

基于卷积神经网络的奶牛发情行为识别方法

刘忠超^{1,2} 何东健^{1,3}

(1. 西北农林科技大学机械与电子工程学院, 陕西杨凌 712100; 2. 南阳理工学院电子与电气工程学院, 南阳 473000;
3. 农业农村部农业物联网重点实验室, 陕西杨凌 712100)

摘要: 对奶牛发情的及时监测在奶牛养殖中至关重要。针对现有人工监测奶牛发情行为费时费力、计步器接触式监测会产生奶牛应激行为等问题,根据奶牛发情的爬跨行为特征,提出一种基于卷积神经网络的奶牛发情行为识别方法。构建的卷积神经网络通过批量归一化方法提高网络训练速度,以 Max-pooling 为下采样,修正线性单元 (Rectified linear units, ReLU) 为激活函数,Softmax 回归分类器为输出层,结合理论分析和试验验证,确定了 $32 \times 32 - 20c - 2s - 50c - 2s - 200c - 2$ 的网络结构和参数。经过对奶牛活动区 50 头奶牛 6 个月的视频监控,筛选了具有发情行为爬跨特征的视频 150 段,随机选取网络训练数据 23 000 幅和测试数据 7 000 幅,对构建的网络进行了训练和测试。试验结果表明:本文方法对奶牛发情行为识别准确率为 98.25%,漏检率为 5.80%,误识别率为 1.75%,平均单幅图像识别时间为 0.257 s。该方法能够实现奶牛发情爬跨的无接触实时监测,对奶牛发情行为具有较高的识别率,可显著提高规模化奶牛养殖的管理效率。

关键词: 奶牛; 发情; 图像识别; 深度学习; 爬跨行为; 卷积神经网络

中图分类号: TP391.41; S823.9⁺1 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2019)07-0186-08

Recognition Method of Cow Estrus Behavior Based on Convolutional Neural Network

LIU Zhongchao^{1,2} HE Dongjian^{1,3}

(1. College of Mechanical and Electronic Engineering, Northwest A&F University, Yangling, Shaanxi 712100, China

2. School of Electronic and Electrical Engineering, Nanyang Institute of Technology, Nanyang 473000, China

3. Key Laboratory of Agricultural Internet of Things, Ministry of Agriculture and Rural Affairs, Yangling, Shaanxi 712100, China)

Abstract: Timely monitoring of cow estrus is very important in dairy cow breeding. At present, artificial estrus monitoring of dairy cows is time-consuming and laborious. Pedometer contact monitoring can easily cause stress discomfort to cows. Aiming at the problems existing in cow estrus monitoring, according to cows span behavior characteristics during oestrus, a method of cow's oestrus behavior recognition based on convolutional neural network (CNN) was proposed. The convolution neural network was constructed to improve the network training speed by batch normalization. Max-pooling was used as the down sampling, rectified linear units (ReLU) was used as the activation function, and softmax regression classifier was used as the output layer. Through the theoretical analysis and experimental verification, the network structure and parameters of $32 \times 32 - 20c - 2s - 50c - 2s - 200c - 2$ were designed. Through video surveillance of dairy cow activity area, 150 video segments with oestrus span behavior were extracted from 50 cows behavior videos within 6 months. The network training data of 23 000 frames and the test data of 7 000 frames were randomly selected from selected video segments, which were used to train and test the CNN. The results showed that the recognition accuracy of estrus behavior in dairy cows was 98.25%, the missed detection rate was 5.80%, the false recognition rate was 1.75%, and the average recognition time of single frame image detection was 0.257 s. It proved that the method could realize the contactless real-time monitoring of the cow's estrus span behavior and had a high recognition rate for cow estrus. It can significantly improve the management efficiency of large-scale farming, and had a good application prospect.

Key words: cow; estrus; image recognition; deep learning; span behavior; convolutional neural network

收稿日期: 2019-04-01 修回日期: 2019-05-21

基金项目: 国家重点研发计划项目(2017YFD0701603)和国家自然科学基金面上项目(61473235)

作者简介: 刘忠超(1979—),男,博士生,南阳理工学院副教授,主要从事畜牧业智能化检测与控制研究,E-mail: 190321382@qq.com

通信作者: 何东健(1957—),男,教授,博士生导师,主要从事智能检测与农业信息技术研究,E-mail: hdj168@nwsuaf.edu.cn

0 引言

奶牛养殖是我国农业现代化的标志性产业,也是实施乡村振兴战略的重要支柱^[1]。《全国奶业发展规划(2016—2020)》明确提出,奶业是健康中国、强壮民族不可或缺的产业^[2]。随着我国奶牛养殖业的快速发展,迫切需要利用信息技术实现奶牛的精准养殖,从而降低人工成本,提高奶牛养殖的经济效益。目前,我国大部分牧场主要依靠传统人工观察方式判断奶牛发情,生产效率低下,且容易产生漏检。因此,及时、准确地监测奶牛发情行为可以使奶牛适时受孕,从而缩短产犊间隔,延长泌乳期,提高奶牛生产效益^[3-4]。

