DOI:10.20033/j.1003-7241.(2025)02-0123-05.

航空发动机滑油磨粒浓度在线检测技术研究

侯媛媛[1]，李江红[2]
(1.西安航空学院 计算机学院,陕西 西安 710077)
2.西北工业大学 动力与能源学院,陕西 西安 710072)

摘 要: 针对滑油中磨粒形状复杂且尺寸大小不一,传统滑油磨粒检测方法存在时效性差、检测尺度小、精度低、非铁磁性磨粒不能检测等缺点。研究航空发动机滑油磨粒浓度在线检测技术。设计连续流微流控芯片图像采样方案,构建滑油图像采样系统;基于YOLOv3模型,设计SER算法,优化模型的推理置信度阈值;通过滑油磨粒浓度测试分析滑油图像采样偏差和模型误差。结果表明,该系统能够检测较宽尺度范围的磨粒浓度,且单次检测耗时较快,仅13.42 s。在置信度0.95下,总体磨粒浓度误差能够控制4.16%内。

关键词: 航空发动机滑油;磨粒浓度;在线检测;SER算法;深度学习;YOLOv3模型
中图分类号:TP181;TP391 文献标识码:A 文章编号:1003-7241(2025)02-0123-05

Research on On-line Detection Technology of Aero-engineLubricating Oil Abrasive Particle Concentration

HOU Yuan-yuan[1], LI Jiang-hong[2]
(1. School of Computer Science, Xi'an Aeronautical University, Xi'an 710077 China;
2. School of Power and Energy, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072 China)

Abstract: In view of the complex shape and different sizes of abrasive particles in lubricating oil, the traditional methods for detecting abrasive particles in lubricating oil have shortcomings such as poor timeliness, small detection scale, low precision, and inability to detect non-ferromagnetic abrasive particles. It studies the online detection technology of obrasive particle concentvation in aircaft engine lubricating oil. In this paper, a continuous flow microfluidic chip image sampling scheme is designed, and a lubricating oil image sampling system is constructed, based on the YOLOv3 model, a SER algorithm is designed to optimize the inference confidence threshold of the model, the lubricating oil image sampling deviation and model are analyzed through the lubricating oil abrasive particle concentration test. The results show that the system can detect the concentration of abrasive particles in a wide range of scales, and the single detection takes only 13.42 s. At a confidence level of 0.95, the overall abrasive concentration error can be controlled within 4.16%.

Keywords: aero-engine lubricating oil; particle concentration; online detection; SER algorithm; deep learning; YOLOv3 model

0 引言

航空滑油的主要功能是润滑发动机轴承和带动齿轮的传动。若轴承得不到充足的润滑,机械间的摩擦会加大,温度升高,局部摩擦热量会使摩擦面出现变形和摩擦显微焊合乃至局部融化,这些微小的焊点随之又会在旋转作用下被撕裂。轴承部件间可能出现粘着—撕裂—粘着的状态[1],最终会导致轴承丧失旋转能力。

通常情况下,航空发动机零部件间的正常磨损在滑油中表现为微小磨粒,大部分小于15 μm。但由于发动机机械间不正常的磨损以及外界杂质的介入,滑油中会出现大尺度磨粒。小尺寸磨粒是发动机正常磨损的结果,大尺寸磨粒是发动机故障或不正常磨损的结果[2]。

近几年来,相关人员在滑油磨粒检测研究中运用了深度学习神经网络技术。例如申江江等[3]利用RBF神经网络,获取滑油磨粒光谱检测的特征值,并结合滑油中不同金属元素的浓度变化趋势,通过分析发动机磨损状态,实现了磨损故障及故障部位的诊断。鲜倪军等[4]提出了一种基于ABC-BP神经网络的发动机磨损故障诊断模型,通过提取磨粒特征参数及铁谱数据状态特征值[5],对发动机的磨损类别进行判定。刘加卫等[6]在对滑油铁谱磨粒图像的分类识别中运用了极限学习,辨识五种彩色的磨粒图像,准确率高达96%。王涛等[7]提出基于深度学习的ECT滑油检测技术,设计了可自动提取滑油检测数

