

基于稀疏优化的烟羽断层重建方法

钟鸣宇 奚亮 司福祺 周海金 王煜

Tomographic reconstruction of stack plume based on sparse optimization

Zhong Ming-Yu Xi Liang Si Fu-Qi Zhou Hai-Jin Wang Yu

引用信息 Citation: *Acta Physica Sinica*, 68, 164205 (2019) DOI: 10.7498/aps.68.20190268

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.7498/aps.68.20190268>

当期内容 View table of contents: <http://wulixb.iphy.ac.cn>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于差分吸收光谱技术的大气痕量气体二维观测方法

Two-dimensional observation of atmospheric trace gases based on the differential optical absorption spectroscopy technique

物理学报. 2015, 64(16): 164209 <https://doi.org/10.7498/aps.64.164209>

基于物理总能量目标函数的稀疏重建模型

Physical total energy based objective function model for sparse reconstruction

物理学报. 2015, 64(20): 204202 <https://doi.org/10.7498/aps.64.204202>

机载成像差分吸收光谱技术测量区域NO₂二维分布研究

Observation of two-dimensional distributions of NO₂ with airborne Imaging DOAS technology

物理学报. 2015, 64(3): 034217 <https://doi.org/10.7498/aps.64.034217>

分块稀疏信号1-bit压缩感知重建方法

One-bit compressed sensing reconstruction for block sparse signals

物理学报. 2017, 66(18): 180202 <https://doi.org/10.7498/aps.66.180202>

基于回溯筛选的稀疏重构时延估计算法

Sparse reconstruction time delay estimation algorithm based on backtracking filter

物理学报. 2016, 65(21): 210701 <https://doi.org/10.7498/aps.65.210701>

基于差分光学吸收光谱方法的OH自由基定标系统研究

Calibration system for OH radicals based on differential optical absorption spectroscopy

物理学报. 2015, 64(8): 080703 <https://doi.org/10.7498/aps.64.080703>

基于稀疏优化的烟羽断层重建方法*

钟鸣宇¹⁾²⁾³⁾ 奚亮¹⁾²⁾ 司福祺^{1)2)†} 周海金¹⁾²⁾ 王煜¹⁾²⁾

1) (中国科学院安徽光学精密机械研究所, 环境光学与技术重点实验室, 合肥 230031)

2) (中国科学技术大学研究生院科学岛分院, 合肥 230031)

3) (安徽理工大学电气与信息工程学院, 淮南 232001)

(2019年2月27日收到; 2019年5月6日收到修改稿)

烟羽断层重建一般使用两台光谱仪采集数据, 属于典型的不完全角度重建. 为了提高重建结果的稳定性和接近度, 将压缩感知理论引入气体分布重建领域. 提出了一种新的计算机层析算法——低三阶导数全变分法, 用于重建电厂烟囱排放的 SO_2 截面的二维分布. 使用低三阶导数模型模拟气体扩散, 认为气体浓度对位置的三阶导数是稀疏的. 将重建图像的全变分作为目标函数, 并通过数值最优化方法求得气体浓度分布的最优解. 数值模拟的结果表明, 与传统的低三阶导数法相比, 低三阶导数全变分法将接近度提高了 80% 以上. 外场实验表明, 重建图像的一致性相关因子达 0.9023. 低三阶导数全变分法能有效消除测量误差对图像重建的影响, 提高重建图像的质量.

关键词: 大气吸收光谱, 烟羽重建, 低三阶导数全变分法, 成像差分吸收光谱仪

PACS: 42.68.Ca, 42.68.Kh, 42.30.Wb, 42.72.Bj

DOI: 10.7498/aps.68.20190268

1 引言

燃煤发电在我国能源结构中占比高达 65%, 为经济社会发展和人民生活提供坚实的能源保障的同时, 排放 SO_2 等也给环境带来了巨大的压力. 最新的研究表明, 大气中的有机物与硫酸在大气新粒子的形成和增长中具有重要作用^[1]. 而燃煤电厂排放的硫超过总量的 40%, 因此研究电厂 SO_2 的排放情况及空间分布具有重要意义.

差分吸收光谱仪 (differential optical absorption spectroscopy, DOAS) 仅能测得气体浓度沿光传输路径的积分, 而断层图像重建使这种大气参数的间接测量成为实用技术^[2], 在大气遥感领域得以广泛应用. 用于断层重建的光学遥感设备通常仅有 2 台且固定在地面, 气体断层重建是典型的不完全角度

重建. 早期的研究通过直接解方程来重建气体分布, 重建图像质量不高^[3-5]. 一种改进方法是对气体建模作为先验信息, 为方程组增加约束. 常用的模型有 Drescher 等^[6] 提出的高斯模型、Price 等^[7] 提出的低三阶导数 (low third derivative method, LTD) 模型和 Olagner 等^[8-10] 提出的基于流体力学的欧拉方程模型. LTD 模型假设气体浓度对位置的三阶导数值全部为零, 相当于隐性地假设了气体浓度严格满足空间位置的二阶多项式. Johansson 等^[11] 分别将该方法用于重建火山和烟囱烟羽分布. Kazahaya 等^[12] 将 LTD 项乘以权重系数后和投影方程相加, 并使用最小二乘法求解, 但重建的结果仍然不够理想. Casaballe 等^[13] 利用 LTD 模型, 对投影方程组进行 Tikhonov 正则化, 并使用 cvx 优化工具箱进行求解, 取得了很好的数值模拟效果, 但该方法实际抗误差能力弱, 无法用

* 国家重点研发计划 (批准号: 2016YFC0200400, 2017YFB0503901) 资助的课题.

