文章编号: 0253-2239(2009)09-2351-04

# 降低 DOAS 系统探测限的新型反演算法研究

### 麻金继<sup>1,2</sup> 李素文<sup>2</sup>

(1 安徽师范大学物理与电子信息学院, 芜湖 安徽 241000; 2 中国科学院安徽光学精密机械研究所, 合肥 安徽 230031)

**摘要** 差分吸收光谱法(DOAS)是一种高灵敏测量大气痕量气体成分含量的有效的光学遥感方法,该方法基于最小二乘拟合模型,利用获得的痕量气体的差分吸收光学密度与标准的吸收截面进行拟合,反演待测气体的浓度。 建立了基于径向基(RBF)神经网络的痕量气体浓度反演的新模型,对网络的隐层参数采用改进最近邻聚类学习算 法训练,对输出层权值的训练采用梯度下降算法,使得网络收敛快,能更好地实时、在线反演测量光谱。并针对 DOAS技术的特点,把拟合残差输入网络集中训练,使得 RBF 网络在反演真实痕量气体吸收时,效果更佳。实验结 果表明该新型反演方法提高了 DOAS 系统的反演精度,降低了 DOAS 系统的探测限。

关键词 差分吸收光谱;反演;径向基函数神经网络;最小二乘;探测限

中图分类号 O433.4 文献标识码 A doi: 10.3788/AOS20092909.2351

## Modified Retrieval Algorithm on Decreasing Detection Limits in Differential Optical Absorption Spectroscopy

Ma Jinji<sup>1,2</sup> Li Suwen<sup>2</sup>

(<sup>1</sup>College of Physics and Electronic Information, Anhui Normal University, Wuhu, Anhui 241000, China <sup>2</sup>Anhui Institute of Optics and Fine Mechanics, Chinese Academy of Sciences, Hefei, Anhui 230031, China)

**Abstract** Differential optical absorption spectroscopy (DOAS) has become a widely used method to measure trace gases in the atmosphere. It can identify trace gases through narrow-band molecular absorption. Concentration of trace gases is retrieved using method of least-squares fits of reference spectra to the measurement spectra. A novel retrieval method based on radial basis function (RBF) neural network was developed to retrieve the concentration of trace gases in DOAS system. The coefficient of the hidden layer was trained by modified nearest neighbor clustering algorithm, and that of the output layer was trained by gradient descent algorithm. These result in a fast speed of convergence of network. At last, there was comparison between the novel retrieval method and the conventional least-squares fitting. The experimental results show that the reliability and accuracy of DOAS are improved and detection limits are decreased by using the novel retrieval method.

Key words differential optical absorption spectroscopy; radial-basis-function neural network; retrieval; least squares; detection limits

### 1 引 言

差分吸收光谱(DOAS)技术已成为大气污染监测的常用方法之一,DOAS方法具有一些传统监测方法所无法比拟的优点。DOAS系统的监测范围广,测量结果比点测量仪器更具有代表性;该方法采用非接触方式,没有器壁损失;在线、实时测量,时间分辨率高;探测限低,可以监测浓度(体积分数)为10<sup>-9</sup>量级,甚至10<sup>-12</sup>量级的痕量气体<sup>[1~4]</sup>。

痕量气体吸收遵从 Beer-Lambert 定律<sup>[1,2]</sup>,其 吸收截面可写为窄带(快变)和宽带(慢变)部分。而 在通常的 DOAS 系统数据处理中,一般是先用多项 式拟合来去除慢变的部分(包括气体的宽带吸收瑞 利散射和米氏散射等),剩下的光谱表达式经过低通 去噪,再与痕量气体的标准吸收截面进行最小二乘 (LSM)拟合,得到待测气体的浓度<sup>[3~6]</sup>。

