

DOI:10.16356/j.1005-2615.2022.06.019

## 基于 HOG 和 SVM 算法的磨粒图像在线监测技术

王 涵<sup>1,2</sup>, 左洪福<sup>1,2</sup>, 刘珍珍<sup>1,2</sup>, 费 航<sup>1,2</sup>, 刘 岩<sup>1,2</sup>

(1. 南京航空航天大学民航学院, 南京 211106; 2. 民航飞机健康监测与智能维护”民航重点实验室, 南京 211106)

**摘要:** 为了解决发动机润滑油液磨粒图像监测只适用于微流且易受气泡干扰等问题, 设计了一种可适用于相对大流量工作环境的油液磨粒光学图像在线监测系统, 区分气泡和磨粒。通过该监测系统, 批量采集了一系列磨损颗粒和气泡图片, 用于后续图像分类算法的训练与测试。采用了一种基于背景差分和大津法的运动物体提取算法提取出大量磨粒及气泡图像样本, 运用基于方向梯度直方图(Histogram of oriented gradients, HOG)进行特征提取和支持向量机(Support vector machine, SVM)分类算法对气泡和磨粒进行识别。实验结果表明, 该监测系统能有效采集磨粒及气泡图像并进行自动识别。与基于形态学特征提取算法以及 K 最近邻(K-nearest neighbor, KNN)等传统分类算法相比, HOG-SVM 算法分类精度更高, 识别准确率可达 83.8%。

**关键词:** 滑油系统; 磨粒监测; 气泡识别; 图像在线监测; 方向梯度直方图

中图分类号: U8 文献标志码: A 文章编号: 1005-2615(2022)06-1152-07

## Online Monitoring for Oil Wear Particle Images Based on HOG Feature Extraction and SVM Classification

WANG Han<sup>1,2</sup>, ZUO Hongfu<sup>1,2</sup>, LIU Zhenzhen<sup>1,2</sup>, FEI Hang<sup>1,2</sup>, LIU Yan<sup>1,2</sup>

(1. College of Civil Aviation, Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, Nanjing 211106, China; 2. Civil Aviation Key Laboratory of Civil Aviation Aircraft Health Monitoring and Intelligent Maintenance, Nanjing 211106, China)

**Abstract:** Since the image monitoring of engine lubricating oil wear particles is only suitable for micro flows and easy to be disturbed by bubbles, an optical image online monitoring system for oil wear particles suitable for full flow working environment is designed to distinguish bubbles and wear particles. Through this system, a large number of wear particle and bubble images are collected. A moving object extraction algorithm based on background differences and the Otsu method is used to extract wear debris and bubble image samples. The bubbles and particles are identified by the feature extraction based on the histogram of oriented gradients (HOG) and support vector machine (SVM) classification algorithms. The experimental results show that this system can effectively collect images of wear particles and bubbles. Compared with the traditional morphological feature extraction algorithm and the K-nearest neighbor (KNN) classification algorithm, the HOG-SVM algorithm has a higher classification accuracy of 83.8%.

**Key words:** lubrication oil system; wear debris monitoring; bubble recognition; image online monitoring; histogram of oriented gradients

**基金项目:** 国家自然科学基金(U1933202)。

**收稿日期:** 2022-01-05; **修订日期:** 2022-08-30

**通信作者:** 左洪福, 男, 教授, 博士生导师, E-mail: rms@nuaa.edu.cn。

**引用格式:** 王涵, 左洪福, 刘珍珍, 等. 基于 HOG 和 SVM 算法的磨粒图像在线监测技术[J]. 南京航空航天大学学报, 2022, 54(6): 1152-1158. WANG Han, ZUO Hongfu, LIU Zhenzhen, et al. Online monitoring for oil wear particle images based on HOG feature extraction and SVM classification[J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2022, 54(6): 1152-1158.

滑油系统及其润滑部件是航空发动机等大型复杂旋转机械动力系统的重要组成部分。轴承、齿轮等部件承担着支撑转轴以及传递动力的重要作用;而润滑系统则承担着向轴承、齿轮等重要零部件提供润滑及冷却的重要作用。据统计,机械零件的失效主要有磨损、断裂和腐蚀等3种方式,而磨损失效却占60%~80%<sup>[1]</sup>,因此对磨损的监测能直接反映出系统的运行状态。

发动机滑油监测是一种有效的故障早期预警手段,因为它包含了有关润滑部件的退化和损伤信息<sup>[2]</sup>。而油液中监测到的磨粒情况,是对运行设备磨损情况及健康状态的直接反映。直接运用油液磨粒监测方法通常能比温度、振动监测更早地反映出机械设备运行故障,且监测效果更加直观。