† 通信作者. E-mail: sifuqi@aiofm.ac.cn

于外场实验数据. 总的来说, 重建算法还很不成熟, 重建图像存在大量伪影. 压缩感知 (compressed sensing, CS) 理论为气体分布重建提供了新的思路: 如果能找到气体分布在某种变换下具有稀疏性, 就可以在采样数很少的情况下精确重建气体分布^[14-17].

本文使用成像差分吸收光谱仪 (imaging differential optical absorption spectroscopy, IDOAS) 采集数据, 提出了一种基于低三阶模型的全变分 (low third derivative total variation, LTD-TV) 法重建烟羽分布. 该方法基于 LTD 模型和压缩感知理论对烟羽分布进行重建, 首先使用代数重建算法 (algebraic reconstruction technique, ART) 对重建数据进行初始化, 用对数障碍函数法^[17] 确定目标函数, 全变分法确定下降梯度, 最后使用 Barzilai-Borwein (BB) 算法^[18] 确定步长后对重建结果进行优化. 本文对该方法进行了数值模拟, 并进行了外场实验, 重建了烟囱烟羽的断层 2 维分布, 并对重建结果进行了分析.

2 测量原理与 IDOAS 断层扫描系统

2.1 测量原理

DOAS 技术基于 Lambert-Beer 定律

$$I(\lambda) = I_0(\lambda) \exp \left[- \sum_{m=1}^n \sigma_m(\lambda) \cdot S_m \right], \quad (1)$$

其中 $I_0(\lambda)$ 为大气层外的太阳光强, $I(\lambda)$ 为经过大气层后, DOAS 接收到的太阳光强, $\sigma_m(\lambda)$ 为第 m 种气体的吸收截面,

$$S_m = \int_0^L c_m(r) dr, \quad (2)$$

其中 S_m 表示该种气体的斜柱浓度, 等于气体的浓度 c_m 对光程 r 积分, 积分距离为 L . 通过最小二乘法求解 (1) 式, 可以得到污染气体的斜柱浓度^[19,20].

2.2 断层扫描系统

如图 1 所示, 扫描烟羽的过程中, 假设风沿 Z 轴方向, 虚拟的扫描平面垂直于大地, 烟羽被该虚拟平面截取了一个平面, 两台 IDOAS 放置在扫描平面与大地的交线上. 将 IDOAS#1 指向 IDOAS#2 的方向设为 X 轴的正方向, 竖直向上设为 Y 轴正方向. 扫描区域离散化如图 1 中的虚线

所示. 两台 IDOAS 的视场角为 30° , 相邻扫描线间隔 0.625° , 在 2 s 内采样并存储 48 个点的柱浓度数据. 而采用以往常用的多轴差分吸收光谱仪 (multi-axis differential optical absorption spectroscopy, MAX-DOAS), 采集相同数量的数据需要 5 min 以上. IDOAS 采集数据的时间分辨率比 MAX-DOAS 提高了 160 多倍. 在正式扫描之前先进行预扫描, 调整 IDOAS 的仰角, 使烟羽位于 IDOAS 的视场角内. 将扫描区域划分为多个网格, 在这些网格上使用重建算法重建烟羽的浓度分布.

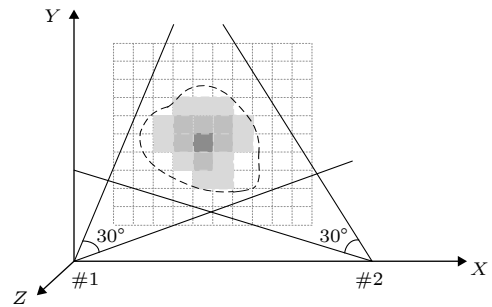


图 1 扫描区域离散化

Fig. 1. Scanning region discretization.

3 重建算法

在离散情况下, (2) 式可表示为

$$S(i) = \sum_j H(i, j) C(j), \quad (3)$$

$S(i)$ 为第 i 条射线的路径积分浓度, $C(j)$ 表示扫描区域第 j 个像素中的气体平均浓度, $H(i, j)$ 表示第 i 条射线穿越第 j 个像素的长度. 把整个系统的投影系数和浓度写成矩阵与向量相乘的形式

$$\mathbf{S} = \mathbf{H}\mathbf{C}, \quad (4)$$

其中 \mathbf{H} 表示投影矩阵, \mathbf{C} 表示图 1 中重建区域中像素中排列成的列向量, 通常 \mathbf{C} 中像素的数目远大于 \mathbf{S} 中射线的数目, 所以 (4) 式是一个欠定方程组.

3.1 传统 LTD 算法

为了解方程组 (4), LTD 模型假设气体浓度相对位置的三阶导数等于 0^[7], 于是有

$$\frac{d^3 c(k, l)}{dk^3} = c(k+2, l) - 3c(k+1, l) + 3c(k, l) - c(k-1, l) = 0, \quad (5)$$

$$\frac{d^3 \mathbf{c}(k, l)}{dl^3} = \mathbf{c}(k, l+2) - 3\mathbf{c}(k, l+1) + 3\mathbf{c}(k, l) - \mathbf{c}(k, l-1) = 0, \quad (6)$$

式中 $\mathbf{c}(k, l)$ 是图 1 所示重建区域中像素矩阵 \mathbf{c} 的第 k 行 l 列像素. 把 (5) 式和 (6) 式改写为矩阵的形式

$$\mathbf{0} = \mathbf{LC}, \quad (7)$$

将 (4) 式和 (7) 式联立得到一个过定方程组, 求解就得到了浓度 \mathbf{C} 的近似值.