LSM 是使用最多和效果较好的一种反演方法,

**基金项目:**国家自然科学基金(40701132)、教育部科学技术研究重点项目(209057)、安徽省自然基金(070412042)、安徽 高校自然科学基金(KJ2008A114)和安徽师范大学博士启动基金资助课题。

作者简介:麻金继(1975—),男,博士,副教授,主要从事遥感信息处理方面的研究。E-mail: jinji\_ma@yahoo.com.cn

收稿日期: 2009-01-15; 收到修改稿日期: 2009-03-13

但是由于大气中各种气体之间复杂的非线性关系, 以及光源的波动,CCD分辨率等干扰因素存在<sup>[1,2]</sup>, 影响了反演精度。近年来,随着人工神经网络模型 的成熟和相关理论的完善,神经网络在分类、非线性 模型识别方面已经被证明是有效的方法<sup>[7~10]</sup>。特 别是神经网络法的自学习和非线性逼近能力,使得 网络映射函数具有很强的柔软性,可以任意精度逼 近任意形状的函数<sup>[11~13]</sup>。径向基函数(RBF)网络 是以函数逼近理论为基础而构造的一类前向网络, 这类网络的学习等价于在多维空间中寻找训练数据 的最佳拟合平面,比多项式函数更为灵活,能有效解 决的拟合精度问题。本文针对差分吸收光谱技术的 特点,建立了基于 RBF 神经网络来反演大气痕量气 体浓度的新型反演模型。

#### 2 RBF 网络

RBF 网络是以函数逼近理论为基础而构造的 一类前向网络,这类网络的学习等价于在多维空间 中寻找训练数据的最佳拟合平面。RBF 网络的每 个隐层神经元的函数都构成了拟合平面的一个基函 数,网络也因此得名。RBF 网络是一种局部逼近网 络,即对于输入空间的某一个局部区域只存在少数 的神经元用于决定网络的输出,因而将它应用于复 杂序列预测会取得很好的效果。特别是用 RBF 网 络来逼近非线性连续函数具有最佳逼近性质。它适 合于多变量函数的逼近,只要中心选择得当,只需很 少的神经元就可获得很好的逼近效果<sup>[8~10]</sup>。

RBF 神经网络的工作原理分为 2 个阶段:1)学 习阶段,选定充足和高质量的训练样本训练 RBF 神 经网络,学习结果以权值的形式存储在网络结构之 中;2)工作阶段,当测试样本输入 RBF 神经网络时, 训练好且具有一定泛化性的网络将进行内插和外推 等方式自适应完成特征匹配过程,给出客观的评价 结果。

#### 2.1 RBF 网络结构

RBF 网络由三层组成,其结构如图 1 所示。输入层节点只传递输入信号到隐层,隐层节点由像高 斯函数那样的辐射状 RBF 构成,而输出节点是简单 的线性函数。最常用的基函数是高斯函数:

$$R_i(x) = \exp\left(-\frac{||x-c_i||}{2\sigma_i^2}\right), \quad i = 1, 2, \cdots, I(1)$$

式中  $x \ge n$  维输入向量, $c_i \ge \hat{s}_i \land \bar{s}_i$  个基函数的中心, $\sigma_i$ 是第  $i \land \bar{s}_i$ 的变量,它决定了该基函数中心点的 宽度; $I \ge \bar{s}_i$ 知单元的个数, $||x - c_i||$ 表示 $x \land n_c_i$ 之



#### 图1 RBF 神经网络

Fig. 1 RBF neural networks

间的欧几里得距离。

输入层实现从  $x \rightarrow R_i(x)$  的非线形映射,输出 层实现从  $R_i(x) \rightarrow y_k$  的线形映射,即

$$y_k = \sum_{i=1}^{I} w_{ik} R_i(x), \quad k = 1, 2, \cdots, r$$
 (2)

式中 r 是输出节点数,输出层权值为 w<sub>#</sub>。为了提高 RBF 神经网络的收敛速度,将隐含层参数 c<sub>i</sub>,σ<sub>i</sub> 和输 出层权值 w<sub>#</sub> 分开进行训练。对隐含层参数训练采 用一种新的聚类算法,即改进最近邻聚类学习算法, 此算法具有学习时间短、计算量小、网络性能优良等 优点,对输出层权值的训练采用梯度下降算法。

