

DOI:10.16136/j.joel.2022.08.0795

基于三元损失的保险业务牛脸识别系统的设计

杨 梅, 赵建敏*

(内蒙古科技大学 信息工程学院, 内蒙古 包头 014010)

摘要:针对当前畜牧保险行业勘察、定损中牛身份识别难的问题, 本文将深度学习框架与物联网(internet of things, IOT)技术结合构建牛脸识别系统。系统中以 Inception_Resnet_v1 作为深度学习网络框架, 结合 Triplet Loss 损失函数, 完成牛面部特征的提取, 通过计算余弦距离对特征进行身份识别。基于 flask 和 vue 框架部署牛脸检测和特征提取及验证模型, 开发牛脸信息数据库, 提供身份注册和验证 web 服务。为验证系统可行性, 采集并制作牛脸识别数据集 CFID200, 在 20% 未见牛脸的条件下, 牛脸识别系统准确率与验证率达到 95% 以上, 满足保险业务牛脸身份识别需要。

关键词:牛脸识别; 三元损失; 卷积网络; 深度学习

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 1005-0086(2022)08-0831-09

Design of cow face recognition system for insurance business based on three-dimensional loss algorithm

YANG Mei, ZHAO Jianmin*

(College of Information Engineering, Inner Mongolia University of Science and Technology, Baotou, Inner Mongolia 014010, China)

Abstract: Aiming at the current problem of difficult cattle identity recognition in the survey and loss determination of livestock insurance industry, this paper combines deep learning framework with internet of things (IOT) technology to build cow face recognition system. Inception_Resnet_v1 is used as the deep learning network framework in the system, combined with Triplet Loss loss function, to complete the extraction of cow face features, and the identification of features by calculating the cosine distance. Based on flask and vue framework, we deploy cow face detection and feature extraction and verification model, develop cow face information database, and provide identity registration and verification web service. To verify the feasibility of the system, the cow face recognition dataset CFID200 is collected and produced. Under the condition that 20% of cow faces are not seen, the accuracy and verification rate of the cow face recognition system reaches more than 95%, which meets the need of cow face identification in insurance business.

Key words: cow face recognition; triplet loss; convolutional network; deep learning

1 引 言

针对判断待理赔牛是否为投保牛的问题, 传统方法通过核实待理赔牛现场信息是否与投保档案信息一致, 核实信息包括牛面部图片、牛耳标

号、品种、毛色、质量信息。耳标存在掉标、损坏、人为造假换标的问题, 人工验证劳动强度大, 识别难度大、错误率高。牛耳标号可以作为主要核对信息, 但存在掉标、调换的问题, 无法满足勘验的基本要求。除此之外, 传统的勘测方法容易产生

* E-mail: zhao_jm@imust.edu.cn

收稿日期: 2021-11-26 修订日期: 2021-12-28

基金项目: 内蒙古自治区自然科学基金(2019LH06006)、内蒙古自治区科技计划项目(2021GG0244, 2019GG117)、内蒙古自治区科技重大专项(2019ZD025)和包头市昆区科学技术发展项目(YF2020014)资助项目

工作人员主观原因造成的失误。计算机视觉技术在牛脸识别方面展现了其有效性和精确性。

基于计算机视觉技术的牛个体识别方法中,包括虹膜^[1]、视网膜等^[2]生物特征的识别和图像识别^[3]。生物特征识别虽然识别准确率高、可靠性强,但采集难度大、操作困难,无法实施推广。KUMAR 等^[4-7]提出将牛的鼻口点图像信息作为识别特征,利用纹理特征描述符,组稀疏表示算法以及深度信念网络(deep belief network, DBN)进行牛的身份识别,但高质量的鼻口点信息采集难度较大,人力物力资本较高,难以在中小型牧场广泛应用。2005年,KIM 等^[8]采集了12头日本牛进食时的牛面部图像数据,计算其特征参数,输入到联想记忆神经网络中进行学习,证明使用牛脸图像识别牛个体是可行的;XIA 等^[9]提出一种基于局部二值模式(local binary pattern, LBP)纹理特征的脸部描述模型,并使用主成分分析(principal component analysis, PCA)结合稀疏编码分类(sparser representation classifier, SRC)对肉牛面部图像进行识别;CAI 等^[10]基于人脸识别方法提出了基于LBP改进后的牛脸模型,但该模型针对灰度牛脸图像,因此无法在真实的养殖环境中应用。相比较传统的牛脸图像识别方法,基于深度学习的方法耗时短,更容易应用在养殖环境中。

