

基于热图像的种蛋气室变化监测算法

刘又夫, 肖德琴*, 王春桃

华南农业大学数学与信息学院/广东省农业大数据工程技术研究中心, 广东 广州 510642

摘要 种蛋气室的大小是监测种蛋孵化过程的重要指标之一。根据种蛋的热力学结构, 种蛋在孵化过程中, 包裹气室部分蛋壳会与其他部分蛋壳产生温差, 从而可通过热红外图像进行观察。针对在种蛋孵化过程中, 人工照蛋检测气室效率低的问题, 探索设计了一种基于热图像的种蛋气室变化俯视监测算法。监测种蛋气室热图像的算法主要包括种蛋目标检测, 种蛋图像分割和种蛋气室面积计算3个部分, 其中种蛋的目标检测采用Faster-RCNN算法实现; 种蛋图像分割采用BP神经网络算法实现; 种蛋气室面积是在种蛋图像分割的基础上进行计算。使用孵化5天及以上的种蛋作为研究对象, 并拍取种蛋的热图像进行试验。试验结果表明: 种蛋热图像的目标检测的平均精度(mAP)为99.85%, 拥有较好的检测效果。使用BP网络对种蛋进行图像分割。BP神经网络经过调参后, 其网络最佳的结构为三层隐藏层, 每个隐藏层拥有1000个神经元, 最优初始学习率为0.0001, 最优最大迭代次数为500。以F1-measure作为分割效果的评价指标, BP神经网络的图像分割总体结果为87.02%, Otsu算法的总体结果为65.25%。其中只有一个蛋的情况下, BP神经网络的分割结果为87.17%, Otsu算法的结果为68.86%。存在其他种蛋的干扰条件下, BP神经网络的分割结果为86.94%, Otsu算法的结果为61.64%, BP神经网络的分割效果优于Otsu分割算法, BP神经网络拥有更强的抗干扰能力。最后提取了孵化5~19d种蛋的气室变化, 通过观察种蛋气室大小曲线来监测种蛋的孵化情况, 可看出随着天数的增加, 气室有着明显变大的趋势。人工测量法与热红外测量法比较结果说明两者相关性为0.9343, 拥有较好的相关性。基于热图像的种蛋气室变化监测算法可在实际生产中实现种蛋的识别与气室大小的快速监测, 为实现监测种蛋孵化的自动化提供了技术参考。

关键词 热图像; 种蛋气室; 机器视觉; 深度学习; BP神经网络; 图像分割

中图分类号: TN219 **文献标识码:** A **DOI:** 10.3964/j.issn.1000-0593(2021)02-0572-07

引言

种蛋孵化过程中的监测对种蛋的孵化率起重要作用。在孵化过程中, 丧失孵化能力的种蛋会在孵化箱中变质, 产生的细菌会感染周围其他正常的蛋^[1]。目前种蛋的筛查监测主要以人工照蛋的形式为主^[2], 该方法费时费力, 且易漏检误检。因此当务之急是要基于种蛋的孵化机理, 研发出一种能对种蛋孵化过程进行实时高效监测的系统, 才能取代人工监测, 提高监测效率。

目前, 人工智能、机器视觉技术逐渐渗透到各个行业^[3], 在对种蛋的孵化检测方面也逐渐发展起来。机器视觉技术具有高效率、低成本、多信息量、绿色、无损等优点, 再结合人工智能算法, 拥有取代人工监测种蛋的可能性。Lin

等^[4]使用热成像技术提取单个种蛋的热图像灰度共生矩阵, 并结合种蛋周围环境的温度来判断种蛋受精状况。张伟等^[5]将机器视觉与敲击振动相结合, 提取种蛋的颜色参数与敲击震动参数作为特征向量, 使用LVQ神经网络判别种蛋的受精状况。祝志慧等^[6]提取种蛋RGB图像的能量、对比度、相关性、熵、均匀度等5种特征作为输入向量构建深度置信网络模型, 用于识别种蛋中的鸡胚性别。但上述试验都存在着限制, 一是监测都需在无背景干扰的条件下进行单个种蛋的分析检测, 二是监测的种蛋多为侧面, 而实际生产中, 鸡蛋多以竖立在托盘上的姿势为主, 因此对于种蛋侧面的监测意义不大。

