

基于特征部位空间关系的牛日常行为识别

薛芳芳, 王月明, 李琦*

内蒙古科技大学信息工程学院, 内蒙古 包头 014010

摘要 针对人工和接触式监测牛日常行为的局限性, 提出了一种基于特征部位空间关系的牛日常行为识别方法。首先, 用 YOLOv5 (You only look once, v5) 目标检测模型定位图像中牛特征部位的位置, 并根据特征部位的位置信息构建牛特征部位的空间关系向量。然后, 利用全连接神经网络对空间关系向量进行分类, 实现牛的站立、卧躺和采食行为的识别。最后, 通过统计一段视频中各行为的时长验证该方法的可行性。实验结果表明, 该方法对牛的站立、卧躺和采食行为具有较高的识别准确率, 对视频中各行为时长统计的相对误差较低, 满足牛日常行为监测的需求。

关键词 机器视觉; 目标检测; 特征部位; 全连接神经网络; 牛行为

中图分类号 TP391

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202158.2215007

Recognition of Cattle Daily Behavior Based on Spatial Relationship of Feature Parts

Xue Fangfang, Wang Yueming, Li Qi*

School of Information Engineering, Inner Mongolia University of Science and Technology, Baotou, Inner Mongolia 014010, China

Abstract Considering the limitation of manual and contact monitoring of cattle's daily behavior, this paper proposes a recognition method of the cattle daily behavior based on the spatial relationship of feature parts. First, YOLOv5 (You only look once, v5) target detection model is used to locate the position of the cattle feature parts in the image, and the spatial relation vector of the cattle feature parts is constructed based on the position information of the feature parts. Thereafter, the fully connected neural network is used to classify the spatial relation vector to recognize the cattle's standing, lying, and feeding behaviors. Finally, the method's feasibility is demonstrated by counting the duration of each behavior in a video. The experimental results show that the method has a high recognition accuracy for the standing, lying, and feeding behaviors of cattle, and the relative error of each behavior duration in the statistical video is low, meeting the needs of daily behavior monitoring of cattle.

Key words machine vision; target detection; feature parts; fully connected neural network; cattle behavior

OCIS codes 150.5495; 100.4996; 100.3008

1 引言

实时监测牛的日常行为既可以诊断其健康状况, 也可以为牛的合理饲喂提供数据参考, 提升其福利水平^[1-5]。传统基于人工观察的牛日常行为监测

方法需要的人工成本高且容易产生工作人员主观原因造成的失误。基于接触式传感器的方法在牛行为识别中的应用较多^[3,6], 但容易引起牛的应激反应, 损害其福利; 且佩戴在牛身上的传感器易受晃动、碰撞等因素产生噪声数据, 影响行为检测的准确性。

收稿日期: 2021-01-11; 修回日期: 2021-02-03; 录用日期: 2021-02-12

基金项目: 内蒙古自治区科技重大专项(2019ZD025)

通信作者: *richey@imust.edu.cn

计算机视觉技术在牛行为识别和监测方面具有自动化和无接触的优势^[7-13]。

基于计算机视觉技术的牲畜行为识别方法中,通常先分割出牲畜的整体目标,然后对姿态相关的特征信息进行统计分析^[14-16]。何东健等^[17]根据图像中不同姿态下犊牛质心、轮廓特征的变化,基于结构相似的犊牛行为序列快速聚类算法对犊牛卧躺、站立、行走、跑跳等行为进行识别。近几年,人们多采用深度学习目标检测方法^[18-20]直接对牲畜的行为进行识别分类,取得了较高的识别率^[21-23]。Nasirahmadi 等^[21]采用快速区域卷积神经网络(Faster R-CNN)、单步多框检测器(SSD)和区域全卷积网络(R-FCN)深度学习目标检测方法对多目标猪进行目标提取和行为分类,其中,R-FCN 结合残差网络(ResNet101)的方法在检测站立、侧卧和腹卧姿态上的平均准确率分别为 0.93、0.95 和 0.92。相比从牲畜的整体目标中分析其行为信息,采用分析关节点特征部位分布的方法能更直观地反映不同行为间的差异,原因是关节点特征部位与姿态的相关性较高^[24-25],但该方法在牛行为识别中的研究较少。

本文针对牛的侧视图像,提出了一种基于特征部位空间关系的牛日常行为识别方法。首先,采用 YOLOv5(You only look once, v5)目标检测方法识

别牛的全身(Cattle)、躯干(Body)、头部(Head)、尾部(Tail)、大腿根部关节(Joint)、膝盖(Knee)和蹄子(Hoof)特征部位,并根据特征部位的位置信息构建牛特征部位的空间关系向量。然后,利用全连接神经网络对空间关系向量进行分类,实现牛的站立、卧躺和采食行为的识别。最后,通过统计视频不同行为时长的方式验证该方法对牛日常行为监测的可行性,为牛的养殖提供了一种高效便捷的日常行为监测手段。实验结果表明,该方法能够分类背景多样及镜头偏角变化较大的牛行为图像,且在部分特征部位被遮挡时依旧能保持较高的识别准确率,对牛的站立、卧躺和采食行为的识别具有较高的鲁棒性。

