

基于改进 MobileFaceNet 的羊脸识别方法

张宏鸣 周利香 李永恒 郝靳晔 孙 扬 李书琴
(西北农林科技大学信息工程学院, 陕西杨凌 712100)

摘要: 针对羊只个体差异较小, 相似度高难以辨别, 远距离识别准确率不高等问题, 本文基于 MobileFaceNet 网络提出了一种融合空间信息的高效通道注意力机制的羊脸识别模型, 对羊只进行非接触式识别。该研究基于 YOLO v4 目标检测方法生成羊脸检测器, 以构建羊脸识别数据库; 在 MobileFaceNet 的深度卷积层和残差层中引入融合空间信息的高效通道注意力 (ECCSA), 以增加主干特征的提取范围, 提高识别率, 并采用余弦退火进行动态学习率调优, 最终构建 ECCSA - MFC 模型, 实现羊只个体识别。试验结果表明, 在羊脸检测上, 基于 YOLO v4 的羊脸检测模型准确率可达 97.91%, 可以作为脸部检测器; 在羊脸识别上, ECCSA - MFC 模型在开集验证中识别率可达 88.06%, 在闭集验证中识别率可达 96.73%。该研究提出的 ECCSA - MFC 模型在拥有较高识别率的同时更加轻量化, 模型所占内存仅为 4.8 MB, 可为羊场智慧化养殖提供解决方案。

关键词: 羊脸识别; YOLO v4; MobileFaceNet; 注意力机制; ECCSA - MFC

中图分类号: TP391.4 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298 (2022) 05-0267-08 **OSID:** 

Sheep Face Recognition Method Based on Improved MobileFaceNet

ZHANG Hongming ZHOU Lixiang LI Yongheng HAO Jinye SUN Yang LI Shuqin
(College of Information Engineering, Northwest A&F University, Yangling, Shaanxi 712100, China)

Abstract: The difference between sheep is small, the similarity is high, it is difficult to distinguish, and the accuracy of long-distance recognition is not high. To solve that, a sheep face recognition model with efficient channel attention mechanism integrating spatial information was proposed to recognize sheep non-contact. The model was based on MobileFaceNet network. The research generated sheep face detector based on YOLO v4 target detection method was used to construct sheep face recognition database. An efficient channel attention integrating spatial information was introduced into the deep convolution layer and residual layer of MobileFaceNet to increase the extraction range of trunk features and improve the recognition rate. Cosine annealing was used to optimize the dynamic learning rate, and finally ECCSA - MFC model was built to realize sheep individual recognition. The experimental results showed that the accuracy of the sheep face detection model based on YOLO v4 can reach 97.91% and can be used as a face detector. In sheep face recognition, the recognition rate of ECCSA - MFC algorithm can reach 88.06% in open set verification and 96.73% in closedset verification. The proposed ECCSA - MFC model had higher recognition rate and lighter weight. The model size was only 4.8MB, which can provide a solution for intelligent breeding in sheep farm.

Key words: sheep face recognition; YOLO v4; MobileFaceNet; attention mechanism; ECCSA - MFC

0 引言

现阶段中国大多数羊场采用耳标识别、射频识别^[1]的方式对动物进行身份识别, 该类方法的身份识别标识容易丢失。目前, 监控设备已成为羊场的基本设施。基于计算机视觉技术对羊脸进行检测,

进而识别不同羊只, 成为智慧养殖领域智能识别的解决方案之一。

已有学者使用计算机视觉技术进行动物身份识别的研究^[2-5]。在传统机器学习方面, 部分学者应用传统特征提取方法进行牛的分类识别^[6]、猪只个体识别。然而数据采集工作量较大, 数据处理后的

灰度图像的训练失去了较多颜色信息,对单色脸部识别效果不理想。在深度学习方面, HANSEN 等^[7]、WANG 等^[8]用迁移学习技术,使用 VGG 网络人脸预训练模型,分别实现了猪和牛的非接触式脸部识别。GUO 等^[9]使用改进的卷积神经网络结构实现金丝猴非接触式面部识别。SALAMA 等^[10]实现了绵羊的识别。何东健等^[11]使用改进 YOLO v3 实现挤奶奶牛个体的身份识别,刘月峰等^[12]提出了一种基于幅值迭代剪枝算法的网络筛选方法实现奶牛的进食行为识别。但基于 YOLO 网络的识别模型参数量大,对于面部特征相似的个体识别精度仍有待提高。现有的动物面部识别数据多为近距离拍摄数据,在闭集训练集上达到了很好的识别效果,但处理增量数据需要重新进行分类器训练,且远距离场景下错误分类概率更高。面部识别算法应用推广中人脸识别占据主导地位,主要算法有 DeepID^[13-14]系列算法、FaceNet^[15]、InsightFace^[16] 算法, DeepID 系列算法使用 Softmax 损失函数,模型识别率与人脸类别数成反比。FaceNet 算法中采用三元组损失函数监督学习人脸特征提升了识别率,但模型计算耗时长。InsightFace 算法中使用 MobileFaceNet^[17] 作为主干特征提取网络, Arcface^[18] 损失函数加大类间距,相比于 MobileNet, VGG 及其他识别网络在人脸识别领域模型规模小,识别率高。故本文选择 MobileFaceNet,并针对羊只体型较小、面部相似性大、奶山羊颜色单一且花色区别不大的问题,对 MobileFaceNet 进行改进与优化。目标检测算法^[19-24]中 YOLO v4 的检测速度快,可进行大规模的羊脸识别数据采集,降低人工采集数据集成本,具有现实场景下羊脸识别的潜力。

