

# 多角度光散射颗粒的粒径解析和属性识别

吴娟<sup>1</sup>, 周真<sup>1</sup>, 齐佳<sup>1</sup>, 杨希<sup>2</sup>, 曾毛毛<sup>2</sup>

<sup>1</sup>哈尔滨理工大学测控技术与通信工程学院, 黑龙江 哈尔滨 150080;

<sup>2</sup>中兴仪器(深圳)有限公司, 广东 深圳 518004

**摘要** 通过提取光散射信号中颗粒粒径和属性的非线性特征向量,利用广义神经网络(GRNN)同时解析颗粒粒径和识别属性。采用经验模态分解(EMD)方法分解颗粒物的光散射信号,提取三维能量分布,计算 3 种相同粒径不同属性颗粒的样本熵,发现样本熵能够反映颗粒的属性;为了消除粒径和属性对散射的影响,对散射信号进行 Hilbert 变换,提取时频域特征,与样本熵结合组成高维特征集,通过局部线性嵌入(LLE)算法将特征集归为 6 个特征向量,作为广义神经网络的输入层,解析粒径和识别属性;采用粒径为 0.11  $\mu\text{m}$  的二氧化硅颗粒、2  $\mu\text{m}$  和 4  $\mu\text{m}$  的聚苯乙烯小球进行实验,结果表明,粒径解析和属性识别的正确率均在 90% 以上。

**关键词** 散射; 样本熵; 多角度光散射; 颗粒粒径; 颗粒属性; 经验模态分解

中图分类号 O436.2 文献标识码 A

doi: 10.3788/AOS201737.0929002

## Size Detection and Attribute Recognition of Particles by Multi-Angle Light Scattering

Wu Juan<sup>1</sup>, Zhou Zhen<sup>1</sup>, Qi Jia<sup>1</sup>, Yang Xi<sup>2</sup>, Zeng Maomao<sup>2</sup>

<sup>1</sup> School of Measurement-Control Technology and Communications Engineering, Harbin University of Science and Technology, Harbin, Heilongjiang 150080, China;

<sup>2</sup> ZTE Instruments Co., Ltd., Shenzhen, Guangdong 518004, China

**Abstract** This study aims to detect the size and attribute of particles simultaneously by extracting nonlinear eigenvector of size and attribute in light scattering signals and using general regression neural network (GRNN). The scattering signals are decomposed by the method of empirical mode decomposition (EMD), and the three-dimensional energy distribution is extracted. Sample entropies of three kinds of particles with same attribute and different sizes are calculated. It is found that the sample entropy can identify the attribute of particles. In order to eliminate the influence of particle size and attribute on the scattering, the Hilbert transform is used for the light scattering signals, and time-frequency domain eigenvectors are extracted, which form a high-dimensional eigenvectors set together with the sample entropy. The eigenvectors set is summed up into six eigenvectors by the local linear embedding (LLE) algorithm and used as the input layer of the GRNN to identify the particle size and attribute. Finally, an experiment is conducted to test the 0.11  $\mu\text{m}$   $\text{SiO}_2$  particles, 2  $\mu\text{m}$  and 4  $\mu\text{m}$  polystyrene pellets. The results show that the accuracy of particle size detection and attribute recognition exceeds 90%.

**Key words** scattering; sample entropy; multi-angle light scattering; particle size; particle attribute; empirical mode decomposition

**OCIS codes** 290.1310; 290.5820; 290.5850

## 1 引言

大气颗粒物几乎和所有重大的大气环境问题密切相关。频发的雾霾天气不仅使能见度降低,而且影响人体健康,引发各种疾病。因此,准确了解颗粒物的粒径、属性、浓度等信息对环境保护和人类健康都具有重

收稿日期: 2017-04-14; 收到修改稿日期: 2017-05-17

基金项目: 国家科技重大专项(2016YFF0103000)

作者简介: 吴娟(1980—),女,博士研究生,主要从事光学检测和颗粒检测方面的研究。E-mail: taozi\_xixi@163.com

导师简介: 周真(1961—),男,博士,教授,博士生导师,主要从事检测技术与精密仪器、光学检测等方面的研究。

E-mail: zhzh49@126.com(通信联系人)

要意义。

颗粒光散射技术已在颗粒粒径测量中得到了广泛应用,如利用光学粒子计数器测量大气颗粒物的光学粒径分布和浓度<sup>[1]</sup>。利用小角度光散射检测颗粒粒径的颗粒物连续检测器(CPM)假定散射强度只与颗粒粒径有关,忽略了颗粒属性(折射率)的影响<sup>[2]</sup>,然而在某前向小角度时,散射光强与颗粒粒径并不呈完全的单调关系,会受到颗粒属性的影响,从而导致粒径测量不准确<sup>[3-6]</sup>。

为了提高粒径测量的准确度以及识别颗粒物的属性,国内外研究人员进行了相关研究<sup>[7-10]</sup>。Jaenicke等<sup>[11]</sup>采用数值模拟分析了单色光源照射时折射率对粒径分布测量的影响;李学彬等<sup>[12]</sup>通过分析折射率对光散射的影响确定了合适的散射角;葛宝臻等<sup>[13]</sup>研究了大型民用客舱空气中颗粒物属性对粒径检测的影响,根据模拟曲线找到了光通量与粒径单调曲线受散射角度影响相对较小的角度;Baumgardner等<sup>[14]</sup>提出用前向散射同时测量云气溶胶的粒径和属性,测量了前向散射角度( $4^{\circ}\sim 13^{\circ}$ )和后向散射角度( $166^{\circ}\sim 175^{\circ}$ )内的光强,并对粒径为 $0.35\sim 1550\ \mu\text{m}$ 的颗粒物进行了测量;Thomas<sup>[15]</sup>研发出了单颗粒光散射的仪器SPARCLE,同时测量了平流层颗粒的粒径和属性,对于粒径大于 $5\ \mu\text{m}$ 的颗粒物,粒径的测量误差为 $\pm 1\ \mu\text{m}$ ,折射率误差为 $\pm 0.05$ ;Chang等<sup>[16]</sup>建立了一个具有很高时间分辨率的开放式测量系统,它可以同时测量5个不同散射角度的光散射,但是仅能对非吸收性(折射率虚部为0)的球形粒子进行了测量;法国航天局通过4个角度测量颗粒物的粒径和属性,发现 $10^{\circ}$ 处的光强可以忽略颗粒属性的影响,可以用来测量粒径,另外3个角度用来识别属性,但依然不能避免测量粒径时受到属性的影响。

