doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2020.10.029

多目标肉牛进食行为识别方法研究

张宏鸣[1,2]　武　杰[1]　李永恒[1]　李书琴[1,2]　王红艳[2,3]　宋荣杰[1]

(1. 西北农林科技大学信息工程学院, 陕西杨凌 712100; 2. 宁夏智慧农业产业技术协同创新中心, 银川 750004;
3. 西部电子商务股份有限公司, 银川 750004)

摘要: 基于计算机视觉技术,借助已有系统获得肉牛进食行为数据,并与体重变化、健康状况等进行关联分析,对肉牛科学养殖具有重要意义。为此提出了一种基于机器视觉的肉牛进食行为识别方法。该方法采用 YOLOv3 模型对观测范围内的肉牛目标进行检测,利用卷积神经网络识别单个目标的进食行为,进而实现对多目标肉牛进食行为的识别。卷积操作时,利用填充(padding)增强网络对目标边缘特征的提取能力;使用修正线性单元(ReLU)为激活函数,防止梯度消失;采用丢弃(dropout)方法提高网络的泛化能力。获取实际肉牛养殖场的监控视频,构建数据集,分别在 8 组测试集上进行试验,本文方法对观测范围内肉牛目标检测的平均精确度为 83.8%,进食行为识别的平均精确度为 79.7%、平均召回率为 73.0%、平均准确率为 74.3%,能够满足肉牛进食行为的监测需求。基于 YOLOv3 模型和卷积神经网络的多目标肉牛进食行为识别方法具有较高的准确性,为肉牛行为非接触式监测提供了新的途径。

关键词: 肉牛; 进食行为; 目标检测; 图像识别; 卷积神经网络

中图分类号: TP391.41; S24　　**文献标识码**: A　　**文章编号**: 1000-1298(2020)10-0259-09　　**OSID**:

Recognition Method of Feeding Behavior of Multi-target Beef Cattle

ZHANG Hongming[1,2]　WU Jie[1]　LI Yongheng[1]　LI Shuqin[1,2]　WANG Hongyan[2,3]　SONG Rongjie[1]

(1. *College of Information Engineering, Northwest A&F University, Yangling, Shaanxi* 712100, *China*
2. *Ningxia Smart Agricultural Industry Technology Collaborative Innovation Center, Yinchuan* 750004, *China*
3. *Western E Commerce Co., Ltd., Yinchuan* 750004, *China*)

Abstract: Based on computer vision technology, the data of beef cattles' feeding behavior can be obtained with the help of the existing system, and carrying out the correlation analysis with weight change, health status, etc. is of great significance for scientific beef breeding. A method of beef cattles' feeding behavior recognition based on machine vision was proposed. YOLOv3 was used to detect the beef cattle targets in the observation range, and convolutional neural network was used to recognize the feeding behavior of single target, and then the recognition of feeding behavior of multi-target beef cattle was realized. In convolution operation, padding was used to enhance the network's ability to extract the edge features of the target; the corrected linear units (ReLU) was used as the activation function to prevent the gradient from disappearing; the dropout method was used to improve the generalization ability of the network. Taking the actual beef cattle farm monitoring video as the research object, the experiment was carried out on eight test sets. The average precision of beef cattle target detection within the observation range was 83.8%, the average precision of feeding behavior recognition was 79.7%, the average recall rate was 73.0%, and the average accuracy rate was 74.3%, which can meet the monitoring of beef cattle feeding behavior. The multi-objective recognition method of beef cattle feeding behavior based on YOLOv3 and convolutional neural network had good accuracy, and provided a new way for non-contact monitoring of beef cattle behavior.

Key words: beef cattle; feeding behavior; object detection; image recognition; convolutional neural network

收稿日期: 2020-06-30　修回日期: 2020-08-13

基金项目: 宁夏自治区重点研发计划项目(2017BY067)、宁夏智慧农业产业技术协同创新中心项目(2017DC53)、国家自然科学基金项目(41771315)和国家重点研发计划项目(2017YFC0403203)

作者简介: 张宏鸣(1979—),男,教授,博士,主要从事空间大数据管理与智慧农业研究,E-mail: zhm@nwsuaf.edu.cn

0 引言

近年来,我国牛肉需求量大幅增加,国内肉牛养殖行业发展迅速[1],大规模肉牛养殖对养殖场信息化水平提出了较高要求。肉牛进食行为能够反映其健康状况,同时也影响肉牛的进食量,进而影响其自身的发育及牛肉的质量和产量。准确识别肉牛进食行为能够帮助管理者及时了解肉牛个体进食量,对肉牛养殖具有重要价值。

目前,众多学者开展了关于动物行为监测的研究工作。利用可穿戴设备监测动物状态、获取动物行为数据,借助统计[2-3]、机器学习[4-9]、深度学习[10-11]等方法分析数据,实现对动物多种行为的监测。但可穿戴设备需要根据不同的监测对象,在设备的定制、佩戴、维护上成本较高。近年来,利用获取视频数据,采用非接触式方法监测动物行为的研究较多。文献[12-16]通过提取监测动物目标,并分析建模,采用聚类或分类算法实现对动物行为的分类识别。文献[17-21]通过目标检测获取动物图像,利用图像识别算法实现对动物行为的监测和识别。这些方法大部分需要依赖搭建的实验场地或特定的监控视角,个别方法可以利用监控设施实现行为识别,但每次仅能识别一个目标行为。随着 Fast R-CNN、YOLO 等目标检测算法的出现,目标检测在果实识别[22-24]、动物行为检测与个体识别[21,25-27]领域得到了一定的应用。但有关肉牛多目标行为识别和监测研究尚未见报道。