#### 2.2 改进最近邻聚类算法过程

1)在训练样本中,共有 *I* 个条件;采用计数器 统计属于各类的样本个数。

2) 对第 1 个条件的所有特征参数向量,进行自适应最近邻聚类,设聚成  $L_1$  类,且第  $l_1$  个计数器的 值最大,则令第  $l_1$  个聚类中心为  $c_1$ ,  $l_1 \in [1, 2, ..., L_1]$ ,计算第 1 个条件的所有特征参数向量与  $c_1$  的范数,则令其中最大的范数为  $\sigma_1$ 。

3) 对第 *i* 个条件的所有特征参数向量,进行自适应最近邻聚类,设聚成  $L_i$  类,且第  $l_i$  个计数器的 值最大,则令第  $l_i$  个聚类中心为  $c_i$ ,  $l_i \in [1, 2, ..., L_i]$ ,计算第 *i* 个条件的所有特征参数向量与  $c_i$  的范数,则令其中最大的范数为  $\sigma_i$ 其中  $i = 2, 3, ..., I_o$ 

4) 最后得到的向量  $(c_1, c_2, \dots, c_m)$  及 $(\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_m)$ , 就是 RBF 神经网络隐含层参数  $c_i$  和 $\sigma_i$ ,  $i = 1, 2, \dots, I_o$ 

#### 2.3 梯度下降算法过程

1) 给  $w_{ik}$  赋随机初值,  $k = 1, 2, \dots, r$ ;由改进 最近邻聚类算法得到隐含层参数  $c_i$ 和 $\sigma_i$ 以及采用 (1) 式计算神经网络的输出  $y_o$ 

2)计算输出误差为

$$e_{n} = y_{\text{real}} - y_{k} = y_{\text{real}} - \sum_{i=1}^{m} w_{ik} R_{i}(x); \quad (3)$$

3) 定义目标函数为

$$E(n) = \frac{1}{2} \mathbf{e}_n^2; \qquad (4)$$

4)在 n+1 时刻,输出层权值按如下的规则更
新,其中 α 为训练系数

$$w_{ik}(n+1) = w_{ik}(n) + \alpha \frac{\partial E(n)}{\partial w_{ik}}.$$
 (5)

### 3 RBF 网络在 DOAS 中的应用

DOAS 技术是利用差分吸收的思想,首先把测量的原始大气谱经过初步处理得到 DOAS,然后基于 LSM 把 DOAS 和其中含有的待测痕量气体的标准截面进行 拟合获得待 测气体的浓度<sup>[14~17]</sup>。在 300~360 nm 波段内,有 SO<sub>2</sub>,HCHO,NO<sub>2</sub>和 O<sub>3</sub>等 气体的吸收在里面,把获得的 DOAS 和 SO<sub>2</sub>, HCHO,NO<sub>2</sub>和 O<sub>3</sub> 的标准截面进行 LSM 拟合,其 拟合谱图和残差如图 2 所示。



图 2 基于 LSM 的谱图拟合和残差

Fig. 2 Fitting and residual based on LSM

本文研究利用 RBF 网络来反演痕量气体的浓 度。网络的隐含层参数训练采用改进最近邻聚类学 习算法,对输出层权值的训练采用梯度下降算法。选 择波段从 300~360 nm, 通道从 50~950 研究其效果, 训练时不仅把 SO<sub>2</sub>, HCHO, NO<sub>2</sub>, O<sub>3</sub> 标准吸收截面参 与训练,还把各种干扰最终体现的残差一同训练网 络,其中为了使选取的残差具有代表性,选取实际多 条大气拟合残差的统计均值。网络输出为 SO<sub>2</sub>, HCHO,NO<sub>2</sub>和O<sub>3</sub>这四种气体的浓度,其拟合谱图 和残差如图 3 所示。为了有一个已知的标准,采用已 知浓度、不同比例的 SO<sub>2</sub>, HCHO, NO<sub>2</sub>, O<sub>3</sub> 的差分吸 收和残差构成不同模拟光谱,其中每条模拟光谱叠加 的残差选自不同真实大气吸收谱拟合后的残余部分, 其中20条用来训练,20条用来测试网络,来检验新方 法的效果。图 2、图 3 中是一个例子,参考实际大气中 可能的含量,所取 SO<sub>2</sub>, NO<sub>2</sub>, HCHO, O<sub>3</sub> 的体积分数 分别为 25×10<sup>-9</sup>,15×10<sup>-9</sup>,30×10<sup>-9</sup>。