颗粒物的不同属性会给粒径的测量造成误差,大多数研究者根据光散射分布确定受属性影响最小的角度,或者通过算法进行补偿。如果在测量颗粒物粒径的同时又能识别其属性,就可以消除属性对粒径的影响,同时又可获得颗粒物的属性,这对于细颗粒物(PM<sub>2.5</sub>)的检测和源分析都具有重要意义。本文同时分析粒径小于 $0.35\ \mu\text{m}$ 的非吸收性颗粒和吸收性颗粒,通过多角度检测散射信号,结合时频分析和特征提取的方式,利用数据分析找到能表征颗粒物粒径和属性的特征量,并验证其有效性。将有效的特征量作为广义神经网络的输入层,利用输出层解析颗粒粒径和识别属性,在搭建的平台上测试最低检出限和准确度。

## 2 颗粒粒径和折射率对散射光强的影响

根据经典Mie散射理论,单色光照射到均匀球形粒子上时会发生散射,颗粒散射光强是颗粒粒径、散射光接收方向角和颗粒折射率的函数。颗粒的不同折射率即表示颗粒的不同属性,折射率包括实部和虚部,当虚部不为0时,表示颗粒对光具有吸收性<sup>[17-18]</sup>。粒径和属性都会影响光散射,但由于影响的复杂性,通常粒径检测仪选取前向小角度(通常小于 $15^{\circ}$ )散射光强检测粒径。在小角度内,光强受颗粒物属性的影响较小,可认为散射光强与粒径单调相关,然而 $0.7\sim 3\ \mu\text{m}$ 颗粒的散射光强与粒径却不是单调相关<sup>[9]</sup>。为了更好地理解颗粒属性对光散射的影响,选取粒径为 $1\ \mu\text{m}$ 和 $2.5\ \mu\text{m}$ 的3种不同折射率的球形颗粒进行仿真测试,颗粒分别选取硫酸液滴(折射率 $1.428-0i$ )、二氧化硅(折射率 $1.53-0.01i$ )和碳黑(折射率 $1.96-0.66i$ )<sup>[13]</sup>,硫酸液滴折射率的虚部为0,属于非吸收性颗粒,二氧化硅折射率的虚部较小,碳黑折射率的虚部较大。通过Mie散射理论计算出散射角为 $0^{\circ}\sim 180^{\circ}$ 时的散射光强,图1为 $1\ \mu\text{m}$ 颗粒的散射光强曲线,图2为 $2.5\ \mu\text{m}$ 颗粒的散射光强曲线。

由图1和图2可以看出:3种颗粒的粒径相同,但属性不同的颗粒的散射光强差别较大;在 $0^{\circ}\sim 15^{\circ}$ 小角度时,光强差距不大,随着散射角度增大,光强差别越来越明显;属性相同但粒径不同的颗粒的散射光强也不同,大颗粒的散射光强相对较大。散射角度较小时,颗粒物属性对散射光强的影响较小,可以认为光强只受粒径的影响,因此校准时也仅采用不同粒径的聚苯乙烯小球进行校准,导致测量存在误差。不同粒径、不同属性的颗粒的散射光强曲线不同,这为粒径和属性的同时检测奠定了基础。

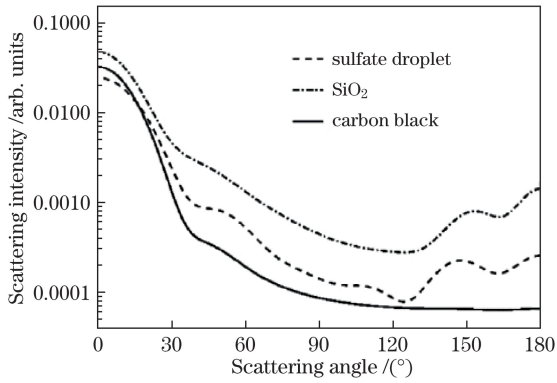


图 1 1 μm 颗粒的散射光强曲线

Fig. 1 Scattering curves of particles with size of 1 μm

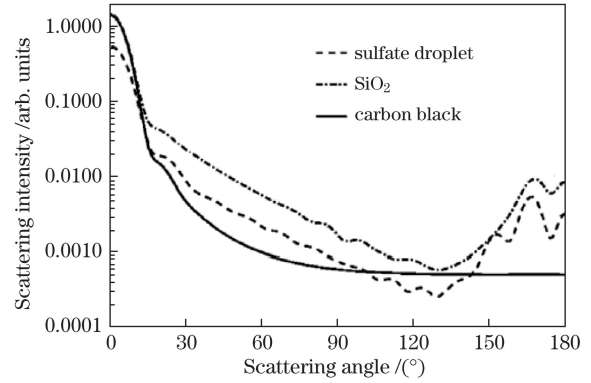


图 2 2.5 μm 颗粒的散射光强曲线

Fig. 2 Scattering curves of particles with size of 2.5 μm

### 3 颗粒粒径解析和属性识别的仿真分析

#### 3.1 相同粒径不同属性颗粒的样本熵计算

样本熵由 Richman 等<sup>[19]</sup>于 2000 年提出,样本熵通过衡量时间序列复杂性度量信号中产生新模式的概率,克服了数据偏差,具有更强的抗噪能力和优异的一致性,同时采用较少的数据段即可得到稳定的熵值。在实际应用中,样本熵可用于由随机成分和确定成分组成的混合信号,具有分析效果优于简单统计参数(如均值、方差、标准差)和不需要对原始信号进行粗粒化等特点,非常适合对动态信号进行分析。设原始数据序列为  $x(1), x(2), \dots, x(N)$ , 共  $N$  个数据点,计算该序列样本熵的步骤如下:

1) 给定模式维数  $m$ , 由原序列组成  $m$  维向量  $\mathbf{X}(i) = (x(i), x(i+1), \dots, x(i+m-1))$ ,  $i = 1, 2, \dots, N-m+1$ ;

2) 定义  $\mathbf{X}(i)$  与  $\mathbf{X}(j)$  之间的距离  $d(i, j) = \max |x(i+k) - x(j+k)|$ ,  $k = 0, 1, \dots, m-1$ ;

3) 给定阈值  $r$ , 对每一个  $i$  值统计  $d(i, j) < r$  的数目(模板匹配数)  $n_{d(i,j) < r}$  及此数目与距离总数  $N-m+1$

的比值, 记作  $B_i^m(r)$ ,  $B_i^m(r) = \frac{n_{d(i,j) < r}}{N-m+1}$ ;

4) 当  $1 \leq j \leq N-m$  时 ( $j \neq i$ ), 求  $B_i^m(r)$  对所有  $i$  的平均值  $B^m(r) = \frac{1}{N-m+1} \sum_{i=1}^{N-m+1} B_i^m(r)$ ;

5) 再对  $m+1$  重复 1)~3) 步, 得到  $B^{m+1}(r)$ ;

6) 理论上, 此序列的样本熵为  $S_{\text{samp}}(m, r) = \lim_{N \rightarrow \infty} \left[ -\ln \frac{B^{m+1}(r)}{B^m(r)} \right]$ , 当  $N$  取有限值时, 可得到序列长度为

$N$  时的样本熵估计值:

$$S_{\text{samp}}(m, r, N) = -\ln \frac{B^{m+1}(r)}{B^m(r)}。$$

针对相同粒径不同属性的颗粒物, 考虑到光散射信号的非线性和复杂性, 将样本熵和三维能量相结合, 提出将三维能量样本熵作为属性的特征量。利用经验模态分解(EMD)方法分解颗粒的光散射信号。EMD 建立在瞬时频率的基础上, 把复杂的非平稳信号表示成有限个本征模态函数(IMF), 每个 IMF 分量是幅度、频率调制的, 因此, 非平稳信号通过基于基本模式分量展开, 得到了一个可变幅度与可变频率的信号处理方法, 打破了固定幅度和固定频率的傅里叶变换的限制<sup>[20-21]</sup>。从信号分解基函数理论角度来说, 经验分解的基是一种自适应的广义基, 因为在信号分解中, 基函数依赖于信号本身的特征, 而不是预先选定的, 因此这种分解方法更能体现信号自身的特性。在 EMD 的基础上, 提取三维能量分布, 计算其样本熵, 然后评价颗粒的属性。具体识别流程如图 3 所示。

选取第 2 节中的 3 种属性颗粒作为研究对象, 针对粒径相同属性不同的颗粒, 选取粒径均为 2.5 μm 的颗粒, 由于实际检测信号中有噪声存在, 因此向第 2 节的仿真信号中加入 0 dB 的白噪声后进行 EMD 处理,

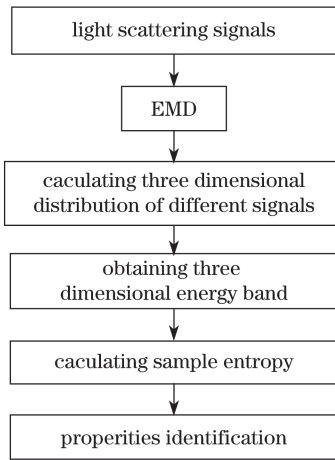
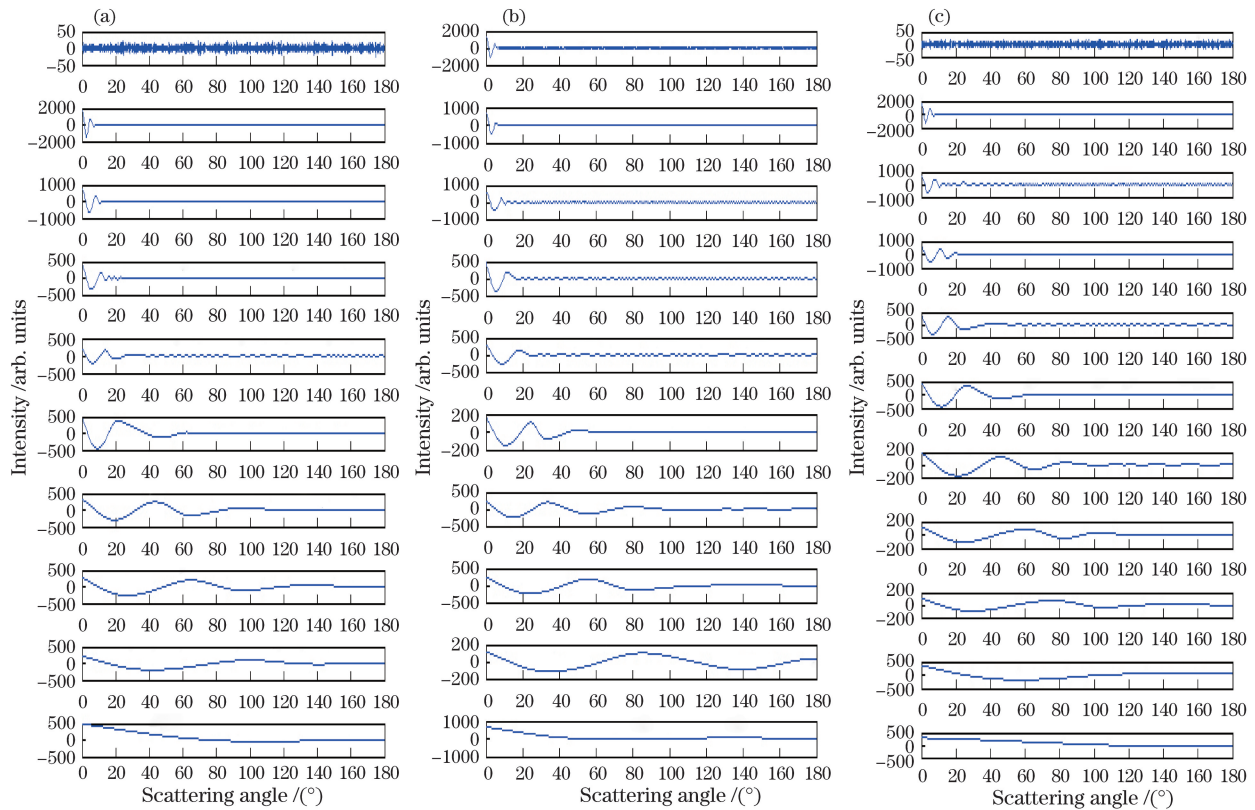


