doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2023.S1.028

基于脸部 RGB－D 图像的牛只个体识别方法

刘世锋[1,2]　常　蕊[3]　李　斌[1,2]　卫　勇[2]　王海峰[1]　贾　楠[1]

(1.北京市农林科学院智能装备技术研究中心，北京 100097；2.天津农学院工程技术学院，天津 300384；
3.中国农业机械化科学研究院集团有限公司，北京 100083)

摘要：为实现非接触、高精度个体识别，本文提出了一种基于牛只脸部 RGB－D 信息融合的个体身份识别方法。以 108 头 28～30 月龄荷斯坦奶牛作为研究对象，利用 Intel RealSense D455 深度相机采集 2 334 幅牛脸彩色/深度图像作为原始数据集。首先，采用冗余图像剔除方法和自适应阈值背景分离算法进行图像预处理，经增强共得到 8 344 幅牛脸图像作为数据集；然后，分别选取 Inception ResNet v1、Inception ResNet v2 和 SqueezeNet 共 3 种特征提取网络进行奶牛脸部特征提取研究，通过对比分析，确定 FaceNet 模型的最优主干特征提取网络；最后，将提取的牛脸图像特征 L2 正则化，并映射至同一特征空间，训练分类器实现奶牛个体分类。测试结果表明，采用 Inception ResNet v2 作为 FaceNet 模型的主干网络特征提取效果最优，在经过背景分离数据预处理的数据集上测试牛脸识别准确率为 98.6%，验证率为 81.9%，误识率为 0.10%。与 Inception ResNet v1、SqueezeNet 网络相比，准确率分别提高 1、2.9 个百分点；与未进行背景分离的数据集相比，准确率提高 2.3 个百分点。

关键词：牛脸识别；RGB－D；深度学习；卷积神经网络

中图分类号：TP391.41　　**文献标识码**：A　　**文章编号**：1000-1298(2023)S1-0260-07

Individual Identification of Cattle Based on RGB－D Images

LIU Shifeng[1,2]　CHANG Rui[3]　LI Bin[1,2]　WEI Yong[2]　WANG Haifeng[1]　JIA Nan[1]

(1. *Intelligent Equipment Research Center*, *Beijing Academy of Agriculture and Forestry Sciences*, *Beijing* 100097, *China*
2. *College of Engineering and Technology*, *Tianjin Agricultural University*, *Tianjin* 300384, *China*
3. *Chinese Academy of Agricultural Mechanization Sciences Group Co.*, *Ltd.*, *Beijing* 100083, *China*)

Abstract: Individual identification is the foundation for achieving digital management of cattle. In order to achieve non-contact and high-precision individual identification, a dairy cow face recognition method based on RGB－D information fusion was proposed. Totally 108 Holstein cows aged 28 months to 30 months were selected as the research subjects, and 2 334 color/depth images of cattle faces were collected by using the Intel RealSense D455 depth camera as the original dataset. Firstly, image preprocessing was carried out by using redundant image elimination and adaptive threshold background separation algorithms. After enhancement, a total of 8 344 cattle face images was obtained as the dataset. Then, three feature extraction networks, including Inception ResNet v1, Inception ResNet v2, and SqueezeNet, were selected to extract the facial features of the cattle face. The optimal backbone feature extraction network of the FaceNet model was determined through comparative analysis. Finally, the extracted dairy cow face image features were L2 regularization and mapped to the same feature space. A classifier was trained to achieve individual classification of dairy cows. The test results showed that using Inception ResNet v2 as the backbone feature extraction network of the FaceNet model had the best performance. After testing the cow face recognition accuracy on the preprocessed dataset with background separation, the accuracy reached 98.6%, the verification rate was 81.9%, and the misidentification rate was 0.10%. Compared with that of Inception ResNet v1 and SqueezeNet networks, the accuracy was improved by 1 percentage points and 2.9 percentage points, respectively. Compared with that of the

收稿日期：2023－06－16　修回日期：2023－08－20

基金项目：国家重点研发计划项目(2022YFD1301103)、国家农业智能装备工程技术研究中心实验室建设项目(PT2023－41)、北京市农林科学院创新能力建设专项(KJCX20230425)、北京市农林科学院改革与发展项目和北京市农林科学院开放项目(KFZN2020W011)

作者简介：刘世锋(1998—)，男，硕士生，主要从事畜禽智能装备研究，E-mail：lsf980915@163.com

通信作者：李斌(1983—)，男，研究员，主要从事畜禽智能装备研究，E-mail：lib@nercita.org.cn

dataset without background separation, the accuracy was improved by 2.3 percentage points. The research result can provide a method for dairy cow face recognition.

