

# 矿物油三维荧光光谱的小波变换奇异值特征

田广军<sup>1</sup> 杨子臣<sup>2</sup>

<sup>1</sup>燕山大学测试计量技术及仪器河北省重点实验室, 河北 秦皇岛 066004

<sup>2</sup>海湾安全技术有限公司, 河北 秦皇岛 066004

**摘要** 针对矿物油三维荧光光谱特征提取的奇异值分解方法(SVD)容易忽略重要小成分特异信息的不足,提出小波变换(WT)和SVD相结合的特征提取方法。利用WT获取矿物油三维荧光光谱数据的低频主部近似分量和不同方向的细节分量;用SVD提取综合矩阵的奇异值特征;使用模糊C均值聚类(FCM)方法对矿物油三维荧光光谱样本数据进行分类识别,并引入随机噪声进行进一步测试。结果表明WT-SVD特征向量在矿物油分类识别方面比单独SVD特征向量具有准确度高、稳健性强的优势,有助于更好地实现矿物油聚类分析或种类鉴别。

**关键词** 光谱学;小波变换奇异值特征;三维荧光光谱;矿物油

**中图分类号** O657.3; O433.4; X832

**文献标识码** A

**doi:** 10.3788/LOP52.063001

## WT-SVD Feature of Three Dimensional Fluorescence Spectra of Mineral Oil

Tian Guangjun<sup>1</sup> Yang Zichen<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Hebei Provincial Key Laboratory of Measurement Technology and Instrumentation, Yanshan University, Qinhuangdao, Hebei 066004, China

<sup>2</sup>Gulf Security Technology Co., Ltd, Qinhuangdao, Hebei 066004, China

**Abstract** Singular value decomposition (SVD) has a shortcoming in feature extraction of mineral oil's 3D fluorescence spectrum, as it easily discards small eigen values that may be important for identification. A new method that combines wavelet transform (WT) and SVD in feature extraction is presented. Wavelet approximation components of mineral oil's 3D fluorescence data and detail components in different directions are obtained, and their singular value feature is extracted. The fuzzy clustering method (FCM) is used to classify or discriminate mineral oils, and a further test is carried out with random noise introduced. The result shows that WT-SVD feature vector is superior to SVD in mineral oil classification or oil identification, with higher accuracy and robustness than SVD in anti-jamming performance.

**Key words** spectroscopy; wavelet transform - singular value feature; three-dimensional fluorescence spectrum; mineral oil

**OCIS codes** 300.6280; 300.6360; 300.2530

## 1 引言

基于紫外可见光激发-发射原理的三维荧光分析法获取矿物油组分化学信息,具有快速、无损、精确的特点,近年来在有机物的组分分析和矿物油种类鉴别方面得到了广泛的应用<sup>[1-3]</sup>。矿物油分析与鉴别的技术难点在于矿物油组分自身的复杂性和类间相似性,以及溶剂等环境因素的影响。矿物油中的主要荧光物质是多环芳香烃及其衍生物<sup>[4]</sup>,也存在一些相对微量的荧光物质,如硫化物<sup>[5]</sup>。另外,人们为改善成品油性能还加入有机添加剂,如-10#柴油中按照1:1000比例加入的抗凝剂。有些物质在单类矿物油中是独有的,有利于矿物油的种类鉴别,但其含量可能很低。这些因素在一定程度上影响或制约着矿物油荧光光谱参量化分析与鉴别技术方法。

奇异值分解(SVD)和小波变换(WT)是光谱分析领域中两种重要的光谱参数化方法<sup>[6-10]</sup>。SVD是统计学

收稿日期:2014-10-28;收到修改稿日期:2015-02-04;网络出版日期:2015-05-28

基金项目:国家自然科学基金(20577038)、河北省自然科学基金(D2004000195)

