

文章编号 1004-924X(2018)06-1551-10

## 多层次信息融合在铁谱图像磨粒识别中的应用

徐 斌<sup>1</sup>, 温广瑞<sup>1,2,\*</sup>, 苏 宇<sup>1</sup>, 张志芬<sup>1</sup>, 陈 峰<sup>1</sup>, 孙耀宁<sup>2</sup>

(1. 西安交通大学 机械工程学院, 陕西 西安 710049;

2. 新疆大学 机械工程学院, 新疆 乌鲁木齐 830047)

**摘要:**针对铁谱图像磨粒识别中异类信息综合利用率较低的问题,提出多层次信息融合的铁谱图像磨粒识别方法。首先,在铁谱图像二值化分割的基础上进行二值滤波,结合彩色铁谱图的 R、G、B 三分量,实现铁谱图像的彩色滤波。其次,以实际采集的磨粒图像样本为例,提取滤波后二值图像的形态特征,以及滤波后彩色图像的颜色特征;在特征层利用 PCA 对异类特征进行维数约简,并结合 SVM 和 k-fold 交叉验证,实现形态特征和颜色特征的特征层融合;在决策层将异类特征的 SVM 概率输出结果作为 D-S 证据理论的基本概率分配函数,实现形态特征和颜色特征的决策层融合。通过与形态学滤波结果对比,验证了本文提出滤波方法的优越性;其次,不同层次的信息融合结果表明,与单独使用颜色特征和形态特征相比,异类信息融合后可实现优势互补,有效提高故障磨粒的识别准确率。

**关键词:**铁谱图像;图像滤波;信息融合;磨粒识别;

**中图分类号:**TP394.1 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/OPE.20182606.1551

## Application of multi-level information fusion for wear particle recognition of ferrographic images

XU Bin<sup>1</sup>, WEN Guang-rui<sup>1,2,\*</sup>, SU Yu<sup>1</sup>, ZHANG Zhi-fen<sup>1</sup>, CHEN Feng<sup>1</sup>, SUN Yao-ning<sup>2</sup>

(1. School of Mechanical Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China;

2. School of Mechanical Engineering, Xinjiang University, Wulumuqi 830047, China)

\* Corresponding author, E-mail: grwen@xjtu.edu.cn

**Abstract:** Aiming at the insufficient utilization of the heterogeneous information in wear particle recognition of ferrographic images, a method for wear particle recognition based on multi-level information fusion was proposed. First, the binary filtering was conducted for the binary segmented ferrographic image, and the red, green and blue components of color ferrographic images were extracted to obtain the color filtered ferrographic images. Then, the experimental ferrographic images were collected as processing objects, the morphological features and color features of ferrographic images were extracted from filtered binary images and filtered color images, respectively. PCA was utilized to reduce dimensions, and k-fold cross-validation and Support Vector Machine were combined to fuse different information in feature-level. The probabilistic output of SVM was used as the basic probability assignment of D-S information fusion, and the morphological information and color information were fused

收稿日期:2017-11-27;修订日期:2018-01-31.

基金项目:国家自然科学基金资助项目(No. 51775409),装备预研共用技术和领域基金资助项目(No. 6140004030116JW08001),国家重点研发计划资助项目(No. 2017YFF0210504)

in decision-level. The superiority of proposed filtering method was demonstrated by comparing with the morphological filtering results. In addition, the multi-level information fusion results show that, compared with the use of color features and morphological features alone, the fusion of heterogeneous information can achieve complementary advantages and effectively improve the recognition accuracy of the fault wear particles.

**Key words:** ferrographic image; image filtering; information fusion; wear particle recognition

## 1 引言

铁谱分析技术是 20 世纪 70 年代发展起来的一种油液监测技术<sup>[1]</sup>。数字图像处理技术引入磨粒分析领域后,进一步促进了铁谱分析技术的发展。通过分析铁谱磨粒图像,可获取设备磨损信息,并对设备的磨损类型及磨损严重程度进行预判<sup>[2]</sup>。因此,基于图像处理技术的铁谱磨粒分析受到了广泛的关注和研究。

目前在铁谱磨粒图像处理领域,主要是利用二值化处理方法对磨粒图像进行二值化分割,将磨粒从背景中分离出来,进而对磨粒进行特征提取及模式识别<sup>[3]</sup>。此类方法虽简单易行,但二值化后缺乏较精细的滤波处理过程,导致分割后的二值图像中混入了较多的杂质信息,不利于后续的磨粒特征提取及磨粒识别。磨粒的颜色信息是彩色铁谱图像最基本和最直接的信息<sup>[4]</sup>,氧化物磨粒及有色金属磨粒仅通过颜色便可与其他类型磨粒区分出来。而磨粒的颜色信息在上述二值化处理过程中被完全丢失了<sup>[5]</sup>。信息融合是指利用计算机进行多源信息处理,从不确定的信息中提取更加准确的信息<sup>[6]</sup>。由于信息融合是利用多个传感器或多类信息对同一目标或事件加以确认,因此可提高结果的可信度,降低目标或事件的不确定性。按照信息融合过程中融合任务及功能,可将信息融合过程分为数据层融合、特征层融合以及决策层融合。特征层融合可实现信息压缩<sup>[7]</sup>,有利于实时处理,决策层融合抗干扰能力强,可形成最终推理和决策<sup>[8]</sup>,因此上述两种层次的信息融合是近年来信息融合的重要手段。

为提高铁谱图像的形态信息及颜色信息的综合利用率,本文提出了一种多层次信息融合的铁谱图像磨粒识别方法。在自适应铁谱图像分割算法的基础上<sup>[9]</sup>,对二值分割后的图像进行较为精