*基金项目:陕西省重点研发计划项目(2023-YBGY-131);陕西省重点研发计划项目(2023-YBGY-014)
收稿日期:2023-08-30

据特征值的状态诊断模型，取得了较好的检测效果。上述在线检测方法速度相对较快[8]，但其检测设备复杂，局限性较强，无法检测非铁磁性磨粒，且存在设备复杂导致检测精度较低的情况[9]。

1 滑油图像数据采集

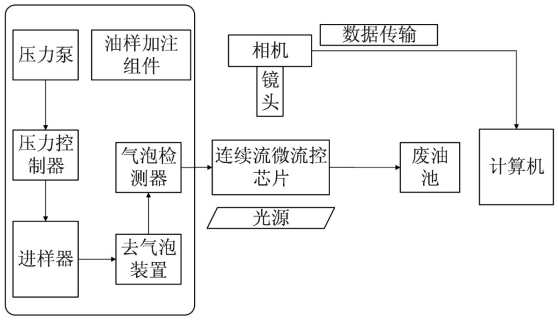


图1 滑油图像采样系统

为了稳定控制滑油流速，便于系统在线采样，设计滑油图像采集系统[10]，主要由连续流微流控芯片、油料加注组件、成像元件构成。如图1，其中油料加注组件主要包括压力泵、压力控制器、进样器、去气泡装置和气泡检测器。成像元件包括相机、镜头和光源。连续流微流控芯片使滑油流动更加稳定，不发生湍流。

基于上述系统，搭建实物，如图2所示。



图2 滑油图像采集实物图

为提供足够多的滑油样品，选用不同飞机批次和发动机工时的滑油样本。使用该系统对滑油磨粒进行采样，a、b、c、d为采样后的图像放大图，如图3所示。可以看出其尺寸、形态、背景和光强均有差异，说明采样后的滑油图像数据集有较高的广泛性。

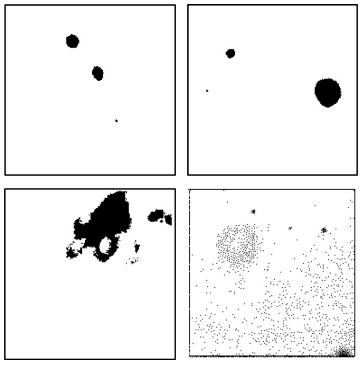


图3 系统采样后不同滑油图像局部放大图

2 滑油磨粒检测算法

本实验选用并搭建了一阶段YOLOv3模型为滑油磨粒检测的基准模型。使用BP算法对网络参数进行优化[11]。同时搭建软硬件试验环境和设置模型参数，如表1−表3所示。

表1 模型训练硬件环境

硬件	规格
CPU	AMDRyzenThreadripper3960
GPU	4×GeForceRTX2080Ti(11 GB)
内存	64 GB
硬盘	8 TB

表2 模型训练软件环境

软件	版本
系统	Ubuntu16.04
编程语言	Python3.6
模型训练框架	Pytorch1.5
目标检测框架	MMDetection2.5.0
CUDA	10.2
mmcv-full	1.1.5

表3 YOLOv3模型训练相关的参数

参数	YOLOv3
骨干网络	DarkNet53
锚点	9个
数据集格式	COCO
多尺寸	[(320,320),(608,608)]
Batchsize	32
翻转	True
训练轮数	300
优化器	SGDM
学习率	0.002
混合精度	False
学习率预热	True
梯度裁剪	True

计算YOLOv3模型在不同置信度下的精确率与召回率，如图4。由图4可知，随着置信度的升高，精确率升高，召回率降低，反之亦然。在后续的滑油磨粒检测中，需要寻找一个合适的置信度阈值，从而获得一个可以用于推理的最佳阈值。

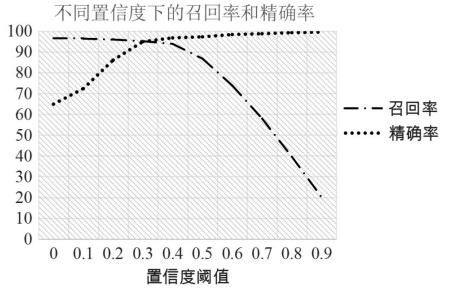


图4 YOLOv3模型不同置信度下的召回率和精确率

本文设计综合错误比例(Synthesizee rrorratio，SER)