奶牛发情时生理状况和行为特征与非发情时不同,表现出急躁不安,活动量增加,开始爬跨其他母牛或接受其他母牛爬跨,这些发情症状比较明显,易于直接观察^[5]。为了实现奶牛发情的自动监测,国内外学者采用物联网技术,研究了基于活动量^[6-9]、体温^[10-11]和声音^[12-13]的检测方法,通过加速度传感器、温度传感器和声音传感器获取奶牛的体征参数,进行体征数据的自动采集、传输和分析,以判断奶牛是否处于发情阶段。但此类接触式传感器以侵入式方式采集奶牛体征,安装在奶牛的不同部位会对奶牛产生应激不适,影响奶牛的日常行为,且奶牛所处环境复杂,信号传输容易受到环境噪声污染,影响对奶牛发情行为的准确判断。

近年来,随着人工智能和智慧畜牧业不断发展,视频监控和智能分析技术可以克服接触式传感器的弊端,在奶牛发情行为识别中取得了一些研究成果^[14-17]。采用视频技术研究奶牛发情行为,其识别背景比较单一,大多利用传统方法对奶牛发情行为进行识别,而群居养殖环境下图像背景复杂,奶牛发情行为爬跨特征按照传统方法不易提取,已有研究方法很难具有普适性,鲁棒性较差。随着深度学习的发展,其中卷积神经网络算法^[18-19](Convolutional neural network, CNN)无需改变图像的拓扑结构,可直接将图像作为输入,并能够实现图像特征的自动提取,已成功应用在手写字符识别^[20-21]、农作物识别^[22-23]、个体识别^[24-25]、行为识别^[26-27]等方面,这些研究为 CNN 应用于奶牛发情行为的识别提供了参考和可行性依据,同时 CNN 算法能够克服传统图像识别方法中复杂的特征提取,且具有良好的抗干扰能力,为复杂环境下奶牛发情行为识别提供了新的方向。

为实现基于机器视觉的非接触、低成本、实时的奶牛发情行为识别,本文在采集大量活动区奶牛视

频样本的基础上,利用视频图像序列样本量比较充分这一特点,通过深度学习对奶牛在活动区复杂背景下的发情行为进行识别,研究并提出基于卷积神经网络的奶牛发情行为识别方法,在设计奶牛行为视频采集方案的基础上,通过分析奶牛发情行为图像特征,设计优化 CNN 网络的结构和参数,以实现奶牛爬跨发情行为识别,提高奶牛发情监测的准确率和鲁棒性。

1 材料与方法

1.1 图像采集

试验视频来自陕西省宝鸡市扶风县西北农林科技大学畜牧教学实验基地的奶牛养殖场,视频拍摄对象为具备发情行为的健康荷斯坦奶牛。为了获取奶牛爬跨发情行为视频,通过查阅相关资料和咨询牛场养殖人员,可知奶牛发情行为主要发生在群居的活动区。为了对奶牛活动区进行全方位实时监控,根据奶牛场活动区划分,在两个活动区的对角线位置分别安装了 2 个 CCD 摄像机。网络摄像机为 YW7100HR09-SC62-TA12(深圳亿维锐创科技有限公司),分辨率为 200 万像素,通过 10/100M 自适应网口可以方便地进行远程实时查看和存储。奶牛单个活动场地尺寸约 30 m×18 m,为了保证摄像机视野能够监控整个奶牛活动区,将其安装于高度为 3.3 m 的牛棚支撑墙上,保持向下约 15.5°的倾角,以俯视角度进行拍摄,可以完整地获取单个奶牛活动区的视频。摄像机安装位置和采集的奶牛活动区视频帧如图 1 所示。

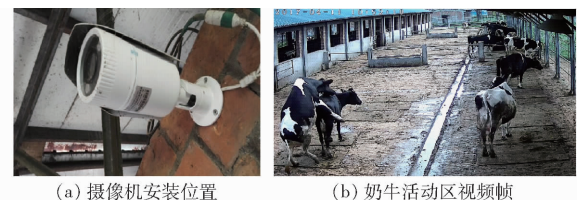


图 1 摄像机安装及视频采集结果
Fig.1 Results of camera installation and video acquisition

以养殖场内 50 头泌乳期荷斯坦奶牛为研究对象,通过网络视频服务器管理软件 NVS CENTER 对奶牛活动区视频进行远程存储,获取了 2017 年 1—6 月奶牛活动区视频 25 000 段,每段视频时长 10 min,视频为 PAL 制式,分辨率为 1 920 像素(水平)×1 080 像素(垂直),视频帧率为 30 f/s,平均码率为 3 200 kb/s。

