

基于独立成分分析的被动红外光谱弱信号检测

虞莉娟¹, 熊伟², 熊惠民³

(1. 武汉理工大学自动化学院, 湖北 武汉 430070; 2. 中国科学院安徽光学精密机械研究所, 安徽 合肥 230031;

3. 华中师范大学数学与统计学学院, 湖北 武汉 430079)

摘要:简要阐述了独立成分分析(independent component analysis, ICA)的基本模型及其假设、含混性、非高斯性度量和通用求解过程, 介绍了一种基于峰度的快速ICA算法。提出了基于基本ICA模型的从被动遥感红外光谱中分离出弱目标信号的信号检测方法。实验结果表明: 基于ICA的信号提取方法可不依赖于预先采集的“干净”背景光谱, 并且与差谱法的结果进行了对比。

关键词:独立成分分析; 被动红外光谱; 信号; 检测

中图分类号: O646

文献标识码: A

Weak Signal Feature Extraction Algorithm for Passive Infrared Spectra

YU Li-juan¹, XIONG Wei², XIONG Hui-min³

(1. School of Automation, Wuhan University of Technology, Wuhan 430070, China;

2. Anhui Institute of Optics and Fine Mechanics, Chinese Academy of Sciences, Hefei 230031, China;

3. Department of Mathematics & Statistics, Huazhong Normal University, Wuhan 430079, China)

Abstract: The standard model of independent component analysis (ICA) and its assumptions, ambiguities, nongaussianity measures and general solution were introduced. A kind of fast ICA algorithm based on kurtosis was discussed. Then, A weak signal feature extraction algorithm for passive infrared spectra based on standard model of ICA was proposed. Comparison was made with difference spectra. Experimental results show that the proposed algorithm can effectively detect the weak signal form passive infrared spectra, and doesn't depend on background spectra.

Key words: independent component analysis; passive infrared spectrum; signal; detection

1 引言

近年来, 傅里叶变换红外(Fourier transform infrared, FTIR)遥感技术越来越多地被应用于大气中痕量气体和污染气体的探测^[1-2]。和传统的点接触式采样探测方法相比, 利用傅里叶变换红外光谱仪遥感探测的方法具有可对多组分混合物进行快速分析、可对要监测的目标进行实时远距离监测、可实现大范围采样, 并且不需要采样准备、在采样时没有传感器被污染的问题等诸多优点。

当背景和污染气体存在温差时, 傅里叶变换红外光谱仪能够检测到低浓度污染气体的发射或吸收辐射信号。FT-IR光谱仪可以进行主动和被动两种方式的遥感探测。相比主动方式而言, 被动遥感方

式不需要额外的主动红外光源, 光谱仪直接接收进入光谱仪的红外辐射信号。这种方式的优点在于光谱仪能随时改变探测地点, 并且探测距离可达几公里。那么这样的探测方式就可应用于对工厂释放的污染气体的监测、机动车辆排放的尾气的监测、化工厂的有害气体泄漏监测等方面。

然而在这些应用场合往往都需要进行在线分析, 但是利用FTIR光谱仪进行被动遥感监测时, 目标信号是混迭在强的背景信号上的, 如图1所示。

作者简介: 虞莉娟(1975-), 女, 讲师, 主要研究工作是信号处理, 电路理论, 自动控制。

收稿日期: 2007-09-12

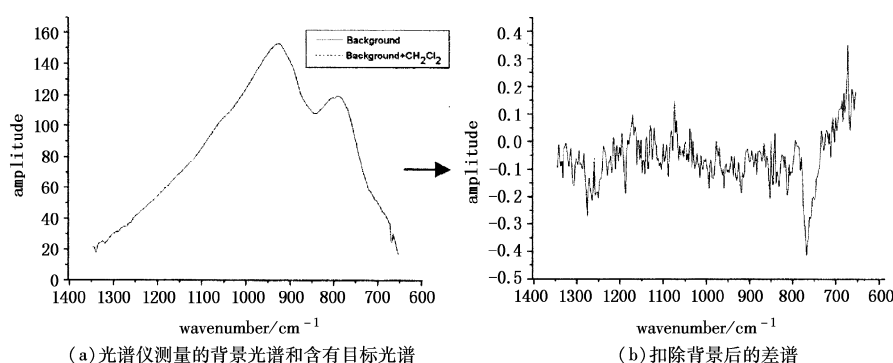


图1 仪器测量的光谱和扣除背景后的差谱

因此在检测目标时常常采用预先采集一个“干净”的背景信号,然后用差谱法^[3]或比谱法来获得差谱或透过率谱进行目标检测。但是在许多情况下,常常无法预先得到这样的背景信号(如在仪器开机前目标已经存在的情况)。如果有一种方法能够仅仅从现场采集的一组含有目标的光谱中分离出目标信号,那将能解决这一问题。

