

基于深度与传统特征融合的非限制条件下奶牛个体识别

司永胜^{1,2} 王朝阳^{1,2} 张艳¹ 王克俭^{1,2} 刘刚³

(1. 河北农业大学信息科学与技术学院, 保定 071001; 2. 河北省农业大数据重点实验室, 保定 071001;
3. 中国农业大学农业农村部农业信息获取技术重点实验室, 北京 100083)

摘要: 针对非限制条件下奶牛的个体识别,提出了一种基于深度特征与传统特征融合的奶牛识别方法。首先利用Mask R-CNN识别站立和躺卧姿态下的奶牛。其次,用两种方法提取奶牛的特征概率向量:用卷积神经网络(Convolutional neural network, CNN)提取Softmax层概率向量形式的深度特征;人工提取并利用近邻成分分析(Neighbourhood component analysis, NCA)选择传统特征,并将其输入支持向量机(Support vector machine, SVM)模型,输出概率向量。最后对两种特征进行融合,并基于融合后的特征采用SVM对奶牛进行分类。对58头奶牛站立和躺卧姿态的数据集进行了个体识别实验,结果表明,对于站立和躺卧姿态下的奶牛,与单独使用深度特征相比,特征融合方法准确率分别提高约3个百分点和2个百分点;与单独使用传统特征相比,特征融合方法准确率分别提高约5个百分点和10个百分点。站立和躺卧姿态下的奶牛个体识别率分别达到98.66%和94.06%。本文研究结果可为智能奶牛行为分析、疾病检测等提供有效的技术支持。

关键词: 奶牛; 非限制条件; 个体识别; 机器视觉; 特征提取; 特征融合

中图分类号: TP391.4 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2023)06-0272-08 OSID: 

Individual Identification of Dairy Cows under Unrestricted Conditions
Based on Fusion of Deep and Traditional Features

SI Yongsheng^{1,2} WANG Zhaoyang^{1,2} ZHANG Yan¹ WANG Kejian^{1,2} LIU Gang³

(1. College of Information Science and Technology, Hebei Agricultural University, Baoding 071001, China
2. Key Laboratory of Agricultural Big Data of Hebei Province, Baoding 071001, China
3. Key Laboratory of Agricultural Information Acquisition Technology,
Ministry of Agriculture and Rural Affairs, China Agricultural University, Beijing 100083, China)

Abstract: Cow individual recognition is the premise of automatic cow behavior analysis and disease detection, which is important for achieving precision animal husbandry. An individual identification method of dairy cows under unrestricted conditions based on the fusion of deep features and traditional features was proposed. Firstly, Mask R-CNN was used to identify cows in standing and lying positions. Secondly, two methods were used to extract the feature probability vectors of dairy cows. Convolutional neural network (CNN) was used to extract the deep features in the form of probability vectors of Softmax layer. The traditional features were manually extracted and selected by neighbourhood component analysis (NCA), and input into the support vector machine (SVM) model to output the probability vector. Finally, the two features were fused. Based on the fused features, SVM was used to classify the dairy cows. The experiment of cow individual identification was carried out on the image data set of 58 cows in standing and lying positions. The results showed that for cows in standing and lying cows, the feature fusion method improved the accuracy by about 3 percentage points and 2 percentage points compared with that using deep features alone, and the accuracy of the feature fusion method was improved by about 5 percentage points and 10 percentage points for cows in standing and lying postures, respectively, compared with traditional features alone. The accuracy of the method proposed reached 98.66% and

收稿日期: 2022-09-26 修回日期: 2022-11-18
基金项目: 河北省重点研发计划项目(22327404D)、国家重点研发计划项目(2021YFD1300502)和河北农业大学精准畜牧学科群建设项目(1090064)
作者简介: 司永胜(1973—),男,副教授,主要从事农业领域机器视觉应用及无损检测研究,E-mail: siyongsheng@hebau.edu.cn
通信作者: 刘刚(1966—),男,教授,博士生导师,主要从事电子信息技术农业应用研究,E-mail: pac@cau.edu.cn

94.06% for standing and lying cows, respectively. The results can provide effective technical support for intelligent cow behavior analysis, disease detection, etc.

Key words: dairy cows; unrestricted conditions; individual recognition; machine vision; feature extraction; feature fusion

0 引言

在现代奶牛养殖管理中,准确可靠地识别每头奶牛具有重要意义^[1-2]。奶牛个体识别是智能挤奶、健康监测、行为识别分析等奶牛精准管理的基础^[3]。

通过肉眼进行人工奶牛个体识别因存在费时、费力等缺点^[4],逐渐被射频识别技术(RFID)所取代。部分养殖企业采用了基于RFID的电子标签进行奶牛个体识别。电子耳标只能在接近读卡器的位置被识别。此外,电子耳标易脱落和损坏、易受到外部电磁环境干扰、成本较高^[5]。基于计算机视觉的个体识别具有非接触、成本低、不易引起牲畜应激反应等优点^[6-7]。