Key words: cow face recognition; RGB－D; deep learning; convolutional neural network

0　引言

个体身份识别是实现牛只精细化管理、智能化养殖的前提[1－3]，可为牛只个体管理、健康检测以及精准营养饲喂提供基础信息，助力养殖效益提升和畜牧业可持续高质量发展。

传统牛只识别依赖在身体部位上添加标识，如耳切口[4]、耳纹[5]和耳标[6]等，然而这些方法会对动物身体造成伤害，影响动物福利。基于射频识别（Radio frequency identification，RFID）的电子耳标[7]识别方法具有识别快、准确率高等优点，仍受到标签内容变化和系统欺骗等数据安全问题的制约，限制了其应用范围。

由于图像获取设备简单且成本低廉，许多研究者尝试从二维图像中提取牛只的生物特征信息，以进行非接触式身份识别研究。牛只视网膜[8]、虹膜[9]、鼻印[10]等生物特征可以实现非接触式高精度测量，但这些生物特征获取困难，易引发牛只应激反应，从而限制该类方法的推广应用[11]。由于牛只面部特征具有良好的唯一性，因此基于牛只面部特征识别个体身份是目前重要的研究方向。CAI 等[12]使用局部二值模式（Local binary pattern，LBP）提取特征，建立面部扫描模型识别牛脸。随着深度学习的发展，目标检测网络如 Faster R－CNN[13]、SSD[14]、YOLO[15]系列和 CenterNet[16]的提出对牛只个体识别的发展起到了积极的促进作用。杨蜀秦等[17]基于 YOLO v4 目标检测网络，提出了一种融合坐标信息的牛脸识别模型。实验结果显示，该模型能够高效地提取奶牛个体面部特征，平均精度均值（mAP）为 93.67%，平均帧率为 18 f/s。但该方法对于遮挡面积大、光线过暗导致面部特征不明显等方面的识别精度仍有待提高。朱敏玲等[18]提出 CNN－ResNet－SVM 牛脸识别模型，识别准确率为 95.10%，但该模型在光照强度与角度变化较大时，识别准确率明显下降。CHEN 等[19]提出了用于牛脸识别的全局和局部网络（Global and part network，GPN）和具有空间变换的全局和局部网络（GPN－ST）模型，实验结果表明，GPN－ST 模型的 mAP 为 91.3%，相比于 GPN 模型提高 2.2 个百分点。由于牛脸遮挡问题，模型提取的局部区域存在不完整情况，导致局部特征无法充分对应，造成识别准确率下降。司永胜等[20]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，针对奶牛站立和躺卧姿态，识别准确率分别为 98.33% 和 94.06%。许兴时等[21]提出一种融合 YOLO v5s 与通道剪枝算法的奶牛轻量化个体识别方法，模型平均精度均值为 99.50%。

近年来，三维立体视觉和三维重建技术逐渐开始应用于牛只个体识别研究领域。FUMIO 等[22]提出一种基于三维视频分析的奶牛识别方法，该方法利用 RGB－D 摄像机获取颜色信息和图像的深度距离，并融合步态和牛只侧面纹理特征进行识别，采用累积匹配特征（Cumulative matching characteristic，CMC）曲线评估识别准确率，准确率达到 84.2%。深度摄像机可以消除光照的影响，提高识别准确率。现阶段，基于深度相机开展牛只脸部 RGB－D 信息融合的个体身份识别研究未见报道。

鉴于此，为实现非接触式、高精度牛脸识别，本研究采用深度相机采集牛只脸部 RGB－D 数据，利用自适应阈值背景分离算法进行数据预处理，并利用 FaceNet 模型提取奶牛面部特征，以实现准确的奶牛个体分类和身份识别。

1　材料与方法

1.1　数据采集

本研究所用图像拍摄于北京市密云区康源奶牛养殖有限责任公司，拍摄日期为：2022 年 3 月 25—27 日和 2022 年 4 月 14—16 日，具体时间为 09:00—16:00，分别用于数据建模训练和验证。实验期间，将 RealSense D455 深度相机固定在三脚架上，放置于距离牛舍围栏 1.5 m 处，使用相机自带软件 Intel. RealSense. Viewer 进行牛脸 RGB－D 图像拍摄与存储。实验采集 108 头 28～30 月龄荷斯坦奶牛彩色、深度图像，共计 2 334 幅，分辨率为 640 像素×480 像素。数据采集示意图如图 1 所示。

1.2　技术路线

本文技术路线如图 2 所示。具体步骤包括：首先，利用基于结构相似性的冗余图像剔除方法排除相似图像，并采用自适应阈值背景分离算法提取牛脸区域，对提取的牛脸区域进行尺寸调整、图像增强等操作构建本研究数据集；然后，构建以 Inception ResNet v2 为主干网络的 FaceNet 牛脸识别模型提取牛脸图像特征，最后使用三元组损失函数优化特征向量，结合分类器实现奶牛个体分类。