2 独立成分分析

独立成分分析(ICA)^[4]是一种信号处理方法。它是在既不知道源信号的分布,又不知道源信号的混合模型的情况下,仅利用一组已知的源信号的混合信号来恢复或提取独立的源信号。例如最著名的鸡尾酒会问题。

ICA 源于盲源信号分离(BBS),是主成分分析(PCA)从二阶统计分析向高阶统计分析的拓展。经ICA分解出的各信号分量之间是相互独立的。因此,ICA在信号处理领域受到了学术界的广泛关注。

2.1 ICA 定义

设有一 N 维观测信号 $X(t)$ 的形式为:

$$X(t) = AS(t) + n(t) \quad (1)$$

其中, A 为未知的传递矩阵或为信号的混合矩阵; $S(t)$ 为独立的 $M \times N$ ($M \leq N$) 维未知源信号矢量; $n(t)$ 为观测噪声矢量。ICA 的基本思想就是:计算出 A 的逆,即分离矩阵 W ,通过它来观测信号 $X(t)$,恢复相互独立的源信号 $Y(t)$,即 $Y(t) = WX(t)$ 。 Y 与 S 仅仅是排列顺序和幅度尺度不同。该算法必须遵循以下几个假设条件:

①观测信号 $X(t)$ 数目大于或等于源信号 $S(t)$ 数目,从而保证 A 是满秩矩阵。

②源信号 $S(t)$ 各成分是统计独立的,这是 ICA 的基本要求。

③无噪声或只有低的添加性噪声,即式(1)中 $n(t)$ 近似为零。不过,我们可以把噪声也看成是一个独立的源信号,通过 ICA 算法将其分离出来。

④最多只有一个源信号是高斯分布的。

2.2 基本 ICA 模型的解法

ICA 算法可以分两步来考虑^[5]。第一步是确立优化判据;第二步是根据判据确立学习算法。显然最直接最根本的判据是各输出分量之间的独立性判据。由概率论中的中心极限定理可知,多个独立随机变

量的混合信号趋近于高斯分布。因此,在 ICA 模型中,若干个独立源信号组成的混合信号比任何一个源信号都应该更接近高斯分布。于是,可以使用分离信号的非高斯性作为分离信号之间独立性的度量。

一般认为,求解基本 ICA 问题的通用步骤包括三步^[6]:①数据(混合信号)的预处理,包括中心化、白化。②选择或定义非高斯性(独立性)的度量,建立目标函数(也叫对照函数、代价函数等)。该函数取极值时,估计出的独立成分之间非高斯性最大。该函数代表了一种分离准则,根据不同的分离准则将推导出不同的算法。③用某种最优化方法来最大(小)化目标函数,推导出一种学习算法。

常见的非高斯性度量有峰度、微熵、负熵和互信息四种方法。

3 基于 ICA 算法的信号提取

在前文中已经提到,利用被动红外傅里叶光谱仪测量得到的光谱中,感兴趣的目标信号非常小。并且根据朗伯-比尔定律,光谱仪测量得到的光谱 S 可用如下的形式来表示:

$$S(\nu) = R(\nu) [L_B(\nu) + L_A(\nu) + A(\nu)] \quad (2)$$

式中, R, A 分别是仪器响应和偏置; L_B 背景的辐射亮度; L_A 是目标物的光谱辐射亮度。

显然,光谱 S 符合基本 ICA 的线性混合模型,那么就可以通过 ICA 方法分离出 L_A 。

经过最近几年的研究,已经提出了多种 ICA 求解算法。在这里介绍一种由荷兰赫尔辛基工业大学提出的快速 ICA 算法^[7]用以分离光谱中的弱的目标信号。该算法是为观测信号的线性组合的峰度找到局部极值点。该算法的基本思想是任何一个独立成分可以作为峰度的一个极值点。求解步骤如下:

- (1)对光谱进行中心化;
- (2)对中心化的光谱进行白化;
- (3)选择初始值 $w(0)$;

- (4) $w(k) = C^{-1}E\{X(k-1)^T X\}^3 - 3w(k-1)$;
 (5) $w = w(k) / \|w(k)\|$;
 (6) 如果没有收敛,则返回第(4)步。

计算出一个向量 $w(k)$ 意味着分离出了一个非高斯信号。为了估计出 n 个独立成分,必须将上面的算法运行 n 次。为了保证每次分离出的都是不同的独立成分,需要在第(3)步和第(4)步之间增加一个正交化投影操作。将每次分离出来的 w 存入一个矩阵 B ,那么 B 的列向量之间都是彼此正交的,这样就能对独立成分一个一个地进行估计了。