基于机器视觉技术的奶牛个体识别^[8-9]方法可分为两种:传统的人工提取图像特征,然后利用机器学习方法进行分类^[10];基于深度学习方法提取深度特征,对奶牛个体进行识别^[11]。在使用传统特征对奶牛识别方面,LI等^[12]采集尾根部图像,提取Zernike不变矩特征,利用SVM对奶牛进行个体识别,识别准确率为99.6%。蔡骋等^[13]提出用自适应级联检测器定位牛脸位置,用统计迭代模型提取牛脸轮廓,实现了肉牛的面部轮廓提取。XIAO等^[14]提取奶牛背部花纹的特征,对特征进行选择后使用SVM对奶牛个体进行识别,识别准确率为98.67%。随着深度学习研究的深入,基于深度学习技术提取深度特征对奶牛进行识别取得了较大的进展。HU等^[15]使用YOLO算法对奶牛个体进行定位,然后利用分割算法将牛身体分为头、躯干和腿部3部分,使用神经网络分别进行特征提取,利用SVM对奶牛进行个体识别,识别准确率为98.36%。何东健等^[16]改进YOLO模型,利用奶牛背部花纹对通过挤奶通道的奶牛进行识别,识别准确率为95.91%。

上述研究大部分是在奶牛处于挤奶厅或过道等位置的限制性条件下的识别,奶牛和相机的位置和角度固定,花纹变化较小。非限制性条件下奶牛个体识别具有较强的实际意义,但由于奶牛姿态的变化、拍摄角度和相对位置的变化,识别难度较大。TASSINAIR等^[17]利用奶牛两个侧面的花纹信息,基于YOLO对牛舍中自由活动的非限制性条件下的奶牛进行识别,识别准确率为75.59%,识别率较低。

大部分研究都是单独利用人工提取的传统特征或单独利用深度学习提取深度特征进行识别。深度学习方法能很好地描述低级特征和高级特征,但在提取局部空间特征方面不如传统的特征提取可靠^[18]。有研究证实了深度特征与传统的互补性,将二者融合可以有效提高识别准确率^[19]。

奶牛个体识别对提高奶牛福利和养殖效率具有重要意义。本文以非限制条件下的站立和躺卧姿态的奶牛为研究对象,将利用深度学习提取的深度特征和人工提取的传统特征相融合,进而利用融合后的特征进行奶牛个体识别,以期为实现奶牛行为智能分析、疾病检测、牛奶溯源和精准饲喂等提供技术支持。

1 实验材料

1.1 视频图像采集

本文视频数据采集自河北省保定市宏达牧场,2021年11月8—11日连续4d。图像采集时间为08:00—17:00,采集58头荷斯坦奶牛在活动区活动和在休息区躺卧的奶牛图像,图1为图像采集示意图。

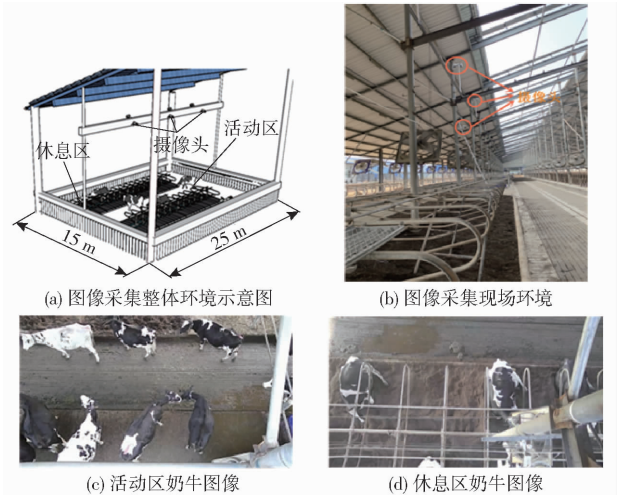


图1 数据采集示意图

Fig. 1 Data acquisition diagrams

本文实验牛舍长25m,宽15m,为避免遮挡,采集奶牛的俯视视频。4个摄像头(DH-IPC-HFW4838M-I)安装在休息区和活动区上方的横梁上,如图1a所示,安装位置距地面7.5m,摄像头与水平方向夹角约80°,确保4个摄像头拍摄范围能覆盖整个实验牛舍,图1b为图像采集现场环境。

采集视频的分辨率为2560像素×1440像素,帧率为25f/s。在每个摄像头拍摄的视频中随机选

取 4 000 幅图像,用于奶牛图像的分割,4 个摄像头共选取 16 000 幅图像,其中活动区 8 000 幅,休息区 8 000 幅。图 1c、1d 分别为活动区和休息区采集到的图像,活动区的奶牛可能出现在该区任意位置,同时,休息区的奶牛也可以随意选择卧床位置,这都导致了奶牛在图像中的位置不固定。出现在图像中不同位置的同一头奶牛花纹图案有较大变化。服务器配置为 Intel Xeon Silver 4208 CPU, Nvidia GeForce RTX 3090 GPU。图像分割、深度特征与传统特征提取均使用 Python 语言编写,传统特征选择及奶牛分类均在 Matlab R2017b 上实现。

1.2 图像预处理

Mask R - CNN 已经被验证可较好地用于复杂环境下的奶牛分割^[20-21],本文采用 Mask R - CNN 对奶牛的躺卧和站立姿态进行识别和图像分割,识别和分割结果如图 2 所示。由于头部的晃动会造成花纹特征不稳定,对站立姿态和躺卧姿态的奶牛都提取躯干部为感兴趣区域。图 2a 为 Mask R - CNN 对不同姿态奶牛检测到的感兴趣区域。

