

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2021.11.041

基于原型网络的小样本禽蛋图像特征检测方法

李庆旭¹ 王巧华^{1,2}

(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)

摘要: 机器视觉因具有检测速度快、稳定性高及成本低等优点, 已发展成为禽蛋无损检测领域主流检测手段。使用该技术对禽蛋进行无损检测时, 需要依赖大量禽蛋图像作为数据支撑才能取得较好的检测效果。由于养殖安全等限制, 禽蛋图像数据的采集成本较高, 针对该问题, 提出了一种适应于小样本禽蛋图像检测的原型网络(Prototypical network)。该网络利用引入注意力机制的逆残差结构搭建的卷积神经网络将不同类别的禽蛋图像映射至嵌入空间, 并利用欧氏距离度量测试禽蛋图像在嵌入空间的类别, 从而完成禽蛋图像的分类。本文利用该网络分别验证了小样本条件下受精蛋与无精蛋、双黄蛋与单黄蛋及裂纹蛋与正常蛋的分类检测效果, 其检测精度分别为95%、98%、88%。试验结果表明本文方法能够有效地解决禽蛋图像检测中样本不足的问题, 为禽蛋图像无损检测研究提供了新的思路。

关键词: 小样本; 禽蛋; 无损检测; 原型网络; 带注意力机制逆残差

中图分类号: TP391 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2021)11-0376-08

OSID:



Feature Detection Method of Small Sample Poultry Egg Image Based on Prototypical Network

LI Qingxu¹ WANG Qiaohua^{1,2}

(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 Affairs, Wuhan 430070, China)

Abstract: Machine vision has developed into a mainstream testing method in the field of nondestructive testing of poultry eggs due to its advantages such as high detection speed, high stability and low cost. A large number of egg images are often used as data support to achieve better detection results. However, the collection cost of egg image data is relatively high, and it costs a lot of manpower and material resources. Therefore, it is hoped to find a method similar to face recognition for small sample egg image detection. To solve this problem, a prototypical network suitable for the detection of small sample egg images was proposed. The network used the inverse residual structure of attention-introducing mechanism to build a convolutional neural network to map different types of egg images to the embedded space, and Euclidean distance measurement was used to test the types of egg images in the embedded space, so as to complete the classification of egg images. The network was used to verify the classification detection effect of fertilized egg and unfertilized egg, double yolk egg and single yolk egg, cracked egg and normal egg under the condition of small sample. Its detection accuracy was 95%, 98%, 88%, respectively. The test results showed that the method effectively solved the problem of insufficient samples in the detection of poultry egg image, and provided an idea for the research of nondestructive detection of poultry egg image. In future nondestructive testing of poultry egg images, a small amount of poultry egg images can be collected to achieve better detection results.

Key words: small sample; poultry eggs; nondestructive detection; prototypical network; SE inverse residual convolution

收稿日期: 2020-12-02 修回日期: 2021-01-25

基金项目: 国家自然科学基金面上项目(31871863)和湖北省重点研发计划项目(2020BBB072)

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与装备研究, E-mail: wqh@mail.hzau.edu.cn

0 引言

计算机视觉作为禽蛋无损检测领域中最常用的技术手段之一^[1-2],对禽蛋内外部品质进行检测时,一般需要根据人工经验手动提取禽蛋图像特征并利用机器学习算法建立禽蛋内外部品质的分类模型^[3-4],或利用卷积神经网络自动提取禽蛋图像特征实现端对端的禽蛋图像自动分类与检测^[5-6]。机器学习或深度学习算法需要大量禽蛋样本才能取得较好的检测精度^[7],但禽蛋样本数据的获取是一个耗时耗力的过程。在禽蛋图像检测中,利用机器学习算法或深度学习算法建立的模型在缺乏足够的样本数据时均存在过拟合的风险。

元学习已成为近年来人工智能领域的研究热点^[8],旨在通过模拟人类智能在少样本条件下快速且准确地完成分类或匹配任务,与深度学习需要海量训练数据相比,是一种更为接近人类智能的算法。其可以分为 3 类:①基于度量的元学习,是使用深度神经网络提取样本的特征,将样本数据映射至度量空间中,并在度量空间中计算样本间的距离,最终实现样本的分类或匹配,常见的基于度量的元学习算法有孪生网络^[9]、原型网络^[10]与关系网络^[11]等。②基于初始化的元学习,其核心思想是学习一个通用的初始化模型,使模型在处理新任务时能够快速收敛,如模型无关的元学习算法(Model agnostic meta learning, MAML)^[12]。③基于优化器的元学习,包含基网络和循环神经网络,利用循环神经网络代替梯度下降算法作为基网络的优化器,从而使基网络在小样本条件下依然能够表现出较好的性能^[13]。

