

旋挖钻机设备油液智能分析与健康监测^{*}

任 松， 徐雪茹， 欧阳汛， 王小书
(重庆大学煤矿灾害动力学与控制国家重点实验室 重庆,400030)

摘要 为了提高油液中与设备运行状态相关信息的提取效率,获取更为完整的信息来评估设备的当前状态,提出一种设备油液监测技术——全谱技术。基于全谱法制备油液污染颗粒全谱片,首先,利用图像分割技术、自动计数算法、模糊支持向量机模型实现谱片分析流程的自动化,完成谱片信息的智能提取,以此获取反映设备运行状态的关键信息;其次,将该技术应用到旋挖钻机设备的状态监测诊断中,通过对设备液压油、齿轮油中悬浮颗粒的定性、定量分析,实现了设备当前润滑、磨损状态的定性评估,为旋挖钻机的维修维护提供了指导。结果表明,油液全谱技术能够完整、快速、准确地提取油液中包含的信息来反映设备的运行状态,具有检测效率高、分析内容丰富的特点,可进一步推广应用到其他设备的油液监测诊断工作中。

关键词 全谱技术;旋挖钻机;图像分割;自动计数算法;模糊支持向量机;状态监测
中图分类号 TH17; TU607

引 言

机械设备的故障诊断工作是当前设备维修维护环节的重要内容,现有的故障诊断技术已经可以实现在不拆机的情况下通过相关信号的捕捉来间接判断设备的运转是否正常,以此来指导设备维护工作的时间和内容,减少非计划性停机大修次数,延长设备的使用时间。振动监测、油液监测及温度监测都是目前广泛应用的设备故障诊断技术^[1-4]。对于以磨损为主要失效形式的工程机械而言,润滑油作为降低摩擦磨损的主要介质,设备一旦产生异常磨损征兆,油液信号总能先于振动信号和温度信号被探测,且信号的提取受外界环境的干扰小,更适合于监测运行工况复杂、运行环境恶劣的机械设备。

油液磨粒分析技术是油液监测技术的重要内容,以磨粒铁谱分析技术为研究热点^[5-7],然而目前铁谱分析技术存在耗时长、流程复杂的特征,使得该项技术在理论上取得的先进成果难以系统地应用到实际工程中。除此之外,由于铁谱技术采用磁性原理提取磨粒,导致该技术对油液中非磁性颗粒的检测灵敏度较低,后续分析环节也只以金属磨粒为主,对油液信息的提取始终不够完整。美国超谱公司开发了自动磨损颗粒分析仪(lasernet fines,简称

LNF)^[8-9],该仪器虽然很大程度上解决了铁谱技术存在的问题,但由于其采用图像映射获取颗粒图像,在颗粒的类别判断上仅以尺寸特征为主,并未有效地融合铁谱磨粒识别的优势。任松等^[10]提出了一种以磨粒分析为核心的油液分析方法,该方法可以同时提取油液中的磨损颗粒和污染物,且颗粒之间有较好的分散度,充分降低了信息提取环节的难度,使得该技术成为一种发展潜力十足的油液磨粒分析技术。

重庆某集团 SR280R 型旋挖钻机设备在前期运行过程中发生过不少突发性停机故障事故,多数严重故障均系轴承、齿轮等零部件发生小损伤但并未及时检测出,致使设备长期带伤运转,使得小磨损转化为大故障,最终造成设备的功能性失效。为了及时发现设备内部产生的异常信息,实时监测设备的健康程度,以前期授权专利技术^[10]为指导,通过引入计算机图像处理技术、模式识别技术,笔者提出一种能够实现分析流程智能化的新型技术——油液全谱分析技术,以期实现定性、定量分析的结合,提高油液检测工作的效率与准确度。将该技术应用于旋挖钻机设备进行油液监测,以达到全方位评估旋挖钻机运行状态的目的,避免设备在未知的亚健康状态下长期带伤运转,为磨损故障诊断奠定基础。

^{*} 国家自然科学基金资助项目(51774057)
收稿日期:2018-04-23;修回日期:2018-08-05

1 油液全谱分析技术简介

1.1 油液全谱技术基本原理

油液全谱技术包括全谱片制备与谱片信息自动提取等基本内容,首先将油液中的悬浮颗粒沉积在玻璃基片上制成全谱片,然后对全谱片进行分析,完成谱片信息的自动提取,以此为基础来评价设备当前的运行工况。

1.2 全谱技术主要内容

油液全谱分析技术的开展包括全谱片制备、磨损图像获取及全谱信息自动提取等环节。以油样为分析对象,各环节的主要内容如下。

1) 全谱片制备。油液全谱分析由全谱片提供信息,对待分析油样,通过加热振荡、稀释、过滤、溶解、烘干固定一系列流程制备全谱片。

2) 磨损图像获取。全谱片制备完成后,利用双光源显微镜及图像采集装置采集磨损图像。全谱片上沉积有摩擦副相对运动产生的金属磨粒、油品自身老化变质微粒及外界混入的污染物三类颗粒。根据各类颗粒在光学显微镜下呈现出的形态差异,图像采集工作主要在红色反射光、白色反射光、绿色透射光及偏振光下进行,以便充分利用光源信息来实现金属磨粒与非金属颗粒单独分析的目的。