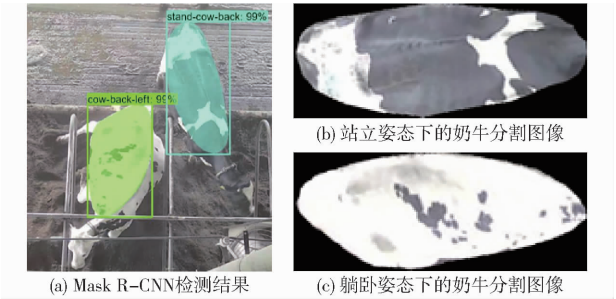


图 2 Mask R - CNN 检测结果及分割后的奶牛图像
Fig.2 Mask R - CNN detection results and segmented cow images

对于休息区和活动区采集到的奶牛图像,按照 7:2:1 的比例划分为训练集、验证集、测试集。本文使用 Labelme 对训练集和验证集图像进行标记。由于牛舍中奶牛会出现站立、朝左侧躺卧、朝右侧躺卧 3 种姿态,因此对奶牛进行标记时将图像标签分为站立、朝左侧躺卧和朝右侧躺卧 3 种。为加快模型的训练过程以及防止过拟合,批量大小 (Batchsize) 设置为 2,学习率设置为 0.001,权重衰减设置为 0.000 1,冲量设定为 0.9,交并比 (IOU) 设定为 0.7,置信度设定为 0.7,迭代次数设置为 500。利用训练

集、验证集图像训练 Mask R - CNN 模型,然后利用训练后的模型对测试集图像进行识别分割,自动输出识别为朝左侧躺卧、朝右侧躺卧和站立的图像。在图 2a 中识别为站立姿态并以浅蓝色标注的奶牛的分割效果如图 2b 所示,在图 2a 中识别为躺卧姿态并以黄绿色标注的奶牛分割效果如图 2c 所示。

由于奶牛图像方向和大小不同,参考文献[14]的方法将分割后的奶牛图像标准化。标准化后的奶牛图像头部朝向相同,尺寸为 256 像素 × 64 像素。

由每头奶牛标准化的图像中分别随机选取 100 幅背部图像、100 幅左侧躺卧图像和 100 幅右侧躺卧图像,用于奶牛特征提取及识别。58 头奶牛共计选取 17 400 幅图像。然后将随机选取的 17 400 幅图像按照 7:3 的比例随机划分为特征提取的训练集和验证集。

2 研究方法

奶牛的特征融合及识别过程如图 3 所示。分别由两条路径提取奶牛的特征:由 CNN 提取 Softmax 层概率向量形式的深度特征;人工提取并采用 NCA 选择的传统特征,并将其输入 SVM 模型后输出概率向量。即两条路径得到的特征都是概率向量的形式。将上述概率向量形式的特征融合后再次输入 SVM 分类模型,得到最终的奶牛个体识别结果。

2.1 传统特征提取

荷斯坦奶牛仅有黑白两种底纹,其颜色特征不明显,但有丰富的花纹特征,因此本文提取奶牛花纹形状特征。利用 OTSU 法将选取的标准化后的图像转化为二值图像^[22],提取二值图像中的花纹形状特征。

2.1.1 Hu 矩特征

Hu 矩是归一化矩的线性组合,Hu 矩具有旋转、平移、缩放不变性,本文选取 Hu 矩作为奶牛图像特征。

Hu 矩由不变矩与中心矩构成。大小为 $M \times N$ 的二值图像由 $f(x,y)$ 表示,则 $p+q$ 阶不变矩和中心矩的公式为

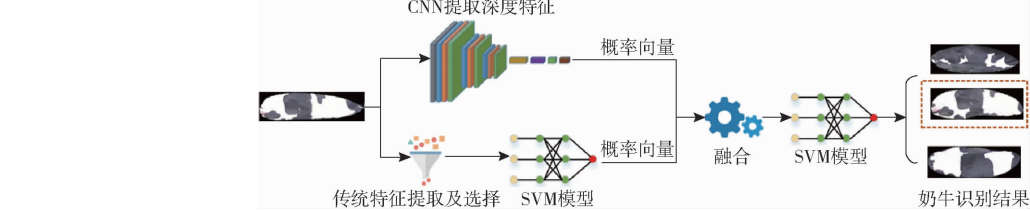


图 3 奶牛特征融合及个体识别
Fig.3 Feature fusion and individual recognition of dairy cows

$$m_{pq} = \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N x^p y^q f(x, y) \quad (p, q = 0, 1, 2, \dots) \tag{1}$$

$$\mu_{pq} = \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N (x - x_0)^p (y - y_0)^q f(x, y) \tag{2}$$

$(p, q = 0, 1, 2, \dots)$

其中 $x_0 = \frac{m_{10}}{m_{00}}$ (3)

$$y_0 = \frac{m_{01}}{m_{00}} \tag{4}$$

式中 M, N ——原始图像的长度、宽度
 (x, y) ——图像坐标
 p, q ——矩的阶数
 $f(x, y)$ ——坐标 (x, y) 处的像素值
 m_{pq} ——图像 $p + q$ 阶不变矩
 μ_{pq} ——图像 $p + q$ 阶中心矩
 (x_0, y_0) ——图像矩心坐标

