

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2020.06.027

基于 CNN 和图像深度特征的雏鸡性别自动鉴别方法

杨晶晶¹ 韩闰凯¹ 吴占福^{1,2} 李忠华¹ 杨东¹ 李玲¹

(1.河北北方学院信息科学与工程学院, 张家口 075000; 2.河北省蛋肉鸡产业技术体系冀北综合试验推广站, 张家口 075000)

摘要: 为有效辨别雏鸡性别,提高养鸡效益,针对部分雏鸡的泄殖腔特征不明显、采集雏鸡泄殖腔图像易受光线影响的问题,提出了一种基于卷积神经网络和图像深度特征的雏鸡性别自动鉴别方法。以翻肛法采集的雏鸡泄殖腔图像为研究对象,利用卷积神经网络构建待识别雏鸡泄殖腔的深度特征和雏鸡泄殖腔的深度特征向量集合库;将待识别雏鸡泄殖腔的深度特征与雏鸡泄殖腔的深度特征集合库进行相似度比较,并对比较结果进行排序;将排序结果中排在前 n 个与待识别雏鸡泄殖腔图像最接近的深度特征,与待识别雏鸡泄殖腔的深度特征进行特征融合,再通过卷积神经网络进行识别。结果表明,本文方法在测试数据集的识别准确率达到 97.04%,在生产环境下识别准确率达到 96.82%,相比常规的卷积神经网络方法,本文方法提高了雏鸡性别的识别准确率。

关键词: 雏鸡; 性别鉴别; 卷积神经网络; 深度特征; 相似度计算; 特征融合

中图分类号: TP391.4; S8-01 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2020)06-0258-06 OSID: 

Automatic Recognition Method of Chick Sex Based on Convolutional Neural Network and Image Depth Features

YANG Jingjing¹ HAN Runkai¹ WU Zhanfu^{1,2} LI Zhonghua¹ YANG Dong¹ LI Ling¹

(1. School of Information Science and Engineering, Hebei North University, Zhangjiakou 075000, China
2. Jibei Comprehensive Test Promotion Station, Egg and Broiler Industry Technology System of Hebei Province, Zhangjiakou 075000, China)

Abstract: Aiming at the problems of some chicks' unobvious cloacal features and the influence of light on the collection of chicks' cloacal images, a method of automatic recognition of chick sex based on convolutional neural network (CNN) and image depth features was proposed to effectively distinguish male and female chicks and enhance the benefit of raising chickens. Taking chicks' cloacal images collected by the method of anal examination as the research object, a CNN was used to establish vector collection libraries, including the in-depth features of both chicks' cloacal images to be identified and chicks' cloacal images. Similarity comparison was performed between the collection libraries of the in-depth features of chicks' cloacal images to be identified, and chicks' cloacal images and the comparative results were ranked. Feature fusion was conducted for the in-depth features that were ranked top n in the ranking results and were the most similar to chicks' cloacal images to be identified and the in-depth features of chicks' cloacal images to be identified. The depth characteristics of the clonal cavity of the chick were highlighted, and then identification was carried out via CNN. The experiment results showed that the accuracy on the test dataset reached 97.04%, and in the production environment reached 96.82%. Compared with conventional CNN methods, it improved the recognition rate for identifying male and female chicks' cloaca.

Key words: chick; sex recognition; convolutional neural network; depth feature; similarity calculation; feature fusion

0 引言

鉴别雏鸡性别,有利于合理安排鸡群的性别比

例,以提高养殖效益^[1]。雏鸡性别鉴别方法主要有翻肛鉴别法、羽色和羽速法等^[2-3]。文献[4]提出一种利用羽色自动鉴别雏鸡性别的方法,通过图像

收稿日期: 2019-10-22 修回日期: 2020-01-01
基金项目: 河北省现代农业产业技术体系蛋鸡肉鸡创新团队项目(HBCT2018150408)、张家口市科技计划重点研发项目(1911016C-9)和河北省高等学校科学技术研究重点项目(ZD2017204)
作者简介: 杨晶晶(1987—),男,副教授,博士生,主要从事机器学习及农业信息化研究,E-mail: r78z@foxmail.com
通信作者: 李忠华(1968—),女,教授,主要从事农业信息化研究,E-mail: lizhonghua68@126.com

处理识别雏鸡羽色,自动进行雏鸡性别鉴别,但该方法未考虑光线对羽色的影响,因此识别准确率不高。文献[5]提出了一种基于紫外成像技术的雏鸡羽色自动鉴别性别的方法,该方法使用紫外线,通过抑制图像中的羽绒来增强羽毛颜色,并通过识别羽毛的羽色自动鉴别性别,但羽色法无法应用于所有雏鸡的品种,肉杂鸡等品种不能通过羽色、羽速等方法准确鉴别性别。