图 3 样本熵提取流程图

Fig. 3 Flow chart of sample entropy extracting

经过 EMD 后的 IMF 如图 4 所示。按照 EMD 方法进行分解,共得到 10 个 IMF,3 种不同颗粒物的 IMF 在幅值上有一定的区别,另外每个 IMF 分量的时域波形也有所不同。IMF 的排列顺序按照频率由高到低的顺序进行排列,首先被分解出来的是随机噪声成分,噪声所含的频率成分较杂,且与光散射信号相比,其信号所含成分的频率较高,所以首先被分解出来。其余的 IMF 分别按照频率的高低顺序被分解出来,最后一个 IMF 表示光散射信号的趋势项,也就是表示光散射信号的幅值趋势是由高到低逐渐衰减到 0。需要找出一个特征量表征不同的属性,因而对 IMF 进行进一步的信号处理。

图 4  $2.5 \mu\text{m}$  颗粒散射信号 EMD 后的 IMF。(a) 硫酸液滴;(b) 二氧化硅;(c) 碳黑Fig. 4 IMF of scattering signals of particles with size of  $2.5 \mu\text{m}$  after EMD.(a) Sulfate droplet; (b)  $\text{SiO}_2$ ; (c) carbon black

根据文献[22-23],计算 3 个散射信号的 Hilbert 时频谱,如图 5 所示, $x$  轴代表角度值,分辨率为  $0.1^\circ$ , $y$  轴表示角度值的倒数,可以类比看作是角频率, $z$  轴代表光散射信号的能量值。从图 5 可以看出,3 个时频谱的区别比较明显。由图 5(a)可知,较高的能量主要集中在角度和角频率较小的区域内,随着角度和角频率不断增大,能量不断衰减至 0。在角度为  $180^\circ$  附近,噪声的存在导致能量随角度增加而减小的趋势突然增大。由图 5(b)可以看出,在  $0^\circ\sim 100^\circ$  范围内,能量的变化比较平缓。图 5(c)中能量变化的总体趋势是平稳的,但局部有起伏振荡的现象。为了量化时频谱的区别,将散射信号的 Hilbert 时频谱图在角度域和角频率域上分别划分,划分出 64 个区域,在每个区域内对 Hilbert 时频谱谱值的幅值进行能量积分,64 个不同区域能量积分的结果便可以组成不同物质光散射信号的 Hilbert 谱三维能量棒图,具体分析结果如图 6 所示。