作者简介:田广军(1963—),男,教授,主要从事环境监测仪器与光谱图像技术等方面的研究。E-mail: tgj@ysu.edu.cn

中多元数据线性变换分析的一种有效方法,通过一个正交变换找到一个从高维向低维映射的向量空间,能够消除数据变量间二阶以上的相关性<sup>[11]</sup>,有利于数据压缩和特征提取。但是用方差贡献率大的主要成分代替原始数据时,一些小成分特异性信息往往因方差贡献率较小而被舍弃,导致了数据中特异性信息的损失,在一定程度上影响了种类鉴别的正确率<sup>[12-13]</sup>。WT能够将数据分解成低频系数和不同方向上的高频系数,提取到信号时频域中的细节部分,形成小波系数特征向量。利用小波变换对光谱数据进行滤波和压缩,可以最大程度地保留原始数据中的有效小成分或小目标信息,但系数矩阵规模比较庞大。本文利用WT的细节可调和SVD的高效降维优势,提出了一种WT和SVD相互配合的矿物油光谱分析新方法,用于矿物油三维荧光光谱的特征提取,进而实现矿物油聚类分析或种类鉴别。

## 2 光谱实验及数据获取

### 2.1 实验方法

实验采用英国Edinburgh Instruments公司生产的FS920稳态荧光光谱仪完成,实验系统如图1所示。光谱响应范围为200~900 nm,激发与发射单色器采用M300型光栅单色器,使用典型的单光栅Czerny-Turner结构设计,光源为450 W氙灯,探测器采用光电倍增管(PMT)单元,并配有制冷器以降低探测器热噪声。激发波长范围为250~400 nm,激发间隔为5 nm;发射波长范围为260~500 nm,发射间隔为2 nm。光谱数据以二维矩阵的形式存储到文本文件中。

使用的矿物油样品包含97#汽油、-10#柴油、机油等,以无水乙醇为标准溶剂,分别配制成质量浓度范围为0.1~1.5 g/L的溶液样品,其中97#汽油样品13份,-10#柴油样品9份,机油样品13份。

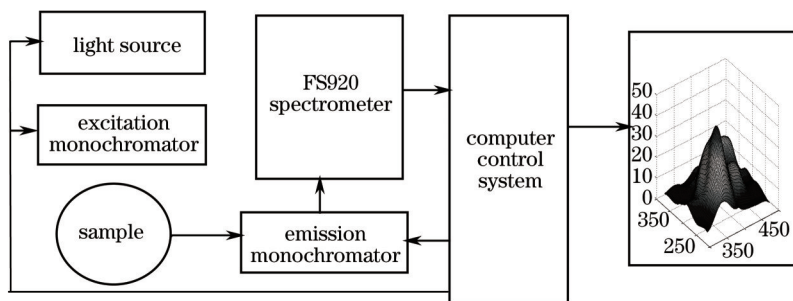


图1 三维荧光光谱测量实验系统示意图

Fig.1 Schematic of 3D fluorescence spectrum measurement system

### 2.2 数据预处理

一般情况下溶剂荧光光谱十分微弱,相对于样品本身光谱可以忽略不计,但是对于痕量样本则有一定的影响。为了减小溶剂光谱对数据特征提取的影响,在溶液的荧光光谱数据中扣除溶剂的本底光谱数据。另外,对实验中可能受到的杂散干扰进行数值平滑滤波。

在数值滤波之后,为了实现光谱标度的统一和光谱可比性,基于全局数据域对激发-发射矩阵(EEM)进行极差归一化处理,将数据转换到[0,1]范围内,如(1)式所示:

$$G(i,j) = \frac{G(i,j) - \min(G)}{\max(G) - \min(G)}, \quad (1)$$

式中  $G(i,j)$  为激发-发射数据矩阵,  $i, j$  为矩阵元素的行、列序号,  $\min(G)$  和  $\max(G)$  分别为数据矩阵  $G$  的最小值和最大值。

