部,另一视角显示了脊椎的凹凸程度、奶牛的背部和外部清晰程度。

2 人工评分阶段

2.1 人工评分

人工评分完全依赖于人工进行评分,既费时又费力。奶牛体况是评分专家通过接触奶牛身体,经目测检查所得。因此专家一天评估的奶牛数量有限,而且不同人的评判标准有差异,存在主观性,得到的 BCS 结果也不尽相同。一位有经验的评估专家每天评分不到 50 头奶牛,这难以满足牧场的实际需要。评分专家需要进行综合、全面的培训,评分经验需在实际生产中积累,这需要时间成本。因此很难适应现代牧业发展。

2.2 半人工评分

THORUP 等^[34]使用自动称重系统和半自动体况评分系统,对奶牛进行称量并使用 BCS 评估奶牛的能量平衡状态。与当时常用的简易计算方法(能量输入减去输出)相比,THORUP 等^[34]所提出的方式在实际应用中更精准和科学。

综合运用人工和自动化设备进行体况评分,速度依然较慢,受各种因素影响,评分误差较大。半人工评分是专家通过奶牛体重、外形轮廓、进食量和排出量等数据来评定的,但是奶牛数据差异很大,导致评分误差偏大。此外,半人工评分方法还需要人工参与,效率很低,不能在大中型牧场中实际使用。

3 基于传统机器学习的奶牛体况评分阶段

传统机器学习利用图像特征提取、分析等技术来评估奶牛体况,使用二维或三维相机采集奶牛图像,接着进行图像处理,测量奶牛臀部附近多个关键点部位的凹凸程度、骨骼暴露情况、身高、体尺等数据来综合评估奶牛体况。机器学习可以明显降低人工操作所带来的主观差异,具有速度快、高效、较为准确的特点。但是机器学习所使用的特征都是人为设计的,鲁棒性不高,在部分场景下不能取得很好的效果。

3.1 基于 2D 传统机器学习的奶牛体况评分

将传统机器学习用于体况评分的研究是过去十

几年的研究热点,它对于降低人工评分的主观性、提高评估效率具有重要意义。使用传统机器学习进行体况评分时通常采用基于“特征提取-模型分析”的评分方法。即通过从低成本的 2D 相机拍摄的 RGB 图像中提取与体况相关的体表几何特征(动物身体的轮廓、形状等),并将特征值与人工评分值建立回归关系来实现奶牛体况评估。

在半自动 BCS 系统中,通过称量奶牛的体质量,BCS 进入依靠具体数值来评判的阶段。但是奶牛体质量会受饲料和水的摄入量的影响,导致 BCS 评分有一定的误差。随着图像处理技术的发展,通过传统机器学习方法,如 K-means、主成分分析(PCA)、支持向量机(SVM)、决策树等数据驱动的模式识别算法,建立分类器或回归器拟合数据特征与 BCS 之间的关系,最后设计实现奶牛 BCS 自动评估系统。目前,2D 传统机器学习方法已取得大量研究成果。

研究者首先从各个角度证明了使用图像来做奶牛体况评分的可行性。张海亮等^[35]使用图像处理技术,对自然界中获得的奶牛图像进行分析和检查,对奶牛的体长、胸宽、体尺等参数做了测量。与人工测量法相比,最大误差为 2.73%。FERGUSON 等^[28]从牛的后部以相对于尾部角度 0°~20°拍摄图像,然后通过图像评估 BCS,在真实均值的 95% 置信区间内,相对人工评估值准确率超过 98%,进一步说明了利用二维图像做奶牛体况评分的可行性。