针对牛的面部特征识别,本文提出基于深度学习的方法,通过Yolov5完成牛脸检测^[11],以Inception_Resnet_v1作为网络模型,Triplet Loss作为损失函数,完成对牛面部特征的提取^[12],当获取到牛面部的特征向量后,可以完成牛脸识别、牛脸验证和牛脸聚类。本文主要应用在保险行业中,判断待理赔牛是否为投保牛,为牛脸进行验证,获取到牛面部特征后,计算两者余弦距离,完成牛脸验证。本文采用vue和flask^[13]框架搭建,结合MySQL数据库完成信息的存储,实现牛信息的建档,实现牛脸验证。

2 系统总体设计方案

本文利用深度学习网络框架完成牛面部特征提取,采用物联网(internet of things, IOT)技术提供牛身份建档与验证应用。系统使用MySQL数据库完成牛身份与牛脸信息的采集与存储,采用flask框架搭建服务器端,vue框架完成前端页面的设计与开发,通过Axios完成前后端的数据传输与通信,实现服务器端和客户端的数据交互。工作人员将待理赔牛脸图片上传到系统中,经过Yolov5检测出牛脸,经过识别模型得到该牛脸的特征向量,从数据库中提取与待理赔牛相同ID的牛脸特征向量,计算两者的

余弦距离,得出验证结果。牛脸识别系统总体结构如图1所示。

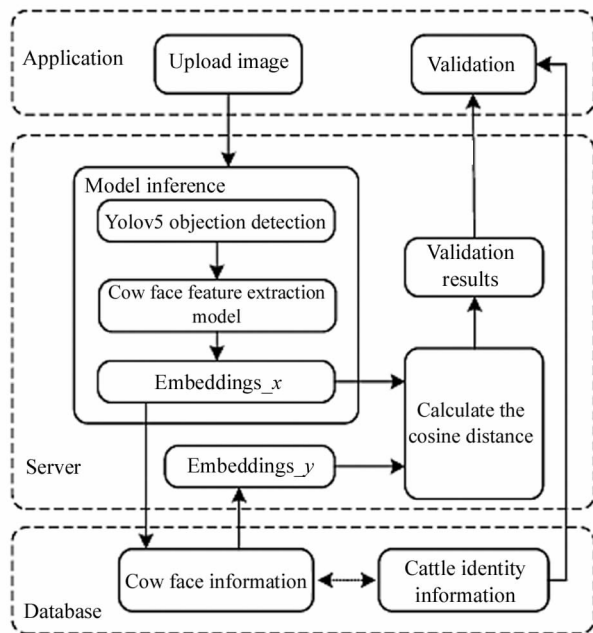


图1 牛脸识别系统总体结构

Fig. 1 The structure of the cow face recognition system

3 CFID200 数据集制作

数据来源于内蒙古自治区乌兰察布市察哈尔地区和包头市土右旗地区牧场,通过高清数码摄像机进行采集,设备型号为松下GH5s。数据集在喂料、挤奶和望风的环境下,从不同的角度、光照等方面采集牛脸图像,共采集200头牛,且每头牛挑选40张牛脸图片,总计8000张,将数据进行标注,构成目标检测数据集,完成图片中牛脸的检测;利用检测模型与标注文件中的位置信息,对数据集进行裁剪,构成识别数据集CFID200,完成牛脸验证。图2为数据集中部分样本图。



图2 CFID200数据集部分样例

Fig. 2 CFID200 data set part of the sample diagram

上图 ID 号中 CFID 和 CFID1 表示牛的采集地不同;每一个 ID 对应牛均包含不同的采集场景,如 CFID1_000021 是同一头牛在挤奶和和喂料场景中的牛脸照片;CFID1_00109 是同一头牛从不同角度拍摄的牛脸照片;CFID_000046 是不同的光照环境下同一头牛的牛脸照片,很明显地可以看出第一张和第二张图片整体颜色不同。除此以外,同一采集地相似的养殖环境进一步提升了识别难度,依赖人的主观判断很难对其进行准确识别。

4 实验设计与结果分析

牛脸识别系统算法结构示意图如图 3 所示。在训练阶段,牛面部图像及其标签构成面部数据集,用于训练 YOLOv5 面部检测模型,从而获得模型的权重。使用牛脸面部图像构成数据集,用于训练牛脸特征提取模型,从而获得牛脸面部特征提取的模型权重。在推断阶段,用户上传图片,运用加载了模型权重的牛面部检测模型检测牛的面部,依据特征提取模型将牛脸信息转换为 128 维向量,通过计算过余弦距离判断是否为同一头牛。