因此,本文采用单级式目标检测方法中的 YOLO v4 算法构建羊脸检测器,以批量获取羊脸,构建识别数据集。针对远距离下羊只个体识别率不高的问题,提出一种基于融合空间信息的高效通道注意力 (Efficient channel coalesce spatial information, ECCSA) MobileFaceNet 的轻量级羊脸识别模型 (ECCSA - MFC), 以为非接触式羊脸识别提供参考方法。

1 识别方法

1.1 视频与图像采集

因采集单一样本会使得检测器的稳定性和复杂场景下的适应性较差,试验选择滩羊和关中奶山羊两类羊作为研究对象,分距离对室内室外不同光照、不同高度、不同角度的羊脸进行拍摄和录像,对所有采集的羊只进行人工干预驱赶,并增加摄像机抖动

情形,以采集存在抖动情况的单羊过道现实应用场景。共采集远距离羊脸视频 42 段,近距离羊脸视频 89 段,共计 131 段视频数据,奶山羊个体 62 只,滩羊个体 57 只,共计 119 只羊。处理后的分辨率调整为 1 920 像素 × 1 080 像素,部分场景如图 1 所示。



图 1 羊脸原始数据样例

Fig. 1 Original examples of sheep face

1.2 技术路线

本研究使用深度学习的方法实现非接触式的羊面部识别,技术路线如图 2 所示。

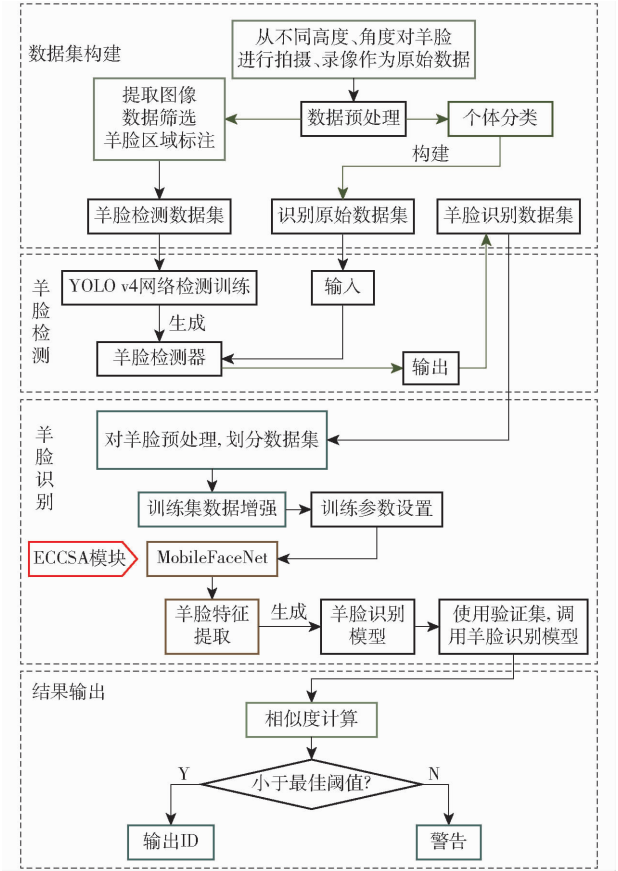


图 2 技术路线图

Fig. 2 Technology roadmap

主要包括 4 个步骤:

(1)数据集构建:使用 FFMpeg 处理原始视频数据,将视频转化成图像,对图像进行羊脸区域标注,根据羊脸检测数据集和羊脸识别数据集构建要求,

进行数据集准备。

(2)羊脸检测:利用羊脸检测数据集训练基于 YOLO v4 模型的羊脸检测模型,用于现实应用中羊脸识别数据集自动式构建,同时作为实际应用场景下的羊脸检测器。

(3)羊脸识别:利用调用羊脸检测器生成的羊脸识别数据集,训练本文提出的 ECCSA – MFC 羊脸识别模型。

(4)结果输出:准备测试视频数据,调用羊脸检测器与羊脸识别模型,计算特征向量,对比特征向量的最佳阈值,输出试验结果。

1.3 数据集构建

由于采集的羊脸视频数据的前后帧之间相似性很高,首先对采集的视频数据使用 FFMpeg 处理成图像,每 12 帧提取 1 帧,为了避免后期训练的识别模型出现过拟合情况,使用结构相似度方法 (Structural similarity, SSIM)^[25] 对图像进行检查,删减相似性高的前后帧图像。共获得原始图像 4 836 幅,试验共构建两个数据集。对羊脸检测数据集中的所有图像进行人工手动羊脸框定。通过高斯噪声、水平翻转、随机裁剪等数据增强方法对羊脸检测数据进行扩充。部分羊脸检测原始数据及标注数据如图 3a 所示。对于羊脸识别数据集,将检测器检测出的羊脸按照不同个体进行人工分类,为了保证后续识别模型的准确性,对每一文件夹下的羊脸图像进行人工筛选,剔除模糊、侧脸、误检测、不属于此类的其他类别羊脸,保证每个文件夹下的羊脸清晰、正脸、尺寸为 112 像素 × 112 像素。图 3b 为羊脸识别数据集样例。

