

# 激光与光电子学进展

## 基于改进粒子群算法拟合大气光学湍流廓线模式的研究

冯克涛<sup>1</sup>, 李晓毅<sup>1\*</sup>, 钱璇<sup>2</sup>, 吴乐华<sup>1</sup>, 郑鹤<sup>1</sup>, 陈谋<sup>1</sup>, 李梦如<sup>1</sup>, 刘博<sup>3</sup>

<sup>1</sup>陆军工程大学通信士官学校, 重庆 400035;

<sup>2</sup>中国科学院国家天文台, 北京 100101;

<sup>3</sup>中国人民解放军 78092 部队, 四川 成都 610036

**摘要** 提出一种改进自适应粒子群算法并将其应用于大气光学湍流廓线模式的拟合研究。为提高粒子群算法的寻优速度,避免陷入局部最优,提出一种改进的自适应粒子群算法。采用当前粒子与全局最优位置的距离来调控惯性权重系数,进行非线性自适应变化;采取对称线性变化思想设计自我学习因子和社会学习因子,实现了各阶段寻优重点的自适应改变。把改进的自适应粒子群算法引入到求解阿里地区广义 Hufnagel-Valley 湍流模式中,拟合得到该地区早晚和四季的湍流模式廓线。仿真表明,本文算法的判定系数均在 0.997 以上,这与探空获得的统计平均廓线保持一致。对比其他自适应粒子群算法,本文算法的收敛精度基本一致但速度更快。本研究为基于 Hufnagel-Valley 湍流廓线模式拟合提供了新方法。

**关键词** 大气光学; 大气折射率结构常数; 湍流廓线模式; 改进的粒子群优化算法

中图分类号 O439; P427.1

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202259.0501002

### Atmospheric Optical Turbulence Profile Model Fitting Based on Improved Particle Swarm Algorithm

Feng Ketao<sup>1</sup>, Li Xiaoyi<sup>1\*</sup>, Qian Xuan<sup>2</sup>, Wu Lehua<sup>1</sup>, Zheng He<sup>1</sup>, Chen Mou<sup>1</sup>,  
Li Mengru<sup>1</sup>, Liu Bo<sup>3</sup>

<sup>1</sup>Communication Sergeant School, Army Engineering University of PLA, Chongqing 400035, China;

<sup>2</sup>National Astronomical Observatory, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China;

<sup>3</sup>Unit 78092 of PLA, Chengdu, Sichuan 610036, China

**Abstract** This work improves and applies the adaptive particle swarm optimization algorithm to the study of statistical model fitting of atmospheric turbulence profiles. First, an improved adaptive particle swarm optimization algorithm is proposed to improve the speed of particle swarm optimization and avoid falling into the local optimum. The distance between the current particle and the global optimal position is used to adjust the inertia weight coefficient and make nonlinear adaptive changes. The self-learning and social learning factors are based on the concept of symmetrical linear change to realize the adaptive change of the optimization focus in each stage. Second, the improved adaptive particle swarm optimization algorithm is introduced to solve the generalized Hufnagel-Valley turbulence model in Ali region, and the turbulence model profiles of morning, evening, and four seasons in the region are fitted. The simulation results show that all the decision coefficients are greater than 0.997, which agrees

收稿日期: 2021-05-08; 修回日期: 2021-05-18; 录用日期: 2021-06-03

基金项目: 军内科研项目(KYCQJWJK1703)

通信作者: [li\\_mingdong@126.com](mailto:li_mingdong@126.com)

well with those of the statistical average profiles obtained by radiosonde. The proposed method has similar convergence accuracy to other adaptive particle swarm optimization algorithms, but the speed is faster. This paper introduces a new method for fitting Hufnagel-Valley turbulence profile models.