元学习被广泛应用于小样本条件下的图像分类任务中^[14],但在农业领域尚未发现相关文献,若能将元学习应用于禽蛋图像检测,将加速人类智能融入禽蛋无损检测领域。考虑到禽蛋图像的特征主要存在于禽蛋的蛋黄或者蛋壳表面部分^[15-16],且禽蛋图像检测一般为 2~3 分类的专属任务。经反复探究与尝试,本文利用基于度量的元学习构造少样本条件下禽蛋图像检测模型。在原型网络的基础上设计一种适用于禽蛋图像检测的原型禽蛋网络(Prototypical-Egg network),利用引入注意力机制的逆残差结构搭建的卷积神经网络将禽蛋图像映射到嵌入空间,从而实现禽蛋图像的分类。将为少样本条件下的禽蛋图像无损检测提供一种更为智能的检测思路,避免因样本数据不足而无法对禽蛋图像进行分析检测的问题。

禽蛋视觉无损检测任务一般可分为种蛋孵化信

息检测、内部品质和外部品质检测^[17-19],分别采集孵化 5 d 的种鸭蛋图像(检测种鸭蛋是否受精)、双黄鸭蛋与普通鸭蛋图像(检测双黄蛋)和裂纹皮蛋与正常皮蛋图像(检测皮蛋裂纹),针对此 3 个禽蛋分类任务利用原型禽蛋网络验证分类效果,以验证本文方法的可行性。

1 图像采集和原型网络

1.1 禽蛋图像数据采集

为采集孵化 5 d 的种鸭蛋透射图像,选用 300 枚新鲜的国绍 1 号麻鸭种鸭蛋(其中无精蛋和受精蛋比例为 1:1)为试验材料,将其消毒编号后置入智能孵化箱内进行孵化,待孵化 5 d 后利用图 1 所示图像采集系统采集种鸭蛋透射图像,孵化 10 d 后对其进行破壳处理获取精准的受精结果。

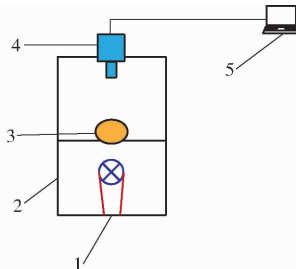


图 1 禽蛋透射图像采集系统原理图

Fig. 1 Schematic diagram of poultry egg backlight image acquisition system

1. 光源 2. 暗箱 3. 禽蛋 4. 相机及镜头 5. 计算机

选用 300 枚高邮鸭蛋(双黄蛋和单黄蛋各 150 枚)作为试验材料,利用图 1 所示图像采集系统采集双黄蛋与单黄蛋的透射图像。

为采集禽蛋外部品质图像,试验选用产自湖北神丹公司的 300 枚皮蛋作为试验材料,其中裂纹皮蛋和正常皮蛋各 150 枚,利用图 2 所示图像采集系统采集皮蛋表面反射图像,图像采集装置包括工业相机及镜头、暗箱、光源和计算机。

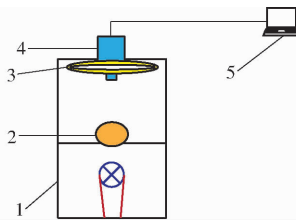


图 2 禽蛋表面反射图像采集系统原理图

Fig. 2 Schematic diagram of poultry egg surface image acquisition system

1. 暗箱 2. 禽蛋 3. 光源 4. 工业相机及镜头 5. 计算机

1.2 原始图像

采集得到孵化 5 d 种鸭蛋图像 300 幅,无精蛋和受精蛋各 150 幅,如图 3 所示。双黄鸭蛋与单黄

鸭蛋图像共 300 幅,双黄蛋与单黄蛋各 150 幅,如图 4 所示。正常皮蛋和裂纹皮蛋图像各 150 幅,如图 5 所示。三者的原始图像尺寸均为 1 024 像素 × 768 像素,为方便将图像输入设计的原型网络,利用双线性插值法将原始图像尺寸统一调整为 256 像素 × 256 像素。图像划分为支撑集与查询集,支撑集共 300 幅图像(其中受精蛋、无精蛋、双黄蛋、单黄蛋、正常皮蛋与裂纹皮蛋各 50 幅),查询集共 600 幅图像,每类含 100 幅图像。

