

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2020.01.020

基于深度学习的种鸭蛋孵化早期受精信息无损检测

李庆旭^{1,2} 王巧华^{1,2} 顾伟^{1,2} 施行^{1,2} 马美湖³

(1. 华中农业大学工学院, 武汉 430070; 2. 农业农村部长江中下游农业装备重点实验室, 武汉 430070;
3. 国家蛋品研发中心, 武汉 430070)

摘要: 针对我国鸭蛋孵化行业剔除无精蛋的方法效率低、剔除的无精蛋已丧失食用价值、造成资源巨大浪费的问题,运用机器视觉技术,以孵化至第3天的种鸭蛋为研究对象,运用深度卷积神经网络(Convolutional neural networks, CNN)端对端的特点,在 Alexnet 神经网络基础上进行改进,将孵化第3天的种鸭蛋透射图像直接输入到深度卷积神经网络。用卷积层代替全连接层,改变卷积核的尺寸,搭建了种鸭蛋受精信息识别网络(Eggnet)模型,实现了对种鸭蛋孵化早期受精信息的无损判别。试验结果表明,该方法对孵化第3天的种鸭蛋图像测试集分类准确率高达98.87%,验证集分类准确率为97.97%,平均单枚蛋检测时间仅为0.24 s。

关键词: 种鸭蛋; 受精; 深度学习; 无损检测; 图像识别

中图分类号: TP391.4; S834⁺.83 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2020)01-0188-07 OSID: 

Non-destructive Testing of Early Fertilization Information in Duck Egg Laying Based on Deep Learning

LI Qingxu^{1,2} WANG Qiaohua^{1,2} GU Wei^{1,2} SHI Hang^{1,2} MA Meihu³

(1. College of Engineering, Huazhong Agricultural University, Wuhan, 430070, China
2. Key Laboratory of Agricultural Equipment in Mid-Lower Yangtze River, Ministry of Agriculture and Rural Agriculture, Wuhan 430070, China
3. National Egg Research and Development Center, Wuhan 430070, China)

Abstract: China is a big country in the production of duck eggs and ducks. The duck egg hatching industry has a huge output. It needs to incubate billions of ducklings every year to meet the production needs. At present, the method of removing the infertile eggs in the duck egg hatching industry in China is to visually recognize the eggs by artificially photographing the eggs about 7 days after hatching. This method is inefficient and has no edible value after 7 days of incubation, which will cause huge waste of resources. Machine vision technology was used to hatch the third day of the duck eggs. The end-to-end characteristics of the deep convolutional neural network was used to the image of the duck egg on the third day of incubation, and it was directly input into the neural network, and the Alexnet neural network. The convolutional layer was used to replace the fully connected layer, and the size of the convolution kernel was changed. An egg net fertilization information recognition network (Eggnet) model was established to realize the non-destructive discrimination of the fertilization information in the early hatching of the duck eggs. The test results showed that the accuracy rate of the method for the classification of the duck eggs in the third day of hatching was as high as 98.87%, the accuracy of the verification set was 97.97%, and the average single egg detection time was only 0.24 s. This technology can be used in the actual production of duck egg hatching industry in the later stage. It would replace the artificial egg method to select the infertile egg. It can solve the problem of automatic device installation in the egg hatching industry. It had broad application space.

Key words: duck eggs; fertilization; deep learning; non-destructive testing; image recognition

收稿日期: 2019-06-25 修回日期: 2019-08-21
基金项目: 国家自然科学基金面上项目(31871863)、“十二五”国家科技支撑计划项目(2015BAD19B05)和公益性行业(农业)科研专项(201303084)
作者简介: 李庆旭(1994—),男,博士生,主要从事图像处理 and 深度学习研究, E-mail: 1948260008@qq.com
通信作者: 王巧华(1970—),女,教授,博士生导师,主要从事农产品智能化检测技术与装备研究, E-mail: wqh@mail.hzau.edu.cn

0 引言

根据 2018 年中国畜牧业协会与世界粮农组织 (FAO) 提供的数据,世界肉鸭出栏量约 47.4 亿只,蛋鸭存栏量约 1.87 亿只,我国鸭养殖占世界鸭养殖量的 74.3%^[1]。这表明我国鸭蛋孵化行业每年需要孵化数十亿只鸭苗才能满足国内养殖需求。但目前国内种鸭的养殖方式以散养为主,导致种鸭蛋的自然受精率低于 80%^[2]。在孵化过程中若不能将无精蛋及时剔除,不仅会对受精蛋造成污染,而且会造成资源的巨大浪费。当前国内鸭蛋孵化行业判别无精蛋的主要方法是在孵化 7 d 左右时通过人工照蛋的方式完成,费时、费力,且剔除出来的无精蛋已丧失食用价值,造成巨大浪费。因此,研究孵化早期鸭蛋的受精信息及无损检测与判别具有重要价值和实际意义。