3) 全谱信息智能提取技术。油液中悬浮颗粒的整体信息和个体信息都能反映设备的运行状态,因此全谱信息包括颗粒宏观沉积特征及单个磨粒信息两部分。宏观沉积特征主要表现为颗粒的数量分布情况及颗粒分布在谱片上的覆盖率。如果宏观特征提取结果显示油液中分布有粒径较大的金属磨屑,则有必要对其进行进一步分析来确定摩擦副可能存在的磨损形式,从定性的角度来补充量化分析下的信息缺失。

1.3 全谱技术开展流程

针对拟监测设备,基于油液全谱分析技术进行设备状态评估的流程如图 1 所示。

2 基于全谱技术的旋挖钻机油液信息提取

2.1 旋挖钻机油液监测方案确定及现场油样采集

旋挖钻机设备自投产以来长期从事基础施工作业,施工环境复杂,目前已使用 5 000 h 左右。综合

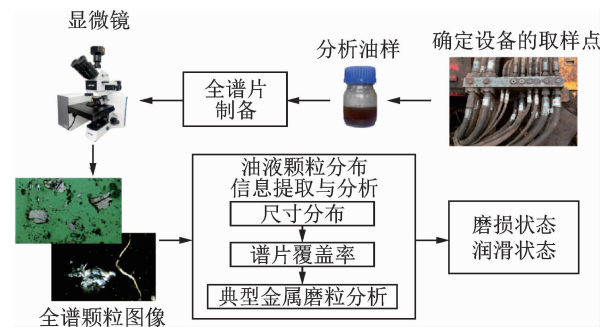


图 1 全谱技术开展流程

Fig. 1 Implementation flow of filtergraphy technology

考虑维修成本及故障发生率,对设备的液压系统和传动装置分别设立取样点,选择行走减速机(左)、行走减速机(右)、主卷扬减速机、主卷扬马达、动力头马达及加压卷扬马达 6 个部位开展取样工作,油样使用时间与换油间隔的比率依次为 0.072,0.072,1.176,0.22,0.22,0.22。为确保油样代表性,取样操作严格遵守《石油液体手工取样法》^[11],取得的油样依次编号为 I~VI。

2.2 油液全谱片制备及全谱图像获取

以 1 mL 油样为分析量,根据制谱流程制备全谱片。图 2(a,b)分别为主卷扬减速机、动力头马达油样谱片在白色反射光/绿色透射光,100X 放大倍数下的典型视场示例。利用红色反射光/绿色透射光、偏振光依次对磨粒沉积区域进行全域扫描,获取全谱图像。

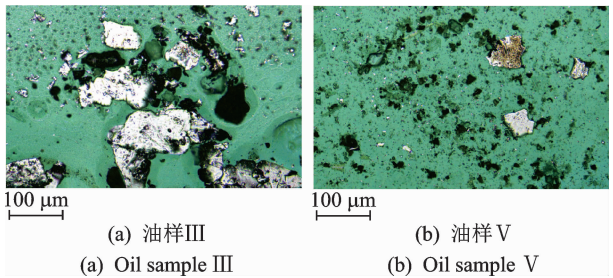


图 2 旋挖钻机油样的全谱图像示例

Fig. 2 Filtergraphy image of rotating drilling rig oil sample

2.3 油样宏观沉积特征提取技术

磨粒的宏观沉积特征基于全域扫描获取的全谱图像进行。在红色反射光/绿色透射光下,游离金属磨粒及氧化物在绿色背景下呈现出红色至暗红色,而非金属颗粒主要以透明状为主,利用颜色差异可以在该图像上只提取金属磨粒的分布信息。非金属颗粒可以在偏振光图像下进行提取,此时非金属结晶体、纤维、砂粒等颗粒都会显示出组织结构及固有色彩。笔者提出基于图像分割技术完成目标区域自

动计数的方法,实现颗粒数量分布及谱片覆盖率的统计工作,该过程主要在 Matlab 平台上完成。

2.3.1 金属磨粒图像的分割技术

对于金属磨粒的提取,提出磨粒图像的 3 次分割法,基于颜色模型(hue, saturation, value, 简称 HSV)空间的彩色图像一次分割、基于标记分水岭算法的图像二次分割及基于蚁群聚类算法的图像 3 次融合,具体分割步骤如下。