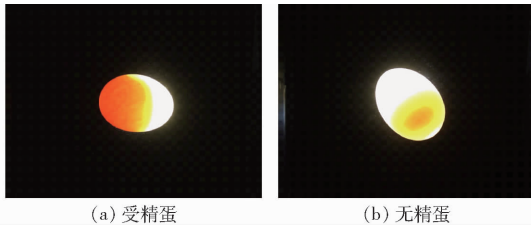


图 3 孵化 5 d 种鸭蛋图像

Fig. 3 Image of hatching 5 d duck eggs

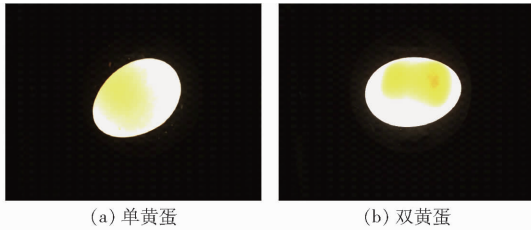


图 4 单黄鸭蛋与双黄鸭蛋图像

Fig. 4 Image of double-yolked duck egg and single-yolked duck egg

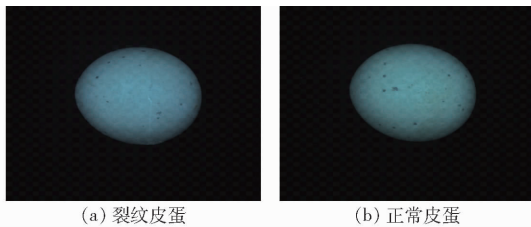


图 5 皮蛋图像

Fig. 5 Image of preserved egg

1.3 原型网络

原型网络是 SNELL 等提出的一种小样本学习算法,利用非线性映射将支撑集图像映射到嵌入空间内,计算嵌入空间内每类图像的加权平均值得到该类的原型,测试图像同样经过非线性映射至嵌入空间,计算查询集图像在嵌入空间上到每个类别原型的欧氏距离,利用欧氏距离实现测试图像的分类,原型网络的结构如图 6 所示,包括由卷积层和池化层组成的卷积神经网络、嵌入空间和欧氏距离计算。

原型网络分为模型训练和测试两部分,训练时通过卷积神经网络强大的特征提取能力和非线性表达能力,将支撑集图像映射至嵌入空间中。在嵌入

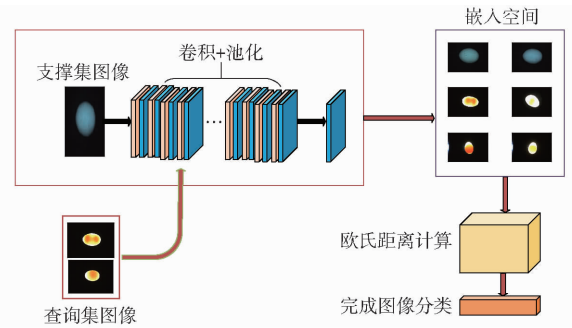


图 6 原型网络结构图

Fig. 6 Prototypical network structure diagram

空间计算每个类别图像的嵌入支持点(图像特征)的平均向量,得到每个分类的原型。测试时将查询集图像输入至卷积神经网络得到嵌入支持点,计算测试图像嵌入支持点与支撑集每个类别的原型之间的距离。将距离测试图像嵌入支持点最近的原型划为一类,从而完成测试图像的分类。

每类图像原型 c_k 和测试图像与原型之间的距离 p_ϕ 计算公式为

$$c_k = \frac{1}{|S_k|} \sum_{(x_i, y_i) \in S_k} f_\phi(x_i) \quad (1)$$

$$p_\phi(y = k | x) = \frac{\exp(-d(f_\phi(x), c_k))}{\sum_k \exp(-d(f_\phi(x), c_k))} \quad (2)$$

其中 $d(f_\phi(x), c_k) = \sqrt{(f_\phi(x) - c_k)^2}$ (3)

式中 $f_\phi(x_i)$ ——嵌入函数,表示卷积神经网络的映射关系

S_k ——含 k 个类别的样本集

$|S_k|$ —— k 个类别的样本集的数量

x_i —— S_k 中第 i 个样本的特征向量

y_i —— S_k 中第 i 个样本的标记向量

d ——嵌入空间内样本 x 到第 k 个原型的距离函数

k ——支撑集样本类别数

2 Prototypical-Egg 网络实现

2.1 原始卷积神经网络

原型网络在 Omniglot 和 miniImageNet 数据集上取得了较好的检测效果,其中 Omniglot 数据集中的图像是尺寸为 $105 \times 105 \times 1$ 的单通道图像,miniImageNet 数据集图像尺寸为 $84 \times 84 \times 3$ 。原型网络的卷积神经网络部分由卷积层、池化层和批量归一化操作组成,其网络结构如图 7 所示,本文以 miniImageNet 数据集为例说明原型网络的图像特征提取过程:

(1)输入层(Inputs):输入图像尺寸为 $84 \times 84 \times 3$,输入至卷积层 1(Conv1)。

(2) 卷积层 1 (Conv1): 卷积核尺寸为 3×3 , 卷积核个数为 64, 步长为 1, 输入图像经过卷积后输出的图像尺寸为 $64 \times 84 \times 84$ 。后对其进行批量归一化 (BN) 操作, 最后由 ReLU 函数激活后输入至池化层 1 (Pool1)。

(3) 池化层 1 (Pool1): 池化核尺寸为 2×2 , 输入图像 ($64 \times 84 \times 84$) 经过池化处理后输出图像尺寸为 $64 \times 42 \times 42$, 并将其输入至卷积层 2 (Conv2)。

(4) 卷积层 2 (Conv2): 卷积核尺寸为 3×3 , 卷积核个数为 64, 步长为 1, 输入图像经过卷积后输出图像尺寸为 $64 \times 42 \times 42$ 。后对其进行批量归一化操作, 最后由 ReLU 函数激活后输入至池化层 2 (Pool2)。