上述研究者从多种角度验证了使用 2D 图像进行奶牛体况评分的可行性。随着机器学习的兴起,研究者开始利用机器学习的方法实现自动化的奶牛体况评分。AZZARO 等^[30]采用核-主成分分析法,使用提取的形态参数与体况系数建立关系模型,自动估计体况参数和模型误差。BERCOVICH 等^[29]使用图像处理技术获取奶牛轮廓,提取了两种尾部轮廓特征,应用偏最小二乘回归法和傅里叶描述子来描述奶牛特征并减小其尺寸,最后与人工评分方法进行比较。刘建飞^[36]利用 PCA 和线性判别式分析(FLD)模式识别方法对获取到的图像与所建立的基准数据库进行对比,并建立奶牛体况评分算法,分别为 97% 和 94%,结果表明无论是在正确识别率,还是在大数据出现比率上,PCA 方法比 FLD 方法更适合奶牛体况评分。吴复争等^[37]通过人工目测观察奶牛的尾部,拍摄尾部后视图,创建了奶牛尾部图像数据库,并基于核-主成分分析研究奶牛体况评分系统,在误差区间为 ± 0.5 上,精度达 96%。黄君冉等^[38]使用模板匹配技术,对从不同角度得到图像关

键点提取特征,使用轮廓线辅助进行计算,把独立的特征转换成功能分数,然后得到整体 BCS。

尽管研究者们依据 RGB 图像初步实现了体况自动评分,但提取的体表几何特征主要为相关性较弱的间接特征。此外,受环境对图像采集质量的影响,系统自动化程度低,且在体况评分实时性、识别准确率及可靠性方面难以满足实际养殖管理的需求。

3.2 基于 3D 传统机器学习的奶牛体况评分

随着 3D 传统机器学习技术的发展,深度图像因包含更多与体况评分直接相关的特征,且在降低评分主观性、提高评估效率与精度、加速系统商业化方面表现出极大潜力,逐渐成为奶牛体况全自动评分系统所采用的重要技术。用于体况评分的数据指标开始从 2D 数据向 3D 数据转变。

WEBER 等^[39]使用 TOF 相机,获取 3D 视图,然后测定与 BCS 相关的关键点的凹凸程度,使用 3D 光学系统提取的特征对荷斯坦乳牛进行背脂厚度估计。FISCHER 等^[31]对采集到的深度图像做分割和归一化处理,以便所有分类都能获得相同数量的数据,采用主成分分析法和多元线性回归法提取关键部位的特征。同时,对于初产和多产两种情况分别进行了结果分析。

利用机器学习技术,进行奶牛体况评分的经典案例是利拉伐公司发布的全球首款 3D 奶牛 BCS 扫描系统,可以消除人力评测导致的时间浪费和主观误差。当奶牛从 3D 摄像头下面经过时,系统自动拍摄奶牛活动并从视频序列中选出最佳的静态图像,再通过融合的多种机器学习算法提取特征,将图像转化为体况评分。3D 摄像头除了获取 RGB 图像外,还能获得长宽高三维信息。但是 3D 摄像头也存在缺点,比如微软的 Kinect 设备和 TOF 相机,其价格都比较昂贵,而且安装和调试都比较困难。

KRUKOWSKI^[40]利用 TOF 相机采集图像,然后通过图像中的距离、色彩信息做图像分割,将奶牛作为前景。经过傅里叶分析,利用获得的参数构建模型,获得模型方程。SPOLIANSKY 等^[32]利用微软 Kinect 评定 BCS,分别从 5 方面做图像处理和回归:图像修复、去噪;物体识别与分离,奶牛识别与分离;视频和图像选择,包括相关数据的视频帧选择;图像旋转,对准平行于 x 轴的奶牛;图像裁剪和归一化,去除不相关数据,将图像尺寸设置为 150 像素 $\times$ 200 像素,并归一化图像。MARTINS 等^[41]采用数学建模方法做奶牛体况评分,数据采集自 28 头成年牛以及 27 头幼年牛,使用 Kinect 从奶牛的侧面和背面拍摄图像,然后以拟合模型预测体重和 BCS。还使

用配对 t 检验将测量结果与 3D 相机数据进行了比较。HANSEN 等^[42]使用 3D 相机对自动化奶牛体况评分做研究,组建了自动评分系统。对采集到的点云数据进行预处理,去除点云中奶牛背景部分,使用模板匹配算法区分奶牛前后部,使用计算高斯曲率和平均曲率的方法建立模型,以对奶牛体况做自动化评分。

