



计算机应用  
*Journal of Computer Applications*  
ISSN 1001-9081, CN 51-1307/TP

## 《计算机应用》网络首发论文

题目：基于迁移学习的并行卷积神经网络牦牛脸识别算法  
作者：陈争涛，黄灿，杨波，赵立，廖勇  
收稿日期：2020-07-30  
网络首发日期：2020-10-15  
引用格式：陈争涛，黄灿，杨波，赵立，廖勇. 基于迁移学习的并行卷积神经网络牦牛脸识别算法. 计算机应用.  
<https://kns.cnki.net/kcms/detail/51.1307.TP.20201015.1330.004.html>



**网络首发：**在编辑部工作流程中，稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定，且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式（包括网络呈现版式）排版后的稿件，可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定；学术研究成果具有创新性、科学性和先进性，符合编辑部对刊文的录用要求，不存在学术不端行为及其他侵权行为；稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准，正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性，录用定稿一经发布，不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容，只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

**出版确认：**纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊（光盘版）》电子杂志社有限公司签约，在《中国学术期刊（网络版）》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版，以单篇或整期出版形式，在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊（网络版）》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物（ISSN 2096-4188，CN 11-6037/Z），所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

# 基于迁移学习的并行卷积神经网络牦牛脸识别算法

陈争涛<sup>1</sup>, 黄灿<sup>1</sup>, 杨波<sup>2</sup>, 赵立<sup>3</sup>, 廖勇<sup>4\*</sup>

(1. 四川省国有资产投资管理有限责任公司, 成都 610031; 2. 四川省国投现代农牧业产业有限公司, 成都 610041;  
3. 成都希盟泰克科技发展有限公司, 成都 610041; 4. 重庆大学微电子与通信工程学院, 重庆 400044)

(\*通信作者电子邮箱 liaoy@cqu.edu.cn)

**摘要:** 牦牛养殖过程中, 为了对牦牛实现精确管理需要对牦牛的身份进行识别, 牦牛脸识别是一种可行的牦牛身份识别方式。但是已有的基于神经网络的牦牛脸识别算法中, 存在牦牛脸数据集特征多、神经网络训练时间长的问题, 因此, 本文借鉴迁移学习的方法, 结合视觉几何组网络(Visual Geometry Group Network, VGG)和卷积神经网络(Convolutional Neural Networks, CNN), 提出了一种并行 CNN(Parallel-CNN)模型用来识别牦牛的面部信息。首先利用已有的 VGG16 网络对牦牛脸图像数据进行迁移学习, 初次提取牦牛的面部信息特征, 并将提取到不同层次的特征进行维度变换输入到并行的 CNN 中进行二次特征提取, 最后利用两个分离的全连接层对其进行分类。实验结果表明: Parallel-CNN 能够对不同角度、光照和姿态的牦牛脸进行识别, 在 300 头牦牛的 90000 张测试数据集中, 识别的准确率达到 91.2%。所提算法可以对牦牛身份进行精确识别能够帮助牦牛养殖场实现对牦牛的智能化管理。

**关键词:** 牦牛脸识别; 深度学习; 迁移学习; 卷积神经网络; 并行网络

中图分类号: TP391

文献标志码: A

## Parallel convolutional neural network yak face recognition algorithm based on transfer learning

CHEN Zhengtao<sup>1</sup>, HUANG Can<sup>1</sup>, YANG Bo<sup>2</sup>, ZHAO Li<sup>3</sup>, LIAO Yong<sup>4\*</sup>

(1. Sichuan State-owned Assets Investment & Management Company Limited, Chengdu Sichuan 610031, China;  
2. Sichuan SDIC Modern Agriculture and Animal Husbandry Industry Company Limited, Chengdu Sichuan 610041, China;  
3. Chengdu SimuTech Technology Development Company Limited, Chengdu Sichuan 610041, China;  
4. School of Microelectronics and Communication Engineering, Chongqing University, Chongqing 400044, China)

**Abstract:** In order to realize accurate management of yak during the process of yak breeding, it was necessary to identify the identity of yak. Yak face recognition was a feasible method of yak identification. However, the existing yak face recognition algorithms based on neural networks had the problems of many features in the yak face data set and long training time of the neural network. Therefore, drawing on the method of transfer learning and combines the visual geometry group network (Visual Geometry Group Network, VGG) and Convolutional Neural Networks (CNN), a parallel CNN (Parallel-CNN) model was proposed to identify the facial information of yak. Firstly, the existing VGG16 network was used to perform migration learning on the yak face image data and extract the yak's facial information features for the first time. Then dimensional transformation of the extracted features was performed at different levels and inputted into the parallel CNN for secondary feature extraction. Finally, two A separate fully connected layer was used to classifies it. The experimental results showed that Parallel-CNN can recognize yak faces with different angles, illuminations and poses. In the 90,000 test data set of 300 yaks, the recognition accuracy rate reached 91.2%. The proposed algorithm can accurately identify the identity of the yak, which can help the yak farm to realize the intelligent management of the yak.

