

文章编号: 0253-2239(2009)05-1285-07

# 基于主成分分析的复杂光谱定量分析方法的研究

陈 扬<sup>1</sup> 张太宁<sup>1</sup> 郭 澎<sup>1</sup> 王湘晖<sup>1</sup> 王 倩<sup>2</sup> 常胜江<sup>1</sup>

(<sup>1</sup>南开大学现代光学研究所, 光电信息技术科学教育部重点实验室, 天津 300071)

<sup>2</sup>天津市医药科学研究所, 天津 300020

**摘要** 针对超短脉冲激光与气体相互作用产生的非线性荧光光谱的特点, 提出了光谱分析的预处理、特征提取以及定量分析的有效方法。采用小波算法对光谱数据进行压缩和降噪处理, 使光谱数据由 3979 点压缩降噪至 664 点。对处理后的光谱特征峰团的强度进行主成分分析, 结果表明 2 个主成分即可包含 98% 的光谱信息。采用第一主成分对不同浓度下的谱线强度进行拟合与误差计算, 有效地提取了与气体浓度有关的特征参量, 实现了气体的定量分析。同已有的定量分析方法相比, 定量分析的精度有较大提高, 特别在所关心的低浓度情况下, 定量分析的精度改善更为明显。3 种气体的拟合与计算显示同以往方法相比误差由 0.2694 降为 0.02。

**关键词** 光谱学; 定量分析; 主成分分析; 非线性荧光光谱

**中图分类号** O433.4 **文献标识码** A **doi**: 10.3788/AOS20092905.1285

## Quantitative Analysis for Nonlinear Fluorescent Spectra Based on Principal Component Analysis

Chen Yang<sup>1</sup> Zhang Taining<sup>1</sup> Guo Peng<sup>1</sup> Wang Xianghui  
Wang Qian<sup>2</sup> Chang Shengjiang<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Key Laboratory of Opto-Electronic Information Science and Technology Ministry of Education, Institute Of Modern Optics, Nankai University, Tianjin 300071, China

<sup>2</sup>Tianjin Institute of Medical and Pharmaceutical Science, Tianjin 300020, China

**Abstract** A pre-process, feature extraction and quantitative analysis approach based on principal component analysis (PCA) is proposed to analyze the complicated nonlinear fluorescent spectra, emitted by the interaction between femto-second(fs) laser and the impurities in air. The spectral data is denoised and compressed from 3979 to 664 points using wavelet transform (WT). By fitting the feature peaks of the compressed spectra with different concentration impurities using PCA, the monotone relation between intensity and concentration is identified and it can be used to perform quantitative analysis. Simulation results on three kinds of impurities with low concentration show that the first two principal components can cover 98% information, and the quantitative analysis method based on the first principal component can effectively reduce the error from 0.2694 to 0.02 compared with previous method.

**Key words** spectroscopy; quantitative analysis; principal component analysis; nonlinear fluorescent spectra

## 1 引 言

环境污染问题已经成为人们关注的焦点, 为更好

地监控治理污染, 有必要对大气状况进行实时监测。传统的湿式化学技术以及后续发展起来的气相色谱

**收稿日期**: 2008-06-19; **收到修改稿日期**: 2008-10-14

**基金项目**: 国家 973 计划(2007CB310403)、天津市自然科学基金重点项目(07JCZDJC05500)和国家自然科学基金(60772105, 10704043)资助课题。

**作者简介**: 陈 扬(1982-), 男, 硕士研究生, 主要从事复杂光谱数据的定性与定量分析的研究。

E-mail: ych@mail.nankai.edu.cn

**导师简介**: 常胜江(1965-), 男, 博士生导师, 主要从事 THz 辐射源及功能器件、图像处理、模式识别的研究。

E-mail: sjchang@nankai.edu.cn

法<sup>[1]</sup>、质谱和色谱联合技术<sup>[2]</sup>等是以吸气取样后的实验分析为基础,不具备实时和连续监测能力。近几年,基于差分吸收激光雷达技术<sup>[3]</sup>等以其大范围、高灵敏度、多组分的在线检测能力而成为大气环境监测的主要技术手段。但由于这些技术需要瞄准光源安装探测系统或使用角反射器,因此只能在固定的场合使用,此外,相应光谱的分析和处理也比较复杂。

近两年,超短脉冲激光与大气相互作用产生荧光光谱<sup>[4~5]</sup>现象引起了人们的重视,飞秒脉冲激光在空气中产生自聚焦效应并发射非线性荧光光谱<sup>[9~11]</sup>。由于不同分子的非线性荧光光谱具有不同的光谱特性,因此这些光谱可以作为分子指纹模式加以识别,从而得到大气中污染气体的成分和浓度。