细的滤波,滤除不感兴趣磨粒及杂质。同时结合彩色铁谱图像 R、G、B 三分量,获取滤波后的彩色图像,进而提取铁谱磨粒的形态信息及颜色信息。通过 PCA 对磨粒形态信息及颜色信息进行维数压缩,并结合 SVM 及 k-fold 交叉验证,实现了磨粒两类信息在特征层的融合。通过调整 SVM 的参数设置,实现磨粒样本识别结果的概率输出,构成 D-S 证据理论在决策层融合所需的概率分配函数(BPA)。两种不同层级的信息融合结果表明,磨粒形态特征及颜色特征在一定程度上可实现优势互补,二者融合对于不同类型故障磨粒的准确识别有了较大的提升。

## 2 原理

### 2.1 铁谱图像彩色滤波

针对铁谱磨粒图像背景颜色单一及灰度直方图通常呈单峰的特点,作者提出了一种基于差商的铁谱图像自适应分割方法<sup>[9]</sup>。该方法对于不同类型的铁谱图像均可自适应获取分割阈值。从定性分析及定量对比的角度,将提出的自适应分割算法与迭代阈值法、Otsu 法以及最大熵法等经典图像分割算法相比,对比结果表明:自适应分割算法在分割精度以及抗噪能力上均存在一定的优势。但利用上述方法分割所得二值图像,仅可提取磨粒形态特征,而丢失了磨粒的颜色信息。因此,作者在之前研究工作的基础上,对二值化所得图像进行较精细的图像滤波,同时获取铁谱图像的二值图像滤波结果及彩色图像滤波结果,实现磨粒形态特征及颜色特征的同步提取。其处理流程图如图 1 所示,具体处理步骤如下:

(1)彩色图像二值化处理。从铁谱图像采集系统中获取彩色铁谱图像,利用基于差商的铁谱图像自适应分割方法,得到二值铁谱图像。

(2)二值图像磨粒标记。对二值图像中任意

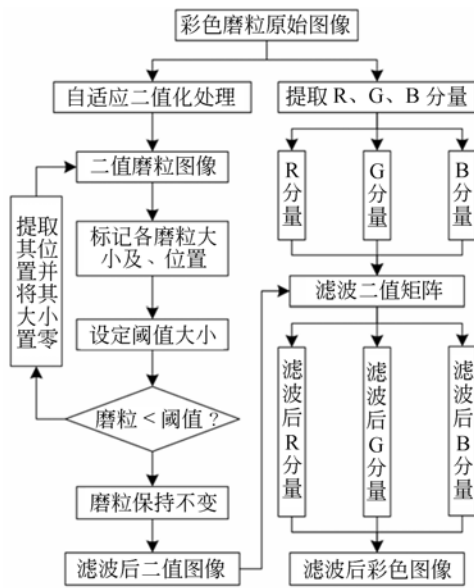


图 1 铁谱图像处理流程

Fig. 1 Flow chart of ferrographic images processing

非 0 像素点进行八邻域搜索,并逐行逐列扫描二值图像,将图像中各磨粒进行标记,并计算各磨粒的大小。八邻域标记计算公式为:

$$s_i = \sum_{m=1}^{m+1} \sum_{n=1}^{n+1} x_{mn} (1 < m < M, 1 < n < N), \quad (1)$$

其中:  $x_{mn} = 1$ ,  $s_i$  表示磨粒  $i$  的像素点个数,  $m$  和  $n$  分别为像素点  $x$  的横纵坐标,  $M$  和  $N$  分别表示二值图像像素点的行数和列数。

(3) 滤除外部杂质。根据二值图像中各磨粒大小,设置合适的阈值  $T$ ,保留面积最大的目标磨粒,将不感兴趣的小磨粒及杂质均滤除,即:

$$s_i = \begin{cases} s_i, & s_i > T \\ 0, & \text{else} \end{cases} \quad (2)$$

(4) 滤除内部孔洞。在步骤(3)基础上对二值图像取反,重复步骤(2)和步骤(3),即可滤除磨粒内部细小孔洞。最终得到滤除外部杂质及内部孔洞的二值图像。

(5) 提取彩色图像各分量。对彩色磨粒图像提取红、蓝、绿三色素分量,得到三分量的  $M \times N$  矩阵,分别为:  $\mathbf{R} = [r_{mn}]$ ,  $\mathbf{G} = [g_{mn}]$ ,  $\mathbf{B} = [b_{mn}]$ 。其中,  $m$  和  $n$  分别表示矩阵元素的行数和列数。

(6) 彩色图像滤波。将步骤(4)所得的二值图像转换为二值矩阵  $\mathbf{C}$ ,利用矩阵  $\mathbf{C}$  分别与矩阵  $\mathbf{R}$ 、 $\mathbf{G}$ 、 $\mathbf{B}$  对应元素相乘,实现彩色图像滤波。矩阵相

乘计算式如下:

$$\begin{cases} \mathbf{R}_f = (\mathbf{C} * \mathbf{R})_{mn} = c_{mn} * r_{mn} \\ \mathbf{G}_f = (\mathbf{C} * \mathbf{G})_{mn} = c_{mn} * g_{mn} \\ \mathbf{B}_f = (\mathbf{C} * \mathbf{B})_{mn} = c_{mn} * b_{mn} \end{cases}, \quad (3)$$

其中  $\mathbf{R}_f, \mathbf{G}_f, \mathbf{B}_f$  分别为  $\mathbf{R}, \mathbf{G}, \mathbf{B}$  经过滤波后所得的矩阵。

(7) 矩阵组合。将滤波后所得的三分量矩阵  $\mathbf{R}_f, \mathbf{G}_f, \mathbf{B}_f$  进行组合,构造三维数组并绘制图像,即可得到滤波后的彩色图像。

