DOI: 10.12398/j.issn.2096-7217.2025.01.009

基于MobileNetV3卷积神经网络的农用机械发动机水泵气密性检测方法

王胜[1,2], 杨晨[3], 惠向晖[4*]

(1. 郑州信息科技职业学院,河南郑州,450000; 2. 河南省气密性能检测工程研究中心,河南郑州,450000; 3. 吉林大学生物与农业工程学院,吉林长春,130000; 4. 河南农业大学信息与管理科学学院,河南郑州,450000)

摘要:农业机械装备智能化升级是目前农业机械领域研究的热点。机器视觉技术应用于农作物的修剪、采摘等领域的研究,已取得初步成果,但是在农业机械装备中进行机器视觉的缺陷检测鲜有研究。研究针对农用机械发动机水泵气密性能缺陷,进行基于机器视觉的自动化检测技术进行相关试验研究。采用基于MobileNetV3卷积神经网络的深度学习算法进行气泡识别。在进行气密性检测试验中,首先需要对气泡原始图像进行气泡区域提取算法处理,以降低图像的分辨率,然后将处理后的图像用于MobileNetV3卷积神经网络进行深度学习,训练后的神经网络模型就可以实现气密性检测中对气泡进行识别和定位。将识别结果与人工标注结果进行对比,计算出气泡识别算法的气泡漏检率。试验结果表明,气泡识别算法的漏检率与气泡平均直径存在较大关联,总体上表现为气泡平均直径越小,气泡的漏检率越高,气泡平均直径与发动机水泵壳体上的泄漏孔大小成正比关系。当气泡平均直径大于0.2mm时,气泡漏检率均在2%以下;平均直径小于0.2 mm的气泡,漏检情况相对较多,漏检率在5%~10%波动。研究提出的气泡识别算法能够对图像中的气泡进行识别和标记,从而检测出发动机水泵壳体的气密性能。算法对于小尺寸气泡的识别能力有待进一步提高,以增强对微小气泡特征的捕捉能力。

关键词:发动机水泵;卷积神经网络;气密性检测;漏检率

中图分类号:S22 **文献标识码:**A **文章编号:**2096-7217(2025)01-0091-08

王胜, 杨晨, 惠向晖. 基于MobileNetV3卷积神经网络的农用机械发动机水泵气密性检测方法[J]. 智能化农业装备学报(中英文), 2025, 6(1): 91-98

WANG Sheng, YANG Chen, HUI Xianghui. New insight for MobileNetV3 convolutional neutral network applied in air tightness detection of agricultural machinery engine pump [J]. Journal of Intelligent Agricultural Mechanization, 2025, 6(1): 91-98

0 引言

党的二十大报告中提出,坚持把发展经济的着力点放在实体经济上,推进新型工业化,加快建设制造强国。当前,我国农用机械装备制造生产线中的质量检测环节严重依赖人工肉眼检测和进口设备,从现状来看,无法满足《中国制造2025》中提出的数字化、网络化和智能化要求,研究智能化的质量在线检测技术迫在眉睫。

农用机械发动机水泵是带动冷却液循环进行发动机散热的部件,保证发动机处于正常温度,其密封性能对发动机安全稳定运行至关重要。如果设备焊接或者加工操作不当,设备密封性不足或者液体泄漏,就会导致发动机效率降低、寿命缩短甚至失效,给交通安全和人身财产安全带来隐患,甚至造成严重安全事故[1-2]。因此,为了提高产品质量和降低废品率,必须对发动机水泵气密性进行准确检测,判定产品是否存在缺陷与满足标准要求。

气密性缺陷检测也称为泄漏检测,目前工业现场多采用水检测方法,水检法在操作过程中需要依靠人工目测气泡的产生,检测周期长,效率低,检测准确率不高,易造成漏检,通过利用机器视觉技术可以实现自动对气泡进行识别和测量[3-5]。近年来国内外大量学者开展了基于机器视觉的气密性检测方法研究。

收稿日期:2024-05-22 修回日期:2024-09-29

基金项目:河南省2024年科技发展计划(242102220006);2024年度河南省高等学校重点科研项目(24B460009)