本文提出一种基于 YOLOv3 模型和卷积神经网络的肉牛进食行为识别方法,利用实际养殖场监控视频构建数据集,训练 YOLOv3 目标检测模型检测肉牛目标,通过填充、丢弃操作构建卷积神经网络、训练图像识别模型,以实现对养殖场监控视频观测范围内肉牛进食行为的识别。

1 材料与方法

1.1 肉牛视频获取

肉牛视频数据于 2019 年 4—7 月在宁夏回族自治区银川市犇旺生态养殖公司肉牛养殖场采集。每段视频时长 35 min,肉牛视频格式为 mp4,分辨率为 1 920 像素(水平)×1 080 像素(垂直),视频帧率为 24 f/s。本文目的是对肉牛进食行为进行监测和识别,故筛选出处于室内牛栏的监控视频作为实验数据,养殖场监控视频场景如图 1 所示。



图 1 养殖场监控视频

Fig. 1 Farm monitoring video

1.2 技术路线

本研究旨在使用机器视觉方法对监控视频进行分析,实现对肉牛进食行为的识别。识别技术路线如图 2 所示,包括 3 个环节:

(1) 构建数据集:提取监控视频关键帧,对关键帧进行标注、截取,构建肉牛目标检测数据集、肉牛行为数据集。

(2) 进食行为识别:利用肉牛目标检测数据集和肉牛进食行为数据集,训练 YOLOv3 模型用于肉牛目标检测,训练卷积神经网络用于肉牛行为图像识别,最终实现对多目标肉牛进食行为的识别。

(3) 结果分析:将特征图可视化并分析;在测试集上对进食行为识别方法进行评估。

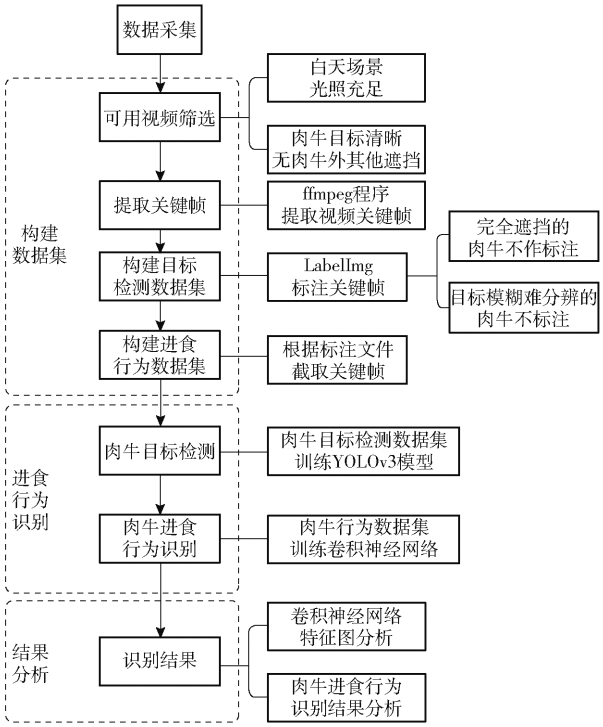

图 2 技术路线图

Fig. 2 Technology roadmap

1.2.1 数据集构建

构建 2 个数据集,分别用于训练目标检测模型和图像识别模型。监控视频中肉牛个体众多,花色多样,姿态复杂,给检测肉牛目标、识别肉牛进食行为增加了一定的难度。为了避免数据的单一性,增强数据集的丰富性,对筛选的视频进行关键帧提取。使用 LabelImg 软件标注关键帧中的肉牛目标,利用

标注的关键帧图像和标注文件，共 1 233 组，构建肉牛目标检测数据集。通过读取标注文件，对关键帧进行截取，获得肉牛个体图像。肉牛个体图像可分为进食和非进食两类。为了使训练模型的鲁棒性更好，选取进食和非进食行为下不同姿态肉牛的图像，构建肉牛行为数据集。本文构建的肉牛行为数据集，包括肉牛进食行为图像 846 幅，非进食行为图像 1 000 幅。肉牛进食行为数据集中，具有代表性的肉牛进食行为图像如图 3a 所示，肉牛非进食行为图像如图 3b 所示。



(a) 肉牛进食行为图像　　(b) 肉牛非进食行为图像

图 3　行为识别数据集部分样例

Fig. 3　Some examples of behavior recognition data sets

为了验证本文提出的肉牛进食行为识别方法的有效性，选取不同光照情况下、不同时段的监控视频 8 段，每段视频 30 s，共 5 760 幅图像作为测试集。测试集中的视频场景具体情况如图 4 所示。