1.2 样本数据集构建

由于奶牛活动区晚上光线昏暗,而白天自然光线比较充足,采集的视频质量较高,因此在采集的视频段中剔除每天 20:00 到次日 07:00 之间的视频

段,通过人工筛选出具有爬跨发情行为特征的视频 150 段,提取含有爬跨发情行为的 20 000 幅图像作为网络的正样本。在正样本选取过程中,通过人工选取能够避免样本的单一性,同时可以选取具备发情行为的不同爬跨姿态图像,使训练出的网络鲁棒性更好。在采集的视频段中,选择具有站立、卧躺、饮水等非发情行为样本 10 000 幅,试验所用数据集由正样本(20 000 幅)和负样本(10 000 幅)组成。



图 2 试验部分样本库示例

Fig. 2 Example images of partial sample

1.3 卷积神经网络构建

卷积神经网络是基于深度学习理论的一种人工神经网络,主要由输入层、卷积层、池化层以及输出层组成^[28]。奶牛发情行为的识别是对某一未知的奶牛行为图像进行识别和匹配,由于奶牛行为在视频图像中的位置不确定,以及奶牛行为存在不同程度的扭曲变形,与经典 LeNet-5 手写字符在图像中的位置不确定和扭曲变形相一致^[19]。因此,在参考 LeNet-5 网络框架的基础上,通过分析奶牛行为视频帧图像的特点,构建适合于奶牛发情行为识别的卷积神经网络,网络中核心层的选择描述如下:

(1)输入层。由于荷斯坦奶牛的颜色花纹是其身份识别的重要特征之一,同时考虑原始视频帧的成像通道数,将所筛选的正、负样本图像通过插值计算变化为 32×32×3 的矩阵,并将正、负样本分别标记为“2”和“1”,用来作为卷积网络训练的输入。

(2)卷积层。考虑到奶牛是大型活体动物,在活动区域内不是单一静止目标,发情的爬跨行为是持续的运动过程。因此,图像可能存在较强的平移、扭转、变形等因素,同时发情行为的爬跨会有两只奶牛同时出现,图像信息比较丰富。为了能将行为特征较好地提取出来,卷积层卷积核个数应相对较多,考虑到网络的训练速度,通过验证比对不同模型的

正样本中选择 15 000 幅、负样本中选择 8 000 幅用于所构建的卷积神经网络的训练和参数优化验证,并分别从正、负样本中随机选择 80% 构建训练集,20% 作为验证集。将正样本剩余的 5 000 幅和负样本剩余的 2 000 幅作为网络模型训练完成后验证效果的测试集,为了验证模型的识别性能,所构建的训练数据和测试数据之间不重叠。图 2 所示为获取的奶牛发情行为部分正、负样本。

准确率及训练耗时,本文网络结构采用 3 个卷积层 C1、C2、C3,与尺寸为 3×3、7×7 的卷积核相比,本文网络采用 5×5 的卷积核,能够提取出更加丰富的图像特征信息且能有效地降低数据的维数。因此,本文构建的网络中卷积核尺寸均采用 5×5,3 个卷积层 C1、C2、C3 卷积核的个数分别为 20、50、200,同时为了满足对输入彩色图像的识别,首个卷积层必须采用 3 维卷积核。

(3)BN 层。为了解决网络模型收敛时间长、参数内存需求较大的问题,网络引入批量规范化(Batch normalization, BN)加速网络收敛,防止过拟合。BN 可当作一个网络层添加到网络结构中,在网络卷积层 C1、C2 后分别添加 BN 层,通过规范化手段将输出按照同一批次的特征数值规范化至标准正态分布,有效提高网络训练速度。其实现批规范化的算法过程如下:

首先,计算每个批次样本的均值和方差

$$\mu = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \tag{1}$$

$$\sigma = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2 \tag{2}$$

式中 x_i ——输入值
 n ——批量化样本数量

μ ——批次样本的均值
 σ ——批次样本的方差
其次,将数据归一化处理

$$\hat{x}_i = \frac{x_i - \mu}{\sqrt{\sigma^2 + \varepsilon}} \tag{3}$$

式中 $\hat{x}_i$ ——归一化后的输入值
 ε ——抑制方差 σ 为 0 时分式不成立设置的常量,保证数值的稳定性

为了在归一化后不破坏特征数据的分布,需要通过重构变换来恢复原始的特征分布

$$y_i = \gamma \hat{x}_i + \beta \tag{4}$$

式中 y_i ——网络输出 γ, β ——BN 的参数

(4)池化层。由于卷积层得到的特征图数量较大,为了减少网络计算的复杂度,采用 Max-pooling 作为下采样方法,池化层滤波器核尺寸均为 2×2 。

$$x_i^l = \beta_i \max_{\text{pooling}}(x_i^{l-1}) + b_i^l \tag{5}$$

式中 l ——层数
 x_i^{l-1} —— $l-1$ 层第 i 个特征图
 x_i^l ——经过池化后的特征图
 β_i ——卷积层的权值系数

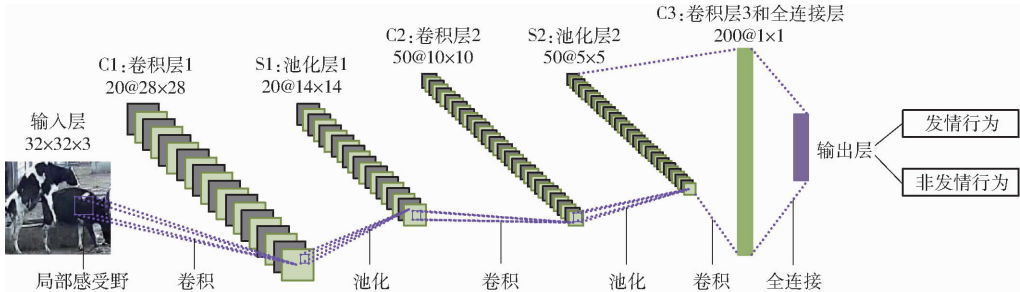


图 3 奶牛发情行为识别网络结构示意图

Fig. 3 Net architecture for cow estrus behavior recognition

2 奶牛发情行为识别结果与分析

2.1 试验测试平台

试验所用台式计算机配置为 InterCorei3 - 6100 CPU,主频 3.7 GHz,4 GB 内存,2 TB 硬盘,运行环境为 64 位 Windows 10,Matlab R2017b,Microsoft Visual Studio Professional 2015。

2.2 网络模型设计

使用 Matlab 的 MatConvnet 深度学习工具箱来搭建 $32 \times 32 - 20c - 2s - 50c - 2s - 200c - 2$ 的卷积神经网络^[30],CNN 网络中每层参数如表 1 所示。

由于网络是针对奶牛发情爬跨行为识别,因此设置的训练集有 2 个类别,分别是发情爬跨行为和 非发情行为。网络第 1 层为输入层,直接输入样本中彩色图像经预处理后获得的 $32 \times 32 \times 3$ 图像。为了保证网络尽快地收敛,避免陷入局部最优,采用

b_i^l —— l 层偏置
 $\max_{\text{pooling}}(\cdot)$ ——最大下采样函数
(5)激活函数。本文算法采用 ReLU 激活函数,使梯度在反向传播时较好地传递到前面的网络层,消除梯度弥散现象。同时 ReLU 能使一部分神经元的输出为 0,使得网络具有稀疏性,防止过拟合。ReLU 激活函数的定义^[29]为

$$\text{ReLU}(x) = \begin{cases} x & (x > 0) \\ 0 & (x \leq 0) \end{cases} \tag{6}$$

(6)输出层。通过全连接层和 Softmax 层对经过网络逐层提取的特征进行计算,Softmax 分类函数计算所属奶牛行为类别的概率,从而得到奶牛发情行为的识别结果。每一个维度输出概率为

$$S_{\mu}(x_i) = \frac{\exp(x_i)}{\sum_i \exp(x_i)} \tag{7}$$

式中 S_{μ} ——Softmax 分类函数

根据对卷积神经网络核心层分析,选用损失函数 Sofmax loss 对网络性能进行分析。本研究最终确定的卷积神经网络结构可表示为 $32 \times 32 - 20c - 2s - 50c - 2s - 200c - 2$,如图 3 所示。

表 1 CNN 中每层网络参数
Tab.1 Network parameters of each layer in CNN

网络层	图像尺寸/ (像素 × 像素)	特征图数量	滤波器尺寸
输入层	32 × 32	3	
卷积层 1	28 × 28	20	5 × 5
BN	28 × 28	20	
池化层 1	14 × 14	20	2 × 2
卷积层 2	10 × 10	50	5 × 5
BN	10 × 10	50	
池化层 2	5 × 5	50	2 × 2
卷积层 3	1 × 1	200	5 × 5
全连接层	1 × 1	200	
Softmax	1 × 1	2	

Xavier 方法^[31]对网络权重进行初始化,初始权重为神经网络结构相关的均匀分布随机数。

$$W \sim U(-\alpha, \alpha) \tag{8}$$

其中
$$\alpha = \frac{\sqrt{6}}{\sqrt{m_i + m_{i+1}}}$$

式中 $U(-\alpha, \alpha)$ ——在 $(-\alpha, \alpha)$ 之间的均匀分布函数

m_i ——第 i 层网络参数的数量

W ——网络权重

网络的训练参数设置为:每批处理图像数量 (BatchSize) 为 200, 样本迭代次数 (NumEpoch) 均设置为 30, 初始学习速率 (LearningRate) 设置为 0.005, 动量因子设置为 0.9。采用随机梯度下降 (Stochastic gradient descen, SGD) 算法对上述构建的训练集进行 30 次的迭代训练, 其变化曲线如图 4 所示。