第一作者:王胜,男,1982年生,河南南阳人,工学博士,副教授;研究方向为智能农业装备设计。E-mail:henanddws@126.com

*通信作者:惠向晖,男,1980年生,河南西华人,工学硕士,副教授;研究方向为计算机应用、云计算、智能机器人。E-mail: truhui@henau.edu.cn

例如,刘纪飞等[6]提出了1种基于5帧差法的目标检测算法,对真空设备的气密性进行检测,用于对皂泡法的生长皂泡进行目标检测。江高勇等[7]将机器视觉算法与传统压力水检法结合,对汽车管路气进行密性检测,开发了基于改进YOLOv4-tiny的汽车管路气密性检测算法。ZHENG等[8]利用边缘提取技术,绘制密闭设备的压力曲线并定位压力曲线的突变点,实现漏点定位。

上述基于机器视觉的气密性缺陷检测方法,往往采用传统图像处理算法,或依赖人工经验设计特征,加分类器识别模式,但是在真实复杂的工业环境下,气密性缺陷检测往往面临诸多挑战,例如缺陷图像中存在大量噪声,受光照影响存在缺陷成像与背景差异小、对比度低、缺陷尺度变化大且类型多样等情形,此时传统方法检测效果较差。

本文以发动机水泵壳体为检测对象,采用基于MobileNetV3卷积神经网络的深度学习算法进行气泡识别。在进行气密性检测试验中,首先需要对气泡原始图像进行气泡区域提取算法处理,以降低图像的分辨率,然后将处理后的图像用于MobileNetV3卷积神经网络进行深度学习,训练后的神经网络模型就可以实现气密性检测中对气泡进行识别和定位。

1 气密性检测装置和检测流程

农用机械发动机水泵壳体气密性检测装置如图1所示,采用模块化设计理念,由密封测试水检模块、视觉检测模块、逻辑控制模块、数据追溯模块、人机交互模块、安全控制模块、气动控制模块、气动执行模块、工装封堵模块和设备台架构成。其中,密封测试水检模块主要由水箱,工装夹具,气路控制系统组成,通过冒泡法测试工件泄漏。视觉检测模块主要由视觉相机,机器视觉专业光源,光源控制器,工控机,图像采集卡等组成。



图1 气密性检测装置

Figure 1 Airtightness testing device

气密性检测的基步骤是:首先采用夹具对发动机水泵壳体进行封堵,然后加压操作送入压缩空气,水箱将自动上升并淹没工件,检漏仪启动开始持续对工件充气,通过视觉检测模块自动识别是否有气泡产生,以此判定产品气密性能好坏。检测过程可随时通过按下复位按钮停止,复位后,水箱自动下降,工件自动排气,工装自动退回。气密性检测流程如图2所示。

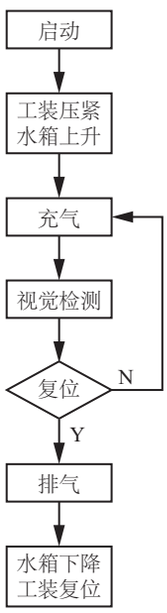


图2 气密性检测流程图

Figure 2 Flow chart of airtightness detection

在发动机壳体上的5个不同的位置人为制造出5个不同大小的出气孔,每次以20 Hz帧频拍摄气泡图像200张,共计5 000张,采用Labelme软件人工标注气泡的矩形边界框[9]。

2 气泡区域提取处理

气泡区域提取算法包括6个步骤,如图3所示,分别为:灰度化、影差法处理、阈值分割、形态学滤波、连通区域标记、区域提取,最终可以从原始图像中提取出气泡区域以及气泡的中心坐标。

1)图像灰度化。气密性检测的照明方式采用背光式照明,对原始图像进行灰度化,去除颜色信息,只保留明暗特征,这样可以突出显示气泡的边缘[10]。

2)帧间差影法处理。气密性检测中气泡为运动物体,其他背景区域为静止物体,帧间影差法处理过程为将前一帧图像灰度值减去当前帧图像的灰度值,那么当前帧图像上的气泡像素区域处理后灰度值为正数,其他像素区域的灰度值为负数,然后将负数都设为0,则可以获得处理后的特征图[11]。