**Keywords:** yak face recognition; deep learning; transfer learning; convolutional neural network; parallel network

## 0 引言

牦牛养殖可以带动高原地区的人们脱贫致富, 但是现在的牦牛养殖仍处于传统的模式, 养殖效率低, 牦牛管理不精

收稿日期: 2020-07-30; 修回日期: 2020-09-14; 录用日期: 2020-09-24。

基金项目: 四川省高原生态产业发展研究中心 2020 年度科研项目 (YJZX-2020-2)。

**作者简介:** 陈争涛 (1968—), 男, 重庆人, 学士, 信息分析师, 主要研究方向: 农业经济; 黄灿 (1990—), 男, 湖北天门人, 硕士, 经济师, 主要研究方向: 产业投资与运行; 杨波 (1975—), 男, 重庆人, 硕士, 主要研究方向: 通信项目管理; 赵立 (1968—), 男, 硕士, 重庆人, 高级工程师, 主要研究方向: 虚拟现实; 廖勇 (1982—), 男, 四川自贡人, 博士, 副研究员, CCF 高级会员 (E200013498S), 主要研究方向: 移动通信、人工智能及其应用。

准。现在亟须建立一套智能化平台辅助牦牛养殖和管理,为了精确的对牦牛身份进行识别,因此智能化平台需要具有牦牛脸部识别功能,对牦牛进行监控。

近年来,随着人工智能的快速发展,人工智能的一些关键技术被应用于畜牧业。养殖场为了集中化管理,需要对牲畜的每个个体进行记录以及精确的识别。目前,牲畜身份识别的方法主要为射频识别<sup>[1]</sup> (Radio Frequency Identification, RFID)标签方案,这种侵入式的识别方案需要在动物的耳朵上穿孔来佩戴无线射频识别标签,容易引起动物的不适,造成咬标、掉标的情况发生。人脸识别是基于人的脸部特征信息进行身份识别的一种生物识别技术<sup>[2]</sup>,通常采用非侵入式的方法进行监视和识别,与养殖企业的应用场景非常相似<sup>[3]</sup>。当前,国内外已经有一些研究人员将人脸识别的一些技术应用到牦牛的行为识别<sup>[4]</sup>,取得了一些不错的效果。但是,牦牛脸识别又具有其特殊性,牦牛群由于近亲繁殖的原因使得个体间的相似度很高,同时,牦牛脸上的一些毛发也会掩盖其面部特征,给牛脸识别造成了很大的困难。文献[5]采用卷积神经网络(Convolutional Neural Networks, CNN)和长短期记忆人工神经网络(Long Short-Term Memory, LSTM)两种深度学习网络对牛个体进行定位和识别,首先采用 CNN 网络提取牛身体的特征,再使用 LSTM 网络对个体进行识别,其仿真结果个体的识别率为 87%。但是,该算法实施的前提是需要采集每头牦牛的体尺信息来进行识别,并且神经网络泛化能力低,工作繁琐复杂,不适合实际的养殖场环境。文献[6]采用一种多通道局部二值模式直方图进行特征提取,然后使用支持向量机(Support Vector Machine, SVM)为主分类器对牛进行识别,该算法基于传统的图像识别方式,需要对图片进行多次预处理,算法的复杂度高并且算法最后所能达到的个体识别的准确度低,最高只有 78%。文献[7]提出了一种双线性卷积神经网络 Bilinear-CNN,其在 CUB200-2011 数据集上可以获得 84.1%准确度,该算法通过增加 CNN 的层数来提高识别的准确性,随着网络层数的增加提取到的数据特征也就越多所以网络的准确度能够获得提升,但是网络层数的增加会使得网络在训练时出现梯度消失的现象,造成网络训练时间变长。视觉几何组网络(Visual Geometry Group Network, VGG)模型<sup>[8]</sup>是由牛津大学视觉几何组参加 ImageNet 挑战赛提出的网络,VGG 网络使用多个小卷积核堆平滑的扩充网络的深度使得该可以学习更加复杂的模式而不会出现梯度消失的情况,由于卷积核的个数较多,VGG 网络的运算复杂度也会急剧上升,在网络训练寻找权重的过程中需要花费大量的时间。在实际的应用中,牦牛脸部数据特征多,网络训练速度很慢,针对这类情况,迁移学习是一种较好的解决方法。迁移学习<sup>[9]</sup>是一种基于源数据和目标数据、源任务和目标任务之间相似性的机器学习方法,它使用在源数据领域中学习到的知识来解决目标数据领域中的任务,可以有效的降低网络的训练时间。