图 4　测试集场景

Fig. 4　Scence of test sets

1.2.2　方法设计

本文提出的肉牛进食行为识别方法基于先检测肉牛目标，后识别个体行为的思路。

1.2.2.1　肉牛目标检测

YOLOv3 模型借鉴了残差网络结构，将生成的特征图和输入叠加起来，叠加后的特征图作为新的输出输入到下一层网络，减小了梯度爆炸的风险，增强了网络的学习能力。利用多尺度特征进行目标检测，在保证检测速度的同时，提升了检测精确度。采用方差加二值交叉熵的损失计算方法，损失函数包括坐标误差、交并比误差和分类误差 3 部分。使用反向传播算法，不断调整参数，更新模型，使损失不断减小。在多个公开数据集上取得了优异的效果[28]。

本文选用 YOLOv3 模型作为肉牛目标检测算法，通过目标检测，获取观测范围内肉牛目标位置，对肉牛目标进行截取，进而对肉牛进食行为进行识别。

1.2.2.2　肉牛进食行为识别

参考 LeNet－5 网络结构[29]，构建的卷积神经网络包括 4 个卷积层、4 个池化层和 3 个全连接层，并在前两个全连接层中采用丢弃操作。本文卷积神经网络结构如表 1 所示，并进行改进：

表 1　卷积神经网络结构

Tab. 1　Convolutional neural network structure

网络层名称	卷积核个数	特征图数量
输入层		3
卷积层 1	32	32
池化层 1		32
卷积层 2	64	64
池化层 2		64
卷积层 3	128	128
池化层 3		128
卷积层 4	128	128
池化层 4		128
全连接层		128
逻辑回归		2

(1) 在卷积操作时采用填充

肉牛牛头的位置和肉牛与进食槽的距离是判断肉牛是否处于进食行为的重要依据。通过观察 YOLOv3 模型获取的肉牛行为图像可以看出,大多数图像中牛头、进食槽处于图像边缘位置。填充操作通过对特征图边缘进行填充,能够提高图像边缘的特征被卷积核提取的次数,从而尽可能保留图像边缘的细节特征,填充操作的原理如图 5 所示。

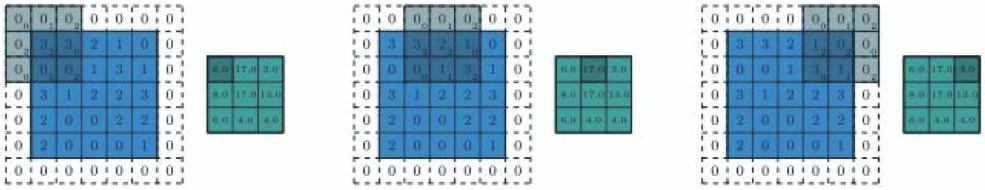

图 5 填充操作原理图

Fig. 5 Schematics of padding

(2) 在全连接层中加入丢弃操作

由于肉牛姿态多样,部分非进食行为的肉牛图像与进食行为的肉牛图像相似度较高,导致模型训练过程中容易出现过拟合。丢弃操作通过使卷积神经网络全连接层的神经元随机失去活性[30],降低神经元之间的依赖,从而提高网络模型泛化能力,丢弃操作的原理如图 6 所示。

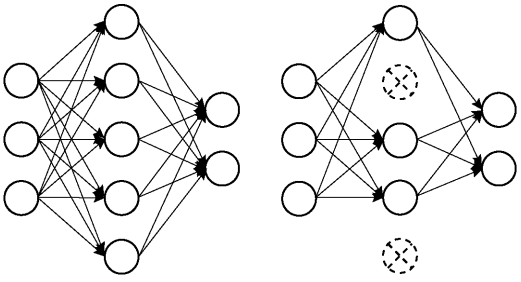

图 6 丢弃操作原理图

Fig. 6 Schematics of dropout

1.2.3 评价指标

1.2.3.1 目标检测评价指标

对于一个目标检测算法,通常从每秒处理的帧数、目标检测的准确度等方面评估其效果。由于本实验的目的是尽可能多地识别视频中的肉牛目标,故本实验更关注训练得到的 YOLOv3 模型对肉牛目标检测的准确度。

本文中,需要比较 YOLOv3 模型在验证集上对肉牛目标检测的坐标与真实标注坐标的差距。在评估时,首先需要计算模型所预测的检测框坐标和真实框坐标的交集与并集之间的比例,该比例又称为交并比(IoU)。目标检测数据集使用 Pascal VOC 数据集格式。利用交并比判断检测是否正确,使用 Pascal VOC 数据集评估目标检测算法效果时,设置阈值为 0.5,即如果预测的检测框坐标和真实框坐标的交集与并集之间的比例大于 0.5,则认为检测正确,否则认为检测错误。

采用验证集全部视频帧上的平均精确度 V_{AVE}(验证集中全部视频帧图像中肉牛被正确检测的百分比)来评价目标检测的效果。V_{AVE}的计算公式为

$$V_{AVE} = \frac{\sum \frac{A}{B}}{S} \times 100\% \tag{1}$$

式中 A——正确检测肉牛目标的次数

B——验证集中的每幅视频帧图像中实际肉牛目标的个数

S——验证集包含的视频帧总数

1.2.3.2 图像识别评价指标

图像识别样本分为 4 种类型:真正例(True position,TP)表示模型对正例进行正确分类;假正例(False position,FP)表示模型对正例进行错误分类;假反例(False negative,FN)表示模型对反例进行错误分类;真反例(True negative,TN)表示模型对反例进行正确分类。真、假正例的总称是正例(Position,P),真、假反例的总称是反例(Negative,N)。本实验中预选出 3 个评价标准,对模型进行效果评价。