翻肛鉴别法对雏鸡品种没有限制,在雏鸡出壳5~6 h 即可进行鉴别,识别准确率高,是一种较实用的雏鸡性别鉴别方法^[6]。目前,国内外翻肛鉴别法主要采用人工观测,而雏鸡出壳 24 h 需要鉴别完毕,对鉴别人员的经验、眼力等要求较高,成本也很高^[7]。因此,研究一种雏鸡性别自动鉴别方法,不仅可以节省大量的人工成本,而且对提高养殖经济效益具有十分重要的意义。

翻肛鉴别法主要通过观测雏鸡泄殖腔的特征。雄性雏鸡泄殖腔开口部见生殖突起,轮廓鲜明;雌性雏鸡泄殖腔开口部一般无生殖突起,多呈萎缩状^[6]。雄性雏鸡泄殖腔与雌性雏鸡泄殖腔特征完全不同,因此,本文提出一种基于卷积神经网络和图像深度特征的雏鸡性别自动鉴别方法。通过卷积神经网络构建待识别雏鸡泄殖腔的深度特征,将其与集合库中已通过卷积神经网络提取的雏鸡泄殖腔的深度特征向量进行欧氏距离比较,将比较结果排序后的前 n 个结果与待识别雏鸡泄殖腔的深度特征进行特征融合,再通过卷积神经网络进行识别,以期解决部分雏鸡的泄殖腔特征不明显导致识别率低和采

集雏鸡泄殖腔图像时易受光线影响的问题。

1 卷积神经网络设计

卷积神经网络 (Convolutional neural network, CNN) 主要由卷积层、池化层、全连接层等部分组成,在图像处理任务中的性能优于标准的全连接神经网络^[8],并已经被广泛应用于图像分类^[9-10]、图像分割^[11]、视频检测^[12-13] 等领域。用于鉴别雏鸡性别的卷积神经网络整体结构如图 1 所示,其中,卷积层通过卷积核对雏鸡泄殖腔图像进行窗口滑动计算,从而达到对雏鸡图像的降维核局部特征提取;局部卷积层与卷积层作用相同,但权值不共享,即施加在雏鸡泄殖腔图像的不同位置滤波器是不同的;池化层通过对输入的雏鸡泄殖腔特征图进行压缩,使特征图变小,简化网络计算复杂度,并进行特征压缩,提取主要特征,减小过拟合;全连接层将经过卷积池化的局部信息进行整合,并连接所有的特征,将输出值送给 Softmax 分类器。模型共有 2 个分支:①所有雏鸡泄殖腔的图像集进行深度卷积运算,通过对网络中最后一层卷积 (Conv2_3) 的特征进行编码,提取到所有雏鸡泄殖腔图像集的深度特征集,并将深度特征集保存到深度特征集合,突出了雏鸡泄殖腔的深度特征,减少了采集图像中光线的影响。②待识别雏鸡泄殖腔图像通过第 1 个分支进行卷积运算得到深度特征,与深度特征数据库作相似度比较,并进行特征融合,然后将得到的深度特征再次放回到卷积神经网络中,通过 Softmax 层进行分类识别^[14],以便对雏鸡性别进行正确分类。

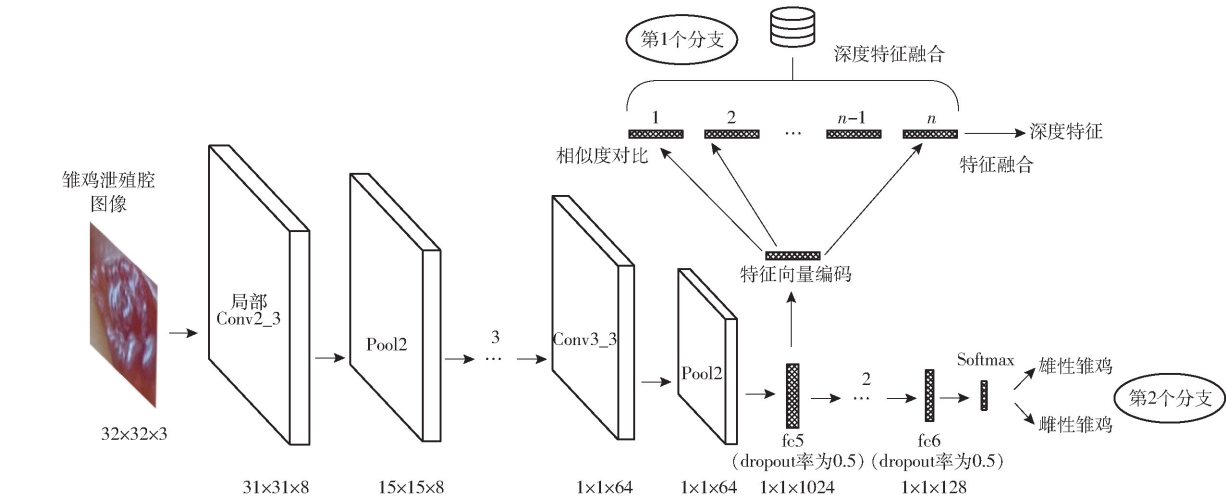


Fig. 1 Overall structure diagram of convolutional neural network used to identify chick sex