2 方法原理

2.1 牛日常行为的识别方案

牛日常行为识别技术方案的原理如图 1 所示。在训练阶段,牛特征部位图像及其标签构成特征部位数据集,用于训练 YOLOv5 特征部位检测模型,从而获得模型的权重。牛行为图像经过特征部位检测后可构建特征部位空间关系向量,与牛行为类别标签构成牛行为数据集,用于训练全连接神经网络分类模型,从而获得模型的分类权重。在应用阶段,用摄像头捕获单头牛的视频,运用加载模型权重的

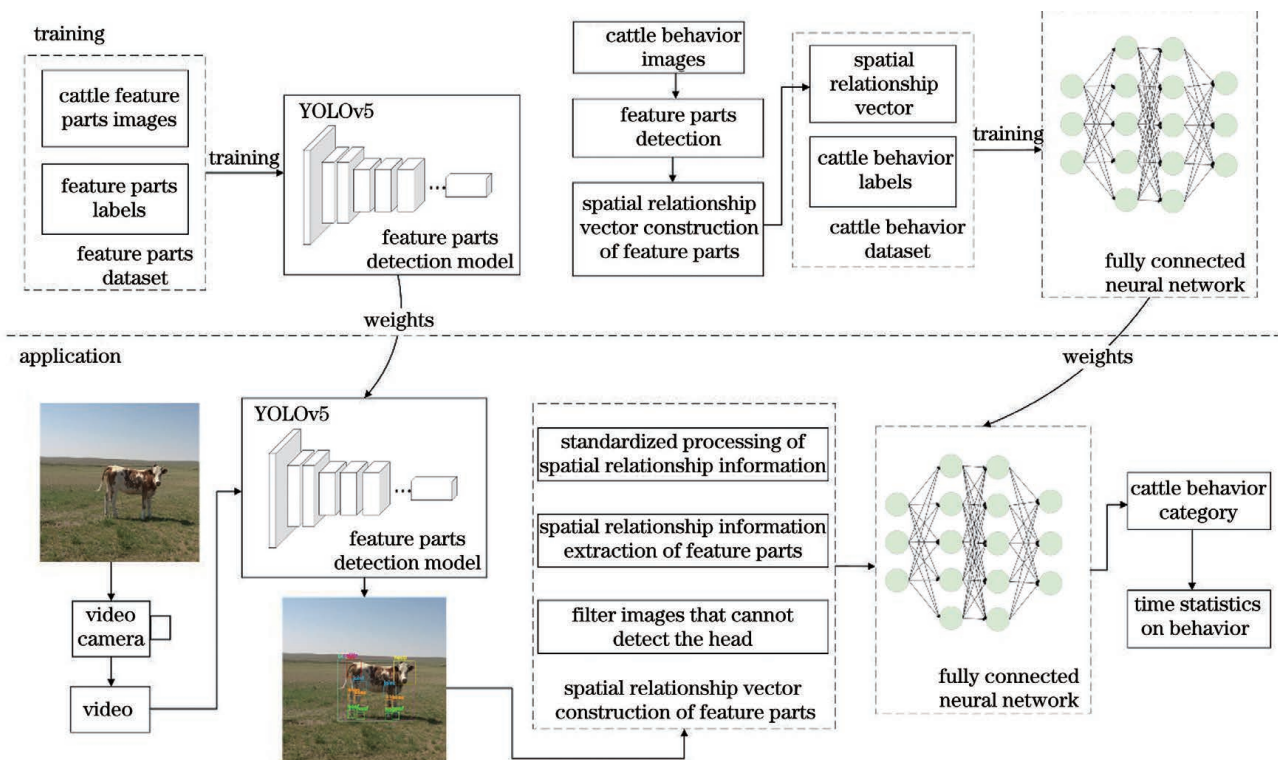


图 1 技术方案示意图

Fig. 1 Schematic diagram of the technical solution

特征部位检测模型识别牛的特征部位,并基于特征部位的位置信息构建牛特征部位的空间关系向量,然后依据加载牛行为分类权重的全连接神经网络获得牛的行为类别,最后对视频中不同行为的出现时长进行统计。

2.2 牛特征部位检测

综合模型的准确率和检测速度,采用 YOLOv5 目标检测方法中的 YOLOv5s 模型检测牛的特征部

位,该模型的结构如图 2 所示。其中,CSP 指跨阶段局部融合网络,SPP 指空间金字塔池化网络。将输入图像的尺寸统一缩放为 640×640 ,经过特征提取网络获得三个尺寸分别为 80×80 、 40×40 和 20×20 的特征,然后通过三尺度特征融合预测出图像中包含的目标框及类别,最后采用非极大值抑制算法剔除冗余目标框,将得分较高的目标框作为最终的特征部位检测结果。