郭浩等^[43]提出基于深度图像重建奶牛相应部位,获得与体型相关的数据,将人工测量与重建点云测量所得到的指标进行对比,得出从深度图像得到的点云进行测量获取线性评定指标的方法是可行的。

总的来说,传统机器学习技术成果的大量涌现,标志着 BCS 进入了机器评分时代。但是图像识别技术依然存在算法不成熟、多目标识别困难、无法做到奶牛身份识别等问题。

通过上述分析,基于 2D/3D 传统机器学习的相关研究可知,当前基于传统机器学习的奶牛体况评分方法主要存在依赖于人工标记、所含与体况评分相关信息少的问题,单纯地改进降维、提取特征的方法,只能在特定的情况下使 BCS 评价得到提高,使用场景受限,且效果提升非常有限。随着深度学习的兴起,研究者们开始对不需要人工标记特征的方法进行探索。

4 基于深度学习的奶牛体况评分阶段

人工智能技术的发展势头迅猛,很多领域都引进了深度学习,当然也包括畜牧业。利用深度学习评估奶牛体况虽然仍采用了图像预处理技术,但深度学习使用较多数据进行研究,不用人工确定特征,相对于非深度学习的方法,评分更精准。此外,它可以减少人的参与,消除人的主观性所带来的影响,提高评估效率。

图 1 为利用深度学习技术进行奶牛体况评分的流程。首先使用 2D/3D 相机采集奶牛关键部位数据,将数据整理后交由评分员进行评分,完成数据集的标注。然后进行图像预处理,对于深度图像,一般采用傅里叶变换、Canny 算子提取轮廓、主成分分析等方法。对于 2D 图像,一般采用旋转、放大缩小、灰度变换、增减曝光度等方法扩充数据集。将处理好的 2D/3D 图像在通道维度进行拼接后作为卷积神经网络的输入,经过所选模型训练后,获得模型权重。最后利用训练好的网络预测奶牛 BCS。

随着计算机性能的不断提高,奶牛体况评分从基于少量数据的传统机器学习技术发展到了基于大量数据的深度学习方法。准确度稳步提高,但与能广

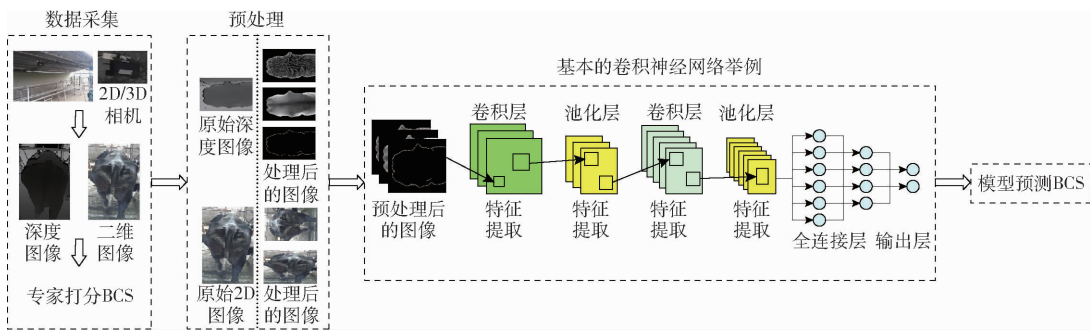


图1 深度学习技术进行奶牛体况评分流程图

Fig.1 Flow chart of scoring dairy cows with deep learning technology

泛普及仍有距离。

4.1 基于2D深度学习的奶牛体况评分

随着深度学习算法的发展,其在畜牧领域的应用逐渐兴起。SHIGETA等^[44]通过将3D图像数据转换为2D图像,然后利用卷积神经网络将2D图像数据训练分类,在偏差±0.25的情况下评分准确率达到94.6%。但是普通CNNs方法无法达到视频实时检测 and 评分的要求,只能离线处理。