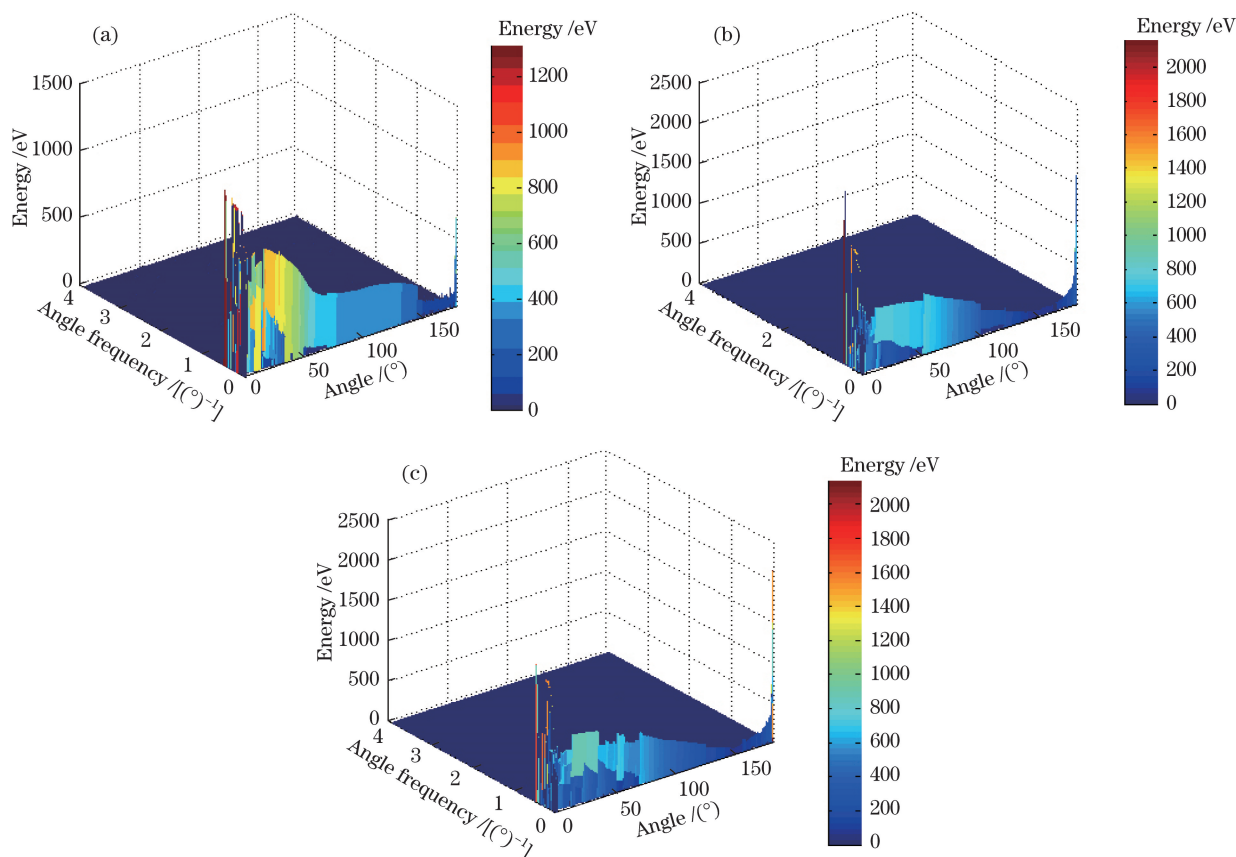


图 5  $2.5\ \mu\text{m}$  颗粒散射信号的 Hilbert 时频谱。(a)硫酸液滴;(b)二氧化硅;(c)碳黑

Fig. 5 Hilbert time-frequency spectra of particles with size of  $2.5\ \mu\text{m}$ .

(a) Sulfate droplet; (b)  $\text{SiO}_2$ ; (c) carbon black

根据样本熵的计算公式可知有 64 个能量值,选取  $N=64$ ,参数  $m$  和  $r$  对计算结果的影响非常大,因此,这两个参数的取值非常重要。根据文献[24],在计算样本熵时,选择  $m=1$  或  $m=2$ , $r=0.1\sim 0.25D_{\text{SD}}$  ( $D_{\text{SD}}$  为原始时间序列的标准差)比较合适,因此选  $m=2$ , $r=0.25D_{\text{SD}}$ ,取 20 个样本分析并进行比较,可以得出 3 种颗粒物的样本熵,如图 7 所示。

由图 7 可知:在 3 种颗粒中,碳黑颗粒光散射信号的样本熵最大,其取值范围为  $0.57\sim 0.59$ ;二氧化硅颗粒光散射信号的样本熵居中,其取值范围为  $0.55\sim 0.56$ ;硫酸液滴的样本熵最小,其取值范围为  $0.53\sim 0.54$ 。因此,样本熵可以作为区分颗粒物属性的一个特征量。

### 3.2 粒径不同属性不同颗粒特征向量的提取

由于样本熵的特征只反映了属性的不同,而散射信号中还包含了其他信息,如粒径以及属性之间的相互影响等,因此还需要用其他特征量来表征颗粒。颗粒光散射信号的特征主要分为时域特征、频域特征、时频域特征。随着种类的增多及粒径尺寸的不断变化,颗粒的光散射信号会呈现出一种非正常的大幅度波动。