针对上述问题, 探索了一种基于热图像俯视监测种蛋孵化过程状态的方法。该方法是以种蛋的气室大小变化为监测目标。种蛋气室大小是种蛋孵化过程中的重要监测指标, 种

收稿日期: 2019-12-02, 修订日期: 2020-04-26

基金项目: 国家自然科学基金项目(61672242), 广东省重点领域研发计划项目(2019B090922002)资助

作者简介: 刘又夫, 1995年生, 华南农业大学数学与信息学院博士研究生 e-mail: lyf0313@126.com

* 通讯作者 e-mail: deqinx@scau.edu.cn

蛋气室大小能反映种蛋孵化过程的失重量^[7-8]、种蛋胚胎的水分蒸发速度，进而能反映种蛋的孵化成功率。由种蛋的热力学结构可知，在高温环境下，气室与非气室部分的外壳会产生温差，从而可以在种蛋的蛋壳温差中反映出种蛋气室的大小。红外热图像技术是一种测量目标物体表面温度的技术，具有绿色、远程以及无损等优点^[9-10]。为贴合实际生产条件，本试验是以鸡蛋托盘为背景，结合 Faster-RCNN 与 BP 神经网络，对种蛋的热图像进行目标检测与图像分割，实现对孵化过程中种蛋气室的高效无损监测。

1 实验部分

1.1 材料与种蛋孵化方法

试验材料为珠海市裕禾农牧有限公司种蛋 150 枚。种蛋经消毒处理后，分 5 个托盘置于孵化箱中，每个托盘 30 枚种蛋。孵化箱的孵化温度为 37.8 °C，相对湿度为 68%。托盘每 2 h 翻转一次。共孵化 20 d。

1.2 设备及种蛋采集方法

使用 FLIR T400 热像仪采集种蛋热图像。FLIR T400 是美国 FILR 公司的产品，拥有可视化界面、自动定时拍摄功能。孵化箱拥有自动翻蛋、控温控湿等功能。产品部分参数如表 1 所示。

表 1 仪器参数值

Table 1 Instrument parameter value

仪器	参数	参数值
热像仪	测量范围	-20~+120 °C
	测温精度	±0.05 °C
	图像分辨率	320×240 pixels
	波长范围	7.5~13 μm
	控温精度	±0.1 °C
孵化箱	电热功率	300 W
	容蛋量(鸡蛋)	1 232 枚

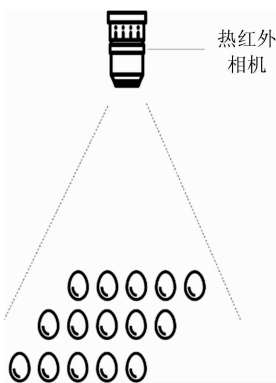


图 1 采集热图像示意图

Fig. 1 Collecting thermal images

从孵化第 5 天开始图像采集，热像仪发射率设为 0.95。每天采集 2 次，采集时间分别为中午 12:00 与晚上 20:00。试验中，是以一个托盘为拍摄对象进行热图像的采集。同一

个托盘热图像采集 3 次。孵化第 20 天停止采集。

1.3 基于热图像的种蛋气室大小检测原理

从热力学与传热学的角度分析，种蛋气室中的物质以气体为主，相较于呈固态液态的胚胎部分，气态物质流动性更强，热阻更低，与外界物质能量交换速率更高^[11]，且由于胚胎部分自身属于发热源^[12]，从而导致种蛋气室内的温度低于胚胎部分，进而导致气室所在的外壳温度相较包裹胚胎部分的外壳更低。热红外成像技术的原理是把目标对象表面发射出的热辐射场转变为灰度数字矩阵，因此可使用热成像技术获取种蛋的外壳温度场，进而表征出种蛋的气室大小。

1.4 种蛋目标检测方法

为实现种蛋的个体监测，先将整个托盘的种蛋进行图像切分。切分方法是先使用目标检测算法 Faster-RCNN 对种蛋进行目标检测，算法反馈回来的坐标用于切分图像。Faster-RCNN 是任少卿等在 2015 年 Fast-RCNN 基础上作进一步改进的算法^[13]，在 Fast-RCNN 基础上添加了 RPN 网络。RPN 网络生成的候选框也较 YOLO 与 SSD 的更精准^[14]。虽然 Faster-RCNN 算法的检测速度较慢，但目标检测的位置更精准，能为之后的图像分割奠定更好的处理条件。因此选用 Faster-RCNN 作为目标检测的算法。Faster-RCNN 网络结构如图 2 所示。