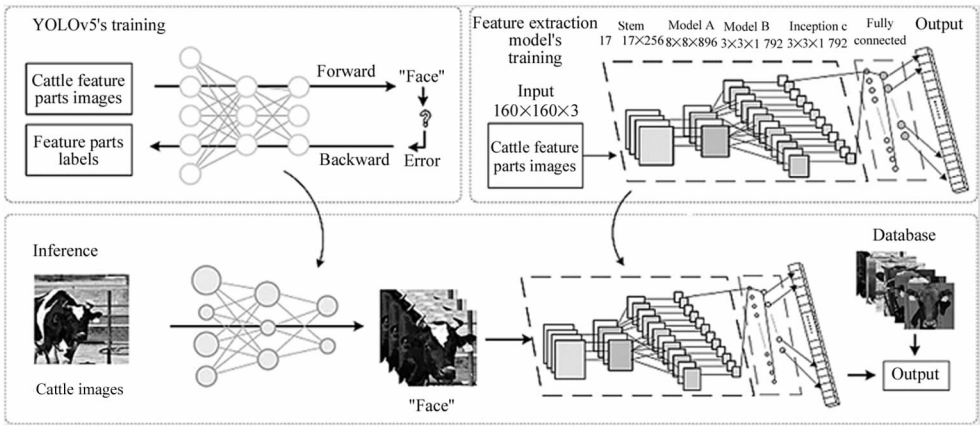


图 3 系统算法结构示意图

Fig. 3 Schematic diagram of algorithm structure

4.1 YOLOv5 牛脸检测

牛脸检测是牛脸身份识别的保证,从图像中获取牛面部图像能极大地提高身份识别的准确率。本系统采用 YOLOv5 目标检测算法检测牛的面部,模型结构如图 4 所示。输入的图像经过缩放后统一大小

为 640×640 ,经过特征提取网络得到 20×20 、 40×40 和 80×80 3 个尺度的特征,然后通过三尺度特征的融合预测出图像中包含的目标框,最后采用非极大值抑制算法剔除冗余目标框,保留得分较高的目标框作为最终的牛脸面部检测结果。

4.2 牛脸特征提取模型设计

根据牛的面部检测结果,可以获取牛面部在图像中的位置。将检测结果输入模型中,经过牛脸识别模型提取得到 128 维向量,完成牛脸特征的提取。

牛脸识别模型主要包括 2 个方面,首先是深度卷积网络;其次是 L2 标准化得到 128 维向量。本文中采用 Inception_ResNet_v1^[14] 作为特征提取算法的主要网络结构,该网络是在 Inception-v4^[14] 结构的基础上加入了残差网络结构,Inception 结构的出现使得网络的计算量大大减少,再使用残差网络后虽然使得网络深度加深,但是使得网络的精度更高、训练速度更快。网络结构图如图 5 所示。

该网络结构将输入为 $160 \times 160 \times 3$ 的牛脸图片转换成大小为 $3 \times 3 \times 1792$ 的初步特征,在网络的最后加入平均池化层并且接入一个神经元个数为 128