归一化中心矩定义为

$$y_{pq} = \frac{\mu_{pq}}{\mu_{00}^{\frac{p+q+2}{2}}} \tag{5}$$

式中 y_{pq} —— $p + q$ 阶归一化中心矩
 μ_{00} ——图像 0 阶中心矩

利用二阶和三阶中心矩构造 7 个不变矩, 分别定义为

$$I_1 = y_{20} + y_{02} \tag{6}$$

$$I_2 = (y_{20} - y_{02})^2 + 4y_{11}^2 \tag{7}$$

$$I_3 = (y_{30} - 3y_{12})^2 + (3y_{21} - y_{03})^2 \tag{8}$$

$$I_4 = (y_{30} + y_{12})^2 + (y_{21} + y_{03})^2 \tag{9}$$

$$I_5 =$$

$$(y_{30} - 3y_{12})(y_{30} + y_{12})[(y_{30} + y_{12})^2 - 3(y_{21} + y_{03})^2] + (3y_{21} - y_{03})(y_{21} + y_{03})[3(y_{30} + y_{12})^2 - (y_{21} + y_{03})^2] \tag{10}$$

$$I_6 = (y_{20} - y_{02})[(y_{30} + y_{12})^2 - (y_{21} + y_{03})^2] + 4y_{11}(y_{30} + y_{12})(y_{21} + y_{03}) \tag{11}$$

$$I_7 =$$

$$(3y_{21} - y_{03})(y_{30} + y_{12})[(y_{30} + y_{12})^2 - 3(y_{21} + y_{03})^2] - (y_{30} - 3y_{12})(y_{21} + y_{03})[3(y_{30} + y_{12})^2 - (y_{21} + y_{03})^2] \tag{12}$$

式中 $I_1, I_2, \dots, I_7$ ——Hu 矩特征值

计算每个奶牛图像的 7 个 Hu 矩特征, 形成 Hu 矩特征向量。

2.1.2 全局形状特征提取

由于奶牛处于非限制条件下, 随着拍摄距离和角度的变化, 奶牛全局花纹会有些变化, 但有部分特征可能变化较小。

(1) 连通域个数

奶牛白色花纹数量是花纹特征中比较稳定的属性。本文统计奶牛二值化图像中白色花纹的连通域数量作为全局特征。

(2) 白色花纹面积

奶牛白色花纹面积反映白色花纹绝对数量。

(3) 黑色花纹和白色花纹面积比值

黑色和白色花纹的比值体现了奶牛白色花纹相对数量。

(4) 花纹投影特征

奶牛花纹投影特征反映奶牛花纹的整体分布情况。对奶牛二值图像的白色像素分别进行水平和垂直两个方向的投影, 得到投影直方图。如图 4 所示, 利用 OTSU 法将站立奶牛背部图像(图 4a)转换为二值图像(图 4b), 然后将奶牛的二值图像进行投影, 得到奶牛的垂直投影直方图(图 4c)。

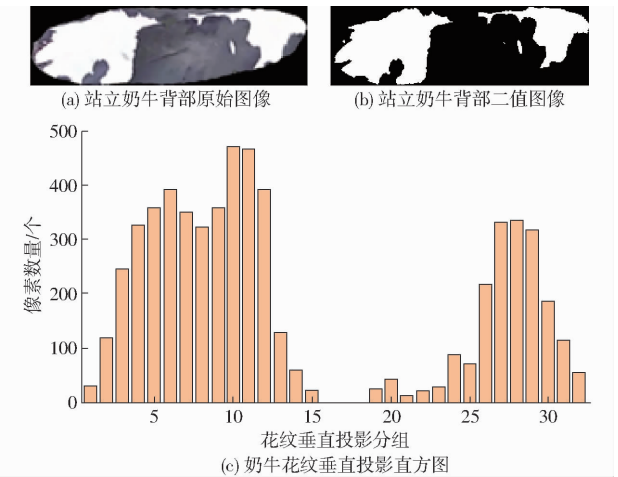


图 4 奶牛白色花纹投影特征提取

Fig. 4 White pattern projection feature extraction of dairy cows

2.1.3 局部花纹特征提取

奶牛具有多个花纹, 但最大花纹最容易检测且相对稳定, 本文提取最大花纹的面积、矩形度和长宽比作为局部特征信息。其中矩形度可以体现目标对其外接矩形的充满程度, 用目标的面积与最小外接矩形的面积之比来描述。最大花纹的最小外接矩形的长宽比是表征最大花纹形状的另外一个特征。

2.2 传统图像特征选择

NCA 是一种属于 Filter 的特征选择的非参数方法, 其目标是最大限度地提高回归和分类算法的预测精度。NCA 基于给定的距离度量算法对样本进行度量, 借助度量学习中的马氏距离概念, 使用 fscnca 函数通过正则化进行 NCA 特征选择, 输出每个特征的特征权重, 特征权重表示所提取特征的重要性。

基于提取的传统特征和特征权重的大小,利用 SVM 对奶牛个体进行预测,所有特征子集用于训练多个 SVM 分类器,将识别准确率最高的 SVM 分类器对应的特征子集确定为最佳特征子集。最佳特征子集在 SVM 分类器中的输出即为传统特征对应的概率向量。

2.3 深度特征提取

相对复杂的深度学习模型要求海量的样本避免过拟合的问题。在数据量相对有限的情况下,AlexNet 模型比 VGGNet 和 ResNet 在奶牛特征提取上表现更优^[23-24]。本文选择 AlexNet 进行深度特征提取。

AlexNet 在 ImageNet 的分类任务中有较高的分类性能。为了提取站立和躺卧姿态下奶牛图像的深度特征,分别训练了两个经过微调的 AlexNet 模型。使用 ImageNet 上预训练的权重作为模型的初始参数,通过微调最后两层参数生成一个新的模型^[25]。利用训练后两个模型分别提取相应的深度特征,即 Softmax 层的特征。