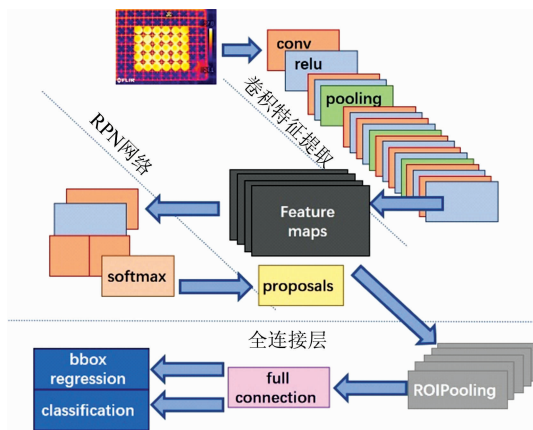


图 2 Faster-RCNN 结构简图

Fig. 2 Schematic diagram of Faster-RCNN

种蛋的热图像总拍摄数量为 450 张，种蛋个体热图像数量约为 13 500 张(平均每个热图像中约有 30 个种蛋)，由于种蛋作为目标对象与背景差异较大，且形状较单一，特征较明显，因此选用较少样本训练网络即可达到较好的效果。采用随机选取的 200 张种蛋热图像，约 6 000 个种蛋个体热图像作为训练集，余下的作为测试集。

经过训练后的网络，根据模型得出的预测坐标，将热图像中的种蛋进行转换计算并切分，并将切分出的种蛋图片重新调整为 30×30 像素的大小，用作下一步的图像分割。

1.5 种蛋图像分割算法

种蛋的分割，目的是为了二值化切分后的种蛋图像，从而计算气室与种蛋总体的大小。首先需灰度化切分后的种蛋热图像，灰度化的效果直接影响着分割效果。由于种蛋在孵化箱中温度相对恒定且较周围环境温度高，可尝试多通道灰

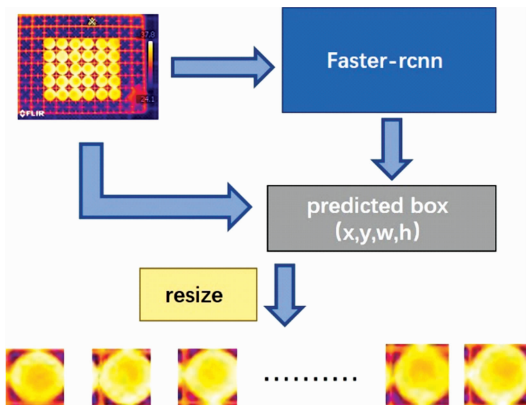


图 3 切分流程图

Fig. 3 Flow chart of segment

度化进行对比。

图 4 中为随机选取的 5 张种蛋图，分别使用默认值、R 通道、G 通道以及 B 通道进行灰度化。受热红外伪彩选择的种蛋灰度图较暗，且种蛋轮廓不明显，无助于分割。R 通道的种蛋灰度图鸡蛋轮廓明显，但背景中蛋框也得到了增强，增加了与种蛋混淆的概率，且种蛋气室轮廓丢失严重，也不适用于分割。G 通道保留的信息较多，与默认的灰度化效果较接近，虽然 G 通道的种蛋气室颜色稍加明显，但 G 通道的气室边缘出现不规则现象，因此最终使用默认通道作下一步的分割。

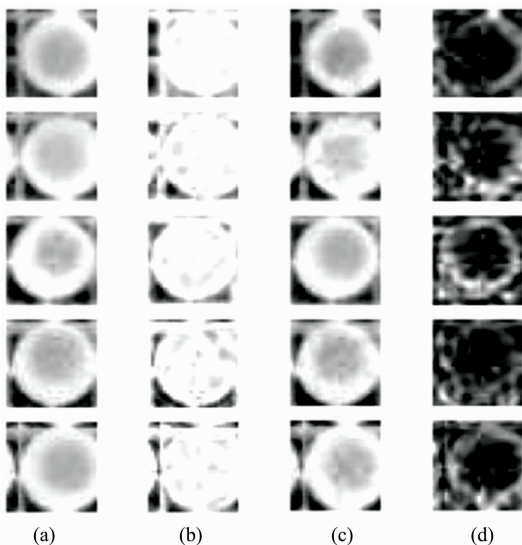


图 4 多通道灰度化

(a): 默认灰度化; (b): R 通道; (c): G 通道; (d): B 通道

Fig. 4 Multi-channel grayscale

(a): Default grayscale; (b): R channel;