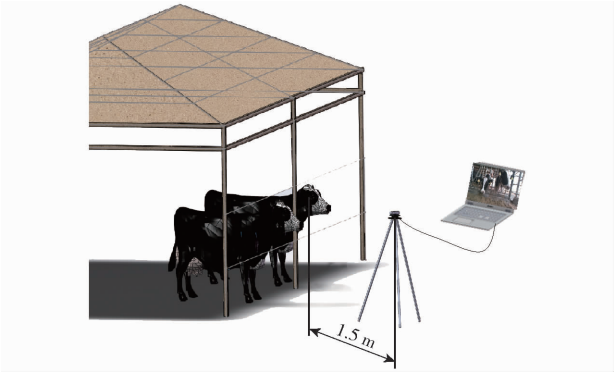


图 1 数据采集示意图

Fig. 1 Data acquisition schemetic

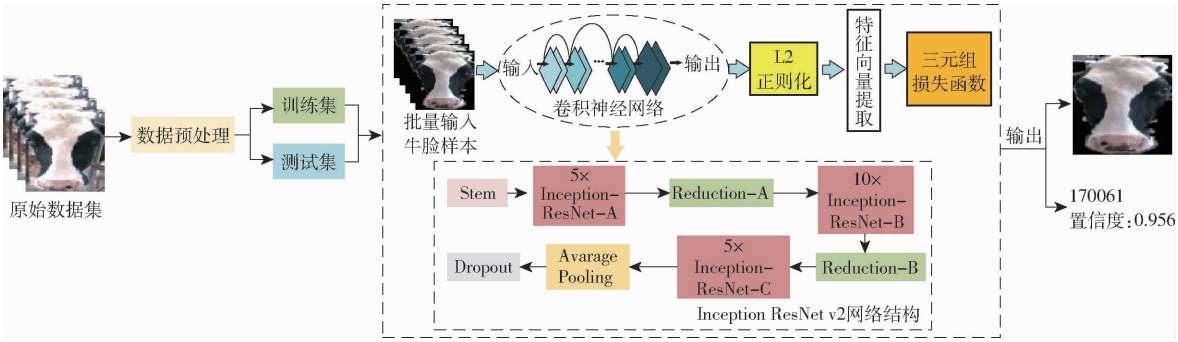


图 2 技术路线图

Fig. 2 Technology roadmap

σ_2^2——图像 f_2 像素方差

$\sigma_{1,2}$——图像 f_1、f_2 协方差

c_1、c_2——防止分母为 0 的常数,取 0.01

在本研究中,SSIM 取值范围在 0 ~ 1 之间,当结构相似度为 1 时,表示两幅图像完全相同。参照文献[24]设置 SSIM 阈值为 0.5,当 SSIM 低于 0.5,判定两幅图像不同。经冗余图像剔除,共获得 108 头共计 2 086 幅牛脸图像。

1.3.2 背景去除

为减少背景干扰、提高牛脸识别准确率,本文提出了一种结合彩色、深度图像的自适应阈值分割算法提取牛脸并去除背景。

首先,将深度图像转换为距离 d_i 的数组 D,通过查找数组中最小的非零值 $D_{\min}$,并将该值加上一个牛脸距离常数 d_{cow},从而得到用于分割处理的阈值 T。由此可得到

$$D = \{d_1, d_2, \cdots, d_n\} \tag{2}$$

$$D_{\min} = \min(d_i) \quad (d_i \neq 0) \tag{3}$$

$$T = D_{\min} + d_{\text{cow}} \tag{4}$$

其次,对深度图像使用阈值处理和膨胀操作,去除背景并填充间隙;最后,将彩色图像转换为 HSV 颜色空间,通过分割阈值 T 确定掩码,并将掩码应用到 HSV 图像中,以去除背景。

为实现牛脸区域的自动提取,本研究采用边缘检测算法突出牛脸边界,通过轮廓提取算法获取牛脸轮廓信息,利用最小外接矩形算法计算牛脸轮廓的最小外接矩形。根据框选区域裁剪牛脸区域,用于构建数据集。

1.3.3 牛脸图像数据集构建

将预处理后的图像,按照 4∶1 划分数据集,其中 80% 共计 1 668 幅图像作为训练集数据,20% 共计 418 幅图像作为测试集数据。

为增强个体识别模型的泛化能力,本文使用翻转图像、改变颜色对比度、改变颜色强度和改变亮度 7 种图像增强操作扩充数据集,数据增强示例如图 3 所示。经过数据增强操作之后,原训练集由 2 086 幅图像扩充至 8 344 幅。