采用二维双线性插值方法对数据矩阵进行插值平滑。对于二维矩形网格点  $(x_i, y_j)$ ,  $i = 1, \dots, n, j = 1, \dots, m$ , 对应的函数值阵列为  $F_{i,j} = f(x_i, y_j)$ , 进行双线性插值后的函数为

$$g(x,y) = \frac{1}{(x_i - x_{i-1})(y_j - y_{j-1})} h(x,y), \quad (2)$$

$$h(x,y) = [(x_i - x)(y_j - y)f_{i-1,j-1} + (x_i - x)(y - y_{j-1})f_{i-1,y} + (x - x_{i-1})(y_j - y)f_{i,j-1} + (x - x_{i-1})(y - y_{j-1})f_{i,j}]. \quad (3)$$

通过对  $m \times n$  阶 EEM 矩阵进行合理的插值处理得到更为精细、平滑的三维光谱图。图2是某浓度97#汽油样本的 EEM 矩阵经过插值平滑后绘出的三维荧光光谱指纹图。

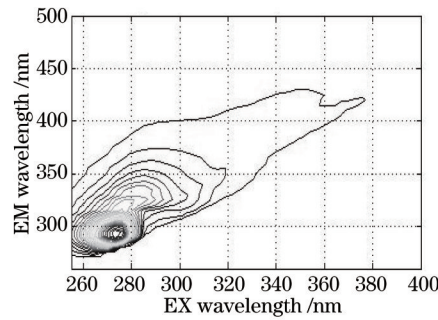


图2 某浓度97#汽油原始指纹图

Fig.2 Spectrum contour of 97# gasoline of a certain concentration

### 3 三维荧光光谱参数化特征提取

对各种矿物油样本的大量原始EEM进行数据处理,基于三维荧光光谱的数据分布特征,使用奇异值分解和小波变换方法提取矿物油三维荧光光谱的SVD和WT-SVD特征参数。

#### 3.1 三维荧光光谱的小波变换

基于傅里叶变换发展而来的WT具有局部分辨能力强、失真率低的特点,能同时在时域和频域对数据进行分解。对于二维数据矩阵,小波变换能够同时在 $X$ 、 $Y$ 两个方向上进行分解,得到相应的小波系数 $A$ 、 $H$ 、 $V$ 、 $D$ ,低频系数 $A$ 包含了数据的主要分量,体现了数据的主要特征; $H$ 、 $V$ 、 $D$ 作为数据的高频分量,是数据的细节部分,体现了数据的小成分特异性光谱特征。二维小波分解过程为

$$f(x,y) \approx a_j \phi(x,y) + \sum_{i=1}^j d_i^v \psi_i^v(x,y) + \sum_{i=1}^j d_i^h \psi_i^h(x,y) + \sum_{i=1}^j d_i^d \psi_i^d(x,y), \quad (4)$$

式中 $j$ 为分解层数, $a_j$ 为 $j$ 层分解后的近似低频系数; $d_i^v$ 、 $d_i^h$ 、 $d_i^d$ 分别为 $j$ 层分解过程中第 $i$ 层的垂直、水平和对角方向上的细节高频系数, $\phi(x,y)$ 为二维尺度函数, $\psi^h(x,y)$ 、 $\psi^v(x,y)$ 、 $\psi^d(x,y)$ 为不同方向的小波函数。从信号滤波的观点理解,二维尺度函数和小波函数分别起低通滤波器和高通滤波器的作用。针对不同类型的数据分布,应选取不同的小波函数。经过测试比较,选择db3小波进行一层分解时对矿物油的鉴别效果最好,以此获取4个小波系数向量,表征原始数据图像低频主部特征信息和各个方向的高频分量信息。分别基于4个小波系数向量进行谱图重构,能够得到相应的重构指纹图。

以某浓度97#汽油样品为例,利用其EEM数据的4个小波光谱重构指纹图,如图3所示。其中,图3(a)

