

改进的差分光柱像运动激光雷达的湍流廓线反演方法

程 知^{1,2} 何 枫^{1*} 靖 旭¹ 谭逢富¹ 侯再红¹

¹中国科学院安徽光学精密机械研究所大气成分与光学重点实验室, 安徽 合肥 230031

²中国科学技术大学研究生院科学岛分院, 安徽 合肥 230031

摘要 阐述了差分光柱像运动激光雷达探测大气湍流廓线的基本原理, 针对雷达现有 Levenberg-Marquardt 反演算法对高空湍流反演误差大的问题, 提出了带不等式路径约束的反演新模型, 并采用惩罚函数法处理该模型, 通过增加高空湍流信息量, 避免了非物理意义的反演解; 同时为了减弱现有算法对初值和先验知识的依赖, 进一步提出了基于遗传算法的初值寻优策略, 能够将现有算法的初值定位在全局空间内。利用改进算法和现有算法数值仿真了典型的大气湍流廓线, 并对合肥地区实测激光雷达数据进行了分析。结果表明, 改进算法增强了迭代过程的全局搜索能力, 对测量误差有较强的稳健性, 能够有效提高反演精度和高空湍流的准确性, 同时也加快了收敛速度。

关键词 大气光学; 湍流廓线; 激光雷达; 反演; Levenberg-Marquardt 算法

中图分类号 O439

文献标识码 A

doi: 10.3788/AOS201636.0401004

Improved Retrieval Method of Turbulence Profile from Differential Column Image Motion Light Detection and Ranging

Cheng Zhi^{1,2} He Feng¹ Jing Xu¹ Tan Fengfu¹ Hou Zaihong¹

¹Key Laboratory of Atmospheric Composition and Optical Radiation, Anhui Institute of Optics and Fine Mechanics, Chinese Academy of Sciences, Hefei, Anhui 230031, China

²Science Island Branch of Graduate School, University of Science and Technology of China, Hefei, Anhui 230031, China

Abstract The principle of differential column image motion light detection and ranging for acquiring atmospheric turbulence profile is described. Aiming at the large retrieval error in high-altitude turbulence of current Levenberg-Marquardt inversion algorithm, a novel inversion model with inequality path constrained is developed and the penalty function method is used to handle this model, thereby an unphysical solution by adding the information of high-altitude turbulence is avoided. Furthermore, in order to weaken the current algorithm dependence on initial value and priori knowledge, a new optimization strategy based on genetic algorithm is presented to locate initial value of current algorithm in global variable space. Typical atmosphere turbulence profiles are simulated with the modified algorithm and the current algorithm. The measured lidar data in Hefei are also analyzed. Results show that the modified algorithm can enhance the global search capability of iteration process and perform strong robustness against measurement noise, improving the retrieval precision and accurate quantification of high-altitude turbulence effectively. Moreover, the modified algorithm accelerates the convergence.

Key words atmospheric optics; turbulence profile; lidar; inversion; Levenberg-Marquardt algorithm

OCIS codes 010.1330; 010.3640; 100.3190

收稿日期: 2015-11-13; 收到修改稿日期: 2015-12-08

基金项目: 国家自然科学基金(41405014)

作者简介: 程 知(1987—), 女, 博士研究生, 主要从事大气湍流廓线方面的研究。E-mail: cz_ganen108@126.com

导师简介: 侯再红(1968—), 男, 博士, 研究员, 主要从事大气参数测量以及仪器设计方面的研究。

E-mail: zhhou@aiofm.ac.cn

*通信联系人。E-mail: fhe@aiofm.ac.cn

1 引 言

大气湍流廓线是自适应光学系统设计和运行的一个重要参数。对于当前和下一代大口径自适应光学系统^[1-3],比如地面层自适应光学系统(GLAO),激光层析自适应光学系统(LTAO),多目标自适应光学系统(MOAO)和多层共轭自适应光学系统(MCAO),都需要实时的湍流廓线来校正畸变波前。随着自由光通信领域的发展,实时的大气湍流廓线对于理解自由光通信光波传播的信道效应^[4]、光强信号衰落^[5]以及光外差探测效率^[6]越来越重要。同时,大气湍流廓线的实时测量也是天文望远镜选址过程中一个必不可少的要素^[7]。

为了能够准确实时地测量大气湍流廓线,国内外研究者提出了多种不同的方法。常用的方法有探空气球法,以恒星为光源的SCIDAR(scintillation detection and ranging)^[8]、SLODAR(slope detection and ranging)^[9]、多孔径闪烁仪(MASS)^[10]方法以及以激光雷达为代表的差分像移激光雷达(DIM)^[11]、差分光柱像运动激光雷达法(DCIM)^[12]等方法。相比于其他方法,激光雷达法因其能够测量不同路径(水平和斜程)的大气湍流,并且受天气状况的影响相对较小,近些年得到大量研究。Jing等^[12]提出的DCIM是一种测量大气湍流的新方法,该方法通过对差分光柱成像,克服了DIM雷达分时测量大气相干长度受近地面湍流扰动大的不足,能够同时得到不同高度层的大气相干长度廓线。黄克涛等^[13]在该套系统的基础上,结合整层等晕角的测量,利用Levenberg-Marquardt(LM)算法初步反演得到基于广义Hufnagel-Valley(HV)模型的大气湍流廓线。LM算法同时具备最速下降法和高斯牛顿法的优势,在反演领域应用广泛,然而该方法容易陷入局部极小值,对初值和先验知识要求较高^[14],并且现有反演模型对高空湍流的约束少,导致高空湍流的测量误差较大。