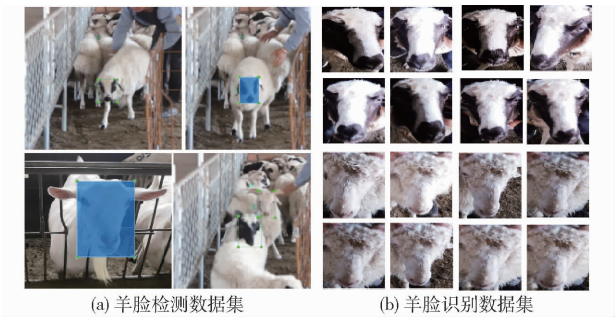


图 3 羊脸数据集样例
Fig.3 Samples of sheep face data

为了验证识别模型在实际场景应用中的鲁棒性和准确性,试验将这 119 只羊的脸部数据按照开集识别^[26]和闭集识别^[27]对训练集和验证集进行随机分类,其具体处理结果如表 1 所示。

1.4 羊脸检测

1.4.1 基于 YOLO v4 的羊脸检测方法

YOLO v4 算法改进了原有 YOLO 目标检测架

表 1 羊脸数据集处理结果

Tab.1 Sheep face dataset processing results

类别	训练集羊	训练集数	验证集羊	验证集数	新增羊只
	只数/只	量/幅	只数/只	量/幅	数/只
开集	96	4 325	23	511	23
闭集	119	3 880	119	956	0

构,主干网络采用 CSPDarknet53,颈部采用空间金字塔和最大池化进行多尺度融合增大感受野,采用路径聚合网络对不同的输出层进行特征融合。满足羊脸实时检测的需求,故本试验采用 YOLO v4 进行羊脸检测。

1.4.2 羊脸检测试验设置

在 Darknet 深度学习框架下搭建 YOLO v4 算法。根据本试验所需类别对自定义的数据集进行相关参数设置,通过 K-means + + 聚类方法重新计算出锚框大小,采用 3 通道处理策略,输入检测框尺寸为 608 像素 × 608 像素,设置动量为 0.949,权重衰减正则系数为 1×10^{-5} ,调整学习率为 1×10^{-3} ,采取学习率 10 倍衰减方式进行模型迭代,将迭代轮次设置为 2 000 次,在每一轮迭代训练时进行 Mosaic 数据增强,损失函数采用完美交并比方法 (Complete intersection over union, CIou),进行非极大值抑制。

1.4.3 羊脸检测评价指标

通过计算羊脸对象真实框和预测框之间的交并比 (Intersection over union, IoU)、准确率及 F1 值进行检测模型评估。

1.5 羊脸识别

1.5.1 MobileFaceNet 网络结构

MobileFaceNet 源于 MobileNetV2^[28],拥有工业级精度和运算速度,相比于大型网络,该模型参数少且所占内存小,降低了训练过拟合风险。MobileFaceNet 使用 $512 \times 7 \times 7$ (通道数 × 长 × 宽)可分离卷积代替平均池化层。将激活函数 ReLU 替换为 PReLU,训练过程中采用 Arcface 损失函数增大类间分类距离,通过归一化层加快模型收敛速度,防止模型过拟合。

1.5.2 ECCSA 融合空间信息的通道注意力

ECA 是一种针对深度 CNN 的高效通道注意模块,去除了 SE^[29] 模块中的全连接层 (Fully connected layers, FC)。ECA 在全局池化层 (Global average pooling, GAP) 之后的特征上通过一个可以权重共享的 1 维卷积进行学习,自适应地确定核尺寸 k ,通过执行 1 维卷积,保证了模型效率和计算效果,通过 Sigmoid 函数来学习通道注意力。本文提出的 ECCSA 模块如图 4 所示,其中 C 、 W 、 H 分别表示图像的通道数、长、宽。在 ECA 基础上并行增加空间

注意力^[30]进行空间分类像素域的学习,提高特征提取能力。

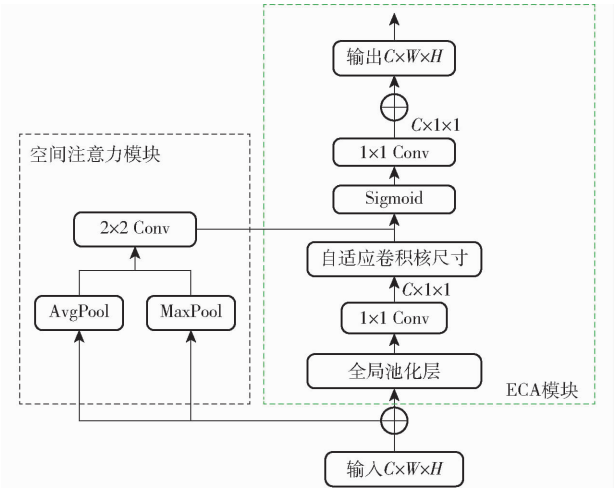


图 4 ECCSA 模块
Fig. 4 ECCSA module

1.5.3 融合空间通道注意力的 ECCSA - MFC

由于不同个体羊外观相似,脸部类间差异更小,羊脸易受异物遮盖,MobileFaceNet 算法对羊脸识别效果并不理想,识别准确率不高。为了提高模型的鲁棒性和全局性,本文提出 ECCSA - MFC 模型,该模型针对 MobileFaceNet 主干网络做了 3 处改进。