4 实验结果及分析

试验仪器采用德国 Bruker 公司的 OPAC33 型傅里叶变换红外光谱仪。由于 CH_2Cl_2 是在 $700 \sim 1300\text{cm}^{-1}$ 波段两端都具有明显的特征峰的易挥发的常见化学试剂,而 NH_3 的特征峰在中心波段,因此实验中采用这两种常见化学污染气体作为检测目标。每隔 1min 测量距离仪器 200m 处释放的 CH_2Cl_2 ,释放地点距砖墙背景 20m。选取连续测量的 6 条都含有目标信号的光谱进行分析,测量的信号与图 1(a) 类似。

在第 3 节中提到,测量光谱是由目标信号、背景辐射和仪器自辐射,还有噪声信号混合叠加而成的。将这 6 条光谱作为混合输入信号,按照第 3 节中的算法步骤进行处理,得到经 ICA 分离后的结果如图 2、图 3 所示。

从估计的结果可以看出,图 2(a)、图 3(a) 分别显示了分离出的所感兴趣的目标信号,图 2(b) ~ 图 2(f) 和图 3(b) ~ 图 3(f) 分别代表从光谱中估计出

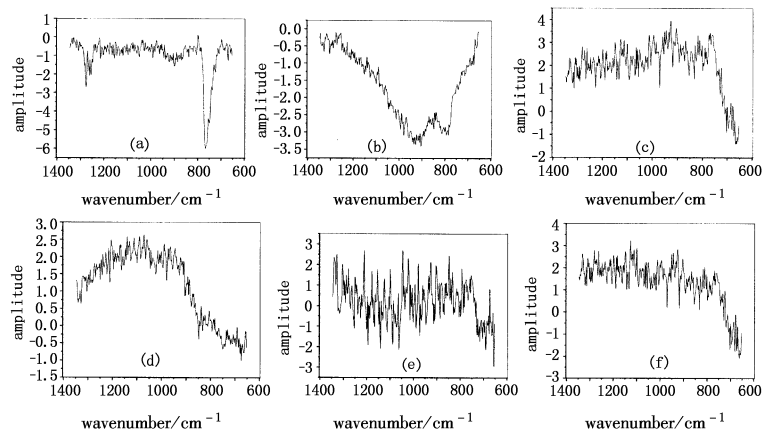


图 2 经 ICA 估计出的含有 CH_2Cl_2 的光谱各源信号

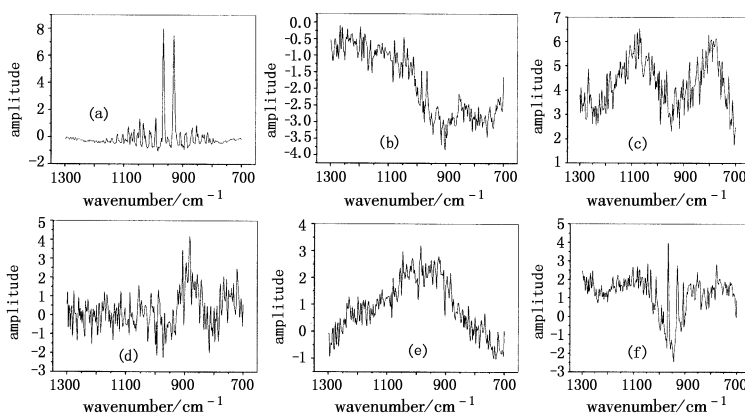


图 3 经 ICA 估计出的含有 NH_3 的光谱各源信号

的其他信息。

从分离的结果来看,经 ICA 分离出的目标信号与简单的差谱相比,其分离效果甚至优于用传统的差谱法扣除背景的结果(如图 4)。经 ICA 分离的 CH_2Cl_2 光谱的两处特征峰都体现出来了,但是差谱法计算出来的结果仅仅只有低波数的特征峰。这说明 ICA 分离不存在差谱法中存在的信号特征过度扣除的问题^[8]。

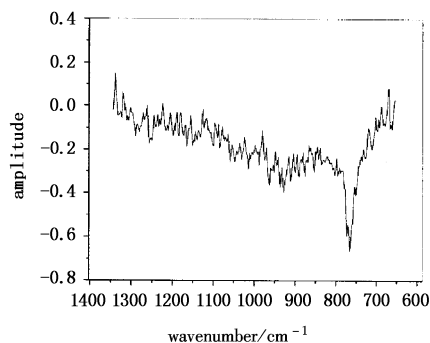


图 4 差谱法扣除背景后的 CH_2Cl_2 信号

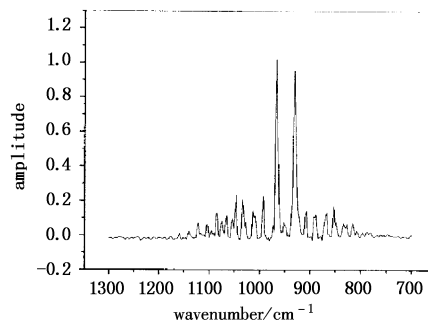


图 5 差谱法扣除背景后的 NH_3 信号

但是由于 ICA 的含混性,不能确定独立成分的方差(能量),不能确定独立成分的次序。ICA 算法只能从混合信号中分离出波形与源信号相同的独立信号。这就意味着经 ICA 估计出的信号出现的顺序并不固定,且幅值大小也不固定。因此在对