本文针对现有反演算法的不足,提出改进的DCIM雷达反演算法。根据反演原理,分析了对高空湍流增加不等式路径约束的必要性,在此基础上利用惩罚函数法对反演过程重新建模;同时针对现有算法对初值依赖大的特点,提出了利用遗传算法对算法的初值进行限制,通过数值仿真和实验结果验证了改进反演算法的有效性。

2 反演原理

DCIM雷达^[12]是利用雷达所测量的不同高度大气相干长度 r_0 来反演大气湍流廓线 $C_n^2(h)$, C_n^2 的单位为 $m^{-2/3}$,所测量的 r_0 与 C_n^2 的关系为

$$r_0(H) = \left\{ 0.423k^2 \sec \varphi \cdot \int_0^H C_n^2(h) \left[(1-h/H)^{5/3} \right] dh \right\}^{-3/5}, \quad (1)$$

式中 $r_0, k, H, C_n^2(h)$ 分别为球面波大气相干长度,波数,信标高度和湍流折射率结构常数。 φ 为天顶角,对于目前的雷达系统, $\varphi=0$ 。

从(1)式可以看出, r_0 的积分核函数 $(1-h/H)^{5/3}$ 随着高度 h 的增大而减小,即表明低空湍流对 r_0 的贡献大,随着高度的增加,高空湍流对 r_0 的贡献减小。当利用 r_0 来反演高空湍流时, r_0 较小的误差会导致 $C_n^2(h)$ 较大的反演误差,因此为了能够较为准确地获得高层湍流,反演时还需要增加高空湍流测量量,由于整层等晕角实时可测,考虑加入整层等晕角作为高空湍流的一个限制要素^[13],整层等晕角 θ_0 与 C_n^2 的关系为

$$\theta_0 = \left[2.91k^2 \sec^3 \varphi \cdot \int_0^\infty C_n^2(h) \cdot (h^{5/3}) dh \right]^{-3/5}, \quad (2)$$

式中所用物理量含义与(1)式相同。根据雷达的系统参数,DCIM雷达的最大测量高度在12~15 km,为了能够连续得到从地面到25 km高度范围的 C_n^2 廓线,目前雷达的反演是基于普适性较强、应用较为广泛的广义HV湍流模型^[15],即

$$C_n^2(h) = a_1 h^c \exp\left(-\frac{h}{b_1}\right) + a_2 \exp\left(-\frac{h}{b_2}\right) + a_3 \exp\left(-\frac{h}{b_3}\right), \quad (3)$$

式中 a_1, c 和 b_1 分别代表对流层顶并延伸到平流层的湍流状况, a_2, b_2 分别代表对流层中湍流的强度和湍流的递减率, a_3 和 b_3 分别代表边界层湍流强度和边界层湍流的递减率。雷达反演的思想即根据(1)和(2)式左边测量得到的 r_0 和 θ_0 值反演得到(3)式中的7个未知参数,据此现有反演算法采用的反演模型为

$$\min F(x) = \sum_i \left[f_{r_0}(h_i, x) / w_{r_0} \right]^2 + \left[f_{\theta_0}(H, x) / w_{\theta_0} \right]^2, \quad (4)$$

式中 x 为未知的 7 个参数, $f_{r_0}(h_i, x)$ 和 $f_{\theta_0}(H, x)$ 分别为高度 h_i 上 $r_0^{-5/3}$ 的测量值、高度 H 上 $\theta_0^{-5/3}$ 的测量值与反演廓线计算值之差, w_{r_0} 和 w_{θ_0} 为相应权重。

从(4)式可以看出, 现有反演算法对于湍流廓线的约束主要由若干高度层的大气相干长度以及整层等晕角得到, 尽管所测量的数据个数大于所求解的未知数个数, 但是前面已经分析, 高空湍流主要由整层等晕角约束, 由(3)式可得, 表征高空湍流的未知参数主要有 a_1 、 c 和 b_1 , 当整层等晕角存在误差时, 会导致这些参数存在较大误差和大量的不唯一解, 因此需要对现有反演问题重新建模, 增加高空约束条件。

3 改进反演算法

通过第 2 节的分析可知, 高空湍流的反演约束较少, 目前只有高空等晕角一个约束量, 而待反演的未知参数较多, 这在反演领域属于典型的欠定问题, 因此改进算法需要对反演问题进行重新建模, 在现有高空测量量保持不变的情况下, 尽可能地增加高空约束, 提高高空湍流反演的准确性。另外, DCIM 雷达现有反演算法采用标准的 LM 算法^[16], 该算法尽管结合了最速下降法和高斯牛顿法的优势, 但是作为一种梯度算法, 该算法对初值和先验知识有较强依赖, 一旦初值偏离真值较远, 极可能导致反演结果陷于局部最优解或者无合适解的情况。为了克服这两方面的不足, 提出如下改进思路:

1) 在不增加现有高空测量量的前提下, 结合广义 HV 模型各个参数的物理意义, 对现有反演问题增加不等式约束, 并利用惩罚函数法将有约束问题转化为无约束问题进行求解;