### 2.2 主分量分析 PCA

在工程实际中为了更加准确的获取机器的运行状态和故障信息,往往通过多通道的特征信息进行状态识别。而在实际的信号采集过程中,会不可避免的获取冗余信息及噪声信息。为了简化模式识别过程,需要对特征空间进行初步筛选压缩。主分量分析(PCA)是常用的信息压缩方法。主分量分析基本原理是通过线性变换将  $n$  维特征向量压缩至  $p$  维 ( $p < n$ ),消除原始特征向量中各分量的相关性,用尽可能少的维数最大限度的表示原始信息,从而有效的实现特征维数压缩<sup>[10]</sup>。其一般处理步骤如下:

(1) 假设给定样本为  $m$  个  $n$  维特征向量,记作:

$$\mathbf{X}_k = (X_{1k}, X_{2k}, \dots, X_{nk})^T \quad (k=1, 2, \dots, m)$$

(2) 对原始特征向量进行零均值化及归一化处理,并计算协方差矩阵:

$$\mathbf{c} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m x_i x_i^T, \quad (4)$$

(3) 解关于协方差矩阵  $\mathbf{C}$  的特征方程  $\mathbf{C}\mathbf{v} = \lambda\mathbf{v}$ ,并按特征值的大小排序,并得到其对应的特征向量  $\mathbf{v}$ 。

(4) 根据预先给定的压缩维数或根据累计贡献率  $\eta$  确定压缩后的维数。其中前  $p$  个特征值的累计贡献率可按下式计算:

$$\eta = \sum_{i=1}^p \lambda_i / \sum_{i=1}^n \lambda_i. \quad (5)$$

(5) 对所得的  $p$  个特征向量进行标准化得到标准化向量  $\mathbf{v}_{-1}, \mathbf{v}_{-2}, \dots, \mathbf{v}_{-p}$ ,将原始特征样本投影至各标准向量表示的方向上,即可得到压缩后特征向量:  $\mathbf{Y}_{ik} = \langle \mathbf{v}_{-i}, \mathbf{X}_k \rangle$  ( $i=1, 2, \dots, p; k=1, 2, \dots, m$ )。

### 2.3 k-fold 交叉验证

在实际模式识别问题中,由于训练集和测试集选取的不同,识别结果存在较大的差异,这是由

于样本数据未完全参与训练造成的。交叉验证也称循环估计,是一种统计学上将样本切割为较小子集的方法,其目的是为了提高分类模型的可靠性,目前被广泛应用于机器学习及模式识别领域。k-fold 交叉验证的基本思想是将原始数据分成 k 组,其中一组作为测试样本,其余 k-1 组用来训练,每次可得到一组识别结果,上述验证实验重复 k 次,k 次识别结果的均值用来评价分类器的性能。k-fold 交叉验证可保证所有数据样本既参与训练,也参与测试,避免过学习和欠学习的发生,大大提高了模型的泛化能力,得到的结果更接近实际值<sup>[11]</sup>。

#### 2.4 D-S 证据理论

Dempster-Shafer 证据理论,也称为 D-S 证据理论,由 Dempster 1967 年提出并经由 Shafer 进一步完善而形成的一种不确定性推理方法<sup>[5]</sup>。设  $\theta$  表示  $X$  所有取值的一个论域集合, $\theta$  是完备的,且其中各元素互斥,则称  $\theta$  为  $X$  的识别框架。 $\theta$  的幂集记作  $2^\theta$ 。证据理论的基本问题就是在识别框架的条件下判断某一未定元素属于识别框架某一子集的程度<sup>[12]</sup>。

当集函数  $m: 2^\theta \rightarrow [0, 1]$  时,满足如下条件:

$$\begin{cases} m(\Phi) = 0 \\ \sum m(A) \in \theta = 1, A = \theta \end{cases}$$

则称  $m$  为识别框架  $\theta$  上的基本概率分配函数(BPA)。

在同一识别框架下,设  $m_1, m_2, \dots, m_n$  表示来自不同证据源的基本概率分配,对于  $\forall A \subseteq \theta$ ,命题  $A$  的信任函数  $m(A)$  通过证据体的正交得到  $m_1, m_2, \dots, m_n$  其合成规则为:

$$m(A) = m_1(A_1) \oplus m_2(A_2) \cdots \oplus m_n(A_n) = \frac{1}{1 - k_{A_1 \cap \dots \cap A_n = A}} \sum m_1(A_1) \times m_2(A_2) \cdots m_n(A_n), \quad (6)$$

式中,  $A \neq \Phi, A_1, A_2, \dots, A_n$  表示命题  $A$  的子命题,  $(1 - k)^{-1}$  被称为归一化因子,  $k$  为经典冲突系数,其中  $k$  的表达式为:

$$k = \sum_{A_1 \cap A_2 \cap \dots \cap A_n = \Phi} m_1(A_1) \times m_2(A_2) \cdots m_n(A_n). \quad (7)$$