从监测原理上来看,当前可用于在线监测的油液磨粒分析技术可以分为以下4类:基于光学的磨粒监测<sup>[3-4]</sup>;基于感应的磨粒监测<sup>[5]</sup>;基于电容、电阻的磨粒监测<sup>[6-7]</sup>;基于声学的磨粒监测<sup>[8]</sup>。然而它们都有各自的局限性,例如电感传感器灵敏度较低只能监测较大尺寸磨粒,阻容传感器易受油品干扰且流量低,声学监测易受油粘度、流速和机械振动的影响。而传统基于光学原理的油液磨粒监测方法,一般采用遮光性原理<sup>[9]</sup>,较难区分气泡与磨粒,油液中产生的气泡对于磨粒监测产生巨大的干扰,导致其工程应用受到很大的限制。

美国Lockheed Martin公司利用激光图像监测方法来进行磨损颗粒计数和识别,研发出了Laser-Net Fines自动磨损颗粒分析仪<sup>[10]</sup>,并通过圆度计算实现了对油液中气泡的识别。德国OILPAS公司开发的innosiris磨粒监测传感器<sup>[11]</sup>,最大提取流量为2 L/min,所提取的流体的一小部分不断地引导通过一个流动单元,由图像传感器进行拍摄。上述产品流道都较小,导致适用于的工作环境流量较低,且图片采样频率低,气泡识别方法简单,仅进行了简单的圆度计算,因此无法实现油液的全流量在线监测。

西安交通大学的武通海、毛军红、谢友柏等在油液磨粒在线监测及分析领域也进行了长期深入的探索。自2005年始,该团队开发了一种基于磁沉积和图像分析,具有直读和联机分析功能的在线可视铁谱仪<sup>[12]</sup>,并开发了相应的图像采集与处理应用软件,给出了相对磨损碎片浓度的指数(Index of particle coverage area, IPAC)颗粒覆盖面积指数作为输出指标。该传感器将传统铁谱磨粒分析方法进行了扩展,利于电磁铁将管路中流动的铁磁性磨粒进行吸附,使其沉积于待测区域底部,再利用光学镜头对沉积磨粒进行观测与分析。在线可视铁谱仪可实现流动油液的在线监测,能采集一

定的磨损颗粒形态图像信息,但是还存在以下问题:(1)需要电磁铁,导致结构复杂,体积较大;(2)主要监测指标为磨粒覆盖面积,对磨粒信息的度量不够全面;(3)由于采用电磁铁吸附,导致磨粒重叠,链状排列等问题<sup>[13]</sup>,不利于后续磨粒图像分析等。

南京航空航天大学左洪福、李绍成等设计了一套基于显微图像分析和微泵进样的磨粒监测系统,对污染度及磨粒形态进行监测<sup>[14]</sup>。大连海事大学的郝延龙基于微流体与图像识别技术,提出了一种新的磨粒监测方法,可实现对油液污染度进行监测<sup>[15]</sup>。它们均采用微流道设计,且使用微量泵引流,流量适用范围有限,虽能采集到较为精细的磨粒图像,但也只适用于离线分析等对流量要求极低的情形,难以应用于实际工况中的大流量运行环境。从上述国内外现状也可以看出,目前的研究工作中也很少有涉及对油液中气泡干扰的研究。

针对上述问题,本文设计了一种可用于相对较大管径、流量和景深的油液光学监测系统,搭建了一套磨粒和气泡产生及监测的实验平台进行分析验证。针对磨粒监测过程中易受气泡干扰的问题,提出了一种基于方向梯度直方图(Histogram of oriented gradients, HOG)和支持向量机(Support vector machine, SVM)的磨粒气泡图像识别算法,通过该图像识别算法,实现了在较高流速下对磨损颗粒的相对大流量在线监测。

## 1 系统组成

### 1.1 在线光学图像监测系统

本文设计的在线光学图像监测系统包括:观测芯片、显微光学镜筒、光源、高速相机和图像采集与存储系统等,如图1(a)所示。其主要的工作流程为:在循环油路中,包含磨粒的油液流过观测芯片,再经过光学镜头、显微成像光路和高速工业相机等光学成像和采集系统,最终将采集到的磨粒图像存储至计算机存储介质,以供后续图像处理分析等操作。高速相机采用大恒MER-131-210U3C,分辨率为1 280 pixel×1 024 pixel,采集帧率最大为200帧/秒。由于采用高帧率相机及大视场光学系统,该监测系统理论上可对最大流量8 L/min的油液流体进行监测。