3.2 LTD-TV 算法

在传统的 LTD 方法中, 隐含地假设气体的浓度是位置的二阶多项式. 然而, 气体的浓度不可能严格地按二阶多项式分布, (7) 式左端直接设为零显然会导致图像像素间约束过强, 图像边缘出现大量伪峰, 严重影响重建气体的实际分布. 而本文提出的 LTD-TV 算法, 仅要求气体的浓度大体按照二阶多项式分布, 也就是假设气体浓度值在三阶导数下是稀疏的, 该假设显然比 (7) 式合理得多.

LTD-TV 法首先使用 ART 算法对重建图像进行初始化, 然后使用基于全变分的优化算法优化目标函数. 目标函数为

$$\mathbf{C}^* = \operatorname{argmin} \|\mathbf{C}\|_{\text{TV}}, \quad \text{s.t.}, \quad \frac{1}{2} \|\mathbf{HC} - \mathbf{S}\|_2^2 \leq \varepsilon, \quad \mathbf{C} \geq 0, \quad (8)$$

$$\nabla \|\mathbf{C}\|_{\text{TV}} =$$

$$\begin{aligned} & \frac{3(\mathbf{c}(k+2, l) - 3\mathbf{c}(k+1, l) + 3\mathbf{c}(k, l) - \mathbf{c}(k-1, l)) + 3(\mathbf{c}(k, l+2) - 3\mathbf{c}(k, l+1) + 3\mathbf{c}(k, l) - \mathbf{c}(k, l-1))}{\mathbf{u}(k, l)} \\ & + \frac{\mathbf{c}(k, l) - 3\mathbf{c}(k-1, l) + 3\mathbf{c}(k-2, l) - \mathbf{c}(k-3, l)}{\mathbf{u}(k-2, l)} - \frac{3(\mathbf{c}(k+1, l) - 3\mathbf{c}(k, l) + 3\mathbf{c}(k-1, l) - \mathbf{c}(k-2, l))}{\mathbf{u}(k-1, l)} \\ & - \frac{\mathbf{c}(k+3, l) - 3\mathbf{c}(k+2, l) + 3\mathbf{c}(k+1, l) - \mathbf{c}(k, l)}{\mathbf{u}(k+1, l)} + \frac{\mathbf{c}(k, l) - 3\mathbf{c}(k, l-1) + 3\mathbf{c}(k, l-2) - \mathbf{c}(k, l-3)}{\mathbf{u}(k, l-2)} \\ & - \frac{3(\mathbf{c}(k, l+1) - 3\mathbf{c}(k, l) + 3\mathbf{c}(k, l-1) - \mathbf{c}(k, l-2))}{\mathbf{u}(k, l-1)} - \frac{\mathbf{c}(k, l+3) - 3\mathbf{c}(k, l+2) + 3\mathbf{c}(k, l+1) - \mathbf{c}(k, l)}{\mathbf{u}(k, l+1)}. \end{aligned} \quad (12)$$

(11) 式中第二项的分母取 β 和 $t \left(\varepsilon - \frac{1}{2} \|\mathbf{HC} - \mathbf{S}\|_2^2 \right)$ 的最大值, 是为了防止 $t \left(\varepsilon - \frac{1}{2} \|\mathbf{HC} - \mathbf{S}\|_2^2 \right)$ 等于零时分母为零, 设 β 为 10^{-8} . 利用 (12) 式所表示的梯度, 使用梯度下降法求解 (9) 式. 假设第 n 步的气体浓度分布用 \mathbf{C}_n 表示, 则第 $n+1$ 步的气体浓度

式中 \mathbf{C}^* 即为所求的气体浓度分布, $\|\mathbf{C}\|_{\text{TV}}$ 表示气体浓度分布的全变分的模, ε 和镜头接收的光子数目的泊松分布有关, 这里简单设置为 10^{-12} , 不作进一步的深入讨论. 使用对数障碍函数法 [17], 方程 (8) 中的约束条件可以写入优化问题中

$$\mathbf{C}^* = \operatorname{argmin} \left[\|\mathbf{C}\|_{\text{TV}} + \frac{1}{t} \left(-\log \left(\varepsilon - \frac{1}{2} \|\mathbf{HC} - \mathbf{S}\|_2^2 \right) \right) \right], \quad \text{s.t. } \mathbf{C} \geq 0. \quad (9)$$

如果使用低三阶导数模型, 根据 (5) 式和 (6) 式, (9) 式中气体分布的全变分 $\|\mathbf{C}\|_{\text{TV}}$ 表达式为

$$\begin{aligned} \|\mathbf{C}\|_{\text{TV}} &= \sum_{k, l} \mathbf{u}(k, l) \\ &= \sum_{k, l} \left[(\mathbf{c}(k+2, l) - 3\mathbf{c}(k+1, l) + 3\mathbf{c}(k, l) - \mathbf{c}(k-1, l))^2 + (\mathbf{c}(k, l+2) - 3\mathbf{c}(k, l+1) + 3\mathbf{c}(k, l) - \mathbf{c}(k, l-1))^2 \right]^{1/2}. \end{aligned} \quad (10)$$

对 (9) 式右边括号中的部分求导, 得到 (9) 式的梯度为

$$\mathbf{g} = \nabla \|\mathbf{C}\|_{\text{TV}} + \frac{\mathbf{H}^T (\mathbf{HC} - \mathbf{S})}{\max \left[\beta, t \left(\varepsilon - \frac{1}{2} \|\mathbf{HC} - \mathbf{S}\|_2^2 \right) \right]}, \quad (11)$$