图 3 基于 RBF 网络的谱图拟合和残差

Fig. 3 Fitting and residual based on RBF

从图 2,图 3 可以发现,基于 RBF 网络的拟合效果较好,残差也较小。表 1 为基于 RBF 网络的反演的四种测试气体产生的平均相对误差,以及采用 LSM 拟合反演产生相对误差。对于 SO<sub>2</sub> 因为吸收强度大,所以两种方法都得到了满意效果,但是当吸收截面较小时,尤其对于 O<sub>3</sub> 来说,可以清晰发现基于 RBF 网络的反演方法好于传统的 LSM 反演的误差。由于在训练网络时,把各种可能残差同时参与训练,所以网络在识别弱信号时,效果很好。从表 1 可以清晰发现基于 RBF 网络的反演方法好于传统 1 LSM 反演,该方法提高了系统的反演精度,降低 了系统误差,因而也降低的 DOAS 系统的探测限。

表1 平均相对误差比较

| Table 1        | Comparisons of average relative errors     |                       |
|----------------|--|-----------------------|
| Trace gases    | Average relative                           | Average relative      |
|                | errors of RBF / $\rlap{/}{\scriptstyle 0}$ | errors of LSM $/  \%$ |
| $SO_2$         | 0.3  | 0.3                   |
| $NO_2$         | 2.4  | 3.3                   |
| HCHO           | 3.0  | 5.7                   |
| O <sub>3</sub> | 3.2  | 8.3                   |

### 4 结 论

本文提出基于 RBF 网络模型来反演大气痕量 气体的浓度,首先对网络的隐层参数采用改进最近 邻聚类学习算法训练,对输出层权值的训练采用梯 度下降算法,使得网络收敛快,以任意设定的精度逼 近待反演光谱。另外考虑到 DOAS 技术的特点,把 大气中和系统中各影响因素的最终体现-残差加入 训练,使得 RBF 网络在反演真实大气时,效果更好, 模拟实验表明采用新型反演算法提高了 DOAS 系 统的反演精度,降低了反演误差,因此也达到降低探 测限的目标。

#### 考 参 文 献

- 1 Jochen Stutz, Ulrich Platt. Numerical analysis and estimation of the statistical error of differential optical absorption spectroscopy measurement with least-squares methods [J]. Appl. Opt., 1996, 35(30): 6041~6053
- 2 Martin Hausmann, Uwe Brandenburger, Theo Brauers et al.. Simple monte carlo methods to estimate the spectra evaluation error in differential optical absorption spectroscopy[J]. Appl. Opt., 1999, 38(3): 462~475
- 3 M. Hausmann, D. Ritz, U. Platt. A new coaxial "Long-Path-DOAS"-system: First application to BrO measurement in the arctic troposphere [C]. SPIE, 1992, 1715: 341~352
- 4 Hao Nan, Zhou Bin, Chen Limin. Measurement of nitrous acid znd retrieval of aerosol parameters with differential optical absorption spectroscopy [J]. Acta Physica Sinica, 2006, 55(3):  $1529 \sim 1534$