牦牛脸识别具有脸部毛发多,数据特征多且复杂的特点,若采用传统的 CNN 网络进行牦牛脸识别,神经网络的算法复杂度高、网络在训练时需要多种特征进行处理,训练时间会大大加长。因此本文采用迁移学习的方法,在 VGG16 网络的基础上结合并行 CNN 对牦牛脸进行识别,降低网络的训练时间。使用 VGG16 网络是为了利用现有网络的权重达到迁移学习的目的减少训练过程中的耗时,接着使用 CNN 网络对特征进行处理。所提算法的具体步骤如下:首先使用现有的 VGG16 网络结构对牦牛脸数据进行迁移学习,初步提取牦牛脸特征信息,接着使用并行的 CNN 网络对牦牛脸特征进行二次提取,最后对提取的特征分类进行牦牛个体识别。本文所提算法在传统 CNN 网络无法处理牦牛脸部大量数据特征的情况下引入迁移学习降低网络的训练时间,同时在牦牛脸识别上达到较好的精度。实验结果表明,改进的网络可以达到 91.2%的识别精度。

## 1 数据集的获取和处理

### 1.1 采集数据

在养殖的牧区采集 300 头牦牛的脸部数据用于实验,包括成年牦牛和牦牛崽,两者的数量大致相同。为每一头牦牛拍摄三段视频,分别用于网络模型的训练、验证和测试,其中训练视频的时长为 2min,验证和测试视频的时长都为 1min,视频的分辨率为 1080P,每秒 30 帧。拍摄视频的角度以及光照的强度会对网络的泛化能力造成影响,所以视频的拍摄分为正午和傍晚两个时间段完成,并且拍摄的角度不固定。将拍摄的牦牛视频按帧提取图像,分类保存。实验过程中使用的牦牛脸部数据将从保存的图像中获取。

### 1.2 数据处理

提取的图像中含有大量的背景噪声,会影响牦牛脸识别的效果,与人脸识别方法类似,本文的方法是将牦牛脸从图像中截取出来,制作牦牛脸数据集。由于图像数据是从视频中按帧提取的,这些图像可能存在一些问题,如图片模糊、相邻图像之间相似度很高以及不包含或只包含少部分牦牛脸等。因此,需要图像数据进行清洗。首先,通过筛选掉牦牛脸数据不完整和模糊的图片。图像数据相似度高,会造成训练集和测试集样本图像相似,使得网络过拟合,无法判断网络模型的鲁棒性,因此需要通过图形相似度算法,淘汰其中相似度过高的图像。首先,对提取到的牦牛脸图像,利用图像均方误差(Mean Square Error, MSE)和结构相似性(Structural SIMilarity, SSIM)算法<sup>[10]</sup>来计算相邻图片间的相似程度并做筛选。

MSE 的公式如(1)所示:

$$MSE = \frac{\sum_{0 \leq i \leq X} \sum_{0 \leq j \leq Y} (z_{ij} - z'_{ij})^2}{X \times Y} \quad (1)$$

其中,  $z_{ij}$ ,  $z'_{ij}$  分别代表相邻两张图像的像素点,  $X$ ,  $Y$  分别表示图像的高和宽。

只通过 MSE 算法不能完全筛选数据集, 因此加入了基于结构失真的 SSIM 评估方法。SSIM 算法通过两幅图像之间的方差、协方差和平均强度来判断两幅图像是否相似, 计算公式如(2)所示:

$$S(x, y) = \frac{(2u_x u_y + c_1)(2\sigma_{xy} + c_2)}{(u_x^2 + u_y^2 + c_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + c_2)} \quad (2)$$