(11) 式中, 全变分的梯度的计算公式为

可表示为 \mathbf{C}_{n+1} 为

$$\mathbf{C}_{n+1} = \mathbf{C}_n + \alpha_n \mathbf{p}_n, \quad (13)$$

使用优化算法求解 (13) 式, α_n 是优化算法的步长, \mathbf{p}_n 是优化算法的下降方向.

$$\mathbf{p}_n(j) = \begin{cases} \mathbf{g}_n(j), & \mathbf{g}_n(j) \leq 0, \text{ 或 } \mathbf{C}_n(j) > 0 \\ 0, & \text{其他} \end{cases}, \quad (14)$$

式中的 $\mathbf{g}_n(j)$ 由 (11) 式确定, j 和 (3) 式中 j 的含义相同, 表示第 j 个像素, (14) 式隐含地给气体浓度添加了非负约束. (13) 式中 α_n 用 BB 算法得到

$$\alpha_n = \frac{\mathbf{s}_{n-1}^T \mathbf{y}_{n-1}}{\mathbf{y}_{n-1}^T \mathbf{y}_{n-1}}, \quad (15)$$

式中 $\mathbf{s}_{n-1} = \mathbf{C}_n - \mathbf{C}_{n-1}$, $\mathbf{y}_{n-1} = \mathbf{p}_n - \mathbf{p}_{n-1}$, 分别表示前后两次迭代的气体浓度分布差, 和前后两次迭代的梯度差. 当 (13) 式中两次迭代间的图像差别很小时, 说明算法收敛.

$$\sigma_{\text{residual}} = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N \mathbf{s}_{n-1}(j), \quad (16)$$

式中 N 表示图像中像素的总数. 当 σ_{residual} 小于某个阈值, 或者迭代次数大于某个数时迭代停止.

4 数值模拟

假设真实的气体浓度分布服从高斯模型, 扫描

系统如图 1 所示, 两台 IDOAS 分别位于 X 轴的左右两端, Y 轴代表气体所在的高度, 扫描线间隔为 0.625° , 重建图像解析度为 20×20 . 为了比较方便, 将高斯函数的浓度归一化为 1. 在知道气体真实分布的情况下, 使用接近度 σ_{nearness} 作为重建效果的指标

$$\sigma_{\text{nearness}} = \sqrt{\frac{\sum_j (\mathbf{C}^*(j) - \mathbf{C}(j))^2}{\sum_j (\mathbf{C}^*(j) - \mathbf{C}_{\text{avg}}^*)^2}}, \quad (17)$$

其中 $\mathbf{C}^*(j)$ 是测试图像第 j 个像素中的气体浓度, $\mathbf{C}(j)$ 是重建图像第 j 个像素的气体浓度, $\mathbf{C}_{\text{avg}}^*$ 是所有像素气体浓度的平均值. 接近度越小, 重建效果越好.