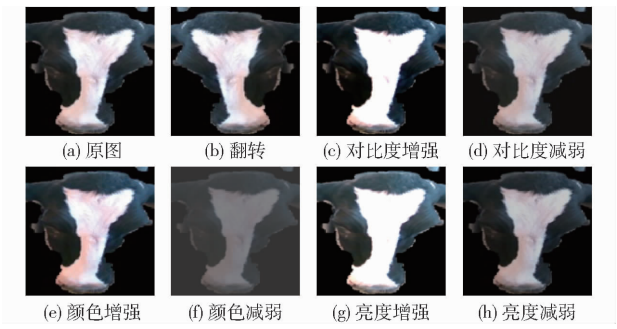


图 3 数据增强

Fig. 3 Data enhancement

1.4 牛脸识别模型

1.4.1 FaceNet 架构

为提高牛脸识别精度,本研究采用 FaceNet[25]

深度学习网络模型，选用特征提取效果最优的 Inception ResNet v2 作为主干网络，该网络具有多个卷积层和残差连接层，能够提取高级语义特征。采用三元组损失函数对训练模型进行特征表示学习，该损失函数通过比较每个训练样本与其正样本（同一身份牛脸图像）和负样本（不同身份牛脸图像）组成的三元组来训练网络。该损失函数使同一身份牛脸特征在特征空间中更加接近，而不同身份牛脸特征更加分散，达到增强特征区分度的目的。FaceNet 算法流程如图 4 所示。

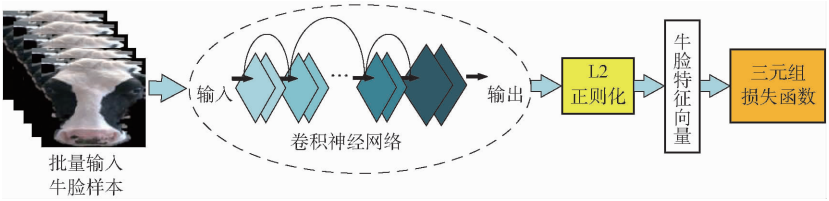


图 4　FaceNet 算法流程图

Fig. 4　FaceNet algorithm flowchart

1.4.2　Inception ResNet v2 特征提取网络

为实现牛脸图像特征提取，本研究采用 Inception ResNet v2[26] 作为主干网络。该网络的结构是对 Inception v4 进行改进，引入了残差网络结构[27]，其目的是降低网络计算量，提高计算精度和模型训练速度。该网络结构分成前端卷积层（Stem）、Inception－ResNet－A、Inception－ResNet－B、Inception－ResNet－C 和平均池化层 5 部分，网络结构如图 5 所示。前端卷积层部分包括初始卷积层和池化层，用于对输入图像进行初步多层次的特征提取和降采样。Inception－ResNet－A 部分包括 3 个分支，每个分支使用不同大小的卷积核对输入图像进行卷积操作。分支输出在通道维度上合并，然后与输入进行残差连接。最后，应用激活函数来生成最终的输出特征图。Inception－ResNet－B 和 Inception－ResNet－C 结构相似都包括 2 个分支，第 1 个分支是简单的 1×1 卷积层，用于对输入进行降维；第 2 个分支使用 1×1 卷积层进行降维，通过连续 2 个卷积层对特征层进行处理，从而增加特征的非线性表示能力，2 个分支在通道维度上合并，并与输入进行残差连接。二者的不同在于循环次数不同，Inception－ResNet－B 循环 10 次而 Inception－ResNet－C 循环 5 次。为了便于牛脸验证，对所得到的特征向量进行 L2 正则化处理，以确保不同牛脸的特征向量具有一致的尺度和可比性，从而方便进行后续的对比和识别。