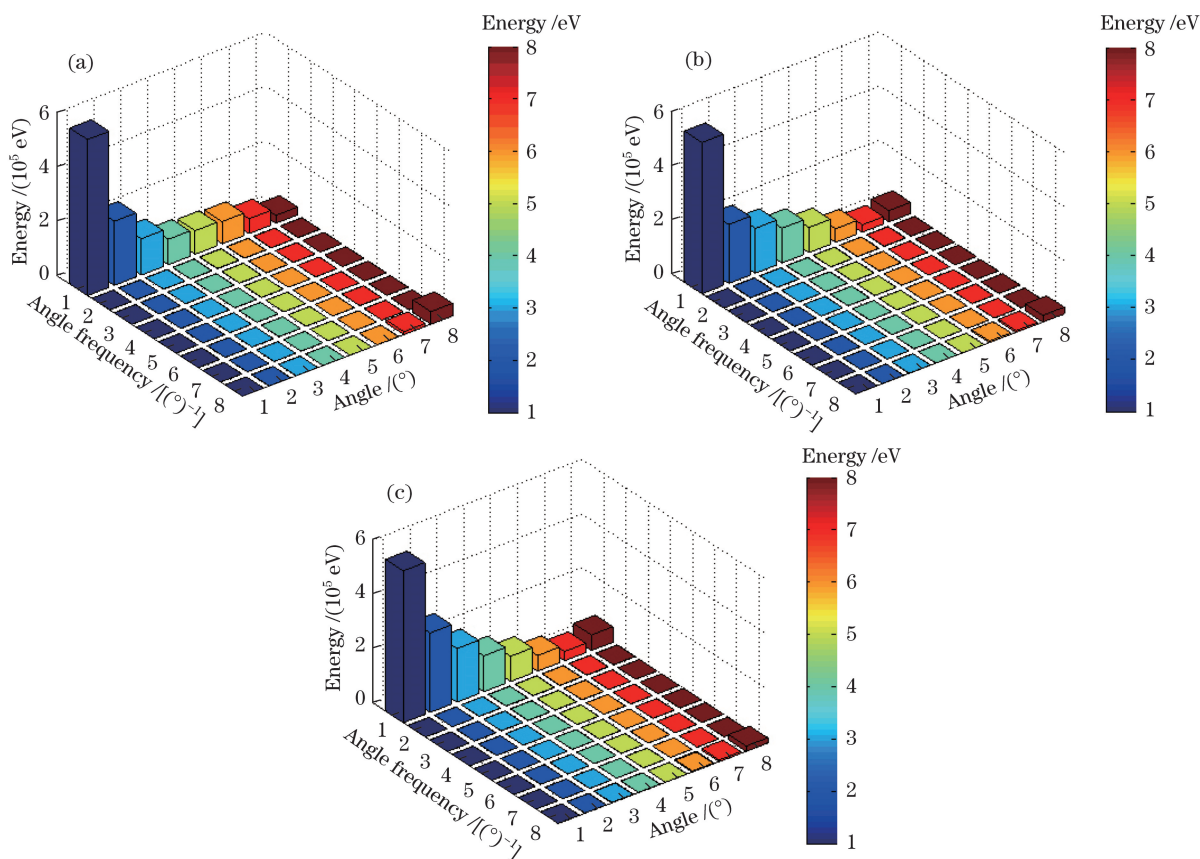


图 6 2.5  $\mu\text{m}$  颗粒散射信号 Hilbert 时频谱的三维能量棒图。(a) 硫酸液滴; (b) 二氧化硅; (c) 碳黑

Fig. 6 Three-dimensional energy bar charts of Hilbert time-frequency spectra of particles with size of 2.5  $\mu\text{m}$ .

(a) Sulfate droplet; (b)  $\text{SiO}_2$ ; (c) carbon black

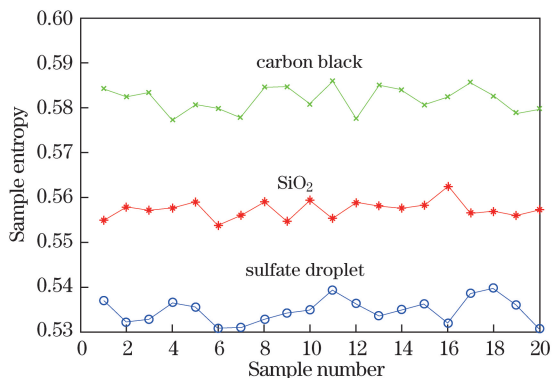


图 7 3 种颗粒光散射信号的样本熵

Fig. 7 Sample entropies of three kinds of particles

由于时域特征性能不够稳定,因此单一时域特征不能作为评估复杂颗粒种类和粒径状态的特征参数。为了克服单一特征存在的缺陷,综合运用敏感频带时域、频域及 Hilbert 时频域的特征作为颗粒种类及粒径识别的特征参数,提取 17 个特征参数组成一个高维数据集,通过局部线性嵌入(LLE)算法<sup>[25]</sup>,得到本征维数为 6 的低维流形。以 0.5  $\mu\text{m}$  硫酸液滴、2  $\mu\text{m}$  二氧化硅和 4  $\mu\text{m}$  碳黑这 3 种颗粒作为研究对象,分别取每个信号低维流形特征的前 2 个主元作为直角坐标系的横坐标和纵坐标,则 4 类信号在二维流形空间的分布如图 8 所示,绿色代表硫酸液滴,青色代表二氧化硅,蓝色代表碳黑。由图 8 可知,属于同一种类别的样本都聚集在本类的聚类中心周围,类间样本无交叉重叠,具有良好的区分度。因此,这 6 个特征向量可以作为粒径解析和属性识别的特征量。

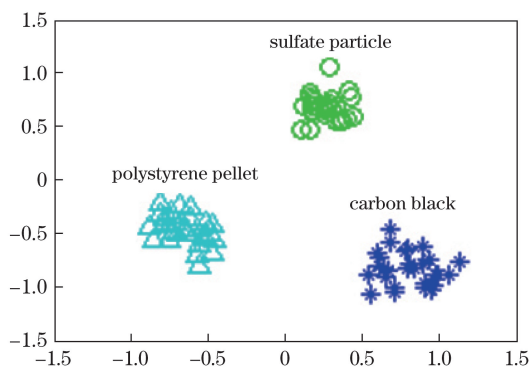


图 8 3 种颗粒的非线性多特征向量分布图

Fig. 8 Nonlinear eigenvector distributions of three kinds of particles

## 4 实验验证与结果分析

### 4.1 实验装置设计

为了提取粒径和属性的多特征向量,设计了多角度光散射信号采集装置,主要实现以下 2 个目的:1)尽量降低粒径检测下限;2)尽量获得高精度的测量信号,保证分辨率。如果要测量粒径小的颗粒,应尽量选择波长短的光源。尺寸参数接近或小于 1 的小颗粒符合瑞利散射,在  $0^{\circ}\sim 180^{\circ}$  内的光强变化不明显,几乎不依赖于折射率,因此波长的选择与粒径的最低检测限有关。本实验检测颗粒的最小粒径为  $0.1\ \mu\text{m}$ ,选择波长为  $650\ \text{nm}$  的激光二极管光源,采用 8 个像元数为 16 的硅光电二极管阵列检测光散射信号。所有像元都可以用反向偏压读出存储电荷,具有高灵敏度、低光量探测的能力。像元之间的串扰减小,保持了信号的纯度。相邻像元的间隔为  $0.1\ \text{mm}$ ,放置在距颗粒  $50\ \text{mm}$  处,可以检测  $1.6^{\circ}$  范围内的散射光强,通过模数(AD)转换可以获得 128 个检测数据,通过 Mie 散射理论计算各数据差值,可以得到 1024 个数据点。为了使光束尽量捕捉到单颗粒,在激光器后端加入一个透镜,焦距为  $80\ \text{mm}$ ,3D 检测装置示意图如图 9 所示。