ÇEVIK等^[45]使用R-CNN深度学习模型进行奶牛体况评分。利用2D相机采集了大量奶牛尾部图像,交由评分员进行人工评分,然后使用R-CNN模型结合迁移学习的方法进行训练。目标检测模型R-CNN分割出奶牛尾部,对于分割出的部分进一步使用图像分类模型进行分类得到BCS,分类模型同样结合了迁移学习,在基于AlexNet模型中准确率能达到67.39%。

黄小平^[46]使用目标检测模型进行奶牛体况评分。利用SSD算法定位奶牛后视图中奶牛的部分,并分类出奶牛体况评分。通过采用DenseNet网络作为SSD网络中的Backbone,并在DenseNet网络中加入了Inception-v4模块,在特征提取能力和感受野方面得到了明显提升。在对大量数据集研究后,所得到的模型在性能和速度上表现较好。

SUN等^[47]对获取到的奶牛2D俯视图,经过处理得到图像数据的灰度、深度以及相位图,然后将这3种图像在通道维度上进行拼接,作为深度学习网络的输入层。在奶牛体况评分模型预测过程中,首先使用YOLO算法捕获图像中的奶牛身体区域,接着采用DenseNet-BC算法做图像分类,最后模型输出奶牛BCS。

除了上述直接用于奶牛体况评分的深度学习方法外,深度学习技术已开始用在奶牛身份识别和目标检测。PHYO等^[48]采用滚动倾斜直方图和卷积神经网络技术对奶牛图像进行身份识别,对60只不同个体进行测试,实验结果精度达到96.3%。QIAO等^[49]利用深度学习算法Mask R-CNN实现奶牛图

像分割和轮廓提取,为奶牛体况评分、体重估计以及动物行为分析提供了技术基础。

4.2 基于3D深度学习的奶牛体况评分

由于深度图像中所含奶牛三维结构特征较为复杂,传统手工构建的特征提取器存在有效性低、鲁棒性差且过程繁琐等问题,为此研究者们提出采用深度学习技术,实现直接由图像到体况得分的体况评估方法,大大提高了体况评估的效率与精度,且误差±0.25内评分准确率可达到82%^[32-33,50]。

ALAVREZ等^[33]利用Kinect v2摄像机采集奶牛背部图像,使用SqueezeNet网络,输入为512像素×424像素,训练和测试后,在±0.25的偏差内,精度达到了78%,而在±0.5偏差内精度达到了94%。RODRÍGUEZ等^[51]随后又利用迁移学习和集成建模技术对模型进行改进,使在±0.25偏差内精度提高到82%,在±0.5偏差内精度达到97%。

由上述分析可知,深度学习与3D技术的使用使得自动体况评分的精度有了进一步的提升,但在实际生产中,为满足奶牛不同生长阶段营养管理需求,奶牛体况值与理想值差距应始终维持在±0.25内,现有自动评分系统的精度与实际养殖管理的理想标准仍具有一定差距。

5 研究展望

开展全自动奶牛体况评分系统的研究,实现在奶牛养殖过程中及时、精确地监控每头牛的身体“胖瘦”的变化,对于提高奶牛产奶量、减少饲料用量、保障奶牛健康、实现奶牛养殖业的可持续发展具有重要意义。而奶牛的身体轮廓、骨骼暴露程度、脂肪厚度等视觉属性特征的及时准确获取是实现精细化调控管理的信息基础,这些属性特征不仅是奶牛生长情况的主要指标,也是牛奶质量评定的主要依据之一,不仅直观反映了奶牛的发育情况,也间接反映了饲养环境、养殖条件的变化,是配种、饲养、销售等操作的重要信息支撑。与传统人工体况评分和半人工评分方法相比,基于计算机视觉技术的全自动

奶牛体况评分系统的优点主要体现在以下几个方面：

(1)就评分方式而言,它可以全天候监测奶牛体况,奶牛只要出现在 2D/3D 相机视野内就能被监测到。可以通过安装多个 2D/3D 相机来增大视野,多角度拍摄得到的 3D 图像还能进一步提升评分精度。