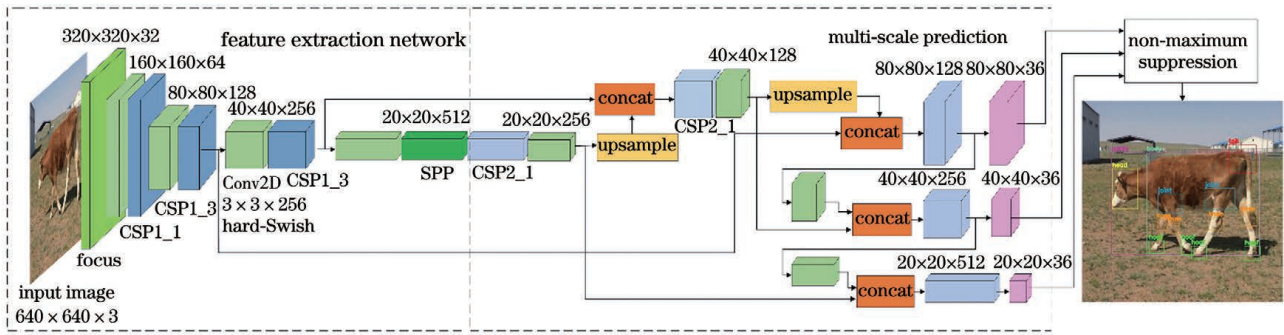


图 2 YOLOv5s 模型的结构

Fig. 2 Structure diagram of the YOLOv5s model

2.3 特征部位空间关系的提取

根据牛特征部位的检测结果,可获取牛特征部位的类别及其在图像中的位置,从而加工出与特征部位空间关系接近的特征,构成特征部位空间关系向量。空间关系向量格式如表 1 所示。其中,序号为 1~3 和 4~6 的特征表征了牛特征部位占牛全身的比例信息,可反映牛相对镜头的偏角。序号为

8~18 和 19~29 的特征分别表征了牛头部和尾部到腿部各特征部位的距离,由于侧视图像中最多可识别 3 个大腿根部关节,因此,设置头部和尾部到大腿根部关节的距离信息为 3 个,到其他腿部关节的距离信息为 4 个。同理,头与大腿根部关节相对于尾部的夹角以及尾部与大腿根部关节相对于头的夹角也为 3 个。

表 1 特征部位空间关系的向量格式

Table 1 Vector format of feature part spatial relationship

No.	Characteristics value meaning
1-3	width of the target box of cattle, body and head (cattle_w, body_w, head_w)
4-6	height of the target box of cattle, body and head (cattle_h, body_h, head_h)
7	distance from head to tail (headtotail_dis)
8-18	distance from head to joint, knee and hoof (headtojoint_dis1-3, headtoknee_dis1-4, headtohoof_dis1-4)
19-29	distance from tail to joint, knee and hoof (tailtojoint_dis1-3, tailtoknee_dis1-4, tailtohoof_dis1-4)
30-40	angle between the head and joint, knee, and hoof relative to the tail (head-tail-joint_ang1-3, head-tail-knee_ang1-4, head-tail-hoof_ang1-4)
41-51	angle between the tail and joint, knee and hoof relative to the head (tail-head-joint_ang1-3, tail-head-knee_ang1-4, tail-head-hoof_ang1-4)

牛全身、躯干和头部目标框的宽和高可由特征部位检测结果获得。取特征部位目标框的中心点作为特征点,用于计算特征部位间的距离和夹角。特征部位间的距离指特征点间的欧氏距离,可表示为

$$d_{ij} = \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2}, \quad (1)$$

式中, d_{ij} 为第 i 个目标框和第 j 个目标框中心点的距离, x_i 和 y_i 分别为第 i 个目标框中心点的横、纵坐标, x_j 和 y_j 为第 j 个目标框中心点的横、纵坐标。

以头与前侧大腿关节相对尾部的夹角为例,将头部、尾部和前侧大腿关节的特征点分别记为 A、

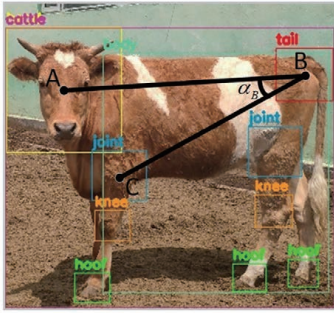


图 3 特征部位间夹角的示意图

Fig. 3 Schematic diagram of the angle between feature parts

B、C,如图 3 所示。以 B 点为顶点的夹角 α_B 即为特征部位间的夹角,计算过程分为各点间的欧氏距离计算和夹角 α_B 的计算两步。

各点间的欧氏距离可表示为

$$d_{AB} = \sqrt{(x_A - x_B)^2 + (y_A - y_B)^2}, \quad (2)$$

$$d_{BC} = \sqrt{(x_B - x_C)^2 + (y_B - y_C)^2}, \quad (3)$$

$$d_{AC} = \sqrt{(x_A - x_C)^2 + (y_A - y_C)^2}, \quad (4)$$

式中, d_{AB} 为 A、B 两点间的欧氏距离, d_{BC} 为 B、C 两点间的欧氏距离, d_{AC} 为 A、C 两点间的欧氏距离, x_A, x_B, x_C 分别为 A、B、C 三点的横坐标, y_A, y_B, y_C 分别为 A、B、C 三点的纵坐标。由余弦定理可知, 夹角 α_B 可表示为

$$\alpha_B = \arccos\left(\frac{d_{AB}^2 + d_{BC}^2 - d_{AC}^2}{2d_{AB} \times d_{BC}}\right). \quad (5)$$