3)阈值分割。帧间影差法处理后的图像获得了当前帧图像的气泡位置,但同时还存在由于气密性检测

过程中设备振动造成的边缘噪声[12]。

对第2步的特征图的灰度值设置阈值，可以实现气泡目标与背景目标分离。由于气泡的灰度值与背景区域的灰度值接近，无法直接根据灰度直方图确定分割阈值，因此采用Otsu自适应阈值分割算法来确定最佳的分割阈值为10。通过阈值分割对特征图进行二值化后的图像还存在噪声点。

4）形态学滤波。对于上一步得到的气泡二值图像，使用形态学滤波算法处理，可以消除多余的噪声，同时使得气泡特征得到强化。

5）连通区域标记。连通区域标记需要进行两次扫描操作，通过连通区域标记算法对图像所有像素进行逐一扫描，可以标记出气泡序号，并获取气泡区域中心坐标和区域大小。试验中最大的气泡面积为100像素×100像素，则将标记出的气泡以100像素×100像素从原始图像中截取，以作为气泡候选区域进行提取。

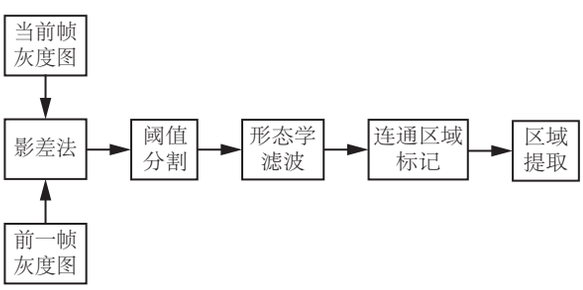


图3　气泡区域提取算法流程

Figure 3　Bubble region extraction algorithm process

3　MobileNetV3卷积神经网络

3.1　气泡候选区域图像数据集分类处理

由大量的气泡候选区域图像组成图像数据集，将数据集里的图像划分为两类：气泡类和非气泡类。气泡类为图像中的气泡具有完整轮廓，非气泡类为气泡轮廓缺失或者模糊。对于气泡类图像，需要对气泡的定位边界框进行坐标变换，坐标变换公式为式(1)。

$$\begin{cases}\tilde{x}=\dfrac{x_{\text{bbox}}-x_{\text{sub}}}{w_{\text{sub}}}\\ \tilde{y}=\dfrac{y_{\text{bbox}}-y_{\text{sub}}}{h_{\text{sub}}}\\ \tilde{w}=\dfrac{w_{\text{bbox}}}{w_{\text{sub}}}\\ \tilde{h}=\dfrac{h_{\text{bbox}}}{h_{\text{sub}}}\end{cases}\tag{1}$$

式中：x_{bbox}——气泡人工标注框的中心点横坐标；

y_{bbox}——气泡人工标注框的中心点纵坐标；

w_{bbox}——气泡人工标注框的中心点宽度；

h_{bbox}——气泡人工标注框的中心点高度；

x_{sub}——气泡候选区域的中心点横坐标；

y_{sub}——气泡候选区域的中心点纵坐标；

w_{sub}——气泡候选区域的宽度；

h_{sub}——气泡候选区域的高度；

$\tilde{x}$——气泡人工标注框中心相对于候选区域中心的偏移横坐标值；

$\tilde{y}$——气泡人工标注框中心相对于候选区域中心的偏移纵坐标值；

$\tilde{w}$——气泡人工标注框宽度相对于候选区域的宽度的相对坐标；

$\tilde{h}$——气泡人工标注框高度相对于候选区域的高度的相对坐标。

3.2　训练MobileNetV3卷积神经网络

对于气密性检测，气泡生成速度和移动速度很快，识别算法的实时性非常关键。本文使用的轻量级MobileNetV3网络模型具有时延低、运算量小、准确性高等优点[13-15]。

由于发动机水泵气密性检测的图像背景较为规范统一，气泡特征相对简单，本文采用MobileNetV3的Small版本，共有12个bottleneck层，1个标准卷积层，2个逐点卷积层。MobileNetV3中引入了5×5大小的深度卷积代替部分3×3的深度卷积。引入Squeeze-and-excitation(SE)模块和h-swish(HS)激活函数以提高模型精度。结尾两层逐点卷积不使用批规范化(BatchNorm)。