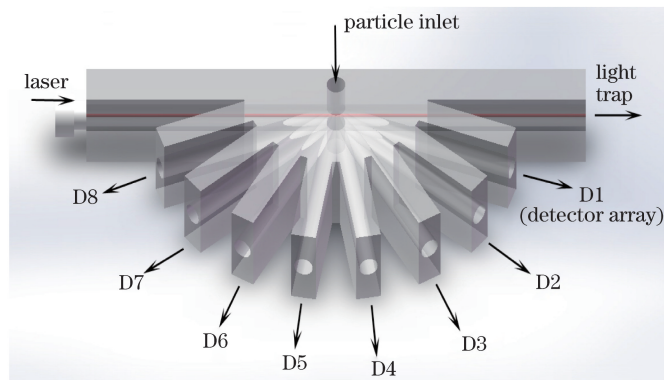


图 9 多角度光散射检测装置的 3D 示意图

Fig. 9 3D diagram of multi-angle light scattering testing unit

### 4.2 样本测试和结果分析

根据第 3 节的信号处理流程获取特征量,利用已知粒径样本的非线性多特征作为特征向量输入到广义神经网络中进行训练,将待分类测试样本输入到已训练好的神经网络中进行分类。通过雾化发生装置对二氧化硅和聚苯乙烯小球进行测试,采用粒径分别为  $0.11\ \mu\text{m}$  的二氧化硅球形颗粒以及  $2\ \mu\text{m}$  和  $4\ \mu\text{m}$  的聚苯乙烯小球的各 100 个样本作为总样本,选取前 80 个样本作为训练样本,后 20 个样本作为测试样本,测试结果如表 1 所示。

表 1 3 种颗粒样本的测试结果

Table 1 Testing results of three kinds of particles samples

Number	0.11 $\mu\text{m}$ SiO <sub>2</sub>			2 $\mu\text{m}$ polystyrene sphere			4 $\mu\text{m}$ polystyrene sphere		
	0.11 $\mu\text{m}$	2 $\mu\text{m}$	4 $\mu\text{m}$	0.11 $\mu\text{m}$	2 $\mu\text{m}$	4 $\mu\text{m}$	0.11 $\mu\text{m}$	2 $\mu\text{m}$	4 $\mu\text{m}$
1	0.99	0.01	0	0	0.98	0.02	0	0.02	0.98
2	0.96	0.04	0	0	0.99	0.01	0	0.06	0.94
3	0.97	0.03	0	0	0.99	0.01	0	0.08	0.92
4	1.00	0.00	0	0	0.99	0.01	0	0.04	0.96
5	0.97	0.03	0	0	1.00	0	0	0.03	0.97
6	0.96	0.04	0	0	1.00	0	0	0.08	0.92
7	0.97	0.03	0	0	0.98	0.02	0	0.03	0.97
8	0.98	0.02	0	0	0.99	0.01	0	0.03	0.97
9	0.94	0.06	0	0	1.00	0	0	0.03	0.97
10	0.94	0.06	0	0	0.97	0	0	0.03	0.97
11	0.95	0.05	0	0	0.99	0.01	0	0.09	0.91
12	0.93	0.07	0	0	0.98	0.02	0	0.01	0.99
13	0.97	0.03	0	0	1.00	0	0	0.03	0.97
14	0.94	0.06	0	0	0.98	0.02	0	0.03	0.97
15	0.98	0.02	0	0	1.00	0	0	0.02	0.98
16	0.97	0.03	0	0	1.00	0	0	0.01	0.99
17	0.98	0.02	0	0	1.00	0	0	0.01	0.99
18	0.95	0.05	0	0	1.00	0	0	0.04	0.96
19	0.96	0.04	0	0	0.99	0.01	0	0.04	0.96
20	0.97	0.03	0	0	1.00	0	0	0.03	0.97

由表 1 可知,粒径为 0.11  $\mu\text{m}$  的二氧化硅的解析正确率在 93% 以上,因此多角度散射信号采集装置结合特征量提取的方式可以达到颗粒粒径为 0.11  $\mu\text{m}$  的测量下限。对于实验中 2 种不同属性的颗粒物,属性识别的准确率可以达到 100%;对于 3 种粒径、2 种属性的颗粒物,识别程度均在 90% 以上,说明选取的特征量可以表征颗粒物的粒径和属性。

## 5 结 论

通过提取光散射信号的非线性特征向量,利用广义神经网络实现粒径解析和属性识别。首先,对散射信号进行 EMD 和三维能量分布处理,选取合适的模式维数和阈值计算 3 种颗粒散射信号的样本熵,计算结果表明,3 种不同的颗粒物具有不同的样本熵,因此样本熵可以作为属性识别的一个特征量。其次,利用 Hilbert 变换提取了 16 个特征量组成高维特征集,利用 LLE 算法将高维特征集归为 6 个特征向量,这 6 个特征向量可以作为粒径和属性的判定特征;将这 6 个特征向量作为广义神经网络的输入层,判断粒径和属性。选择 3 种颗粒在搭建的平台进行测试,由测试结果可知,多角度散射信号采集装置结合特征量提取的方式能够解析粒径为 0.11  $\mu\text{m}$  的颗粒,并且粒径解析和属性识别的正确率在 90% 以上。粒径和属性的同时解析不仅消除了属性对粒径解析的影响,而且提高了粒径解析的准确度,为 PM2.5 或可入肺颗粒物(PM1)粒径的准确解析与颗粒快速源识别提供了一种可行方法。