(5) 池化层 2 (Pool2): 池化核尺寸为 2×2 , 输入图像 ($64 \times 42 \times 42$) 经过池化处理后输出图像尺寸为 $64 \times 21 \times 21$, 并将其输入至卷积层 3 (Conv3)。

(6) 卷积层 3 (Conv3): 卷积核尺寸为 3×3 , 卷积核个数为 64, 步长为 1, 输入图像经过卷积后输出图像尺寸为 $64 \times 21 \times 21$ 。后对其进行批量归一化操作, 最后由 ReLU 函数激活后输入至池化层 3 (Pool3)。

(7) 池化层 3 (Pool3): 池化核尺寸为 2×2 , 输入图像 ($64 \times 21 \times 21$) 经过池化处理后输出图像尺寸为 $64 \times 10 \times 10$, 并将其输入卷积层 4 (Conv4)。

(8) 卷积层 4 (Conv4): 卷积核尺寸为 3×3 , 卷积核个数为 64, 步长为 1, 输入图像经过卷积后输出图像尺寸为 $64 \times 10 \times 10$ 。后对其进行批量归一化操作, 最后由 ReLU 函数激活后输入至池化层 4 (Pool4)。

(9) 池化层 4 (Pool4): 池化核尺寸为 2×2 , 输入图像 ($64 \times 10 \times 10$) 经过池化处理后输出图像尺寸为 $64 \times 5 \times 5$, 并将其输入至嵌入空间。

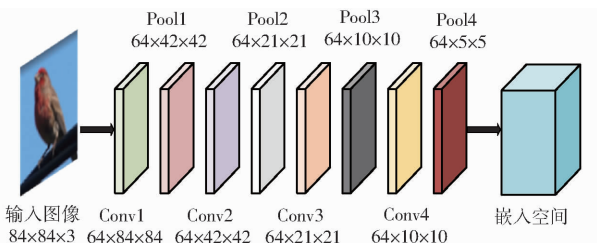


图 7 原型网络的卷积神经网络结构图

Fig. 7 Convolutional neural network structure diagram of prototypical network

2.2 改进原型网络

禽蛋图像的特点与 miniImageNet 数据集的数据分布情况有显著区别, 所有的禽蛋图像均呈近似椭圆形, 有效特征主要集中在蛋黄或蛋壳表面部分, 如受精蛋和无精蛋相比蛋黄部分颜色呈暗红色、双

黄鸭蛋的特征在于蛋黄面积较单黄蛋明显增加、裂纹皮蛋的蛋壳表面有轻微的损伤。针对禽蛋图像数据特征分布特点, 要求卷积神经网络具备更强大的特征提取能力。而原型网络的卷积神经网络部分仅为 4 层, 对于禽蛋图像特征的提取能力表现得略显不足^[20]。

卷积神经网络的层数越深或宽度越大其特征提取能力会有明显提升^[21-22], MobileNet 系列网络因其具有参数量小和检测性能强的特点, 已成为机器视觉领域较为常用的网络^[23]。MobileNet 网络利用深度可分离卷积代替标准卷积 (Conv), 还增加了分辨率与宽度因子, 极大地减少了网络参数量, 但其提取低维空间时存在线性瓶颈。MobileNet V2 网络针对 MobileNet 的缺陷, 利用先升维再卷积后降维的逆残差结构和对激活函数的改进^[24], 增强了网络的性能, 逆残差结构如图 8 所示。为了进一步提升网络的速度和检测精度, MobileNet V3 在逆残差结构的基础上引入了注意力机制模块^[25], 能够有效地减少噪声对梯度的影响。注意力机制逆残差模块结构如图 9 所示。

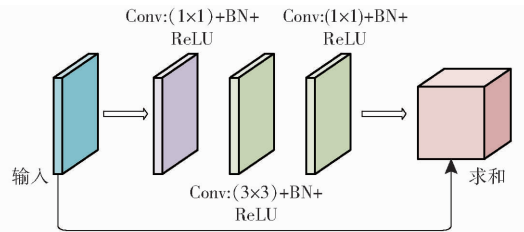


图 8 逆残差卷积结构图

Fig. 8 Inverse residual convolution structure diagram

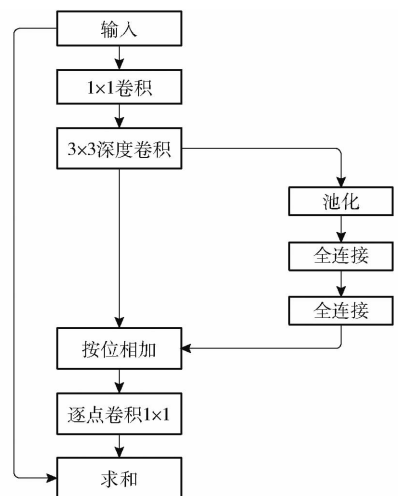


图 9 SE 逆残差卷积结构图

Fig. 9 SE inverse residual convolution structure diagram

为此, 本文搭建了 7 层卷积神经网络 (Prototypical-Egg 网络), 网络含有逆残差卷积、注意力机制逆残差卷积。与原型网络卷积部分相比增加了网络的深度, 增强了网络的鲁棒性。Prototypical-