其中,  $u_x$ ,  $u_y$  为输入图像的平均值,  $\sigma_x$ ,  $\sigma_y$  为输入图像的方差,  $\sigma_{xy}$  为两幅图像的协方差,  $c_1, c_2$  为常数。S(x,y)的取值范围在 0~1 之间, 当取值低于 0.7 时, 可以认为两张图片不相似。

经过清洗后的数据集中, 每头牦牛的图像有 150~200 张。为了提高网络模型的泛化能力, 利用垂直翻转、水平翻转、亮度降低、亮度增强等方法对数据集进行增强, 其中图像的亮度变化随机选取参数以保证图像的随机性。

## 2 基于迁移学习的 Parallel CNN 牦牛脸识别算法



特征提取



图 1 牦牛脸图像的 CNN 特征提取可视化示意图

Fig.1 Schematic diagram of CNN feature extraction visualization of yak face image

图 1 为 CNN 对牦牛脸图像的特征提取可视化示意图。

CNN 是包含了卷积层、池化层与全连接层, 每一层有由多个二维向量组成, 并且每个向量由多个独立的神经元组成。而其中的核心是卷积层, 其中的思想来源于数学中的卷积运算, 如式(3)所示:

$$S(t) = \int x(t-a)w(a)da \quad (3)$$

其中,  $x(t-a)$  表示输入,  $w(a)$  为卷积核其离散化后的形式为

$$s[n] = \sum_a x[t-a]w[a] \quad (4)$$

二维形式的卷积为

### 2.1 迁移学习

目前在牦牛脸识别领域存在标注数据少的问题, 为了充分利用之前标注完成的数据, 提出了迁移学习。为了使牦牛数据在迁移学习得到了很好的利用, 并能够在新的领域和任务中发挥作用, 本文提出一种将 VGG 模型迁移到 Parallel-CNN 网络模型, 具体方法如下: 首先冻结并取出 VGG 模型中的特征提取层, 用于提取初次特征, 再与 CNN 网络连接进行二次特征提取。

### 2.2 CNN 模型

CNN 是一种具有卷积计算和深度结构的前馈神经网络<sup>[11]</sup>, 是深度学习的代表性算法之一。CNN 具有表示学习的能力, 可以根据输入信息的层次结构对输入信息进行分类。在全连接神经网络中, 相邻两层之间的所有节点互相连接, 所以每一层的所有节点组成一列, 而卷积神经网络相邻两层之间只有部分节点相连。对于全连接神经网络来说, 直接训练牦牛的图像会导致训练参数过多, 造成过拟合的问题, 而卷积神经网络除了减少需要估计的参数以外, 还能很好的提取牦牛脸图像中的特征。

$$s(i, j) = \sum_m \sum_n x(i+m, j+n)w(m, n) \quad (5)$$

### 2.3 VGG 模型

与其他模型不同的是, VGG 网络更注重网络的深度, 使用多个小卷积核构成卷积层, 从而增加网络深度。相比与很多其他模型采用大卷积核的模式, VGG 网络使用多个 3×3 的小卷积核堆可以平滑的扩充网络的深度并使得该模型能够学习更加复杂的模式。本文采用了 VGG16 模型, VGG16 模型如下图 2 所示。