使用图 1 所示的卷积神经网络,相比于常规卷积神经网络有更强的灵活性和表达能力,更加易于识别雏鸡泄殖腔的特征,同时相较于全部使用局部卷积的网络,有较少的参数使网络训练更加容易。

雏鸡泄殖腔图像深度特征集合通过雏鸡泄殖腔图像训练集来建立,待识别雏鸡进行特征提取、相似度计算、特征融合后,通过卷积神经网络来识别雏鸡性别。基于卷积神经网络和图像深度特征的雏鸡性

别自动鉴别方法流程分为两部分:①输入雏鸡泄殖腔图像训练集 $I = \{I_1, I_2, \dots, I_t\}$, I 归一化, 卷积神经网络中的参数初始化。训练卷积神经网络, 对 I 进行特征提取, 建立雏鸡泄殖腔图像深度特征集合, 输出雏鸡泄殖腔图像深度特征集合。②输入待识别雏鸡泄殖腔图像 I' , I' 归一化后, 对 I' 进行特征提取, 获得待识别雏鸡泄殖腔图像深度特征。对 I' 的深度特征进行相似度计算, 获得距离集合 D 。根据距离集合 D , 对 I' 进行特征融合, 获得待识别雏鸡泄殖腔图像均值深度特征。待识别雏鸡泄殖腔图像均值深度特征通过卷积神经网络识别分类, 输出雏鸡性别的识别结果。

1.1 雏鸡泄殖腔的特征提取

给定雏鸡泄殖腔图像($w \times h$), 首先进行归一化处理, 然后通过卷积神经网络的输入层, 输入到图 1 的模型中进行特征提取, 按照神经网络的定义^[15], 网络中每一层的输入都是前一层的输出。

$$C^{m(l)}(x) = \text{LeakyReLU} \left(b^{m(l)} + \sum_n W^{mn(l)} * C^{n(l-1)} \right)$$

($m, n \in (1, +\infty)$) (1)

式中 C ——卷积神经网络的输入输出通道
 l ——神经网络中的层序号
 m, n ——输入、输出通道序号
 b ——正则化项 W ——卷积核
 $*$ ——卷积运算符号
LeakyReLU——非线性激活函数

使用式(1)的卷积神经网络可以通过参数共享和稀疏连接来减少训练参数, 不仅使网络更容易训练, 而且可以预防过拟合, 易于刻画雏鸡泄殖腔图像的特征。

局部卷积层在滑动过程中 W 不共享, 可以使用不同的卷积核对雏鸡泄殖腔图像不同位置进行特征提取, 从而使整个网络表达能力更加灵活并加快网络训练。图 1 网络中仅第 1 层卷积为局部卷积层, 不会出现全部为局部卷积网络因引入过多参数而使网络难以训练的问题。

为防止神经元过早进入非激活状态, 激活函数采用泄漏修正线性单元 LeakyReLU^[16], 公式为

$$y_i = \begin{cases} x_i & (x_i \geq 0) \\ \frac{x_i}{a_i} & (x_i < 0) \end{cases}$$
 (2)

式中 x_i ——激活函数输入
 y_i ——激活函数输出
 a_i ——取值在 $(1, +\infty)$ 之间的参数, 一般取 50
相较于 ReLU 激活函数, LeakyReLU 激活函数对所有负值赋予了一个非零的斜率, 解决了 ReLU

激活函数对输入负值时输出始终为零, 导致神经元无法更新参数的问题。

为降低卷积层提取的深度特征的维度, 减小深度特征的数据量, 在每一层卷积层运算结束后, 采用最大池化层 (Max-Pooling)^[17-18], 利用最大值函数 max 对深度特征进行聚合统计, 公式为

$$C_{(i,j)}^{m(l)} = \max_{\forall (p,q) \in U_{i,j}} \{ C_{(p,q)}^{m(l)} \}$$
 (3)

式中 $U_{i,j}$ ——索引为 (i,j) 的区域
 p, q ——具体位置索引

在 Conv2_3 执行结束后, 执行式(3)后得到 $15 \times 15 \times 16$ 维的雏鸡泄殖腔图像激活响应值矩阵, 将该矩阵作为全连接层 (Fully connected layer, FCL)^[19] fc5 的输入, 得到 $1 \times 1 \times 128$ 的雏鸡泄殖腔图像深度特征向量的输出。