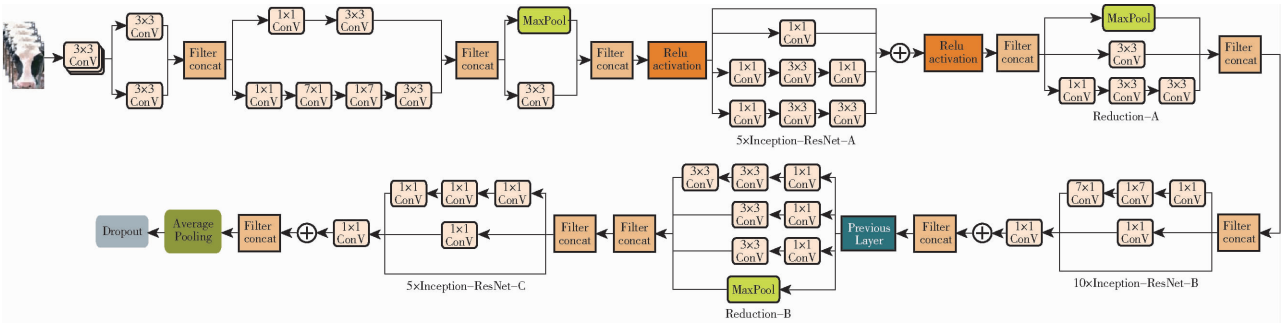


图 5　Inception ResNet v2 网络结构图

Fig. 5　Inception ResNet v2 network structure

1.4.3　三元组损失函数

三元组损失函数[28] 是 FaceNet 算法中用于优化特征向量表示的一种方法。该损失函数以 3 个样本为单位：锚点样本 x^a、正样本 x^p 和负样本 x^n。选择某类中任意一幅牛脸图像作为锚样本，则该类剩余图像为正样本，其余类的图像为负样本。该损失函数的作用是将同一个体奶牛的特征向量聚集在一起，同时分散不同个体奶牛的特征向量。三元组损失函数的计算式为

$$L_{loss}=\sum_{i=1}^{N}\left[\|f(x_i^a)-f(x_i^p)\|_2^2-\|f(x_i^a)-f(x_i^n)\|_2^2+\alpha\right]_+ \tag{5}$$

式中　N——样本数

x_i^a、x_i^p、x_i^n——第 i 个样本的锚点样本、正样本和负样本

$f(\cdot)$——网络的特征提取函数

$\|\cdot\|_2$——欧几里得距离

α——超参数，用于调节正负样本之间的距离

$[\cdot]_+$——取正值函数，即当括号内的值为负数时，取 0，否则取该值本身

该损失函数通过最小化锚点样本和正样本之间的距离，同时最大化锚点样本和负样本之间的

距离来训练模型。使模型学习到的特征向量更具区分性,从而更准确地区分不同牛脸。三元组损失函数可以有效地优化特征向量表示,提高牛脸识别的准确性和鲁棒性。三元组损失示意图如图 6 所示。

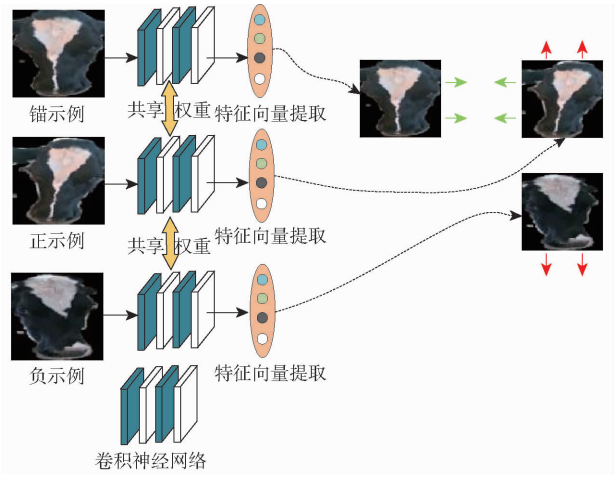


图 6 三元组损失示意图

Fig. 6 Triplet loss schematic

1.5 试验平台与模型参数

本研究计算平台环境包括以下配置:CPU 配置为 AMD RYZEN 7 5800H, GPU 为 GeForce RTX 3060,具备 6 GB 独立显存和 16 GB 内存;操作系统为 Windows 11 系统。采用 TensorFlow 深度学习框架,模型训练学习率(Learning rate)为 0.1,批量大小(Batch size)为 90,迭代次数(Epochs)为 50。采用自适应矩阵估计算法(Adaptive moment estimation,Adam)对模型进行优化,损失值计算则采用三元组损失函数。

1.6 评价指标

两幅牛脸图像的特征欧氏距离表示为 $D(x_i, y_i)$,判别为同一个体牛脸图像对用 P_{same} 表示,而所有非同一个体牛的牛脸图像对用 P_{diff} 表示。通过设置阈值 d,计算数据对的准确率和验证率对模型进行评估。是同一个体牛而且被分类为同一个体牛脸图像对集合 $T_A(d)$ 为

$$T_A(d) = \{(i,j) \in P_{same}, D(x_i, x_j) \leqslant d\} \tag{6}$$

非同一头牛但是被分类为同一头牛的牛脸图像对集合 $F_A(d)$ 为

$$F_A(d) = \{(i,j) \in P_{diff}, D(x_i, x_j) \leqslant d\} \tag{7}$$

计算验证率 $V_{AL}(d)$ 和误识率 $F_{AR}(d)$,其中验证率表示正确接受同一身份个体的比例,误识率表示错误地接受不同身份个体的比例。计算式为

$$V_{AL}(d) = \frac{|T_A(d)|}{|P_{same}|} \times 100\% \tag{8}$$

$$F_{AR}(d) = \frac{|F_A(d)|}{|P_{diff}|} \times 100\% \tag{9}$$

2 结果与分析

2.1 3 种特征提取网络对比

为优选牛脸特征提取网络,本研究对比 Inception ResNet v1、Inception ResNet v2、SqueezeNet 3 种网络在相同训练参数设置下的识别效果。结果如表 1 所示。