1) 将红色反射光/绿色透射光图像(图 3(a))从三基色(red, green, blue, 简称 RGB)颜色空间转化到 HSV 颜色空间^[12],提取红色(包括暗红色)目标物。在 HSV 空间中,红色区域在 h 值上分布在固定的区间。通过获取 H 分量与 V 分量的颜色分布直方图(如图 3(b,c)所示),确定红色区域的阈值在 $[0,1)$ 区间内分布在 2 个端点值附近。检测待分割图像的 H 分量直方图在 $[0,0.2)$ 及 $[0.8,1.0)$ 区间内的波谷点,根据一阶差分及概率的最小值点即可确定亮红色区域的阈值点。为了让暗红色区域也获得分割,利用 V 分量信息进行补充, V 分量的分割阈值在颜色直方图上分布在 $[0.1,0.2)$ 区间内,依次检测该区间内二阶差分的最小值点和最大值点,由此确定 v 值分布的合理区间。图 3(a)的阈值确定为 $(0 \leq h \leq 0.167) \mid (h \geq 0.947) \mid (0.102 \leq v \leq 0.150)$,最终获得只包含金属颗粒的一次分割图像,如图 3(d)所示。

2) 标记一次分割图像中的所有目标颗粒,提取目标颗粒的长轴 a_x 。为保证后续信息提取环节的准确性,需要对一次分割后的连接颗粒进行二次分

割。考虑到油液中典型磨损机理下产生的异常磨粒尺寸大多超过 $20\text{ }\mu\text{m}$,连接颗粒的尺寸最小分布在 $50\text{ }\mu\text{m}$ 附近,这类磨粒是后续分析工作的目标体,因此以 $50\text{ }\mu\text{m}$ 为尺寸分界点,将一次分割图像划分为 $a_x \geq 50\text{ }\mu\text{m}$ 及 $a_x < 50\text{ }\mu\text{m}$,只针对 $a_x \geq 50\text{ }\mu\text{m}$ 的图像进行二次分割。首先结合原磨粒图像获取 $a_x \geq 50\text{ }\mu\text{m}$ 的彩色图像,对该图像进行标记分水岭分割^[13],获取目标颗粒的二次分割图像,如图 3(e)所示。

3) 为了解决标记分水岭算法存在的过分割问题,对二次分割图像采用蚁群聚类算法^[14]实现区域的合并。将合并后的图像与步骤 2 中 $a_x < 50\text{ }\mu\text{m}$ 的图像进行叠加,得到 3 次分割图像,即为最终分割图像(图 3(f)),图像的前景均为金属磨粒。

2.3.2 非金属颗粒图像的分割技术

偏振光图像背景相对简单,基于 HSV 空间中的 V 分量即可将暗色背景下的亮系颗粒区分出来。具体分割步骤如下。

1) 将偏振光图像(图 4(a))从 RGB 颜色空间转换到 HSV 颜色空间,利用 V 分量对原始图像进行分割,提取图像中的目标前景,分割图像如图 4(b)所示。

2) 标记分割图像中的所有目标区域。由于纤维类相互重叠交叉,统计其数量并无意义,首先将其去除,主要方法如下:提取目标区域的面积与周长,基于区域矩形度参数 A_p 将纤维类提取出来。矩形度定义为 $A_p = \sqrt{A}/P$, A 为区域的面积, P 为区域的周长,颗粒越细长, A_p 值越小。对纤维的 A_p 值进行统计,将 $A_p \leq 0.15$ 的颗粒认定为纤维类,由此获取颗粒状非金属的分割图像,如图 4(c)所示。