(1)精确度(V_P)表示模型正确分类的肉牛进食行为图像样本数量占分类为肉牛进食行为图像样本数量的比率,计算公式为

$$V_P = \frac{A_{TP}}{A_{TP} + A_{FP}} \times 100\% \tag{2}$$

式中 A_{TP}——肉牛进食行为图像正确识别的个数

A_{FP}——肉牛进食行为图像错误识别的个数

(2)召回率(V_R)表示模型正确分类的肉牛进食行为图像样本数量占实际肉牛进食行为图像样本数量的比率,计算公式为

$$V_R = \frac{A_{TP}}{A_{TP} + A_{FN}} \times 100\% \tag{3}$$

式中 A_{FN}——肉牛非进食行为图像错误识别个数

(3)准确率(V_{ACC})表示通过模型识别,最终分类正确(包括肉牛进食行为图像样本和肉牛非进食行为图像样本)的图像样本数占总样本数的比率,是评价模型整体性能的评价指标,计算公式为

$$V_{ACC} = \frac{A_{TP} + A_{TN}}{A_P + A_N} \times 100\% \tag{4}$$

式中　A_{TN}——肉牛非进食行为图像正确识别个数

A_P——肉牛进食行为图像总数

A_N——肉牛非进食行为图像总数

1.3　实验平台

实验执行环境为 64 位 Windows 10 系统，AMD Ryzen 3500X 6－Core CPU 4.0 GHz，NVIDIA GeForce RTX 2060 SUPER GPU，16 GB 内存，编程语言为 Python 3.7.4，使用 Tensorflow 1.15、Keras 2.1.5 进行网络搭建、训练和测试，开发工具为 PyCharm 2019。

1.4　模型选择

1.4.1　YOLOv3 模型

训练 YOLOv3 模型时，设置批尺寸为 5，迭代次数为 500，以 8∶2的比例划分训练集和验证集。为了选择出合适的初始学习率，在不同量级下进行学习率测试，将初始学习率设置为 0.000 01、0.000 1、0.001、0.01、0.1、1、10 分别进行模型训练，同时为了避免学习停滞，在迭代 150 次和迭代 300 次时，设置学习率衰减为之前的 1/10，经过多次训练，分别对模型进行评估，保留效果最好的模型供后续实验使用。

经过评估，不同初始学习率下训练得到的模型，在测试集上对肉牛目标检测情况和平均精确度如表 2 所示。从表 2 可以看出，当初始学习率设置为 0.1 时，模型正确识别肉牛个数最多，在 196 幅图像、共计 734 个肉牛目标的测试集中（包含多个肉牛个体的多种姿态和行为），该模型正确识别 683 个肉牛目标，51 个肉牛目标未识别，错误识别 30 个肉牛目标；模型平均精确度最高，在测试集上的平均精确度为 92.5%。该模型经过 500 次训练迭代后，训练集上的损失函数变化曲线如图 7 所示。当训练达到 300 次以上时，随着迭代次数的不断增加，训练损失趋向稳定，网络模型达到较好的训练效果。

表 2　不同学习率下 YOLOv3 检测情况和平均精确度

Tab. 2　Detection and average precision of YOLOv3 at different learning rates

初始学习率	正确识别肉牛个数	错误识别肉牛个数	平均精确度/%
0.000 01	659	48	88.6
0.000 1	678	36	91.3
0.001	668	28	90.5
0.01	675	39	91.0
0.1	683	30	92.5
1	664	32	89.8
10	676	50	90.7

1.4.2　卷积神经网络模型

在不同量级下进行初始学习率的测试，将学习率设置为 0.000 01、0.000 1、0.001、0.01、0.1、1、10 分别进行模型训练，其中当学习率大于等于 0.1 时，模型发生过拟合，不同学习率下卷积神经网络模型的效果如图 8 所示。丢弃操作会使神经元按照一定比例失去活性，当丢弃率太低时，难以起到效果；当丢弃率太高时，容易导致模型欠学习。将丢弃率分别设置为 0.1、0.2、0.3、0.4、0.5、0.6，不同丢弃率下卷积神经网络模型的效果如图 9 所示。经过评估，最终选取学习率为 0.000 1、丢弃率为 0.5 的模型对肉牛进食行为进行识别。