(c): G channel; (d): B channel

分割种蛋的方法先使用 Otsu 算法作尝试，通过选定阈值分割图像，为了适应各种条件的分割状况，采用自适应分割的方式。结果如图 5 所示。

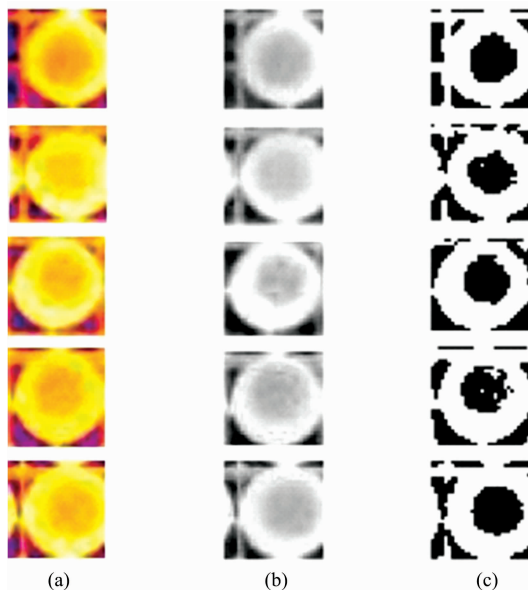


图 5 Otsu 算法分割图

(a): 种蛋热图像; (b): 默认灰度化图; (c): 自适应阈值

Fig. 5 Otsu segment

(a): Thermal image of breeding eggs; (b): Default grayscale;

(c): Otsu algorithm

由 Otsu 算法的结果可看出，自适应阈值的方法效果较差，分割结果存在蛋框，气室的轮廓形状走形，如果切分的种蛋热红外图中存在相邻的种蛋，也会被分割出。这些缺陷并非能使用传统的图像处理来应对这种复杂的情况。为了能适应这种多变的情形，本工作采用 BP 神经网络的方法进行图像的分割。

BP 神经网络在机器学习中，属于监督学习类型的算法，监督学习是通过标注样本来拟合模型，具有较好的预测能力。BP 神经网络由输入层、隐含层以及输出层构成，通过误差反向传播训练网络。先前提到的 RPN 网络也用到反向传播算法进行训练。

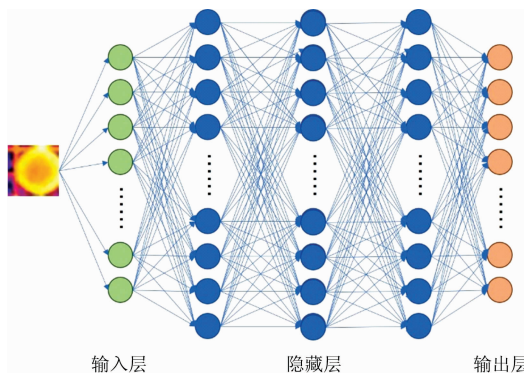


图 6 BP 神经网络结构图

Fig. 6 Structure of BP neural network

BP 神经网络的图像分割就是使用预先分割完成的掩膜文件进行训练。将种蛋热红外图灰度化后，再转换为 900 维的向量输入网络，输出也为 900 维且只有是 0 与 1 的向量，

将输出的向量转换为 uint8 的数组，再转化为图片完成分割。

2 结果与讨论

2.1 种蛋热图像目标检测结果

对于 Faster-RCNN 模型的训练，先要对模型的超参数进行测试调整。平均精度均值(mAP)是用于衡量目标检测模型训练效果的常用指标。mAP 的公式为

$$mAP = \frac{\sum AP_{one_class}}{N_{all_classes}} \quad (1)$$

式中， AP_{one_class} 表示某一类别目标检测对象在所有图片中的精度均值； $N_{all_classes}$ 表示所有类别目标检测对象的数量。本工作的目标检测对象只有一种，因此 mAP 的值与 AP 相等。

学习速率和动量系数的选取对模型最终的 mAP 有很大的影响。通过选取较常用的几组学习速率和动量系数^[15]进行优化。初始学习速率选择 0.1, 0.01, 0.001 以及 0.000 1, 动量系数选择 0.5, 0.9 和 0.99。调参测试结果如表 2 所示。

表 2 学习速率与动量系数组合调参表

Table 2 Learning rate and momentum coefficient

初始学习速率	动量系数	平均精度均值/%
0.1	—	0
0.01	—	96.57
0.001	—	97.63
0.000 1	—	68.85
	0.5	99.65
0.001	0.9	99.74
	0.99	99.85

先在不加入动量系数的情况下，测试不同的学习速率对 mAP 的影响。在初始学习速率为 0.1 时，模型的损失函数值大幅度震荡，无法收敛。初始学习速率为 0.000 1 时，损失函数收敛过慢，易陷入局部最小值或在一定的迭代次数中收敛过慢而导致模型效果较差，mAP 值仅为 68%。当初始学习率调整为 0.01 与 0.001 时，两者的 mAP 值分别为 96% 与 97%，两者都拥有较好的收敛效果。通过不加入动量系数的条件下测试，确定以 0.001 作为初始学习率。三种动量系数经过调试后，mAP 值并未有太大的变化，从小数点后几位观察得知，当动量系数为 0.99 时，效果最好。