算法来优化YOLOv3模型的推理置信度，如表4所示。针对滑油磨粒测试集，比较不同置信度下的SER值，SER最小时对应的置信度阈值即为最佳值。

假设在滑油磨粒测试集$T(t_1,t_2,\cdots,t_m)$中，存在N个已标定的磨粒目标框$B_T(b_1,b_2,\cdots,b_N)$。使用YOLOv3模型逐一对滑油磨粒测试集推理，汇总推理后的目标框，按置信度阈值将测试后的所有预测框倒序排列，排序后目标框集合为$\overline{B_T}(b_1,b_2,\cdots,b_n)$，每个预测框对应的置信度为$\overline{C_T}(c_1,c_2,\cdots,c_n)$。

表4 SER算法

算法：Synthesizeerrorratio
输入：测试集$T(t_1,t_2,\cdots,t_m)$，置信度倒序排列目标框集合为$\overline{B_T}(b_1,b_2,\cdots,b_n)$及置信度$\overline{C_T}(c_1,c_2,\cdots,c_n)$，i=0
输出：最小SER值对应的置信度C_{ser}
步骤1：生成长度为n的空列表$\overline{R_T}(r_1,r_2,\cdots,r_n)$和$SER(SER_1,SER,\cdots,SER_n)$；
步骤2：对$\overline{B_T}$和$\overline{C_T}$从开始到结尾进行遍历，选取b_i和c_i；
步骤3：根据目标框与预测框的IOU判别b_i是否预测正确
如果预测正确：r_i=1
如果预测错误：r_i=0
步骤4：根据下式分别计算当前的召回率$Recall_i$以及精确度$Precison_i$：
$Recall_i=sum(\overline{R_T})/N$
$Precison_i=sum(\overline{R_T})/i$
步骤5：根据下式计算当前的SER_i：
$SER_i=((1-Recall_i)*N+(1-Precison_i)*n)/N$
步骤6：判断是否遍历结束，若未结束，i++，重复步骤2—5直至结束。
步骤7：寻找SER序列的最低值的索引：
Min_index=fin_index(SER,min(SER))
步骤8：查找Min_index对应的置信度阈值：
$C_{ser}=\overline{C_T}$[Min_index]

对SER_i的计算公式进行分解，如式1所示，将置信度为c_i时，漏检模型的磨粒目标框和真实目标框之比用$1-Recall_i$表示，其实际意义为置信度为c_i时，误检模型的磨粒目标框与真实目标框之比用$(1-Precison_i)*{}^{i}/_{N}$表示。(1)式(2)式联立，消去参数，结果如(3)式所示。由(3)式即可求出不同置信度下的SER值。寻找最小的SER，越小的SER，对应模型生成的漏检和误检磨粒目标框则越少，模型效果越好。根据最小的SER值索引到置信度C_{ser}，即当置信度为C_{ser}时，模型的漏检和误检磨粒目标框占真实磨粒目标框比率最小。

$$SER_i=(1-\mathrm{Re}call_i)+(1-\mathrm{Pr}esion_i)\times i/N \tag{1}$$

$$\mathrm{Re}call_i\times N=\mathrm{Pr}ecison_i\times i=sum(\overline{R_T}) \tag{2}$$

$$SER_i=\frac{\mathrm{Re}call_i+\mathrm{Pr}ecison_i-2\times\mathrm{Pr}ecison_i\times\mathrm{Re}call_i}{\mathrm{Pr}ecison_i} \tag{3}$$

统计预测结果，YOLOv3模型在不同置信度下的SER值如图5所示，conf为置信度，由图可知，随着conf的升高(1−conf的减小)，SER值先降低后升高，当置信度为0.355 5时，SER的值最小，求得当置信度为0.086 8时对应模型的精确度为95.9%，召回率为94.2%。