2) 根据现有算法对初值依赖较大的特点, 提出利用全局搜索的遗传算法(GA)初步定位一个可行解, 作为 LM 算法的初值, 解决了由于初值偏离真实值较远而导致的反演结果陷于局部最优值的情况。

3.1 带不等式路径约束的反演模型

由于反演问题本质上与最优化问题类似, 因此可以将最优化理论中的约束优化思想引入到反演问题, 针对所求解的问题, 考虑对高空的三个参数 a_1 、 c 、 b_1 进行不等式约束, 根据这三个参数的物理意义, 同时也与文献[13]待求参数的初值范围保持一致, 将它们的约束范围分别定为 $a_1 \in [10^{-60}, 10^{-30}]$, $b_1 \in [1000, 3000]$, $c \in [4, 15]$ 。考虑不等式约束的反演问题可以写为

$$\min_{x \in R_n} F(x) = \sum_i [f_{r_0}(h_i, x)/w_{r_0}]^2 + [f_{\theta_0}(H, x)/w_{\theta_0}]^2, \text{ subject to } g_j(x) \leq 0, j \in I, \quad (5)$$

式中 $g_j(x)$ 分别指 a_1 、 c 、 b_1 三个未知参数与其上下界之差, $I = \{j | 1 \leq j \leq 6\}$, 其他变量的含义与(4)式相同。

惩罚函数法^[17]是求解如(5)式这类约束问题的重要方法之一, 该方法分为内点法和外点法, 由于只考虑不等式约束, 并且要求搜索点总是保持在可行域内, 因此选择惩罚函数内点法。根据内点法, 重新构造的反演模型可以写为

$$\min_{x \in R_n} \Phi(x, \sigma_k) = \sum_i [f_{r_0}(h_i, x)/w_{r_0}]^2 + [f_{\theta_0}(H, x)/w_{\theta_0}]^2 - \sigma_k \sum_{j=1}^6 \frac{1}{g_j(x)}, \quad (6)$$

式中 σ_k 为惩罚因子, 随着迭代次数 k 的增加而减小, 通常取为 $\sigma_k = m\sigma_{k-1}$ ($0 < m < 1$), 初始惩罚因子 $\sigma_0 > 0$ 。由(6)式可得, 新建立的反演模型充分考虑了高空参数的物理意义, 避免了由于高空湍流约束不足所导致的盲目搜索。

3.2 对初值约束的遗传算法

遗传算法(GA)是一种全局搜索优化算法^[18], 它以自然选择和遗传理论为基础, 对模型空间进行随机并行搜索。由于不需要计算目标函数的导数值, 因此该算法对初值依赖小, 是一种全局算法。但是该算法的不足之处是为了获取全局最优解, 需要选择较大的种群数量和遗传代数, 从而导致收敛速度较慢。本文仅利用 GA 算法获取一个 LM 算法相对较优的初始解, 因此只需较少迭代次数和种群数量, 遗传算法的迭代次数为 50~100。从而既利用了遗传算法全局寻优的优势, 又避免了算法迭代次数多、运算时间长的问题。

3.3 改进算法迭代过程

改进后算法的流程图如图 1 所示, 流程图中每次迭代步长 d_k 的计算方法为

$$(J_k^T J_k + \lambda_k I) d_k = -J_k^T f_k, \quad (7)$$

式中 k 为迭代次数, J_k 为 x 的雅克比矩阵, λ_k 是 LM 参数, 其中 $\lambda_0 = \tau \cdot \max \{\text{diag}[J^T(x_0)J(x_0)]\}$, d_k 为迭代步长, f_k 与

(6)式中 f 含义相同,表示对应的测量值与反演值之差。迭代过程中 λ_k 的增减为

$$\rho_k = \frac{\Phi(x_k, \sigma_k) - \Phi(x_{k+1}, \sigma_{k+1})}{0.5d_k^T(\lambda_k d_k - J_k^T f_k)} \quad (8)$$

式中 $\Phi(x, \sigma)$ 由(6)式计算。

改进算法的步骤为

- 1) 设置惩罚函数法的初始惩罚因子 σ_0 , 缩小系数 $m(0 < m < 1)$, 误差容限 ε , 最大迭代次数 n , 初始迭代次数 $k = 0$ 以及其他LM算法的相关参数;
- 2) 设置 x 搜索区间, 运用GA算法获得一个全局空间的可行解 x_0 ;
- 3) 若 $\Phi(x_0, \sigma_0) < \varepsilon$, 迭代终止, 输出结果; 否则 x_0 作为LM算法初始解, 计算LM参数初值 λ_0 ;
- 4) 计算迭代步长 d_k , 令 $x_k = x_k + d_k$, 并计算惩罚因子 $\sigma_k = m\sigma_{k-1}$ 。若 $k > n$ 或者 $\Phi(x_k, \sigma_k) < \varepsilon$, 迭代终止, 输出反演结果; 否则进行步骤5);
- 5) 计算 ρ_k , 若 $\rho_k > \delta$, 则减小LM参数 λ_k ; 反之则增大LM参数 λ_k ;
- 6) 令 $k = k + 1$, 并返回步骤4)。