(2)就评分指标而言,借助图像处理技术,奶牛的脊椎骨、短肋骨、髌骨部、荐骨及坐骨和连接二者韧带、尾根等能反映奶牛体况评分的部位轮廓特征都能被及时捕捉。可综合多方面因素准确地展示奶牛的生长变化和健康状况,帮助养殖者观测奶牛的生长情况,为奶牛饲养环境调控、哺乳、喂养计划和繁殖提供信息依据。

(3)就测量效率而言,随着硬件和软件技术的迅猛发展,人工智能和深度学习技术的落地,可快速实现对选定对象的信息进行自动化评分,有效减少时间和劳动力,使养殖者有更多的时间观察奶牛的健康和福利,提高了生产效益和市场效益。

(4)就测量结果而言,采用计算机视觉技术进行评分是通过实时拍摄、计算机获取和分析处理视频图像来提取相关的形态特征向量,并进行定量描述,即把外观指标的模拟量转换成数字量,或将采集的图像经过处理后交由卷积神经网络端到端处理,实现体况评分,屏蔽了人工检测中难以量化的缺点,且通过采用统一的定量标准进行衡量评价,避免了人为主观因素的影响,只要检测对象外观质量一致,则评分结果就会一致,因此评价标准客观,评价结果稳定。另一方面,把奶牛体况评分的变化存入计算机,可以利用大数据分析饲养规律,进一步提高养殖水平。

因此,在奶牛体况评分中,计算机视觉技术有明显的技术优势,是现代养殖业中关键环节之一。不过,由于受视觉理论、图像处理技术和硬件条件等的限制,加上奶牛本身行为的复杂、养殖环境的多变性等使得计算机视觉技术在奶牛体况评分中还存在着一一定的不足和局限性,面临一系列的挑战:

(1)在实际生产中过瘦或过胖的奶牛很少,这

导致采集到的极度瘦削或极度肥胖的奶牛图像较少。深度学习在训练阶段需要大量样本,如果不能满足,训练得到的模型可能存在鲁棒性、可靠性较差的问题。虽然可以采用图像预处理的办法去扩充数据集,但还是难以从本质上解决问题。

(2)虽然国际上对奶牛体况评分有明确的评分标准,但考虑到是人为评分,专家经验参差不齐,评分结果有差异。人为造成的误差导致标注出现误差,可能对最终模型预测的评分结果的准确性造成影响。

(3)目前,深度学习方法大量涌现,但深度学习对硬件算力要求较高,且在实时性上不及传统的某些机器学习算法。从长远来看,基于 3D 视觉的深度学习方法,相对于 2D 视觉能更好地捕获到奶牛的轮廓、骨骼等涉及到体况评分的关键特征,也无需人工提取特征点。若能应用轻量级网络,在准确度和实时性上达到平衡,将会在实际的规模化养殖中大放异彩。

6 结论

(1)奶牛体况评分的发展经历了人工评分阶段、传统机器学习阶段和深度学习阶段。人工评分由于人工的参与,存在主观性强、评分效率低的问题。到了传统机器学习阶段,研究者利用 K-means、PCA、SVM、决策树等模式识别算法,建立分类器或回归器拟合数据特征与 BCS 之间的关系,最终实现奶牛体况评分自动评判系统。但是基于传统机器学习的奶牛体况评分方法主要存在需要人工标记以及包含体况信息少的问题,单纯地改进降维、提取特征的方法,只能在特定的情况下得到提高,使用场景局限,且效果提升非常有限。

(2)随着人工智能的发展,涌现出了大量可用于目标检测和分类的深度学习算法。这些方法同样适用于畜牧领域中的目标检测和分类。实际上,人工智能和深度学习技术也已经逐渐在畜牧领域使用。奶牛体况评分需要深度学习方法,且随着农业信息化的发展会越来越成熟,基于深度学习的自动化奶牛体况评分的研究也会越来越深入。

参 考 文 献

[1] 董德宽. 关于奶牛体况评分[J]. 乳业科学与技术,2000(4):28-32.

[2] 王兴文. 利拉伐发布全球首款 3D 扫描奶牛智能体况评分系统[J]. 中国乳业,2015(9):78.