为了加快模型的训练速度以及防止过拟合,Batchsize 设置为 64,学习率设置为 0.01,当模型的损失函数小幅波动时,将学习率变为原来的 1/10。

2.4 传统特征和深度特征融合

如图 3 所示,训练后的 CNN 模型输出的带有 Softmax 激活的深度特征为概率向量的形式。利用 NCA 特征选择后的传统特征训练的 SVM 模型也输出概率向量。采用特征加权求和、特征值求和和特征最大值 3 种融合方法将上述两种概率向量相融合,使用融合后的概率向量(即融合特征)训练 SVM 模型并对奶牛进行个体识别,根据奶牛识别的结果,选取最佳融合策略。

2.5 奶牛个体识别及评价指标

将融合后的特征向量用于训练新的 SVM 模型,然后将验证集中的融合特征输入到该 SVM 模型中进行分类^[19],得到最终的识别结果。本文采用径向基函数建立 SVM 模型,惩罚系数 C 与 γ 参数为最优经验值,采用奶牛识别的准确率作为模型性能的评价指标。

3 结果与分析

3.1 传统特征选择

图 5 展示了传统特征在奶牛识别中的权重,其中图 5a、5b 分别为使用 NCA 特征选择后站立和躺卧姿态下奶牛传统特征权重。两种姿态下,白色花纹投影 P_w 、Hu 矩特征中的 I_1 、黑白花纹面积比值 R_{bw} 、最大花纹的矩形度 R_{rec} 、长宽比 R_{lw} 、最大连通域

面积 A_{max} 、白色花纹面积 A_w 、Hu 矩特征中的 I_2 和白色花纹连通域个数 N_{cd} 是权重最高的 9 个特征,其中 P_w 、 I_1 、 R_{lw} 、 A_{max} 和 N_{cd} 5 个特征在两种姿态下权重排序相同。 R_{bw} 和 R_{rec} 处于权重排序的 3、4 位, A_w 和 I_2 处于权重排序 7、8 位,但在两种姿态下颠倒次序。Hu 矩中的 I_1 和 I_2 权重较大, $I_3 \sim I_7$ 权重较小。具体说明不同阶次的矩描述不同目标的属性,低阶 Hu 矩提供图像的基本形状和描述目标的细节和复杂性^[26]。但高阶矩容易受到噪声的影响。

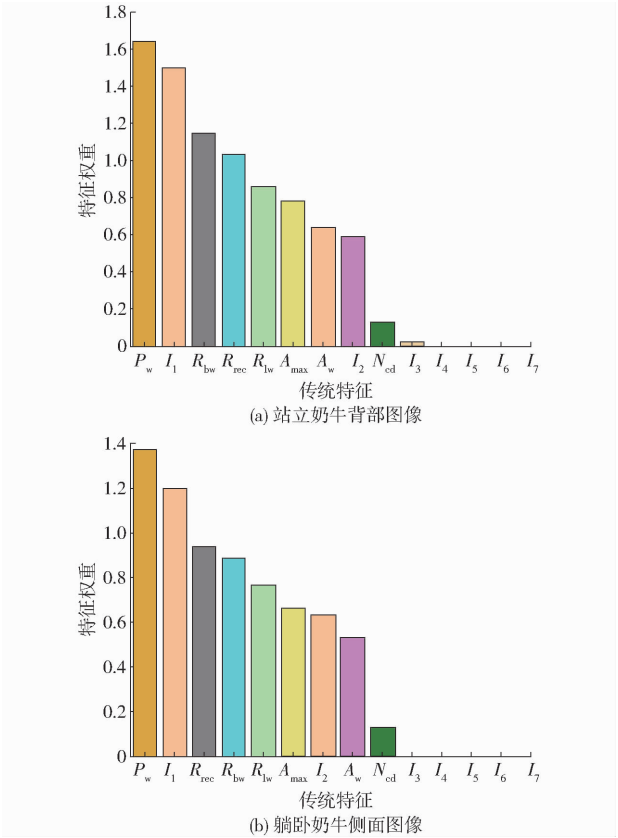


图 5 奶牛图像传统特征权重

Fig. 5 Traditional feature weight of cow image

根据特征权重,依次按照由高到低的顺序,逐步累加特征,首先使用权重最高的单个特征进行识别,接着将权重次高的特征加入,获得奶牛识别结果。依此类推将特征加入后奶牛的识别结果如图 6 所示。单独使用白色花纹投影 P_w 对站立奶牛进行识别的准确率为 88.39%,对躺卧姿态的识别准确率为 78.45%。然后根据特征权重由大到小依次加入其余传统特征。尽管增长幅度较小,但两种姿态下的识别准确率都逐渐提高。增加到 8 个特征时,站立和躺卧姿态下准确率分别达到 93.87% 和 84.31%,此后再加入特征,准确率降低。因此最佳的特征子集为 P_w 、 I_1 、 R_{bw} 、 R_{rec} 、 R_{lw} 、 A_{max} 、 A_w 和 I_2 。