4.1 LTD-TV 算法与传统 LTD 算法重建结果对比

图 2 给出几幅用传统的 LTD 算法和 LTD-TV 算法重建气体分布的数值模拟等高线图. 图 2(a)—

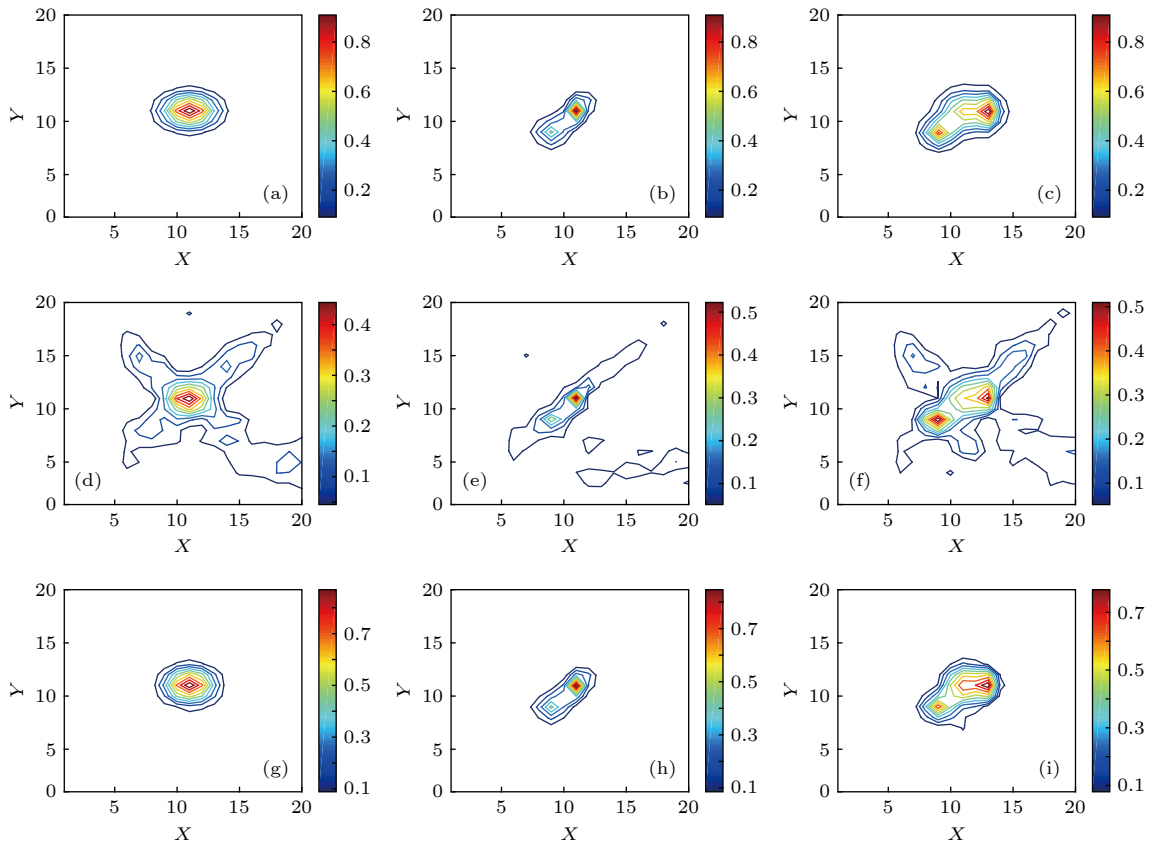


图 2 传统 LTD 法与 LTD-TV 法比较 (a), (b), (c) 测试图形; (d), (e), (f) 传统 LTD 法重建图形; (g), (h), (i) LTD-TV 法 20000 次迭代重建图形

Fig. 2. Comparison between traditional LTD algorithm and LTD-TV algorithm: (a), (b), (c) Test distribution; (d), (e), (f) reconstruction of distribution using traditional LTD algorithm; (g), (h), (i) reconstruction of distribution using LTD-TV algorithm with 20000 iterations.

图 2(c) 分别是单高斯、双高斯、三高斯气体扩散模型。

图 2(d)—图 2(f) 使用传统 LTD 法重建, 接近度分别为 0.6363, 0.5930, 0.5778; 图 2(g)—图 2(i) 是在循环 20000 次的情况下用 LTD-TV 法重建, 接近度分别为 0.1127, 0.1052, 0.1995, 分别比传统的 LTD 算法接近度减小 82.28%, 82.25%, 65.47%。从图 2 中可以看出, LTD-TV 法重建图形相比传统的 LTD 法有很大的改善, 大大减小了重建的伪影。该算法不但能重建出烟羽扩散的大致情况, 还能重建出丰富的细节。然而, LTD 法假设气体浓度是位置的二阶多项式, 重建过程其实是用二阶多项式去拟合高斯函数, 导致其峰值浓度比真实浓度低 10%—15%, 扩散范围比测试图形稍大, 总体上有变圆的趋势。

4.2 测量误差对重建结果的影响

外场实验中, 温度、湿度、气溶胶等都会影响 DOAS 的精确性。SO₂ 的测量值往往具有 2%—20% 的测量误差, 不好的重建算法可能会使误差在整个图形扩散, 造成重建结果偏离真实值, 甚至完全淹没在重建噪声中。因此, 重建算法的抗误差能力是考察重建算法的一个重要方面。由于误差来源的复杂性和不可重复性^[22,23], 一般采用叠加随机数的方法模拟误差对测量的影响^[13]。给图 2 中测试图形的路径积分浓度 S_k 加入加性噪声 ΔS_k

$$S_k = S_k + \Delta S_k, \Delta S_k = f \cdot S_k \cdot R_{\text{rand}}, \quad (18)$$

式中 f 表示误差系数, R_{rand} 是方差为 1 的随机数。图 3 给出了 f 从 1%—20% 变化的情况下, 用 LTD-TV 重建图 2 中的测试图像得到的 σ_{nearness} 曲线。

从图 3 可以看出, 随着误差系数 f 变大, LTD-

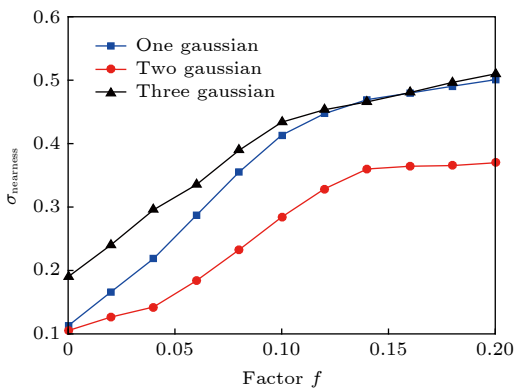


图 3 接近度随误差系数变化曲线

Fig. 3. Nearness as the functions of error factors.

TV 算法的重建接近度也逐渐变大。当误差系数达到某个值时, 接近度的上升变慢, 说明误差越大, LTD-TV 算法的抗误差效果越明显。从图 3 还可看出高斯数为 2 时重建误差最小, 对比图 2(a)—图 2(c) 可以看出, 高斯数为 2 的测试图形的非零元素最少, 图像本身的稀疏性最强, 因此 LTD-TV 算法的性能也发挥得更加充分。而在误差系数 f 变化的情况下, 传统 LTD 算法重建接近度仍然为 0.6363, 0.5930, 0.5778, 比使用 LTD-TV 法重建的接近度更大。总的来说, LTD-TV 算法比传统的 LTD 算法的重建质量好得多。

4.3 大气流动对重建结果的影响

已有的研究表明, 当烟羽位于重建图像的中心, 且两台 DOAS 与烟羽中心的连线之间成 90° 夹角时, 重建效果最好^[11,13]。由于风向的不确定性, 该条件往往得不到满足。图 4 中给出了图 2(a)—图 2(c) 中高斯烟羽模型偏离初始位置时, 接近度随偏离距离变化的曲线, 偏移距离小于 0 时, 表示烟羽位置左移, 偏移距离大于 0 时, 表示烟羽位置右移。

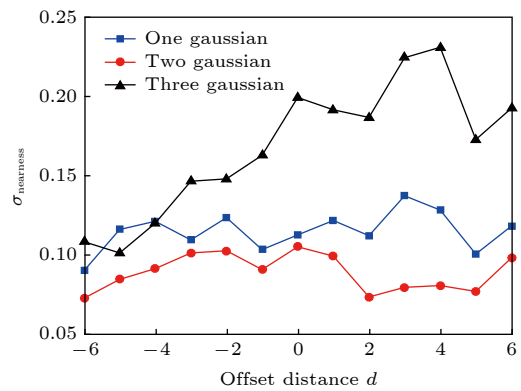


图 4 接近度偏离距离变化曲线

Fig. 4. Nearness as the functions of offset distance.