在复杂非线性荧光光谱数据的压缩和识别方面,本课题组已进行了较为深入的研究<sup>[11~16]</sup>,取得了较好的分析结果。并且在掺杂气体浓度较高时定量分析也取得了较好的分析结果<sup>[12]</sup>。然而,空气中污染气体的浓度往往很小,因此解决低浓度气体条件下的定量分析是污染监测的难点和关键。

本文首先对三种气体不同浓度的荧光光谱数据进行小波压缩去噪,得到 5 层 664 个小波系数,重构后可以获得除噪效果满意而特征峰基本没变化的光谱。在小波压缩的基础上,提取六个光谱峰团作为光谱的特征进行主成分分析。把不同浓度光谱中对应的峰团投影在这六维空间中,模拟中发现 2~3 个主成分即能涵盖 99.5% 的光谱信息,并且各峰团间存在很大的相关性,在去除冗余后数据特征被进一步抽象出来。选取占光谱信息 90% 以上且其投影坐标随浓度变化规律明显的第一主成分进行光强-浓度的最小二乘法拟合,获得了高精度的定量分析结果,特别在低浓度情况下,定量分析的精度改善更为明显。

## 2 基于特征峰团主成分分析的定量分析算法

### 2.1 小波压缩去噪

小波压缩去噪的理论基础是小波变换的多分辨率分析。含有噪声的信号经过小波变换的多分辨率逐级分解,得到其小波变换后的离散细节和离散逼近。Mallat 等证明,噪声的离散细节信号的幅度随着小波变换尺度的增长而不断减小,但信号的小波变换系数与尺度的关系则不同。利用光谱噪声和小波变换的特点,选择一门限对小波变换后各尺度离散细节进行门限处理,绝对值较小的点取为零,对非

零值重新索引后数据点数即可大大压缩<sup>[17,18]</sup>。将离散逼近信号和处理后离散细节经小波逆变换重构信号,即可以达到去噪的目的。

### 2.2 主成分分析

主成分分析是统计数据分析、特征提取和数据压缩中的经典方法,常用于特征提取与识别<sup>[19,20]</sup>。主成分分析对于给出的一组多元测量,目的是寻找变量的冗余度更小的一个子集,作为尽可能好的一个表示。

主成分分析的出发点是一个  $n$  维随机向量  $\mathbf{x}$ ,以及来自  $\mathbf{x}$  的一组采样  $\mathbf{x}(1), \dots, \mathbf{x}(T)$ ,其各元素之间是互相关的,所以在  $\mathbf{x}$  中存在冗余,使压缩成为可能。

在主成分变换中,向量  $\mathbf{x}$  首先进行中心化,即减去均值,使  $E\{\mathbf{x}\}=0$ 。把  $\mathbf{x}$  线性变换到另一个  $m$  维向量  $\mathbf{y}$ ,  $m < n$ ,从而去掉相关带来的冗余。同时,极大化  $\mathbf{x}$  在新坐标轴上投影的方差,使得第一个轴对应最大方差,第二个轴对应正交于第一个轴方向上的最大方差,依此类推。

从数学形式上考虑向量  $\mathbf{x}$  的元素  $x_1, \dots, x_n$  的一个线性组合

$$y_1 = \sum_{k=1}^n \omega_{k1} x_k = \mathbf{w}_1^T \mathbf{x}. \quad (1)$$

如果  $y_1$  的方差最大,则因子  $y_1$  称为  $\mathbf{x}$  的第一个主成分。寻找单位权向量  $\mathbf{w}_1$  极大化方差

$$E\{y_1^2\} = E\{(\mathbf{w}_1^T \mathbf{x})^2\} = \mathbf{w}_1^T E\{\mathbf{x}\mathbf{x}^T\} \mathbf{w}_1 = \mathbf{w}_1^T \mathbf{C}_x \mathbf{w}_1$$

$$\text{满足 } (\mathbf{w}_1^T \mathbf{w}_1)^{1/2} = \left[ \sum_{k=1}^n \omega_{k1}^2 \right]^{1/2} = 1, \quad (2)$$