加入特征 N_{cd} 后,准确率降低。分析识别错误样本后可知,一些花纹面积较小,这些较小的花纹对相机拍摄角度较敏感,不是可靠的特征。加入 Hu

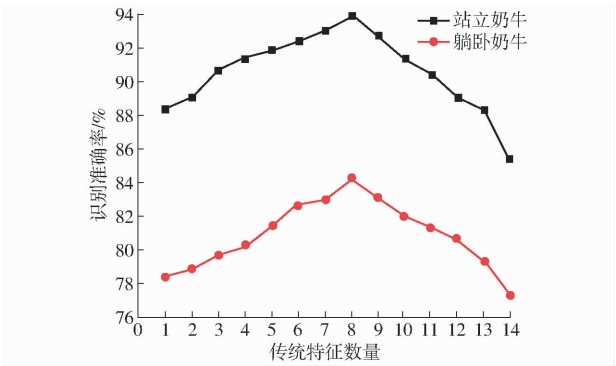


图 6 使用传统特征的奶牛识别准确率
Fig. 6 Cow identification accuracy using traditional characteristics

矩 $I_3 \sim I_7$ 后,识别准确率逐渐降低。由于拍摄角度和距离的变化,奶牛花纹变化较大,需要矩特征具备良好的旋转、缩放和平移不变性,而基于二阶矩的不变矩才具备上述特征,只有 I_1 和 I_2 由二阶矩组成。Hu 矩特征中的高阶矩对花纹的大小、方向等变化敏感。

3.2 奶牛深度特征图及分析

图 7 为输入图像及前两个卷积层的特征图。图 7a 中存在细小的噪声点,图 7b 中奶牛的背部轮廓以及黑白花纹的类别和花纹的形状等特征可以较好地得到展示。图 7b 同时显示了卷积运算的滤波和平滑效果,特征图中消除了原始图像中白色花纹等部分的细小噪声点,减少了噪声和增强了特征。图 7b 中卷积运算将输入图像映射到不同的灰度空间,在光照不均匀的情况下抵抗外界干扰^[15],因此,卷积运算提高了网络的鲁棒性。随着网络卷积层的深入,提取的特征越来越抽象(图 7c),即深度特征的可解释性较差。

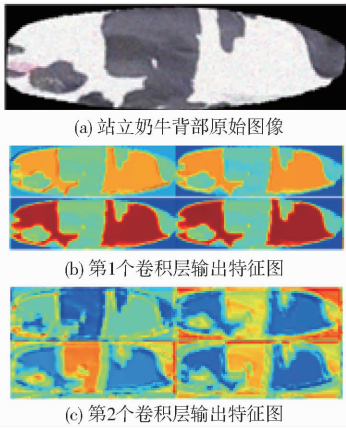


图 7 卷积层特征图

Fig. 7 Feature maps of convolutional layers

3.3 奶牛特征融合结果分析

图 8 为单独采用传统特征、深度特征及特征融合的特征值求和、特征最大值和特征加权求和 3 种特征融合策略分别对站立和躺卧姿态奶牛进行

个体识别的累计匹配 (Cumulative match characteristic, CMC) 曲线。单独采用深度特征识别站立和躺卧姿态奶牛的准确率均高于利用传统特征的准确率。这表明对于奶牛个体识别,相比传统特征,深度特征具有更强的表征能力。深度特征在站立姿态和躺卧姿态下的识别准确率分别为 96% 和 94%。传统特征在两种姿态下识别准确率分别为 94% 和 84%。和站立姿态相比,躺卧姿态下的奶牛花纹变形较大。说明传统特征更容易受到花纹形变的影响。文献[12]验证了传统特征中的矩特征对奶牛花纹的旋转、尺度变化和平移等不敏感,和本文结果有差异。可能原因是本文的花纹变形是由奶牛姿态不同导致的,而文献[12]中的花纹变形是人为设置,前者的变形情况比后者更加复杂,并非单一的旋转、平移或尺度变化。3 种特征融合方法中,加权求和方式的识别准确率最高。和深度特征识别相比,站立姿态的加权求和准确率提高约 3 个百分点,躺卧姿态的加权求和准确率提高约 2 个百分点,和传统特征识别相比,站立姿态的加权求和准确率提高约 5 个百分点,躺卧姿态的加权求和准确率提高约 10 个百分点。这再次验证了对于花纹变形较大的躺卧姿态,传统特征表征能力较差。同时表明,在花纹变形较小的情况下,传统特征和深度特征更具备互补性。

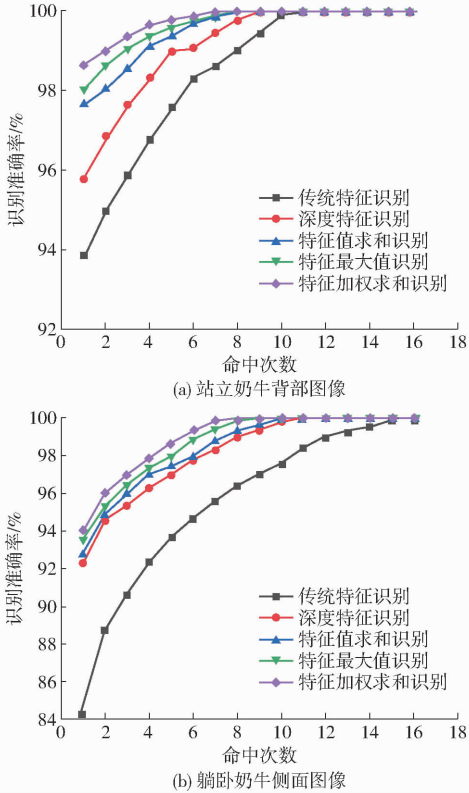


图 8 奶牛识别的 CMC 曲线

Fig. 8 CMC curves for cow identification

采用特征加权求和策略的融合方法达到了最高的准确率,在这 3 种融合策略之中,加权的性能普遍优于其它两种融合策略。其主要原因是奶牛个体识别的深度特征明显优于传统特征,特征值求和的融合不能体现深度特征的这种优势,特征最大值识别可以体现深度特征的优势,却忽略了传统特征的作用。特征加权求和根据两种特征的重要性进行融合。