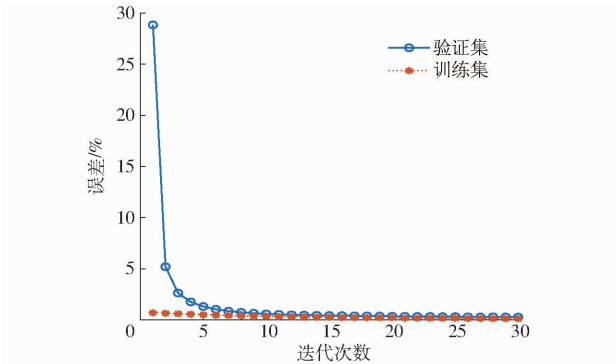


图 4 网络训练和验证误差曲线

Fig. 4 Errors curves of network training and validation

由图 4 可知, 随着迭代次数的不断增加, 训练集和验证集的分类误差逐渐降低, 当网络训练迭代到第 25 次时, 训练损失基本收敛并趋于稳定值, 网络对训练集和验证集的误识率都降低至 0, 并且从第 7 次迭代之后训练集和验证集两者的误差相差较小, 验证所设计的网络模型状况良好, 达到了较好的训练效果。

2.3 特征图分析

根据图 3 设计的网络结构, 在网络训练完成后, 使用测试集对网络模型进行测试来识别奶牛发情行为。图 5 为输入的测试图像经过卷积层 1、池化层之后各层所对应的特征图输出, 各矩阵数据分布于 0~1 之间, 其特征图中黑色表示数值为 0, 白色表示

数值为 1。

通过比较输入图、卷积层特征图和池化层特征图可知, 经过卷积层 1 后的特征图细节比较清晰, 和输入图较为相似, 较好地提取了输入图像的边缘信息, 表明卷积操作能够有效地提取奶牛行为特征, 通过卷积处理还可以平滑图像, 能够有效地消除奶牛场复杂背景的干扰, 增强了图像特征的提取。池化层在保留图像主要特征信息的同时可显著地减少数据的处理量, 降低网络的复杂度, 使提取的图像特征具有位移不变性, 提高了网络的抗畸变能力。

2.4 识别结果分析

由于视频监控拍摄的环境为奶牛群居散养下的活动区, 其发情行为的爬跨特征并非完全无遮挡的独立行为, 为了验证模型的可靠性和稳定性, 对 7 000 幅正、负测试集的奶牛行为进行分类识别。本文按照奶牛发情行为爬跨图像的完整程度, 将测试样本中 5 000 幅奶牛爬跨发情行为图像分成 2 种类型: 第 1 类是除了发情爬跨的两只奶牛外没有其他奶牛或环境的遮挡, 称为无遮挡发情行为, 第 2 类是发情爬跨行为图像中存在其他奶牛或环境遮挡部分发情行为, 造成对发情行为的干扰, 称为有遮挡发情行为。奶牛发情行为测试集图像分类如图 6 所示。

根据图 6 的分类将爬跨发情行为的 5 000 幅测试样本集分成无遮挡发情行为 2 183 幅和有遮挡发情行为 2 817 幅分别进行测试, 并对非发情行为的 2 000 幅图像进行网络性能测试, 表 2 给出了网络的识别分析结果。 T_p 和 F_N 分别表示奶牛爬跨发情行为测试样本中判断正确和错误的百分比, F_p 和 T_N 表示非发情行为测试样本中判断错误与正确的百分比。

采用准确率 (Positive predictive rate, PPR)、漏检率 (False negative rate, FNR) 对奶牛发情行为识别结果进行评价。计算公式为