目前,国内外对禽蛋孵化的研究主要集中在鸡蛋孵化方面,研究人员尝试使用机器视觉^[3-6]、光谱技术^[7-10]、生物电^[11-12]等技术手段,结合机器学习方法,实现对孵化早期受精鸡蛋的无损检测。但是针对孵化早期鸭蛋受精信息的研究却鲜有报道。与种鸡蛋相比,种鸭蛋孵化早期受精信息的无损检测难度明显增加。主要原因有:种鸭的养殖方式主要为散养,种鸭蛋的蛋壳表面会有很多难以去除的污渍,导致采集到的图像信息被污渍遮挡;种鸭蛋的蛋壳厚度差异很大(种鸡蛋的蛋壳差异相对较小),导致光源选择难度大大增加。张伟等^[13]将机器视觉和敲击振动相结合,建立了 LVQ 神经网络判别模型,在机器视觉方面仅提取了种蛋的颜色特征,实现了对种鸭蛋孵化 5 d 时的受精蛋与无精蛋的无损判别,但检测孵化时间还有待提前,以及检测装置的实用性还有待改进。

卷积神经网络 (CNN) 通过引入权值共享和局部连接等机制,使其能够自动提取特征并表达特征,进而实现端对端的处理方式,智能优势明显。目前 CNN 在农业检测领域也有较广泛的应用^[14-18],但将 CNN 应用于禽蛋无损检测尚未见报道。本文经过反复试验研究,在 Alexnet 卷积神经网络基础上,针对种鸭蛋孵化第 3 天的图像,构建适用于图像识别的卷积神经网络。

1 试验材料与图像采集方法

1.1 试验材料

试验选取湖北省神丹种鸭养殖基地的缙云麻鸭种蛋 2 665 枚作为试验材料。

将种鸭蛋清洗并消毒,消毒方法为:将种蛋浸泡在 0.5% 的高锰酸钾溶液中 1~2 min 后取出晾干。

将晾干后的种蛋进行编号并放入自动孵化箱内孵化。每隔 24 h 采集一次图像。并在孵化 10 d 后对种蛋进行破壳处理,蛋壳内有网状血丝判定为受精蛋,坏死的血圈蛋以及无血丝的种蛋判别为不可孵化种蛋(无精蛋)。

1.2 图像采集系统

种鸭蛋透射图像采集系统设置在孵化车间,由暗箱、光源、相机、镜头、有孔传送带、暗箱支架及计算机组成(图 1),相机为 JAI AD-080GE 型工业相机,分辨率为 1 024 像素×768 像素,帧率为 30 f/s,选择 Kowa 公司的 LM6NC3 型镜头。光源为 5 W 的正白光 LED 灯。种鸭蛋放置于暗箱内,物距、焦距和光圈在采集过程中均保持不变。

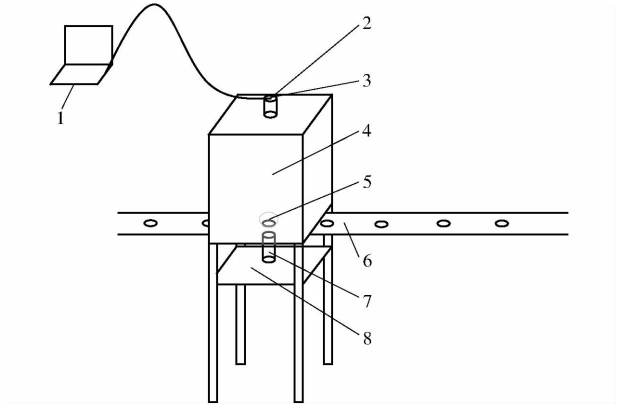


图 1 图像采集系统原理图

Fig. 1 Image acquisition system

1. 计算机 2. 数据传输线 3. 相机及镜头 4. 暗箱 5. 种鸭蛋
6. 有孔传输带 7. 光源 8. 暗箱支架

1.3 原始图像

受精蛋的原始图像如图 2 所示,无精蛋的原始图像如图 3 所示。根据孵化经验,受精鸭蛋在孵化第 3 天蛋黄部分会出现类似于樱桃形状的珠子。对比图 2 和图 3,发现受精蛋与无精蛋的蛋黄颜色和形状存在差异,但也存在几乎无差异的情况,如图 2c 与图 3b。有孵化经验的技术人员在种鸭蛋孵