[3] 李红艳. 影响奶牛产奶量的因素分析[J]. 吉林畜牧兽医,2018,39(3):37,41.

[4] 张洁,张程,侯扶江. 奶牛体况与胎次、泌乳阶段和生产性能的关系[J]. 草业科学,2016,33(4):771-777.

ZHANG Jie, ZHANG Cheng, HOU Fujiang. The relationship between cow body condition and parity, lactation stage, production performance [J]. Pratacultural Science,2016,33(4):771-777. (in Chinese)

[5] 王志坚. 奶牛繁殖障碍与繁殖疾病的营养调理[J]. 中国畜牧兽医文摘,2016,32(9):79.

- [6] RITZ K E, HEINS B J, MOON R D, et al. Milk production, body weight, body condition score, activity, and rumination of organic dairy cattle grazing two different pasture systems incorporating cool-and warm-season forages [J]. *Animals*, 2021, 11(2): 264.
- [7] ERDEM H, ATASEVER S, KUL E. Relations of body condition score with milk yield and reproduction traits in Simmental cows [J]. *Large Animal Review*, 2015, 21(6): 231–234.
- [8] GALLO L, CARNIER P, CASSANDRO M, et al. Change in body condition score of Holstein cows as affected by parity and mature equivalent milk yield [J]. *Journal of Dairy Science*, 1996, 79(6): 1009–1015.
- [9] DOMEQ J, SKIDMORE A, LLOYD J, et al. Relationship between body condition scores and conception at first artificial insemination in a large dairy herd of high yielding Holstein cows [J]. *Journal of Dairy Science*, 1997, 80(1): 113–120.
- [10] PRYCE J, COFFEY M, BROTHERSTONE S, et al. Genetic relationships between calving interval and body condition score conditional on milk yield [J]. *Journal of Dairy Science*, 2002, 85(6): 1590–1595.
- [11] KADARMIDEEN H N. Genetic correlations among body condition score, somatic cell score, milk production, fertility and conformation traits in dairy cows[J]. *Animal Science*, 2004, 79(2): 191–201.
- [12] ROCHE J, LEE J, MACDONALD K, et al. Relationships among body condition score, body weight, and milk production variables in pasture-based dairy cows [J]. *Journal of Dairy Science*, 2007, 90(8): 3802–3815.
- [13] NOVAKOVIĆ Ž, SRETENOVIĆ L, PETROVIĆ M M, et al. Correlation of body condition score of cows and milk production in standard lactation [J]. *Biotechnology in Animal Husbandry*, 2012, 28(4): 675–687.
- [14] GARNSWORTHY P, TOPPS J. The effect of body condition of dairy cows at calving on their food intake and performance when given complete diets [J]. *Animal Science*, 1982, 35(1): 113–119.
- [15] DECHOW C, ROGERS G, CLAY J. Heritability and correlations among body condition score loss, body condition score, production and reproductive performance [J]. *Journal of Dairy Science*, 2002, 85(11): 3062–3070.
- [16] ROCHE J, MACDONALD K, BURKE C, et al. Associations among body condition score, body weight, and reproductive performance in seasonal-calving dairy cattle [J]. *Journal of Dairy Science*, 2007, 90(1): 376–391.
- [17] GARNSWORTHY P C. Body condition score in dairy cows: targets for production and fertility [J]. *Recent Advances in Animal Nutrition*, 2006, 40: 61.