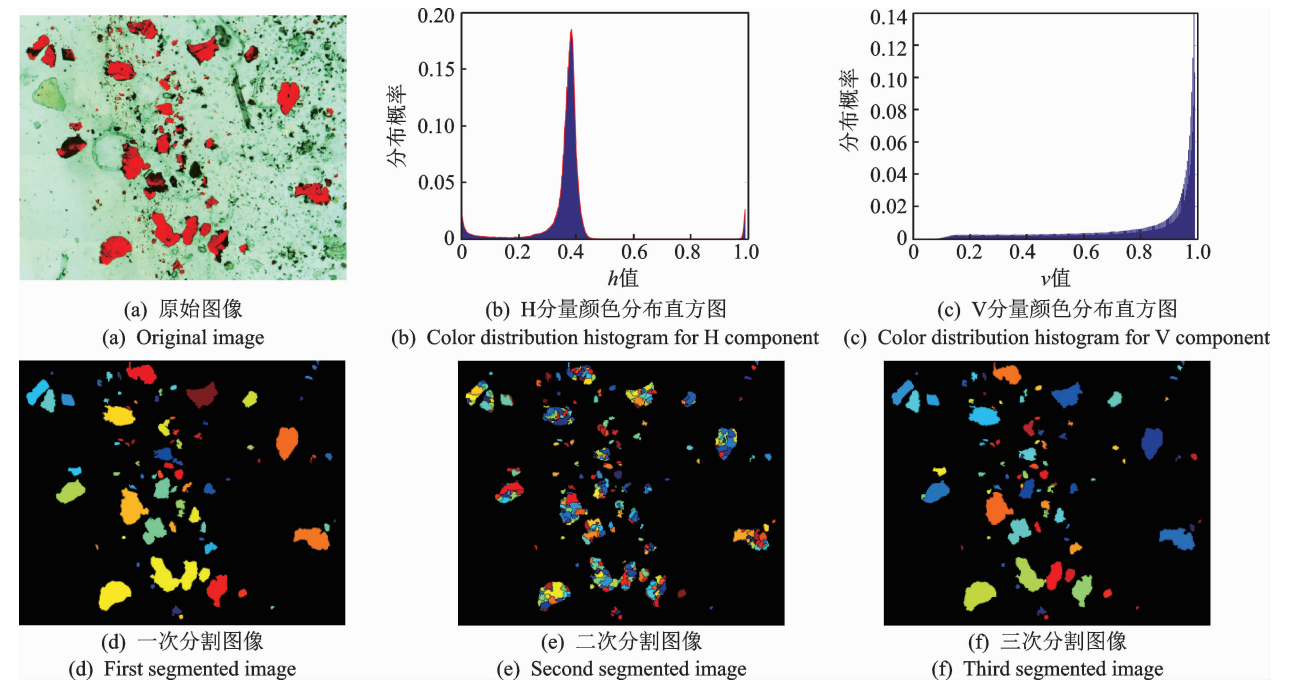


图 3 金属磨粒图像分割示例
Fig. 3 Image segmentation of metal wear debris

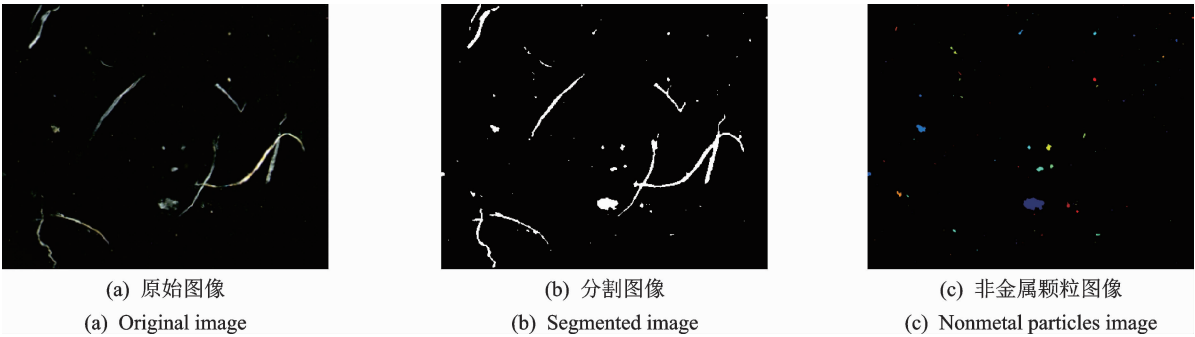


图 4 非金属颗粒图像分割示例

Fig. 4 Image segmentation of nonmetal wear debris

2.3.3 宏观分布特征提取技术

宏观沉积特征的提取工作基于分割后的二值图像进行,将前景标记为 1,背景标记为 0,数量分布信息 N_d 与谱片覆盖率 A_d 的提取公式如下

$$N_d(s) = \sum_{m_k \in s} k \tag{1}$$

$$A_d(s) = \frac{\lambda^2 \sum_k (\sum_i \sum_j m_k(i,j))}{\pi r^2} \tag{2}$$

其中: $s = \{s(d) \mid d_1 < s(d) < d_2\}$ 为尺寸范围, d_1, d_2 为颗粒的尺寸大小(μm),可根据情况选择; m_k 为 s 范围内的第 k 个磨粒; $m_k(i,j)$ 为磨粒 k 在 (i,j) 点的像素值; λ 为像素比例尺,单位为 $\mu\text{m}/\text{像素}$; r 为滤膜的有效半径(μm)。

2.4 油样中典型金属磨粒的分析

对于宏观特征提取中尺寸 $>20 \mu\text{m}$ 的金属磨粒需要进一步分析。为了获取磨粒的表面形貌及金属原色,分析工作在白色反射光/绿色透射光源下进行,按如下规则开展:统计金属磨粒在 $>100 \mu\text{m}$, $50 \sim 100 \mu\text{m}$, $20 \sim 50 \mu\text{m}$ 三个范围内的分布数量,首先识别 $>100 \mu\text{m}$ 区间的磨粒,如果数量小于 50 个,则需要进行下一尺寸范围的识别工作,否则停止识别。