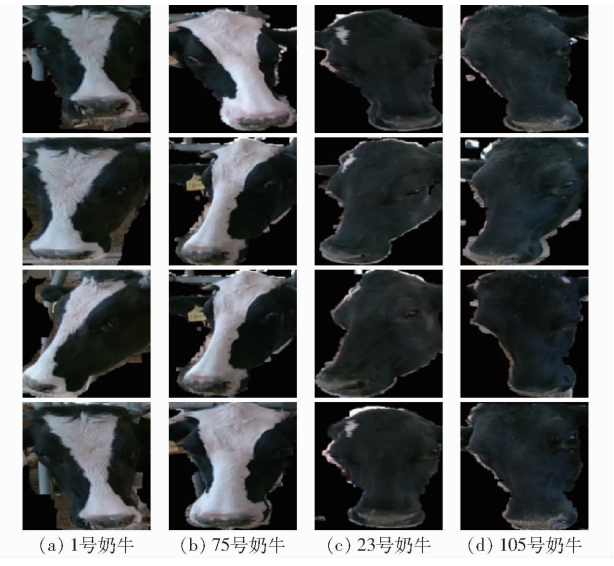
表 1 不同特征提取网络对比实验结果

Tab. 1 Comparative experiment of different feature extraction networks %

网络结构	准确率	验证率	误识率
Inception ResNet v2	96.3	35.3	0.10
Inception ResNet v1	95.3	28.7	0.15
SqueezeNet	93.4	23.8	0.15

由表 1 可以看出,基于 Inception ResNet v2 主干网络的识别准确率达到 96.3%,验证率为 35.3%,误识率为 0.10%。与 Inception ResNet v1 和 SqueezeNet 网络结构相比,Inception ResNet v2 网络结构的准确率分别提高 1、2.9 个百分点,验证率分别提高 6.6、11.5 个百分点,误识率均降低 0.05 个百分点。故选取 Inception ResNet v2 作为奶牛面部提取网络开展牛脸识别研究。

通过对误判结果进一步分析可知,造成误识别的主要原因是奶牛面部的相似花纹,如图 7a、7b 所示,1 号奶牛被错误识别为 75 号奶牛。误判原因是 1 号和 75 号奶牛面部较相似。此外,图 7c 和图 7d 中的两头牛脸颜色基本为黑色,进一步增加了识别难度,使 FaceNet 模型难以准确识别,从而造成分类错误。



(a) 1号奶牛 (b) 75号奶牛 (c) 23号奶牛 (d) 105号奶牛

图 7 奶牛面部相似花纹示意图

Fig. 7 Similar facial patterns of cows

2.2 背景分离算法参数调优及对模型性能的影响

根据采用的背景分离算法,需要确定牛脸距离

常数 d_{cow}。不同 d_{cow}会对背景分离产生不同影响。d_{cow}值过低会导致牛脸边缘产生毛刺，d_{cow}值过高会导致背景中部分像素被误判为前景像素，合适的 d_{cow}选择至关重要。依据深度相机与牛脸间距，选取 250、300、350、400、450 mm 作为 d_{cow}进行试验，结果如图 8 所示。

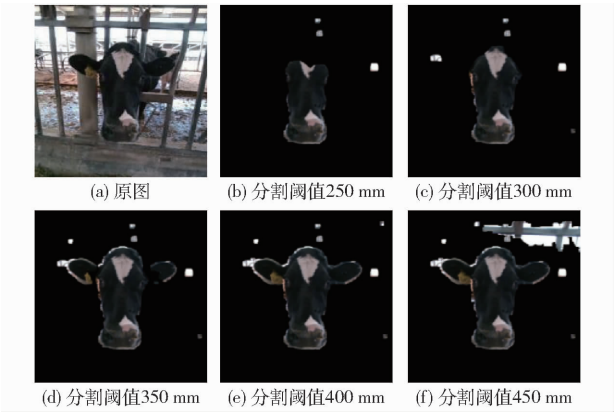


图 8　分割阈值对比结果

Fig. 8　Comparison result of segmentation threshold

从图 8 可知，当 d_{cow}选取 250 mm 和 300 mm 时（图 8b、8c），无法提取完整牛脸图像；当 d_{cow}选取 350 mm 时，背景分离结果如图 8d 所示，此时牛脸轮廓已基本显现，但牛脸图像不完整；当 d_{cow}选取 400 mm时（图 8e），牛脸图像已完全显现；当 d_{cow}选取 450 mm 时（图 8f），相比于 d_{cow}选取 400 mm 时，该阈值下牛脸图像虽显现完整但背景未完全去除；故本研究背景分离的 d_{cow}选取 400 mm 用于后续牛脸识别研究。