通过测试确定了初始学习速率为 0.001，动量系数为 0.99 后，对模型进行测试。使用 tensorboard 可视化工具观测损失函数值的变化趋势。

总损失函数值是 RPN 网络与 Fast-RCNN 各自分类与回归的损失函数值之和。总损失函数值可以反映两个网络整体的收敛状况。两者的损失函数值用于各自网络的训练。由图 7 可知，在迭代到 7 000 次左右时，总体的损失函数值趋于稳定。

图 8 为测试集种蛋的检测结果图。选框的左上角标示了置信度。由图可知，整个鸡蛋盘中的鸡蛋基本都可较准确的检测出鸡蛋的位置并正确的分类。

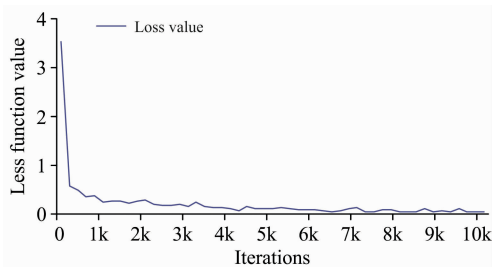


图 7 总损失函数值趋势图

Fig. 7 Trend of total loss function

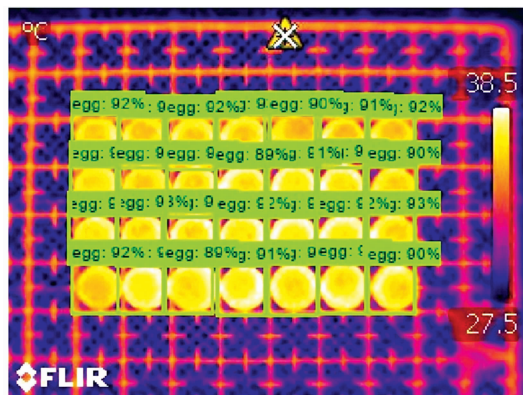


图 8 种蛋检测结果图

Fig. 8 Result of eggs detection

2.2 种蛋热图像分割结果

由目标检测的结果可得到分割后的种蛋个体热图像，经过变形处理后，大小变为 30×30 像素。由前面分析可知，Otsu 算法具有局限性，分割的结果存在严重的背景干扰与气室轮廓走形的问题，因此使用 BP 神经网络进行分割。

准备的掩膜文件有 240 张，其中 180 张作为训练集，60 张作为测试集。种蛋个体热图像在输入 BP 网络前，先进行灰度化处理，用默认的方式灰度化。对 BP 神经网络进行优化。通过 F 度量来综合评判神经网络的训练效果。F1 度量是一种结合召回率与精准率的评判分类算法效果的指标。BP 神经网络的图像分割算法本质是对每个像素点进行 0 或 1 的分类。F1 度量的公式为

$$F1\text{-Measure} = \frac{2PR}{P+R} \quad (2)$$

式(2)中， P 为精确率，表示在混淆矩阵中，分类器将像素点判断为 1 的数量的正确个数； R 为召回率，表示在混淆矩阵中，所有值为 1 的像素点中，分类器判断正确的个数。

隐藏层的优化结果如表 3 所示。在表中隐藏层结构的栏中，是以数字与逗号结合的形式表示神经网络的结构，数字表示隐藏层的神经元数量，逗号表示分层，如“1 000, 3 000, 1 000”表示三层隐含层，每一层的神经元数量分别为 1 000, 3 000 与 1 000。

表 3 中，网络先以初始学习率为 0.000 1，迭代次数为 1 000 进行调参。在网络达到 3 层时，BP 网络的效果基本达到了稳定，神经元再增加时，F1 度量变化不大，甚至出现下

降的状况。为使训练过程加快,选择“1 000, 1 000, 1 000”作为最优结构。

确定网络的结构后,再对初始学习率与迭代次数进行优化。试验使用自适应学习方式优化,且同样使用 F1 度量作为网络的效果评估。

表 3 BP 神经网络隐藏层优化表

Table 3 Hidden layers' optimization of BP neural network

隐藏层结构	F1 度量/%
1 000	81.45
1 000, 1 000	85.76
1 000, 1 000, 1 000	90.81
1 000, 2 000, 1 000	90.94
1 000, 3 000, 1 000	91.19
3 000, 3 000, 3 000	89.91