通过目标检测模型识别的牛特征部位没有所属关系,不能确定测得的牛腿部关节属于哪一侧的腿部。因此,将特征部位间的距离和夹角信息的特征部位空间关系向量按照由大到小的顺序依次存放,与腿部关节属于哪一侧腿部无关。此外,对无法识别头部的图像,不进行特征部位空间关系向量的提取,将未识别到特征部位导致不能计算的特征信息一律设置为 0。

对获取的牛特征部位空间关系数据进行标准化处理,并将特征数据约束在一定范围内,以降低牛相对镜头远近对特征数据的影响。在侧视图像中,牛头部目标框的高受牛相对镜头偏角的影响较小,且不易随牛行为姿态的变化而变化,因此,将特征部位空间关系中的宽、高和距离数据以牛头部目标框的高为单位 1 进行同比缩放。对于特征部位空间关系中的夹角,以 180° 作为单位 1 进行归一化处理。

2.4 牛日常行为的分类

全连接神经网络是一种最基本的神经网络结

构,该网络中除输入层之外的每个节点都与上一层的所有节点有连接。因此,构建了一个三隐层的全连接神经网络,用于分类牛的站立、卧躺和采食行为,网络结构如图 4 所示。神经网络输入层的神经元(x_1, \dots, x_{51})个数 $n_{in} = 51$,即将特征部位空间关系向量中的 51 个特征作为神经网络的输入。网络三个隐藏层神经元的个数 $n_{hid1} = 200$ 、 $n_{hid2} = 300$ 、 $n_{hid3} = 100$ 。网络的输出层神经元(y_1, y_2, y_3)个数 $n_{out} = 3$,可输出特征向量分别属于三种行为类别的概率,从而判断牛的行为类别。为防止过拟合现象,在网络中加入 Dropout 处理,以 50% 的概率随机屏蔽网络中的一部分神经元。此外,该网络采用交叉熵损失衡量神经网络输出结果和牛行为类别标签间的偏差,并通过随机梯度下降(SGD)方法减小误差,以提升神经网络分类牛行为的准确率。

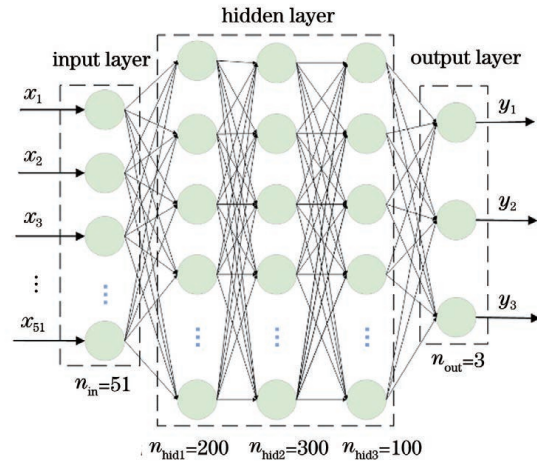


图 4 全连接神经网络的结构

Fig. 4 Structure of the fully connected neural network

3 实验结果与分析

3.1 牛特征部位检测与结果分析

经图像处理和筛选,获得 2443 张含有牛的特征部位数据集图像,采用 labelImg 图像标注工具标注牛的全身、躯干、头部、尾部、大腿根部关节、膝盖和蹄子,标注示例如图 5 所示。标注完成后,每张图像对应生成 xml 格式的标注文件,标注内容包括图像的基本信息、牛各特征部位对应的类别及其在图像中的像素坐标。从标注完成的特征部位数据集中随机挑选 2000 张图像用于 YOLOv5s 模型的训练,剩余 443 张图像用于测试。

模型训练的系统环境:CPU 为 Intel(R) Core (TM) i9-9900K,主频为 3.60 GHz,运行内存为 64 GB,GPU 为 2 块英伟达(NVIDIA)的 2080Ti,操