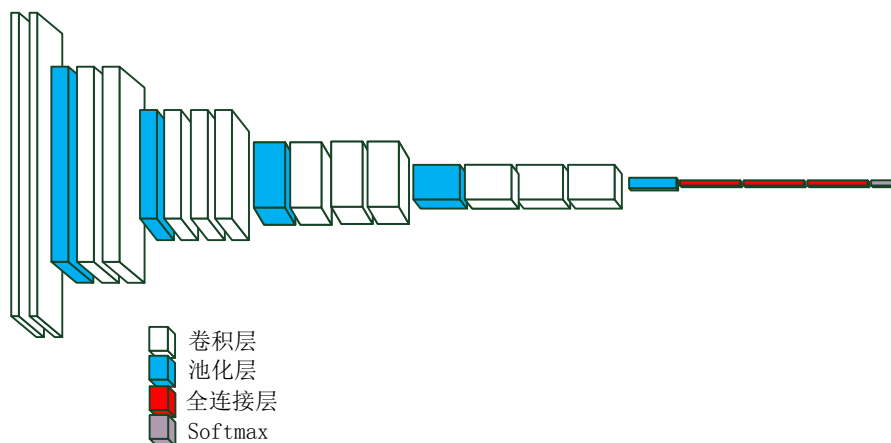


图2 VGG16 网络模型

Fig. 2 VGG16 network model

由图2可知，VGG16模型包含了13个卷积层、5个池化层、3个全连接层。其中所有的卷积核大小均为 $3 \times 3$ ，采用 $3 \times 3$ 小卷积核的原因是：两个 $3 \times 3$ 的堆叠卷积层的有限感受野是 $5 \times 5$ ；三个 $3 \times 3$ 的堆叠卷积层的感受野是 $7 \times 7$ ，多个小卷积核构成的卷积层相比大卷积核，具有更强的非线性，能够拟合更复杂的情况；为了保留更多的信息，池化层全部采用 $2 \times 2$ 的池化核；最后经过3个全连接层和Softmax层输出每个类别的概率。

研究表明，人类的视觉信息加工主要由两条通路组成：腹侧通路和背侧通路，腹侧通路又称为枕-颞通路，负责对物体以及其产生完整而精细的视知觉；背侧通路又称为枕-顶通路，负责对视觉刺激的空间知觉<sup>[12]</sup>。基于该思想，本文提出了Parallel-CNN模型。同时，为了减少训练时间，利用已经训练好的VGG16模型进行迁移学习，模型的结构如图3所示。

#### 2.4 Parallel-CNN 牦牛脸识别

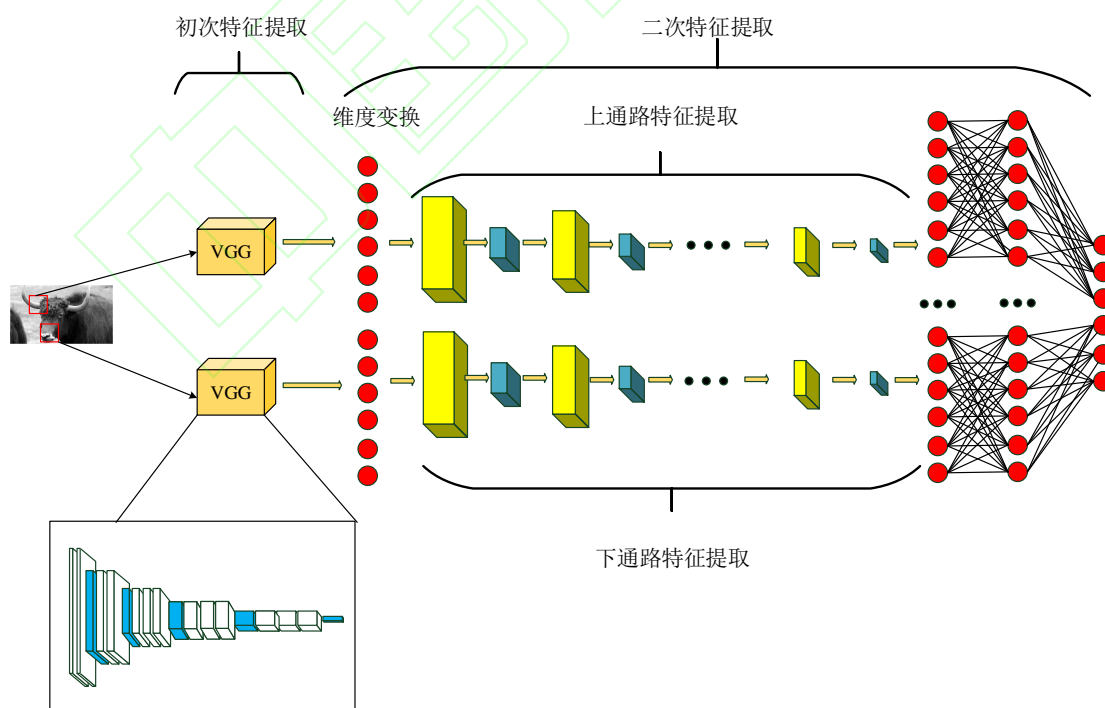


图3 Parallel CNN 网络模型

Fig. 3 Parallel CNN network model

图3所示的Parallel-CNN网络由两个并行网络组成,该网络包含初次特征提取和二次特征提取两个部分。在分类器运算过程中,任意一个并行网络使得不同维度的特征产生交互,这样能够提取不同的图片特征。因此,通过两个并行网络,可以同时捕获输入图像不同特征之间的关系。