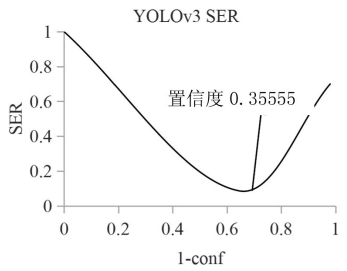


图5 YOLOv3模型在不同置信度下的SER值

3 滑油磨粒浓度测试实验研究

3.1 图像采集系统相关参数

滑油图像采集系统控制滑油体积流量为3 ml/min。连续流微流控芯片的宽度为7 mm，厚度为1，连续流微流控芯片的截面积为7 mm^2。则当前体积流量下滑油的流速如式(4)计算所得：

$$v=\frac{Q}{S}=\frac{3\times10^3/60}{7}=7.14\ mm/s \tag{4}$$

式中：S表示连续流微流控芯片的截面积；Q表示滑油的体积流量；v表示滑油通过连续流微流控芯片的流速。

通过滑油图像采集系统采集的4 608×3 288像素的滑油图片的最小边长为4.6 mm，在当前流速下，相机成像的实际滑油物理视野完全刷新时间为0.644 s(4.6/7.14=0.644)。经测试YOLOv3模型在4 608×3 288像素的滑油图像上的推理速度为1.49 FPS，滑油图像采样系统的前后帧采样时间间隔应小于0.671 s(1/1.49=0.671)。所以在滑油的体积流量为3时，设定相机采样间隔时间为0.65 s，这样即可保证了每一帧的滑油物理视野完全刷新(0.644 s<0.65 s)，也能满足YOLOv3模型的推理时间间隔(0.65 s<0.671 s)，因此设置系统相关参数如表5所示。

表5 图像采样系统的相关参数

滑油磨粒浓度测试的相关参数			
滑油体积流量	3 ml/min	滑油视野刷新时间	0.644 s
流微流控横截面积	7 mm^2	相机采样间隔时间	0.65 s
滑油经过芯片流速	7.14 mm/s	模型推理时间	0.671 s

3.2 滑油磨粒测试方法

基于设定的滑油体积流量和相机采样间隔时间，保证每帧滑油图像的物理视野不重叠。采集到滑油图像后，使用部署的YOLOv3模型对每张滑油图像推理磨粒目标框，根据磨粒目标框的数量以及大小，求出当前滑油图像中不同尺度磨粒的数量，进而依据采样图像的实际物理容积求出当前图像下滑油单位容积的磨粒浓度。因此对于待测滑油油样，设计滑油磨粒浓度的计算流程如图6所示。

3.3 滑油图像采样偏差试验

经测试滑油图像在采样过程中会出现偏差，即采集到的滑油图像存在磨粒个数不准的情况。为了消除偏差，应

对待测滑油样品进行多次图像采样，通过对所有采集到的滑油图像的模型推理结果平均，消减采样偏差。但过多的采样次数，导致检测时间长，且需大量的样本，因此需进行滑油图像采样偏差试验，寻找恰当的图像采样次数。