(1)融合 ECCSA 模块的特征提取层

为了增加主干特征的接受范围,在特征提取层中加入 ECCSA,保证模型低复杂度的同时,提高神经网络提取特征的跨通道交互和空间分类像素域学习的能力。对原有 MobileFaceNet 网络的网络颈部进行改进,融合了空间信息的高效通道注意力识别模型 ECCSA - MFC 网络结构如图 5 所示。网络输入羊脸图像的尺寸为 112 × 112 × 3,通过两层 CBP 进行特征融合,该层由 2 × 2 卷积 (Conv)、批量归一化 (BN)、PReLU 激活函数构成。运用带有 ECCSA 模块的深度可分离卷积层 (DW 层) 对上层

提取特征进行处理,再经过倒残差层 (DWRes 层) 对低维特征进行学习。其中 DWRes 层包含多个 DW 层,再通过 Flatten 层进行数据压平得到 512 × 1 的特征向量。

(2)学习率动态调优

为了避免模型训练过程中陷入局部最优解,使用余弦退火算法对学习率进行动态调优。

(3)ImageNet 数据集上的预训练模型

在羊脸识别模型训练前对输入图像进行预处理后,使用人脸数据集上的预训练模型初始化 ECCSA - MFC 的均值和方差,对图像按照通道进行标准化,加快模型的收敛深度,提高模型性能。

1.5.4 羊脸识别试验设置

(1)图像预处理

在羊脸识别模型训练前需对输入图像进行预处理,使用在 ImageNet 数据集上计算得到的均值和方差,对图像按照通道进行标准化,加快模型的收敛深度。

(2)数据增强

为了增加训练图像的数量并使网络对某些变换更加鲁棒,在训练图像上随机执行了 4 个操作:随机翻转 30°;图像尺寸变换至 112 像素 × 112 像素;数据形式转换为张量形式 (tensor),并进行归一化;在羊脸上添加随机遮盖以模拟现实场景下的遮盖情况。

(3)参数设置

试验使用 Arcface 损失函数,设置动态初始学习率为 1×10^{-3} ,加入余弦退火进行学习率动态调优。为了防止训练模型过拟合,设置 dropout 为 0.6,学习动量为 5×10^{-4} ,迭代周期 (Epoch) 为 50,批量大小 (Batch size) 为 32。

1.5.5 羊脸识别模型评价指标

(1)拒识率和误识率

拒识率 (False reject rate, FRR) 决定了模型的易

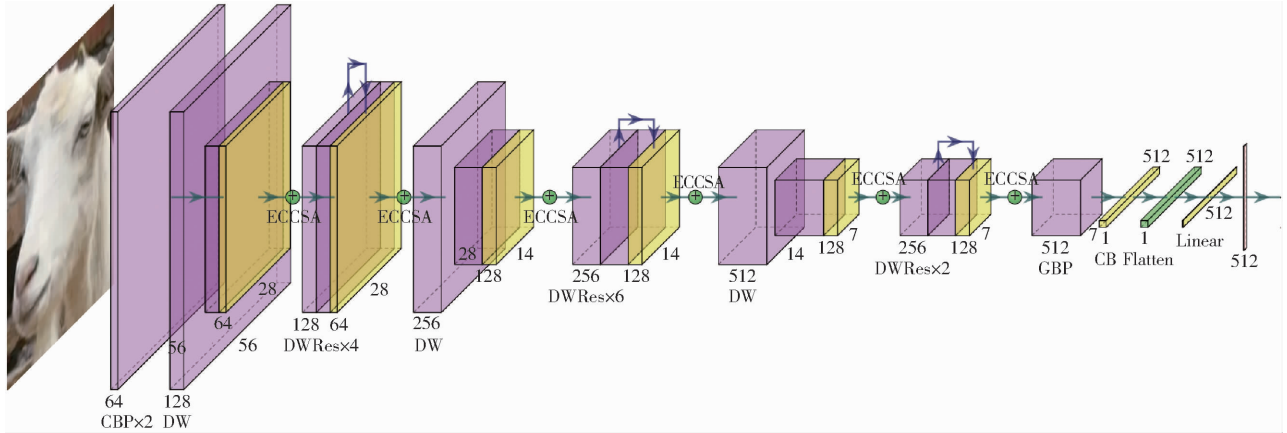


图 5 改进的 MobileFaceNet 网络结构
Fig. 5 Improved MobileFaceNet network structure

用程度,误识率(False accept rate,FAR)决定了模型的安全性。通过 FRR 和 FAR 可确定识别模型的最佳阈值,在羊脸识别系统中,将 FAR 设置为千分之一,在 FAR 固定的条件下,若 FRR 低于 5%,则模型效果较优。

$$F_{RR} = \frac{N_{FR}}{N_{GRA}} \times 100\% \tag{1}$$

$$F_{AR} = \frac{N_{FA}}{N_{IRA}} \times 100\% \tag{2}$$

式中 N_{FR} ——错误拒绝次数
 F_{RR} ——拒识率,% F_{AR} ——误识率,%
 N_{FA} ——错误接受次数
 N_{GRA} ——类内测试总数
 N_{IRA} ——类间测试总数