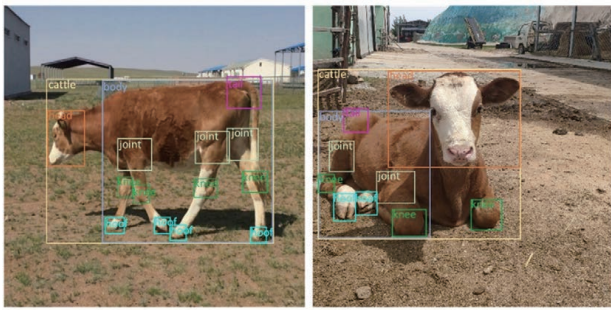


图 5 特征部位的标注

Fig. 5 Labeling of feature parts

作系统为 Ubuntu16.04, 深度学习框架为 Pytorch. YOLOv5s 模型训练的最大迭代次数 (Epoch) 为

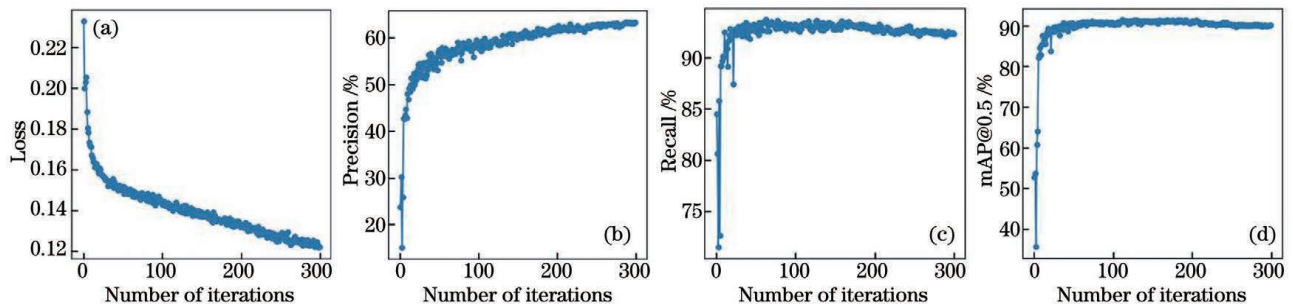


图 6 YOLOv5s 模型训练结果。(a) 损失曲线; (b) 准确率; (c) 召回率; (d) mAP

Fig. 6 Training results of the YOLOv5s model. (a) Loss curve; (b) precision; (c) recall; (d) mAP

表 2 YOLOv5s 模型的测试准确率

Table 2 Training accuracy of the YOLOv5s model

unit: %

Recognition category	mAP	Cattle	Body	Head	Tail	Joint	Hoof	Knee
AP	90.9	94.0	94.9	97.2	87.7	84.4	91.1	87.2

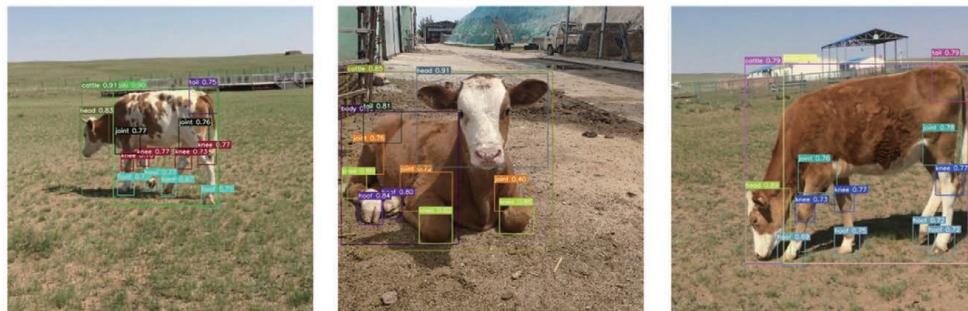


图 7 牛特征部位的检测结果

Fig. 7 Detection results of cattle feature parts

3.2 牛行为的分类与结果分析

用于牛行为分类的数据图像, 一部分源于特征部位数据集图像, 另一部分源于在苏尼特左旗牧场拍摄的草原牛行为视频。经视频处理和图像筛选, 得到只含有单个目标的牛行为图像, 其中, 牛站立、卧躺和采食行为的图像分别有 1389、409 和 286 张。图 8 为牛在不同行为下的样本图像, 可以发现, 图像

300, 每次训练输入的图像数量 (Batchsize) 为 4, 初始学习率为 0.05。该模型对特征部位数据集的训练结果如图 6 所示, 其中, loss 表示模型训练的损失曲线, Precision、Recall 和 mAP@0.5 分别为模型随迭代次数增加在测试集上的准确率、召回率和平均准确率 (mAP) 变化曲线。可以发现, 模型训练的 loss 随迭代次数的增加会收敛到 0.12, 达到了较好的训练效果, 模型在测试集上的准确率、召回率和平均准确率均随迭代次数的增加而上升, 并在迭代后期逐渐趋于平稳。该模型测试集上的 mAP 及对每个类别的识别准确率 (AP) 如表 2 所示, 在牛不同姿态下的特征部位识别效果如图 7 所示。

背景多样且牛相对镜头的偏角变化较大。剔除不可识别牛头部的图像后, 剩余的站立、卧躺和采食行为图像分别为 1311、383 和 274 张。对这些牛行为数据集图像进行特征部位检测和空间关系提取后, 存储特征部位空间关系向量和对应的行为类别并生成牛行为信息文件, 然后运用 Sklearn 工具将牛行为信息文件中的数据以 4 : 1 的比例划分成训练集和