Egg 网络的卷积部分结构如图 10 所示,具体实现过程如下:

(1) 输入层 (Inputs): 输入禽蛋图像尺寸为 $256 \times 256 \times 3$ 。

(2) 卷积层 1 (Conv2d_1): 卷积核尺寸为 3×3 , 核个数为 16, 步长为 2。尺寸为 $256 \times 256 \times 3$ 的图像经过卷积处理后输出图像尺寸为 $128 \times 128 \times 16$ 。

(3) 逆残差卷积层 1 (IRS_1): 逆残差卷积包括 2 个 1×1 卷积和 1 个 3×3 卷积, 每个卷积层后加 BN 层和 ReLU 激活函数。 $128 \times 128 \times 16$ 的禽蛋图像经过逆残差卷积后输出图像尺寸为 $64 \times 64 \times 16$, 输出至逆残差卷积层 2 (IRS_2)。

(4) 逆残差卷积层 2 (IRS_2): 尺寸为 $64 \times 64 \times 16$ 的图像经过逆残差卷积后输出图像尺寸为 $32 \times 32 \times 24$, 输出至逆残差卷积层 3 (IRS_3)。

(5) 逆残差卷积层 3 (IRS_3): 尺寸为 $32 \times 32 \times 24$ 的图像经过逆残差卷积后输出的图像尺寸为 $32 \times 32 \times 24$, 输出至 SE 逆残差卷积 1 (SE IRS_1)。

(6) SE 逆残差卷积 (SE IRS_1): 尺寸为 $32 \times 32 \times 24$ 的图像经过 SE 逆残差卷积输出图像为 $32 \times 32 \times 40$, 输出至 SE 逆残差卷积 2 (SE IRS_2)。

(7) SE 逆残差卷积 (SE IRS_2): 尺寸为 $32 \times 32 \times 40$ 的图像经过 SE 逆残差卷积输出图像为 $16 \times 16 \times 40$, 输出至 SE 逆残差卷积 3 (SE IRS_3)。

(8) SE 逆残差卷积 (SE IRS_3): 尺寸为 $16 \times 16 \times 40$ 的图像经过 SE 逆残差卷积输出图像为 $16 \times 16 \times 64$, 输出至嵌入空间。

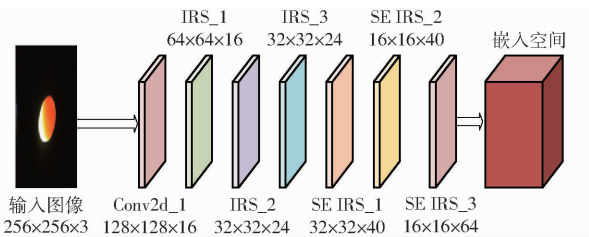


图 10 改进卷积神经网络结构图

Fig. 10 Improved convolutional neural network structure diagram

3 试验结果与分析

试验硬件平台: AMD 锐龙 Threadripper 2920X 型 CPU、NVIDIA GeForce RTX 2080Ti 型 GPU、128 GB 内存。软件平台: Pytorch 1.6 + Python 3.8。

3.1 数据预处理

采集的原始图像尺寸为 1024 像素 \times 768 像素, 若直接将原始图像输入至原型网络的卷积神经网络部分, 每幅图像最终输入给嵌入空间的特征尺寸为 $64 \times 48 \times 64$, 网络的参数量将大大增加。为此, 本文

将原始图像进行尺寸调整, 但图像尺寸过小则会损失大量特征导致模型性能表现不佳。以双黄鸭蛋图像为例, 分别将其调整为 $84 \times 84 \times 3$ (miniImageNet 数据集)、 $128 \times 128 \times 3$ 、 $256 \times 256 \times 3$ (本试验)、 $512 \times 512 \times 3$, 如图 11 所示。不难发现, 将禽蛋图像尺寸调整为 $84 \times 84 \times 3$ 和 $128 \times 128 \times 3$, 图像像素信息丢失较多, 考虑模型的参数量和速度, 本文将禽蛋图像统一调整为 $256 \times 256 \times 3$ 。