受磨损机理指导,摩擦副产生的金属磨粒可以划分为金属氧化物、切削磨粒、严重滑动磨粒、滚动疲劳磨粒、滚滑复合磨粒 5 类,记 5 类磨粒依次为类别 1~类别 5。为了提高磨粒识别工作的效率及准确程度,提出基于模糊支持向量机(fuzzy support vector machine,简称 FSVM)^[15-16] 的磨粒自动识别模型,在 Matlab 平台上完成分类器的构造与训练。

2.4.1 磨粒分类器的设计与测试

选取 200 个训练样本,各类磨粒 40 个,提取磨粒的颜色特征、形状尺寸特征、边缘细节特征及表面纹理特征,形成 21 维特征参数体系。参考文献[17]将训练样本集转化为模糊样本集作为输入向量,分类结果作为输出向量,训练 FSVM 分类器,模型的

参数基于粒子群算法^[18]实现自适应调整。为了提高模型训练速度与分类精度,对于类别 1 仅选择颜色特征作为输入向量;类别 2 选择形状尺寸、边缘细节特征参数作为输入向量;类别 3、类别 4 和类别 5 选择除颜色特征以外的特征参数作为输入向量,完成模型的训练。训练完成后,随机选择 100 个已知类别的磨粒进行测试。结果表明,该模型对训练样本的识别率为 94%,对测试样本的识别率为 92%,模型的性能满足工程需求。对于未知类别的磨粒,利用该模型进行自动识别的流程如图 5 所示。

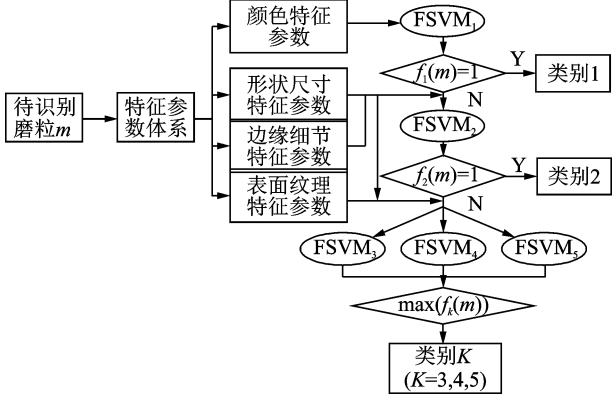


图 5 典型金属磨粒识别流程

Fig. 5 Recognition process of typical metal wear debris

2.4.2 识别界面开发

为了方便磨粒识别工作的开展,基于训练好的分类模型,利用 Qt 与 Matlab 混合编程的方法开发了磨粒自动识别界面,如图 6 所示。

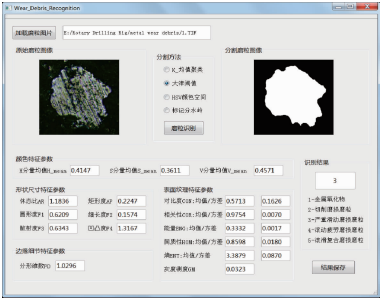


图 6 金属磨粒识别界面

Fig. 6 Metal wear debris recognition GUI

3 油样分析结果

3.1 油液理化指标检测结果

为了对油品状态进行初步评估,首先对分析油样进行理化指标检测,考虑到取样体积及指标代表性,仅对分析油样进行黏度检测。油样 I ~ III 为 GL-5 重负荷车辆齿轮油,油样 IV ~ VI 为 L-HM46 抗磨液压油,其黏度变化率依次为 - 8. 50%, - 5. 44%, - 56. 88%, - 3. 31%, - 3. 42% 和 - 2. 98%。结果表明,除主卷扬减速机齿轮油的黏度出现明显下降以外,其他油液黏度变化率均未达到换油指标的警戒值。

3.2 油样宏观沉积特征提取结果

油样 I ~ VI 宏观沉积特征的提取结果如图 7 所示,黑色线对应于数量分布情况 N_d ,红色线对应于谱片覆盖率 A_d 。图 7(a)为金属磨粒的分布统计图,以 $10\text{ }\mu\text{m}$ 为梯度,6 个油样的 N_d 显示出相同的趋势,磨粒尺寸越大,分布数量越少。齿轮油中以油样 III 的颗粒分布最为密集;其次为油样 II 中金属磨粒数量分布;油样 I 分布最为稀疏,只有极个别尺寸异常的磨粒存在。液压油中,油样 VI 的金属磨粒分布

最多,但明显少于齿轮油,油样 V 与油样 IV 的数量依次减少,以油样 IV 最为清洁。

图 7(b)为非金属颗粒的提取结果, N_d 与 A_d 的分布表现出相同的趋势,均随着梯度区间端点值的增大逐渐减少。油样 II、油样 V 与油样 VI 中出现大量非金属晶体颗粒,均分布在较小的尺寸范围内,油样 III 虽然金属磨屑分布致密,但非金属颗粒分布较少,油样 I 和 IV 受污染情况最轻。