(2) 识别率
采用十折交叉验证的方式,计算每一轮检测的识别率 (Detection and identification rate, DIR), DIR 的计算公式为

$$D_{IR}(T,1) = \frac{|\{P_j \in P_g, Rank(P_j) = 1, P_{j^*} > T\}|}{|P_g|} \times 100\% \tag{3}$$

式中 P_g ——羊脸识别库中的羊脸图像
 D_{IR} ——准确识别率
 P_j ——待识别的羊脸图像
Rank——识别结果标记函数,识别错误赋值为 0,识别正确赋值为 1
 P_{j^*} ——待识别羊与识别库中羊匹配的第 j^* 幅图像的计算阈值
 T ——采用 InsightFace 中的阈值计算方式得到的最佳阈值

2 试验与结果分析

2.1 羊脸检测

通过 YOLO v4 目标检测方法训练羊脸检测模型,使用 OpenCV 读取视频流,进行羊脸检测并保存检测框中的羊脸信息。最终 YOLO v4 羊脸检测模型的平均交并比 (IOU) 为 76.68%、准确率为 97.91%、F1 值为 93.84%。实现了对羊脸数据的实时检测,同时为羊脸视频识别奠定基础。

羊脸检测训练数据中包含不同光照条件、遮挡及镜头抖动情况,图 6a 表明该模型能够检测出室内近距离下的羊脸。图 6b 表明在镜头抖动情况下,该模型能够精准检测到远距离模糊羊脸,满足羊脸检测需求。

2.2 羊脸识别

2.2.1 模型识别结果对比

对 MobileFaceNet 使用余弦退火改变学习率计



图 6 羊脸检测结果

Fig. 6 Results of sheep face detection

算方式,并初始化均值和方差,进行模型初步精度优化,如表 2 所示。进行动态学习率调优得到的 C-MFC 模型识别率相比原有模型,在闭集上提升了 0.67 个百分点,开集上提升了 4.38 个百分点,且误识率和拒识率均有所降低。

表 2 不同模型效果对比

Tab.2 Effect comparison of different models %

模型	DIR		FAR	FRR
	闭集	开集		
ECA-MFC	96.13	87.59	0.12	3.87
ECCSA-MFC	96.73	88.06	0.11	3.02
S-MFC	95.49	86.31	0.12	4.70
MobileFaceNet	94.12	80.85	0.14	5.88
C-MFC	94.79	85.23	0.12	5.21

本研究目的是在模型得到初步优化的基础上,构建空间信息的高效通道注意力识别模型 (ECCSA-MFC),提高远距离下的羊脸识别率。首先对 MobileFaceNet 的 DW 结构进行改进,对空间注意力模块 (S-MFC)、ECA 模块 (ECA-MFC) 以及 ECCSA 模块融合 DW 的模型 (ECCSA-MFC) 进行试验与结果分析。羊脸识别模型训练过程中在验证集上的识别率 (DIR)、损失值 (Loss) 和最佳阈值 (Threshord) 的变化曲线如图 7 所示。可以看出本文提出的 ECCSA-MFC 比 S-MFC、ECA-MFC 模块的羊脸识别率高,在 50 轮迭代计算中,DIR 曲线均稳定高于 ECA-MFC 和 S-MFC 模型,并且在固定范围内振荡;损失值处于逐渐稳步收敛状态,且收