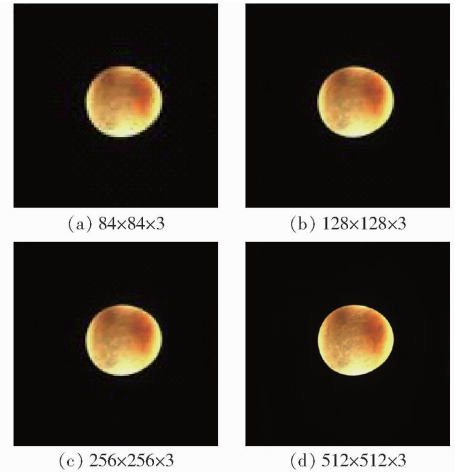


图 11 不同尺寸双黄鸭蛋图像

Fig. 11 Images of double-yolked duck eggs of different sizes

3.2 模型训练

原型网络的训练过程是不断优化参数找寻最佳原型的过程。先从支撑集读取 6 类禽蛋图像构造 15 个分类任务, 每次随机抽取 2 类禽蛋图像进行二分类。训练时从支撑集中随机抽取 50 幅图像 (每类含 25 幅图像), 利用卷积神经网络将 50 幅图像映射成嵌入空间的 2 个原型。再从这 2 类中选取 16 幅图像输入至卷积神经网络映射到嵌入空间, 并计算每幅禽蛋图像与 2 个原型之间的欧氏距离, 从而完成测试图像分类。训练流程如图 12 所示, 其中训练过程中优化的目标 (损失) 函数为

$$J(\phi) = -\lg p_{\phi}(y = k|x) \quad (4)$$

式中 ϕ ——网络学习参数

试验利用 Adam 优化器寻找最优梯度下降方向, 使原型网络对禽蛋图像的分类性能朝着更佳的方向发展。原型网络和 Prototypical-Egg 网络的初始学习率均设置为 0.0001, 迭代次数设置为 50 次, 每个迭代次数设置为 10 次。

原型网络和 Prototypical-Egg 网络训练过程中损失值变化如图 13 所示。从图 13 可以发现, 原型网络的初始损失值较低, 迭代 20 次后维持在较低水平。Prototypical-Egg 网络初始损失值较大, 后总体呈下降趋势, 训练 25 次后网络收敛并维持在较低水平。

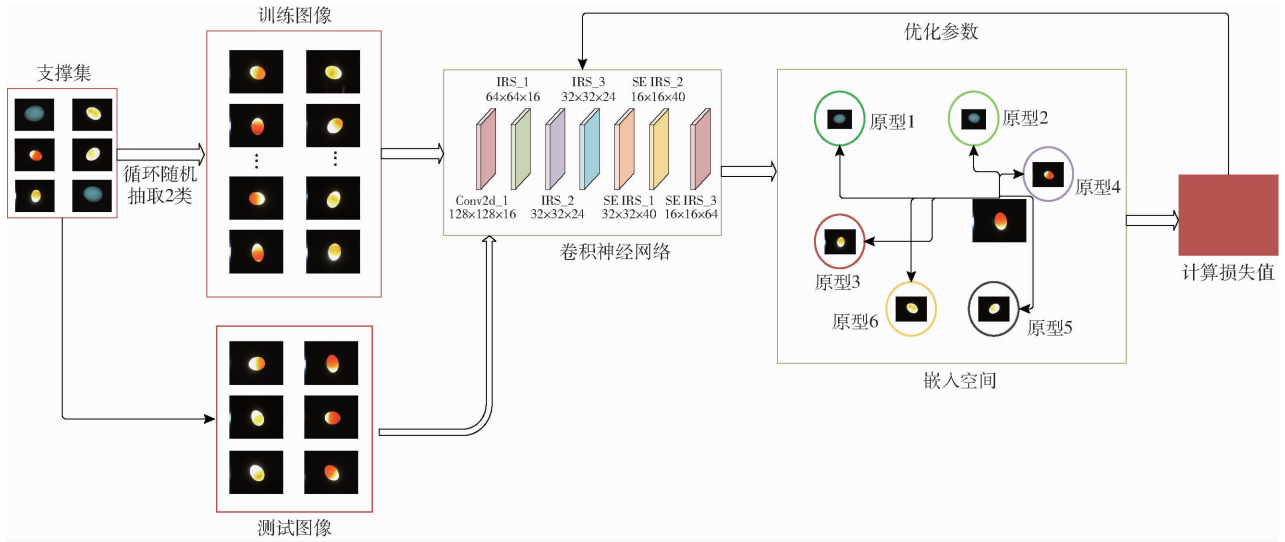


图 12 原型网络训练流程图

Fig. 12 Prototypical network training flow chart

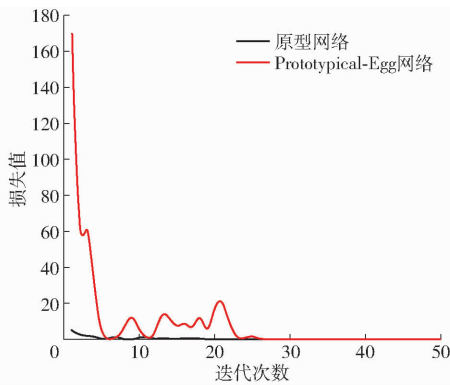


图 13 损失值变化曲线

Fig. 13 Change curves of loss

3.3 结果分析

将查询集 600 幅图像（受精蛋、无精蛋、双黄鸭蛋、单黄鸭蛋、裂纹皮蛋和正常皮蛋各 100 幅）分别输入训练好的原型网络和 Prototypical-Egg 网络，测试网络性能，考虑到实际应用价值，本文主要测试网络在受精蛋与无精蛋（受精任务）、双黄鸭蛋与单黄鸭蛋（双黄蛋任务）、裂纹皮蛋与正常皮蛋（裂纹任务）3 个分类任务上的表现，测试结果如表 1 所示。