## 参 考 文 献

- [1] Burkart J, Steiner G, Reischl G, *et al.* Characterizing the performance of two optical particle counters (Grimm OPC1.108 and OPC1.109) under urban aerosol conditions[J]. *Journal of Aerosol Science*, 2010, 41(10): 953-962.
- [2] Renard J B, Thauray C, Mineau J L, *et al.* Small-angle light scattering by airborne particulates: Environnement S. A. continuous particulate monitor[J]. *Measurement Science and Technology*, 2010, 21(8): 085901.
- [3] Min S L, Gomez A. High-resolution size measurement of single spherical particles with a fast Fourier transform of the angular scattering intensity[J]. *Applied Optics*, 1996, 35(24): 4919-4926.
- [4] Wu Jinlei, Zhang Jinbi, Zhang Li, *et al.* Near forward light scattering characteristics of airborne particles[J]. *Acta Optica Sinica*, 2016, 36(5): 0529001.  
吴金雷, 张金碧, 张 莉, 等. 大气颗粒物近前向光散射特性研究[J]. *光学学报*, 2016, 36(5): 0529001.
- [5] Daum P H, Liu Y G. The effect of refractive index on size distributions and light scattering coefficients derived from optical particle counters[J]. *Journal of Aerosol Science*, 2000, 31(8): 945-957.
- [6] Quenzel H. Influence of refractive index on the accuracy of size determination of aerosol particles with light-scattering aerosol counters[J]. *Applied Optics*, 1969, 8(1): 165-169.
- [7] Yan Fengqi, Hu Huanling, Zhou Jun. Measurements of number density distribution and imaginary part of refractive index of aerosol particles[J]. *Acta Optica Sinica*, 2003, 23(7): 855-859.  
阎逢旗, 胡欢陵, 周 军. 大气气溶胶粒子数密度谱和折射率虚部的测量[J]. *光学学报*, 2003, 23(7): 855-859.
- [8] Wright D L, Yu S C, Kasibhatla P S, *et al.* Retrieval of aerosol properties from moments of the particle size distribution for kernels involving the step function: cloud droplet activation[J]. *Journal of Aerosol Science*, 2002, 33(2): 319-337.
- [9] Szymanski W W, Nagy A, Czitrovsky A, *et al.* A new method for the simultaneous measurement of aerosol particle size, complex refractive index and particle density[J]. *Measurement Science and Technology*, 2002, 13(3): 303-307.
- [10] Wei Dongjiao, Qiu Jinhuan. Wide-band method to retrieve the imaginary part of complex refractive index of atmospheric aerosol part II: comparative measurement and application[J]. *Chinese Journal of Atmospheric Sciences*, 2000, 24(2): 145-151.  
尉东胶, 邱金桓. 大气气溶胶折射率虚部的宽谱反演方法 II. 对比实验与应用研究[J]. *大气科学*, 2000, 24(2): 145-151.
- [11] Jaenicke R, Hanusch T. Simulation of the optical particle counter forward scattering spectrometer probe 100 (FSSP-100)[J]. *Aerosol Science and Technology*, 1993, 18(4): 309-322.
- [12] Li Xuebin, Gao Yiqiao, Wei Heli, *et al.* Development of optical particle counter with double scattering angles[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2009, 17(7): 1528-1534.  
李学彬, 高亦桥, 魏合理, 等. 双散射角光学粒子计数器的研制[J]. *光学精密工程*, 2009, 17(7): 1528-1534.
- [13] Ge Baozhen, Zhong Xiankui, Liu Junjie, *et al.* Reception parameters of aerosol particle measurement system based on light scattering method[J]. *Journal of Tianjin University (Science and Technology)*, 2013, 46(1): 22-28.  
葛宝臻, 钟现奎, 刘俊杰, 等. 基于激光散射法的气溶胶颗粒测量系统的接收参数分析[J]. *天津大学学报(自然科学与工程技术版)*, 2013, 46(1): 22-28.
- [14] Baumgardner D, Jonsson H, Dawson W, *et al.* The cloud, aerosol and precipitation spectrometer: a new instrument for cloud investigations[J]. *Atmospheric Research*, 2001, 59/60: 251-264.
- [15] Thomas G. A new instruments for atmospheric aerosol measurement[D]. Christchurch: University of Canterbury, 2003.
- [16] Chang H, Lin W Y, Biswas P. An inversion technique to determine the aerosol size distribution in multicomponent systems from *in situ* light scattering measurements[J]. *Aerosol Science and Technology*, 1995, 22(1): 24-32.
- [17] Bohren C F, Huffman D R. Absorption and scattering of light by small particles[M]. New Jersey: Wiley, 1983.
- [18] van de Hulst H C. Light scattering by small particles[M]. New York: John Wiley & Sons, 1957.
- [19] Richman J S, Moorman J R. Physiological time-series analysis using approximate entropy and sample entropy[J]. *American Journal of Physiology Heart and Circulatory Physiology*, 2000, 278(6): H2039-H2049.
- [20] Aalvanitopoulos P F, Papavasileiou M, Andreadis I, *et al.* Seismic intensity feature construction based on the Hilbert-Huang transform[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2012, 61(2): 326-337.
- [21] Huang N E, Shen Z, Long S R, *et al.* The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear nonstationary time series analysis[C]. *Proceedings of the Royal Society of London A*, 1998, 454: 903-995.
- [22] Jian Xianzhong, Zhou Hai, Yang Xin, *et al.* A method for spectrum extraction of 3D object with object points[J]. *Acta*

Photonica Sinica, 2014, 43(5): 0509001.

简献忠, 周 海, 杨 鑫, 等. 三维点云物体频谱获取方法[J]. 光子学报, 2014, 43(5): 0509001.

- [23] Li Hongkun. Performance estimation model of frequency resolution of Hilbert time-frequency spectrum for impact signal[J]. Journal of Vibration Engineering, 2010, 23(4): 425-429.

李宏坤. 冲击信号的 Hilbert 时频谱频率分辨率性能评价模型[J]. 振动工程学报, 2010, 23(4): 425-429.

- [24] Pincus S M. Assessing serial irregularity and its implications for health[J]. Annals of the New York Academy of Sciences, 2001, 954: 245-267.

- [25] Wen Guihua, Lu Tinghui, Jiang Lijun, *et al.* Locally linear embedding based on relative manifold[J]. Journal of Software, 2009, 20(9): 2376-2386.

文贵华, 陆庭辉, 江丽君, 等. 基于相对流行的局部线性嵌入[J]. 软件学报, 2009, 20(9): 2376-2386.