$$V_{PPR} = \frac{T_p}{T_p + F_p} \tag{9}$$

$$V_{FNR} = \frac{F_N}{T_p + F_N} \tag{10}$$

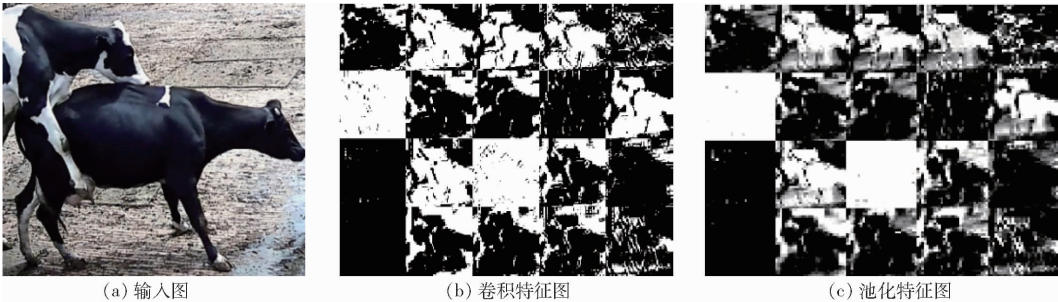


图 5 卷积神经网络卷积层 1 和池化层处理结果

Fig. 5 Results of the first convolution and pooling layer of CNN

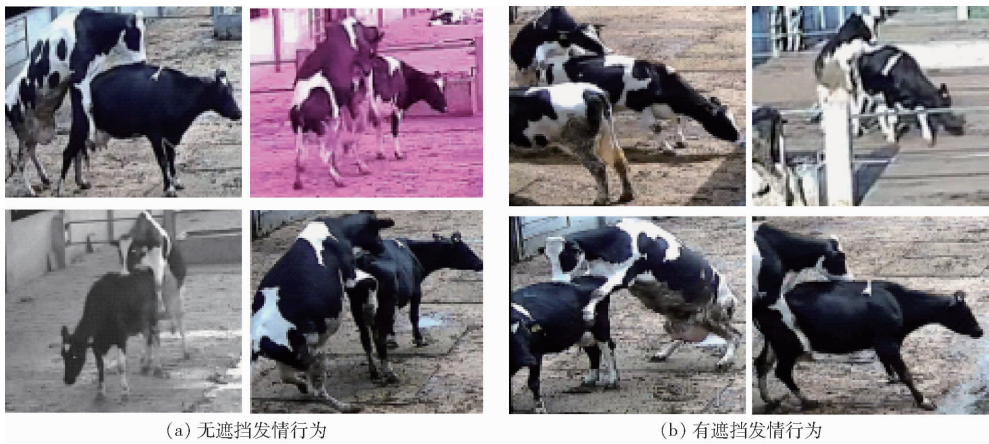


图 6 发情行为图像类别

Fig. 6 Categories of estrus behavior

表 2 奶牛行为识别结果

Tab. 2 Recognition results of cow behavior

卷积神经网络结构	测试类别	样本数量	识别正确数量	$T_p/\%$	$F_N/\%$	$F_P/\%$	$T_N/\%$
32 × 32 – 20c – 2s – 50c – 2s – 200c – 2	无遮挡发情行为	2 183	2 114	96. 83	3. 17		
	有遮挡发情行为	2 817	2 596	92. 15	7. 85		
	非发情行为	2 000	1 916			4. 20	95. 80

式中 V_{PPR} ——发情识别准确率
 V_{FNR} ——发情识别漏检率

由表 2 可知,在测试集 7 000 幅图像中共有爬跨发情行为 5 000 幅,本文方法识别到爬跨发情行为 4 794 幅,其中 4 710 幅为真发情行为,84 幅正常行为被误识别为发情行为。对奶牛爬跨发情行为识别的 T_p 为 94. 20%,对奶牛发情行为识别准确率为 98. 25%,漏检率为 5. 80%,误识别率为 1. 75%,系统的假阳性率比较低。如图 6b 所示的存在部分遮挡的发情行为也能被很好地识别出来,表明网络对奶牛爬跨发情行为的识别检测是可靠的,同时对奶牛行为的多样性、形变性具有较好的鲁棒性和较强的泛化能力。有遮挡发情行为 T_p 稍低的原因是发情行为部分遮挡严重,造成发情行为爬跨特征的变化,易被误识别为非发情行为。通过对存在部分遮挡的奶牛发情行为测试可知:由于奶牛发情时爬跨奶牛的头部在被爬跨奶牛的背脊处上扬,当爬跨行为被遮挡不超过爬跨区域的 40%、图像中包含发生爬跨行为的两只奶牛的头部信息时,奶牛发情行为还能较好地被网络所识别。经过对 7 000 幅奶牛行为图像测试可知,平均单幅图像识别时间为 0. 257 s,能够满足奶牛养殖场对奶牛发情行为实时检测要求。

通过以上网络测试结果分析可知,本文提出的算法对奶牛爬跨发情行为的识别准确率有显著提升,比张子儒^[16]采用传统 SVM 机器学习的识别准确率(90. 9%)提高了 7. 35 个百分点;比顾静秋等^[17]基于爬跨行为图像最小包围盒面积计算的奶牛发情行为

识别准确率(85. 2%)提高了 13. 05 个百分点。对于存在部分遮挡的奶牛发情行为识别,文献[16–17]均没有给出相关试验结果,而该网络对其测试的 T_p 达到 92. 15%,表明卷积神经网络在奶牛发情行为识别中具有较好的抗干扰能力,对活动区奶牛行为的多样性、移动性、形变性以及外界环境遮挡、光线变化、亮度不匀、背景复杂具有良好的鲁棒性。

本文重点研究基于深度学习对奶牛爬跨的发情行为进行识别,检测出爬跨行为后,可根据文献[32]方法,构建卷积神经网络对爬跨行为奶牛进行身份识别,以精确识别定位到发情奶牛。

3 结论

(1)根据奶牛发情行为的爬跨特征,提出了一种基于卷积神经网络的奶牛发情行为识别方法。试验结果表明,卷积神经网络模型可以从奶牛场复杂的背景中有效学习到奶牛行为的相关特征,弥补了传统机器视觉处理方法中奶牛行为特征不易选取的不足。