表 1 网络精度测试结果

Tab.1 Network accuracy test results %

分类任务	原型网络	Prototypical-Egg 网络
受精	93	95
双黄	98	98
裂纹	83	88

对比原型网络和 Prototypical-Egg 网络在查询集上 3 个分类任务上的表现，Prototypical-Egg 网络在裂纹检测任务上精度比原型网络提升了 5 个百分点，在受精检测任务上精度提升了 2 个百分点。其中两者对皮蛋裂纹检测精度略低，分析原因可能为

裂纹特征不够明显。但 Prototypical-Egg 网络相比原型网络的性能提升明显，更加适应于禽蛋图像分类任务的检测。

由于所采集禽蛋图像的背景基本为纯黑色，该部分为无用信息。故对原始图像进行裁剪，将原始图像尺寸裁剪为 700 像素 × 500 像素，裁剪后的图像如图 14 所示，可去除大量背景信息。此外，对裁剪后的支撑集图像进行旋转、平移等操作以实现数据集的扩充，数据增强后的支撑集图像为 1 200 幅（受精蛋、无精蛋、双黄鸭蛋、单黄鸭蛋、裂纹皮蛋和正常皮蛋各 200 幅）。利用裁剪和增强后的图像，以相同的训练方法和网络模型进一步验证网络性能，对裁剪后查询集图像的精度测试结果如表 2 所示。可以发现，改进前后的原型网络对受精和裂纹任务的检测性能均有一定程度的提升，且改进后的网络性能仍优于改进前的原型网络。

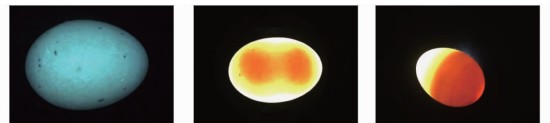


图 14 裁剪后的图像

Fig. 14 Cropped image

表 2 裁剪和增强后的精度测试结果

Tab.2 Cropped and enhanced accuracy test results %

分类任务	原型网络	Prototypical-Egg 网络
受精	93.5	96
双黄	98.0	98
裂纹	86.0	90

4 结论

(1) 利用注意力机制改进的逆残差模块搭建原型网络的卷积部分，更加适用于禽蛋图像检测任务，

对受精、双黄和裂纹检测精度分别为95%、98%、88%，取得了较好的检测结果，比原型网络性能提升明显。对原始图像进行裁剪去除部分背景后并对支撑集图像进行数据扩充，扩充后的受精、双黄和裂纹蛋检测精度分别为96%、98%、90%。

(2) 试验仅利用300幅图像作为支撑集用于训练，600幅禽蛋图像作为查询集用于测试，

Prototypical-Egg网络取得了较好的检测精度，充分体现了小样本学习的优势。采集少量的禽蛋图像便可完成禽蛋视觉无损检测，节约大量人力物力成本，为禽蛋无损检测提供了新的思路。