为了取得更好的透光性,更有效地对油液中的磨粒进行观测,笔者设计了一种方形透明玻璃流道用于循环油路监测中,如图1(b)所示。该流道采用浅深度、长宽度的设计,适配于显微光学系统的视场及景深特性。芯片两端为标准圆形管道,方便与润滑油路管道进行连接。

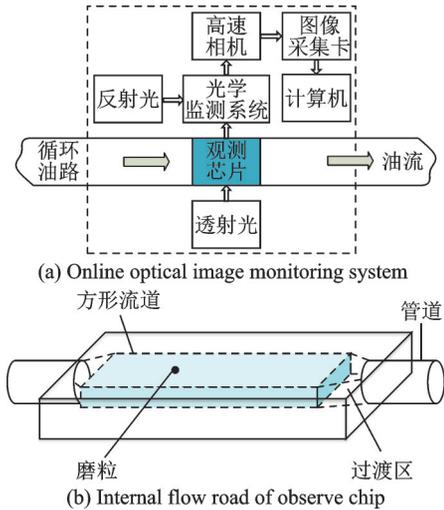
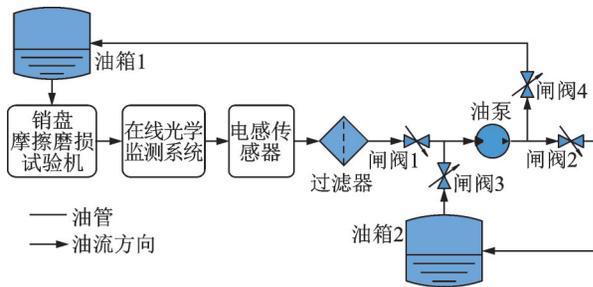


图1 在线光学图像监测系统及观测芯片

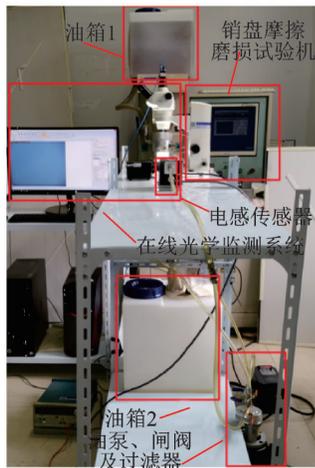
Fig.1 Online optical image monitoring system and observation chip

1.2 油液监测实验台

为了验证此在线图像监测系统的有效性,同时采集足量的气泡及磨粒样本进行图像分类训练,设计并搭建了如图2(a)所示的润滑系统在线监测实验平台。该实验平台主要由销盘摩擦磨损试验机,在线光学图像监测系统,过滤器、油箱(两个)、油泵、闸阀(4个)、控制器及作为验证的电感传感器等组成。实验平台实物图如图2(b)所示。其中销盘摩擦磨损试验机可实时模拟机械设备磨损过程,并在运行过程中产生大量磨损颗粒。



(a) Constructure of experimental platform



(b) Picture of experimental platform

图2 实验平台系统图及实物图

Fig.2 System diagram and physical diagram of experimental platform

2 磨粒识别算法介绍

2.1 基于HOG的图像特征提取

HOG算法是一种图像特征提取算法,它的实质是对图像中的梯度信息的分布统计,而由于梯度信息能很好地描述出对象的形状、纹理及边缘特征,使得HOG在图像分析领域相较于许多其他的特征表述具有其独特的优点。例如,通过HOG方法所提取的特征,能够对目标图像的光学和几何变化也能保持一定的稳定性。即使被检测目标物体的光照或方向等发生细微的变化,这些变化也基本不会影响到特征参数的提取及最终的检测效果,使其具有较高的检测精度及稳定性。正是由于HOG具有上述的一些优点,使得其目前已经广泛地被应用到物体检测等领域中<sup>[16]</sup>。

基于上述分析,本文设计了一种基于HOG的磨损颗粒图像特征提取方法,流程图如图3所示。

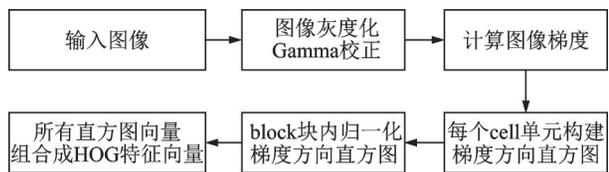


图3 HOG特征提取流程

Fig.3 Flow chart of HOG feature extraction

具体来说,HOG磨粒图像特征提取算法的步骤如下:(1)图像预处理-gamma空间标准化;(2)计算图像梯度;(3)计算每个单元格梯度直方图;(4)块内归一化及HOG特征收集。