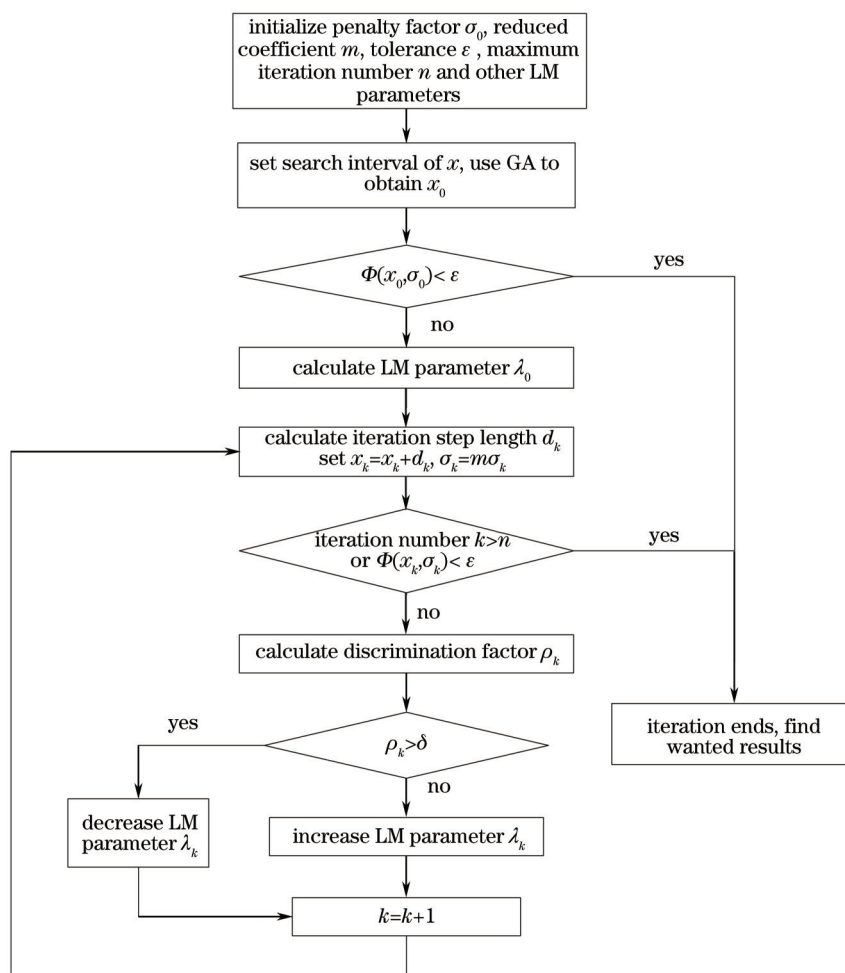


图1 改进反演算法流程图

Fig.1 Diagram of modified retrieval algorithm

4 数值仿真及实验结果

4.1 数值仿真

为了验证改进的算法适合不同情况下的广义HV模型, 数值仿真分别选取了HV5/7模型、HV10/10模型、合肥白天探空模式和合肥夜晚探空模式4种典型的廓线形式。

HV5/7 模型^[19]:

$$C_n^2(h) = 3.6 \cdot 10^{-53} \cdot h^{10} \cdot \exp\left(-\frac{h}{1000}\right) + 2.7 \cdot 10^{-16} \cdot \exp\left(-\frac{h}{1500}\right) + 1.7 \cdot 10^{-14} \cdot \exp\left(-\frac{h}{100}\right), \quad (9)$$

HV10/10 模型^[19]:

$$C_n^2(h) = 2 \cdot 10^{-53} \cdot h^{10} \cdot \exp\left(-\frac{h}{1000}\right) + 9 \cdot 10^{-17} \cdot \exp\left(-\frac{h}{1500}\right) + 4.5 \cdot 10^{-15} \cdot \exp\left(-\frac{h}{100}\right), \quad (10)$$

合肥白天探空模式^[15]:

$$C_n^2(h) = 2.355 \cdot 10^{-35.522} \cdot h^{5.174} \cdot \exp\left(-\frac{h}{2215}\right) + 6.15 \cdot 10^{-17} \cdot \exp\left(-\frac{h}{3717}\right) + 1.47 \cdot 10^{-15} \cdot \exp\left(-\frac{h}{148}\right), \quad (11)$$

合肥夜晚探空模式^[15]:

$$C_n^2(h) = 4.007 \cdot 10^{-35.973} \cdot h^{4.991} \cdot \exp\left(-\frac{h}{2048}\right) + 2.13 \cdot 10^{-17} \cdot \exp\left(-\frac{h}{3859}\right) + 1.15 \cdot 10^{-15} \cdot \exp\left(-\frac{h}{91}\right). \quad (12)$$

仿真中对反演所用的大气相干长度和等晕角分别加入均值为 0、方差为 5% 的高斯随机误差, 将加入误差的测量数据连续地、随机地运行 30 组后, 分别用改进算法和原有算法进行反演, 对反演结果进行统计分析。两种算法采用相同的初值搜索区间, a_1 、 c 、 b_1 、 a_2 、 b_2 、 a_3 、 b_3 的搜索区间分别设置为 $[10^{-60}, 10^{-30}]$, $[4, 15]$, $[1000, 3000]$, $[10^{-18}, 10^{-14}]$, $[500, 4500]$, $[10^{-16}, 10^{-13}]$, $[10, 10000]$ 。文献[13]指出, 现有算法在迭代次数不小于 2000 次时, 能够获得稳定的反演结果, 现有算法的迭代次数设为 2000。为了体现改进算法在速度方面的提升, 改进算法的迭代次数设为 200。