从图 4 中可以看出, 当烟羽偏离图像中心时, 重建接近度和气体分布的稀疏性仍然相关。当单高斯烟羽和双高斯烟羽偏离初始位置时, 重建图像的接近度发生振荡, 这种振荡是重建图像离散化造成的, 与以往的算法相类似^[11]。除此之外, 接近度曲线未表现出明显的变化规律, 说明烟羽稀疏度较高的情况下, LTD-TV 算法不受烟羽与 IDOAS 相对位置的影响。而当三高斯烟羽模型偏离图像中心时, 重建接近度发生变化。这是因为烟羽重建是一

种极端的不完全角度重建, 当烟羽中气体浓度分布较为复杂时, 不同的烟羽位置会对 IDOAS 采集数据造成较大的影响, 从而造成重建效果发生起伏. 此外, 外场实验时, 特别是在湍流的影响下, 要表示烟羽中气体浓度的复杂分布, 需要更多的像素数目. 从信息论的角度来看, 在两台 IDOAS 信息采集能力有限的情况下, 低三阶导数模型增加的先验知识会将 IDOAS 采集的数据淹没, 导致重建结果偏离真实分布. 因此, 如果需要进一步提高 LTD-TV 算法的重建图像的分辨率, 只能进一步增加仪器的数量^[5,24].

基于烟羽位置与形状的复杂性, 使用 LTD-TV 法时仍然建议将 IDOAS 关于烟囱对称设置, 且两台 DOAS 与烟羽中心的连线之间成 90° 夹角.

5 外场实验

外场实验数据在淮南某电厂外获得, 电厂烟囱高 210 m, 在下风约 180 m 处搭建由两台 IDOAS 组成的断层扫描系统, 两台仪器距离约 504 m. 实验当天天气晴朗且能见度高, 风向为东北偏东风, 风速为 2 m/s. 通过 307.5—318 nm 波段反演 SO₂ 路径积分浓度, 参与反演的气体包括 SO₂(293 K, vanDaele), NO₂(294 K, vanDaele), O₃(243 K, Voigt), O₃(218 K, Brion) 和 ring 光谱, 选取烟囱上风向的第一次测量谱作为参考谱. 图 5 以其中某一条光谱为反演实例, 展示了 SO₂ 光谱数据的反演情况.

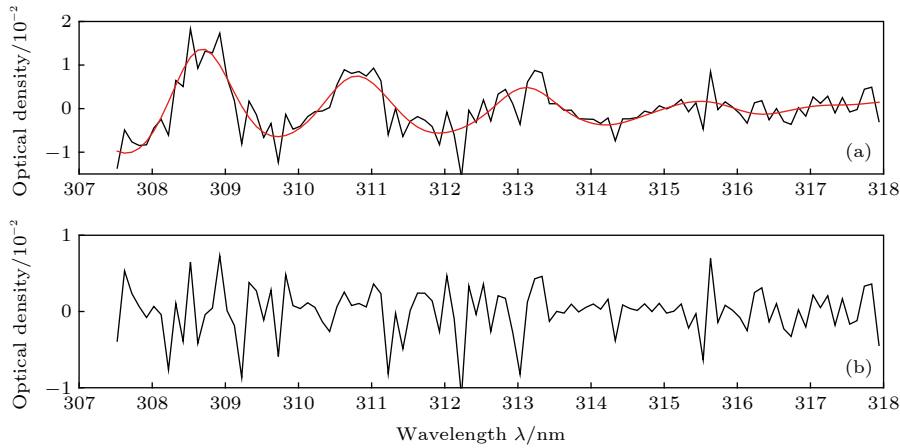


图 5 SO₂ 柱浓度 IDOAS 拟合反演实例 (a) SO₂ 柱浓度; (b) 拟合残差

Fig. 5. An example of SO₂ SCD from IDOAS retrieval: (a) SO₂ SCD; (b) fitting residual.

图 5(a) 中黑线 (不规则曲线) 为测量光谱, 红线 (光滑曲线) 为拟合光谱, SO₂ 柱浓度为 1.11×10^{17} molecules·cm⁻². 图 5(b) 所示的拟合残差小于 0.00322. 选取其中一组 SO₂ 数据作为研究对象, 由于气体浓度不可能为负, 重建图像时, 小于零的路径积分浓度被设置为 0^[5]. 图 6 给出了使用 LTD-TV 法重建的污染气体断层图像.

在图 6 中, IDOAS#1 位于 X 轴 0 点, IDOAS#2 位于 X 轴 504 m 处. 烟囱中排出的 SO₂ 在空中分成两股, 符合现场目测. 能够非常清楚地看到烟羽从两个中心扩散的情况, 甚至可以观察到风向在略微向 IDOAS#2 的方向变化, SO₂ 截面向该方向移动. 重建图中仅有右下角存在少量伪影, 其他位置有零星伪影, 不影响对重建图像的观察. IDOAS 测得的柱浓度与重建图像的柱浓度值之间的关系如

图 7 所示, 直观上看, 柱浓度的测量值与重建值符合得很好.