表 4 BP 神经网络超参数优化表

Table 4 Hyperparameters' optimization of BP neural network

初始学习速率	最大迭代次数	F1 度量/%
0.1		69.76
0.01		80.01
0.001	1 000	88.89
0.000 1		90.38
0.000 01		88.17
	100	85.64
	300	88.58
0.000 1	500	90.17
	800	90.12

对 BP 网络的超参数优化,先使用固定 1 000 次的最大迭代优化初始学习速率。由表 4 可知,初始学习速率为 0.000 1 时, BP 网络的结果最好,因此选定 0.000 1 作为初始学习速率。再固定学习率,调试最大迭代次数,当迭代次数为 500 时,网络的效果开始趋于稳定。所以,超参数的最终优化结果为初始学习率为 0.000 1,最大迭代次数为 500。

图 9 为部分种蛋热图像的分割结果。第三列由 BP 神经网络分割的图像与第二列的 Otsu 算法相比,明显少了包括来自临近的种蛋(第二行与第四行)与孵化托盘的干扰。BP 神经网络所得到的气室形态与大小更接近原本热图像。

为更直观的解释算法的效果,采用 F1-Measure 作为分割效果的指标,用两种算法作对比。从测试集随机抽取不同状态的 30 张种蛋热红外图作对比。由 Faster-RCNN 的切分结果看,有部分种蛋的切分图中,存在部分相邻种蛋,如图 9 中的第二行与第五行。因此将有相邻蛋干扰作为两种情况分开对比。对比结果如表 5 所示。

表 5 中,使用 Otsu 算法在处理不同图像状况中,相差约 7%,而 BP 神经网络在作两种图像状况的分割时,两者结果十分相近,基本做到了排除临近蛋的干扰。从总体算法效果的评估结果来看, BP 神经网络的算法效果为 87.02%,远优于效果为 65.25%的 Otsu 算法。

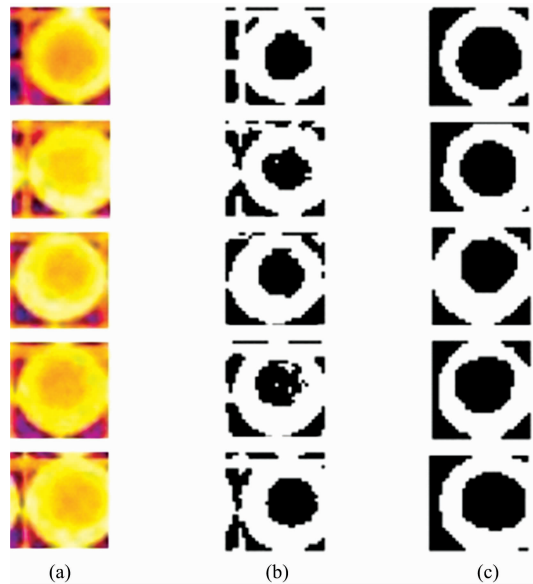


图 9 部分种蛋热图像分割图

(a): 种蛋热图像; (b): Otsu 算法; (c): BP 神经网络

Fig. 9 Some segment of egg's thermal images

(a): Thermal images; (b): Otsu algorithm;
(c): BP neural network

表 5 算法的分割效果对比

Table 5 Comparison of algorithms for segment

图像状况	Otsu 算法效果/%	BP 神经网络效果/%
只存在一个蛋	68.86	87.17
有两个蛋存在	61.64	86.94
总体	65.25	87.02

2.3 种蛋气室面积计算

从 BP 神经网络得出的分割图是一个只含 0 和 1 数字的矩阵,通过连通区域的检测将种蛋的整体与气室分离。在实际的设备中,孵化托盘高低、红外镜头的高低和鸡蛋大小等因素都会影响种蛋热图像中得出的气室大小,因此要将气室大小进行归一化处理后求出气室面积的相对大小。从俯视的角度看,种蛋的气室大小总是小于整蛋的大小,因此归一化的方式是选择用气室的大小除以整个种蛋的大小。

图 10 左方的图为分割的结果通过计算种蛋整体与气室分离图中等于 1 的像素点数量,来表征种蛋整体与气室的大小,再对气室进行归一化。归一化表达式如式(3)所示。

$$\beta_{\text{air}} = \frac{N_{\text{air}}}{N_{\text{egg}}} \quad (3)$$

式(3)中, N_{air} 为种蛋气室分离图像素值等于 1 的总数量; N_{egg} 为种蛋整蛋分离图像素值等于 1 的总数量。

2.4 种蛋气室测量试验

种蛋试验从种蛋孵化的第 5 天开始,孵化时间持续 20 d,期间通过热像仪记录并观察气室的大小变化情况,在第 20 天停止采集种蛋的热图像。种蛋在孵化的过程中,气室会不断变大。