上述即为 D-S 证据理论的融合规则,通过上述融合公式可将若干不同来源的独立信息进行综合利用,提高多源信息的综合利用率。

### 3 实验结果及分析

实验所用油液样本均采集自工业设备现场润滑油,并利用铁谱图像采集系统获取铁谱图像,其处理步骤如图 2 所示。

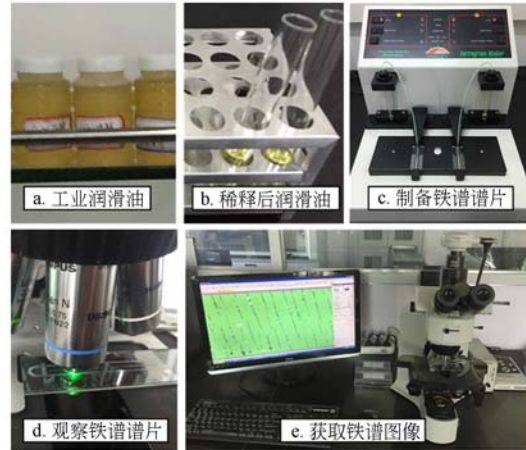


图 2 铁谱磨粒图像采集过程

Fig. 2 Process of ferrographic image acquisition

首先,将获取的润滑油样本其进行加热、振荡等操作,确保磨粒均匀分布在润滑油中,同时将其均匀分成多组进行实验。其次,向各组润滑油中添加四氯乙烯,润滑油与四氯乙烯的比例为 3:1。这一步骤的主要目的是防止润滑油粘性过大,在制备铁谱谱片时流动性较差。最后,将稀释后的润滑油置于铁谱仪上制备铁谱谱片。将获得的铁谱谱片置于显微镜下观察,并通过铁谱图像采集软件获取铁谱图像。在铁谱图像采集过程中,为确保各磨粒图像视场大小一致,将铁谱显微镜统一设置为 500 倍放大倍数,获取的彩色铁谱图像原始大小均为 1 200 pixel × 1 600 pixel。在铁谱图像的实际处理过程中,为提高图像处理效率并突出磨粒细节部分,对图像进行统一缩放处理,缩放后图像大小为 600 pixel × 800 pixel。

#### 3.1 磨粒图像滤波

形态学滤波能选择性地去除图像中的结构和目标,而保留其他部分,因此可用于边缘检测、图像分割以及目标识别等,目前在铁谱图像处理中有着广泛的应用。为验证本文图像处理方法的有效性,选取图 3 中磨粒类型不同、背景颜色各异的彩色铁谱图像作为处理对象,对比形态学滤波算法与本文提出方法的优劣。以图 3(a)为例,对图

像处理方法的具体步骤进行详细展开。



(a)疲劳磨粒 (b)切削磨粒 (c)氧化物磨粒  
(a)Fatigue debris (b)Cutting debris (c)Oxidative debris

图 3 三种典型磨粒图像

Fig. 3 Three typical wear particles images

利用基于差商的铁谱图像自适应分割方法对图 3(a)进行二值化分割,自适应获取分割阈值  $threshold=147$ ,得到二值图像如图 4(a)所示。观察不难看出,目标磨粒被较好得保留,同时存在少量细小微粒及杂质,如图 4(a)中红色标记所示(彩图见期刊电子版)。对图 4(a)中各磨粒进行标记,并利用八邻域算法计算各磨粒大小。经 matlab 程序计算可知,图 4(a)中共有大小磨粒 108 个,将所得磨粒大小按照降序排列,部分磨粒像素点数如表 1 所示。此时,可设定滤波阈值为  $T1=1\ 300$ ,即可保留面积最大的目标磨粒,将其他不感兴趣的磨粒及杂质全部滤除,其外部滤波结果如图 4(b)所示。图 4(b)中目标磨粒内部存在大量孔洞,对于后续特征提取影响较大,因此需要对磨粒内部孔洞进行滤除。对图 4(b)进行二值取反并重新设置阈值  $T2$ ,则可滤除磨粒内部孔洞,得到滤除内部孔洞的二值铁谱图像,如图 4(c)所示,同时可获得该图像的二值矩阵  $C$ ,矩阵大小为  $600 \times 800$ ,图 4(c)中目标磨粒对应区域矩阵元素为 1,背景对应区域矩阵元素为 0。

表 1 图 4(a)中标记各磨粒大小

Tab. 1 Pixel number of wear particles in Fig. 4(a)

磨粒	像素点	磨粒	像素点	磨粒	像素点
1	66 482	6	29	11	16
2	1 222	7	28	12	13
3	187	8	28	...	
4	57	9	24	107	1
5	32	10	24	108	1

形态学图像滤波的基本思想是利用结构元素去探测待滤波图像,并验证结构元素的填放方法是否有效<sup>[13]</sup>。因此,若构造不同的结构元素处理同一图像,便可得到不同的滤波结果。图 5 中所



(a)二值化图像 (b)外部滤波 (c)滤波结果  
(a) Binary image (b)External filtering (c) Filtering result

图 4 磨粒图像滤波过程

Fig. 4 Filtering process of wear particle image



图 5 不同结构元素下的形态学滤波结果

Fig. 5 Morphological filtering results under different structural elements

选取结构元素形状及大小依次为 Square  $5 \times 5$ 、Disk  $R=5$  以及 Diamond  $R=5$ 。对比图 4(c)不难看出,图 5 滤波结果中背景部分及磨粒部分均存在不可滤除孔洞及杂质,如图 5 中红色标记所示(彩图见期刊电子版)。

选择合适的色彩空间是彩色图像处理的前提<sup>[8]</sup>。本文使用的铁谱图像均是在 RGB 空间上进行存储的,为简化后续操作及色彩空间变换带来的问题,因此选择 RGB 彩色空间进行彩色图像滤波及特征提取。提取图 3(a)中 R、G、B 三色素分量,其三色素分量分别如图 6(a)、6(b)、6(c)所示。并获取与三分量对应的矩阵  $R$ 、 $G$  和  $B$ ,各矩阵大小均为  $600 \times 800$ ,矩阵元素取值范围为  $0 \sim 255$ 。将二值矩阵  $C$  中各元素分别与矩阵  $R$ 、 $G$ 、 $B$  中对应元素相乘,计算公式如式(3)所示,即可滤除彩色图像中背景及杂质。滤波后矩阵分别为  $R_f$ 、 $G_f$ 、 $B_f$ ,滤波后各分量分别如图 6(d)、6(e)、6(f)所示。