当气体分布未知时, 一般使用一致性相关因子衡量重建效果^[21].

$$C_{CCF} = \rho A, \tag{19}$$

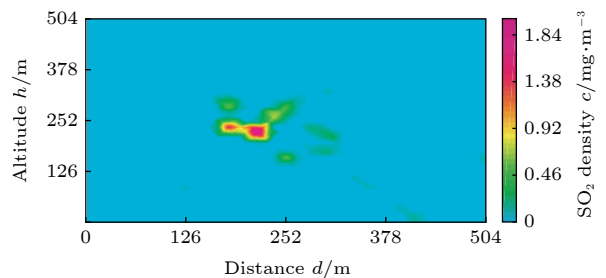


图 6 烟囱烟羽 SO₂ 分布重建图

Fig. 6. Reconstruction of SO₂ of stack plume.

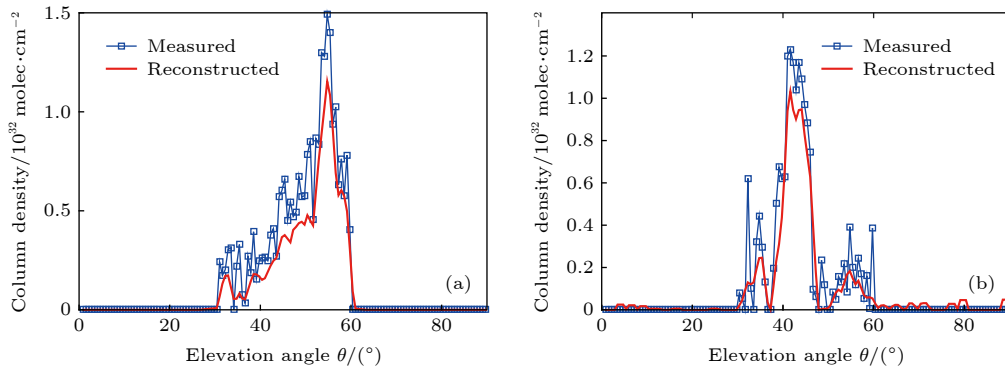


图 7 测量路径积分浓度与重建路径积分浓度对比 (a) IDOAS #1; (b) IDOAS #2

Fig. 7. Comparison between measured path integrated concentration and reconstructed path integrated concentration: (a) IDOAS #1; (b) IDOAS #2.

式中 ρ 表示皮尔逊相关系数, A 是路径积分浓度曲线发生位移时的校正因子,

$$A = \left[\frac{1}{2} \left(\frac{\sigma_{\hat{S}}}{\sigma_S} + \frac{\sigma_S}{\sigma_{\hat{S}}} + \left(\frac{\hat{S} - S}{\sqrt{\sigma_{\hat{S}}\sigma_S}} \right)^2 \right) \right]^{-1}, \quad (20)$$

其中 S 是 IDOAS 测得的路径积分浓度, σ_S 是测得的路径积分浓度的标准差; \hat{S} 是重建图像的路径积分浓度, $\sigma_{\hat{S}}$ 是重建图像路径积分浓度的标准差, 如果 $C_{CCF} > 0.80$, 即可认为重建图像的路径积分浓度和实验测量值拟合得很好, 而图 7 所示重建结果的一致性相关因子为 0.9063. 重建得到的路径积分浓度比测量值稍低, 符合数值模拟中出现的情况.

6 结果与讨论

本文首次将 CS 理论引入气体断层重建领域, 提出了一种新的气体分布重建方法——LTD-TV 算法. 数值模拟表明, 该方法将接近度由传统 LTD 法的 0.5—0.6 降低到 0.1—0.2, 最大降低幅度达 82.28%. 针对加性噪声, LTD-TV 法表现出很强的抗噪声能力, 在路径积分浓度中引入 20% 的加性噪声的情况下, LTD-TV 法仍然能重建出气体扩散的主要特征. 在外场实验中使用 IDOAS 采集数据, 并重建了的烟羽分布图形. 该方法不但假设气体的三阶导数是稀疏的, 而且隐含的假设气体浓度值非负, 相当于给投影方程组添加了更多的约束. 因此与以往的烟羽重建方法相比, 提高了气体重建的时间分辨率和可信度, 极大减少了伪影. 该方法不但能用于竖直方向的烟羽分布重建, 还能用于水平方向的区域气体分布重建. 不足之处在于: 使用二阶多项式作为气体扩散模型, 当

气体近似按高斯函数分布时, 重建结果的峰值偏低, 扩散范围偏大.