其中的矩阵  $\mathbf{C}_x$  为  $\mathbf{x}$  的  $n \times n$  协方差矩阵,对零均值向量  $\mathbf{x}$ ,由相关矩阵  $\mathbf{C}_x = E\{\mathbf{x}\mathbf{x}^T\}$  给出。由线性代数的知识知道,主成分分析问题的解由矩阵  $\mathbf{C}_x$  的单位长度特征向量  $\mathbf{e}_1, \dots, \mathbf{e}_n$  给出。特征向量的排序是使得相应特征值  $d_1, \dots, d_n$  满足  $d_1 \geq d_2 \geq \dots \geq d_n$ 。于是  $\mathbf{x}$  的第一个主成分为  $y_1 = \mathbf{e}_1^T \mathbf{x}$ ,第二个主成分为  $y_2 = \mathbf{e}_2^T \mathbf{x}, \dots$ ,第  $n$  个主成分为  $y_n = \mathbf{e}_n^T \mathbf{x}$ 。

## 3 实验及其结果分析

### 3.1 非线性荧光光谱的获得

获取气体非线性荧光光谱的实验装置如图 1 所示,飞秒激光脉冲入射到气体中,由于克尔效应产生自聚焦。在自聚焦区域,随着光强的不断增大,气体分子被击碎产生电离,形成一个浓度约为  $10^{15} \text{ cm}^{-3}$  (1 个大气压下空气的浓度约  $3 \times 10^{19} \text{ cm}^{-3}$ ) 的弱等离子体<sup>[4~8]</sup>。等离子体中自由电子的散焦作用与克尔效应的聚焦作用相互制约,相互影响,最后达到平衡,此时光强在自聚焦区域内被钳制在一个很小的

范围内,形成一个强度相对稳定的新强光光源。在本实验三种气体电力能与空气差别不大的情况下,自聚焦区域内的激光脉冲强度均被钳制在大约  $5 \times 10^{13} \text{ W/cm}^2$  附近。在如此强的光场中,气体分子被击碎分裂和发生多光子/隧道电离,发射非线性荧光光谱。经透镜汇聚后被分光光度计 (Acton Spectrapro2150) 和 CCD 探测,得到混合气体的非线性荧光光谱。实验中一个输入脉冲激光能量为 10 mJ、脉宽为 50 fs,重复频率为 10 Hz。掺杂气体分别为乙烯(Ethylene), 1-丁烯(1-Butene), N-丁烷(N-Butane)。这三种气体分别与空气混合的体积分数: 乙烯为 25%, 12.5%, 6.25%, 3.13%, 1.56%, 0.78%, 0.55%, 0.39%, 0.28%, 0.20%, 0.14%, 0.10%, 0.70%, 0.049% (14 个数据); 1-丁烯为 25%, 12.5%, 6.25%, 3.13%, 2.20%, 1.56%, 1.10%, 0.78%, 0.55%, 0.39%, 0.28%, 0.20%, 0.14%, 0.10%, 0.07%, 0.05% (16 个数据); N-丁烷为 12.5%, 1.56%, 0.78%, 0.55%, 0.39%, 0.28%, 0.20%, 0.14%, 0.10%, 0.07%, 0.05% (11 个数据), 总共 41 条光谱数据。

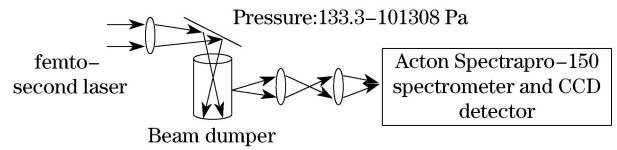
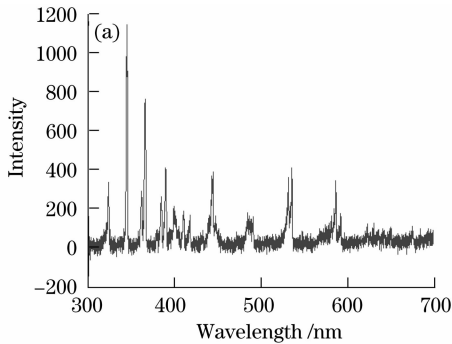


图 1 获得混合气体非线性荧光光谱的实验装置  
Fig. 1 Experimental devices for obtaining nonlinear fluorescent spectra of mixed gas

### 3.2 光谱的小波压缩去噪

原始光谱中含有大量噪声,特别是在低浓度情况下,信号基本淹没在噪声中,因此有必要对原始光谱进行去噪处理。采用小波去噪的方法,将信号作五层分解,采用硬阈值函数对各层系数进行处理,细节中绝对值较小的点置为零。前期工作中验证过对于非线性荧光光谱,采用双正交的 bior3.9 小波的滤波及重构光谱均方误差最小,且峰值完全没有变化,能很好地保留光谱的特征<sup>[9]</sup>。因此依然采用 bior 3.9 小波进行压缩去噪。最终光谱数据由 3979 个点压缩为 664 个系数,重构后光谱的噪声大大降低,信号特征更为明显。以 0.39% 1-丁烯为例,图 2 显示了其压缩去噪前后的光谱对比。