Parallel-CNN模型由六元组组成,以第一个并行网络为例,函数形式为:

$$M = (V_1, V_2, D, C, P, S) \quad (6)$$

其中 $V_1, V_2$ 表示特征提取函数, $D$ 为全连接函数, $C$ 为卷积函数, $P$ 为池化函数, $S$ 为Softmax分类函数。

特征提取函数 $V_1(\cdot)$ 通过VGG模型来完成, $V_1(\cdot)$ 为特征空间映射,将数据特征空间进行变换

$$V_1(I) = R \quad (7)$$

其中 $R \in \mathbb{R}^{E \times F}$ ,  $V_1(\cdot)$ 将输入的图像信息 $I$ 变换为一个 $E \times F$ 维度的特征;接着通过一个全连接函数 $D$ 将两个VGG特征提取函数的输出进行维度变换

$$D(R) = T \quad (8)$$

$D(\cdot)$ 将 $E \times F$ 维的数据转换为 $EF \times 1$ 维度的数据; $C$ 为卷积函数,对VGG的输出数据再次进行特征提取,卷积函数为

$$U(i, j) = R * K = \sum_m \sum_n R(i+m, j+n) K(m, n) \quad (9)$$

其中 $i$ 和 $j$ 代表矩阵的行和列索引, $K$ 为卷积核; $P$ 为池化函数,其作用是将每个卷积层的输出汇聚为一个最终的图像特征并去除冗余信息、减少计算量, $P$ 的计算公式为:

$$\bar{U} = \text{mean}(U) = \frac{1}{4} \sum_i \sum_j U(i, j) \quad (10)$$

最后, $s$ 为Softmax分类函数,其输出为输入图像各类别的概率,公式为:

$$S_i = e^i / \sum_j e^j \quad (11)$$

### 3 实验结果及分析

#### 3.1 端对端训练

训练数据包括了300头牦牛共90000张图片,即90000个数据中一共有300种类别。其中,数据被划分为训练集、验证集以及测试集,比例为7:2:1。在模型的训练阶段使用了训练集和验证集,其中训练集用于更新神经网络的参数,而验证集不参与神经网络权重的调整,起到检测每轮小批次数据的效果进而监控模型是否过拟合的作用。实验过程中,训练数据经过了在人脸数据集预训练过的VGG16网络,且在第五层池化层进行截断,实现了初次特征提取;接着进行维度变换,通过第一个全连接网络进行维度变换,激活函数为sigmoid函数,其函数形式为:

$$\sigma(z) = \frac{1}{1 + e^{-z}} \quad (12)$$

维度变换之后,进入多个卷积层和池化层进行二次特征提取,一共包括4个卷积层和4个池化层;最后经过第二个全连接网络作为分类器,该全连接网络包含1个输入层、1个隐藏层和1个输出层,训练时全连接层的drop out的概率为50%,输入层和隐藏层的激活函数为线性整流函数(Rectified Linear Unit, ReLU)函数,其函数形式为:

$$\text{ReLU}(x) = \max(0, x) \quad (13)$$

输出层采用softmax函数;损失函数采用交叉熵损失,其定义如下

$$J = -\sum_i^K y_i \log(p_i) \quad (14)$$

其中 $K$ 为类别数; $y_i$ 为标签,如果类别第 $i$ 类,则 $y_i=1$ 时,否则 $y_i=0$ ; $p_i$ 为神经网络的输出,其含义为类别为 $i$ 的概率;优化器采用Adam。

本文所使用训练设备的配置为Turing架构GeForce RTX 2080TI显卡, Intel Xeon E5-2678 V3处理器, 64GB RAM;软件运行环境为Ubuntu 20.04操作系统, Python 3.7, PyTorch 1.2。

#### 3.2 实验结果

本次实验选取准确率作为目标算法的评价指标。准确率指正确识别图像的数量占整个测试数据集的百分比。训练过程中的模型的准确率和损失值的变化曲线如图4和图5所示,损失值作为一个训练模型时的辅助指标,其用于度量模型的拟合程度,损失值越小,代表模型拟合的越好。