图 2 分别给出了改进算法与现有算法反演的 4 种 HV 廓线与原理论廓线的仿真结果对比。可以看出, 相比于现有算法, 改进算法反演的 4 种 HV 廓线与理论廓线的一致性更好, 精度更高, 数据的稳定性更强, 尤其是在廓线特征变化点附近, 改进算法能较准确地保留理论廓线的变化特征, 并且反演廓线起伏小。0~20 km 高度范围改进算法反演的 4 种 HV 廓线与相应理论廓线的误差均在 $10^{0.4}$ 以下, 比现有算法降低了约 $10^{0.2}$; 20 km 以上与原理论模型的误差有所变大, 但是改进算法仍能保持在 $10^{0.55}$ 以下, 原算法在 $10^{0.85}$ 以下。从 4 种廓线的对比结果来看, 改进算法不仅能降低反演对初值选择的依赖, 对测量误差也有更强的适应能力。

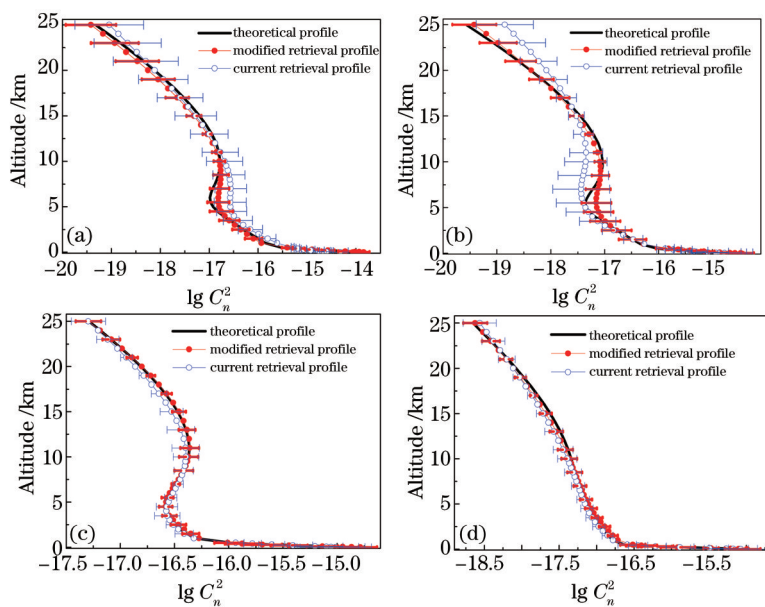


图 2 不同湍流状况下改进算法与现有算法的反演结果。(a) HV5/7 模型; (b) HV10/10 模型; (c) 合肥白天探空模式; (d) 合肥夜晚探空模式

Fig.2 Inversion results of modified algorithm and current algorithm in different turbulence conditions.

(a) HV5/7 model; (b) HV10/10 model; (c) Hefei day sounding mode; (d) Hefei night sounding mode

尽管图 2 体现了改进算法的稳定性和对测量误差的不敏感性, 但是还不能充分表明改进算法的稳健性。为了深入地说明改进算法具有较好的稳健性, 以 HV5/7 模型为例, 分别对反演所用的大气相干长度和等晕角加入 0.1%, 1%, 5%, 10% 的高斯噪声, 在这 4 种不同的扰动下, 对改进算法与现有算法的反演结果分

别进行了比较,其对比结果如图3所示。从图3可以看出,在不同的高斯噪声干扰情况下,改进算法与现有算法对应的误差曲线趋势较为类似,但是其数值却有较大差别。4种仿真条件下,改进算法波动较小,稳定性较好,有较强的抗干扰能力,不同高度层所反演的 C_n^2 ,其量级误差均在3%以内。随着高斯噪声的增大,现有算法的误差变化较大,其中5~12 km(HV5/7模型的特征变化区域)以及20 km以上的高度范围内现有算法的波动最为明显。当高斯噪声为10%时,现有算法在6.5 km左右的误差接近11%,25 km左右的误差约为8.5%。这些结果充分说明了改进算法不仅在整体上提升了现有算法的稳健性,而且极大地增强了算法在反演湍流特征变化区域和反演高空湍流的抗干扰能力。