将图 6 所示滤波后各分量进行组合,可得滤波后彩色图像,如图 7(a)所示。对比原始图像图 3 与滤波后结果图 7 可以发现,图 3 中目标磨粒的形态特征信息及颜色特征信息均被完整的保留,同时背景及杂质全部滤除,在后续特征提取时,能更加精确的获取目标磨粒的信息。为了进一步对比本文提出的彩色滤波方法的优越性,在形态学滤波所得二值图像图 5 的基础上,重复上述操作,对其进行彩色滤波,滤波结果如图 8 所示(彩图见期刊电子版)。同本文提出的图像滤波算

法对比可以发现,图 8 中三种故障磨粒图像背景上均存在未滤除杂质,疲劳磨粒和切削磨粒均存在部分磨粒信息缺失,氧化物磨粒边缘分割不精确,出现更多“绿色边缘”,如图 8 中红色标记所示。彩色滤波结果对比进一步证明了本文提出算法的优越性。

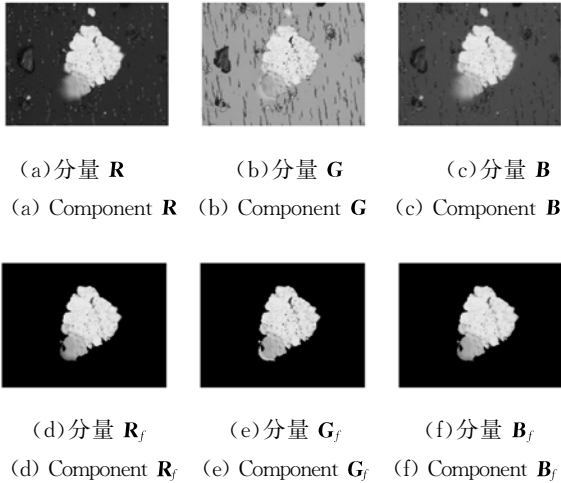


图 6 滤波前后各分量  
Fig. 6 Three components before and after filtering



图 7 提出方法所得彩色滤波结果  
Fig. 7 Color filtering results of proposed method

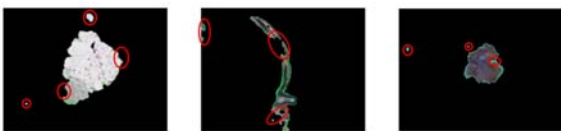


图 8 基于形态学滤波的彩色滤波结果  
Fig. 8 Color filtering results using Morphological filtering

### 3.2 异类信息特征提取

本文选取的形态特征包括磨粒面积百分比、长短轴比、圆度以及矩形度等,其共同特点均为无量纲特征,在特征提取及后续处理过程中更加方便。彩色图像的均值、标准差被证明可以有效地表示图像中的颜色分布,且已成功应用于图像检索及识别系统。其包含 3 个颜色分量,每个分量有两个特征,因此相对于其他颜色特征而言,更加简单、紧凑。同时,均值、标准差均为统计特征,不受图像的旋转、偏斜等因素的影响,与磨粒在图像

中的分布无关,因此特征提取结果更准确可靠。磨粒图像 4 组形态特征的计算式及物理意义如表 2 所示,磨粒图像两类颜色特征计算式如表 3 所示。对于图 3 中各图像,滤波后分别提取其形态特征和颜色特征,如表 4 所示。

表 2 磨粒的形态特征

Tab. 2 Morphological features of wear particles

特征	计算式	物理含义
磨粒面积百分比	$P = \frac{A_0}{A}$	磨粒面积在图像面积中所占的比例
长短轴比	$K = \frac{a}{b}$	与磨粒具有相同标准二阶中心矩椭圆的长短轴之比
圆度	$C = \frac{4\pi A_0}{L^2}$	反映了磨粒形状与圆的接近程度
矩形度	$R = \frac{A_0}{A_R}$	磨粒与其最小外接矩形的接近程度

表 3 磨粒的颜色特征

Tab. 3 Color features of wear particles

特征	计算式	物理意义
均值	$\mu_{(r,g,b)} = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{255} k \cdot P(k)$	目标区域各分量的均值,反映磨粒颜色特征
标准差 $\sigma_{(r,g,b)}$	$\sigma_{(r,g,b)} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=0}^{255} (k - \mu_{(r,g,b)})^2 \cdot P(k)}$	目标区域各分量的标准差,反映磨粒颜色变化

表 4 图 3 中各磨粒的形态特征及颜色特征

Tab. 4 Extracted features of wear particles in Fig. 3

特征	图 3(a)	图 3(b)	图 3(c)
磨粒面积百分比	0.141 3	0.060 8	0.051 6
长短轴比	1.194 7	2.462 6	1.042 1
圆度	0.405 9	0.194 5	0.197 8
矩形度	0.618 3	0.229 9	0.658 6
R 均值	205.89 6	94.308 5	80.282 2
G 均值	207.984	115.109 6	82.183 0
B 均值	206.393	97.961 5	87.583 7
R 标准差	32.193 9	47.620 7	10.248 4
G 标准差	14.487 5	29.507 9	22.896 5
B 标准差	29.571 0	34.127 3	22.689 6

其中:  $A_0$  表示的是磨粒面积,  $A$  表示的图像面积,  $L$  表示磨粒周长,  $A_R$  表示磨粒最小外接矩形面积。

$\mu_{(r, g, b)}$  表示彩色图像 R、G、B 三通道各自的均值;  $\alpha_{(r, g, b)}$  表示彩色图像 R、G、B 三通道各自的标准差;  $k$  表示像素点灰度级, 因此其取值范围为  $[0, 255]$ ;  $P(k)$  表示灰度级为  $k$  的像素频数;  $N$  表示彩色图像磨粒像素点总数。