卷积神经网络的后端分类器及边界框回归器如图4所示。C5特征经过分类与边界框回归两个分支的全连接层，分别输出(a, b)分类二元向量和(x, y, w, h, c)边界框回归5元向量。

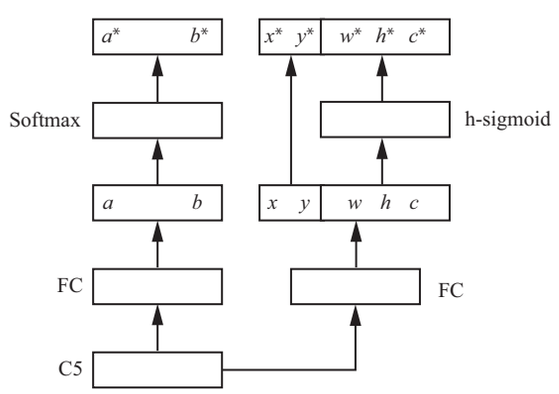


图4　分类器及边界框回归器设计

Figure 4　Design of classifier and bounding box regressor

输出分类二元向量(a*, b*)对应的分类损失为

$$L_{\text{cls}}=\sum_{n\in(a,b)}(-\gamma_n\times\log n^*)\tag{2}$$

式中:L_{cls}——分类损失;

n^*——网络输出的对应类别的预测概率;

γ_n——类别标签值,背景类为0,气泡类为1。

输出边界框相对坐标四元向量(x, y, w, h)对应的距离交并比损失为

$$L_{loc}=1-IoU+\frac{\rho^2(b,\ b^{gt})}{c^2} \tag{3}$$

式中:$\rho^2(b,\ b^{gt})$——检测框与人工标注框中心距离的平方;

IoU——网络输出检测框和对应人工标注框的交并比;

c^2——检测框和标注框的最大外接边框的对角线长度的平方。

网络预测检测框和真实标注框的交并比输出损失为

$$L_{IoU}=(C^*-\tilde{C})^2 \tag{4}$$

式中:C^*——模型直接预测的位置准确度;

$\tilde{C}$——模型输出检测框和真实标注框的交并比。

总损失为

$$L=L_{cls}+\left[\gamma_n\geqslant 1\right](L_{loc}+L_{IoU}) \tag{5}$$

式中:$\left[\gamma_n\geqslant 1\right]$——当网络分类标签大于等于1时取1,其他时取0。

为解决深层神经网络初始化中梯度消失的问题,MobileNetV3卷积神经网络模型的卷积层初始化采用Kaiming初始化方法,通过使用修正线性单元(ReLU)特定的初始化方法,使得网络能够更好地适应非线性激活函数,提高训练效果和稳定性。

反向传播更新算法采用随机梯度下降法来提高训练效果。随机梯度下降法是1种在线学习算法,它的基本思想是每次迭代时只使用1个样本的梯度来更新模型参数。由于每次只需要计算一个样本的梯度,因此随机梯度下降法在大规模数据集上具有高效性。另外,由于随机梯度下降法每次更新都是基于单个样本的,因此存在一定的噪声,这可以帮助算法跳出局部最优解,从而获得更好的全局最优解[16]。

在实际气密性检测中,进行气泡识别时同1个气泡会出现多个识别结果。比如,某个气泡分别得到了网络预测位置两个准确度值的检测框。非极大值抑制是一种优化算法,可以消除冗余或重叠的检测结果,保留最佳的候选区域或边缘点[17]。核心思想是对每个候选框判断其是否在局部邻域内达到最大值,如果不是,则抑制该点。

此时可以使用非极大值抑制算法进行处理,删除网络预测位置准确度值较低的检测框被删除,留取网络预测位置准确度值最高的检测框。非极大值抑制算法的具体实现通常包括以下步骤。

1)对所有候选框按照其置信度得分进行排序,选择得分最高的候选框作为最佳选择,并从列表中删除。

2)对于剩余的候选框,计算它们与已选框的重叠面积(如交并比IoU)。

3)如果重叠面积大于设定的阈值,则删除该候选框。

4)重复步骤2和3,直到所有候选框都被处理。

非极大值抑制算法的效果取决于IoU阈值的设置,这个阈值用于控制保留的候选框之间的最大重叠度。

最后,采用K折交叉验证的方法将气泡图像数据集划分为3个数据集,分别为:

训练集:用于训练模型的数据集,如表1所示。训练集用来训练模型,拟合出数据分布规律,即确定模型的权重和偏置等参数,这些参数称为学习参数。

表1 训练集数据

Table 1 Training set data

序号	水泵型号	工作压力/kPa	流量 /(L·min^{-1})	环境温度 /℃	气密性检测结果
1	A-01	310	52	24	合格
2	B-02	360	64	29	不合格
3	C-03	405	71	31	合格
4	D-04	270	47	22	合格
5	E-05	335	58	27	不合格
6	F-06	385	68	29.5	合格
7	G-07	415	74	30.5	不合格
8	H-08	290	53	23.5	合格
9	I-09	325	56	26.5	不合格
10	J-10	395	66	30	合格

测试集：用于评估模型性能的数据集。在模型训练完成后，测试集用来评估模型的泛化能力（泛化能力即模型在未知数据上的表现），即测试集仅在训练完成后使用一次，评价最终模型的效果[18]。在实际应用中，测试集中的“气密性检测结果（预测）”列将由训练好的模型根据输入特征（水泵型号、工作压力、流量、环境温度）进行预测。

表 2　测试集数据

Table 2　Test set data

序号	水泵型号	工作压力/kPa	流量/(L·min^{-1})	环境温度/℃	检测结果
11	K-11	305	51	25.5	—
12	L-12	370	63	28.5	—
13	M-13	400	70	31.5	—
14	N-14	265	46	21.5	—
15	O-15	340	59	27.5	—
16	P-16	380	67	30	—
17	Q-17	285	54	24.5	—
18	R-18	330	57	26	—
19	S-19	320	55	25	—
20	T-20	390	65	29.5	—

验证集：用于验证模型性能的数据集，如表 3 所示。在模型训练过程中，验证集用来调整模型参数和超参数，以优化模型性能，避免过拟合，即验证集用于模型选择，并不参与学习参数的确定，而是为了选择出模型误差较小的模型参数和超参数。其中，在实际应用中，验证集中的“气密性检测结果（用于超参数调整）”将用于在模型训练过程中调整超参数，如学习率、网络架构等，以优化模型的性能。

表 3　验证集数据

Table 3　Validation set data

序号	水泵型号	工作压力/kPa	流量/(L·min^{-1})	环境温度/℃	检测结果（用于超参数调整）
21	U-21	315	53.5	25	—
22	V-22	365	64.5	29.5	—
23	W-23	402.5	70.5	31.25	—
24	X-24	272.5	46.5	22.25	—
25	Y-25	337.5	58.5	27.25	—
26	Z-26	382.5	67.5	30	—
27	AA-27	412.5	73.5	30.75	—
28	AB-28	292.5	53.25	23.75	—
29	AC-29	322.5	55.5	26.25	—

4　试验设置和结果分析

4.1　试验设置

试验平台的中央处理器为 intelcorei7-1165G7 芯片，主频为 2.8 GHz，显卡采用的英伟达的 GTX1660 SUPER，显存 6 GB，由显卡运行深度学习程序。使用 MobileNetV3 卷积神经网络的气泡识别算法对气密性检测图像中出现的气泡进行识别和标记。

在数据准备阶段，将采集到的 5 000 张气泡图像（在发动机壳体上的 5 个不同位置人为制造出 5 个不同大小出气孔，每次以 20 Hz 帧频拍摄气泡图像 200 张），按照 7∶2∶1 的比例划分为训练集、验证集和测试集，即训练集有 3 500 组图像，验证集有 1 000 组图像，测试集有 500 组图像。

对于训练集，用于训练模型的权重和偏置等参数，通过大量的样本让模型学习气泡的特征模式，以拟合数据分布规律。验证集在模型训练过程中发挥关键作用，用于调整模型参数和超参数，如学习率、迭代次数等，避免模型过拟合训练数据，从而优化模型性能，确保模型具有较好的泛化能力。测试集则在模型训练完成后，仅使用一次来评估模型在未知数据上的表现，即泛化能力，通过与人工标注结果对比，计算气泡识别算法的各项指标。