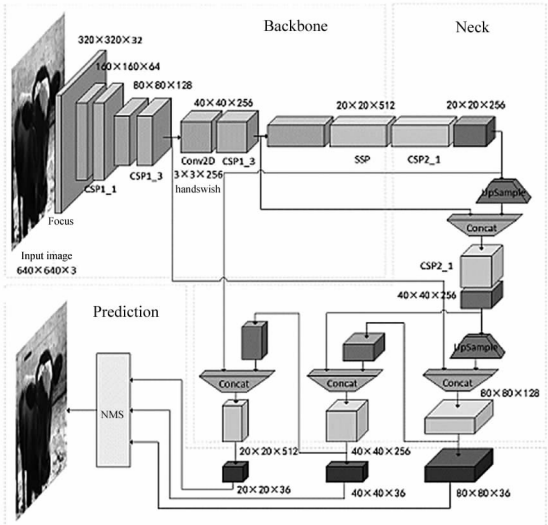


图 4 YOLOv5 模型结构

Fig. 4 Model structure diagram of YOLOv5

的全连接层,得出输入图片的特征向量。为了更方便地完成牛脸验证,将所得向量规范化到同一数量

级,故将不同牛脸的特征向量进行 L2 标准化处理,得到输入图片的 128 维向量,即牛脸特征提取完成。

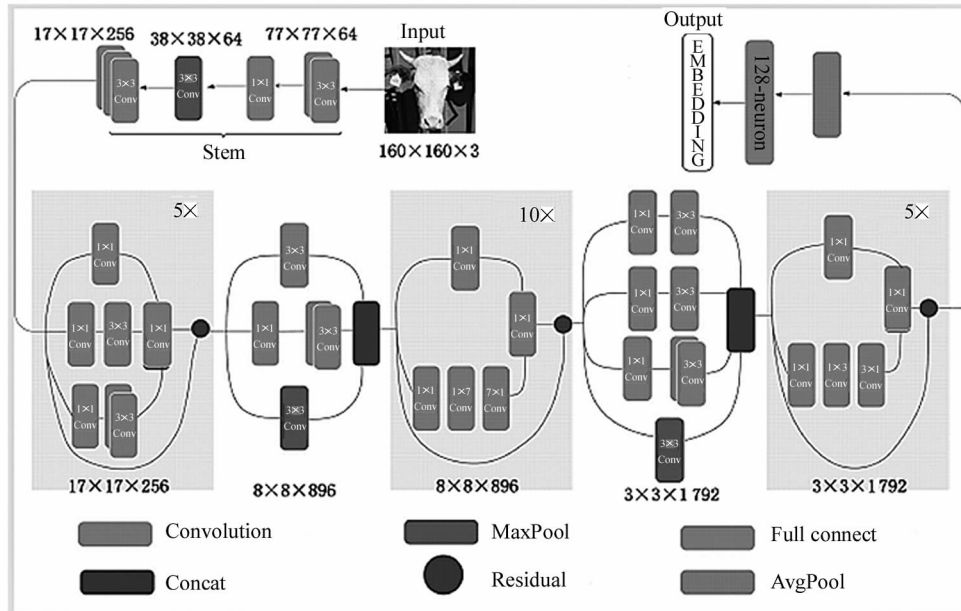


图5 Inception_ResNet_v1 网络结构

Fig. 5 Network structure diagram of Inception_ResNet_v1

该模型采用三元组损失函数^[15]衡量模型输出和类别标签的偏差。在损失函数中要确 x_i^a (anchor) 与同一头牛的所有其他图像 x_i^p (positive) 的距离比其他牛的任何图像 x_i^n (negative) 的距离更近,将其具体化为:

$$\|f(x_i^a) - f(x_i^p)\|_2 + \alpha < \|f(x_i^a) - f(x_i^n)\|_2, \quad (1)$$

式中, α 取不同的值,得到不同难度级别的三元组 $\forall (f(x_i^a), f(x_i^p), f(x_i^n)) \in T$, T 是训练集中所有可能的三元组的集合,基数为 N 。则被最小化的损失函数公式为:

$$L = \sum_i^N [\|f(x_i^a) - f(x_i^p)\|_2 + \alpha - \|f(x_i^a) - f(x_i^n)\|_2 + \alpha]. \quad (2)$$

应用模型进行推断之前,需要对模型特征提取的能力进行评价,模型评价将测试集中的 20% 未见牛随机生成数据对,所有数据对 $N=(i, j)$ 包括 2000 对相同身份对记为 P_{same} , 2000 对不同身份对记为 P_{diff} 。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。准确率计算方式为:

$$ACC = \frac{TP + FN}{N}, \quad (3)$$

式中, TP 表示预测为同一头牛,且真实情况也为同

一头牛, FN 表示预测不是同一头牛,实际情况也不是同一头牛。

验证率计算方式为:

$$VAL(d) = \frac{|TA(d)|}{|P_{\text{same}}|}, FAR(d) = \frac{|FA(d)|}{|P_{\text{diff}}|}, \quad (4)$$

式中, $TA(d) = \{(i, j) \in P_{\text{same}}, D(x_i, x_j) \leq d\}$ 表示正确分类为相同牛脸对的集合; $FA(d) = \{(i, j) \in P_{\text{diff}}, D(x_i, x_j) \leq d\}$ 表示为错误分类为相同牛脸对的集合, $D(x_i, y_i)$ 表示牛脸对的余弦距离。由公式可以得出, $VAL(d)$ 尽可能地降低将两头不同牛判断为同一头牛的概率,由于本文主要应用在保险行业,所以在 $ACC(d)$ 和 $VAL(d)$ 两个评价指标中, $VAL(d)$ 这个指标更加重要。