为求取最佳加权系数,对深度特征概率向量和传统特征概率向量权重系数以步长为 0.1 进行不同组合。表 1 为特征加权求和的深度特征概率向量和传统特征概率向量权重系数比例分别为 9:1、8:2、7:3、6:4、5:5 时躺卧和站立奶牛的识别准确率。站立姿态下的奶牛深度特征概率向量和传统特征概率向量的比例系数为 6:4 时奶牛的个体识别准确率最高,为 98.66%,而躺卧姿态下的奶牛比例系数为 8:2 时识别准确率最高,为 94.06%。奶牛的姿态不同,特征融合时的奶牛最佳权重系数也不相同。传统特征对花纹变形较小的站立姿态奶牛具有更好的表征能力,所以其在站立姿态下权重占比相对较大。但意外的是,躺卧姿态下,权重系数的变化并没有明显影响奶牛的识别准确率,分析融合前的概率向量和最终的识别结果,主要原因是:大部分深度特征概率向量中目标奶牛所对应的概率元素值远大于其它奶牛所对应的概率元素值,使得传统特征概率向量的权重变化对融合后的识别准确率影响较小。但有少部分深度特征和传统特征概率元素的最大值所对应的都不是目标奶牛,但利用融合后的特征实现了准确识别。

表 1 特征融合时不同权重系数比例的奶牛识别准确率					
Tab.1 Identification accuracy of cows with different weight coefficients during feature fusions					%
权重系数比例	9:1	8:2	7:3	6:4	5:5
站立	96.65	97.45	97.78	98.66	97.76
躺卧	93.34	94.06	93.28	92.43	92.38

图 9 为使用不同特征的奶牛识别准确率箱线图。利用传统特征识别躺卧姿态下的奶牛的准确率波动较大,最小值约为 66%,识别准确率较低,传统特征难以实现躺卧奶牛的个体识别。和单独采用深度特征相比,站立姿态的特征融合方法的箱子高度和端线间的长度明显缩短,融合后的方法稳定性更好,同时,中位线与上四分位数线重合,没有在箱内显示,说明超过 50% 的奶牛识别准确率达到 100%。

和单独采用深度特征相比,躺卧姿态的融合方法的中位线和均值提升不明显,但上四分位数线和上端线重合,说明更多的奶牛识别准确率达到 100%。与站立姿态融合方法的箱体和端线长度相比,躺卧姿态融合方法的箱体和端线长度更长,说明对于躺卧奶牛,特征融合方法识别的准确率波动较大,其中约 25% 样本准确率低于 90%。从图 9 可看出,采用本文方法,站立姿态下奶牛个体的识别准确率差异较小,而躺卧姿态下奶牛个体的识别准确率差异较大。花纹丰富的奶牛个体识别率较高。在躺卧姿态下,花纹较少奶牛和接近纯色的奶牛个体识别准确率较低,但在站立姿态下,这些奶牛可以被多角度拍摄,不明显的特征也可以较好地提取,识别准确率较高。

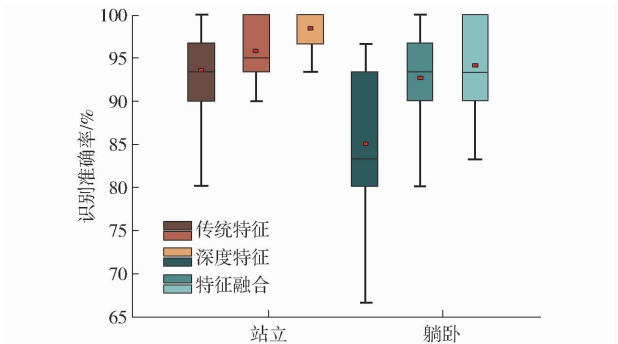


图 9 奶牛识别准确率箱线图

Fig.9 Box plot of identification accuracy of cows

躺卧奶牛由于花纹变化较大,个体识别准确率较低。如何提高躺卧奶牛的个体识别准确率,是下一步的研究内容,拟将牛舍不同位置布设摄像头,采集头部、躯干等多部位特征,然后利用深度学习或特征融合的方法进行个体识别。

4 结论

- (1)提取奶牛的传统特征,并使用 NCA 对奶牛的传统特征进行选择。利用选择后的传统特征基于 SVM 模型对站立和躺卧奶牛进行个体识别,准确率分别达到 94% 和 84%。单独应用传统特征进行躺卧姿态奶牛个体识别准确率较低。
- (2)通过 AlexNet 网络提取奶牛的深度特征。将传统特征和深度特征相融合。和单独使用深度特征相比,特征融合的方法对站立和躺卧姿态奶牛的识别平均准确率分别提高约 3 个百分点和 2 个百分点,达到 98.66% 和 94.06%,但躺卧姿态下的识别准确率波动较大,实现躺卧姿态下奶牛的稳定、准确个体识别,还需要进一步研究。