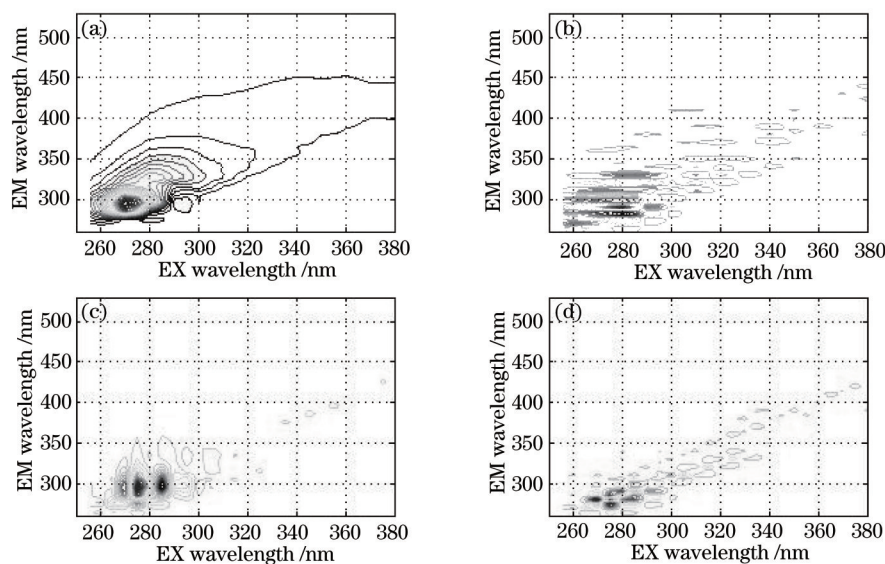


图3 某浓度97#汽油4个小波光谱重构指纹图。(a) 近似系数;(b) 垂直方向;(c) 水平方向;(d) 对角方向

Fig.3 Wavelet coefficient reconstructed contours of 97# gasoline of a certain concentration. (a) Approximation coefficient; (b) vertical detail; (c) horizontal detail; (d) diagonal detail

为低频系数 $A$ 重构的指纹图,与图2所示指纹图比较,较好地保留了原始指纹图的主峰位置、峰峰间相对角度、峰脊走向等基本特征。从其他三幅子指纹图上则能够观察到明显的指纹细节,反映了数据在水平、垂直和对角方向的特异性信息。因此,WT得到的4个系数分量 $A$ 、 $H$ 、 $V$ 、 $D$ ,代表着矿物油光谱图像低频主体和高频细节的参数化特征,而且能够反演重构。事实上,在三维荧光光谱参数化阶段的WT兼有对非特异信息的滤波作用。

### 3.2 小波系数矩阵的奇异值特征提取

如3.1节所述,EEM光谱数据经过预处理和WT之后,得到了矿物油的低频主体和高频细节光谱图像的小波系数特征。由此构造两个小波特征矩阵:由低频小波系数组成的矩阵 $W_1=[A]^T$ 和由高频系数组成的矩阵 $W_2=[H,V,D]^T$ 。为了进一步压缩数据规模,分别对矩阵 $W_1$ 和 $W_2$ 进行SVD,提取光谱图像在不同尺度和不同方向上的奇异值特征。

对于一个秩为 $k$ 的实矩阵 $W_{m \times n}$ ,存在正交矩阵 $U_{m \times k}$ 、 $V_{n \times k}$ ,使得(5)式成立:

$$W_{m \times n} = U_{m \times k} \cdot D_{k \times k} \cdot V_{n \times k}^T, \quad (5)$$