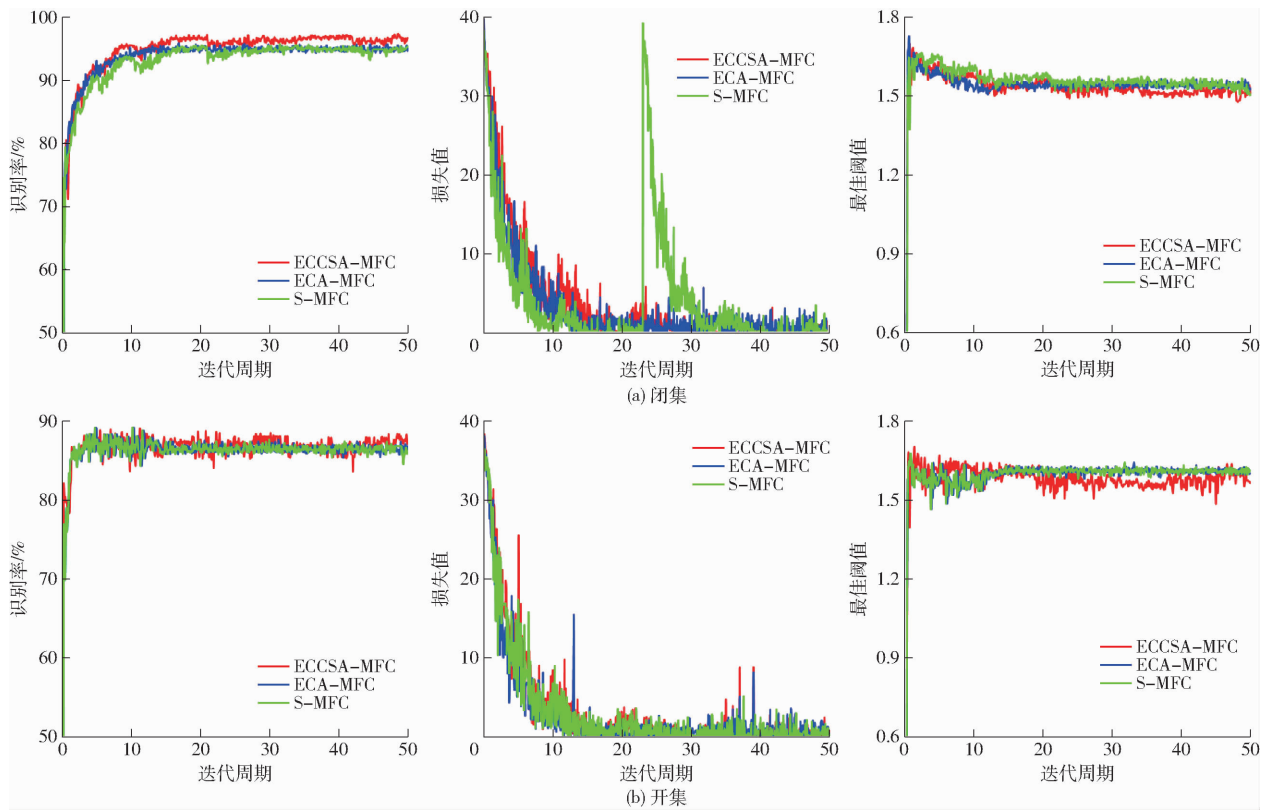


图7 羊脸识别模型训练过程

Fig.7 Training process of sheep face recognition model

敛效果优于 ECA - MFC 和 S - MFC,而单独使用空间注意力模块进行改进的 S - MFC 可能会出现梯度爆炸的情况;从阈值的变化情况看,本文提出的 ECCSA - MFC 模型阈值稳定在 1.6 左右,与正常推理阈值波动范围一致,证明了 ECCSA - MFC 模型效果比 ECA - MFC、S - MFC 更加优越。

将 3 种方法得到的收敛后模型进行保存计算,得到不同模型的 DIR、FAR 和 FRR。由表 2 可见,仅使用 ECA 模块的 ECA - MFC 模型的效果,在闭集识别中相比于 C - MFC 提升了 1.34 个百分点,在开集识别中相比于 C - MFC 提升了 2.36 个百分点。S - MFC 模型虽然在闭集识别率上比 C - MFC 提升了 0.7 个百分点,但在开集识别中的提升效果略低于 ECA - MFC 模型。ECCSA - MFC 模型在开集和闭集中均取得最好的识别效果,闭集识别率达到 96.73%,比 C - MFC 提升了 1.94 个百分点;开集识别率达到 88.06%,比 C - MFC 提升了 2.83 个百分点。

由表 3 可得,ECCSA - MFC 在实现模型更加轻量化的同时,能够稳定提升识别率,模型所占内存仅为 4.8 MB,相比 MobileFaceNet 减小了 0.3 MB。

2.2.2 实际场景下结果对比

为了验证本文模型在实际场景下的效果,分别使用奶山羊和滩羊的开集验证集进行分类识别试验。奶山羊的验证集数据中前 6 只来自远景下采集

表 3 不同网络复杂度对比		
Tab.3 Complexity evaluation of different networks		
模型	所占内存/MB	参数数量
ECA - MFC	4.8	1 200 577
ECCSA - MFC	4.8	1 202 077
S - MFC	5.0	1 202 012
MobileFaceNet	5.1	1 200 512
C - MFC	5.1	1 200 512

的数据,后 6 只来自近景下采集的数据,11 只滩羊的验证数据均为近景数据。制作奶山羊和滩羊的分类识别混淆矩阵用以直观展示模型在验证集上的分类结果,如图 8 所示,从左到右依次是 C - MFC、ECA - MFC、S - MFC、ECCSA - MFC 模型分类结果。原有的 MFC 结构拥有近距离识别能力,在近距离羊只身份识别中,能够做到准确识别。ECA - MFC 和 S - MFC 对近距离花色差异较大的滩羊的识别效果尚可,但识别颜色单一且距离较远的奶山羊仍然存在误识别的可能。ECCSA - MFC 模型能够很好地改善 C - MFC 在远距离下对奶山羊的识别效果,并且在近距离的识别中不仅能够准确地识别花色差异较大的滩羊,在颜色单一的奶山羊远距离下仍然能够正确识别羊只真实身份。这更加充分证明了 ECCSA - MFC 模型拥有对不同距离下羊脸正确分类识别的能力。图 9 为使用 1.2 节中滩羊远距离模拟单过道现实场景视频中视频帧识别结果。