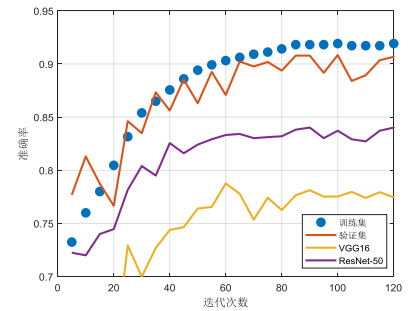


图4 模型识别准确率变化

Fig. 4 Model recognition accuracy changes

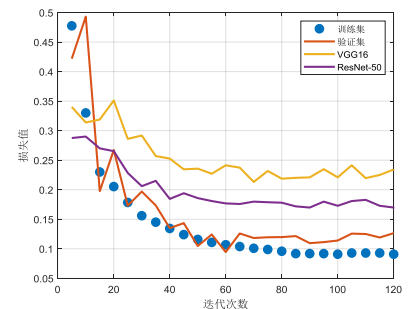


图5 模型损失值变化

Fig. 5 Model loss value change

从图4和图5可以看出,随着迭代次数的不断增加,模型的准确率在不断提高,损失值在不断降低。在迭代次数达到60次之后,准确率和损失值都逐渐平稳,并且准确率超过了90%,损失值在0.1左右。验证集的曲线紧紧跟随训练集的曲线,没有出现过拟合的情况,说明使用了drop out之后,模型抗过拟合性好。

本次实验采用300头牦牛9000张照片作为测试集来度量模型的训练效果,本文将Parallel-CNN与VGG16网络、ResNet-50网络<sup>[13]</sup>、基于主成分分析(Principal Component Analysis, PCA)的Eigenface算法<sup>[14]</sup>、紧密连接型卷积网络<sup>[15]</sup>(Dense Convolutional Network, DenseNet),本文也将其作为对比的网络之一。训练时间和测试结果如表1所示。

Tab. 1 Training time and test results

表1 训练时间和测试结果

模型类别	训练时间 (天)	准确率
Parallel-CNN	2	91.2%
VGG16	4	78.3%
ResNet-50	3.5	84.6%
Eigenface	1.5	73.2%
DenseNet	2.5	88.6%

从表1可以看出,Parallel-CNN的性能最优,在测试集上的准确率达到91.2%。和VGG16模型比较,二次特征提取使模型的准确率提升了12.9%,由于Parallel-CNN模型冻结了VGG16的所有权重,只训练了二次提升特征提取网络的权重,所以训练时间大大缩减。另外,与ResNet-50相比,训练时间减小了大约43%,准确率也提升了6.6%;对比Eigenface, Eigenface的训练时间比Parallel-CNN模型减小了33.3%,但可能由于该算法不能较好识别不同光照角度、强度下图像,准确率减小了18%。最后对比DenseNet网络,由于该网络在每一层使用前面层提取的各个特征,增强了特征传播,能取得不错的效果,准确率也比所提模型的减小了2.2%,且Parallel-CNN叫其训练时间减小了20%。总体上看,在设计图像的特征表述时,利用迁移学习与并行网络结合将各特征之间的空间位置关系考虑进去的确能够更加丰富、准确地描述对象,说明多次特征提取建模局部特征交互的能力更强,在描述对象时比单神经网络更具代表性。而且,训练模型时不需要重新训练VGG16模型的权重,显著降低参数的数量。

## 4 结语

本文针对牦牛养殖集中化管理中牦牛脸识别存在面部特征数据量大、神经网络训练时间长的问题,提出一种基于迁移学习的Parallel-CNN算法来识别牦牛脸。该算法通过已训练好的VGG16模型进行迁移学习,提取得到的牦牛脸图像

的初次特征,再将提取到的初次特征输入并行CNN得到二次提取的特征,最后通过全连接网络进行分类。通过分析实验表明,该算法与目前常用的几种算法对比,能够有效地降低训练时间并且保证较高的准确率。在未来的养殖领域中,应用牦牛脸识别技术可以确保牦牛的身份能够被准确、实时和自动获取,将丰富智能化牦牛管理信息平台功能和应用。