2.2 基于SVM的分类技术

通过上述HOG处理,完成了图像特征参数的提取,下面将对后续的分类算法进行研究。

支持向量机由Vapnik于1979年最早提出,第一篇论文发表于1995年<sup>[17]</sup>。它的目标是在N维空间(N维特征向量)中找到一个超平面,该超平面可以明显地对数据点进行分离。因此,它被广泛应用于回归以及分类任务等。

设给定线性可分的样本集 $(x_i, y_i)$ ,SVM分类器的形式为

$$y = \text{sign} \left( \sum_{i=1}^N y_i \alpha_i K(x, x_i) + b \right) \quad (1)$$

式中: $x$ 为观测样本的特征向量; $y \in \{+1, -1\}$ 为类标签; $x_i$ 为第*i*个训练样本的特征向量; $N$ 为训练样本的数量; $K(x, x_i)$ 为核函数。分类模型的建立,就是通过训练学习过程,计算出权值参数 $\alpha = \{\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_N\}$ 。

### 3 基于HOG-SVM算法的磨粒识别

为了正确识别出在线光学图像监测系统中的磨粒和气泡,解决在油液磨粒监测过程中易受气泡干扰的问题,提出了一种基于HOG和SVM的磨粒气泡图像识别算法。磨粒气泡图像识别整体流程图如图4所示,即对于采集到的带标签磨粒及气泡图像样本,通过HOG特征提取和SVM分类器进行识别。下面对其中具体的步骤进行详细的介绍。

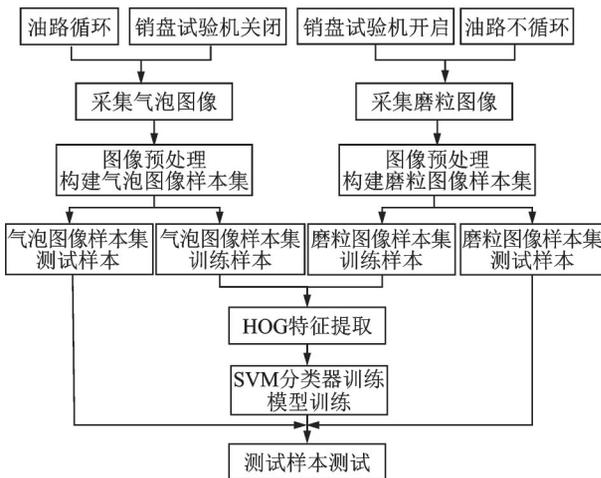


图4 磨粒气泡图像识别整体流程图

Fig.4 Flow chart of particle and bubble image recognition

#### 3.1 图像样本采集

为了验证本文所提出的磨粒识别方法,需要采集大量图像样本。所采集的原始图像分辨率大小为1 280 pixel×1 024 pixel。原始的磨粒和气泡图像及其局部放大图如图5所示,可以看出,仅凭肉眼观察很难区分出磨粒和气泡,且观测芯片上本身的一些污染物也会产生一定干扰。因此需要单独采集磨粒和气泡的图像,方便后续大量训练图像样本集的构建。

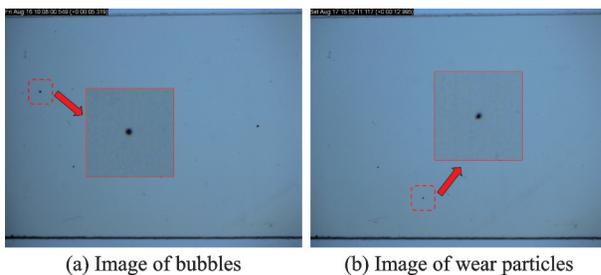


图5 气泡和磨粒原始采集图像

Fig.5 Original collected images of bubbles and wear particles

#### 3.2 样本预处理

由于原始图像像素尺寸较大,且在一幅图中可能同时存在几个磨粒或气泡,单张原始样本图像质量良莠不齐,影响后续的特征提取及分类识别。因此,

对于采集到的原始图像,需要进行图像样本预处理,并对每一个磨粒和气泡单独进行目标提取及存储。

本文采用背景差分法提取运动物体。背景减法是检测运动物体的一种广泛使用的方法。一般图像中的对象可以分为前景和背景,在本文中,图像前景中的关注区域是磨损颗粒。该方法的基本原理是从当前帧(粒子图像)和参考帧(背景图像)之间的差异中检测运动对象,该帧计算值为

$$H_D(x, y) = H_i(x, y) - H_B(x, y) \quad (2)$$

式中: $H_i(x, y)$ 为当前图像像素值, $H_B(x, y)$ 为背景图像像素值。设定阈值 $T$ ,则最终提取对象为

$$H_D(x, y) = \begin{cases} H_i(x, y) & |H_D(x, y)| > T \\ 255 & \text{其他} \end{cases} \quad (3)$$