式中 $D = \text{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_k)$ ,  $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_k \geq 0$ ,称为 $W_{m \times n}$ 的奇异值特征。任何实矩阵的奇异值特征序列是唯一确定的,因此可以作为矿物油三维荧光光谱的参量化指标。特征值 $\lambda_i$ 越大,表示与其相对应的特征向量的信号方差贡献率越大。如果前 $p$ ( $p < k$ )个特征值的方差累积率达到了比较高的水平,那么由这 $p$ 个特征值及其对应特征向量反演后,能够保留足够的信息近似原始数据。前 $p$ 个特征值的方差累积率计算公式为

$$R_{av} = \sum_{i=1}^p \lambda_i / \sum_{i=1}^k \lambda_i. \quad (6)$$

以给定累积贡献率作为截取特征值个数的阈值标准,可得到 $W_1$ 和 $W_2$ 的奇异值,组成原始三维荧光光谱图的WT-SVD特征序列 $\lambda_{11}, \lambda_{12}, \dots, \lambda_{1p}, \lambda_{21}, \lambda_{22}, \dots, \lambda_{2q}$ 。通过计算统计, $W_1$ 的前两个奇异值特征值的累积贡献率已经达到了95%, $W_2$ 的前三个奇异值特征值的累积贡献率已经达到了90%。表1中给出了部分样品(溶剂为无水乙醇)的WT-SVD特征序列和相应的SVD特征序列(方差累积贡献率达到或超过90%)。其中S1~S8为各种浓度的97#汽油样品,S14~S20为机油样品,S30~S35为-10#柴油样品。

表1 矿物油的WT-SVD和SVD特征序列

Table 1 WT-SVD and SVD feature sequences of mineral oils

No.	WT-SVD	SVD
S1	0.5247,0.1427,0.0123,0.0025,0.0009	0.1540,0.0433,0.0033,0.0028,0.0012
S2	0.5479,0.1298,0.0112,0.0023,0.0010	0.1566,0.0393,0.0031,0.0028,0.0012
S3	0.5787,0.1158,0.0101,0.0022,0.0010	0.1601,0.0349,0.0030,0.0025,0.0012
S4	0.6000,0.1092,0.0097,0.0022,0.0011	0.1631,0.0330,0.0030,0.0026,0.0013
S5	0.7363,0.0821,0.0073,0.0020,0.0013	0.1822,0.0246,0.0032,0.0025,0.0013
S6	0.6879,0.0835,0.0080,0.0021,0.0012	0.1750,0.0252,0.0030,0.0020,0.0013
S7	0.7245,0.0783,0.0075,0.0021,0.0013	0.1811,0.0237,0.0031,0.0021,0.0013
S8	0.7781,0.0713,0.0069,0.0021,0.0014	0.1893,0.0217,0.0032,0.0021,0.0013
S14	2.3877,0.7370,0.0042,0.0015,0.0013	0.7247,0.3094,0.0272,0.0049,0.0032
S15	2.4128,0.7274,0.0043,0.0016,0.0013	0.7802,0.2620,0.0375,0.0113,0.0031
S16	2.7009,0.7370,0.0042,0.0015,0.0013	0.7916,0.2620,0.0384,0.0127,0.0031
S17	2.4789,0.7233,0.0043,0.0017,0.0014	0.7866,0.2637,0.0381,0.0120,0.0031
S18	2.4909,0.6653,0.0040,0.0020,0.0016	0.8283,0.2608,0.0404,0.0156,0.0034
S19	2.4036,0.6750,0.0036,0.0024,0.0017	0.8439,0.2413,0.0408,0.0179,0.0040
S20	2.4455,0.6520,0.0037,0.0023,0.0016	0.8692,0.2429,0.0449,0.0200,0.0053
S30	1.9469,0.3250,0.0074,0.0032,0.0021	0.5913,0.1114,0.0210,0.0074,0.0036
S31	1.8315,0.3249,0.0077,0.0029,0.0021	0.5656,0.1144,0.0211,0.0078,0.0035
S32	1.3342,0.3302,0.0086,0.0031,0.0019	0.4730,0.1102,0.0172,0.0092,0.0050
S33	1.5226,0.3021,0.0093,0.0024,0.0021	0.4768,0.1050,0.0176,0.0079,0.0030
S34	1.4261,0.2950,0.0095,0.0028,0.0020	0.4631,0.1021,0.0164,0.0080,0.0040
S35	1.2255,0.2269,0.0084,0.0030,0.0018	0.4078,0.0789,0.0131,0.0072,0.0041