宏观沉积特征提取结果表明,旋挖钻机当前处于亚健康状态。齿轮油和液压油中均出现较多的固体颗粒污染物,且每个油样的分布情况各不相同,定时维修策略无法同时满足各个部位的维护需求。旋挖钻机设备各个单元的健康状态会随着设备的运转逐渐差异化,只有开展模块化式的监测,才能保证最恰当的维护活动,提高设备利用率。

3.3 油样异常金属磨粒的分布结果

宏观沉积特征的提取结果表明 6 个油样中均存在异常大的金属磨粒,对这类磨粒进一步分析。表 1 为油样中各类金属磨粒的具体分布情况。识别结果表明:就齿轮油而言,滚动疲劳磨粒的数量最多,出现片状、卷曲状及块状等形态,表面出现孔洞、麻点,滚滑复合磨粒、严重滑动磨粒的分布次之,只有少量的切削磨粒存在,且尺寸均在 $50\text{ }\mu\text{m}$ 以内。

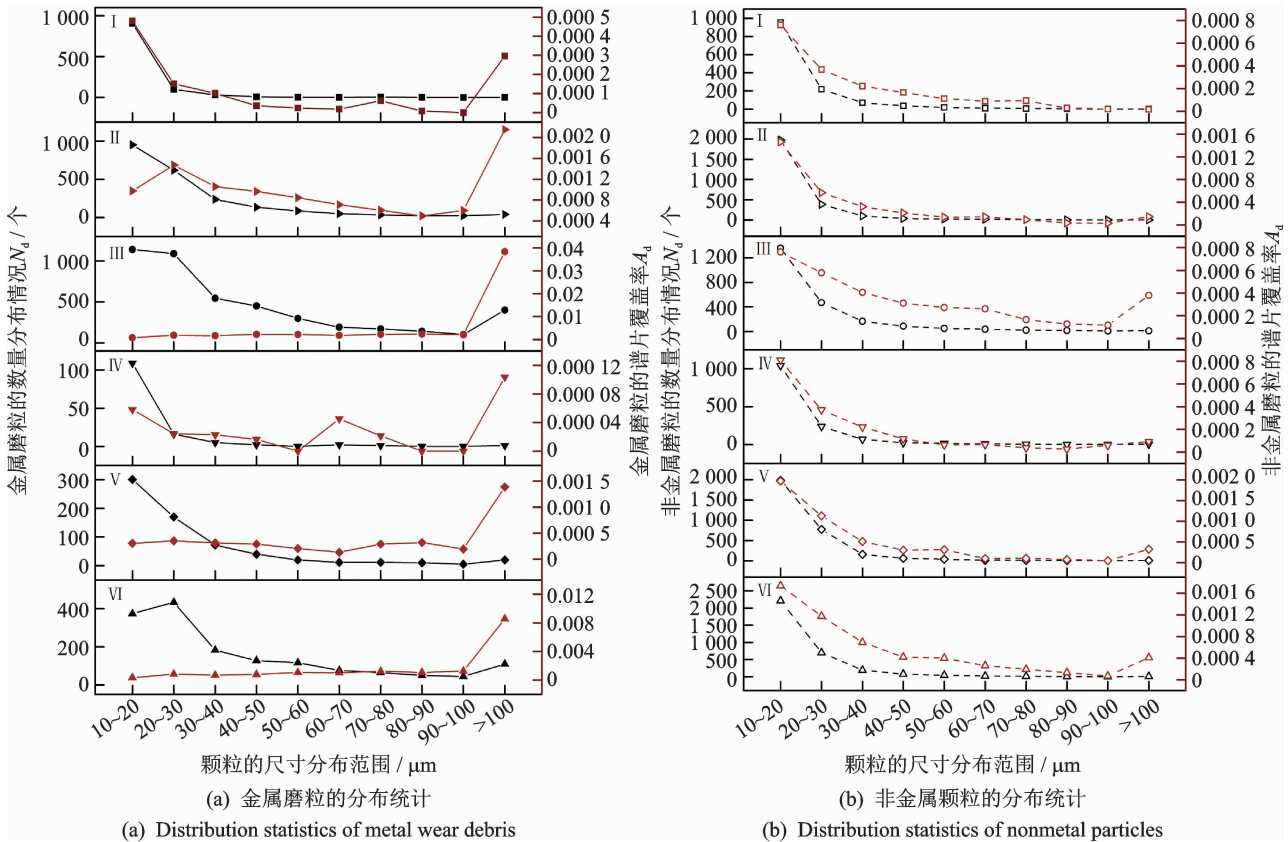


图 7 旋挖钻机油样宏观沉积特征提取结果
Fig. 7 Extraction results of macro deposition characteristics of oil samples from rotary drilling rig