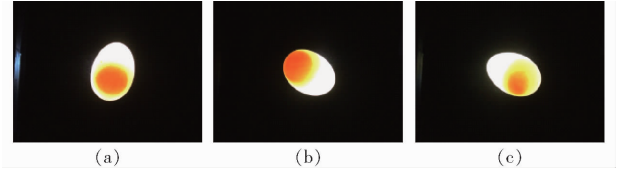


图 2 受精蛋原始图像

Fig. 2 Fertilized egg original images

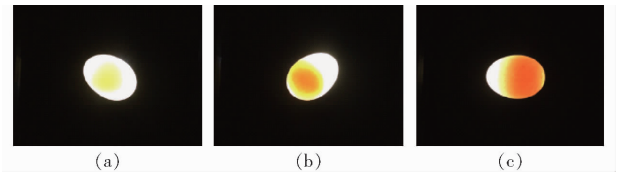


图 3 无精蛋原始图像

Fig. 3 Unfertilized egg original images

化第 3 天,肉眼识别准确率在 80% 左右,这说明使用卷积神经网络建立种鸭蛋孵化 3 d 的判别模型是可能的。本文共采集受精蛋图像 1 326 幅,无精蛋图像 1 339 幅。

2 受精信息的分类

2.1 图像预处理

采集到的原始图像尺寸为 1 024 像素 × 768 像素,如果将原始图像直接输入卷积神经网络会增加网络的训练时间。由于原始图像含有背景干扰,为了提高神经网络的训练和收敛速度,将原始图像裁剪成尺寸为 380 像素 × 350 像素的图像,再将裁剪后的图像尺寸调整为 224 像素 × 224 像素,裁剪后的图像如图 4 所示。此外为了加快模型的收敛速度,将调整后的图像进行归一化操作。本文使用的图像预处理工具为 Python3. 5 + Pillow。

2.2 识别网络的搭建

2.2.1 Alexnet 神经网络

Alexnet 神经网络是由 HINTON 和 KRIZHEVSKY

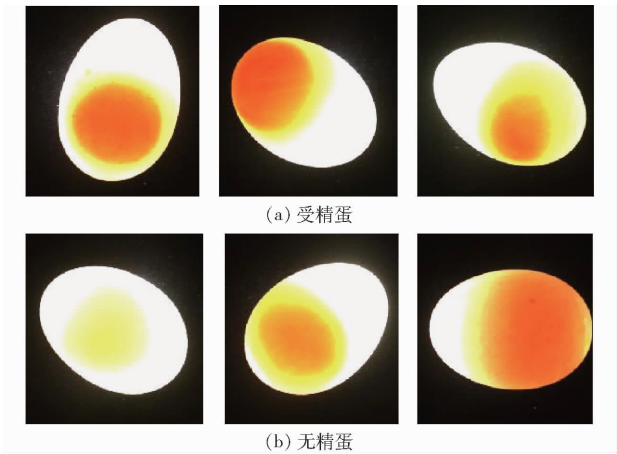


图 4 裁剪后的图像
Fig. 4 Cropped images

设计的 8 层神经网络^[19],包括 5 个卷积层、3 个全连接层、3 个池化层,卷积层主要用于自动提取特征,池化层对卷积层提取的特征图进行降维,以减少模型的参数量,全连接层通过大量神经元之间的相互连接将卷积或池化操作得到的特征图重新组成完整的图,具体结构如图 5 所示。

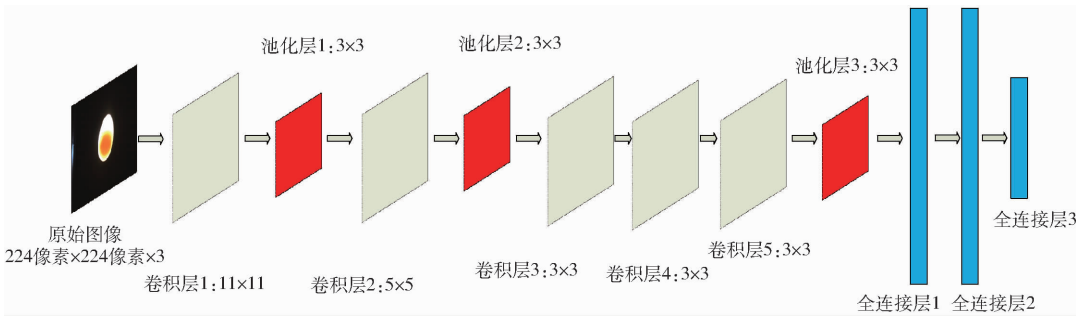


图 5 Alexnet 神经网络结构图
Fig. 5 Alexnet neural network structure diagram

Alexnet 神经网络使用 ReLU 非线性激活函数解决网络过深时梯度弥散问题。此外,Alexnet 神经网络引入局部响应归一化层(LRN)和 dropout 层,可以防止模型过拟合。