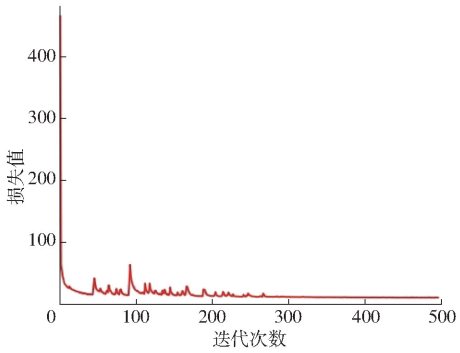

图 7　YOLOv3 损失值变化曲线

Fig. 7　Loss change curve of YOLOv3

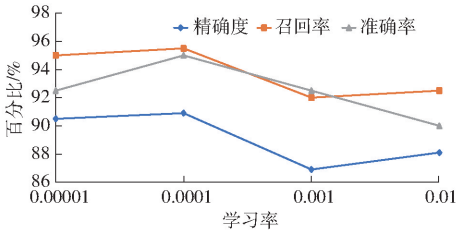

图 8　不同学习率下卷积神经网络模型的效果

Fig. 8　Effect of convolution neural network model at different learning rates

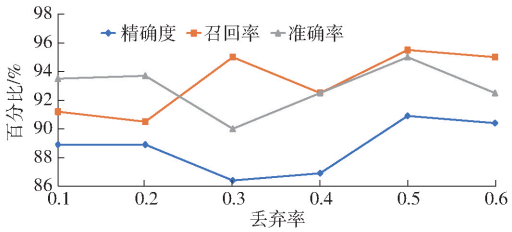

图 9　不同丢弃率下卷积神经网络模型的效果

Fig. 9　Effect of convolutional neural network model at different dropout rates

2　结果与分析

2.1　特征图可视化

本文利用反卷积和反池化，将输入图像的激活特征实现可视化[31]，可以清晰地看到卷积神经网络提取的图像特征以及提取特征的特点。

通过对比第 1 次卷积操作和第 4 次卷积操作后

提取的图像特征,能够发现浅层卷积层重点提取图像中肉牛的轮廓特征,可以分辨出特征图中的肉牛目标,如图 10 所示。随着卷积层的加深,得到的特征越来越抽象,但是通过仔细观察特征图,可以发现经过多次卷积操作提取到更多位于图像边缘的特征,如图 11 所示。