WT-SVD是矿物油三维荧光光谱参量化的一种新尝试。通过小波变换将EEM矩阵分解为低频系数 $A$ 和水平方向的高频系数 $H$ 、垂直方向的高频系数 $V$ 、对角方向的高频系数 $D$ ,然后对小波系数矩阵进行奇异值



分解,提取多尺度的奇异值特征。因此,WT-SVD特征不仅能够表征和反映与矿物油结构密切关联的三维荧光光谱分布规律,还完整地保留了丰富的多分辨率荧光光谱信息。先进行小波变换然后再进行SVD,舍掉的是非奇异性的随机噪声,保留了有用的奇异性信息,而且特征尺度可以根据具体情况的需要进行分辨率调节,达到提高数据压缩与减少有效信息损失之间的平衡。

## 4 基于WT-SVD特征的矿物油聚类

### 4.1 模糊C均值聚类(FCM)方法

为了对矿物油定性鉴别,常需要基于特征参数进行聚类分析。聚类分析方法比较多,包括最大距离聚类法、近邻法、 $k$ 均值法、模糊均值聚类法、最优分割法、图论聚类法等<sup>[14]</sup>。均值聚类方法的指导思想是使被划分到同一簇的样本之间的相似性最大,而不同簇之间的相似性最小。模糊C均值聚类用模糊概念将 $n$ 个向量 $x_i(i=1,2,\dots,n)$ 划分为 $c$ 个模糊组,使得每个给定数据点用0~1间的隶属度值来确定其属于各个组的程度。一般先用随机方法给定隶属度初始值,修正聚类中心后,计算所有样本到聚类中心的距离,然后计算新的隶属度。多次运行聚类算法,当满足目标函数要求或达到限定次数后停止运行。相对于硬性划分的普通均值算法,FCM是一种基于柔性模糊划分的聚类算法,可大大降低聚类划分错误的风险概率。

### 4.2 矿物油的FCM聚类

FCM算法需要两个输入参数:聚类数目 $c$ 和隶属度指数 $m$ 。实验中油品种类数为3,故聚类数目 $c=3$ ;隶属度指数 $m$ 是一个控制算法柔性的参数,经验值为1.5~2.5,取 $m=2$ 。FCM算法的输出参数为 $c$ 个聚类中心点向量和一个 $c \times n$ 模糊隶属度矩阵 $U$ 。聚类中心是每个类的典型代表,模糊隶属度矩阵 $U$ 表征每个样本点属于每个类的程度。按照最大隶属原则划分,就能够确定 $U$ 矩阵中对应的每个样本归为哪个类。使用FCM算法,完成了汽油、机油和柴油三种成品矿物油的正确分类。基于WT-SVD特征的FCM聚类收敛过程如图4所示,矿物油聚类分析结果如图5所示。