1.2 雏鸡泄殖腔深度特征的相似度计算

如图 1 所示, 训练数据中共有 t 幅雏鸡泄殖腔图像 $I = \{I_1, I_2, \dots, I_t\}$, 模型训练后, 从第 1 个分支 fc5 提取到雏鸡泄殖腔深度特征矩阵集合 $\mathbf{v}(I) = \{\mathbf{v}(I_1), \mathbf{v}(I_2), \dots, \mathbf{v}(I_t)\}$ 。将待识别雏鸡泄殖腔图像 I' 通过图 1 第 1 个分支提取到待识别雏鸡泄殖腔图像深度特征矩阵 $\mathbf{v}(I')$, 利用欧氏距离 (Euclidean distance)^[20] 计算相似度, 公式为

$$d_{I', I_k} = \sqrt{\sum_{i=1}^{128} (x'_i - x_i)^2} \quad (k \in [1, t])$$
 (4)

式中 x'_i ——待识别雏鸡泄殖腔图像深度特征矩阵中元素序号
 x_i ——雏鸡泄殖腔图像深度特征矩阵中元素序号
 k ——雏鸡泄殖腔图像深度特征矩阵集合的序号
 d_{I', I_k} ——欧氏距离
 I_k ——待识别雏鸡泄殖腔图像深度特征矩阵中第 k 个元素

计算待识别雏鸡泄殖腔图像深度特征矩阵 $\mathbf{v}(I')$ 与雏鸡泄殖腔深度特征矩阵集合 $\mathbf{v}(I)$ 中所有 $\mathbf{v}(I_k)$ 的相似度后, 得到相似度距离集合 $D = \{d_{I', I_1}, d_{I', I_2}, \dots, d_{I', I_k}, \dots, d_{I', I_t}\}$ 。

1.3 雏鸡泄殖腔深度特征的特征融合

将相似度距离集合 D 按照距离公式排序, 距离公式为

$$d_{I', I_k} \leq d_{I', I_{k+1}} \quad (1 \leq k \leq t)$$
 (5)

式中 I_{k+1} ——待识别雏鸡泄殖腔图像深度特征矩阵中第 $k+1$ 个元素
得到排序后的相似度距离集合 $D' = \{d_1, d_2, \dots, d_k, \dots, d_t\}$ 。

在相似距离集合 D' 中,排在最前面的是雏鸡泄殖腔图像深度特征集合,与待识别雏鸡泄殖腔图像最接近的深度特征;而排在越后面的深度特征,与待识别雏鸡泄殖腔图像相差越多。由于小部分雏鸡的泄殖腔特征不明显,而且受拍摄光线影响,待识别雏鸡泄殖腔图像不能完全表征公鸡或者母鸡泄殖腔特征,所以将 D' 排在前 $n(1 \leq n \leq 9)$ 个的深度特征与待识别雏鸡泄殖腔图像的深度特征进行特征融合,由均值深度特征求得

$$v(I') = \frac{1}{n+1} \left(v(I') + \sum_{i=1}^n v(I_i) \right) \quad (6)$$

式中 $v(I')$ ——待识别雏鸡泄殖腔图像深度特征矩阵

$v(I_i)$ ——与待识别雏鸡泄殖腔深度图像接近的深度特征矩阵

计算后得到的待识别雏鸡泄殖腔图像深度特征矩阵 $v(I')$,通过图 1 中第 2 个分支对待识别雏鸡泄殖腔进行识别分类,可以提高识别准确率。

2 卷积神经网络训练

2.1 训练数据集与训练运行环境

雏鸡泄殖腔图像数据于 2019 年 3 月在河北省蛋肉鸡产业技术体系冀北综合试验推广站进行采集。采集方式为人工进行雏鸡翻肛后,摄像头采集雏鸡泄殖腔图像。采集图像的摄像头型号为 OV2710,分辨率设置为 640 像素 $\times$ 480 像素,每 20 帧采集一幅图像,采集的雏鸡泄殖腔图像数据经挑选、剪裁后,统一处理为 64 像素 $\times$ 64 像素。所有雏鸡泄殖腔图像数据在 1 000 只雏鸡出壳 8 h 内采集完毕,特征不明显的雏鸡泄殖腔图像数据,通过解剖雏鸡确定性别。

为抑制训练数据的过拟合现象,使卷积神经网络模型的泛化能力更好,对采集的雏鸡泄殖腔图像,使用 keras 框架中的数据预处理增强函数 ImageDataGenerator 进行翻转、旋转、随机裁剪等一系列随机变换^[23],其中进行旋转操作的图像见图 2a、2b、2f、2h,进行翻转操作的图像见图 2c、2d、2e,进行随机裁剪操作的图像见图 2g、2i。