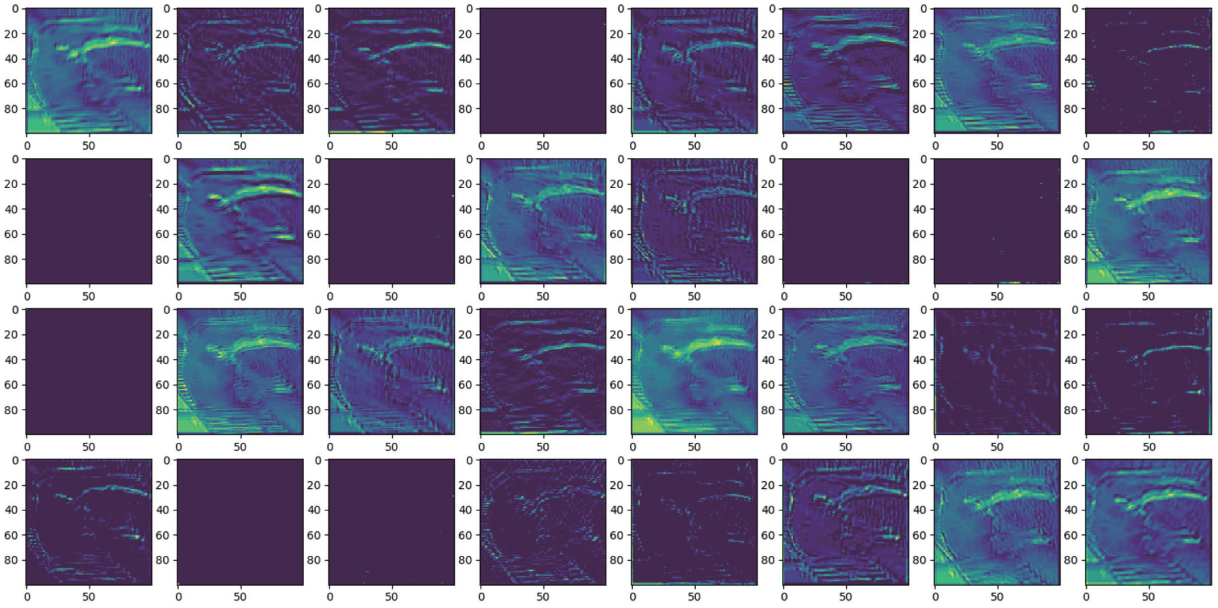

图 10 第 1 次卷积操作输出的特征图

Fig. 10 Characteristic graph of the first convolution operation output

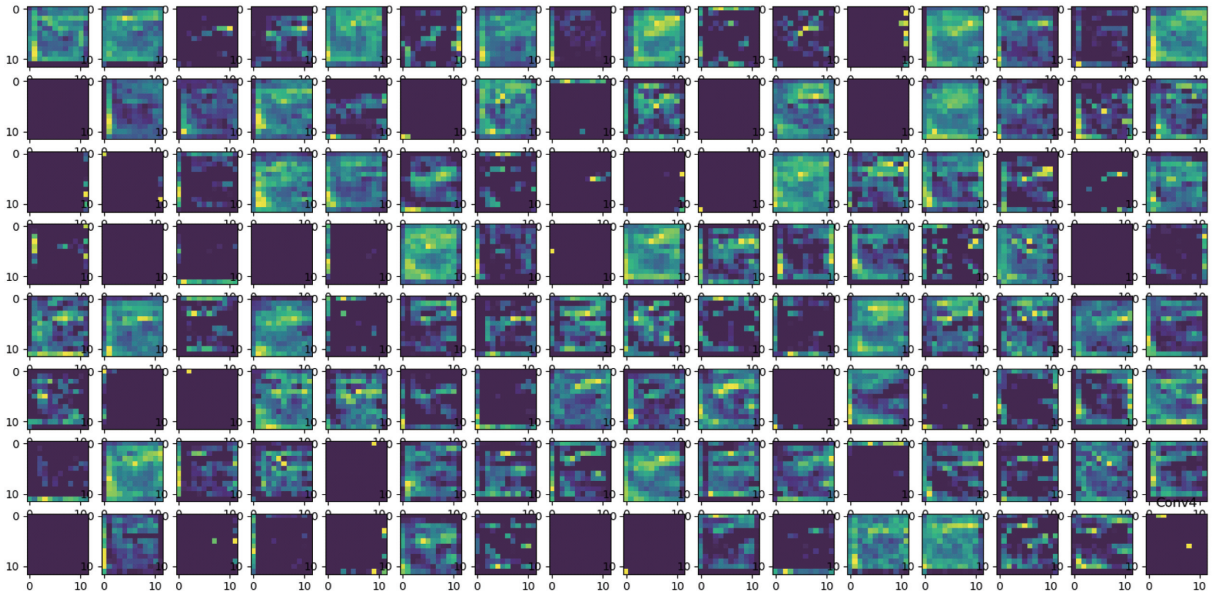

图 11 第 4 次卷积操作输出的特征图

Fig. 11 Characteristic graph of the fourth convolution operation output

2.2 识别结果分析

肉牛目标检测的目的是识别肉牛个体,进而才能通过图像识别模型对肉牛个体的进食行为做出判断,因此肉牛进食行为识别的准确率在一定程度上能够反映目标检测的准确率。在 8 段 30 s 视频共 5 760 幅图像测试集中对本文提出的多目标肉牛进食行为识别方法进行评估,肉牛目标检测的平均精确度为 83.8%;对检测到的肉牛目标进食行为识别的平均精确度为 79.7%,平均召回率为 73.0%,平均准确率为 74.3%,在测试集各视频取得的识别结果如表 3 所示,各测试视频的识别结果如图 12 所示。总体来看,本文提出的基于机器视觉的肉牛进食行为识别方法具有较好的准确性,能够为肉牛行为监测提供方法支持。

3 讨论

本文提出的基于 YOLOv3 模型的多目标肉牛进食行为识别方法识别的肉牛进食行为与肉牛真实行为存在误差,产生这些误差的原因主要有:

(1)目标检测准确性的影响。目标检测算法对

表 3　测试集目标检测和行为识别结果

Tab. 3　Object detection and behavior recognition results of test sets　%

序号	目标检测	行为识别		
	精确度	精确度	召回率	准确率
1	92.9	87.8	63.6	70.0
2	66.1	87.5	98.3	94.1
3	90.5	88.3	37.1	59.0
4	64.0	68.6	91.6	78.0
5	99.8	68.5	94.8	79.9
6	79.7	71.8	75.7	72.7
7	98.5	97.6	63.3	63.6
8	78.6	67.1	59.5	77.6
平均值	83.8	79.7	73.0	74.3

于监控视频中距离较远、目标较小的肉牛难以检测、识别；对于出现相互遮挡的肉牛目标，难以完全识别。后续可通过扩充肉牛目标检测数据集或尝试不同的目标检测算法来提升目标检测的准确性。

(2)图像识别准确性的影响。利用卷积神经网络进行图像识别时，由于肉牛姿态、花色的多样性，个别肉牛的进食行为识别存在波动；部分肉牛距离进食槽较近时，容易误识别。肉牛个体进食行为准确率仍有很大的提升空间。后续可通过扩充肉牛进食行为数据集，提高肉牛行为多样性、肉牛个体多样性，或通过改善神经网络结构来提高肉牛进食行为图像识别的准确性。



(a) 视频1　(b) 视频2　(c) 视频3　(d) 视频4

(e) 视频5　(f) 视频6　(g) 视频7　(h) 视频8

图 12　测试集识别结果

Fig. 12　Recognition results of test sets

4　结束语

通过获取肉牛养殖场的监控视频，建立了肉牛目标检测数据集、肉牛行为数据集；使用 YOLOv3 模型实现了对监控视频观测范围内肉牛的检测；利用卷积神经网络对检测的肉牛目标进行进食行为识别。在包含 8 段视频共 5 760 幅图像的测试集中，肉牛目标检测的平均精确度为 83.8%，肉牛进食行为识别的平均精确度为 79.7%、平均召回率为 73.0%、平均准确率为 74.3%，验证了利用监控视频对肉牛进食行为监测的可行性。

参　考　文　献

[1] 曹兵海，李俊雅，王之盛，等. 2018 年肉牛牦牛产业技术发展报告[J]. 中国畜牧杂志，2019，55(3)：133－137.
CAO Binghai，LI Junya，WANG Zhisheng，et al. Technical development report of beef cattle and yak industry in 2018 [J]. Chinese Journal of Animal Science，2019，55(3)：133－137. (in Chinese)

[2] POULOPOULOU J，LAMBERTZ C，GAULY M. Are automated sensors a reliable tool to estimate behavioural activities in grazing beef cattle? [J]. Applied Animal Behaviour Science，2019，216：1－5.