2.2.2 种鸭蛋受精信息识别网络

Alexnet 神经网络虽然已被应用在很多领域^[20-22],但是其学习参数有 6×10^7 个,神经元数量有 6.5×10^5 个,导致 Alexnet 神经网络训练速度过慢且存在一定程度的过拟合^[23-24]。Alexnet 神经网络的数据集建立在 ImageNet 上,本文充分对比种鸭蛋孵化 3 d 时的图像和 ImageNet 数据集的图像质量差异,相比 ImageNet 数据集种鸭蛋孵化 3 d 的图像背景更加简单,干扰因素更少,图像的特征(种蛋的蛋黄部分)更加清晰,这些差异使得本文的卷积神经网络参数量可以适当减少。故本文对 Alexnet 神经网络进行了改进,将 Alexnet 神经网络的卷积层 1 的卷积核尺寸由 11×11 改为 5×5 ,更改后感受野

的范围不变但是参数量大幅减少。由于种鸭蛋孵化 3 d 的图像特征比较明显,可以适当减少卷积核个数,提取的特征数量略有减少,但是可以减少参数量加快模型的收敛,故将卷积核数量改为 64 个,可大大减少学习参数的数量。由于卷积层 1 已经将参数量大幅减少,为了防止模型参数过少导致欠拟合,故将本层的卷积核数量改为 192,可增加提取的特征数。由于参数过多容易造成过拟合,故本文用卷积核(核数量为 1 024)尺寸为 6×6 的卷积层代替全连接层 1,可以避免过拟合,用卷积核(核数量为 1 024)尺寸为 1×1 的卷积层代替全连接层 2;由于本文将孵化 3 d 的种鸭蛋图像分为受精和无精两类,故将最后的输出层输出类别改为 2 个;改进后的 Alexnet 神经网络既可以减少神经元的数量,又可以避免由于参数过多造成的过拟合。

改进后的 Alexnet 神经网络具体实现过程如下:将种鸭蛋孵化 3 d 的原始图像调整为 224 像素 ×

224 像素后输入到卷积层 1,卷积层 1 的卷积核尺寸为 5×5 ,卷积核数量为 64 个,卷积后的输出特征尺寸为 $55 \times 55 \times 64$;卷积层 1 的输出特征图进入到池化层 1,其核尺寸为 3×3 ,步长设置为 2,池化后的输出特征尺寸为 $27 \times 27 \times 64$ 。池化层 1 的输出特征图进入到卷积层 2,其卷积核尺寸为 5×5 ,卷积核数量为 192 个,卷积后的输出特征尺寸为 $27 \times 27 \times 192$ 。卷积层 2 的输出特征图输入到池化层 2,其核尺寸为 3×3 ,步长设置为 2,池化后的输出特征尺寸为 $13 \times 13 \times 192$ 。池化层 2 的输出特征图进入到卷积层 3,其卷积核尺寸为 3×3 ,卷积核数量为 384 个,卷积后的输出特征尺寸为 $13 \times 13 \times 384$ 。卷积层 3 的输出特征图输入到卷积层 4,其卷积核尺寸为 3×3 ,卷积核数量为 384 个,卷积后的输出特征

尺寸为 $13 \times 13 \times 384$ 。卷积层 4 的输出特征图输入到卷积层 5,其卷积核尺寸为 3×3 ,卷积核数量为 256 个,卷积后的输出特征尺寸为 $13 \times 13 \times 256$ 。卷积层 5 的输出特征图输入到池化层 3,其核尺寸为 3×3 ,步长设置为 2,池化后的输出特征尺寸为 $6 \times 6 \times 256$ 。池化层 3 的输出特征图输入到卷积层 6,其卷积核尺寸为 6×6 ,卷积核数量为 1 024 个,卷积后的输出特征尺寸为 $1 \times 1 \times 1\,024$ 。卷积层 6 的输出特征图输入到卷积层 7,其卷积核尺寸为 1×1 ,卷积核数量为 1 024 个,卷积后的输出特征尺寸为 $1 \times 1 \times 1\,024$ 。卷积层 7 的输出特征图输入到输出层,最后经过 softmax 函数输出受精和无精两类的二维得分矩阵。改进后的 Alexnet 神经网络结构如图 6 所示。