- [18] 朱小瑞,邢世宇,张成龙,等. 中国荷斯坦奶牛体况评分对繁殖性能的影响[J]. *家畜生态学报*, 2015, 36(8): 45–49.
ZHU Xiaorui, XING Shiyu, ZHANG Chenglong, et al. Effect of body condition on reproduction performances of Chinese Holstein cows [J]. *Journal of Domestic Animal Ecology*, 2015, 36(8): 45–49. (in Chinese)
- [19] 李鹏,杨延周,王晓峰,等. 奶牛体况评分(BCS)影响奶牛繁殖力的研究进展[J]. *上海畜牧兽医通讯*, 2009(2): 16–17.
- [20] ROCHE J R, KAY J K, FRIGGENS N C, et al. Assessing and managing body condition score for the prevention of metabolic disease in dairy cows [J]. *Veterinary Clinics: Food Animal Practice*, 2013, 29(2): 323–336.
- [21] GEARHART M, CURTIS C, ERB H, et al. Relationship of changes in condition score to cow health in Holsteins [J]. *Journal of Dairy Science*, 1990, 73(11): 3132–3140.
- [22] LASSEN J, HANSEN M, SORENSEN M, et al. Genetic relationship between body condition score, dairy character, mastitis, and diseases other than mastitis in first-parity Danish Holstein cows [J]. *Journal of Dairy Science*, 2003, 86(11): 3730–3735.
- [23] 李生虎,马晓萍,何生虎,等. 应用体况评分(BCS)监控预防奶牛疾病[J]. *黑龙江科技信息*, 2007(5): 97.
- [24] ROCHE J, MACDONALD K, SCHÜTZ K, et al. Calving body condition score affects indicators of health in grazing dairy cows [J]. *Journal of Dairy Science*, 2013, 96(9): 5811–5825.
- [25] 李吉楠,孙鹏,覃春富,等. 体况评分在奶牛饲养管理上应用的研究进展[J]. *中国畜牧兽医*, 2013, 40(10): 115–119.
LI Ji'nan, SUN Peng, QIN Chunfu, et al. Research advance of body condition score in the management of feeding the dairy cows [J]. *China Animal Husbandry & Veterinary Medicine*, 2013, 40(10): 115–119. (in Chinese)
- [26] 杨丽杰,侯俊财,霍贵成. 体况评分在奶牛管理上的使用[J]. *中国乳业*, 2004(7): 36–38.
- [27] BEWLEY J M, PEACOCK A M, LEWIS O, et al. Potential for estimation of body condition scores in dairy cattle from digital images[J]. *Journal of Dairy Science*, 2008, 91(9): 3439–3453.
- [28] FERGUSON J D, AZZARO G, LICITRA G. Body condition assessment using digital images[J]. *Journal of Dairy Science*, 2006, 89(10): 3833–3841.
- [29] BERCOVICH A, EDAN Y, ALCHANATIS V, et al. Development of an automatic cow body condition scoring using body shape signature and Fourier descriptors[J]. *Journal of Dairy Science*, 2013, 96(12): 8047–8059.
- [30] AZZARO G, CACCAMO M, FERGUSON J D, et al. Objective estimation of body condition score by modeling cow body shape from digital images[J]. *Journal of Dairy Science*, 2011, 94(4): 2126–2137.
- [31] FISCHER A, LUGINBÜHL T, DELATTRE L, et al. Rear shape in 3 dimensions summarized by principal component analysis is a good predictor of body condition score in Holstein dairy cows[J]. *Journal of Dairy Science*, 2015, 98(7): 4465–4476.
- [32] SPOLIANSKY R, EDAN Y, PARMET Y, et al. Development of automatic body condition scoring using a low-cost 3-dimensional Kinect camera[J]. *Journal of Dairy Science*, 2016, 99(9): 7714–7725.
- [33] ALVAREZ J R, ARROQUI M, MANGUDO P, et al. Body condition estimation on cows from depth images using convolutional