[3] RUUSKA S，HAMALAINEN W，KAJAVA S，et al. Evaluation of the confusion matrix method in the validation of an automated system for measuring feeding behaviour of cattle[J]. Behavioural Processes，2018，148：56－62.

[4] 任晓惠，刘刚，张淼，等. 基于支持向量机分类模型的奶牛行为识别方法[J/OL]. 农业机械学报，2019，50(增刊)：290－296.
REN Xiaohui，LIU Gang，ZHANG Miao，et al. Dairy cattle's behavior recognition method based on support vector machine classification model[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery，2019，50(Supp.)：290－296. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag=1&file_no=2019s045&journal_id=jcsam. DOI：10.6041/j.issn.1000-1298.2019.S0.045. (in Chinese)

[5] 李丽华，刘志伟，赵学谦，等. 基于加速度传感器的本交笼种鸡个体行为监测与识别[J/OL]. 农业机械学报，2019，50(12)：247－254.
LI Lihua，LIU Zhiwei，ZHAO Xueqian，et al. Monitoring and identification of natural mating cage breeding chickens individual behavior based on acceleration sensor[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery，2019，50(12)：

247 – 254. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag = 1&file_no = 20191228&journal_id = jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2019.12.028. (in Chinese)

[6] 张曦宇, 武佩, 宣传忠, 等. 基于加速度传感器的种公羊运动行为识别[J]. 中国农业大学学报, 2018, 23(11): 104 – 114.
ZHANG Xiyu, WU Pei, XUAN Chuanzhong, et al. Recognition of the movement behavior of stud rams based on acceleration sensor[J]. Journal of China Agricultural University, 2018, 23(11): 104 – 114. (in Chinese)

[7] 孙红,李松,李民赞,等. 农业信息成像感知与深度学习应用研究进展[J/OL]. 农业机械学报,2020,51(5):1 – 17.
SUN Hong, LI Song, LI Minzan, et al. Research progress of image sensing and deep learning in agriculture [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(5): 1 – 17. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag = 1&file_no = 20200501&journal_id = jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2020.05.001. (in Chinese)

[8] 姜美曦, 陈春玲, 周云成. 基于卡尔曼滤波器的肉牛行为识别方法[J]. 江苏农业科学, 2017, 45(12): 167 – 171.
JIANG Meixi, CHEN Chunling, ZHOU Yuncheng. Identification method of beef cattle behavior based on Kalman filter [J]. Jiangsu Agricultural Sciences, 2017, 45(12): 167 – 171. (in Chinese)

[9] WOLFGER B, TIMSIT E, PAJOR E A, et al. Technical note: accuracy of an ear tag-attached accelerometer to monitor rumination and feeding behavior in feedlot cattle[J]. Journal of Animal Science, 2015, 93(6): 3164.

[10] 周雅婷, 许童羽, 陈春玲, 等. 基于神经网络算法的肉牛采食行为检测方法[J]. 沈阳农业大学学报, 2016, 47(6): 752 – 757.
ZHOU Yating, XU Tongyu ,CHEN Chunling, et al. Detection method of beef cattle feeding behavior based on neural network algorithm [J]. Journal of Shenyang Aricultural University, 2016, 47(6): 752 – 757. (in Chinese)

[11] 田富洋, 王冉冉, 刘莫尘, 等. 基于神经网络的奶牛发情行为辨识与预测研究[J/OL]. 农业机械学报, 2013, 44(增刊1): 277 – 281.
TIAN Fuyang, WANG Ranran, LIU Mochen, et al. Oestrus detection and prediction in dairy cows based on neural networks[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2013, 44(Supp.1): 277 – 281. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag = 1&file_no = 2013s150&journal_id = jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2013.S1.050. (in Chinese)

[12] LEROY T, VRANKEN E, STRUELENS E, et al. Computer vision based recognition of behavior phenotypes of laying hens[C]//The 2005 ASAE Annual International Meeting. Tampa, Florida, 2005.

[13] CANGAR O, LEROY T, GUARINO M, et al. Automatic real-time monitoring of locomotion and posture behaviour of pregnant cows prior to calving using online image analysis[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2008, 64(1): 53 – 60.

[14] 朱家骥, 朱伟兴. 基于星状骨架模型的猪步态分析[J]. 江苏农业科学, 2015, 43(12): 453 – 457.
ZHU Jiaji, ZHU Weixing. Analysis of pigs gaits based on star shaped frame model[J]. Jiangsu Agricultural Sciences, 2015, 43(12): 453 – 457. (in Chinese)

[15] 宋怀波, 姜波, 吴倩, 等. 基于头颈部轮廓拟合直线斜率特征的奶牛跛行检测方法[J]. 农业工程学报, 2018, 34(15): 190 – 199.
SONG Huaibo, JIANG Bo, WU Qian, et al. Detection of dairy cow lameness based on fitting line slope feature of head and neck outline[J]. Transactions of the CSAE, 2018, 34(15): 190 – 199. (in Chinese)

[16] 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/OL]. 农业机械学报, 2016, 47(9): 294 – 300.
HE Dongjian, MENG Fanchang, ZHAO Kaixuan, et al. Recognition of calf basic behaviors based on video analysis[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016, 47(9): 294 – 300. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag = 1&file_no = 20160940&journal_id = jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2016.09.040. (in Chinese)

[17] TSAI D M, HUANG C Y. A motion and image analysis method for automatic detection of estrus and mating behavior in cattle [J]. Computers & Electronics in Agriculture, 2014, 104: 25 – 31.