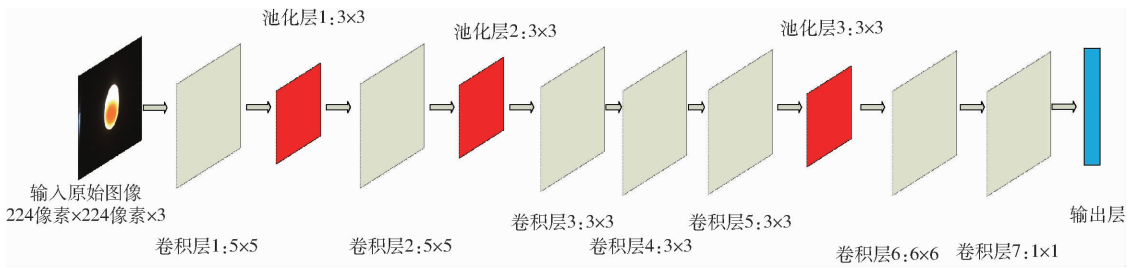


图 6 改进后的 Alexnet 神经网络结构图

Fig. 6 Improved Alexnet neural network structure diagram

改进后的 Alexnet 神经网络共 8 层,7 个卷积层和 1 个输出层。在每个卷积层后都使用 ReLU 非线性激活函数,卷积层 1 和卷积层 2 后使用局部响应归一化层^[25-26] (LRN),在卷积层 6、7 后使用 dropout 层来防止过拟合。ReLU 激活函数可以将数据变成稀疏矩阵,可以加快模型的收敛速度,其实现公式如下

$$y = \begin{cases} 0 & (x \leq 0) \\ x & (x > 0) \end{cases} \tag{1}$$

LRN 层可以对输入的局部区域进行归一化处理,可一定程度提高模型的精度,其具体实现公式如下

$$b_{x,y}^i = a_{x,y}^i / \left[k + \alpha \sum_{j=\max(0, \frac{i-n}{2})}^{\min(N, \frac{i+n}{2})} (a_{x,y}^j)^2 \right]^\beta \tag{2}$$

式中 $a_{x,y}^i$ ——第 i 个卷积核在 (x,y) 位置的输出
 $b_{x,y}^i$ ——输出
 N ——卷积核数量
 n,k,α,β ——常量
 j ——平方累加索引

dropout 层可以提高模型的泛化能力,通过随机关闭一些神经元来达到防止网络过拟合的效果^[27]。

2.2.3 模型训练

系统的硬件为 AMD Ryzen Threadripper 2920X

CPU,主频 3.5 GHz,内存为 128 GB, NVIDIA GeForce RTX 2080Ti GPU;软件平台为 CUDA Toolkit 9.2 + CUDNN V9.2 + Python 3.5 + Tensorflow - GPU 1.8.0。由于深度学习需要大量的数据进行训练,本文在采集得到的 2 665 幅种鸭蛋孵化 3 d 的图像中抽取 2 400 幅图像(受精和无精各 1 200 幅图像)用于训练,剩下的 265 幅图像用于测试。本文训练和测试时均使用 GPU 加速。

模型训练的本质是通过反向传播不断迭代使得定义的损失函数(Loss function)不断减小。本文采用自适应时刻估计法(Adaptive moment estimation)实现迭代过程中寻找最优梯度下降方向。学习率更新方法为指数衰减法,可以兼顾模型的稳定性和训练速度。

采用均值平方差计算分类损失,用来表达预测值与实际值的差异。损失函数公式如下

$$l_{oss} = \frac{1}{m} \sum_{t=1}^m (y_t - p_{ret})^2 \tag{3}$$

式中 m ——样本数
 y_t ——第 t 个样本的真实值
 p_{ret} ——第 t 个样本的预测值

初始学习率(Learning rate)设置为 0.000 1,训练的批次样本数(Batch size)设置为 16,网络模型的权重参数和偏置参数初值用均值 μ 为 0、标准偏差 σ 为

0.01 的截断正态分布随机生成。模型的训练和测试流程如图 7 所示。

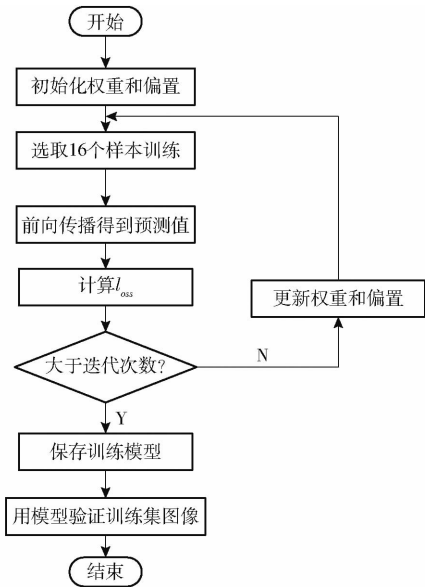


图 7 模型训练和测试流程

Fig. 7 Model training and testing process

2.3 模型测试结果

模型在训练次数达到 20 000 次后结束训练并保存,训练过程中的损失函数变化如图 8 所示。训练过程中每训练 20 次保存 1 次 l_{oss} ,故 l_{oss} 曲线不够平滑。从 l_{oss} 曲线可以看出,在训练的前 12 000 次时 l_{oss} 处于振荡状态,在训练 12 000 次后 l_{oss} 开始迅速下降,并维持在很低水平,表明模型在训练 12 000 次后开始收敛。将训练集 2 400 幅图像(受精和无精各 1 200 幅)和测试集 265 幅图像(受精 126 幅图像,无精 139 幅图像)输入训练好的模型进行验证。为了对比 Eggnet 神经网络和 Alexnet 神经网络在判别种鸭蛋孵化 3 d 受精信息的性能差异,本文也将数据输入 Alexnet 神经网络进行训练,训练参数设置与 Eggnet 神经网络相同。两个网络的验证结果如表 1 所示。