- neural networks [J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2018, 155: 12–22.
- [34] THORUP V M, EDWARDS D, FRIGGENS N C. On-farm estimation of energy balance in dairy cows using only frequent body weight measurements and body condition score[J]. *Journal of Dairy Science*, 2012, 95(4): 1784–1793.
- [35] 张海亮,何东健.肉牛体形参数计算机视觉检测[J].*农业机械学报*,2006,37(2):164–167,170.
- [36] 刘建飞. 图像识别技术在奶牛体况评分中的应用研究[D]. 济南:山东大学,2012.
- LIU Jianfei. Study on application of image recognition technology in the cow body condition score[D]. Ji'nan: Shandong University, 2012. (in Chinese)
- [37] 吴复争,姜威,张美杰. 核-主成分分析在奶牛体况自动评分中的应用[J]. *光学技术*,2013,39(3):222–227.
- WU Fuzheng,JIANG Wei,ZHANG Meijie. Kernel-PCA application on dairy cow automatic body condition score[J]. *Optical Technique*,2013,39(3):222–227. (in Chinese)
- [38] 黄君冉,钱东平,王文娣,等. 基于图像处理技术的奶牛体型线性评定系统[J]. *农业机械学报*,2007,38(4):111–113,171.
- HUANG Junran,QIAN Dongping,WANG Wendi,et al. Developing linear appraisal of dairy cow conformation system with image processing technique[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*,2007,38(4):111–113,171. (in Chinese)
- [39] WEBER A, SALAU J, HAAS J H, et al. Estimation of backfat thickness using extracted traits from an automatic 3D optical system in lactating Holstein-Friesian cows[J]. *Livestock Science*, 2014, 165: 129–137.
- [40] KRUKOWSKI M. Automatic determination of body condition score of dairy cows from 3D images [M]. *Skolan för Datavetenskap Och Kommunikation, Kungliga Tekniska Högskolan*, 2009.
- [41] MARTINS B, MENDES A, SILVA L, et al. Estimating body weight, body condition score, and type traits in dairy cows using three dimensional cameras and manual body measurements [J]. *Livestock Science*, 2020, 236: 104054.
- [42] HANSEN M F, SMITH M L, SMITH L N, et al. Automated monitoring of dairy cow body condition, mobility and weight using a single 3D video capture device [J]. *Computers in industry*, 2018, 98: 14–22.
- [43] 郭浩,王鹏,马钦,等. 基于深度图像的奶牛体型评定指标获取技术[J].*农业机械学报*,2013,44(增刊1):273–276,229.
- GUO Hao, WANG Peng, MA Qin, et al. Acquisition of appraisal traits for dairy cow based on depth image[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*,2013,44(Supp.1):273–276,229. (in Chinese)
- [44] SHIGETA M, IKE R, TAKEMURA H, et al. Automatic measurement and determination of body condition score of cows based on 3D images using CNN [J]. *Journal of Robotics and Mechatronics*, 2018, 30(2): 206–213.
- [45] ÇEVİK K K, MUSTAFA B. Body condition score (BCS) segmentation and classification in dairy cows using R-CNN deep learning architecture[J]. *Avrupa Bilim ve Teknoloji Dergisi*, 2019(17): 1248–1255.
- [46] 黄小平. 基于多传感器的奶牛个体信息感知与体况评分方法研究 [D]. 合肥:中国科学技术大学, 2020.
- HUANG Xiaoping. Individual information perception and body condition score assessment for dairy cow based on multi-sensor [D]. Hefei: University of Science and Technology of China, 2020. (in Chinese)
- [47] SUN Y, PENGJU H, YUJIE W, et al. Automatic monitoring system for individual dairy cows based on a deep learning framework that provides identification via body parts and estimation of body condition score[J]. *Journal of Dairy Science*, 2019, 102(11): 10140–10151.
- [48] PHYO C N, ZIN T T, HAMA H, et al. A hybrid rolling skew histogram-neural network approach to dairy cow identification system[C]//2018 International Conference on Image and Vision Computing New Zealand. IEEE, 2018: 1–5.
- [49] QIAO Y, TRUMAN M, SUKKARIEH S. Cattle segmentation and contour extraction based on Mask R-CNN for precision livestock farming [J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2019, 165: 104958.
- [50] ZHAO K, SHELLEY A N, LAU D L, et al. Automatic body condition scoring system for dairy cows based on depth-image analysis [J]. *International Journal of Agricultural and Biological Engineering*, 2020, 13(4): 45–54.
- [51] RODRÍGUEZ A J, ARROQUI M, MANGUDO P, et al. Estimating body condition score in dairy cows from depth images using convolutional neural networks, transfer learning and model ensembling techniques [J]. *Agronomy*, 2019, 9(2): 90.