为方便训练,将雏鸡泄殖腔图像数据集读取到 csv 文件中,每 1 行存储 1 幅图像数据,并按照标签 (label)、像素点 (pixel) 的格式进行存储,其中标签中 0 为雄性雏鸡,1 为雌性雏鸡,按照训练参数设计中的比例制作成训练数据集和测试数据集。

试验运行环境为 Intel (R) Core (TM) i7 - 8700K CPU, 32GB DDR4 3200 MHz 内存, NVIDIA GeForce GTX 1080 显卡, Windows 10 64 位操作系

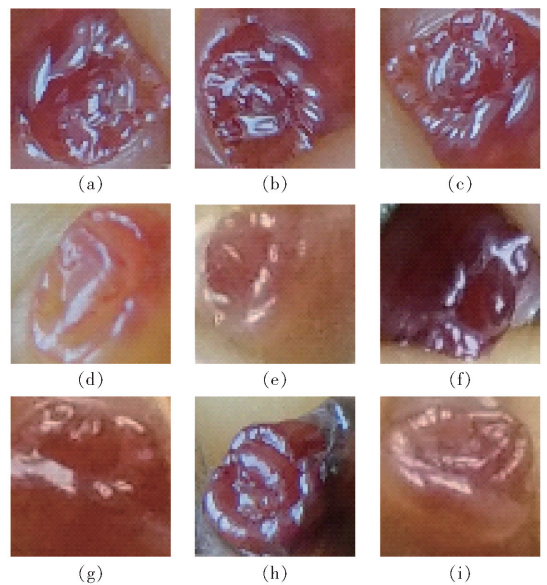


图 2 采集到的部分雏鸡泄殖腔图像数据

Fig. 2 Collected cloaca image data of some chickens

统,采用 Google Tensorflow 框架,使用 Python 语言编写代码。

2.2 模型训练步骤及损失函数

模型训练采用以下步骤:①将神经网络输入层的雏鸡泄殖腔图像数据集,先打乱顺序 (shuffle),然后按照 3:1 的比例进行训练集和验证集的划分。②网络框架搭建后对网络超参数进行初始化。③为提高卷积神经网络模型的收敛速度,进行学习率指数衰减^[21-22],公式为

$$\alpha = \alpha_0 r^{s_g/s_d} \quad (7)$$

式中 α ——衰减后学习率

α_0 ——初始学习率

r ——学习衰减率

s_g ——迭代次数

s_d ——衰减速度,若 s_d 取 10,表示 10 轮迭代后进行一次衰减

学习率初始设置为 0.1,学习衰减率设置为 0.9,衰减速度设置为 50。④采用 mini-batch 随机梯度下降法^[23-24]。划分训练的批度大小为 400,对网络参数进行优化,在每次迭代训练完后,将训练集和验证集的损失函数值及准确率进行绘图。⑤分析步骤④绘制的损失函数值及准确率曲线,对比训练集和验证集损失函数值和准确率曲线,调整网络模型及参数。并在调整完后重复步骤③,直到准确率达到一个理想范围。

损失函数采用交叉熵损失函数^[25],计算公式为

$$V_{\text{loss}} = - \sum_{i=1}^m (y_{i1} \ln \hat{y}_{i1} + y_{i2} \ln \hat{y}_{i2}) \quad (8)$$

式中 y_{i1} 、 y_{i2} ——待识别雏鸡泄殖腔图像是雄、雌鸡的概率

V_{loss} ——损失函数值
 $\hat{y}_{i1}$ 、 $\hat{y}_{i2}$ ——待识别雏鸡泄殖腔图像是雄、雌鸡的估计概率

3 结果与分析

使用 2.1 节所述数据集的雏鸡泄殖腔图像进行试验,其中雄性雏鸡泄殖腔图像 23 324 幅,雌性雏鸡泄殖腔图像 26 711 幅。

3.1 卷积神经网络识别结果对比

采用常规卷积神经网络(图 1 中第 2 个分支)直接训练雏鸡泄殖腔图像数据集,训练过程如图 3 所示,迭代训练 500 次后,训练数据的准确率达到 99.93%,训练数据的损失函数值降低到 0.002 4,但因为部分雏鸡泄殖腔图像测试集图像受到光线影响及部分雏鸡泄殖腔特征不明显,导致测试数据集的准确率及损失函数值不稳定,迭代训练 500 次后准确率只达到了 90.05%,而损失函数值只降到了 0.899,模型有明显的过拟合。