采用大津法计算该阈值 $T$ 。

最后对于所有提取到的对象,保存为100 pixel×100 pixel的bmp格式图像。

#### 3.3 训练磨粒检测的流程

(1)通过上述实验采集及初步处理等步骤之后,得到充足的正负样本训练样本集。然后使用0-1标签对所有样本进行正负样本标记。本文中,所有磨粒样本标签标记为1,所有气泡样本标签标记为0。

(2)对于原始样本集图像,还需要裁剪至统一大小。本文中,所有样本图像调整至100 pixel×100 pixel大小。然后将所有采集处理后的正负样本数据随机分为训练集和测试集两部分。

(3)计算并提取出所有训练样本的HOG特征参数值。

(4)将所有训练样本的HOG特征及0-1输出结果代入SVM模型进行训练。训练过程完成之后,保存得到的最终分类模型。

(5)计算所有测试样本HOG特征,将提取的测试样本HOG特征输入上一步骤中保存的SVM最终分类模型,得到预测类别标签,与真实类别标签进行比较,得到分类准确度结果,分析该模型的实际分类效果。

### 4 实验及结果分析

#### 4.1 实验步骤

##### 4.1.1 样本采集

为了采集大量实验样本,设计并搭建了实验平台,采集足够的图像样本用于后续实验分析。实验开始前,先对干净的油液图像进行采集并保存为背景图,用于后续颗粒和气泡检测。

当采集气泡图像时,实验使用全新的洁净润滑

油,关闭销盘试验机,打开闸阀1、4,关闭闸阀2、3(参见图2(a)),打开油泵,进行整个回路的循环运行。油液在循环过程中,由于其在油箱里的扰动,会不断产生气泡,而由于是新油,且通过过滤器过滤后,油液中没有磨粒,只存在扰动过程中产生的气泡。

当采集到足够的气泡图像样本之后,可进行磨粒图像的采集。每次实验前,先将油箱1中润滑油静置2 h,使油中所有气泡消失耗散。此时打开油泵运行油液系统,发现采集图像全部为油液背景图像且其中无气泡,证明该系统可用于采集纯磨粒样本。然后打开阀1、2,关闭阀3、4,打开销盘试验机并运行。此时油路不循环,只能单向平稳流动,油液在经过图像监测系统时没有气泡,只有销盘试验机运行过程中产生的磨损颗粒。将如图2所示的油箱1中所有存油单向转移至油箱2中后,一次实验结束。

为了证明本实验方案的有效性,在油路中串联加入电感传感器进行验证。电感传感器是一种成熟的油液颗粒传感器,能对油液中的磨粒进行识别,而对气泡不产生信号反应。在分别进行上述气泡图像采集以及磨粒图像采集的过程中,采集电感传感器信号如图6所示。其中图6(a)为采集气泡图像时的电感传感器信号,可以看到信号平稳无明显脉冲,可认为信号均为背景噪声,无磨粒信号,所采集的图像均为气泡图像无磨粒图像。图6(b)为

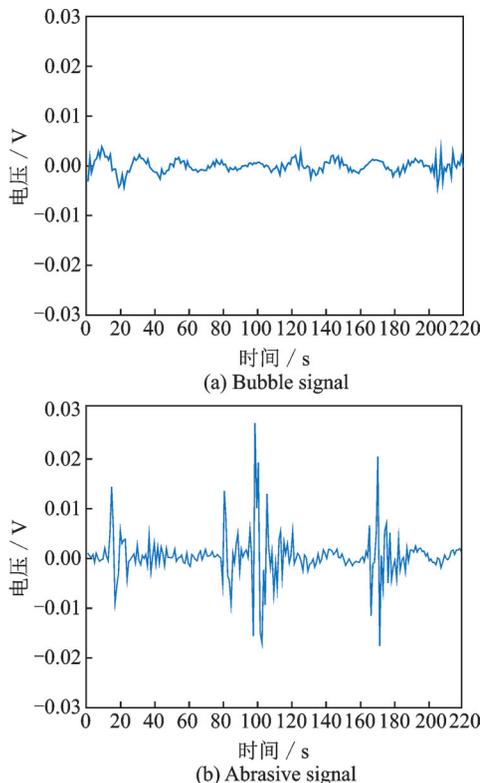


图6 电感传感器信号

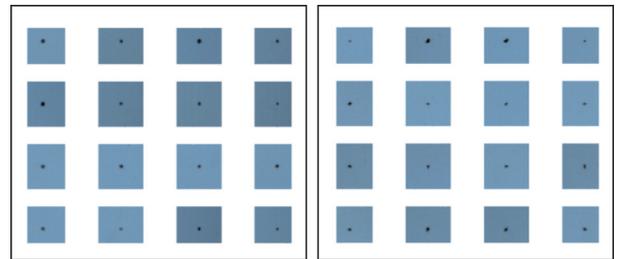
Fig.6 Inductive sensor signal

采集磨粒图像时的电感传感器信号,可以看到存在明显脉冲,此脉冲为磨粒信号,即此过程中产生了大量磨损颗粒。

#### 4.1.2 样本预处理

应用背景差分及大津算法提取运动磨粒和气泡图像,实验共提取了4 500张磨粒图像和4 500张气泡图像。图7(a)为其中16张气泡图像示例,图7(b)为16张磨粒图像示例。