分别对比两者的训练集准确率、测试集准确率和测试集召回率,发现 Alexnet 神经网络和 Eggnet 神经网络均未出现过拟合现象。其中 Alexnet 神经网络对训练集的 2 400 幅图像错判了 5 幅(受精蛋

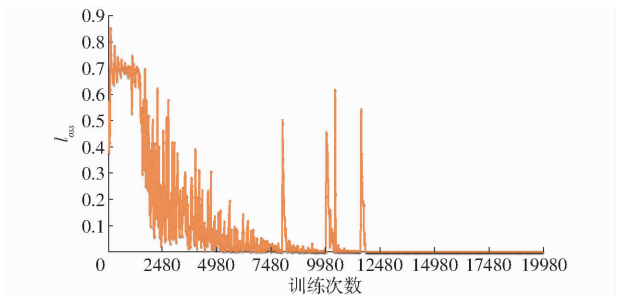


图 8 l_{oss} 变化曲线

Fig. 8 Changing curve of l_{oss}

表 1 模型测试结果

Tab. 1 Model test results

模型	训练集准	测试集准	模型训练	测试集召	单枚蛋检
	准确率/%	准确率/%	时间/s	回率/%	测时间/s
Alexnet	99.79	98.87	1 654.8	97.84	1.26
Eggnet	99.92	98.87	526.7	98.41	0.24

错判了 5 个,无精蛋错判 0 个),对测试集的 265 幅图像错判了 3 幅(受精蛋错判 0 个,无精蛋错判 3 个)。Eggnet 神经网络对训练集的 2 400 幅图像错判了 2 幅(受精蛋错判了 2 个,无精蛋错判 0 个),对测试集的 265 幅图像错判了 3 幅(受精蛋错判 2 个,无精蛋错判 1 个)。两者虽然在训练集和测试集的精度上区别不大,但是对比两者的召回率发现,Eggnet 神经网络在判别种鸭蛋孵化 3 d 的受精信息方面的性能略优于 Alexnet 神经网络。且两者的训练时间差别较大,Eggnet 神经网络由于学习参数和神经元数量大大减少,训练时间仅为 Alexnet 神经网络的 1/3。单枚种蛋检测时间仅为 0.24 s,能够满足在线检测的速度要求。

2.4 模型验证

为了验证 Eggnet 神经网络的泛化能力,本文进行了验证试验,试验条件与之前保持相同。验证试验共采集得到 640 幅种鸭蛋图像,其中受精蛋与无精蛋图像各 320 幅。先将图像裁剪且将尺寸调整为 224 像素 $\times$ 224 像素,然后将图像进行归一化处理,最后传递给训练好的 Eggnet 模型,模型输出最终判别结果。判别过程如图 9 所示,判别结果表明,320 枚受精蛋错判了 6 枚,受精蛋判别准确率为 98.13%,320 枚无精蛋错判了 7 枚,无精蛋判别准确率为 97.81%。验证试验精度达到 97.97%,表明 Eggnet 神经网络具有较好的泛化能力,模型的可靠性和效率较佳。

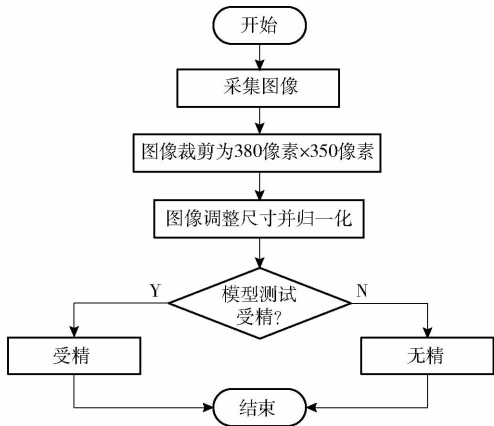


图 9 模型验证流程图

Fig. 9 Model verification process

3 结论

- (1)采用端对端的卷积神经网络,不必手工提取特征,解决了传统识别方法在提取特征时费时、费力的问题。
- (2)卷积神经网络可以很好地对孵化 3 d 的种鸭蛋受精信息进行自动提取,并且能够将受精信息较好地表达出来,测试集准确率达到 98.87%,验证