## 参考文献

- [1] AZMI N, KAMARUDIN L M, ZAKARIA A, et al. Radio frequency identification (RFID) range test for animal activity monitoring[C]// Proceedings of the 2019 IEEE International Conference on Sensors and Nanotechnology. Piscataway: IEEE, 2019:1-4.
- [2] QU X, WEI T, PENG C, et al. A fast face recognition system based on deep learning[C]// Proceedings of the 2018 11th International Symposium on Computational Intelligence and Design. Piscataway: IEEE, 2019:289-292.
- [3] 秦兴,宋各方.基于双线性卷积神经网络的猪脸识别算法[J].杭州电子科技大学学报,2019,39(2):12-17. (QIN X, SONG G F. Pig face recognition algorithm based on bilinear convolution neural network[J]. Journal of Hangzhou Dianzi University, 2019,39(2):12-17.)
- [4] SWAIN K B, MAHATO S, PATRO M, et al. Cattle health monitoring system using arduino and labview for early detection of diseases[C]// Proceedings of the 2017 International Conference on Sensing. Piscataway: IEEE, 2017:79-82.
- [5] ANDREW W, GREATWOOD C, BURGHARDT T. Visual localisation and individual identification of holstein friesian cattle via deep learning[C]// Proceedings of the 2017 IEEE International Conference on Computer Vision Workshops. Piscataway: IEEE, 2017:2850-2859.
- [6] KUSAKUNNIRAN W, CHAIVIROONJAROEN T. Automatic cattle identification based on multi-channel lbp on muzzle images[C]// Proceedings of the 2018 International Conference on Sustainable Information Engineering and Technology. Piscataway: IEEE, 2018:1-5.
- [7] LIN T Y, ROYCHOWDHURY A, MAJI S. Bilinear convolutional neural networks for fine-grained visual recognition[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2018, 40(6):1309-1322.
- [8] PAN S J, YANG Q. A survey on transfer learning[J]. IEEE Transactions on Knowledge & Data Engineering, 2010, 22(10):1345-1359.
- [9] GU S, DING L. A complex-valued vgg network based deep learning algorithm for image recognition[C]// Proceedings of the 2018 Ninth International Conference on Intelligent Control and Information Processing. Piscataway: IEEE, 2018:340-343.
- [10] WANG S, ZHANG Y, YANG D, et al. SSIM prediction for h.265/hevc based on convolutional neural networks[C]// Proceedings of the 2019 IEEE Visual Communications and Image Processing. Piscataway: IEEE, 2019:1-4.
- [11] 卢宏涛,张秦川.深度卷积神经网络在计算机视觉中的应用研究综述[J].数据采集与处理,2016,13(1):1-17. (LU H T, ZHANG Q C. A survey of the application of deep convolution neural network in computer vision[J]. Data Acquisition and Processing, 2016, 13(1):1-17.)
- [12] MISHKIN M, UNGERLEIDEN L, MACKO K,等.物体视觉和空间视觉:两条皮层通路[J].心理学动态,1986,21(2):31-35. (MISHKIN M, UNGERLEIDEN L, MACKO K, et al. Object vision and spatial vision: two cortical pathways[J]. Psychology Trends, 1986(2):31-35.)
- [13] WEN L, LI X, GAO L. A transfer convolutional neural network for fault diagnosis based on resnet-50[J]. Neural Computing and Applications, 2020, 32(3):6111-6124.
- [14] MULYONO I U W, SETIADI D R I M, SUSANTO A, et al. Performance analysis of face recognition using eigenface approach[C]// Proceedings of the 2019 International Seminar on Application for

Technology of Information and Communication. Piscataway: IEEE, 2019:1-5.

- [15] HUANG G, LIU S, VAN DER MAATEN L, et al. Condensenet: an efficient densenet using learned group convolutions[C]//Proceedings of the 2018 IEEE conference on computer vision and pattern recognition. Piscataway: IEEE, 2018: 2752-2761.
- [16] HUANG G, LIU Z, VAN DER MAATEN L, et al. Densely connected convolutional networks[C]// Proceedings of the 2017 IEEE conference on computer vision and pattern recognition. Piscataway: IEEE, 2017: 4700-4708.

This work is partially supported by Scientific research projects of Sichuan Plateau Ecological Industry Development Research Center in 2020 (YJZX-2020-2).

**CHEN Zhengtao**, born in 1968, B.S., information analyst. His research interests include agricultural economy.

**HUANG Can**, born in 1990, M.S., economist. His research interests include industrial investment and operation.

**YANG Bo**, born in 1975, M.S., engineer. His research interests include communication project management.

**ZHAO Li**, born in 1968, M.S., senior engineer. His research interests include virtual reality technology.

**LIAO Yong**, born in 1982, Ph. D., research associate. His research interests include mobile communication, artificial intelligence and its application.