在这些图像样本中,会存在一张图片里有多对象的情况。但由于分割的样本单元非常小,仅为100 pixel×100 pixel的大小,因此存在多对象的单样本也极少。在对样本图像进行标签的过程中,人为地剔除掉这些少数存在的多对象图像样本,以便后续获取更准确的分类模型。



(a) Sample images of bubble (b) Sample images of wear particle

图7 气泡和磨粒样本图

Fig.7 Bubbles and wear particles sample diagram

#### 4.1.3 HOG特征参数提取

对于每一个样本提取HOG特征,图8(a,b)和(c,d)分别为一磨粒与气泡样本的灰度图(100 pixel×100 pixel)及其HOG特征矢量图。此图选取单元格cell大小为10×10,直方图bin个数为9。作出HOG特征值的三维图如9所示,图9(a)为磨粒HOG特征,图9(b)为气泡HOG特征,可以明显看出只有中间block位置具有较高梯度值,其他背景位置梯度值较小。从磨粒与气泡的HOG特征图中也可以看出它们所存在的区别。

#### 4.1.4 SVM分类模型构建

提取所有9 000个样本的HOG特征值,将其分为8 000个训练样本(4 000个气泡,4 000个磨粒)和1 000个测试样本(500个气泡,500个磨粒),将训练样本中提取的HOG特征作为输入,训练SVM分类器并保存得到的分类模型。

#### 4.2 模型参数优化

HOG的主要参数为单元格cell大小以及直方图bin个数的选取。现枚举不同的cell及bin值大小得到一系列HOG特征值并代入SVM进行训练,最后通过测试样本测试出分类精度,得到了如图10所示的分类精度图。

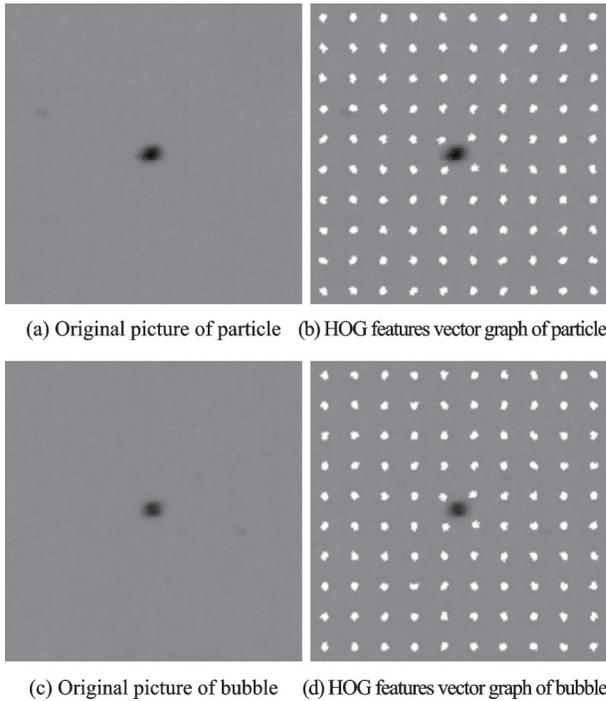
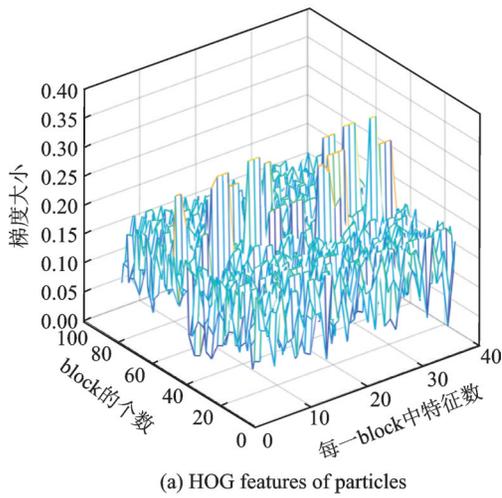
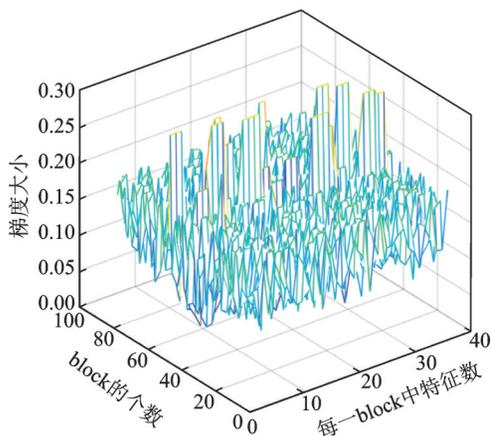