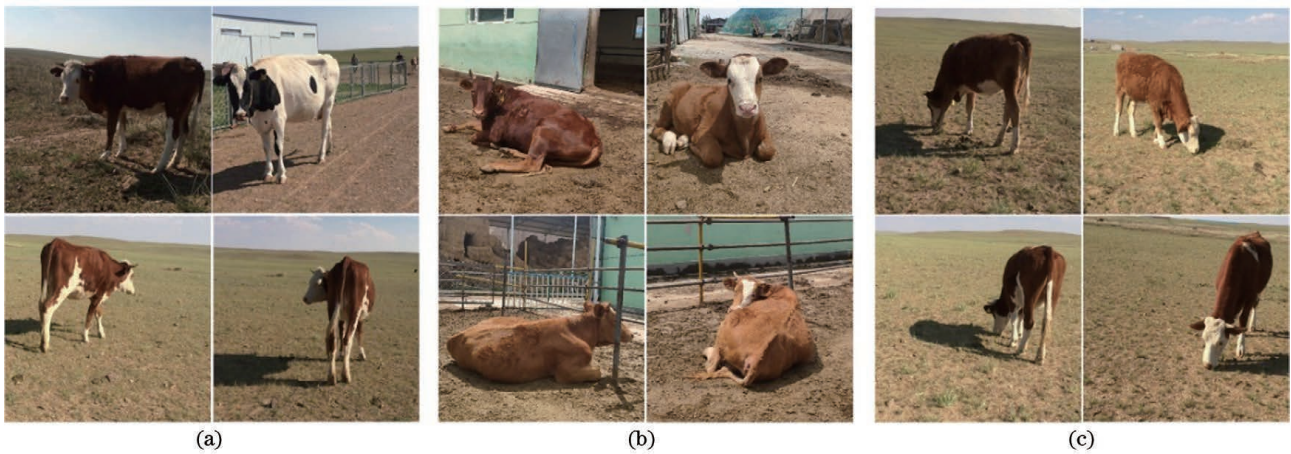


图 8 牛行为的样本图像。(a)站立行为;(b)卧躺行为;(c)采食行为

Fig. 8 Sample image of the cattle behavior. (a) Standing behavior; (b) lying behavior; (c) feeding behavior

测试集,用于牛行为分类模型的训练和测试。

采用 Pytorch 深度学习框架进行全连接神经网络模型的构建、训练和测试,训练得到的最终学习率为 0.2,迭代次数为 11000 次,模型训练的最

终结果如图 9 所示。可以发现,随着迭代次数的不断增加,模型的 loss 呈下降趋势,而模型分类的准确率逐渐上升,这表明该模型具有较好的分类效果。

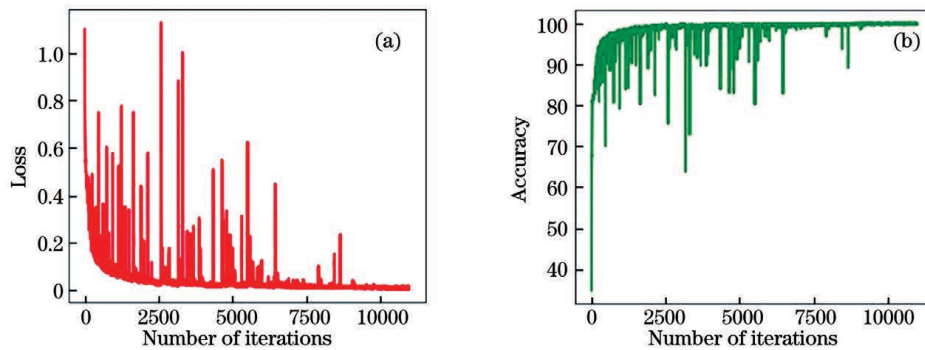


图 9 全连接神经网络模型的训练曲线。(a)损失曲线;(b)准确率曲线

Fig. 9 Training curve of the fully connected neural network model. (a) Loss curve; (b) accuracy curve

采用交叉验证方式判断特征部位空间关系向量标准化处理和 Dropout 处理对模型分类效果的影响,结果如表 3 所示。可以发现,在没有进行特征部位空间关系向量标准化处理和 Dropout 处理时,模型的分类准确率最低。加入 Dropout 处理后,模型

的分类准确率有少量提升。特征部位空间关系向量标准化处理对模型分类准确率的提升效果最显著。因此,同时进行特征部位空间关系向量标准化处理和 Dropout 处理,可得到分类效果更佳的模型。

表 3 全连接神经网络模型的分类准确率

Table 3 Classification accuracy of fully connected neural network model

unit: %

Standardized processing	Dropout processing	All behavior	Standing	Lying	Feeding
×	×	96.2	96.8	96.2	95.3
×	√	96.7	96.4	98.7	90.6
√	×	97.2	97.2	98.7	95.3
√	√	97.7	97.6	100	95.3