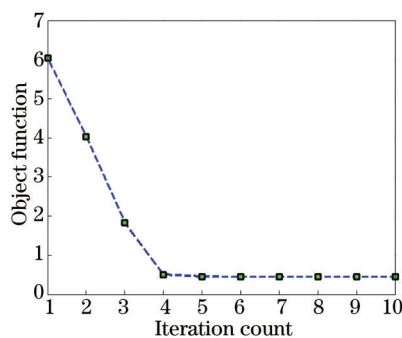


图4 基于WT-SVD特征的矿物油模糊聚类收敛过程

Fig.4 WT-SVD feature based FCM clustering convergence of mineral oils

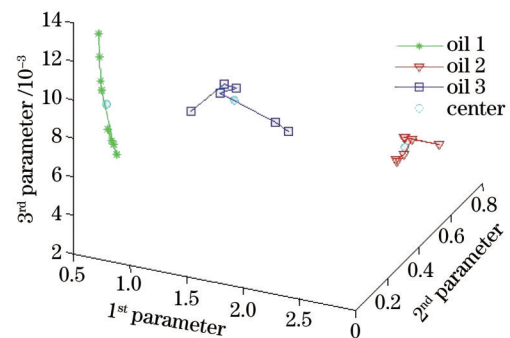


图5 基于WT-SVD特征的矿物油模糊聚类

Fig.5 WT-SVD feature based FCM clustering of mineral oils

### 4.3 稳定性测试

为了验证WT-SVD特征的稳定性,在原有的测试集样本上增加不同幅值的随机噪声进行测试。与SVD特征对比的结果如表2所示。

表2 随机噪声条件下WT-SVD和SVD的聚类性能比较

Table 2 Clustering performance comparison based on WT-SVD and SVD under random noise

Noise amplitude	0.05	0.10	0.15	0.20	0.25	0.30
SVD recognition	0.9	0.85	0.8	0.65	0.7	0.55
WT-SVD recognition	0.95	0.90	0.95	0.9	0.7	0.65

从表2中可以看出,WT-SVD特征的识别效果优于SVD特征。在较低噪声幅值时,两种特征都能保证较高的识别率,但是随着噪声幅值的增加,奇异值分解法对图像噪声较为敏感,特别是噪声幅值在0.2左右时,SVD特征的识别效果明显下降(与文献[15]的结果一致),而此时WT-SVD特征仍保持很高的识别率,说明基于WT-SVD特征的聚类过程更加稳健。

## 5 结 论

WT和SVD相结合的特征提取方法提高了对有效数据的分辨能力和对噪声的抗干扰能力,保证了矿物油定性识别的有效性和正确度。聚类分析表明,WT和SVD相结合的方法应用在矿物油三维荧光光谱数据特征提取中,能够滤除随机噪声同时保留光谱数据中小成分的特异性信息。为了降低溶剂对样品特征的影响,还需要进一步探究同种油在有机溶剂和无机溶剂中的共性特征,或提高特征对不同溶剂的不变性。WT-SVD特征的级联溯源、可反演、多分辨率等优良属性还值得进一步深入研究。