**Key words** atmospheric optics; atmospheric refractive index structure constant; turbulence profile model; improved particle swarm optimization algorithm

## 1 引言

由温度改变引起的折射率起伏,称为大气光学湍流现象。大气湍流具有随机性和非均匀性<sup>[1-2]</sup>,是导致接收光信号随机起伏的重要原因<sup>[3]</sup>。湍流整体在时间变化与空间分布上都是不规则的,折射率的实时随机变化<sup>[4]</sup>引起的光束展宽<sup>[5-6]</sup>、光强闪烁<sup>[7]</sup>、到达角起伏<sup>[8]</sup>、光束漂移<sup>[9]</sup>和波前扭曲<sup>[10-11]</sup>等一系列畸变,导致光束传输性能下降,限制了天文观测、大气光通信、光学遥感等光电系统的性能发挥<sup>[12]</sup>。

通常采用折射率结构常数  $C_n^2$  来表征大气湍流强度<sup>[13]</sup>,其随高度的分布称为大气光学湍流廓线<sup>[14]</sup>。实时获取大气湍流廓线对研究光在大气中的传播具有重要意义<sup>[15]</sup>,但在实际工程中,获取实时的  $C_n^2$  十分困难,通常是借助实验观测的  $C_n^2$  随高度的分布统计平均廓线数据,进行廓线模式拟合,并进一步对光波传输进行分析。

光学湍流根据湍流模式的特点主要分为两类<sup>[16]</sup>:一类是经验模式,典型包括 Satellite Laser Communications (SLC) 模式<sup>[17]</sup>、AFGL AMOS 模式<sup>[18]</sup>;另一类是参数模式,典型包括 Hufnagel-Valley (HV) 模式<sup>[19]</sup>、NOAA 模式<sup>[20]</sup>。其中,考虑边界层湍流效应的广义 HV 模式具备解析表达式明确、使用方便的特点,得到了广泛应用。尽管该模式能反映大气湍流高度分布的基本特征,但对于具体地理和天气条件下  $C_n^2$  统计平均廓线的模式拟合,研究人员大多按照文献<sup>[21]</sup>中的折射率结构常数拟合公式曲线对模式中各参数进行经验调配,拟合精度不高;罗曦等<sup>[22]</sup>采用随机并行梯度下降 (SPGD) 算法研究了  $C_n^2$  廓线统计模式的拟合,但该算法为随机盲优算法,收敛效果和速度易受增益系数的影响<sup>[23]</sup>,目标函数是否收敛具有随机性,需进行多次实验,增加了工作量<sup>[24]</sup>。因此,寻求一种基于广义 HV 模式的通用  $C_n^2$  廓线模式的有效拟合方法非常必要。

针对上述问题,本文将具备全局搜索能力的粒子群算法<sup>[25]</sup>引入到  $C_n^2$  廓线统计模式的拟合研究中,由于粒子群算法存在收敛速度慢、易早熟的问题<sup>[26]</sup>,我们对其进行了改进设计。西藏阿里地

区平均海拔 4500 m 以上,被称为“世界屋脊之屋脊”“世界第三极”“生命之禁区”<sup>[27]</sup>,它作为我国高原高寒的典型地区,对大气光学研究具有重要意义。目前已有多个团队对该地区的大气湍流廓线进行了测量研究<sup>[28-30]</sup>。本文以广义 HV 湍流模式为基础,利用改进的粒子群算法对阿里地区早晚及四季的湍流模式廓线进行了拟合研究。结果表明,该方法克服了拟合精度低、收敛速度慢的问题,利用该方法求解得到的阿里地区湍流模式廓线从近地面至高空均能很好地与统计平均廓线保持高度一致。

## 2 湍流廓线数据及理论基础

本文的探空湍流廓线是基于西藏阿里站 2016 年探空观测数据估算获得的<sup>[30]</sup>,全年探空数据记录 318 d,每日北京时间 07:00、19:00 各放球一次,部分时间数据缺测,全年有效数据率为 86.9%,数据记录时间分辨率为 1 s,湍流廓线的垂直分辨率为 100 m。

探空气球探测提供气压  $P$ 、温度  $T$ 、湿度及风速的高分辨率数据,利用位温梯度  $\chi$  和风切变  $S$  表征温度结构常数  $C_T^{2[31]}$ ,其表达式为

$$C_T^2 = \langle C_T^2 \rangle_m \frac{\chi}{\langle \chi \rangle_m} \left[ \frac{S}{\langle S \rangle_m} \right]^2, \quad (1)$$

$$\chi = \frac{d\theta}{dz}, \quad (2)$$

$$S = \sqrt{\left( \frac{dV_x}{dz} \right)^2 + \left( \frac{dV_y}{dz} \right)^2}, \quad (3)$$