牛在站立、卧躺和采食等日常行为中,常出现腿部被遮挡的情况。在牛行为数据集图像中,腿部受

遮挡的图像所占比例大于 1/2,将这类图像同样用于牛行为分类模型的训练和测试。可以发现,该模

型对腿部受遮挡的牛行为图像分类准确率也较高,这表明该模型的泛化能力较强。采用分类回归树算法(CART)构建决策树模型,用于分类牛行为,分类结果如表 4 所示。对比全连接神经网络分类的结果可以发现,全连接神经网络在分类牛行为的效果上优于决策树模型。此外,特征部位空间关系向量的标准化处理,也能使决策树模型分类准确率有显著提升。

表 4 决策树模型分类准确率

Table 4 Classification accuracy of decision tree model

Standardized processing	unit: %			
	All behavior	Standing	Lying	Feeding
×	91.9	91.7	93.6	90.6
√	96.7	97.6	96.2	93.8

3.3 牛行为时间统计

截取牛站立、卧躺和采食行为的视频,并将其合并成时长为 9 分 43 秒的牛行为视频,用于验证该日常行为识别方法在检测牛行为视频中的性能。牛行为视频每秒包含 30 帧图像,将 30 帧图像中检测最多的类别作为该秒对应的行为类别,统计得到视频中各行为的时长如表 5 所示。可以发现,牛行为预测时长与真实时长之间的相对误差较低,这表明该日常行为识别方法能够满足对牛行为视频的日常工作监测需求。

表 5 牛行为时长的统计

Table 5 Statistics of cattle behavior time

Behavior	Standing	Lying	Feeding
Real time /s	232.1	262.4	88.3
Predicted time /s	238.0	262.0	83.0
Relative error /%	2.54	-0.15	-6.00

统计视频中每帧图像的检测结果后发现,牛行为真实时长和预测时长的误差主要源于对视频帧的漏检和误检。牛行为视频帧的漏检率为 0.62%,主要由视频帧中牛头部无法识别造成,但漏检率较低,这表明其对视频中牛行为时长误差的影响较小。牛行为视频帧的误检率为 2.88%,发生误检的主要原因是牛在站立和采食两种行为切换时没有明确的界限,依据牛自身姿态判断牛的嘴部是否与草食接触并采食比较困难,对牛行为时长预测的准确性影响较大。因此,今后研究中需要提取更多与草食环境相关的特征,以提升模型对牛站立和采食行为的识

别准确率。

4 结 论

牛的养殖正在向大规模、集约化趋势发展,因此,探索更高效的牛行为监测方式势在必行。运用 YOLOv5 模型检测牛的特征部位,并依据特征部位的距离和夹角等位置分布关系构建牛的特征部位空间关系向量。基于全连接神经网络对特征部位空间关系向量进行分类,以识别牛的站立、卧躺和采食行为。最后,通过统计一段视频中各行为的发生时长验证该方法对牛日常行为监测的可行性。实验结果表明,YOLOv5 对特征部位的识别准确率较高,为特征部位空间关系向量的准确构建奠定了基础。其中,站立、卧躺和采食行为的识别准确率分别为 97.6%、100%和 95.3%,对视频中站立、卧躺和采食时长统计的相对误差分别为 2.54%、-0.15%和 -6.00%,基本满足牛日常行为监测的需求,为特征部位空间关系向量的准确构建奠定了基础。本方案提供了一种智能化、无接触的牛日常行为监测方式,降低了人力资源的耗费,对指导牛的养殖生产具有重要意义。

参 考 文 献

- [1] Vasseur E. Animal behavior and well-being symposium: optimizing outcome measures of welfare in dairy cattle assessment [J]. *Journal of Animal Science*, 2017, 95(3): 1365-1371.
- [2] DeVries T J, Dufour S, Scholl D T. Relationship between feeding strategy, lying behavior patterns, and incidence of intramammary infection in dairy cows [J]. *Journal of Dairy Science*, 2010, 93(5): 1987-1997.
- [3] Wang J, Zhang H Y, Zhao K X, et al. Cow movement behavior classification based on optimal binary decision-tree classification model [J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2018, 34(18): 202-210.
王俊, 张海洋, 赵凯旋, 等. 基于最优二叉决策树分类模型的奶牛运动行为识别 [J]. *农业工程学报*, 2018, 34(18): 202-210.
- [4] Wen C J, Wang S S, Zhao X, et al. Visual dictionary for cows sow behavior recognition [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2014, 45(1): 266-274.
温长吉, 王生生, 赵昕, 等. 基于视觉词典法的母牛产前行为识别 [J]. *农业机械学报*, 2014, 45(1): 266-274.