为评估背景分离效果，使用 FaceNet 模型对背景分离前后数据集进行试验对比和分析。结果如表 2 所示。

表 2　背景分离前后牛脸识别结果

Tab. 2　Cow face recognition results before and after background separation　%

数据集	准确率	验证率	误识率
背景分离后	98.6	81.9	0.10
背景分离前	96.3	35.3	0.10

由表 2 可知，使用背景分离后的数据集训练模型，识别准确率达 98.6%、验证率达 81.9%，误识率达 0.10%。相比于背景分离前的数据集，准确率提高 2.3 个百分点，验证率提高 46.6 个百分点。

2.3　与现有研究结果对比

为验证有效性，将提出的算法与现有牛脸识别研究结果[18,29－30]进行对比，如表 3 所示。可以看出，本研究牛脸识别准确率为 98.6%，分别比文献[18,29－30]的结果高 3.5、5.7、7.7 个百分点，而且，实现了在更多牛只脸部数据集上的有效识别。

表 3　与现有牛脸识别结果对比

Tab. 3　Comparison with existing dairy cow face recognition research results

数据集类型	数据规模	识别算法	准确率/%	文献序号
RGB	400 幅/20 头	图像多通道 K－SVD	92.9	[29]
RGB	400 幅/20 头	改进 K－SVD	90.9	[30]
RGB	2 792 幅/70 头	CNN + ResNet	95.1	[18]
RGB－D	8 344 幅/108 头	自适应阈值 + FaceNet	98.6	

3　结论

（1）采用 Inception ResNet v2 网络作为 FaceNet 模型的主干特征提取网络，识别准确率达 96.3%，验证率达 35.3%，误识率为 0.10%。相比于 Inception ResNet v1 和 SqueezeNet 网络，识别准确率分别提高 1、2.9 个百分点；验证率分别提高 6.6、11.5 个百分点；误识率均降低 0.05 个百分点。在牛脸特征提取方面，Inception ResNet v2 网络表现效果更优。

（2）采用的自适应阈值背景分离算法对数据集进行背景分离预处理后，牛脸识别准确率达 98.6%，相比于背景分离前的数据集，提高 2.3 个百分点。该方法有效去除背景干扰，为复杂环境下的牛脸识别提供了新的解决思路。

参　考　文　献

[1]　何东健，刘畅，熊虹婷. 奶牛体温植入式传感器与实时监测系统设计与试验[J]. 农业机械学报，2018，49(12)：195－202.
HE Dongjian, LIU Chang, XIONG Hongting. Design and experiment of implantable sensor and real-time detection system for temperature monitoring of cow[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(12): 195－202. (in Chinese)

[2]　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.
LIU Zhongchao, HE Dongjian. 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. (in Chinese)

[3]　TSAI D M, HUANG C Y. 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.

[4]　LESLIE E, HERNÁNDEZ-JOVER M, NEWMAN R, et al. Assessment of acute pain experienced by piglets from ear tagging, ear notching and intraperitoneal injectable transponders[J]. Applied Animal Behaviour Science, 2010, 127(3－4): 86－95.