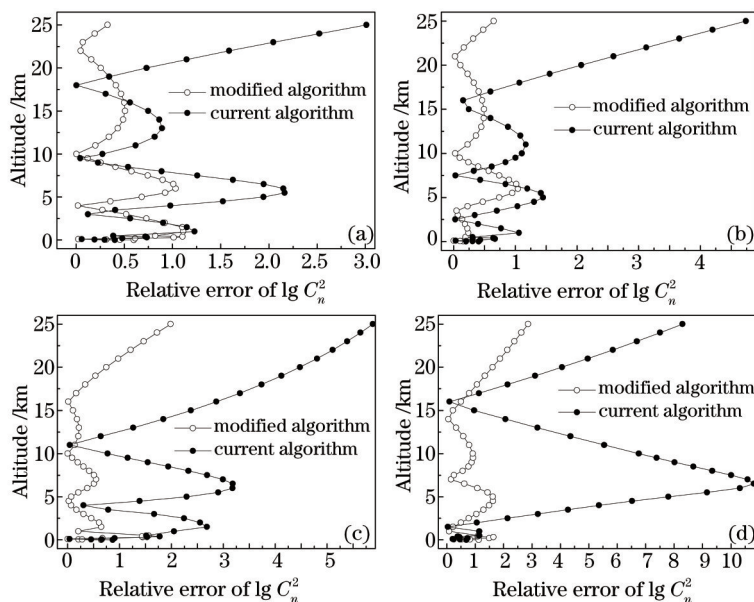


图3 在不同高斯噪声干扰下,改进算法与现有算法反演 HV5/7 湍流模型的稳健性测试结果。(a) 0.1%高斯噪声;(b) 1%高斯噪声;(c) 5%高斯噪声;(d) 10%高斯噪声

Fig.3 Robustness results of modified algorithm and current algorithm for inversion of HV 5/7 turbulence model under different Gauss noises. (a) 0.1% Gauss noise; (b) 1% Gauss noise; (c) 5% Gauss noise; (d) 10% Gauss noise

尽管在数值仿真中,改进算法与现有算法的迭代次数分别设置为200和2000,改进算法的初值寻优代数为50,但是这些数据不足以说明改进算法的收敛速度。为了明确论证改进算法具有更快的收敛速度,表1给出了4种仿真湍流模型(模式)单组数据反演的平均收敛时间。从表1可以看出,不同湍流模型的收敛时间不同,现有算法的收敛时间在210~300 s之间,而改进算法的收敛时间缩短了2.35~2.5倍,即收敛速度至少能够提高2.35倍。不同湍流模型的收敛时间之所以不同,是因为迭代算法本身存在多重分支,在运行过程中会因为输入数据的差异进行不同的分支,从而造成收敛时间的差异。

表1 不同湍流状况下改进算法与现有算法的平均收敛时间

Table 1 Average convergence time for modified algorithm and current algorithm under different turbulence conditions

Average convergence time	HV5/7 model	HV10/10 model	Hefei day mode	Hefei night mode
	T/s	T/s	T/s	T/s
Current algorithm	214.79	295.16	228.16	291.13
Modified algorithm	90.91	118.73	96.79	116.17

4.2 实验结果

实验中所用的测量装置为DCIM雷达,该雷达的装置示意图如图4所示,发射器垂直出射一束激光,由望远镜接收,成像在望远镜焦面处的CCD上。其中出射激光波长为550 nm,发射系统与接收系统的间距为4 m,接受望远镜焦距为3.7 m,子孔径直径为0.12 m,子孔径间距为0.235 m,CCD的像素尺寸为 $24 \mu\text{m} \times 24 \mu\text{m}$ 。整个实验装置位于离地面约15 m高的楼顶,CCD图像采集频率为20 Hz,单组 r_0 数据测量时间为20 s,为了降低 r_0 廓线的随机起伏,对 r_0 数据进行10 min平均,因此所得到的湍流廓线时间分辨率为10 min。

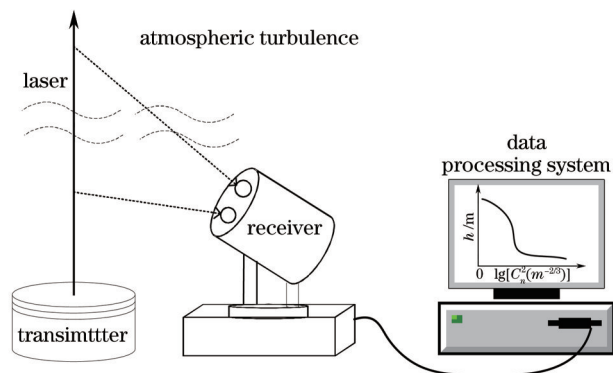


图4 差分光柱像运动激光雷达装置示意图

Fig.4 Diagram of differential column image motion lidar

由于雷达的实时大气湍流廓线对比实验还不充分,图5只将两种算法的反演结果与合肥探空模式进行对比。从图5(a)中可以看出,在22:22—22:31的时间段内,两种算法反演的湍流廓线与合肥冬季探空模式在高度变化趋势上基本一致,但是总体来看,改进算法的反演结果与模式更为接近,尤其是图5(b)和(c)对应的22:32—22:41和22:42—22:51这两个时段,现有算法与平均模式偏离较远,主要表现为低空偏大,高空偏小。由于对比廓线为冬季的平均廓线,不能反映湍流高度分布的实时结构,因此借助于其他的实时对比方法进一步说明改进算法的优越性。