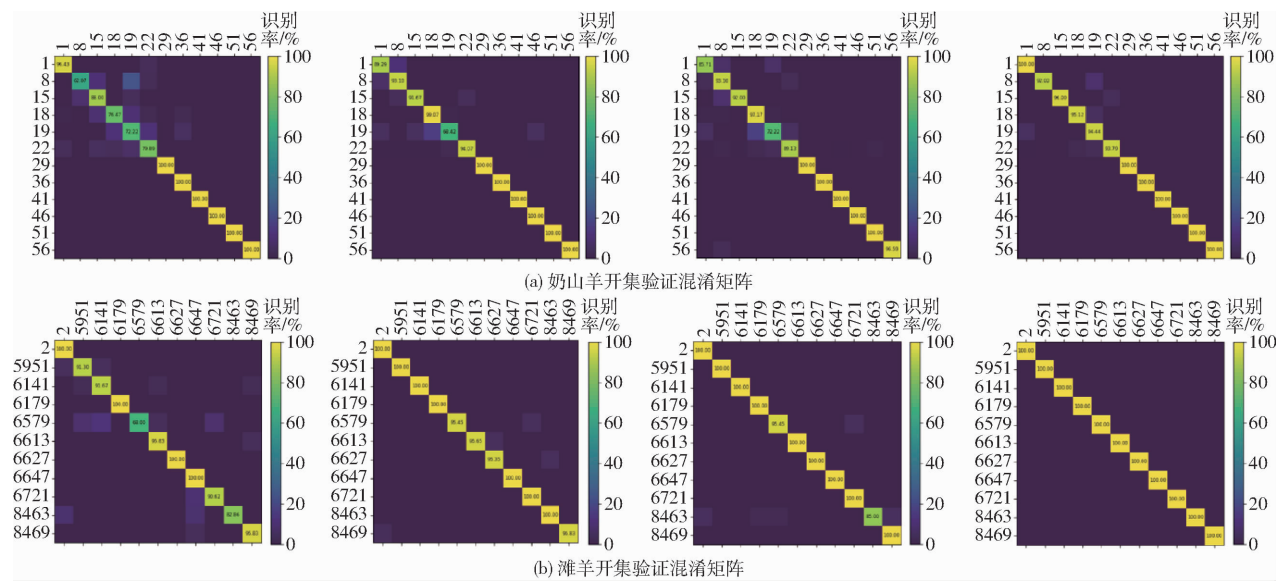


图 8 验证集识别结果对比

Fig. 8 Comparison of verification set identification results

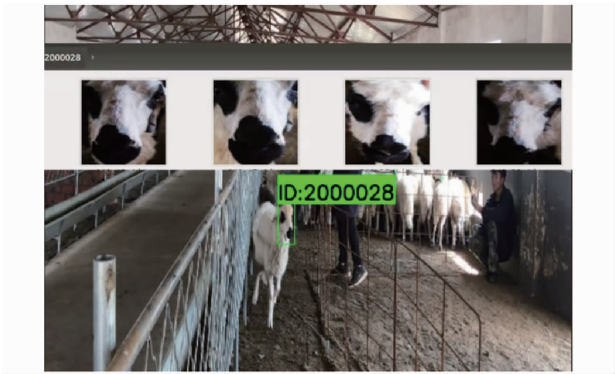


图 9 视频帧识别结果

Fig. 9 Video frame recognition result

3 结论

(1) 基于 YOLO v4 算法的羊脸检测方法的检测准确率为 97.91%，为羊脸数据采集工作减轻了负担，为视频监控下进行羊脸识别提供了技术支撑。

(2) 提出了一种引入融合空间信息的高效通道注意力的 ECCSA - MFC 模型，能够有效增加主干特征的提取范围。相比于原有 MFC 模型带来的性能增益明显，模型所占内存比 MobileFaceNet 减小了 0.3 MB，模型识别率得到有效提升，其中模型的闭集识别率比 C - MFC 提升了 1.94 个百分点，开集识别率比 C - MFC 提升了 2.83 个百分点。

参 考 文 献

[1] 张国锋,陶莎,于丽娜,等. 基于植入式 RFID 感温芯片的猪体温与饮水监测系统[J]. 农业机械学报, 2019, 50(增刊): 297 - 304.
ZHANG Guofeng,TAO Sha, YU Li'na, et al. Pig body temperature and drinking water monitoring system based on implantable RFID temperature chip[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019,50(Supp.):297 - 304. (in Chinese)

[2] LIU T T,FENGW D,WANG L Y. Development process of animal image recognition technology and its application in modern cow and pig industry[C] // Institute of Physics Publishing, 2020.

[3] WANG H,QIN J,HOU Q,et al. Cattle face recognition method based on parameter transfer and deep learning[C] // Institute of Physics Publishing, 2020.

[4] YAN H,CUI Q,LIU Z. Pig face identification based on improved Alexnet model[J]. Inmateh-Agricultural Engineering, 2020, 61(2): 97 - 104.