4.3 验证算法设计

牛脸验证的过程,实际上为判断两头牛相似程度的过程。通过计算两头牛面部特征向量的距离来判断相似程度,常用的方法有欧式距离计算、余弦距离^[16]计算等。欧氏距离是最常见的距离度量,衡量的是多维空间中各个点之间的绝对距离,余弦相似度用向量空间中两个向量夹角的余弦值衡量两个个体间差异的大小。相比距离度量,余弦相似度更加注重两个向量在方向上的差异。本文中,判断是否为待理赔牛,判断相同ID牛是否为同一头牛,两个

特征向量在数值上差异不大,更加注重空间方向上的差异,所以本文选择余弦距离做为衡量标准。余弦值的取值范围为 $[-1,1]$,当余弦值越趋近 1 时,表示两个向量越相似,反之,表示两个向量差距较大。向量的余弦值定义如下:

$$\cos(\theta) = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i \times y_i)}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i)^2} \times \sqrt{\sum_{j=1}^n (y_j)^2}}, \quad (5)$$

式中, x_i 和 y_i 分别表示待匹配牛脸的特征向量和数据库中牛脸特征向量, n 为向量的维度且为 128。

4.4 实验结果分析

本文包含牛脸检测和牛脸特征提取两部分实验,实验所需的系统环境均为Intel i7-7800X CPU,

运行内存为 32 GB,两块英伟达(NVIDIA)的 2080Ti GPU,CUDA9.0,Ubuntu16.04 操作系统。

Yolov5 模型训练的数据集最大迭代次数(Epoch)为 1 000 次,每次模型训练的输入图像数量(Batchsize)为 32,模型初始学习率为 0.05。依据此模型配置,对牛面部数据集的训练结果如图 6 所示。图中 Objectness 代表检测 loss 的均值,越小目标检测越准,Precision、Recall 和 mAP@0.5 分别代表模型随迭代次数增加在测试集上的准确率、召回率和平均准确率。由图 6 可见,模型训练的 loss 均值随迭代次数的增加而收敛到 0.04 左右,达到了较好的训练效果,模型在测试集上的准确率、召回率和平均准确率随迭代次数的增加而上升,在迭代后期呈现平稳趋势。

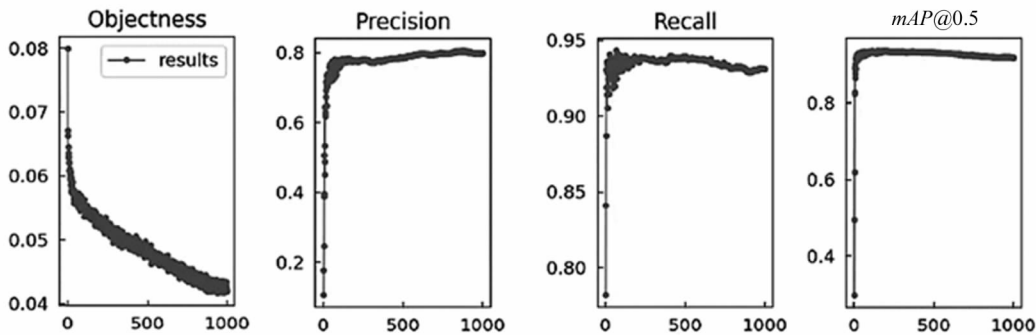


图 6 牛脸检测模型检测结果
Fig. 6 Detection results of cow face detection model

牛脸特征提取模型的训练,将CFID200数据集按照 5 : 5、6 : 4 和 8 : 2 的比例划分为训练集和测试集对模型进行训练,在设定的阈值 $d=0.9$ 时,准确率 $ACC(d)$ 、验证率 $VAL(d)$ 和错误接受率 $FAR(d)$ 分别如表 1 所示。从表中可以看出,当数据集划分为 8 : 2 时,模型训练的准确率、验证率最高和错误率最低,分别为 0.97、0.95 和 0.000 83。因此,在随后的实验中都采用 8 : 2 的数据划分比例。

表 1 数据集划分实验结果
Tab. 1 Experiment results of data division

Number	Training set ;test set	Accuracy	Validation	False acceptance rate
1	5 : 5	0.933 14	0.928 24	0.000 83
2	6 : 4	0.951 18	0.937 45	0.000 83
3	8 : 2	0.974 56	0.956 21	0.000 83