参考文献

- [1] Yao L, Garmash O, Bianchi F, Zheng J, Yan C, Kontkanen 2018 *Science* **361** 278
- [2] Rao R Z 2012 *Modern Atmospheric Optics* (Beijing: Science Press)p551(in Chinese) [饶瑞中 2012 现代大气光学(北京: 科学出版社) 第551页]
- [3] Samanta A, Todd L A 2000 *Atmos. Environ.* **34** 699
- [4] Todd L A, Ramachandran G 1994 *Am. Ind. Hyg. Assoc. J.* **55** 403
- [5] Wei M H, Tong M M, Li S W, Xiao J Y 2015 *Spectrosc. Spect. Anal.* **35** 2252 (in Chinese) [韦民红, 童敏明, 李素文, 肖建于 2015 光谱学与光谱分析 **35** 2252]
- [6] Drescher A C, Gadgil A J, Price P N, Nazaroff W W 1996 *Atmos. Environ.* **30** 929
- [7] Price P N, Fischer M L, Gadgil A J, Sextro R G 2001 *Atmos. Environ.* **35** 2827
- [8] Olaguer E P 2011 *Atmos. Environ.* **45** 6980
- [9] Olaguer E P, Erickson M H, Wijesinghe A, Neish B S 2016 *J. Air Waste Manage. Assoc.* **66** 164
- [10] Olaguer E P, Stutz Jochen, Erickson M H, Hurlock S C, Cheung R, Tsai C, Colosimo S F, Festa J, Wijesinghe A, Neish B S 2017 *Atmos. Environ.* **150** 220
- [11] Johansson M, Bo G, Rivera C, Zhang Y 2009 *Bull. Volcanol.* **71** 1169
- [12] Kazahaya R, Mori T, Kazahaya K, Hirabayashi J 2008 *Geophys. Res. Lett.* **35** 344
- [13] Casaballe N, Osorio M, Martino M D, Frins E 2017 *Earth Space Sci.* **4** 723
- [14] Yang F Q, Zhang D H, Huang K D, Wang K, Xu Z 2014 *Acta Phys. Sin.* **63** 058701 (in Chinese) [杨富强, 张定华, 黄魁东, 王鹏, 徐哲 2014 物理学报 **63** 058701]
- [15] Sidky E Y, Kao C M, Pan X 2006 *J. X-Ray Sci. Technol.* **14** 119
- [16] Sidky E Y, Pan X C 2008 *Phys. Med. Biol.* **53** 4777
- [17] Niu T, Zhu L 2012 *Med. Phys.* **39** 4588
- [18] Barzilai J, Borwein J M 1988 *IMA J. Numer. Anal.* **8** 141
- [19] Si F Q, Xie P H, Heue K P, Liu C, Peng F M, Liu W Q 2008 *Acta Phys. Sin.* **57** 6018 (in Chinese) [司福祺, 谢品华, Heue K P, 刘诚, 彭夫敏, 刘文清 2008 物理学报 **57** 6018]
- [20] Zhou H J 2013 *Ph. D. Dissertation* (Hefei: University of

- Science and Technology of China) (in Chinese) [周海金 2013 博士学位论文 (合肥: 中国科学技术大学)]
- [21] Wu C F, Chang S Y 2011 *Atmos. Environ.* **45** 1476
- [22] Zhou B, Liu W Q, Qi F, Li Z B, Cui Y J 2002 *Acta Opt. Sin.* **22** 957 (in Chinese) [周斌, 刘文清, 齐锋, 李振璧, 崔延军 2002 光学学报 **22** 957]
- [23] Liu S S, Wei Q N, Wang F P, Zhan K 2009 *J. Atmos. Environ. Opt.* **4** 118 (in Chinese) [刘世胜 魏庆农 王峰平 詹锴 2009 大气与环境光学学报 **4** 118]
- [24] Hartl A, Song B C, Pundt I 2006 *Atmos. Chem. Phys.* **6** 847

Tomographic reconstruction of stack plume based on sparse optimization*

Zhong Ming-Yu¹⁾²⁾³⁾ Xi Liang¹⁾²⁾ Si Fu-Qi^{1)2)†}

Zhou Hai-Jin¹⁾²⁾ Wang Yu¹⁾²⁾

1) (*Anhui Institute of Optics and Fine Mechanics, Chinese Academy of Sciences, Hefei 230031, China*)

2) (*University of Science and Technology of China, Hefei 230031, China*)

3) (*College of Electrical and Information engineering, Anhui University of Science and Technology, Huainan 232001, China*)

(Received 27 February 2019; revised manuscript received 6 May 2019)

Abstract

In this paper, we present a novel method of computing tomography, i.e. the low third deviation total variation (LTD-TV) method to reconstruct the two-dimensional distribution of SO₂ of stack plume. The path-integral data of the plume are collected by only two imaging differential absorption spectrometers (IDOASs). However, due to the insufficient number of IDOASs, conventional reconstruction methods result in severe streaking artifacts. The traditional low third derivative method is widely used to reconstruct the gas distribution. It suggests a spatial distribution of gas concentrations, which has a low third spatial derivative in every direction and at every point. The derivatives are usually set to be zero. The method improves the reconstructed images by providing extra information which contains the gas concentration in line with the distribution of the second order polynomial, but it also gives rise to the extra artifacts. To address this issue, we further improve the traditional low third deviation (LTD) method by suggesting that the third derivative of gas concentration is sparse. We therefore adopt the compressed sensing (CS) based total variation (TV) optimization framework. In the LTD-TV method, a logarithmic barrier function with TV is used as an objective function. The objective function is then optimized by numerical optimization method, in which the gradient projection is used to determine its descent direction and a Barzilai-Borwein scheme to determine its step-size. The final results are obtained by iterative optimization. Numerical simulations are performed to simulate the reconstruction of gas distribution which is in line with Gaussian distribution. Compared with the conventional LTD method, the LTD-TV method enhances the proximity by 20%—80%, and greatly corrects the artifacts near the edges of images. The result of field campaign suggests that concordance correlation factor between the collected data and reconstructed image is 0.9023. It also shows that it has good noise immunity. In summary, it is the first time that we have introduced the CS theory into the field of gas plume reconstruction. Compared with the existing methods, the LTD-TV method can greatly reduce the artifacts and increase the credibility of the reconstruction.

Keywords: spectral absorption by atmospheric gases, plume reconstruction, low-third-deviation total variational method, imaging differential optical absorption spectrometer

PACS: 42.68.Ca, 42.68.Kh, 42.30.Wb, 42.72.Bj

DOI: 10.7498/aps.68.20190268

* Project supported by the National Key Research and Development Program of China (Grant Nos. 2016YFC0200400, 2017YFB0503901).

† Corresponding author. E-mail: sifuqi@aiofm.ac.cn