表 1 异常金属磨粒的类别统计
Tab. 1 Category statistics of abnormal metal wear debris

尺寸范围 油样编号	>100 μm						50~100 μm				20~50 μm	
	I	II	III	IV	V	VI	I	II	IV	V	I	IV
金属氧化物数量分布	1	18	109	1	12	23	3	32	2	28	43	21
切削磨粒数量分布	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	8	0
严重滑动磨粒数量分布	0	0	5	0	0	6	0	11	0	4	5	0
滚动疲劳磨粒数量分布	0	11	229	0	8	72	1	124	1	23	82	2
滚滑复合磨粒数量分布	0	10	57	0	0	8	2	38	0	2	0	0
磨粒总数量分布	1	39	400	1	20	109	6	207	3	57	138	23

油样 I 中的切削磨粒相对较多,呈针状、月牙状;油样 II 中出现较多的滚滑复合磨粒;油样 III 中大量磨粒表面出现高温黏着磨损下的典型形态,同时也分布有较多氧化物,多为黑色氧化物。液压油中金属磨粒的分布状态明显不同于齿轮油,以金属氧化物分布最为密集,出现红色锈蚀颗粒,红色、黑色氧化物呈团状堆积的形态,游离金属磨粒以疲劳磨粒为主,多呈较薄块状与片状,表面较为光滑。油样中的典型磨粒如图 8 所示。

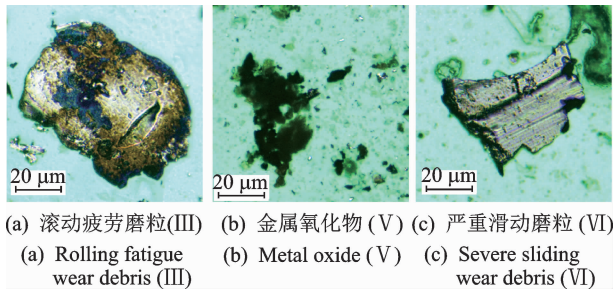


图 8 油样典型磨损颗粒图示

Fig. 8 Typical wear debris image of oil samples

3.4 设备运行状态评估及维护指导

针对各个油样的全谱信息提取结果,结合理化指标检测情况,对各个取样点的润滑磨损状态进行评价,基于实际状态提供相应的维护措施。

1) 行走减速机(左):该油样黏度正常,润滑性能良好,磨损情况基本正常。左侧减速机目前运行状况正常,齿轮油可继续使用。

2) 行走减速机(右):该油样黏度正常,但氧化变质严重。从全谱分析结果来看,该油样金属磨屑来源广、数量多、尺寸大,大量磨粒表面严重擦伤、拉毛,说明该部位当前磨损状况异常,建议更换齿轮油,检查箱体的密封性并查明异常磨损产生的部位,后期运行期间注意工况。

3) 主卷扬减速机:该油样黏度严重降低,油液已经失去润滑效果,同时,油中出现大量尺寸极大的金属磨屑,表面伴有高温氧化迹象,推断摩擦副带伤运转较长时间,磨损程度严重。针对该部位应立即

进行检修,更换严重磨损的零部件,同时清洗箱体内部的各种沉淀物,注入新的齿轮油。

4) 主卷扬马达、动力头马达及加压卷扬马达:液压油的黏度正常,但油液中出现大量非金属污染物,长期存留会影响液压油性能。全谱分析结果表明:主卷扬马达磨损情况基本正常;动力头马达油液中出现个别大尺寸的疲劳磨粒,磨损状态异常;加压卷扬马达油液中存在大量大尺寸的疲劳磨粒及严重滑动磨粒,金属氧化物分布也较为密集,推断摩擦副曾在高速重载的条件下运行。对于该液压系统,液压油可以继续使用,但应采取措施对其进行脱水及过滤处理,去除油液中的固体颗粒污染物,同时检查液压油路中的各处过滤器,确保其功能正常。鉴于全谱分析结果,有必要对动力头马达及加压卷扬马达进行拆机检修,更换已磨损的零部件。后期运行中须持续关注整个液压系统,短期内安排二次取样。

4 结束语

提出以油液中悬浮颗粒为分析对象的油液全谱技术,利用图像分割算法、自动计数算法、模糊支持向量机实现了油液信息的自动提取,提高了油液分析工作的效率与准确度。在磨损图像采集环节,利用各类颗粒在不同光源下的形貌特征实现了金属磨粒与非金属颗粒的单独分析。在信息提取环节,通过从油液颗粒整体分析到典型磨粒个体分析,完整了油液信息的提取内容,实现了定性定量分析的结合。信息提取结果可以有效地指示设备当前的润滑状态和摩擦副的磨损进程,为维修维护工作的开展提供指导。旋挖钻机油液检测结果表明,油液全谱分析技术在大型工程机械模块化监测工作的开展方面有一定的可行性。该项技术迎合安全经济、高效节能的发展理念,长期监测下效益明显。