当 α 取值不同时,损失函数中会得到不同难度级别的三元组。所以 α 的选取对模型提取特征的能力

有着至关重要的影响。因此 α 分别取 0.0、0.1、0.2 和 0.3 对牛脸特征提取模型进行训练实验,实验结果如图 7 所示。

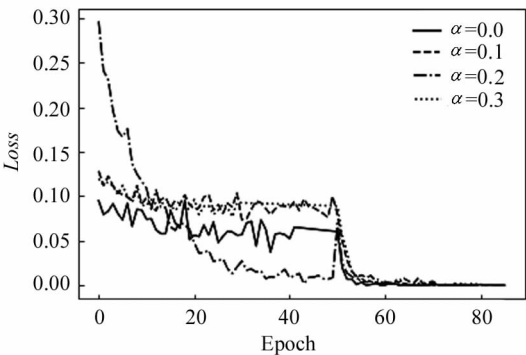


图 7 参数 α 调整对比实验结果
Fig. 7 Comparison experiment for
adjusting parameter α

由图可以看出,当 α 取不同值时,损失值呈下降趋势,同时损失值在 40—60 epochs 时,损失值均波

动比较大,当 $\alpha=0.2$ 时,损失值下降的较快且在 40—60 epochs 中波动较小。为了得到最优参数,对不同 α 取值下的模型进行评估,评估结果如表 2 所示。从表中可以看出,当 α 为 0.2 时,模型训练结果最优,准确率和验证率分别为 0.97 和 0.96,因此,在随后的实验中都采用 $\alpha=0.2$ 进行实验对比分析。

表 2 参数 α 调整对比实验Tab. 2 Comparison experiment for adjusting parameter α

Number	α value	Accuracy	Validation	False acceptance rate
1	$\alpha=0.0$	0.927 92	0.502 50	0.001 67
2	$\alpha=0.1$	0.942 92	0.430 83	0.001 67
3	$\alpha=0.2$	0.974 56	0.956 21	0.000 83
4	$\alpha=0.3$	0.942 08	0.475 00	0.001 67

牛脸验证通过判断相同 ID 牛是否为同一头牛,更加注重牛在方向上的相似度,所以将欧氏距离与余弦距离进行对比实验,实验结果如表 3 所示。从表中可以看出,不同的距离计算法方式下,均有很好的效果,但是两者比较下,余弦距离更优,因此,在随后的实验中都采用余弦距离进行实验对比分析。

表 3 距离对比实验结果

Tab. 3 Experiment results of distance comparison

Distance	Accuracy	Verification rate	False acceptance rate
Euclidean distance	0.953 41	0.914 56	0.000 83
Cosine distance	0.974 56	0.956 21	0.000 83

模型网络结构的层数、大小等因素会直接影响模型对牛面部特征的提取的能力,所以选取不同的网络结构与 Triplet Loss 损失函数结合,探索出牛面部特征提取能力最好的模型,分别完成了 Inception_Resnet_v1、Inception_Resnet_v2、Inception_v3^[17]、Resnet50、Vgg16^[18] 5 个模型的对比,实验训练的 loss 曲线图如图 8 所示,由训练曲线图可以得出 5 个网络结构的 loss 值在进行 100 轮迭代后,均较好地

收敛。

训练之后对网络模型进行评估,评估结果如表 4 所示。从表中可以看出,每个网络模型的准确率都达到 0.9 以上,但是只有 Inception_Resnet_v1 作为主干网络时,模型的验证率为 0.95,表明对牛脸有较好的区分能力,则得出 Inception_Resnet_v1 网络结构结合 Triplet Loss 有较好的牛脸特征提取能力。

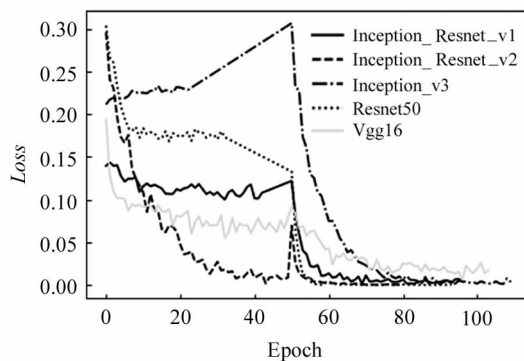


图 8 不同网络结构训练结果

Fig. 8 Training results of different network structures

表 4 不同网络结构对比实验

Tab. 4 Comparative experiment of different network structures

Number	Network structure	Accuracy	Validation	False acceptance rate
1	Inception_Resnet_v1	0.974 56	0.956 21	0.000 83
2	Inception_Resnet_v2	0.918 75	0.649 17	0.001 67
3	Inception_v3	0.922 08	0.497 50	0.001 67
4	Resnet50	0.963 75	0.875 00	0.000 93
5	Vgg16	0.975 00	0.750 83	0.000 93