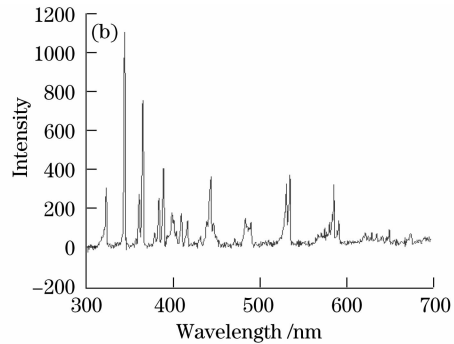


图 2 光谱比较 (a) 原始光谱; (b) 小波除噪后的光谱

Fig. 2 Spectra comparison (a) original spectrum and (b) spectrum after denoising

### 3.3 基于特征峰团的光谱特征提取

通常物质荧光光谱的识别是通过把待识别的光谱与已知物质的指纹光谱进行比对来实现的,即应用光谱离散特征峰的位置和强度来判断物质的存在与否。一般情况下光谱特征峰宽度是很窄的,而光谱仪的采样是离散的,采样点实际位置的细微差别就会引起“观测峰值”的很大变化。因此应用峰值比照的方法可以很好的鉴别物质,但用于物质的定量分析则会产生较大误差。

研究的重点是复杂光谱的定量分析问题,尤其侧重于研究样本数量有限情况下的定量分析,提出采用光谱峰团代替单一离散峰值来进行定量分析。

实验中,不同浓度下光谱前 800 个点变化不大,这段光谱主要是空气产生的非线性荧光光谱。而 800 点以后光谱的强度随掺杂气体浓度变化而变化,可以认为主要包含了掺杂气体产生的光谱。把光谱分为 6 个峰团,每个峰团内部的各个峰的变化规律很相近,不同峰团之间的变化规律有差别,6 个光谱峰团的位置用数字 1~6 标注,如图 3 所示。6 个光谱峰团的范围分别为光谱点 811~1060、1351~1550、1651~2150、2171~2370、2601~2950、3151~3600。取 6 个光谱峰团所包围的面积作为该光谱的 6 维特征进行进一步的分析。

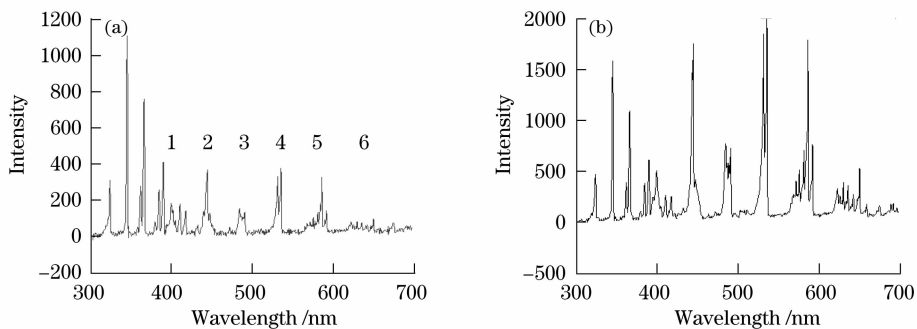


图3 不同浓度光谱的比较及峰团划分示意。(a) 0.39% 1-丁烯光谱与峰团划分; (b) 3.13% 1-丁烯光谱  
Fig. 3 Schematic figures of peaks groups and spectra comparison in different concentrations. (a) 0.39% 1-butene spectrum and peaks groups; (b) 3.13 1-butene spectrum

### 3.4 光谱强度-浓度的主成分分析

主成分分析相当于寻找一组新的坐标系,在新坐标系中数据点在各坐标轴上的投影(坐标系数)是不相关的,其不同轴上的自相关按从大到小排列,称为主成分。数据在某轴上的自相关就是各数据点在该轴投影的平方和,表征了该轴对描述数据的贡献,因此称之为主成分。通过主成分分析可以找到