(3) 试验结果表明，将禽蛋图像尺寸统一调整为 $256 \times 256 \times 3$ ，可以在不丢失主要特征的情况下取得较快的训练速度。

参 考 文 献

- [1] 张安红,陈丰农,成芳. 禽蛋品质无损检测的研究进展[C]//中国农业机械学会国际学术年会,2012:1898-1904. ZHANG Anhong, CHEN Fengnong, CHENG Fang. Advance on nondestructive detection of eggs quality[C]// International Conference of Chinese Society for Agricultural Machinery, 2012:1898-1904. (in Chinese)
- [2] 李理. 基于机器视觉的双黄鸭蛋无损识别技术研究[D]. 武汉:华中农业大学,2019. LI Li. Study on non-destructive identification technology of double-yolked duck eggs based on machine vision[D]. Wuhan: Huazhong Agricultural University, 2019. (in Chinese)
- [3] 祝志慧,汤勇,洪琪,等. 基于种蛋图像血线特征和深度置信网络的早期鸡胚雌雄识别[J]. 农业工程学报,2018,34(6):197-203. ZHU Zhihui, TANG Yong, HONG Qi, et al. Female and male identification of early chicken embryo based on blood line features of hatching egg image and deep belief networks[J]. Transactions of the CSAE, 2018, 34(6):197-203. (in Chinese)
- [4] 黄超,刘衍聪. 疫苗毒株胚蛋成活性检测方法研究[J/OL]. 农业机械学报,2017,48(10):300-306. HUANG Chao, LIU Yancong. Experiment on detection method of vaccine strain activity[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(10):300-306. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20171038&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2017.10.038. (in Chinese)
- [5] 李庆旭,王巧华,顾伟,等. 基于深度学习的种鸭蛋孵化早期受精信息无损检测[J/OL]. 农业机械学报,2020,51(1):188-194. LI Qingxu, WANG Qiaohua, GU Wei, et al. Non-destructive testing of early fertilization information in duck egg laying based on deep learning[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(1):188-194. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20200120&flag=1. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2020.01.020. (in Chinese)
- [6] GENG L, YAN T, XIAO Z, et al. Hatching eggs classification based on deep learning[J]. Multimedia Tools Applications 2018, 77: 22071-22082.
- [7] 刘华松. 基于深度学习的毒株胚蛋图像分割方法研究[D]. 天津:天津工业大学,2019. LIU Huasong. Study on image segmentation based on deep learning of virulent strain embryo egg[D]. Tianjin: Tianjin University of Technology, 2019. (in Chinese)
- [8] 刘颖,雷研博,范九伦,等. 基于小样本学习的图像分类技术综述[J]. 自动化学报,2021,47(2):297-315. LIU Ying, LEI Yanbo, FAN Jiulun, et al. Survey on image classification technology based on small sample learning[J]. Acta Automatica Sinica, 2021, 47(2):297-315. (in Chinese)
- [9] KOCH G, ZEMEL R, SALAKHUTDINOV R. Siamese neural network for one-shot image recognition[C]// International Conference on Machine Learning, 2015.
- [10] SNELL J, SWERSKY K, ZEMEL R. Prototypical networks for few shot learning[C]// Advances in Neural Information Processing Systems, 2017: 4077-4087.
- [11] VINYALS O, BLUNDELL C, LILLICRAP T, et al. Matching networks for one shot learning[C]// Proceedings of the 30th International Conference on Neural Information Processing Systems. , 2016: 3630-3638.
- [12] FINN C, ABBEEL P, LEVINE S. Model-agnostic meta-learning for fast adaptation of deep networks[C]// Proceedings of the 34th International Conference on Machine Learning, 2017:1126-1135.
- [13] MUNKHDALAI T, YU H. Meta networks[C]// Proceedings of the 34th International Conference on Machine Learning, 2017: 2554-2563.
- [14] 樊笛,巨志勇. 基于原型网络的小样本图像识别方法[J]. 计算机与现代化,2020(3):103-107. FAN Di, JU Zhiyong. Method of small sample image recognition based on prototype network[J]. Computer and Modernization, 2020(3):103-107. (in Chinese)
- [15] 段宇飞,王巧华,李小明,等. 基于凸包算法的鸡蛋尺寸形状在线视觉高通量检测方法[J]. 农业工程学报,2016,32(15):282-288. DUAN Yufei, WANG Qiaohua, LI Xiaoming, et al. High-throughput online detection method of egg size and shape based on convex hull algorithm[J]. Transactions of the CSAE, 2016, 32(15):282-288. (in Chinese)
- [16] 王巧华,王彩云,马美湖. 基于机器视觉的鸭蛋新鲜度检测[J]. 中国食品学报,2017,17(8):268-274.

- WANG Qiaohua, WANG Caiyun, MA Meihu. Duck eggs' freshness detection based on machine vision technology[J]. Journal of Chinese Institute of Food Science and Technology, 2017, 17(8): 268 - 274. (in Chinese)
- [17] 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)
- [18] MA L, SUN K, TU K, et al. Identification of double-yolked duck egg using computer vision[J]. PLOS One, 2017, 12(12): e0190054.
- [19] JETSADAPORN P, CHAWALIT K, SOMYING T. Crack detection on unwashed eggs using image processing[J]. Journal of Food Engineering, 2017, 209: 76 - 82.
- [20] 李庆旭, 王巧华, 肖仕杰, 等. 基于深度学习的群体鸭蛋受精信息检测方法[J/OL]. 农业机械学报, 2021, 52(1): 193 - 200. LI Qingxu, WANG Qiaohua, XIAO Shijie, et al. Real-time detection method for fertilizing information of group duck eggs based on deep learning[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(1): 193 - 200. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20210122&journal_id=jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2021.01.022. (in Chinese)
- [21] 焦俊, 王文周, 侯金波, 等. 基于改进残差网络的黑毛猪肉新鲜度识别方法[J/OL]. 农业机械学报, 2019, 50(8): 364 - 371. JIAO Jun, WANG Wenzhou, HOU Jinbo, et al. Freshness identification of iberico pork based on improved residual network[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(8): 364 - 371. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20190840&journal_id=jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2019.08.040. (in Chinese)
- [22] SZEGEDY C. Going deeper with convolutions[C] // 2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2015: 1 - 9.
- [23] HOWARD A G, ZHU M, CHEN B, et al. MobileNets: efficient convolutional neural networks for mobile vision applications[J]. arXiv preprint arXiv:1704.04861, 2017.
- [24] SANDLER M, HOWARD A, ZHU M, et al. MobileNetV2: inverted residuals and linear bottlenecks[C] // Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2018: 4510 - 4520.
- [25] HOWARD A, SANDLER M, CHU G, et al. Searching for MobileNetV3[J]. arXiv preprint arXiv:1905.02244, 2019.