- [5] Nasirahmadi A, Hensel O, Edwards S A, et al. A new approach for categorizing pig lying behaviour based on a Delaunay triangulation method[J]. *Animal*, 2017, 11(1): 131-139.
- [6] Peng Y Q, Kondo N, Fujiura T, et al. Classification of multiple cattle behavior patterns using a recurrent neural network with long short-term memory and inertial measurement units[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2019, 157: 247-253.
- [7] Nasirahmadi A, Edwards S A, Sturm B. Implementation of machine vision for detecting behaviour of cattle and pigs[J]. *Livestock Science*, 2017, 202: 25-38.
- [8] Wurtz K, Camerlink I, D'earth R B, et al. Recording behaviour of indoor-housed farm animals automatically using machine vision technology: a systematic review[J]. *PLoS One*, 2019, 14(12): e0226669.
- [9] Li D, Chen Y F, Li X J, et al. Research advance on computer vision in behavioral analysis of pigs[J]. *Journal of Agricultural Science and Technology*, 2019, 21(7): 59-69.
李丹, 陈一飞, 李行健, 等. 计算机视觉技术在猪行为识别中应用的研究进展[J]. *中国农业科技导报*, 2019, 21(7): 59-69.
- [10] Sun Y K, Yue K Z, Li W X, et al. Application of image information technology in dairy cow production[J]. *Chinese Journal of Animal Nutrition*, 2018, 30(5): 1626-1632.
孙雨坤, 岳奎忠, 李文茜, 等. 图像信息技术在奶牛生产中的应用[J]. *动物营养学报*, 2018, 30(5): 1626-1632.
- [11] Liu Z C, Zhai T S, He D J. Research status and progress of individual information monitoring of dairy cows in precision breeding[J]. *Heilongjiang Animal Science and Veterinary Medicine*, 2019(13): 30-33, 38.
刘忠超, 翟天嵩, 何东健. 精准养殖中奶牛个体信息监测研究现状及进展[J]. *黑龙江畜牧兽医*, 2019(13): 30-33, 38.
- [12] Wang K Y, Zhao X Y, He Y. Review on noninvasive monitoring technology of poultry behavior and physiological information[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2017, 33(20): 197-209.
汪开英, 赵晓洋, 何勇. 畜禽行为及生理信息的无损监测技术研究进展[J]. *农业工程学报*, 2017, 33(20): 197-209.
- [13] Qian R, Zhan K, Wang C L. Automatic recognition and classification of animal behavior based on machine vision technology[J]. *China Poultry*, 2016, 38(3): 55-57.
钱蓉, 詹凯, 王重龙. 基于机器视觉技术的动物行为自动识别和分类[J]. *中国家禽*, 2016, 38(3): 55-57.
- [14] Leonard S M, Xin H, Brown-Brandl T M, et al. Development and application of an image acquisition system for characterizing sow behaviors in farrowing stalls[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2019, 163: 104866.
- [15] Lao F, Brown-Brandl T, Stinn J P, et al. Automatic recognition of lactating sow behaviors through depth image processing[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2016, 125: 56-62.
- [16] Guo Y Z, Zhu W X, Jiao P P, et al. Multi-object extraction from topview group-housed pig images based on adaptive partitioning and multilevel thresholding segmentation[J]. *Biosystems Engineering*, 2015, 135: 54-60.
- [17] He D J, Meng F C, Zhao K X, et al. Recognition of calf basic behaviors based on video analysis[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2016, 47(9): 294-300.
何东健, 孟凡昌, 赵凯旋, 等. 基于视频分析的犊牛基本行为识别[J]. *农业机械学报*, 2016, 47(9): 294-300.
- [18] Duan Z J, Li S B, Hu J J, et al. Review of deep learning based object detection methods and their mainstream frameworks[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2020, 57(12): 120005.
段仲静, 李少波, 胡建军, 等. 深度学习目标检测方法及其主流框架综述[J]. *激光与光电子学进展*, 2020, 57(12): 120005.
- [19] Li L K, Lu C H, Zou B. Research on target detection and feasible region segmentation based on deep learning[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2020, 57(12): 121013.
李立凯, 卢焯华, 邹斌. 基于深度学习的目标检测与可行域分割研究[J]. *激光与光电子学进展*, 2020, 57(12): 121013.
- [20] Zhang L, Jin X, Fu L Y, et al. Recognition method for weeds in rapeseed field based on faster R-CNN deep network[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2020, 57(2): 021508.
张乐, 金秀, 傅雷扬, 等. 基于 Faster R-CNN 深度网络的油菜田间杂草识别方法[J]. *激光与光电子学进展*, 2020, 57(2): 021508.
- [21] Nasirahmadi A, Sturm B, Edwards S, et al. Deep learning and machine vision approaches for posture detection of individual pigs[J]. *Sensors*, 2019, 19(17): 3738.
- [22] 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.
- [23] Liu Z C, He D J. Recognition method of cow estrus behavior based on convolutional neural network [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(7): 186-193.
刘忠超, 何东健. 基于卷积神经网络的奶牛发情行为识别方法 [J]. 农业机械学报, 2019, 50(7): 186-193.
- [24] Li X Y, Cai C, Zhang R F, et al. Deep cascaded convolutional models for cattle pose estimation [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2019, 164: 104885.
- [25] Deng H B, Xu T Y, Zhou Y C, et al. Body shape parts recognition of moving cattle based on DRGB [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2018, 34(5): 166-175.
邓寒冰, 许童羽, 周云成, 等. 基于 DRGB 的运动中肉牛形体部位识别 [J]. 农业工程学报, 2018, 34(5): 166-175.