图 8 磨粒、气泡原图及 HOG 特征矢量图

Fig.8 Wear particle, bubble original image and HOG feature vector diagram



(a) HOG features of particles



(b) HOG features of bubbles

图 9 磨粒及气泡 HOG 特征

Fig.9 HOG characteristics of abrasive particles and bubbles

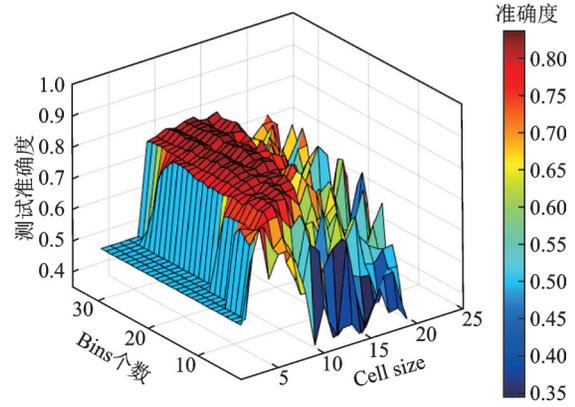


图 10 各参数测试准确度

Fig.10 Test accuracy under different parameters

从图 10 中可以看出,当 cell 取值为 9,bin 取值为 20 时,测试样本的分类准确度达最高。具体为,500 个气泡图像有 440 个正确识别,500 个磨粒图像有 398 个正确识别,准确率为 83.8%。

### 4.3 与其他识别方法对比

对于磨粒的特征提取,传统方法一般采用基于形态学的磨粒特征参数提取,本文参考以往经典磨粒形态学分析方法,提取了磨粒分类中常用的 13 个形态学和颜色特征参数<sup>[18-19]</sup>(面积、等效圆直径、长轴长度、短轴长度、长短轴比、圆度、周长、RGB 颜色均值和标准差等),与 HOG 特征参数进行对比。

另外,为验证 SVM 算法有效性,实验采用了 K 最近邻(K-nearest neighbor, KNN)分类方法进行对比。KNN 是一种较为成熟且使用广泛的分类算法,它是通过测量不同特征值之间的距离来进行分类。最终经过实验测试并分析计算相应实验结果得到 4 种方法的测试样本数据分类精确率如表 1 所示。

表 1 分类准确度

Table 1 Classification accuracy

算法	分类准确率/%
形态学特征参数+SVM	73.4
形态学特征参数+KNN	74.2
HOG+KNN	67.3
HOG+SVM	83.8

由表 1 可以看出,4 种特征提取及分类方法中,HOG 特征和 SVM 分类算法具有最高的测试样本分类准确率,相较于形态学特征参数+SVM、形态学特征参数+KNN、HOG+KNN 等方法识别精度提升明显,可达 83.8%。

## 5 结 论

本文设计并构建了一套大管径、大流量和高景深的光学监测系统,可实现磨粒图像在线监测。设计并搭建了一套油液监测试验台,可实现磨粒与气

泡的图像分时采集。通过背景差分和天津算法提取磨粒及气泡图像,应用HOG特征提取和SVM分类算法,实现磨粒和气泡的分类,排除磨粒图像监测过程中的气泡干扰。实验结果表明,所提出的基于HOG和SVM的磨粒图像在线监测方法,相比于传统的基于形态学的特征参数提取,以及基于KNN的分类算法,该算法具有更高的识别准确率,可达83.8%。

虽然本文设计搭建的光学监测系统、油液监测试验台和特征提取及分类图像处理算法在油液监测中取得了一定的实用效果,能实现对磨粒数量和大小的监测,但由于缺乏精细的图像纹理信息,导致较难精细区分出具体的磨粒类型。后续工作将进一步提高图像采集的精度,获取更多图像纹理信息以及更多图像样本,基于高质量图像以及大样本数据,探索基于深度学习的磨粒识别方法,聚焦于获得更准确更全面的磨损颗粒信息及设备磨损状态。