### 3.3 多层次信息融合

为探究磨粒形态信息与颜色信息是否可以实现一定程度上的互补, 本文分别从单信息输入、特征层信息融合、决策层信息融合 3 个层次对比其分类性能, 具体的对比框图如图 9 所示。本次实验是利用图 2 所示铁谱图像采集设备采集疲劳磨粒、切削磨粒以及氧化物磨粒铁谱图像各 40 组, 并按照本文提出的彩色图像滤波方法, 提取所有样本形态特征及颜色特征。

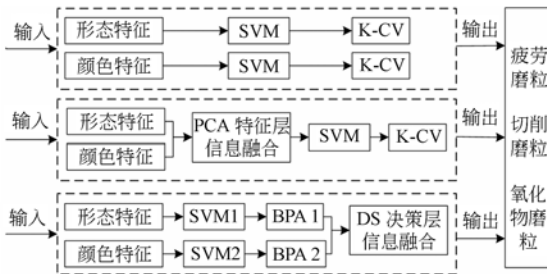


图 9 多层次信息融合框图

Fig. 9 Chart of multi-level information fusion

#### 3.3.1 特征层信息融合

将表 4 中列举的 4 组形态特征和 6 组颜色特征组合成原始特征向量, 利用主分量分析 (PCA) 对其进行维数压缩, 图 10 为维数约简后各主分量的累计贡献率变化曲线。可以看出前三个主分量的累计贡献率已经达到 99.11%, 第四个主分量贡献率仅为 0.66%, 因此, 为达到维数约简及减少计算量的目的, 确定压缩后维数  $p=3$ 。

将磨粒图像的 4 组形态特征、6 组颜色特征及 PCA 压缩后 3 维特征分别输入 SVM, 并结合  $k$ -fold 交叉验证对比识别结果。本文所用选取径向基函数  $K(x_i, x_j) = \exp\{-\gamma \|x_i - x_j\|^2\}$  作为 SVM 的核函数, 该核函数中参数选取分别为:  $\gamma=0.07$ , 惩罚系数  $C=1$ 。将 120 组磨粒样本平均分为 2 组、4 组、5 组、8 组、10 组后分别进行交叉验证。同时为保证识别结果的可靠性, 三种不同输入特征的  $k$ -fold 交叉验证实验均重复实验 10 次, 可得到 150 组识别结果, 其统计分布如图 11 所示。表 5 列举了 10 组交叉验证识别结果的均值。

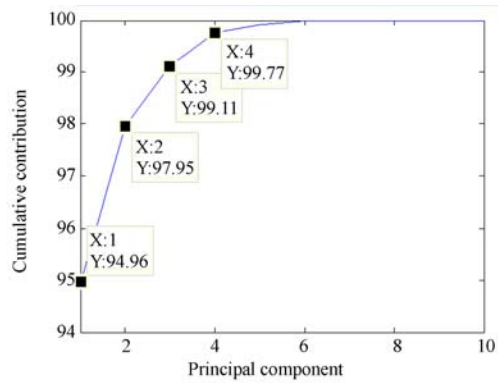


图 10 各主分量累计贡献率

Fig. 10 Cumulative contribution of each principal component

结合图 11 和表 5 不难看出, 颜色特征同形态特征相比, 对三种故障磨粒具有更好的区分能力。利用 PCA 在特征层进行信息融合后, 可明显提高识别结果的准确性, 与形态特征和颜色特征相比, 其识别准确率平均提高了 12.61% 和 5.24%。表明了磨粒形态特征和颜色特征可实现一定程度的互补。同时, 形态特征、颜色特征以及 PCA 降维后特征的识别准确率均随着  $k$  值的增大而减小, 但识别结果稳定性更好。分析其主要原因是随着  $k$

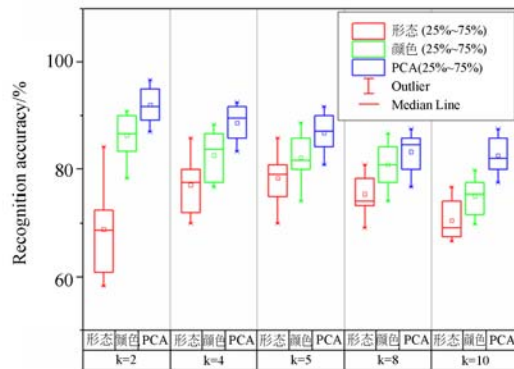


图 11 支持向量机  $k$ -fold 交叉验证统计结果

Fig. 11 Statistical results (%) using  $k$ -CV-SVM

表 5 支持向量机  $k$ -fold 交叉验证均值

Tab. 5 Average recognition results using  $k$ -CV-SVM (%)

$k$ 值	形态特征	颜色特征	PCA 降维
$k=2$	68.91	86.33	92.04
$k=4$	77.07	82.58	88.67
$k=5$	78.29	82.24	86.75
$k=8$	75.42	80.84	83.25
$k=10$	70.55	75.08	82.57

值的增大,训练样本增加,测试样本减少,其识别结果越接近识别模型的真实值,因此识别结果波动幅度更小。

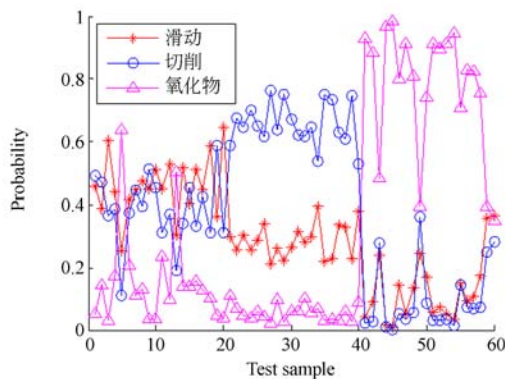
### 3.3.2 决策层信息融合

标准的 SVM 判决输出属于 0-1 硬输出,而在本文中,需要具有软判决输出的 SVM,得到可用于信息融合的基本概率赋值(Basic Probability Assignment, BPA)<sup>[14]</sup>。很多学者对 SVM 的概率输出问题展开了研究,目前普遍接受并采用的是利用 sigmoid 函数将 SVM 的输出  $f(x)$  映射到  $[0,1]$  中,进而转化为 D-S 证据理论所需的证据体,实现 SVM 和 D-S 证据理论的有效结合<sup>[15]</sup>。其中,SVM 核函数及核函数中参数选取与特征层一致。sigmoid 函数表达式为:

$$P(y = \frac{1}{f(x)}) = \frac{1}{1 + \exp(Af(x) + B)}, \quad (8)$$

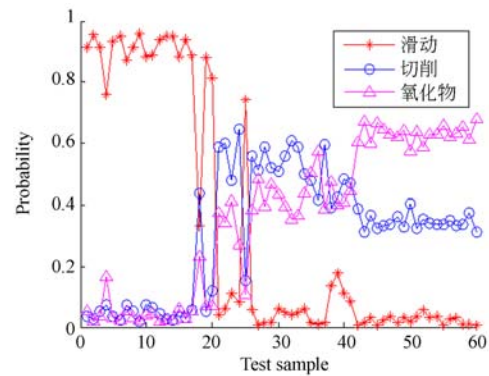
其中: $f(x)$ 表示标准 SVM 的输出结果; $P(y = 1/f(x))$ 表示其软输出结果,即分类正确的概率; $A$ 和  $B$ 可通过求解参数集的最小负对数似然值求得。

为验证 D-S 证据理论在决策层融合前后,故障磨粒识别准确率的变化。实验中每种故障磨粒图像分别选取 20 组样本用于训练,剩余 20 组样本用于测试。同时,为保证融合结果的可靠性,用于训练及测试的形态特征与颜色特征均一一对应。本次实验中所用的 SVM 分类器为 LibSVM 工具箱,实验计算机环境配置为 Inter(R) Core (TM) i3-4150 CPU 3.50 GHz,测试环境为 Windows 8.1,编程环境为 MATLAB R2012a。



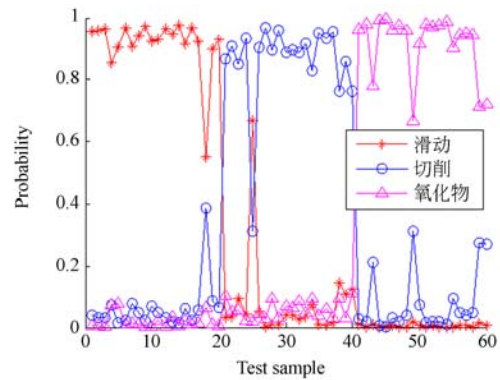
(a) 形态特征的概率输出结果

(a) Probabilistic outputs of morphological features



(b) 颜色特征的概率输出结果

(b) Probabilistic outputs of color features



(c) 决策融合的概率输出结果

(c) Probabilistic outputs of decision fusion

图 12 信息融合前后对比

Fig. 12 Comparison before and after information fusion

表 6 支持向量机识别准确率

Tab. 6 SVM recognition accuracy (%)

特征信息	形态特征	颜色特征	D-S 信息融合
识别准确率	86.7	90	98.3

4 组形态特征输入 SVM 后,所得的概率输出结果如图 12(a)所示,6 组颜色特征的概率输出结果及识别结果,如图 12(b)所示。利用式(6)、式(7)所示 D-S 证据理论合成规则,对磨粒的形态特征及颜色特征的软输出结果进展信息融合,融合结果如图 12(c)所示。图 12 中识别概率最大对应的磨粒作为最终识别结果,因此可得信息融合前后识别准确率,如表 6 所示。

表 6 中形态特征及颜色特征的 SVM 识别结果较理想,但观察图 12(a)、图 12(b)可以看出,其单个样本识别概率输出较低。对比图 12 中形态

特征和颜色特征的识别结果可以看出,形态特征对于疲劳磨粒识别效果不理想,识别准确率均值在0.5左右,但对于切削磨粒及氧化物磨粒较敏感。分析其主要原因是在形态上切削磨粒均较细长,氧化物磨粒较圆扁,而疲劳磨粒无固定形态。颜色特征则对疲劳磨粒最敏感,但对于切削磨粒识别准确率也仅在0.6附近。其主要原因是疲劳磨粒的颜色与另外两种磨粒具有较明显的区别,通常呈金属光泽,氧化物磨粒大多呈深色,而切削磨粒则无固定颜色特征。利用D-S信息融合后,3种故障磨粒的识别准确概率均有了较大的提升。同时,对比观察图12可以看出,D-S信息融合综合了形态特征对切削、氧化物磨粒敏感以及颜色特征对疲劳磨粒敏感的优势,实现了3种故障磨粒的有效区分。与单类信息特征相比,其识别准确率分别提高了11.6%和8.3%。

## 4 结 论

铁谱图像处理过程,磨粒形态信息与颜色信

息综合利用率较低,不便于磨粒图像的进一步处理。本文针对上述问题,提出了一种铁谱图像的多层次信息融合方法。以实际获取的铁谱图像为例,对磨粒图像进行二值化处理,并实现了二值图像滤波及彩色图像滤波。在此基础上,同步提取磨粒图像的形态特征及颜色特征。通过与形态学滤波方法对比,验证了彩色图像滤波方法的优越性。进一步利用PCA在特征层对磨粒形态特征及颜色特征进行融合,通过多组交叉验证对比分析,从统计分析的角度验证了特征层融合可有效提高磨粒的信息综合利用率。在决策层,利用SVM实现磨粒识别结果的概率输出,构造D-S证据理论融合所需的BPA,定性和定量的对比结果表明,与单独使用形态特征及颜色特征相比,决策层融合后磨粒识别准确率有了明显的提高。特征层及决策层组成的多层次信息融合可有效提高磨粒信息的综合利用率,实现异类信息间优势互补,为设备磨损监测提供了一种新的思路。