郝 楠,周 斌,陈立民.利用差分吸收光谱法测量亚硝酸和反 演气溶胶参数[J]. 物理学报, 2006, 55(3): 1529~1534

- 5 A. Geyer. The Role of the Nitrate Radical in the Boundary Layer: Observation and Modeling Studies [D]. Institute of Environmental Physics, University of Heidelberg, 2000
- 6 Li Suwen, Xie Pinhua, Liu Wenqing et al.. A study of applicability of light emitting diodes in differential optical absorption spectroscopy measurements [J]. Acta Physica Sinica, 2008, 57(3): 646~650

李素文,谢品华,刘文清等.发光二极管在差分吸收光谱系统中 的应用研究[J]. 物理学报, 2008, 57(3): 646~650

- 7 Cathy Clerbaux, Juliette Hadji-Lazaro, Sébastien Payan et al.. Retrieval of CO from nadir remote-sensing measurements in the infrared by use of four different inversion algorithms [J]. Appl. Opt., 2002, 41(33): 7068~7078
- 8 Mauro Forti. Some extensions of a new method to analyze complete stability of neural networks[J]. IEEE Trans. Neural Netw., 2002, 13(5): 1230~1238
- 9 Liang XueBin, Wang Jun. A recurrent neural network for nonlinear optimization with a continuously differentiable objective function and bound constraints[J]. IEEE Trans. Neural Netw., 2000, 11(6): 1251~1262
- 10 S. Chen, C. F. Cowan, P. M. Grant. Orthogonal least squares learning algorithm for radial basis function networks [J]. IEEE Trans. Neural Netw., 1991, 2(2): 302~309

- 11 Ryad Zemouri, Daniel Racoceanu, Noureddine Zerhouni. Recurrent radial basis function network for time-series prediction [J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2003, 16: 453~463
- 12 Ewa Skubalska-RafajŁowicz. Random projection RBF nets for multidimensional density estimation [J]. Int. J. Appl. Math. Comput. Sci., 2008, 18(4): 455~464
- 13 Qi Feng, Liu Wenqing, Zhou Bin et al.. Improving DOAS system measurement precision with artificial neutral network method[J]. Acta Optica Sinica, 2002, 22(11): 1345~1349 齐 锋,刘文清,周 斌等.利用人工神经网络方法提高差分光 学吸收光谱系统测量精度研究[J].光学学报,2002,22(11):  $1345 \sim 1349$
- 14 Xie Pinhua, Liu Jianguo, Qin Min et al.. Retrieval of monocyclic aromatic hydrocarbons with differential optical absorption spectroscopy [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2006, **26**(9): 1584~1588 谢品华,刘建国,秦 敏等.差分吸收光谱方法反演大气环境单 环芳香 烃 有 机 物 [J]. 光 谱 学 与 光 谱 分 析, 2006, 26 (9):  $1584 \sim 1588$
- 15 Li Suwen, Xie Pinhua, Li Yujin et al.. A method of data processing based on wavelet transform in differential optical absorption spectroscopy [J]. Acta Optica Sinica, 2006, 26(11):  $1601 \sim 1604$ 李素文,谢品华,李玉金等.基于小波变换的差分吸收光谱数据

处理方法[J]. 光学学报, 2006, 26(11): 1601~1604

16 Si Fuqi, Liu Jianguo, Xie Pinhua et al.. Determination of aerosol optical thickness and atmospheric visibility by differential optical absorption spectroscopy[J]. Acta Optica Sinica, 2006, 26(7):  $961 \sim 964$ 司福祺,刘建国,谢品华等.差分吸收光谱技术监测气溶胶光学

厚度及大气能见度的研究[J]. 光学学报, 2006, 26(7):  $961 \sim 964$ 

- 17 Peng Fumin, Xie Pinhua, Zhang Yinghua. Effect of spectral resolution on measurement of trace gases in atmosphere by differential optical absorption spectroscopy [J]. Acta Optica Sinica, 2008, 28(9): 1643~1648
  - 彭夫敏,谢品华,张英华.分辨率对大气中痕量污染气体的 DOAS 测量性能影响研究 [J]. 光学学报, 2008, 28 (9):  $1643 \sim 1648$