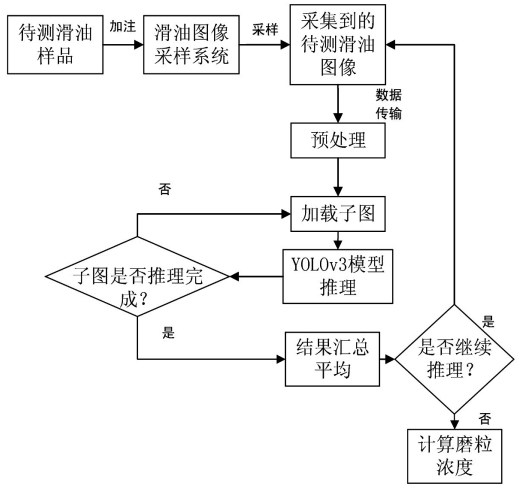


图6 滑油磨粒浓度计算流程

随机抽取5个待测滑油磨粒浓度的样例进行试验，使用滑油图像采样系统采集40张滑油图像，计算相应的滑油磨粒总体浓度，如图7所示。

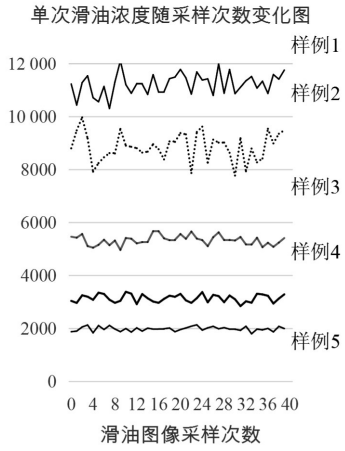


图7 单次滑油磨粒浓度随采样次数变化

对于同一滑油样例，第n次采集到的滑油图像的模型推理结果记为M_n，计算M_n相对于M_{n-1}的波动。随着滑油图像采样次数的增加，滑油平均磨粒浓度波动逐渐减小。第40次滑油平均磨粒浓度波动小于±0.15%，即40次的滑油平均磨粒浓度几乎不受到滑油图像采样偏差带来的影响，如图8所示。计算M_n相对于M_{40}的偏差，求得滑油磨粒浓度相对于第40次的偏差，如图9所示。由此，随着滑油采样次数增加，滑油平均磨粒浓度的相对偏差呈下降趋势，但相对偏差降低速度减少。考虑YOLOv3模型的检测速度，对待测油样采集20次滑油图像。由图9可知20次的滑油平均磨粒浓度的相对偏差降为±1%，有效削减了采样偏差。经测试YOLOv3模型的推理速度为1.49 FPS，因此基于YOLOv3模型的磨粒检测只需13.42 s。

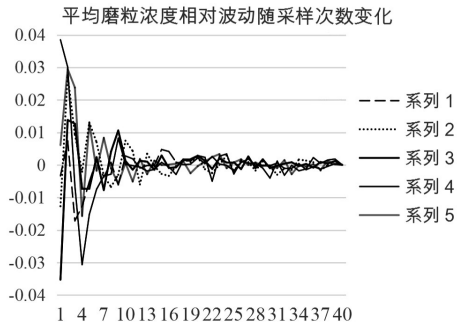


图8 滑油平均磨粒浓度相对波动随采样次数变化

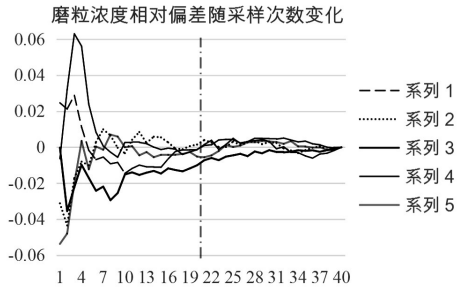


图9 滑油磨粒浓度相对偏差随采样次数变化

3.4 YOLOv3模型误差分析

通过系统对400张滑油测试图像进行磨粒框的预测，计算预测的单张滑油图像中磨粒数量与真实磨粒数量误差。统计400张的滑油图像每张图像的磨粒数量误差，绘制滑油图像的磨粒数量误差分布直方图，如图10所示。从直方图可以看出磨粒数量误差分布基本呈现正态分布。

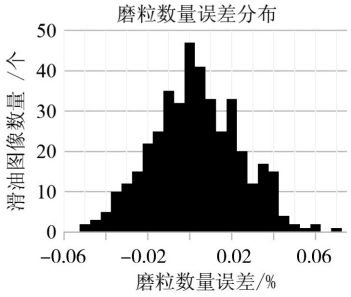


图10 磨粒数量误差分布直方图

查标准正态分布表，Φ(x=1.96)=0.975，故0.95置信度下的标准正态分布的区间为(−1.96~1.96)，因此在0.95置信度下的磨粒数量误差区间为(−4.16%~4.16%)。磨粒数量除以物理视野的容积时，可以得到单位滑油体积的磨粒浓度，因此得到在0.95的置信度下，滑油磨粒浓度误差在±4.16%以内。

4 结束语

本文提出了滑油磨粒浓度测试方法，并针对于该方法进行了图像采集系统参数设计、偏差试验和模型误差

(下转第154页)