## 参 考 文 献

- 1 Wu Mingcao, Jin Bangquan, Chen Xuming, *et al.*. Synchronous fluorescence spectra study on changes in metmyoglobin under ultraviolet irradiation[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2013, 50(5): 053001.  
吴名草, 金邦荃, 陈许明, 等. 紫外照射下高铁肌红蛋白变化的同步荧光光谱指认[J]. *激光与光电子学进展*, 2013, 50(5): 053001.
- 2 Yu S, Xiao X, Wang Z, *et al.*. Integrated similarity indices for component recognition in mixtures with three-dimensional fluorescence spectra[J]. *Applied Spectroscopy*, 2011, 65(4): 369-375.
- 3 Yang Lili, Wang Yutian, Lu Xinqiong. Identification and measurement of petroleum pollutant by three-dimensional matrix fluorescence with second-order calibration methods[J]. *Chinese J Lasers*, 2013, 40(6): 0615002.  
杨丽丽, 王玉田, 鲁信琼. 三维荧光光谱结合二阶校正法用于石油类污染物的识别和检测[J]. *中国激光*, 2013, 40(6): 0615002.
- 4 Wang Z, Fingas M, Page D S. Oil spill identification[J]. *Journal of Chromatography A*, 1999, 843(1-2): 369-411.
- 5 Gao Liping, Liu Peng, Gu Tao, *et al.*. Characterization of sulfur compounds in diesel fractions[J]. *Journal of Fuel Chemistry and Technology*, 2009, 37(2): 183-188.  
高利平, 刘 鹏, 顾 涛, 等. 柴油馏分中含硫化合物组成与分布特征[J]. *燃料化学学报*, 2009, 37(2): 183-188.
- 6 Qin Xia, Shen Lansun. Wavelet transform and its application in spectral analysis[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2000, 20(6): 892-897.  
秦 侠, 沈兰荪. 小波分析及其在光谱分析中的应用[J]. *光谱学与光谱分析*, 2000, 20(6): 892-897.
- 7 He Guanglin, Peng Linke. FPGA implement of SVD for dimensionality reduction in hyperspectral images[J]. *Chinese J Lasers*, 2009, 36(11): 2983-2988.  
何光林, 彭林科. 基于FPGA的高光谱图像奇异值分解降维技术[J]. *中国激光*, 2009, 36(11): 2983-2988.
- 8 Duan Yali, Su Rongguo, Shi Xiaoyong, *et al.*. Differentiation of phytoplankton populations by *in vivo* fluorescence based on high-frequency component of wavelet[J]. *Chinese J Lasers*, 2012, 39(7): 0715003.  
段亚丽, 苏荣国, 石晓勇, 等. 基于小波高频分量的浮游植物活体荧光识别技术研究[J]. *中国激光*, 2012, 39(7): 0715003.
- 9 Dou Zhenhai, Wang Yajing, Shen Jin, *et al.*. A hybrid non-negative inversion of dynamic light scattering based on truncated singular value decomposition[J]. *Chinese J Lasers*, 2013, 40(6): 0608001.  
窦震海, 王雅静, 申 晋, 等. 动态光散射混合非负截断奇异值反演[J]. *中国激光*, 2013, 40(6): 0608001.
- 10 Li Ying, Liu Bingxin, Li Baoyu, *et al.*. Analysis of spectral characteristics of oil film on water based on wavelet transform[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2012, 32(7): 1923-1927.  
李 颖, 刘丙新, 李宝玉, 等. 基于小波变换的油膜光谱特征分析[J]. *光谱学与光谱分析*, 2012, 32(7): 1923-1927.
- 11 Feng Yan, He Mingyi, Song Jianghong, *et al.*. ICA-based dimensionality reduction and compression of hyperspectral images[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2007, 29(12): 2871-2875.  
冯 燕, 何明一, 宋江红, 等. 基于独立成分分析的高光谱图像数据降维及压缩[J]. *电子与信息学报*, 2007, 29(12): 2871-2875.
- 12 Chen Xiaoqing, Ma Junguo, Zhao Hongzhong, *et al.*. Target recognition algorithm based on two dimensional wavelet transform for laser imaging radar[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2011, 48(4): 041001.  
陈晓清, 马君国, 赵宏钟, 等. 基于二维小波变换的激光成像雷达目标识别算法[J]. *激光与光电子学进展*, 2011, 48(4): 041001.
- 13 Ramakrishna B, Wang J, Chang C I, *et al.*. Spectral/spatial hyperspectral image compression in conjunction with virtual dimensionality[C]. *SPIE*, 2005, 5806: 772-781.
- 14 Zhu Lin, Wang Shitong, Deng Zhaohong. Research on generalized fuzzy c-means clustering algorithm with improved fuzzy partitions[J]. *Journal of Computer Research and Development*, 2009, 46(5): 814-822.  
朱 林, 王士同, 邓赵红. 改进模糊划分的FCM聚类算法的一般化研究[J]. *计算机研究与发展*, 2009, 46(5): 814-822.
- 15 Du Shusong, Wang Yongmei, Tao Ran. Multiple beam interferential spectral imaging technology[J]. *Acta Optica Sinica*, 2013, 33(8): 0830003.  
杜述松, 王咏梅, 陶 然. 多光束干涉光谱成像技术[J]. *光学学报*, 2013, 33(8): 0830003.

栏目编辑: 吴秀娟