## 参考文献:

- [1] WU J, MAO J, CAO W, *et al.*. Characterization of wear-debris group in on-line visual ferrographic images[J]. *Proceedings of the Institution of Mechanical Tribology Engineers, Part J: Journal of Engineering*. 2014; 228(11):1298-1307.
- [2] 张云强, 张培林. 基于半监督局部保持投影的磨粒图像特征降维[J]. *中南大学学报(自然科学版)*, 2015(8):2937-2943.
- ZHANG Y Q, ZHANG P L. Feature dimensionality reduction of wear particle images based on semi-supervised locality preserving projection[J]. *Journal of Central South University (Science and Technology)*, 2015(8):2937-2943. (in Chinese)
- [3] XU B, WEN G, ZHANG Z, *et al.*. Genetic programming-based classification of ferrograph wear particles[C]. *International Conference on Ubiquitous Robots and Ambient Intelligence*. IEEE, 2016:842-847.
- [4] YUAN W, CHIN KS, HUA M, *et al.*. Shape classification of wear particles by image boundary analysis using machine learning algorithms[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*. 2016; 72-73: 346-358.
- [5] 张云强, 张培林, 任国全. 简化PCNN在磨粒图像颜色特征提取中的应用[J]. *内燃机工程*, 2013, 34(5):69-75.
- ZHANG Y Q, ZHANG P L, REN G Q. Application of simplified PCNN in color feature extraction for wear particle images [J]. *Chinese Internal Combustion Engine Engineering*, 2013, 34(5):69-75. (in Chinese)
- [6] 杜兴, 张荣庆. 基于色彩和纹理特征融合的模糊人脸识别方法[J]. *红外与激光工程*, 2014, 43(12): 4192-4197.
- DU X, ZHANG R Q. Fusing color and texture features for blurred face recognition [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2014, 43(12): 4192-4197. (in Chinese)
- [7] XU B, WEN G, ZHANG Z, *et al.*. Wear particle classification using genetic programming evolved features[J]. *Lubrication Science*. 2018,1-18.
- [8] 马立, 徐次雄, 欧阳航空, 等. 基于信息融合实现的激光陀螺调腔检测[J]. *光学精密工程*, 2012, 20(2):1134-1140.
- MA L, XU C X, OUYANG H K, *et al.*. Detection of laser gyro cavity adjustment using information fu-

- sion [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2012, 20(2):1134-1140. (in Chinese)
- [9] 温广瑞,徐斌,张志芬,等. 基于差商的油液监测铁谱图像自适应分割[J]. *光学精密工程*, 2017, 25(5):1322-1330.  
WEN G R, XU B, ZHANG ZH F, *et al.*. Adaptive Segmentation Based on Difference Quotient of Ferrographic Images for Oil Monitoring [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2017, 25(5):1322-1330. (in Chinese)
- [10] WANG J, WANG X. A wear particle identification method by combining principal component analysis and grey relational analysis [J]. *Wear*, 2013;304(1-2):96-102.
- [11] 刘李,傅俏燕,史婷婷,等. MODIS 的 HJ-1 B 红外通道星上定标系数交叉验证[J]. *红外与激光工程*, 2014, 43(11):3638-3645.  
LIU L, FU Q Y, SHI T T. Cross-validation of HJ-1B infrared channels onboard calibration coefficients using MODIS [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2014, 43(11):3638-3645. (in Chinese)
- [12] 雷蕾,王晓丹. 结合 SVM 与 DS 证据理论的信息融合分类方法[J]. *计算机工程与应用*, 2013, 49(11):114-117.  
LEI L, WANG X D, MEI CH. Approach of information fusion and classification by SVM and DS evidence theory [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2013, 49(11):114-117. (in Chinese)
- [13] 徐文晴,王敏. 基于自适应形态学滤波的红外小目标检测算法[J]. *激光与红外*, 2017, 47(1):108-113.  
XU W Q, WANG M. Infrared small target detection algorithm based on adaptive morphology filter [J]. *Laser & Infrared*, 2017, 47(1):108-113. (in Chinese)
- [14] 权文,王晓丹,王坚. 基于 SVM 概率输出与证据理论的多分类方法[J]. *计算机工程*, 2012, 38(5):167-169.  
QUAN W, WANG X D, WANG J. Multi-class classification method based on SVM probability output and evidence theory [J]. *Computer Engineering*, 2012, 38(5):167-169. (in Chinese)
- [15] 弓鹏伟,费燕琼,宋立博. 基于多传感器信息融合的轮履混合移动机器人路况识别方法[J]. *上海交通大学学报*, 2017, 51(4):398-402.  
GONG P W, FEI Y J, SONG L B. Road recognition method of wheel-tracked robot based on multi-sensor information fusion [J]. *Journal of Shanghai Jiaotong University*, 2017, 51(4):398-402. (in Chinese)

#### 作者简介:



徐斌(1991—),男,湖北孝感人,博士研究生,2014年于三峡大学获得学士学位,2017年于西安交通大学获得硕士学位,主要从事油液图像处理及信息融合方面的研究。E-mail: binxu0102@gmail.com

#### 导师简介:



温广瑞(1976—),男,陕西西安人,教授,博士生导师,分别于1998年、2001年、2006年在西安交通大学获得学士、硕士博士学位,主要从事机械运行状态监测与故障诊断方面的研究。E-mail: grwen@mail.xjtu.edu.cn

(本栏目编辑:秦 思)