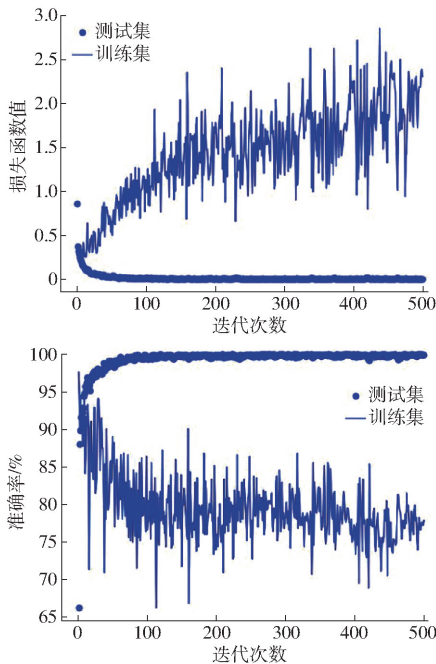


图 3 常规卷积神经网络训练过程

Fig. 3 Training process of convolutional neural network

采用图 1 中提出的基于图像深度特征的卷积神经网络训练雏鸡泄殖腔图像数据集,训练过程如图 4 所示,迭代训练 500 次后,可以看到训练数据的准确率达到 99.18%,训练数据的损失函数值可以降低到 0.002 2,测试数据集的准确率稳定上升,达到了 96.43%,损失函数值稳定下降,达到了 0.379,模型的识别能力和泛化能力明显提高。

3.2 不同迭代次数对识别效果的影响

采用图 1 提出的基于图像深度特征的卷积神经网络训练雏鸡泄殖腔图像数据集,训练过程如

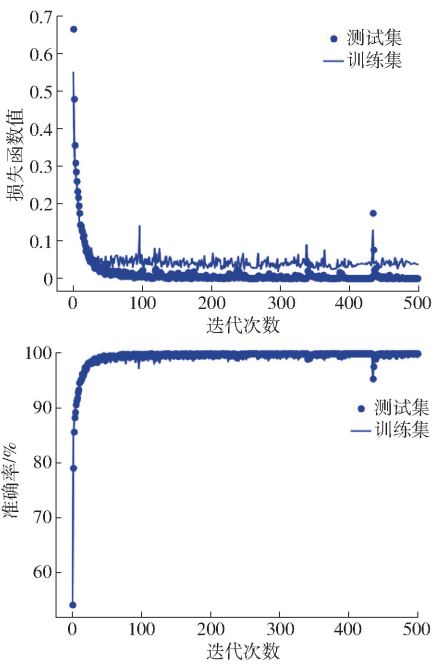


图 4 基于深度特征的卷积神经网络训练过程

Fig. 4 Training process of convolutional neural network based on depth feature

图 5 所示,迭代训练 1 000 次后,可以看到训练数据的准确率达到 99.83%,训练数据的损失函数值降低到 0.008 0,测试数据集的准确率达到 97.04%,测试数据集的损失函数值下降到了 0.37,此后模型的测试数据集的准确率趋于平稳,并在训练 1 050 次后损失函数值开始上升,说明模型在训练 1 000 次后开始过拟合。在本试验数据集规模下,模型的测试数据集的准确率最大为 97.04%。

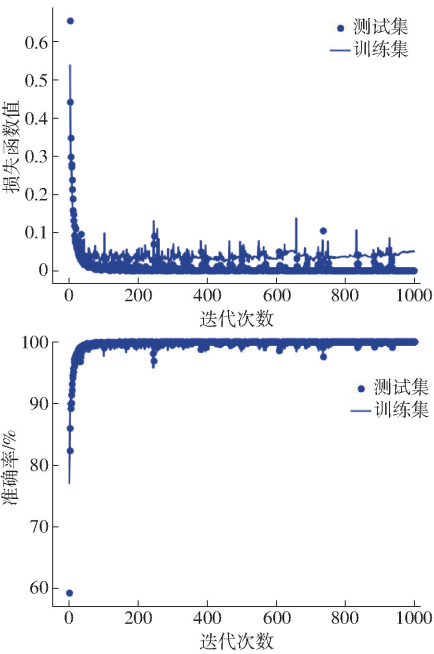


图 5 迭代 1 000 次的训练过程

Fig. 5 Training process of 1 000 iterations

3.3 识别时效性的比较

本试验环境下,在河北省蛋肉鸡产业技术体系冀北综合试验推广站中,采用 NVIDIA GeForce GTX 1080 显卡,对出壳 6 h 内的 100 只雏鸡进行人工雏鸡翻肛,与用 OV2710 型摄像头每 20 帧采集一幅雏鸡泄殖腔图像,将 378 幅待识别雏鸡泄殖腔图像输入到训练 1 000 次后的本文模型及常规神经网络模型中识别,与有 10 年鉴别经验的技师(女,46 岁)人工观测结果进行准确性及时效性的比较,最终的准确率以解剖雏鸡确定性别为标准鉴别,结果如表 1 所示。