[5] LU Ze,JIANG Xudong,KOT A. A novel LBP-based color descriptor for face recognition [C] // 2017 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP). IEEE, 2017: 1857 - 1861.

[6] 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)

[7] HANSEN M F,SMITH M L,SMITH L N,et al. Towards on-farm pig face recognition using convolutional neural networks[J]. Computers in Industry, 2018, 98: 145 - 152.

[8] WANG K,CHEN C,HE Y. Research on pig face recognition model based on keras convolutional neural network[C] // IOP

Publishing Ltd. , 2020.

- [9] GUO S, XU P, MIAO Q, et al. Automatic identification of individual primates with deep learning techniques[J]. Iscience, 2020, 23(8):101412.
- [10] SALAMA A, HASSANIEN A E, FAHMY A. Sheep identification using a hybrid deep learning and bayesian optimization approach[J]. IEEE Access, 2019, 7: 31681 – 31687.
- [11] 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)
- [12] 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. Multi-objective cows feeding behavior detection method based on iterative magnitude pruning[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(2): 274 – 281. (in Chinese)
- [13] SUN Y, CHEN Y, WANG X, et al. Deep learning face representation by joint identification-verification[C] // NeurIPS Proceedings MIT Press, 2014.
- [14] YI S, WANG X, TANG X. Deep learning face representation from predicting 10,000 classes[C] // IEEE Conference on Computer Vision & Pattern Recognition. IEEE, 2014.
- [15] LIU X, KAN M, WU W, et al. Viplfacenet: an open source deep face recognition SDK[J]. Frontiers of Computer Science, 2017, 11(2): 208 – 218.
- [16] 田曦初, 苏寒松, 刘高华, 等. 基于 InsightFace 的改进教室人脸识别算法及其应用[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(22): 304 – 314. TIAN Xichu, SU Hansong, LIU Gaohua, et al. Improved classroom face recognition algorithm based on InsightFace and its application[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(22): 304 – 314 (in Chinese)
- [17] SHENG C, YANG L, XIAN G, et al. Mobilefacenets: efficient cnns for accurate real-time face verification on mobile devices [J]. arXiv e-prints, 2018: 1804.07573.
- [18] DENG J, GUO J, ZAFEIRIOU S. Arcface: additive angular margin loss for deep face recognition[J]. arXiv e-prints, 2018: 1801.07698.
- [19] DENG J, GUO J, VERVERAS E, et al. Retinaface: single-shot multi-level face localisation in the wild[C] // 2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2020.
- [20] REN S, HE K, GIRSHICK R, et al. Faster R – CNN: towards real-time object detection with region proposal networks[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017, 39(6): 1137 – 1149.
- [21] JI Y, YANG Y, LIU G. YOLO v2[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2020, 40(5): 1588 – 1594.
- [22] 林相泽, 张俊媛, 徐啸, 等. 基于字典学习与 SSD 的不完整昆虫图像稻飞虱识别分类[J]. 农业机械学报, 2021, 52(9): 165 – 171. LIN Xiangze, ZHANG Junyuan, XU Xiao, et al. Recognition and classification of rice planthopper with incomplete image information[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(9): 165 – 171. (in Chinese)
- [23] GIRSHICK R. Fast R – CNN[C] // IEEE International Conference on Computer Vision, 2015: 1440 – 1448.
- [24] BOCHKOVSKIY A, WANG C Y, LIAO H Y M. YOLO v4: optimal speed and accuracy of object detection[J]. arXiv e-prints, 2020: 2004.10934.
- [25] WANG Z, BOVIK A C, SHEIKH H R, et al. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2015, 13(4): 600 – 612.
- [26] 丁嘉辉, 汤建龙, 于正洋. 轻量化的增量式集成学习算法设计[J]. 系统工程与电子技术, 2021, 43(4): 861 – 867. DING Jiahui, TANG Jianlong, YU Zhengyang. Design of lightweight incremental ensemble learning algorithm [J]. Systems Engineering and Electronics, 2021, 43(4): 861 – 867. (in Chinese)
- [27] 刘仁鑫, 张立民, 钟兆根, 等. 基于最大余弦比的 LDPC 码闭集识别[J]. 信号处理, 2020, 36(8): 1234 – 1242. LIU Renxin, ZHANG Limin, ZHONG Zhaogen, et al. Closed set identification of LDPC codes based on maximum cosine ratio [J]. Journal of Signal Processing, 2020, 36(8): 1234 – 1242. (in Chinese)
- [28] SANDLER M, HOWARD A, ZHU M A, et al. MobileNetV2: inverted residuals and linear bottlenecks[C] // 2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2018: 4510 – 4520.
- [29] LIU W, ANGUELOV D, ERHAN D, et al. SSD: single shot MultiBox detector[C] // Springer International Publishing, 2016: 21 – 37.
- [30] 刘嘉敏, 谢文杰, 黄鸿, 等. 基于空间和通道注意力机制的目标跟踪方法[J]. 电子与信息学报, 2021, 43(9): 2569 – 2576. LIU Jiamin, XIE Wenjie, HUANG Hong, et al. Spatial and channel attention mechanism method for object tracking[J]. Journal of Electronics and Information Technology, 2021, 43(9): 2569 – 2576. (in Chinese)