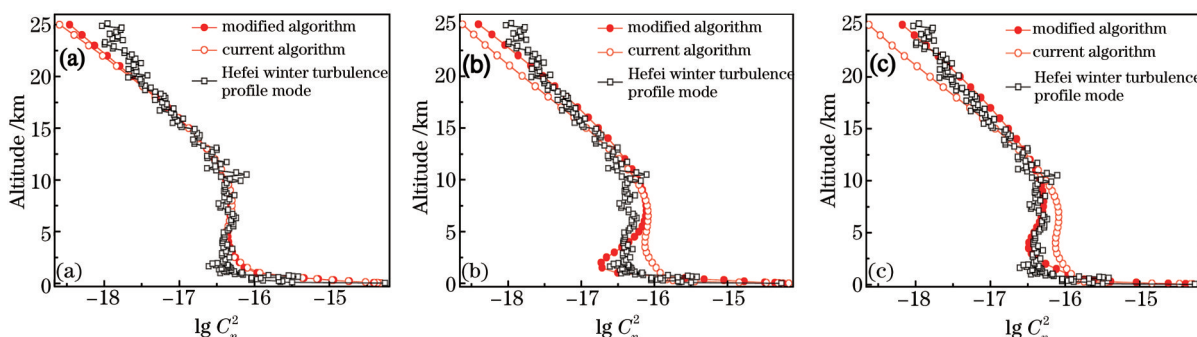


图5 2013年11月28日不同时段合肥地区的DCIM雷达大气湍流反演结果。(a) 22:22—22:31; (b) 22:32—22:41; (c) 22:42—22:51

Fig.5 Hourly inversion results of atmospheric turbulence profile measured with DCIM in Hefei on November 28, 2013.

(a) 22:22—22:31; (b) 22:32—22:41; (c) 22:42—22:51

尽管尚未获得与DCIM雷达同时测量的其他方法对应的大气湍流廓线,但是同时利用测量仪测量了整层大气相干长度和整层等晕角及近地面大气湍流强度。表2为三个不同时段情况下,改进算法与现有算法反演的大气湍流廓线所计算的整层等晕角 θ_0 、整层大气相干长度 r_0 与近地面折射率结构常数 $\lg C_n^2$ 分别与仪器实测值的相对误差。可以看出,改进算法得到的 θ_0 、 r_0 及近地面 $\lg C_n^2$ 误差分别在0.91%、3.71%和1.2%以内,而现有算法对应的误差分别在2.41%、5.86%和2.85%以内,从而在实验上验证了改进算法所反演的湍流廓线在整体上具有更高的精度;并且改进算法的等晕角误差相比现有算法有较大降低,由于等晕角是表征高空湍流的物理量,这充分说明了改进算法能够提高高空湍流测量的准确性。

表2 改进算法与现有算法反演廓线计算的 θ_0 、 r_0 和 $\lg C_n^2$ 与实测值的相对误差

Table 2 Relative errors between the measured θ_0 , r_0 , $\lg C_n^2$ and those calculated ones by inversion profiles based on modified and current algorithms

Measurement data	22:22—22:31		22:32—22:41		22:42—22:51	
	Modified	Current	Modified	Current	Modified	Current
Whole layer isoplanatic angle θ_0	0.91%	1.23%	0.52%	2.41%	0.22%	1.97%
Whole layer atmospheric coherence length r_0	1.32%	2.34%	3.60%	5.86%	3.71%	4.59%
Near-surface refractive index structure constant $\lg C_n^2$	0.08%	0.13%	1.20%	2.85%	1.13%	2.18%

5 分析与讨论

对现有反演过程增加不等式约束,相当于使算法的每一步迭代过程都能够在一个合理的可行域搜索,而不仅仅保持算法朝着目标函数减小的方向,因为高空的三个参数相互耦合在一起,即使组合会使目标函数减小,也可能会导致各自出现非物理意义的解。因此,有必要利用变量本身的物理含义对其进行限制。而利用遗传算法对算法进行初始化,则是利用了遗传算法全局寻优的优势,尽管由遗传算法获得的初始解并非是最优解,但是该解已经是全局空间的可行解。将该解作为LM算法初值,相当于LM算法起点已具备了一定程度的全局特质,从而极大地增加了最终获得全局最优解的可能性。并且这两方面的联合改进,可以极大缩短原LM算法的收敛迭代过程,现有算法迭代2000次时才能获得稳定解,而改进算法只需迭代200次,就可以获得满意解。这是因为一方面不等式约束避免了原算法无物理意义的迭代步骤,另一方面遗传算法已经提供了一个合理的初值。

6 结 论

DCIM雷达能够获取实时的大气湍流廓线,然而在反演过程中存在高空湍流约束量少以及算法对初值和先验信息依赖较大的问题。为了解决这些问题,提出两方面改进工作:1)对原反演问题增加不等式路径约束;2)利用遗传算法对原LM算法初值进行全局性优化。通过对HV5/7模型、HV10/10模型以及合肥白天和夜晚的湍流廓线模式进行数值仿真,以及合肥地区实测雷达数据的对比分析,表明改进算法具有较强的全局搜索能力,并且收敛速度也有较大提高。在不同的湍流条件下,改进算法反演精度高,对误差的自适应能力强,尤其是对于高空湍流有更强的反演能力,能够解决由于先验知识不足或者初值估计不准确所带来的局部收敛问题。改进方法的思想还可以用于其他使用LM算法的反演领域。下一步工作的重点是将该设备与其他大气湍流廓线测量设备进行实时对比,对反演算法进行进一步的评价,并且考虑将该算法扩展到不依赖于广义HV湍流模型的任意地区。