- 准确率达到 97.97%,能够满足在线检测的精度要求。
- (3)通过将 Alexnet 神经网络的卷积核尺寸改小,全连接层用卷积层代替,可以大大减少模型学习参数和神经元的数量。Eggnet 神经网络的训练时间仅为 Alexnet 神经网络的 1/3。
- (4)在卷积神经网络中加入 LRN 层和 dropout 可以加快模型收敛并抑制模型的过拟合。

参 考 文 献

[1] 侯水生. 2018 年度水禽产业技术发展报告[J]. 中国畜牧杂志, 2019, 55(3):124-128.
HOU Shuisheng. 2018 waterfowl industry technology development report[J]. Chinese Journal of Animal Science, 2019, 55(3): 124-128. (in Chinese)

[2] 周景明. 我国鸭产业现状分析与发展建议[J]. 水禽世界, 2011(3):7-9.
ZHOU Jingming. Analysis and development suggestions of China's duck industry[J]. Waterfowl World, 2011(3):7-9. (in Chinese)

[3] 胡忠阳, 颜潭成, 南翔, 等. 孵化鸡蛋胚体缺陷在线图像检测系统[J]. 机械设计与制造, 2010(10):81-83.
HU Zhongyang, YAN Tancheng, NAN Xiang, et al. Online image detection system of the defect of hatching egg embryo [J]. Machinery Design & Manufacture, 2010(10):81-83. (in Chinese)

[4] HASHEMZADEH M, FARAJZADEH N. A machine vision system for detecting fertile eggs in the incubation industry[J]. International Journal of Computational Intelligence Systems, 2016, 9(5):850-862.

[5] 杨简, 石莹, 刘海燕, 等. 基于 DSP 和模糊神经网络种蛋识别系统[J]. 中国农机化学报, 2014, 35(5):162-165.
YANG Jian, SHI Ying, LIU Haiyan, et al. Unfertilized eggs verification system based on DSP system and fuzzy neural networks [J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2014, 35(5):162-165. (in Chinese)

[6] DAS K, EVANS M D. Detecting fertility of hatching eggs using machine vision II: neural network classifiers[J]. Transactions of the ASAE, 1992, 35(6):2035-2041.

[7] 秦五昌, 汤修映, 彭彦昆, 等. 基于可见/近红外透射光谱的孵化早期受精鸡蛋的判别[J]. 光谱学与光谱分析, 2017, 37(1):200-204.
QIN Wuchang, TANG Xiuying, PENG Yankun, et al. Identification of fertilized chicken eggs based on visible/near-infrared spectrum during early stage [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2017, 37(1): 200-204. (in Chinese)

[8] 祝志慧, 刘婷, 马美湖. 基于高光谱信息融合和相关向量机的种蛋无损检测[J]. 农业工程学报, 2015, 31(15):285-292.
ZHU Zhihui, LIU Ting, MA Meihu. Hatching eggs nondestructive detection based on hyperspectral-imaging information and RVM[J]. Transactions of the CSAE, 2015, 31(15):285-292. (in Chinese)

[9] 祝志慧, 王巧华, 王树才, 等. 基于近红外光谱的孵前种蛋检测[J]. 光谱学与光谱分析, 2012, 32(4):962-965.
ZHU Zhihui, WANG Qiaohua, WANG Shucai, et al. The detection of hatching eggs prior to incubation by the near infrared spectrum[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2012, 32(4):962-965. (in Chinese)

[10] ZHU Z H, LIU T, XIE D J, et al. Nondestructive detection of infertile hatching eggs based on spectral and imaging information [J]. International Journal of Agricultural & Biological Engineering, 2015, 8(4):69-76.

[11] GHADERI M, BANAKAR A, MASOUDI A A. Using dielectric properties and intelligent methods in separating of hatching eggs during incubation[J]. Measurement, 2018, 114:191-194.

[12] 沈林生, 陈宁, 王光亮. 用生物电鉴别受精蛋的检测装置的研究[J]. 农业工程学报, 1996, 12(3):163-166.
SHEN Linsheng, CHEN Ning, WANG Guangliang. Study on test facility for evaluating fertilized eggs by bioelectricity [J]. Transactions of the CSAE, 1996, 12(3):163-166. (in Chinese)

[13] 张伟, 屠康, 刘鹏, 等. 基于机器视觉与敲击振动融合的鸭蛋孵化特性检测[J/OL]. 农业机械学报, 2012, 43(2):140-145.
ZHANG Wei, TU Kang, LIU Peng, et al. Early fertility detection of hatching duck egg based on fusion between computer vision and impact excitation [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2012, 43(2): 140-145. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20120228&flag=1. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2012.02.028. (in Chinese)