表 1 3 种方法结果比较

Tab.1 Results comparison of three methods

鉴别方法	准确率/%	单幅识别时间/s
本文模型	96.82	0.362
常规神经网络模型	87.30	0.341
人工观测	97.88	1.337

其中,常规神经网络模型准确率最低,但识别单幅雏鸡泄殖腔图像所用时间最短;人工观测准确率最高,但识别单幅雏鸡泄殖腔图像所用时间最长,原

因为若有若干雏鸡泄殖腔特征不明显,耗费时间较多;本文模型在生产环境下识别准确率达到 96.82%,仅次于人工观测,识别单幅雏鸡泄殖腔图像所用平均时间为 0.362 s,仅次于常规神经网络模型,原因为本文模型相比于常规神经网络模型多了图 1 中第 1 个分支的计算部分。

综上,本文模型鉴别雏鸡性别与有 10 年鉴别经验的技师人工观测准确率接近,所用时间较短,具有较高的实用价值。

4 结束语

提出了一种基于卷积神经网络和图像深度特征的雏鸡性别自动鉴别方法,解决了部分雏鸡泄殖腔特征不明显、采集雏鸡泄殖腔图像易受光线影响的问题。与常规卷积神经网络相比,该方法在测试数据集的识别准确率达到 97.04%,测试数据集的损失函数值为 0.37,在生产环境下识别准确率达到 96.82%,损失函数值更低。该方法识别单幅雏鸡泄殖腔图像平均用时为 0.362 s,少于具有 10 年鉴别经验的技师。

参 考 文 献

[1] 刘鑫,李明安. 鸡的早期雌雄鉴别[J]. 湖南畜牧兽医,2003,10(1):38.

[2] 徐应华. 利用快慢羽鉴别初生雏鸡雌雄[J]. 湖北畜牧兽医,1986,7(4):41-42.

[3] 胡国琛. 鸡的长羽速度与雏鸡的雌雄鉴别[J]. 养禽与禽病防治,1984,3(2):8-9.

[4] YAVNAI A, EHRLICH S. Method of automatic sexing of chicks: U. S. 09/852,666[P]. 2001-11-01.

[5] TAO Y, CHEN Z, GRIFFIS C L. Chick feather pattern recognition[J]. IEE Proceedings—Vision, Image and Signal Processing, 2004, 151(5): 337-344.

[6] 张登辉,贺军,赵象忠. 肉蛋杂交鸡雏鸡翻肛法雌雄鉴别技术[J]. 国外畜牧学(猪与禽),2012,32(11):57.

[7] 如何快速辨别鸡苗公母[J]. 农家之友,2018(4):53.

[8] 周飞燕,金林鹏,董军. 卷积神经网络研究综述[J]. 计算机学报, 2017,40(6):1229-1251.

ZHOU Feiyan, JIN Linpeng, DONG Jun. Review of convolutional neural network[J]. Chinese Journal of Computers, 2017, 40(6):1229-1251. (in Chinese)

[9] RASTEGARI M, ORDONEZ V, REDOMON J, et al. Xnor-net: imagenet classification using binary convolutional neural networks[C]//European Conference on Computer Vision. Springer, Cham, 2016: 525-542.

[10] GATYS L, ECKER A S, BETHGE M. Texture synthesis using convolutional neural networks[C]//Advances in Neural Information Processing Systems, 2015: 262-270.

[11] MILLETARI F, NAVAB N, AHMADI S A. V-net: fully convolutional neural networks for volumetric medical image segmentation[C]//2016 Fourth International Conference on 3D Vision (3DV). IEEE, 2016: 565-571.

[12] NIEPERT M, AHMED M, KUTZKOV K. Learning convolutional neural networks for graphs[C]//International Conference on Machine Learning, 2016: 2014-2023.

[13] BABAEE M, DINH D T, RIGOLL G. A deep convolutional neural network for video sequence background subtraction[J]. Pattern Recognition, 2018, 76: 635-649.

[14] MEMISEVIC R, ZACH C, POLLEFEYS M, et al. Gated softmax classification[C]//Advances in Neural Information Processing Systems, 2010: 1603-1611.

[15] COCHOCKI A, UNBEHAUEN R. Neural networks for optimization and signal processing[M]. New York: John Wiley & Sons, Inc., 1993.

[16] ZHANG X, ZOU Y, SHI W. Dilated convolution neural network with LeakyReLU for environmental sound classification[C]//2017 22nd International Conference on Digital Signal Processing (DSP). IEEE, 2017: 1-5.