图 10 种蛋整体与气室分离图

Fig. 10 Segment's images of egg and air cell

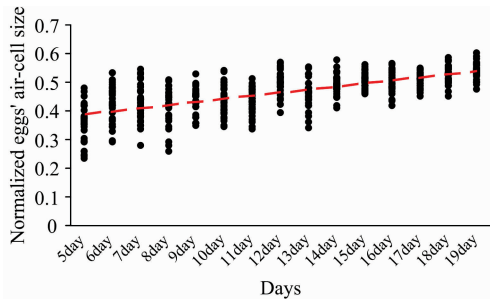


图 11 种蛋气室变化

Fig. 11 Change of air cell size

由图 11 可知, 实验中种蛋气室会随着天数的推移而变大, 且不同鸡蛋个体气室的大小差异随着天数的增加而不断减小。在图中可观察到, 数据结果表征所有蛋的气室大小并非完全是每天都在变大, 这可能是受到拍摄角度和热像仪的性能影响, 但从另一个角度说明样本的丰富度也增加了。气室是一个立体的空间, 会受到拍摄角度的影响, 另一方面, 热像仪的性能会导致种蛋热图像中的气室部分像素不清晰的现象, 影响到算法的分割结果。在实际运用中, 种蛋孵化的监测将是全自动化高精度装置的形式运作, 会减少上述问题带来的影响。

此外, 随机选取了 20 个种蛋作人工测量计算面积系数, 并与热红外图像的面积系数作相关性分析。

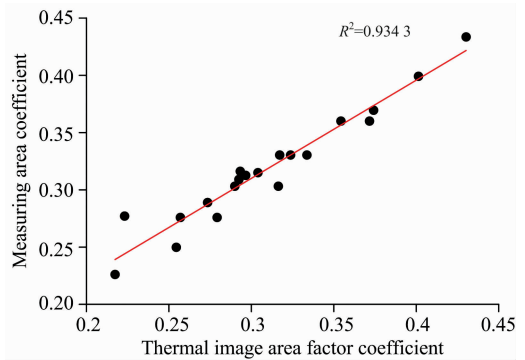


图 12 人工法与热红外法气室面积系数相关性分析

Fig. 12 Correlation between the artificial measured value and thermal-image measured value

如图 12 所示, 使用人工测量法的结果与热红外测量法的相关性系数 $R^2 = 0.9343$, 拥有较好的相关性。但依然存在着部分误差, 原因有可能是因为人工测量误差与算法生成的误差造成的。

3 结 论

探索研究出的种蛋气室大小监测算法, 可有效地排除来自托盘背景和相邻鸡蛋的干扰, 且可以较好地提取出种蛋气室的大小。从气室监测试验中表明该算法可有效反映出种蛋气室变大的趋势, 用人工测量法与热红外测量法的结果也有着较好的相关性, 为后期种蛋气室的数据分析工作提供了数据基础。目前算法还存在数据量较少的缺陷, 因此在后续试验中会不断扩充训练样本而完善模型。对于种蛋的气室分割算法也可作进一步的优化, 如使用卷积提取特征^[16]、结合启发式算法^[17]进行优化等。而对于后期的数据挖掘分析工作, 可将种蛋的温度特征等数据作进一步分析。

References

- [1] XU Yan-wei, XU Ai-jun, XIE Tan-cheng, et al(徐彦伟, 徐爱军, 颀潭成, 等). Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery(农业机械学报), 2015, 46(2): 20.
- [2] GUO Qing-liang(郭庆亮). China Poultry(中国家禽), 2019, 41(16): 74.
- [3] CHEN Jia-juan, CHEN Xiao-guang, JI Shou-wen(陈佳娟, 陈晓光, 纪寿文). Computer Applications and Software(计算机应用与软件), 2000, (6): 5.
- [4] Lin C S, Yeh P T, Chen D C, et al. Computers & Electronics in Agriculture, 2013, 91(4): 94.
- [5] ZHANG Wei, TU Kang, LIU Peng, et al(张伟, 屠康, 刘鹏, 等). Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery(农业机械学报), 2012, 43(2): 140.
- [6] ZHU Zhi-hui, TANG Yong, HONG Qi, et al(祝志慧, 汤勇, 洪琪, 等). Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering(农业工程学报), 2018, 34(6): 197.
- [7] XIAO Fan(肖凡). Chinese Journal of Animal Science(中国畜牧杂志), 2013, 49(18): 56.
- [8] TANG Xiao-hui, BA Sang, DaWa Ciren(唐晓惠, 巴桑, 达娃次仁). Animal Husbandry & Veterinary Medicine(畜牧与兽医), 2004, 36(5): 17.
- [9] MA Li, JIANG Xiao-xia, YUAN Rong(马力, 蒋晓霞, 袁蓉). Journal of Southwest University for Nationalities • Natural Science Edition(西南民族大学学报 • 自然科学版), 2009, 35(6): 1194.