将由 MobileNetV3 卷积神经网络的气泡识别算法得到的识别结果与人工标注结果进行对比，可以计算出气泡识别算法的气泡漏检率与平均气泡直径关系。

4.2　试验结果分析

由图 5 可知，气泡识别算法的漏检率与气泡平均直径存在较大关联，总体上表现为气泡平均直径越小，气泡的漏检率越高，气泡平均直径与发动机水泵壳体上的泄漏孔大小成正比关系。比如，当气泡平均直径大于 0.2 mm 时，气泡漏检率均在 2% 以下，此时气泡识别算法可以准确地识别出气密性检测试验中的气泡，进而准确判断发动机水泵壳体的气密性是否合格。具体而言，在测试集中，对于平均直径大于 0.2 mm 的气泡，漏检数量极少，漏检率稳定低于 2%，这表明算法在处理较大气泡时具有较高的准确性和可靠性。

而当气泡平均直径小于 0.2 mm 时，由于产生的气泡较小，在进行气泡区域提取算法步骤时，气泡的特征较小，算法难以识别，容易将其划分为非气泡类，进而影响 MobileNetV3 卷积神经网络进行识别，造成最终统计的气泡漏检率为 5%～10% 之间。经分析，在测试集中，平均直径小于 0.2 mm 的气泡，漏检情况相对较多，漏检率在 5%～10% 波动，说明算法对于小尺寸气泡的识别能力有待进一步提高，可能需要在算法的特

征提取部分或网络结构上进行优化改进,以增强对微小气泡特征的捕捉能力。

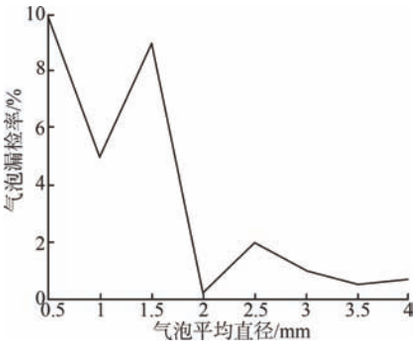


图5 气泡漏检率与气泡平均直径关系曲线

Figure 5 Relationship curve between bubble missed detection rate and average bubble diameter

5 结论

本研究使用水检法对农用机械发动机水泵的气密性进行检测,采用基于MobileNetV3卷积神经网络算法进行气泡识别。首先对气泡原始图像进行气泡区域提取算法处理,以降低图像的分辨率,然后将处理后的图像用于MobileNetV3卷积神经网络进行深度学习,训练后的神经网络模型可以实现对气密性检测中生成的气泡进行识别和定位。经过试验验证,该模型在实际检测中表现出一定的有效性,能够为发动机水泵气密性检测提供有力支持。

为了从原始图像中提取出气泡区域以及气泡的中心坐标,气泡区域提取算法采用6个步骤,分别为:灰度化、影差法处理、阈值分割、形态学滤波、连通区域标记、区域提取。神经网络模型采用MobileNetV3的Small版本,共有12个bottleneck层,1个标准卷积层,2个逐点卷积层,引入Squeeze-and-excitation模块和h-swish激活函数以提高模型精度。通过对模型结构和算法步骤的精心设计,使得整个气泡识别系统在处理图像和识别气泡方面具有较好的性能表现。

本文的研究成果可应用于农用机械发动机水泵制造生产线中的气密性检测环节,保障发动机水泵的产品质量。在本次试验中,训练集包含3 500组图像,验证集包含1 000组图像,测试集包含500组图像。下一步将通过与其他类型的神经网络模型进行性能对比,来进一步对本文的神经网络模型的结构和参数进行优化,如尝试引入更多的样本数据进行训练,调整网络结构中的层参数或模块组合,以期望进一步降低气泡漏检率,提高模型对不同尺寸气泡的识别准确率,使模型性能得到进一步提升。

参 考 文 献

[1] 马鹏飞. 飞机非封闭组件气密性的超声波检测技术研究[D]. 南京:南京航空航天大学, 2017.
MA Pengfei. Ultrasonic-based detection of gas leak for the unclosed components of aircraft [D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2017.