参 考 文 献

- 1 Voyez J, Robert C, Conan J M, *et al.*. First on-sky results of the CO-SLIDAR Cn2 profiler[J]. *Opt Express*, 2014, 22(9): 10948-10967.
- 2 Gilles L, Ellerbroek B L. Real-time turbulence profiling with a pair of laser guide star Shack-Hartmann wavefront sensors for wide-field adaptive optics systems on large to extremely large telescopes[J]. *J Opt Soc Am A*, 2010, 27(11): A76-A83.
- 3 Azucena O, Crest J, Kotadia S, *et al.*. Adaptive optics wide-field microscopy using direct wavefront sensing[J]. *Opt Lett*, 2011, 36(6): 825-827.
- 4 Raj A A B, Selvi J A V, Durairaj S. Comparison of different models for ground-level atmospheric turbulence strength (Cn2) prediction with a new model according to local weather data for FSO applications[J]. *Appl Opt*, 2015, 54(4): 802-815.
- 5 Wu Xiaojun, Wang Hongxing, Li Bifeng, *et al.*. Affect analysis of atmospheric turbulence on fading characteristics in free-space optical system over different environments[J]. *Chinese J Lasers*, 2015, 42(5): 0513001.
吴晓军, 王红星, 李笔锋, 等. 不同传输环境下大气湍流对无线光通信衰落特性影响分析[J]. *中国激光*, 2015, 42(5): 0513001.
- 6 Kong Yingxiu, Ke Xizheng, Yang Yuan. Influence research of atmospheric turbulence on space coherent optical communications[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2015, 52(8): 080601.
孔英秀, 柯熙政, 杨 媛. 大气湍流对空间相干光通信的影响研究[J]. *激光与光电子学进展*, 2015, 52(8): 080601.
- 7 Qing Chun, Wu Xiaoqing, Li Xuebin, *et al.*. Estimation of atmospheric optical turbulence profile by WRF model at Gaomeigu[J]. *Chinese J Lasers*, 2015, 42(9): 0913001.
青 春, 吴晓庆, 李学彬, 等. WRF模式估算丽江高美古大气光学湍流廓线[J]. *中国激光*, 2015, 42(9): 0913001.
- 8 Avila R, Vernin J, Sánchez L J. Atmospheric turbulence and wind profiles monitoring with generalized scidar[J]. *Astronomy & Astrophysics*, 2001, 369(1): 364-372.
- 9 Butterley T, Wilson R W, Sarazin M. Determination of the profile of atmospheric optical turbulence strength from SLODAR data[J]. *Mon Not R Astron Soc*, 2006, 369(2): 835-845.
- 10 Els S G, Schöck M, Seguel J, *et al.*. Study on the precision of the multiaperture scintillation sensor turbulence profiler (MASS) employed in the site testing campaign for the thirty meter telescope[J]. *Appl Opt*, 2008, 47(14): 2610-2618.
- 11 Gimmetad G, Roberts D, Stewart J, *et al.*. Development of a lidar technique for profiling optical turbulence[J]. *Opt Eng*, 2012, 51(10):

- 101713.
- 12 Jing X, Hou Z H, Wu Y, *et al.*. Development of a differential column image motion light detection and ranging for measuring turbulence profiles[J]. *Opt Lett*, 2013, 38(17): 3445–3447.
- 13 Huang Ketao, Wu Yi, Hou Zaihong, *et al.*. Inversion algorithm and numerical simulation of DCIM lidar measurement turbulence profile [J]. *Chinese Journal of Quantum Electronics*, 2014, 31(3): 348–354.
黄克涛, 吴毅, 侯再红, 等. DCIM 激光雷达测量湍流廓线反演算法及数值仿真研究[J]. *量子电子学报*, 2014, 31(3): 348–354.
- 14 K Deb, A Bhattacharya, N Chakraborti, *et al.*. *Simulatd evolution and learning*[M]. Heidelberg: Springer, 2010: 623–632.
- 15 Luo Xi, Li Xinyang. Investigation on atmospheric optical turbulence profile statistical mode by stochastic parallel gradient descent algorithm [J]. *Acta Optica Sinica*, 2012, 32(9): 0901003.
罗曦, 李新阳. 随机并行梯度下降算法拟合大气湍流廓线统计模式的研究[J]. *光学学报*, 2012, 32(9): 0901003.
- 16 Wang Daodang, Wang Fumin, Chen Xixi, *et al.*. Three-dimensional coordinate measurement with point-diffraction interferometer based on Levenbery–Marquardt algorithm[J]. *Acta Optica Sinica*, 2014, 34(8): 0812001.
王道档, 王福民, 陈茜茜, 等. 基于 Levenbery–Marquardt 算法的点衍射三维坐标测量方法[J]. *光学学报*, 2014, 34(8): 0812001.
- 17 Antczak T. Exactness of penalization for exact minimax penalty function method in nonconvex programming[J]. *Appl Math Mech*, 2015, 36(4): 541–556.
- 18 Tang Yunhai, Wu Quanying, Chen Xiaoyi, *et al.*. Optimization design of the meridian line of progressive addition lenses based on genetic algorithm[J]. *Acta Optica Sinica*, 2014, 34(9): 0922005.
唐运海, 吴泉英, 陈晓翌, 等. 基于遗传算法的渐进多焦点镜片子午线优化设计[J]. *光学学报*, 2014, 34(9): 0922005.
- 19 Hardy J W. *Adaptive optics for astronomical telescopes*[M]. New York: Oxford University Press, 1998: 84–86.

栏目编辑: 史敏