本文所提出的牛脸验证系统中,验证错误结果如图 9 所示。图片第 1 行均为验证错误牛只,经过实验验证,在 3 种情况下,牛脸验证失败,分别为验证时牛脸的角度、是否有遮挡物和图片中牛面部的清晰度,分别如图(a)、(c)和(b)所示;第 2 行为牛脸验证成功效果图。



图 9 验证效果:(a)(b)(c)验证失败;(d)(e)(f) 验证成功

Fig. 9 Validation rendering:(a)(b)(c) Validation failed; (d)(e)(f) Validation succeeded

5 牛脸验证应用系统设计

为方便保险人员对牛脸识别系统的操作,本文基于 vue 和 flask 框架设计了牛脸识别应用系统,系统对外提供 restful 类型的接口,方便保险人员的操作。系统通过 vue 框架对系统的前端进行设计与实现,用 flask 框架对系统的后端进行实现,并且完成与数据库的连接。前端后端通过 axios 接口进行数据的通信与更新。牛脸识别应用系统结构如图 10 所示。

系统除了提供牛信息建档和牛脸识别应用外,还包括牧场主基本信息的录入。保险操作人员通过浏览器上传包含待理赔牛的图片,点击验证通过 axios. post 向后台发起验证请求,后台 flask 框架通过传输过来的 url 请求寻找其相应的路由,进入到相应方法,经过与数据库信息的比对,得出运算结果。运算后将结果存为 json 格式的文件,并将其返回给客户端,客户端利用 axios. response 接收数据,并且将结果展示。牧场主信息查询、牛档案信息建档、档案信息查询以及验证过程如图 11 所示。

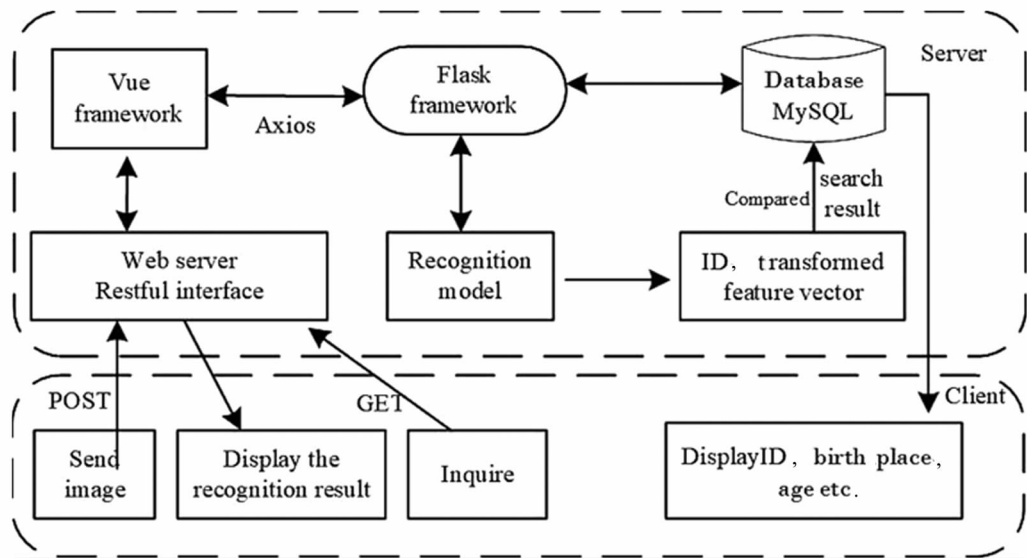


图 10 牛脸验证应用系统结构

Fig. 10 The structure diagram of the cow face verification application system



图 11 牛脸验证系统结果

Fig. 11 Results of cow face verification system

6 结 论

畜牧保险行业中牛身份识别难的问题日益突出,寻找高效实用的牛身份识别方法越来越重要。本文主要运用 YOLOv5 模型检测牛的面部,并将检测结果输入到牛脸特征提取模型中,完成牛面部信息的特征提取,将提取到的牛面部特征转换为 128 维向量,并通过计算余弦距离完成牛脸验证。实验结果表明,YOLOv5 对牛面部的检测具有较高的识别准确率,为牛脸面部特征提取奠定了基础,通过调整数据集和测试集的比例,模型准确率与验证率均达到 95% 以上,错误率低于 0.1%,对牛脸信息的提取有较好的能力,满足畜牧保险行业中身份识别的要求。在系统的实现过程中,以 flask 和 vue 框架进行搭建,将整个系统搭建在服务器上,完成牛信息建档、牛面部信息匹配功能,基本满足畜牧保险行业的真实场景。本文提供了一种智能化的牛脸面部识别方法,降低了人力资源成本的耗费,对畜牧保险行业具有重要意义。