(2)奶牛行为具有明显的移动性、局部形变性,本文构建的 32 × 32 – 20c – 2s – 50c – 2s – 200c – 2 结构卷积神经网络,经过训练后对奶牛发情行为识别准确率为 98. 25%,漏检率为 5. 80%,误识别率为 1. 75%,平均单幅图像识别时间为 0. 257 s。网络对奶牛行为的平移、变形具有较好的识别能力,对复杂养殖环境中奶牛的发情行为识别具有较好的鲁棒性。

(3)所设计的网络模型可以较好地实现对视频监控中奶牛爬跨发情行为的识别,节约养殖人员的时间和精力,可为我国奶牛养殖业的精准化、信息化、智能化提供技术支撑。

参 考 文 献

- [1] 魏艳骄,朱晶. 乳业发展的国际经验分析:基于供给主体视角[J]. 中国农村经济,2019(2):115-130.
WEI Yanjiao, ZHU Jing. International experience in the development of the dairy industry: an analysis from the perspective of supply agents[J]. Chinese Rural Economy, 2019(2):115-130. (in Chinese)
- [2] 王玉庭. 浅谈发展本土奶源的重要性[J]. 中国乳业,2017(3):6-8.
WANG Yuting. Discussion on the importance of developing local milk source[J]. China Dairy, 2017(3):6-8. (in Chinese)
- [3] 田富洋,王冉冉,宋占华,等. 奶牛发情行为的检测研究[J]. 农机化研究,2011,33(12):223-227,232.
TIAN Fuyang, WANG Ranran, SONG Zhanhua, et al. Advances of oestrus detection in dairy cows[J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2011, 33(12):223-227, 232. (in Chinese)
- [4] 何东健,刘冬,赵凯旋. 精准畜牧业中动物信息智能感知与行为检测研究进展[J/OL]. 农业机械学报,2016,47(5):231-244.
HE Dongjian, LIU Dong, ZHAO Kaixuan. Review of perceiving animal information and behavior in precision livestock farming [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016, 47(5):231-244. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20160532&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2016.05.032. (in Chinese)
- [5] 宗哲英,王帅,苏力德,等. 奶牛发情行为的监测研究现状及进展[J]. 畜牧与兽医,2018,50(2):147-150.
ZONG Zheyang, WANG Shuai, SU Lide, et al. A review of research on monitoring the oestrus behavior of dairy cows[J]. Animal Husbandry & Veterinary Medicine, 2018, 50(2):147-150. (in Chinese)
- [6] 曹学浩,黄善琦,马树刚,等. 活动量监测技术的研究及其在奶牛繁殖管理中的应用[J]. 中国奶牛,2013(8):37-40.
CAO Xuehao, HUANG Shanqi, MA Shugang, et al. Applications of activity monitoring technology in dairy cattle breeding management[J]. China Dairy Cattle, 2013(8):37-40. (in Chinese)
- [7] ARNEY D R, KITWOOD S E, PHILLIPS C J C. The increase in activity during oestrus in dairy cows[J]. Applied Animal Behaviour Science, 1994, 40(3-4):211-218.
- [8] SAKAGUCHI M, FUJIKI R, YABUUCHI K, et al. Reliability of estrous detection in holstein heifers using a radiotelemetric pedometer located on the neck or legs under different rearing conditions[J]. Journal of Reproduction & Development, 2007, 53(4):819-828.
- [9] 郑伟,年景华,李军. 奶牛计步器的应用效果分析[J]. 中国奶牛,2014(22):32-34.
ZHENG Wei, NIAN Jinghua, LI Jun. Analysis on the application effect of cow pedometer[J]. China Dairy Cattle, 2014(22):32-34. (in Chinese)
- [10] TALUKDER S, KERRISK K L, INGENHOFF L, et al. Infrared technology for estrus detection and as a predictor of time of ovulation in dairy cows in a pasture-based system[J]. Theriogenology, 2014, 81(7):925-935.
- [11] SUTHAR V S, BURFEIND O, PATEL J S, et al. Body temperature around induced estrus in dairy cows[J]. Journal of Dairy Science, 2011, 94(5):2368-2373.
- [12] YAJUVENDRA S, LATHWAL S S, RAJPUT N, et al. Effective and accurate discrimination of individual dairy cattle through acoustic sensing[J]. Applied Animal Behaviour Science, 2013, 146(1-4):11-18.
- [13] CHUNG Y, LEE J, OH S, et al. Automatic detection of cow's oestrus in audio surveillance system[J]. Asian-Australasian Journal of Animal Sciences, 2013, 26(7):1030-1037.
- [14] DEL FRESNO M, MACCHI A, MARTI Z, et al. Application of color image segmentation to estrus detection[J]. Journal of Visualization, 2006, 9(2):171-178.
- [15] TSAI D, HUANG C. A motion and image analysis method for automatic detection of estrus and mating behavior in cattle[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2014, 104:25-31.
- [16] 张子儒. 基于视频分析的奶牛发情信息检测方法研究[D]. 杨凌:西北农林科技大学,2018.
ZHANG Ziru. Research on detection of cow estrus information based on video analysis[D]. Yangling: Northwest A&F University, 2018. (in Chinese)
- [17] 顾静秋,王志海,高荣华,等. 基于融合图像与运动量的奶牛行为识别方法[J/OL]. 农业机械学报,2017,48(6):145-151.
GU Jingqiu, WANG Zhihai, GAO Ronghua, et al. Recognition method of cow behavior based on combination of image and activities[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(6):145-151. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20170619&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2017.06.019. (in Chinese)
- [18] ZEILER M D, FERGUS R. Visualizing and understanding convolutional networks[C]// European Conference on Computer Vision. Springer, Cham, 2014:818-833.
- [19] KRIZHEVSKY A, SUTSKEVER I, HINTON G E. ImageNet classification with deep convolutional neural networks[C]// International Conference on Neural Information Processing Systems. Curran Associates Inc, 2012:1097-1105.