[17] TOLIAS G, SICRE R, JEGOU H. Particular object retrieval with integral max-pooling of CNN activations[J]. arXiv Preprint arXiv:1511.05879, 2015:1-17.

- [18] 陆祥辉,王昕,张文杰,等. 4U-1400 马铃薯联合收获机分离输送装置的参数分析与试验[J]. 中国农业大学学报, 2015,20(6):269-276.
LU Xianghui, WANG Xin, ZHANG Wenjie, et al. Parameter analysis and experiment for separation conveyor of 4U-1400 type potato harvester[J]. Journal of China Agricultural University, 2015, 20(6): 269-276. (in Chinese)
- [19] 石林榕,孙伟,赵武云,等. 马铃薯种薯机械排种离散元仿真模型参数确定及验证[J]. 农业工程学报,2018,34(6): 35-42.
SHI Linrong, SUN Wei, ZHAO Wuyun, et al. Parameter determination and validation of discrete element model of seed potato mechanical seeding [J]. Transactions of the CSAE, 2018, 34(6): 35-42. (in Chinese)
- [20] NY/T 2464—2013 马铃薯收获机作业质量[S]. 2013.
- [21] 吕金庆,孙贺,兑瀚,等. 粘重土壤下马铃薯挖掘机分离输送装置改进设计与试验[J/OL]. 农业机械学报,2017, 48(11):146-155.
LÜ Jinqing, SUN He, DUI Han, et al. Design and experiment on conveyor separation device of potato digger under heavy soil condition[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(11): 146-155. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20171118&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2017.11.018. (in Chinese)
- [22] 陈中玉,关萌,高连兴,等. 两段收获花生螺杆弯齿式轴流摘果装置设计与试验[J/OL]. 农业机械学报,2016,47(11): 106-113.
CHEN Zhongyu, GUAN Meng, GAO Lianxing, et al. Design and test on axial flow peanut picking device with screw bending-tooth[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016, 47(11): 106-113. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20161114&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2016.11.014. (in Chinese)
- [23] 戴飞,赵武云,马明义,等. 双垄耕作施肥喷药覆膜机工作参数优化[J/OL]. 农业机械学报,2016,47(1):83-90.
DAI Fei, ZHAO Wuyun, MA Mingyi, et al. Parameters optimization of operation machine for tillage-fertilization and spraying-filming on double ridges[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016, 47(1): 83-90. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20160112&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2016.01.012. (in Chinese)
- [24] 易军鹏,朱文学,马海乐,等. 牡丹籽油超声波辅助提取工艺的响应面法优化[J]. 农业机械学报,2009,40(6):103-110.
YI Junpeng, ZHU Wenxue, MA Haile, et al. Optimization on ultrasonic-assisted extraction technology of oil from *Paeonia suffruticosa* andr. seeds with response surface analysis[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2009, 40(6): 103-110. (in Chinese)
- [25] 袁雪,祁力钧,王虎,等. 温室摇摆式变量弥雾机喷雾参数响应面法优化[J/OL]. 农业机械学报,2012,43(4):45-50.
YUAN Xue, QI Lijun, WANG Hu, et al. Spraying parameters optimization of swing, automatic variables and greenhouse mist sprayer with response surface method[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2012,43(4): 45-50. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20120410&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2012.04.010. (in Chinese)

~~~~~

(上接第 263 页)

- [18] GIUSTI A, CIRESAN D C, MASCI J, et al. Fast image scanning with deep max-pooling convolutional neural networks[C]//2013 IEEE International Conference on Image Processing. IEEE, 2013: 4034-4038.
- [19] SAINATH T N, VINYALS O, SENIOR A, et al. Convolutional, long short-term memory, fully connected deep neural networks[C]//2015 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP). IEEE, 2015: 4580-4584.
- [20] DANIELSSON P E. Euclidean distance mapping[J]. Computer Graphics and Image Processing, 1980, 14(3): 227-248.
- [21] ZHANG Z, SABUNCE M. Generalized cross entropy loss for training deep neural networks with noisy labels[C]//Advances in Neural Information Processing Systems, 2018: 8778-8788.
- [22] ZEILER M D. ADADELTA: an adaptive learning rate method[J]. arXiv Preprint arXiv:1212.5701, 2012:1-6.
- [23] BOCK S, GOPPOLD J, WEI M. An improvement of the convergence proof of the ADAM-Optimizer[J]. arXiv Preprint arXiv:1804.10587, 2018:1-5.
- [24] LI M, ZHANG T, CHEN Y, et al. Efficient mini-batch training for stochastic optimization[C]//Proceedings of the 20th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. ACM, 2014: 661-670.
- [25] CHOLLET F. Xception: deep learning with depthwise separable convolutions[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2017: 1251-1258.