参考文献:

- [1] WEI Z. Research on iris recognition technology of imperfect bull's eye based on the combination of global and local features[D]. Nanjing: Southeast University, 2017.
魏征. 基于全局和局部特征相结合的不完美牛眼虹膜识别技术研究[D]. 南京: 东南大学, 2017.
- [2] RUSK C P, ELLIOTT S J, BAKER D. An evaluation of retinal imaging technology for 4-H beef and sheep identification[J]. Journal of Extension, 2006, 45(5): 5FEA7.
- [3] SUN Y K, YUE K Z, LI W Q, et al. Application of image information technology in dairy cow production[J]. Chinese Journal of Animal Nutrition, 2018, 30(5): 1626-1632.
孙雨坤, 岳奎忠, 李文茜, 等. 图像信息技术在奶牛生产中的应用[J]. 动物营养学报, 2018, 30(5): 1626-1632.
- [4] 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.
- [5] KUMAR S, SINGH S K. Automatic identification of cattle using muzzle point pattern: a hybrid feature extraction and classification paradigm[J]. Multimedia Tools and Applications, 2017, 76(24): 26551-26580.
- [6] KUMAR S, SINGH S K, SINGH A K. Muzzle point pattern based techniques for individual cattle identification[J]. IET Image Processing, 2017, 11(10): 805-814.
- [7] KUMAR S, PANDEY A, SATWIK S R, et al. Deep learning framework for recognition of cattle using muzzle point image pattern[J]. Measurement, 2018, 116: 1-17.
- [8] KIM H T, IKEDA Y, Choi H L. The identification of Japanese black cattle by their faces[J]. Asian Australasian Journal of Animal Sciences, 2005, 18(6): 868-872.
- [9] XIA M, CAI C. Cattle face recognition using sparse representation classifier[J]. ICIC Express Letters, Part B: Applications, 2012, 3(6): 1499-1505.
- [10] Cai C, Li J. Cattle face recognition using local binary pattern descriptor[C]//2013 Asia-Pacific Signal and Information Processing Association Annual Summit and Conference, October 29-November 1, 2013, Kaohsiung, Tai-

- wan. New York: IEEE, 2008: 14002780.
- [11] DUAN Z J, LI S B, HU J J, et al. Review of deep learning based object detection methods and their mainstream frameworks [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2020, 57(12): 120005.
段仲静, 李少波, 胡建军, 等. 深度学习目标检测方法及其主流框架综述[J]. *激光与光电子学进展*, 2020, 57(12): 120005.
- [12] SCHROFF F, KALENICHENKO D, PHILBIN J. FaceNet: A unified embedding for face recognition and clustering[J]. 2015, 7: 815-823.
- [13] ZHAO J M, LI Q, CHEN B. Design of comprehensive experimental system for the Internet of things[J]. *Laboratory Research and Exploration*, 2018, 37(12): 147-150 + 156.
赵建敏, 李琦, 陈波. 物联网综合实验系统设计[J]. *实验室研究与探索*, 2018, 37(12): 147-150 + 156.
- [14] SZEGEDY C, IOFFE S, VANHOUCKE V, et al. Inception-v4, Inception-ResNet and the impact of residual connections on learning[EB/OL]. (2016-02-23) [2021-11-26]. <https://arxiv.org/abs/1602.07261>.
- [15] BREDIN H. TristouNet: Triplet loss for speaker turn embedding[C]//2017 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), March 5-9, 2017, New Orleans, LA, USA. New York: IEEE, 2008: 16967353.
- [16] JIAO L B, XIE T, QU X Y, et al. A handwritten digit recognition method based on convolution and angle cosine distance method; CN109670433A[P]. 2019-04-23.
焦良葆, 谢田, 曲心悦, 等. 一种基于卷积与夹角余弦距离法的手写数字识别方法; CN109670433A[P]. 2019-04-23.
- [17] SZEGEDY C, VANHOUCKE V, IOFFE S, et al. Rethinking the inception architecture for computer vision[C]// 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), June 27-30, 2016, Las Vegas, NV, USA. New York: IEEE, 2008: 16526719.
- [18] SIMONYAN K, ZISSERMAN A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition[EB/OL]. (2014-09-04) [2021-11-26]. <https://arxiv.org/abs/1409.1556>.

作者简介:

赵建敏 (1982—), 男, 硕士, 副教授, 硕士生导师, 主要图像处理和机器学习方面的研究。