[18] 宋怀波, 牛满堂, 姬存慧, 等. 基于视频分析的多目标奶牛反刍行为监测[J]. 农业工程学报, 2018, 34(18): 211 – 218.
SONG Huaibo, NIU Mantang, JI Cunhui, et al. Monitoring of multi-target cow ruminant behavior based on video analysis technology[J]. Transactions of the CSAE, 2018, 34(18): 211 – 218. (in Chinese)

[19] 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/OL]. 农业机械学报, 2019, 50(7): 186 – 193.
LIU Zhongchao, HE Dongjian. Recognition method of cow estrus behavior based on convolutional neural network [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(7): 186 – 193. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag = 1&file_no = 20190719&journal_id = jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2019.07.019. (in Chinese)

[20] 王少华, 何东健, 刘冬. 基于机器视觉的奶牛发情行为自动识别方法[J/OL]. 农业机械学报, 2020, 51(4): 241 – 249.
WANG Shaohua, HE Dongjian, LIU Dong. Automatic recognition method of dairy cow estrus behavior based on machine vision [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(4): 241 – 249. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag = 1&file_no = 20200428&journal_id = jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2020.04.028. (in Chinese)

[21] 嵇杨培, 杨颖, 刘刚. 基于可见光光谱和 YOLOv2 的生猪饮食行为识别[J]. 光谱学与光谱分析, 2020, 40(5): 1588 - 1594.
JI Yangpei, YANG Ying, LIU Gang. Recognition of pig eating and drinking behavior based on visible spectrum and YOLOv2 [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2020, 40(5): 1588 - 1594. (in Chinese)

[22] 刘芳, 刘玉坤, 林森, 等. 基于改进型 YOLO 的复杂环境下番茄果实快速识别方法[J/OL]. 农业机械学报, 2020, 51(6):229 - 237.
LIU Fang, LIU Yukun, LIN Sen, et al. Fast recognition method for tomatoes under complex environments based on improved YOLO[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(6):229 - 237. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag = 1&file_no = 20200624&journal_id = jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2020.06.024. (in Chinese)

[23] 熊俊涛, 郑镇辉, 梁嘉恩, 等. 基于改进 YOLO v3 网络的夜间环境柑橘识别方法[J/OL]. 农业机械学报, 2020, 51(4): 199 - 206.
XIONG Juntao, ZHENG Zhenhui, LIANG Jiaen, et al. Citrus detection method in night environment based on improved YOLO v3 network[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(4):199 - 206. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag = 1&file_no = 20200423&journal_id = jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2020.04.023. (in Chinese)

[24] 武星, 齐泽宇, 王龙军, 等. 基于轻量化 YOLO V3 卷积神经网络的苹果检测方法[J/OL]. 农业机械学报, 2020, 51(8):17 - 25.
WU Xing, QI Zeyu, WANG Longjun, et al. Apple detection method based on light-YOLO V3 convolutional neural network [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(8):17 - 25. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? file_no = 20200802&flag = 1. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2020.08.002. (in Chinese)

[25] 何东健, 刘建敏, 熊虹婷, 等. 基于改进 YOLO v3 模型的挤奶奶牛个体识别方法[J/OL]. 农业机械学报, 2020, 51(4): 250 - 260.
HE Dongjian, LIU Jianmin, XIONG Hongting, et al. Individual identification of dairy cows based on improved YOLO v3[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(4):250 - 260. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag = 1&file_no = 20200429&journal_id = jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2020.04.029. (in Chinese)

[26] SUN L, ZOU Y, LI Y, et al. Multi target pigs tracking loss correction algorithm based on Faster R - CNN[J]. International Journal of Agricultural and Biological Engineering, 2018, 11(5): 192 - 197.

[27] ZHANG L, GRAY H, YE Y, et al. Automatic individual pig detection and tracking in pig farms[J]. Sensors, 2019, 19(5): 1188.

[28] REDMON J, FARHADI A. YOLOv3: an incremental improvement[J]. arXiv preprint arXiv, 2019: 1804.02767.

[29] LECUN Y, BOTTOU L, BENGIO Y, et al. Gradient-based learning applied to document recognition[J]. Proceedings of the IEEE, 1998, 86(11): 2278 - 2324.

[30] HINTON G E, SALAKHUTDINOV R R. Reducing the dimensionality of data with neural networks[J]. Science, 2006, 313(5786): 504 - 507.

[31] ZEILER M D, TAYLOR G W, FERGUS R. Adaptive deconvolutional networks for mid and high level feature learning[C]// 2011 International Conference on Computer Vision. IEEE, 2011: 2018 - 2025.