[14] 龙满生, 欧阳春娟, 刘欢, 等. 基于卷积神经网络与迁移学习的油茶病害图像识别[J]. 农业工程学报, 2018, 34(18):194-201.
LONG Mansheng, OUYANG Chunjuan, LIU Huan, et al. Image recognition of camellia oleifera diseases based on convolutional neural network & transfer learning[J]. Transactions of the CSAE, 2018, 34(18): 194-201. (in Chinese)

[15] 袁培森, 黎薇, 任守纲, 等. 基于卷积神经网络的菊花花型和品种识别[J]. 农业工程学报, 2018, 34(5):152-158.
YUAN Peisen, LI Wei, REN Shougang, et al. Recognition for flower type and variety of chrysanthemum with convolutional

neural network[J]. Transactions of the CSAE, 2018, 34(5): 152 – 158. (in Chinese)

- [16] 陈英义, 龚川洋, 刘焯琦, 等. 基于 FTVGG16 卷积神经网络的鱼类识别方法研究[J/OL]. 农业机械学报, 2019, 50(5): 223 – 231.
CHEN Yingyi, GONG Chuanyang, LIU Yeqi, et al. Fish identification method based on FTVGG16 convolutional neural network [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(5): 223 – 231. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20190526&flag=1. DOI: 10. 6041/j. issn. 1000-1298. 2019. 05. 026. (in Chinese)
- [17] 高云, 郭继亮, 黎焯, 等. 基于深度学习的群猪图像实例分割方法[J/OL]. 农业机械学报, 2019, 50(4): 179 – 187.
GAO Yun, GUO Jiliang, LI Xuan, et al. Instance-level segmentation method for group pig images based on deep learning [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(4): 179 – 187. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20190420&flag=1. DOI: 10. 6041/j. issn. 1000-1298. 2019. 04. 020. (in Chinese)
- [18] 林相泽, 朱赛华, 张俊媛, 等. 基于迁移学习和 Mask R – CNN 的稻飞虱图像分类方法[J/OL]. 农业机械学报, 2019, 50(7): 201 – 207.
LIN Xiangze, ZHU Saihua, ZHANG Junyuan, et al. Rice planthopper image classification method based on transfer learning and Mask R – CNN [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(7): 201 – 207. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20190721&flag=1. DOI: 10. 6041/j. issn. 1000-1298. 2019. 07. 021. (in Chinese)
- [19] KRIZHEVSKY A, SUTSKEVER I, HINTON G E. ImageNet classification with deep convolutional neural networks[C] // International Conference on Neural Information Processing Systems, 2012: 1097 – 1105.
- [20] 侯霄雄, 许新征, 朱炯, 等. 基于 AlexNet 和集成分类器的乳腺癌计算机辅助诊断方法[J]. 山东大学学报(工学版), 2019, 49(2): 74 – 79.
HOU Xiaoxiong, XU Xinzheng, ZHU Jiong, et al. Computer aided diagnosis method for breast cancer based on AlexNet and ensemble classifiers [J]. Journal of Shandong University (Engineering Edition), 2019, 49(2): 74 – 79. (in Chinese)
- [21] FU Y, ALDRICH C. Flotation froth image recognition with convolutional neural networks [J]. Minerals Engineering, 2019, 132: 183 – 190.
- [22] YUAN Z W, ZHANG J. Feature extraction and image retrieval based on AlexNet[C] // Eighth International Conference on Digital Image Processing (ICDIP 2016). International Society for Optics and Photonics, 2016.
- [23] 焦计晗, 张帆, 张良. 基于改进 AlexNet 模型的油菜种植面积遥感估测[J]. 计算机测量与控制, 2018, 26(2): 186 – 189.
JIAO Jihan, ZHANG Fan, ZHANG Liang. Remote sensing estimation of rape planting area based on improved AlexNet model [J]. Computer Measurement & Control, 2018, 26(2): 186 – 189. (in Chinese)
- [24] 段友祥, 李钰, 孙歧峰, 等. 改进的 Alexnet 模型及在油井示功图分类中的应用[J]. 计算机应用与软件, 2018, 35(7): 226 – 230, 272.
DUAN Youxiang, LI Yu, SUN Qifeng, et al. Improved Alexnet model and using in dynamometer card classification [J]. Computer Applications and Software, 2018, 35(7): 226 – 230, 272. (in Chinese)
- [25] JING J, DONG A, LI P, et al. Yarn-dyed fabric defect classification based on convolutional neural network [J]. Optical Engineering, 2017, 56(9): 093104.
- [26] LI L, YU S. Text detection with deep neural network[M] // MIZERA-PIETRASZKO J, PICHAPPAN P. Lecture notes in real-time intelligent systems. Cham: Springer, Cham, 2016.
- [27] PARK S, KWAK N. Analysis on the dropout effect in convolutional neural networks[C] // Asian Conference on Computer Vision. Cham: Springer, Cham, 2016.