(下转第 299 页)

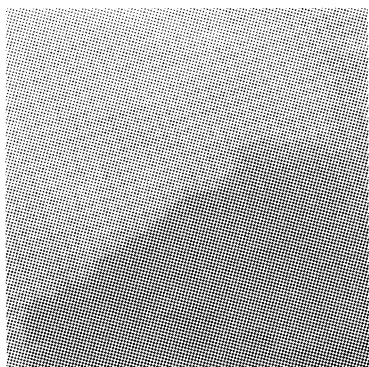


图6 加载模拟目标信号的红外通道2的图像

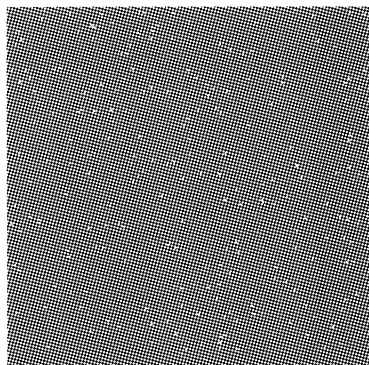


图7 通过本文检测方法得到的二值化图像

6 结 论

本实验中,本文采用这种次优的计算方式得到了满意的效果。从图表可直观地发现,基于双波段

(上接第291页)

估计出的信号进行鉴别时,只能逐条判断,其幅值大小也不具有定量意义,所以经ICA分离出的信号只能用作定性分析。

5 结 论

本文针对被动红外遥感光谱具有强背景,目标信号难以提取的实际问题,提出了利用ICA方法提取混迭的弱信号的方法。实验证明,利用ICA方法对被动红外遥感光谱进行弱信号的提取的方法不依赖于预先采集的“干净”背景光谱,拓展了遥感傅里叶红外光谱仪的应用。这一方法也适用于其他的类似光谱分析领域。

参考文献:

- [1] Andreas Beil, Rainer Daum. Remote sensing of atmospheric pollution by passive FTIR spectrometry[J]. SPIE, 1998,3493:32-43.
- [2] 熊伟,方勇华等,变化背景下的污染气体遥感探测[J]. 激光与红外,2006,36(5):361-364.

优化后的探测概率明显优于单波段任一探测概率,因此在实现中,有必要通过这种或是类似的方式检测点目标,而且可以在一定程度上弥补了探测器性能的不足;其次,从算法的本身来看,在表1和表2中可以看出,即使当一个探测器水平退化很严重的情况下,也能保证优于较好探测器的探测水平;最后,系统仿真实验显示,本文给出检测、融合算法以及相应的优化方式是稳健可行的。

参考文献:

- [1] 杨宜禾,岳敏,周维真. 红外系统[M]. 第2版. 北京:国防工业出版社,1995,10:72.
- [2] Rick S Blum, Saleem A Kassam, et al. Distributed detection with multiple sensors; Part II - advanced topics[J]. Proceedings of the IEEE, 1997, 85(1): 64-79.
- [3] Wu wei, et al. Algorithm of infrared background suppression and small target detection[J]. Infrared and Laser Engineering, 2003, 32(2): 148-152.
- [4] 张飞,李承芳. 红外背景抑制与弱小目标的检测算法[J]. 光学技术, 2004, 30(3): 337-342.
- [5] Chaffin, C T Marshall N C, Chaffin N C. Passive FTIR remote sensing of smokestack emissions[J]. Field Analytical Chemistry and Technology, 1999, 3: 111-115.
- [6] Pierre Comon. Independent component analysis, a new concept [J]. Signal Processing, Special Issue on Higher Order Statistics (S0165 - 1684), 1994, 36(3): 287-314.
- [7] 张建明,林亚平,等. 独立成分分析的研究进展[J]. 系统仿真学报, 2006, 18(4): 992-1001.
- [8] Aapo Hyvarinen, Juha Karhunen, Erkki Oja. Independent analysis[M]. New York: John Wiley & Sons, 2001.
- [9] Aapo Hyvarinen. Fast and robust fixed-point algorithms for independent component analysis [J]. IEEE Trans. on Neural Networks (S1045 - 9227), 1999, 10(3): 626-634.
- [10] Mark L Polak, Jeffrey L Hall, et al. Passive Fourier-transform infrared spectroscopy of chemical plumes: an algorithm for quantitative interpretation and real-time background removal [J]. Applied Optics, 1995, 34(24): 5406-5412.