[5] ZIN T T, MISAWA S, PWINT M Z, et al. Cow identification system using ear tag recognition[C]// 2020 IEEE 2nd Global Conference on Life Sciences and Technologies (LifeTech). IEEE, 2020: 65 - 66.
[6] AWAD A I. From classical methods to animal biometrics: a review on cattle identification and tracking[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2016,123:423 - 435.
[7] RUIZ-GARCIA L, LUNADEI L. The role of RFID in agriculture: applications, limitations and challenges[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2011,79(1):42 - 50.
[8] 李超, 赵林度. 牛眼虹膜定位算法研究及其在肉食品追溯系统中的应用[J]. 中国安全科学学报, 2011,21(3):124 - 130.
LI Chao, ZHAO Lindu. Research on cattle iris localization algorithm and its application in meat food tracking and traceability system[J]. China Safety Science Journal, 2011,21(3):124 - 130. (in Chinese)
[9] BARRY B, GONZALES-BARRON U A, MCDONNELL K, et al. Using muzzle pattern recognition as a biometric approach for cattle identification[J]. Transactions of the ASABE, 2007,50(3):1073 - 1080.
[10] KUMAR S, SINGH S K, ABIDI A I, et al. Group sparse representation approach for recognition of cattle on muzzle point images[J]. International Journal of Parallel Programming, 2018,46(5):812 - 837.
[11] 许贝贝,王文生,郭雷风,等. 基于非接触式的牛只身份识别研究进展与展望[J]. 中国农业科技导报,2020,22(7):79 - 89.
XU Beibei, WANG Wensheng, GUO Leifeng, et al. A review and future prospects on cattle recognition based on non-contact identification[J]. Journal of Agricultural Science and Technology, 2020, 22(7): 79 - 89. (in Chinese)
[12] CAI C, LI J Q. Cattle face recognition using local binary pattern descriptor[C]// APSIPA, 2013.
[13] 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.
[14] LIU W, ANGUELOV D, ERHAN D, et al. SSD: single shot multiBox detector[C]// European Conference on Computer Vision, 2016: 21 - 37.
[15] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You only look once: unified, real-time object detection[C]// Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016: 779 - 788.
[16] ZHOU X, WANG D, KRHENBÜHL P. Objects as points[J]. arXiv preprint arXiv: 1904.07850, 2019.
[17] 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 diary cow by fusing coordinate information[J]. Transactions of the CSAE, 2021,37(15):129 - 135. (in Chinese)
[18] 朱敏玲, 赵亮亮, 和首杰. CNN 与 SVM 和 ResNet 相结合的牛脸识别系统模型研究与实现[J]. 重庆理工大学学报(自然科学), 2022,36(7):155 - 161.
ZHU Minling, ZHAO Liangliang, HE Shoujie. Research and realization on cattle face recognition system model based on CNN combined with SVM and ResNet[J]. Journal of Chongqing University of Technology (Natural Science) 2022,36(7):155 - 161. (in Chinese)
[19] CHEN Xiaolang, YANG Tianlong, MAI Kaizhan, et al. Holstein cattle face re-identification unifying global and part feature deep network with attention mechanism[J]. Animals, 2022,12(8):1047.
[20] 司永胜,王朝阳,张艳, 等.基于深度与传统特征融合的非限制条件下奶牛个体识别[J].农业机械学报,2023,54(6): 272 - 279.
SI Yongsheng, WANG Zhaoyang, ZHANG Yan, et al. Individual identification of dairy cows under unrestricted conditions based on fusion of deep and traditional features[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023,54(6): 272 - 279. (in Chinese)
[21] 许兴时,王云飞,华志新,等. 融合 YOLO v5s 与通道剪枝算法的奶牛轻量化个体识别方法[J]. 农业工程学报,2023, 39(15): 153 - 163.
XU Xingshi, WANG Yunfei, HUA Zhixin, et al. Light-weight recognition network for dairy cows based on the fusion of YOLO v5s and channel pruning algorithm[J]. Transactions of the CSAE, 2023, 39(15): 153 - 163. (in Chinese)
[22] FUMIO O, SAYA I, YASUSHI M, et al. RGB - D video-based individual identification of dairy cows using gait and texture analyses[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2019,165:104944.
[23] WOO S, PARK J, LEE J Y, et al. Cbam: convolutional block attention module[C]// European Conference on Computer Vision, 2018.
[24] WANG Z, BOVIK A C, SHEIKH H R, et al. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity[J]. IEEE Trans. Image Process, 2004, 13(4): 600 - 612.
[25] FLORIAN S, DMITRY K, JAMES P. FaceNet: a unified embedding for face recognition and clustering[Z]. Ithaca: Cornell University Library, arXiv.org, 2015.
[26] SZEGEDY C, IOFFE S, VANHOUCKE V, et al. Inception - v4, Inception - ResNet and the impact of residual connections on learning[C]// Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2017.
[27] HE K, ZHANG X, REN S, et al. Deep residual learning for image recognition[C]// Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016: 770 - 778.
[28] BREDIN H. TristouNet: triplet loss for speaker turn embedding[C]// IEEE, 2017.
[29] 赵建敏, 姜世奇, 李琦. 基于图像多通道 K - SVD 算法的牛脸识别研究[J]. 黑龙江畜牧兽医, 2021(18):42 - 46.
ZHAO Jianmin, JIANG Shiqi, LI Qi. Research on cow face recognition based on image multichannel K - SVD algorithm[J]. Heilongjiang Animal Husbandry and Veterinary Medicine, 2021(18): 42 - 46. (in Chinese)
[30] 赵建敏, 姜世奇, 李琦. 基于改进 K - SVD 算法在牛脸识别上的应用[J]. 传感器与微系统, 2021,40(10):158 - 160.
ZHAO Jianmin, JIANG Shiqi, LI Qi. Application of improved K - SVD algorithm in cow face recognition[J]. Sensors and Microsystems, 2021,40(10): 158 - 160. (in Chinese)