#### 参考文献:

- [1] 温诗铸. 摩擦学原理[M]. 北京:清华大学出版社, 1990: 301-302.  
WEN Shizhu. Principles of tribology[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 1990: 301-302.
- [2] 马敏,王涛,王力. 基于深度学习的滑油监测方法研究[J]. 推进技术, 2020, 275(5): 205-213.  
MA Min, WANG Tao, WANG Li. Research on monitoring method of lubricating oil based on deep learning[J]. Journal of Propulsion Technology, 2020, 275(5): 205-213.
- [3] YAN L, SHIZHU W, YOUBAI X, et al. Advances in research on a multi-channel on-line ferrograph[J]. Tribology International, 1997, 30(4): 279-282.
- [4] REINTJES J, TUCKER J E, THOMAS S E, et al. Lasernet fines wear debris analysis technology: Application to mechanical fault detection[J]. AIP Conference Proceedings, 2003, DOI: 10.1063/1.1570320.
- [5] HONG W, WANG S, TOMOVIC M M, et al. A new debris sensor based on dual excitation sources for online debris monitoring[J]. Measurement Science and Technology, 2015, 26(9): 1-12.
- [6] ZHE J, CHOY F K, MURALI S V, et al. Oil debris detection using capacitance and ultrasonic measurements[C]//Proceedings of ASME/STLE 2007 International Joint Tribology Conference, Parts A and B. San Diego, USA: ASME, 2007: 113-115.
- [7] MURALI S, JAGTIANI A V, XIA X, et al. A microfluidic Coulter counting device for metal wear detection in lubrication oil[J]. Review of Scientific Instruments, 2009, 80(1): 7-22.
- [8] DU L, ZHE J. An integrated ultrasonic-inductive pulse sensor for wear debris detection[J]. Smart Materials and Structures, 2013, 22(2): 1-9.
- [9] 龚小龙,田洪祥,孙云岭,等. 遮光法颗粒计数器测量结果的影响因素研究[J]. 润滑与密封, 2016, 41(8): 133-135.  
GONG Xiaolong, TIAN Hongxiang, SUN Yunling, et al. Influencing factors on measurement results of light extinction particle counters[J]. Lubrication Engineering, 2016, 41(8): 133-135.
- [10] LUKAS M, ANDERSON D, SEBOK T, et al. LaserNet fines—a new tool for the oil analysis toolbox[J]. Practising Oil Analysis, 2002, 1: 1-8.
- [11] SCHOMANN L, MATZ G, ROBKEN N, et al. OILPAS-online imaging of liquid-particle-suspensions—how to prevent a sudden engine breakdown[J]. SAE International Journal of Fuels and Lubricants, 2010, 3(2): 336-345.
- [12] WU T H, MAO J H, WANG J T, et al. A new online visual ferrograph[J]. Tribology Transactions, 2009, 52(5): 623-631.
- [13] WU H, WU T, PENG Y, et al. Watershed-based morphological separation of wear debris chains for online ferrograph analysis[J]. Tribology Letters, 2014, 53(2): 411-420.
- [14] 李绍成,左洪福,张艳彬. 基于图像的磨粒在线监测系统关键技术研究[J]. 摩擦学学报, 2008, 28(5): 457-462.  
LI Shaocheng, ZUO Hongfu, ZHANG Yanbin. Research on key technologies of image-based on-line monitoring system for wear debris[J]. Tribology, 2008, 28(5): 457-462.
- [15] 郝延龙. 基于微流体与图像识别技术的润滑油磨粒分析方法[D]. 大连:大连海事大学, 2017.  
HAO Yanlong. Recognition for particles in lubricating oil based on microfluidics and image processing technology[D]. Dalian: Dalian Maritime University, 2017.
- [16] DALAL N, TRIGGS B. Histograms of oriented gradients for human detection[C]//Proceedings of 2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. San Diego, USA: IEEE, 2005: 886-893.
- [17] VAPNIK V, GUYON I, HASTIE T. Support vector machines[J]. Mach Learn, 1995, 20(3): 273-297.
- [18] 陈果,左洪福. 润滑油金属磨粒的分类参数研究[J]. 航空学报, 2002, 23(3): 279-281.  
CHEN Guo, ZUO Hongfu. Classing parameter's study of lubricating oil metal debris[J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2002, 23(3): 279-281.
- [19] 吴振锋,左洪福,杨忠. 磨损微粒显微形态学特征量化描述体系[J]. 交通运输工程学报, 2001, 1(1): 115-119.  
WU Zhenfeng, ZUO Hongfu, YANG Zhong. The Quantification character parameter system of debris micrography[J]. Journal of Traffic and Transportation Engineering, 2001, 1(1): 115-119.