一组新的坐标系,在该坐标系中去除了数据表达的相关性冗余,并且各坐标轴按描述数据贡献的大小排列,可以更好地分析所提取的特征。

以1-丁烯为例,浓度不同的16条光谱按3.3节所述的方法进行特征提取后投影在6维空间,进行主成分分析后得到表1所示结果。

表1 各主成分基向与其贡献度

Table 1 Directions of PCA coordinates and their contributions

Directions of new coordinates	Contributions
(0.362, 0.419, 0.423, 0.419, 0.412, 0.411)	92.74%
(0.798, 0.209, 0.047, -0.234, -0.357, -0.369)	6.99%
(0.436, -0.537, -0.352, -0.191, 0.136, 0.585)	0.25%
(-0.134, -0.148, 0.734, -0.517, -0.257, 0.297)	0.02%
(-0.149, 0.597, -0.367, -0.134, -0.465, 0.503)	0.01%
(0.044, -0.338, 0.145, 0.670, -0.634, 0.111)	0.00%

从表中可以看出,新坐标基下第一第二个主成分占了总贡献的99.73%,数据点在其他四个轴向上的投影自相关(即平方和)几乎可以忽略不计。通过主成分分析发现,同一气体十条不同浓度光谱在

6维空间中近似于共面,6维的特征数据可以投影到2维而保留绝大部分信息,这样处理后数据特征被进一步抽象出来。

图4显示了不同光谱峰团的第一主成分和第二

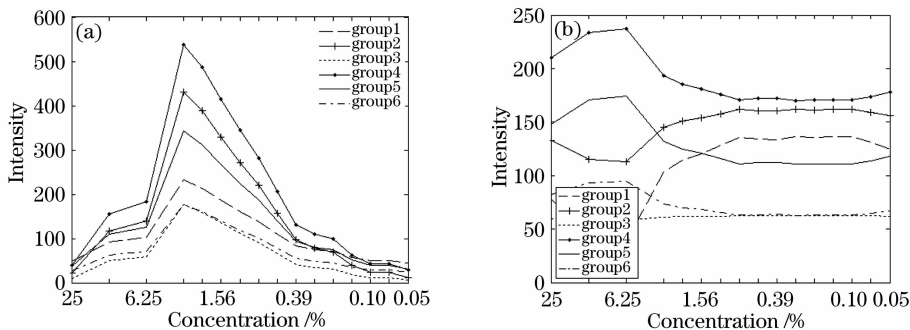


图4 1-丁烯第一、第二主成分的强度-浓度关系图 (a) 第一主成分; (b) 第二主成分

Fig. 4 Intensity against concentration for different principal components of 1-Butene. (a) The first principal component and (b) the second principal component

主成分随浓度变化的关系,图中 6 条曲线分别代表 6 个峰团。

图 4 中浓度轴采用对数坐标,因为采集的光谱数据采样浓度依次减半,在对数坐标中各个采样点的坐标恰好是等距离的,模拟结果证明浓度轴采用对数坐标拟合曲线的效果要大大好于线性坐标。从图 4 可见,第一主成分中各个光谱峰团的强度随浓度变化的规律极为相似,曲线的变化规律性较强。第二主成分在浓度较高时变化较大,浓度较低时近似于水平线。由于第一主成分包含了光谱信息量的 92.74%,因此可以认为第一主成分的变化曲线反映了光谱强度-浓度整体变化的规律。第二主成分贡献度仅占 6.99%,

可以看作整体变化规律之上的微调。还能看出,在较高浓度值时第二主成分变化较大,即各个峰团强度的变化规律有一定的差别,而在较低浓度时第二主成分曲线近似水平,说明各峰团强度在低浓度时整体变化规律更为相似,差别仅为无关的直流分量。因此,经主成分分析后,谱线变化的规律性并不随浓度的降低而明显变坏,这一特性对处理低浓度污染物检测有非常大的益处。

图 5 与图 6 分别给出了 N-丁烷与乙烯的前两个主成分的曲线。N-丁烷前两个主成分的贡献度分别为 89.32% 和 9.15%, 乙烯为 86.56% 和 11.93%,均涵盖了 98% 以上的光谱信息。

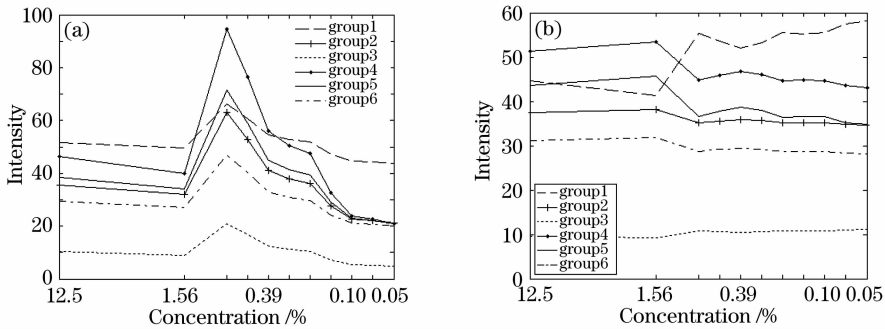


图 5 N-丁烷第一、第二主成分的强度-浓度关系图。(a) 第一主成分；(b) 第二主成分  
Fig. 5 Intensity against concentration for different principal components of N-Butane.  
(a) The first principal component and (b) the second principal component