- [10] LU Jing-zhu, JIANG Huan-yu, CUI Di(卢劲竹, 蒋焕煜, 崔 笛). Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery(农业机械学报), 2014, 45(4): 244.
- [11] FENG Lei, GAO Ji-xing, HE Yong, et al(冯 雷, 高吉兴, 何 勇, 等) Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery(农业机械学报), 2013, 44(9): 169.
- [12] YU Bin, WANG Xi-bo(于 滨, 王喜波). Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering(农业工程学报), 2012, 28(15): 276.
- [13] ZHOU Guo-xiong, WU Shu-ci(周国雄, 吴舒辞). Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery(农业机械学报), 2012, 43(12): 211.
- [14] Ren S, He K, Girshick R, et al. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2015, 39(6): 1137.
- [15] SUN Zhe, ZHANG Chun-long, GE Lu-zhen, et al(孙 哲, 张春龙, 葛鲁镇, 等). Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery(农业机械学报), 2019, 50(7): 216.
- [16] K He, X Cao, Y Shi, et al. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2019, 38(2): 585.
- [17] Xiao Yu, Xi Ye, Qiang Gao, et al. International Journal of Pressure Vessels and Piping. 2019, 172: 329.

Fertilized Eggs' Air-Cell Change Monitoring Algorithm Based on Thermal-Image

LIU You-fu, XIAO De-qin*, WANG Chun-tao

College of Mathematics and Informatics, South China Agricultural University/Guangdong Province Agricultural Data Engineering Research Center, Guangzhou 510642, China

Abstract The size of the egg air-cell is one of the important indicators for monitoring the hatching process of the eggs. According to the thermodynamic structure of the breeding egg, during the hatching process of them, the temperature difference between the part of the shell enclosing the air-cell and the other part of the shell may cause a temperature difference, which can be observed by thermal infrared imaging technology. A thermal-image based monitoring method for egg air-cell change was designed. The algorithm for monitoring the thermal-image of the egg air-cell mainly includes three parts: egg target detection and segment, egg air-cell's size of segment and egg air-cell's area calculation. The target detection of the eggs is implemented by the fast-RCNN algorithm. The size of the egg air-cell is implemented by BP neural network. The egg air-cell area is calculated based on the segmented egg thermal-image segment. In this paper, eggs had hatched for 5 days or more were used as research objects, and thermal-images of them were taken for testing. The test results show that the mean average precision(mAP) of the target detection of the thermal-image for the egg is 99.85%, which has a good detection effect. Under optimizing of the BP neural network's hyperparameters, the result shows that the best structure of layers is 1000-1000-1000, the best initial learning rate is 0.0001, and the best max-iteration is 500. Using F1-measure as the evaluation index of the segment effect compare with the Otsu algorithm, the BP neural network's result is much better than the Otsu algorithm. The Otsu algorithm's segment evaluation is 65.25%, and the BP neural network's result is 87.02%. In the case of only one egg, the segment result of the BP neural network is 87.17%, and the result of the Otsu algorithm is 68.86%. The segment result of BP neural network is 86.94%, and the result of the Otsu algorithm is 61.64% under the interference of other eggs. BP neural network has a stronger anti-interference ability. At the end of the experiment, the air-cell changes of fertilized eggs from 5 to 19 days were extracted, and the hatching of the eggs was monitored by observing the curve of the egg chamber area. The curve shows that the air-cell tends to become larger with the days increasing. The comparison between the artificial measurement method and the thermal-image measurement method shows that the correlation between the two is 0.9343, which has a good correlation. The thermal-image of egg air-cell change monitoring algorithm can realize individual identification of egg and rapid monitoring of gas chamber size in actual production, which is of great significance for health monitoring during egg hatching.

Keywords Thermal-image; Size of egg's air-cell; Machine vision; Deep learning; BP neural network; Image segment

* Corresponding author

(Received Dec. 2, 2019; accepted Apr. 26, 2020)