[2] 何志华. 复杂腔体零件差压式气密性检测系统仿真与设计[D]. 武汉:武汉理工大学, 2014.
HE Zhihua. Simulation and design of differential pressure air tightness test system for complex cavity parts [D]. Wuhan: Wuhan University of Technology, 2014.

[3] 赵鑫. HWS15型发动机缸盖气密性检测装置的研发[D]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学, 2018.
ZHAO Xin. Research and development of leak dectection device for HWS15 engine cylinder [D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2018.

[4] 杜非. 基于气泡声学的水下气体泄漏检测方法研究[D]. 天津:天津大学, 2016.
DU Fei. Research on underwater gas leak detection method based on bubble acoustics [D]. Tianjin: Tianjin University, 2016.

[5] 姜斌, 廖俊必, 高中有. 基于机器视觉的航空接头气密性全自动检测仪[J]. 仪表技术与传感器, 2009(3): 34－36.
JIANG Bin, LIAO Junbi, GAO Zhongyou. Automatic instrument inspecting aerial connection caps′ airproof capability based on machine vision system [J]. Instrument Technique and Sensor, 2009(3): 34－36.

[6] 刘纪飞, 姜周曙, 陈磊, 等. 改进五帧差法机器视觉气密性检测研究[J]. 真空科学与技术学报, 2024, 44(5): 445－451.
LIU Jifei, JIANG Zhoushu, CHEN Lei, et al. Air tightness detection with improving inter five frame difference machine vision [J]. Journal of Vacuum Science and Technology, 2024, 44(5): 445－451.

[7] 江高勇. 基于机器视觉的汽车管路气密性检测方法研究[D]. 常州:常州大学, 2023.
JIANG Gaoyong. Research on air tightness detection method of automobile pipeline based on machine vision [D]. Changzhou: Changzhou University, 2023.

[8] ZHENG J, MA D, HU X. Detection and Location for In-pipe Detector Block Accident Based on Image Edge Processing [C]// 2019 Chinese Control And Decision Conference, IEEE, 2019: 2662－2667.

[9] 陈法法, 邓斌, 刘莉莉, 等. 混合特征集与MK-SVM的带钢表面缺陷辨识[J]. 机械科学与技术, 2023, 42(5): 785－792.
CHEN Fafa, DENG Bin, LIU Lili, et al. Identification of surface defect for steel strip via multi-feature set and MK-

SVM [J]. Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering, 2023, 42(5): 785－792.

[10] 戚云涛，曾寿金，方宇轩，等. 基于粒子群优化的双凸透镜缺陷Otsu阈值分割算法[J]. 福建理工大学学报，2023，21(6)：598－604.
QI Yuntao, ZENG Shoujin, FANG Yuxuan, et al. Otsu threshold segmentation algorithm for defects of double convex lens based on particle swarm optimization [J]. Journal of Fujian University of Science and Technology, 2023, 21(6): 598－604.

[11] 李滨，黄丹平，罗凡，等. 基于机器视觉的条烟在线分类方法[J]. 国外电子测量技术，2023，42(12)：144－151.
LI Bin, HUANG Danping, LUO Fan, et al. The Online classification method of cigarette based on machine vision [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2023, 42(12): 144－151.

[12] 兰叶深，饶楚楚，吕云鹏. 基于改进FasterR-CNN的轴承表面缺陷检测[J]. 组合机床与自动化加工技术，2023(11)：142－145.
LAN Yeshen, RAO Chuchu, LÜ Yunpeng. Bearing surface defect detection based on improved faster R-CNN [J]. Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique, 2023(11): 142－145.

[13] 刘利平，孙文悦. 陶瓷品敲击检测方法的有限元仿真分析研究[J]. 电子测量技术，2023，46(9)：30－36.
LIU Liping, SUN Wenyue. Finite element simulation study on coin-tap sound of ceramics [J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46(9): 30－36.

[14] 戴思璇，何青，唐琼霜，等. 基于改进YOLOv5的电子粉涂覆不均检测[J]. 电子测量技术，2023，46(16)：155－161.
DAI Sixuan, HE Qing, Tang Qiongshuang, et al. Improved YOLOv5-based for detection of uneven coating of electronic powders [J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46(14): 155－161.