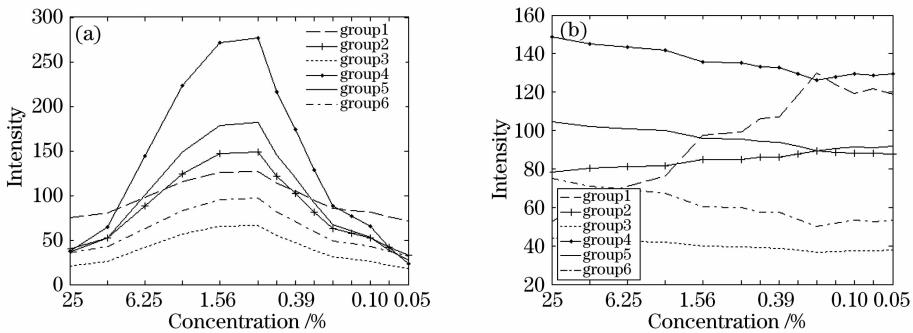


图 6 乙烯第一、第二主成分的强度-浓度关系图。(a) 第一主成分；(b) 第二主成分  
Fig. 6 Intensity against concentration for different principal components of ethylene.  
(a) The first principal component and (b) the second principal component

### 3.5 基于第一主成分的气体浓度分析

不同光谱的第二主成分在气体浓度较低时均变化不大,第一主成分可以充分描述光谱的变化规律,因此采用第一主成分来分析浓度更能有效地减小分析误差。

侧重研究样本数量有限情况下的有效定量分析方法,当样本数据有限时,对整条不规则的曲线拟合很不现实,且在空气中污染气体的浓度通常都很低,

因此低浓度污染气体的定量分析更有现实意义。重点讨论浓度低于 0.78% 时的定量分析问题,将其中一个点作为测试点,用其余点拟合曲线,计算测试点的拟合浓度并与实际浓度比较计算其误差。每种气体的六条曲线各模拟一次,取其平均值作为拟合浓度。其中的 1-丁烯与 N-丁烷采用二次曲线,乙烯采用三次曲线。

表 2 为实际浓度和实验拟合的浓度及其误差。

表 2 基于第一主成分浓度分析的三种气体拟合浓度及相对误差

Table 2 Fit concentration and relative errors based on the quantitative analysis of the first principal component

1-Butene			N-Butane			Ethylene		
Actual values	Fitting values	Relative errors	Actual values	Fitting values	Relative errors	Actual values	Fitting values	Relative errors
0.78	0.8674	0.1121	0.78	0.8149	0.0447	0.78	0.7769	-0.0041
0.55	0.5859	0.0653	0.55	0.5081	-0.0762	0.55	0.5125	-0.0682
0.39	0.2948	-0.2442	0.39	0.3219	-0.1747	0.39	0.3880	-0.0052
0.28	0.2503	-0.1061	0.28	0.2610	-0.0679	0.28	0.2836	0.0129
0.20	0.2192	0.0958	0.20	0.2616	0.3080	0.20	0.1932	0.0340
0.14	0.1524	0.0886	0.14	0.1357	-0.0307	0.14	0.1493	0.0664
0.10	0.0973	-0.0273	0.10	0.0951	-0.0491	0.10	0.1160	0.1603
0.07	0.0728	0.0400	0.07	0.0783	0.1186	0.07	0.0718	0.0257
0.05	0.0490	-0.0200	0.05	0.0556	0.1110	0.05	0.0503	0.0054

从表中可以看出,误差较大的地方都在拐点处,因为在去掉该点后二次曲线或三次曲线无法“预知”拐点的存在,因此拟合的曲线较为平滑,在拐点处拟合自然会产生较大误差,这也提示下一步工作的重点是增加数据采样点,只有采集的数据点较为充分时,定量分析的精度才能得到显著的提高。