- technology[J]. Journal of Computer Applications, 2021, 41(Supp. 1): 216–224. (in Chinese)
- [2] 夏雪, 侍啸, 柴秀娟. 人工智能驱动智慧奶牛养殖的思考与实践[J]. 中国乳业, 2020(8): 5–9.
XIA Xue, SHI Xiao, CHAI Xiujuan. Thinking and practice of intelligent cow breeding driven by artificial intelligence[J]. China Dairy, 2020(8): 5–9. (in Chinese)
- [3] 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]. 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]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016, 47(5): 231–244. (in Chinese)
- [4] 赵凤茹, 李艳华, 麻柱, 等. 奶牛场风险识别及防控措施[J]. 中国乳业, 2020(9): 55–58.
ZHAO Fengru, LI Yanhua, MA Zhu, et al. Dairy farm risk identification and prevention and control measures[J]. China Dairy, 2020(9): 55–58. (in Chinese)
- [5] WILLIAMS L R, FOX D R, BISHOP-HURLEY G J, et al. Use of radio frequency identification (RFID) technology to record grazing beef cattle water point use[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2019, 156: 193–202.
- [6] 刘月峰, 边浩东, 何滢婕, 等. 基于幅值迭代剪枝的多目标奶牛进食行为识别方法[J]. 农业机械学报, 2022, 53(2): 274–281.
LIU Yuefeng, BIAN Haodong, HE Yingjie, et al. Detection method of multi-objective cows feeding behavior based on iterative magnitude pruning[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(2): 274–281. (in Chinese)
- [7] 杨蜀秦, 刘杨启航, 王振, 等. 基于融合坐标信息的改进 YOLO V4 模型识别奶牛面部[J]. 农业工程学报, 2021, 37(15): 129–135.
YANG Shuqin, LIU Yangqihang, WANG Zhen, et al. Improved YOLO V4 model for face recognition of dairy cow by fusing coordinate information[J]. Transactions of the CSAE, 2021, 37(15): 129–135. (in Chinese)
- [8] LI Z, LEI X, LIU S. A lightweight deep learning model for cattle face recognition[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 195: 106848.
- [9] WENG Z, MENG F, LIU S, et al. Cattle face recognition based on a Two-Branch convolutional neural network[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 196: 106871.
- [10] 任晓惠, 刘刚, 张森, 等. 基于支持向量机分类模型的奶牛行为识别方法[J]. 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]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(Supp.): 290–296. (in Chinese)
- [11] 张宏鸣, 孙扬, 赵春平, 等. 反刍家畜典型行为监测与生理状况识别方法研究综述[J]. 农业机械学报, 2023, 54(3): 1–21.
ZHANG Hongming, SUN Yang, ZHAO Chunping, et al. Review on typical behavior monitoring and physiological condition identification methods for ruminant livestock [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(3): 1–21. (in Chinese)
- [12] LI W, JI Z, WANG L, et al. Automatic individual identification of Holstein dairy cows using tailhead images[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2017, 142: 622–631.
- [13] 蔡骋, 宋肖肖, 何进荣. 基于计算机视觉的牛脸轮廓提取算法及实现[J]. 农业工程学报, 2017, 33(11): 171–177.
CAI Cheng, SONG Xiaoxiao, HE Jinrong. Algorithm and realization for cattle face contour extraction based on computer vision [J]. Transactions of the CSAE, 2017, 33(11): 171–177. (in Chinese)
- [14] XIAO J, LIU G, WANG K, et al. Cow identification in free-stall barns based on an improved Mask R–CNN and an SVM[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 194: 106738.
- [15] HU H, DAI B, SHEN W, et al. Cow identification based on fusion of deep parts features[J]. Biosystems Engineering, 2020, 192: 245–256.
- [16] 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]. 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]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(4): 250–260. (in Chinese)
- [17] TASSINAI P, BOVO M, BENNI S, et al. A computer vision approach based on deep learning for the detection of dairy cows in free stall barn[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2021, 182: 106030.
- [18] FAN X, LUO P, MU Y, et al. Leaf image based plant disease identification using transfer learning and feature fusion[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 196: 106892.
- [19] HUERTAS-TATO J, MARTÍN A, FIERREZ J, et al. Fusing CNNs and statistical indicators to improve image classification [J]. Information Fusion, 2022, 79: 174–187.
- [20] XU B, WANG W, FAIZON G, et al. Automated cattle counting using Mask R–CNN in quadcopter vision system[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2020, 171: 105300.
- [21] 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.
- [22] SI Y S, SANKARAN S S S, KNOWLES N K N R, et al. Potato tuber length-width ratio assessment using image analysis[J]. American Journal of Potato Research, 2017, 91: 88–93.
- [23] MAHMUD M S, ZAHID A, DAS A K, et al. A systematic literature review on deep learning applications for precision cattle farming[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2021, 187: 106313.
- [24] WEIZHENG S, HENGQI H, BAISHENG D, et al. Individual identification of dairy cows based on convolutional neural networks[J]. Multimedia Tools and Applications, 2019, 79: 14711–14724.
- [25] 冯海林, 胡明越, 杨垠晖, 等. 基于树木整体图像和集成迁移学习的树种识别[J]. 农业机械学报, 2019, 50(8): 235–242.
FENG Hailin, HU Mingyue, YANG Yinhui, et al. Tree species recognition based on overall tree image and ensemble of transfer learning[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(8): 235–242. (in Chinese)
- [26] WU Z, JIANG S, ZHOU X, et al. Application of image retrieval based on convolutional neural networks and Hu invariant moment algorithm in computer telecommunications[J]. Journal Pre-proof, 2020, 150: 729–738.