[15] 苏玺霖，樊春玲，张春堂. 基于机器视觉的爬管机器人路径信息识别算法[J]. 电子测量技术，2022，45(22)：92－98.
SU Xilin, FAN Chunling, ZHANG Chuntang. Path information recognition algorithm of tube climbing robot based on machine vision [J]. Electronic Measurement Technology, 2022, 45(22): 92－98.

[16] 李贵川，李海宇，杨少鹏，等. 基于CFD－DEM耦合的不同出口形式气力集排系统分配器仿真与试验[J]. 智能化农业装备学报(中英文)，2024，5(1)：1－11.
LI Guichuan, LI Haiyu, YANG Shaopeng, et al. Simulation and experiment of distributors of different outlet types of pneumatic collection and discharging systems based on CFD-DEM coupling [J]. Journal of Intelligent Agricultural Mechanization, 2024, 5(1): 1－11.

[17] 耿丽丽，牛保宁. 深度神经网络模型压缩综述[J]. 计算机科学与探索，2020，14(9)：1441－1455.
GENG Lili, NIU Baoning. Survey of deep neural networks model compression [J]. Journal of Frontiers of Computer Science and Technology, 2020, 14(9): 1441－1455.

[18] 高晗，田育龙，许封元，等. 深度学习模型压缩与加速综述[J]. 软件学报，2021，32(1)：68－92.
GAO Han, TIAN Yulong, XU Fengyuan, et al. Survey of deep learning model compression and acceleration [J]. Journal of Software, 2021, 32(1): 68－92.

New insight for MobileNetV3 convolutional neutral network applied in air tightness detection of agricultural machinery engine pump

WANG Sheng[1, 2], YANG Chen[3], HUI Xianghui[4]

(1. *Zhengzhou Vocational College of Information Technology*, *Zhengzhou* 450000, *China*; 2. *Henan Air-Leakage Test Engineering Research Center*, *Zhengzhou* 450000, *China*; 3. *College of Biological and Agricultural Engineering*, *Jilin University*, *Changchun* 130000, *China*; 4. *College of Information and Management Science*, *Henan Agricultural University*, *Zhengzhou* 450000, *China*)

Abstract: The intelligent advancement of agricultural machinery is a key focus in current agricultural engineering research. While machine vision technology has made preliminary progress in applications such as harvesting, breeding, and other crop-related fields, its use in defect detection for agricultural machinery remains limited. This study focused the airtightness defect

detection of the agricultural machine pump, and presented a novel approach for automated detection based on machine vision. A deep learning algorithm based on MobileNetV3 convolutional neural network (CNN) was employed for the bubble recognition. In the airtightness detection experiment, the original bubble images were first processed by a bubble region extraction algorithm to reduce the image resolution. The post-processed images were then used for deep learning by MobileNetV3 CNN. The trained neural network model could recognize the bubble and its location in the airtightness detection. For performance evaluation, the recognition results could be compared with manually marked results to calculate the missing bubble recognition rate of the algorithm. The experiment results indicated that the missing recognition rate of the bubble algorithm is closely related with average diameter of the bubbles. The smaller of the average bubble diameter, the higher of the missing recognition rate, and the average bubble diameter was proportional to the leakage hole size on the pump. When the average bubble diameter was larger than 0.2 mm, the missing bubble recognition rate was below 2%, and when the average bubble diameter was smaller than 0.2 mm, the missing bubble recognition rate fluctuated between 5% and 10%. In this paper, the proposed bubble recognition algorithm effectively identifies and marks bubbles in images, enabling the detection of airtightness in agricultural pumps. However, further optimization is required to improve the algorithm's ability to recognize smaller bubbles and enhance its sensitivity to minute features in future work.

Keywords: engine water pump, convolutional neural networks, air tightness testing, missed detection rate

Foundation items: Henan Technology Research Plan 2024(242102220006); Key Program of Higher University of Henan Province 2024(24B460009)

First Author: WANG Sheng, E-mail: henanddws@126.com

* **Correspondence Author:** HUI Xianghui, E-mail: truhui@henau.edu.cn