表 3 本文方法与基于 ICA 方法的误差比较

Table 3 Comparison of the proposed method and the method based on ICA

1-Butene			N-Butane			Ethylene		
Concentrations	ICA method	PCA method	Concentrations	ICA method	PCA method	Concentrations	ICA method	PCA method
0.78	0.0341	0.1121	0.78	0.2271	0.0447	0.78	0.0177	-0.0041
0.39	-0.2036	-0.2442	0.39	-0.1087	-0.1747	0.39	-0.1264	-0.0052
0.20	0.1190	0.0958	0.20	-0.0705	0.3080	0.20	0.3600	0.0340
0.10	0.2870	-0.0273	0.10	0.2250	-0.0491	0.10	-0.4245	0.1603
0.05	0.2694	-0.0200	0.05	0.1816	0.1110	0.05	0.1408	0.0054

从表中可以看出,ICA 方法的拟合浓度误差随浓度的减小显著的增大,本文方法在低浓度时分析的误差并未明显增大。误差较大的几个点主要是曲线上的拐点,拐点的产生是由于所采集光谱数量有限而无法描述该点周围的变化,即不能对光谱的非线性规律提供足够的认知。而且当光谱样本采集数量数目较少时,也会直接导致曲线拟合算法只能局限于低阶最小二乘法等简单的拟合方法,无法降低分析误差。当实验数据足够多时,分析误差随之降低。

## 4 结 论

提出了一种基于主成分分析的大气污染物浓度定量分析的有效算法,该算法可以根据光谱峰团的强度拟合其浓度,其误差不随浓度的减小而增大,更适合解决低浓度气体监测的定量分析。

通过分析还得出如下结论,气体浓度定量分析

## 3.6 与基于独立成份分析(ICA)方法的比较

独立成份分析方法是一种有效的特征提取及定量分析的方法,文献[12]中给出了一种基于独立成份分析的定量分析方法,文献中所采用的数据样本与本文所使用的光谱数据完全相同。作为对比分析,表 3 列出了两种算法的定量分析的误差。

的误差不完全是数据处理过程产生的,由于光谱本身的复杂非线性,导致在各个浓度点之间都无法用简单的低阶曲线进行完美拟合,这也是误差产生的主要因素。可以说,定量分析精度的高低主要取决于样本的数量,随着样本数量增加,采用本文方法将进一步提高分析精度。

## 参 考 文 献

- 1 Shao Guangrong, Jiao Dongmiao. Gas chromatography for air identification [J]. *Zhejiang Chemical*, 1996, 27(4): 37~38  
邵光荣,焦东苗. 气相色谱法快速测定空气中乙炔、氟乙烯气体浓度[J]. *浙江化工*, 1996, 27(4): 37~38
- 2 Zhao Zhong, Wang Rongzong, Sun Tianhui. Portable gas leakage monitor with mass spectrometer and film technology [J]. *Chinese Space Science and Technology*, 1999, (4): 46~49  
赵忠,王荣宗,孙天辉. 质谱薄膜联用小型气体泄漏检测仪研制[J]. *中国空间科学技术*, 1999, (4): 46~49
- 3 Edner H, Fredriksson K, Sunesson A *et al.*. Mobile remote sensing system for atmospheric monitoring [J]. *Appl. Opt.*, 1987, 26(19): 4330~4338
- 4 Hu Xueyuan, Zhong Fangchuan, Deng Jian. Ultra-short intense