- [20] 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.
- [21] YANG W, JIN L, TAO D, et al. DropSample: a new training method to enhance deep convolutional neural networks for large-scale unconstrained handwritten chinese character recognition[J]. Pattern Recognition, 2016, 58(4): 190 – 203.
- [22] 孙俊, 谭文军, 毛罕平, 等. 基于改进卷积神经网络的多种植物叶片病害识别[J]. 农业工程学报, 2017, 33(19): 209 – 215.
SUN Jun, TAN Wenjun, MAO Hanping, et al. Recognition of multiple plant leaf diseases based on improved convolutional neural network[J]. Transactions of the CSAE, 2017, 33(19): 209 – 215. (in Chinese)
- [23] 傅隆生, 冯亚利, ELKAMIL T, 等. 基于卷积神经网络的田间多簇猕猴桃图像识别方法[J]. 农业工程学报, 2018, 34(2): 205 – 211.
FU Longsheng, FENG Yali, ELKAMIL T, et al. Image recognition method of multi-cluster kiwifruit in field based on convolutional neural networks[J]. Transactions of the CSAE, 2018, 34(2): 205 – 211. (in Chinese)
- [24] RONAO C A, CHO S B. Human activity recognition with smartphone sensors using deep learning neural networks[J]. Expert Systems with Applications, 2016, 59: 235 – 244.
- [25] 李伟山, 卫晨, 王琳. 改进的 Faster RCNN 煤矿井下行人检测算法[J]. 计算机工程与应用, 2019, 55(4): 200 – 207.
LI Weishan, WEI Chen, WANG Lin. An improved Faster RCNN approach for pedestrian detection in underground coal mine [J]. Computer Engineering and Applications, 2019, 55(4): 200 – 207. (in Chinese)
- [26] 杨秋妹, 肖德琴, 张根兴. 猪只饮水行为机器视觉自动识别[J/OL]. 农业机械学报, 2018, 49(6): 232 – 238.
YANG Qiumei, XIAO Deqin, ZHANG Genxing. Automatic pig drinking behavior recognition with machine vision[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(6): 232 – 238. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20180627&journal_id=jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2018.06.027. (in Chinese)
- [27] 马钰锡, 谭勖, 董旭, 等. 面向智能监控的行为识别[J]. 中国图象图形学报, 2019, 24(2): 282 – 290.
MA Yuxi, TAN Li, DONG Xu, et al. Action recognition for intelligent monitoring[J]. Journal of Image and Graphics, 2019, 24(2): 282 – 290. (in Chinese)
- [28] 段萌, 王功鹏, 牛常勇. 基于卷积神经网络的小样本图像识别方法[J]. 计算机工程与设计, 2018, 39(1): 224 – 229.
DUAN Meng, WANG Gongpeng, NIU Changyong. Method of small sample size image recognition based on convolution neural network[J]. Computer Engineering and Design, 2018, 39(1): 224 – 229. (in Chinese)
- [29] GLOROT X, BORDES A, BENGIO Y. Deep sparse rectifier neural networks [C] // Proceedings of 14th International Conference on Artificial Intelligence and Statistics. Brookline, MA: Microtome Publishing, 2011: 315 – 323.
- [30] VEDALDI A, LNEC K. MatConvNet: convolutional neural networks for MATLAB [C] // ACM International Conference on Multimedia, ACM, 2015: 689 – 692.
- [31] GLOROT X, BENGIO Y. Understanding the difficulty of training deep feedforward neural networks[J]. Journal of Machine Learning Research, 2010, 9: 249 – 256.
- [32] 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]. 农业工程报, 2015, 31(5): 181 – 187.
ZHAO Kaixuan, HE Dongjian. Recognition of individual dairy cattle based on convolutional neural networks[J]. Transactions of the CSAE, 2015, 31(5): 181 – 187. (in Chinese)