参 考 文 献

[1] BISWAS R K, MAJUMDAR M C, BASU S K. Vibra-

- tion and oil analysis by ferrography for condition monitoring[J]. Journal of the Institution of Engineers, 2013, 94(3):267-274.
- [2] NEMBARD A D, SINHA J K, PINKERTON A J, et al. Condition monitoring of rotating machines using vibration and bearing temperature measurements[C]// Proceedings of the third International Conference on Condition Monitoring of Machinery in Non-Stationary Operations CMMNO 2013. Berlin: Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2014:159-169.
- [3] 汤宝平, 黄庆卿, 邓蕾, 等. 机械设备状态监测无线传感器网络研究进展[J]. 振动、测试与诊断, 2014, 34(1):1-7.
TAO Baoping, HUANG Qingqing, DENG Lei, et al. Research progress and challenges of wireless sensor networks for machinery equipment condition monitoring[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2014, 34(1):1-7. (in Chinese)
- [4] AKL S Y, ELSAOUUDY S A, MOSLEH H. An experimental investigation of industrial gearbox condition using wear particle analysis technique[C]// Proceedings of the ASME 2016 International Mechanical Engineering Congress and Exposition Imece, Phoenix, Arizona, USA: American Society of Mechanical Engineers, 2016:1-6.
- [5] WU T H, WU H K, DU Y, et al. Imaged wear debris separation for on-line monitoring using gray level and integrated morphological features[J]. Wear, 2014, 316(1/2):19-29.
- [6] WU T H, PENG Y P, SHENG C X, et al. Intelligent identification of wear mechanism via on-line ferrograph images[J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2014, 27(2):411-417.
- [7] FENG S, FAN B, MAO J H, et al. Prediction on wear of a spur gearbox by on-line wear debris concentration monitoring[J]. Wear, 2015, 336/337:1-8.
- [8] 托马斯·巴拉克夫, 李生华. 检测在用油液样品中异常磨损和污染的直接图象分析技术[J]. 润滑与密封, 2006, 12(S):126-129.
TOMAS B, LI Shenghua. Direct image analysis technique for detecting abnormal wear and contamination in used oil samples [J]. Lubrication Engineering, 2006, 12(S):126-129. (in Chinese)
- [9] American Society for Testing and Materials. ASTM D7596-2010 Standard test method for automatic particle counting and particle shape classification of oils using a direct imaging integrated tester[S]. America: American Society for Testing and Materials, 2014.
- [10] 任松, 姜德义, 杨春和, 等. 一种设备故障诊断油液分析方法: 中国, 201010143921. 5[P]. 2010-09-15.
- [11] 中国石油化工股份有限公司洛阳石化工程公司, 中国石油化工股份有限公司石油化工科学研究院. GB/T 4756—2015 石油液体手工取样法[S]. 北京: 中国标准出版社, 2016.
- [12] 马秋芳. 面向工业应用的图像颜色识别方法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2016.
- [13] 张燕红, 李瑛, 王凤芹, 等. 基于形态学重建和极大值标记的分水岭分割算法[J]. 计算技术与自动化, 2015(2):78-81.
ZHANG Yanhong, LI Ying, WANG Fengqin, et al. A watershed segmentation algorithm based on morphology reconstruction and maxima mark [J]. Computing Technology and Automation, 2015(2):78-81. (in Chinese)
- [14] 张龙. 蚁群算法在铁谱图像处理中的应用研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2013.
- [15] LIN C, WANG S. Fuzzy support vector machines[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2002, 13(2):464-471.
- [16] ABDELHAMID D, CHAOUKI B M, ABDELMALIK T. A new approach to multi-class SVM learning based on OC-SVM for huge databases [C]// International Conference on Informatics Engineering and Information Science. Berlin: Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2011, 252:677-690.
- [17] 杜喆, 刘三阳, 齐小刚. 一种新隶属度函数的模糊支持向量机[J]. 系统仿真学报, 2009, 21(7):1901-1903.
DU Zhe, LIU Sanyang, QI Xiaogang. Fuzzy support vector machine with new membership function [J]. Journal of System Simulation, 2009, 21(7):1901-1903. (in Chinese)
- [18] 吕纯, 张培林, 杨玉栋, 等. 一种用于磨粒识别的基于改进 PSO 算法的支持向量机模型[J]. 润滑与密封, 2016, 41(2):81-85.
LÜ Chun, ZHANG Peilin, YANG Yudong, et al. A SVM model based on improved PSO algorithm for the recognition of wear debris [J]. Lubrication Engineering, 2016, 41(2):81-85. (in Chinese)



第一作者简介:任松,男,1975年6月生,博士、教授。主要研究方向为机械设备油液分析、故障诊断与智能维护。曾发表《一种高效的油液磨粒图像自适应分割方法》(《北京航空航天大学学报》2019年第4卷第5期)等论文。
E-mail:Rs_rwx@cqu.edu.cn