- laser pulse propagating in atmosphere: behavior of self-focusing [J]. *Acta Optica Sinica*, 2001, **21**(6): 641~646
- 胡雪原, 钟方川, 邓 建. 超短强激光脉冲在大气传播中的自聚焦行为[J]. *光学学报*, 2001, **21**(6): 641~646
- 5 Zhu Shitong, Zhang Jielun, Shen Wenda *et al.*. Analytical research of space-time nature of the self-focusing for femtosecond pulse [J]. *Chin. J. Lasers*, 1994, **21**(8): 678~682
- 朱蒨通, 章介伦, 沈文达 等. 飞秒光脉冲自聚焦的时空特性的解析研究[J]. *中国激光*, 1994, **21**(8): 678~682
- 6 Zhu Jiabin, Ji Zhonggang, Deng Yunpei *et al.*. Study on lifetime of a plasma channel induced by femtosecond laser pulses and an external electric field [J]. *Acta Optica Sinica*, 2007, **27**(6): 1059~1062
- 朱佳斌, 季忠刚, 邓蕴沛 等. 外加高压电场下空气中激光等离子体通道寿命研究[J]. *光学学报*, 2007, **27**(6): 1059~1062
- 7 Zhong Weiping, Yi Lin. Influence of linear focusing and defocusing effects on interaction between spatial solitons [J]. *Acta Optica Sinica*, 2008, **28**(5): 960~964
- 钟卫平, 易 林. 线性聚焦和线性散焦效应对空间光孤子间相互作用的影响[J]. *光学学报*, 2008, **28**(5): 960~964
- 8 Song Shuyan, Lin Zhaoxiang, Sun Fenglou. Experimental study on the plasma channel produced by nanosecond laser in air [J]. *Chin. J. Lasers*, 2008, **35**(3): 388~390
- 宋述燕, 林兆祥, 孙奉姿. 纳秒激光大气等离子体通道的实验研究[J]. *中国激光*, 2008, **35**(3): 388~390
- 9 Li Zhongdong, Guo Qi, Lin Weigan. Numerical research on the self-focusing of optical beams [J]. *Chin. J. Lasers*, 1999, **26**(8): 711~716
- 李忠东, 郭 旗, 林为干. 光束自聚焦效应的数值研究[J]. *中国激光*, 1999, **26**(8): 711~716
- 10 Zhang Guiyin, Guan Ronghua, Jin Yidong. Intense laser Induced multiphoton photo-acoustic spectrum of NO [J]. *Chin. J. Lasers*, 2007, **34**(8): 1069~1072
- 张贵银, 关荣华, 靳一东. 强激光诱导 NO 分子的多光子光声光谱[J]. *中国激光*, 2007, **34**(8): 1069~1072
- 11 Shen Jinyuan, Han Yingzhe, Chang Shengjiang *et al.*. Neural network analysis and application of nonlinear fluorescence spectra [J]. *Acta Optica Sinica*, 2004, **24**(7): 1000~1003
- 申金媛, 韩应哲, 常胜江 等. 非线性荧光光谱的神经网络分析及其应用[J]. *光学学报*, 2004, **24**(7): 1000~1003
- 12 Han Yingzhe, Li Sumei, Zhang Yanxi *et al.*. Neural network generalization analysis of recognition for gas impurity in air [J]. *J. Optoelectronics Laser*, 2005, **16**(6): 710~713
- 韩应哲, 李素梅, 张延妍 等. 大气杂质气体神经网络识别的推广性研究[J]. *光电子激光*, 2005, **16**(6): 710~713
- 13 Han Yingzhe, Zhang Yanxi, Chang Shengjiang *et al.*. Recognition for the nonlinear fluorescence spectra based on optimal wavelet transform and artificial neural network [J]. *J. Optoelectronics Laser*, 2005, **16**(6): 718~721
- 韩应哲, 张延妍, 常胜江 等. 基于最佳小波变换和神经网络的气体非线性荧光光谱的识别[J]. *光电子激光*, 2005, **16**(6): 718~721
- 14 Li Sumei, Han Yingzhe, Zhang Yanxi *et al.*. Recognition of nonlinear fluorescence spectrum of support vector machine networks [J]. *Acta Optica Sinica*, 2006, **26**(1): 147~151
- 李素梅, 韩应哲, 张延妍 等. 基于支持向量机的非线性荧光光谱的识别[J]. *光学学报*, 2006, **26**(1): 147~151
- 15 Wang Kai, Zhang Hui, Chang Shengjiang *et al.*. Adaptive wavelet algorithm for complicated spectra data compression [J]. *Acta Physica Sinica*, 2007, **56**(6): 3613~3618
- 王 凯, 张 会, 常胜江 等. 用于复杂光谱数据压缩的自适应小波算法[J]. *物理学报*, 2007, **56**(6): 3613~3618
- 16 Wang Jianhua, Zheng Zhen, Zhang Yanxi *et al.*. A Quantitative analysis for complicated spectra based on independent component analysis [J]. *J. Optoelectronics Laser*, 2007, **18**(6): 741~745
- 王建华, 郑 震, 张延妍 等. 基于独立成分分析的复杂光谱的定量分析[J]. *光电子激光*, 2007, **18**(6): 741~745
- 17 Gao Q. W., Sun Z. Q., Cao Z. L. *et al.*. De-noising of raman spectrum signal based on stationary wavelet transform [J]. *Chin. Opt. Lett.*, 2004, **2**(2): 113~115
- 18 Yan F. X., Cheng L. J. Image denoising exploiting inter- and intra-scale dependency in complex wavelet domain [J]. *Chin. Opt. Lett.*, 2007, **5**(3): 156~159
- 19 Wang Y, Xu H. S. Spectral characterization of scanner based on PCA and BP ANN [J]. *Chin. Opt. Lett.*, 2005, **3**(12): 725~728
- 20 Luo R. F., Lin T. S. Fingerer cease pattern recognition using legendre moments and principal components analysis [J]. *Chin. Opt. Lett.*, 2007, **5**(3): 160~163