式中: $\theta$ 表示位温,单位为 $^{\circ}\text{C}$ ;  $z$ 表示高度,单位为 $\text{m}$ ;  $\chi$ 单位为 $^{\circ}\text{C}/\text{m}$ ;风切变  $S$  的单位为  $\text{s}^{-1}$ ;  $V_x$ 、 $V_y$  分别为水平风速和垂直风速,单位为  $\text{m}/\text{s}$ ;  $\langle \cdot \rangle_m$  为同一高度的统计中值。

进一步计算可得折射率结构常数为

$$C_n^2 = \left( 80 \times 10^{-6} \times \frac{P}{T^2} \right)^2 C_T^2, \quad (4)$$

式中: $P$ 的单位为 $\text{hPa}$ ;  $T$ 单位为 $\text{K}$ ;  $C_n^2$ 单位为 $\text{m}^{-2/3}$ 。

### 3 改进的自适应粒子群算法

#### 3.1 粒子群算法

粒子群优化 (PSO) 算法由美国社会心理学家 Kennedy 和电气工程师 Eberhart 于 1995 年共同提出<sup>[32-33]</sup>。该算法源于鸟类的捕食行为,是一种基于群体智能的随机全局优化算法,通过对捕食行为的模拟,构建“粒子群”,粒子群中的每个粒子都有一个由优化函数确定的适应度值<sup>[34]</sup>;通过搜索个体最优位置和种群全局最优位置,保证全局最优解以较大的概率收敛。PSO 算法自提出以来,因其简单易行、收敛速度快等优点在科学研究和工程应用中得到广泛应用。

PSO 算法的基本思想是:设在一个  $D$  维空间中,由  $N$  个粒子组成的种群  $\mathbf{X}=(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_N)$ ,其中第  $i$  个粒子位置为  $\mathbf{x}_i=(x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})^T$ ,其速度为  $\mathbf{v}_i=(v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD})^T$ ,经过的最好位置极值为  $\mathbf{p}_i=(p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iD})^T$ ,种群的全局最好位置极值为  $\mathbf{p}_g=(p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gD})^T$ 。针对求解最小化问题,设  $f(x)$  为适应度函数,则粒子根据当前的适应度值变化进行种群中  $\mathbf{p}_i$  和  $\mathbf{p}_g$  的更新,方程为

$$p_{ij}(k+1) = \begin{cases} p_{ij}(k), & f(x_{ij}(k+1)) \geq f(p_{ij}(k)) \\ x_{ij}(k+1), & f(x_{ij}(k+1)) < f(p_{ij}(k)) \end{cases}, \quad (5)$$

$$p_{gj}(k+1) = \begin{cases} p_{gj}(k), & f(p_{ij}(k+1)) \geq f(p_{gj}(k)) \\ p_{ij}(k+1), & f(p_{ij}(k+1)) < f(p_{gj}(k)) \end{cases}, \quad (6)$$

式中: $k$  表示当前迭代次数; $i=1, 2, \dots, N$ ;  $j$  是第  $i$  个粒子的第  $j$  个分量,且有  $j=1, 2, \dots, D$ ;  $x_{ij}(k+1)$  表示迭代  $k+1$  次时第  $i$  个粒子的第  $j$  个分量的位置;  $p_{ij}(k)$ 、 $p_{gj}(k)$  分别表示迭代  $k$  次时第  $i$  个粒子的第  $j$  个分量的最好位置极值和种群全局的第  $j$  个分量的最好位置极值。按照追随当前最优粒子的原理,基本粒子群算法中粒子  $i$  的进化方程为

$$v_{ij}(k+1) = \omega v_{ij}(k) + c_1 r_{1j}(k)(p_{ij}(k) - x_{ij}(k)) + c_2 r_{2j}(k)(p_{gj}(k) - x_{ij}(k)), \quad (7)$$

$$x_{ij}(k+1) = x_{ij}(k) + v_{ij}(k+1), \quad (8)$$

式中: $r_{1j}(k)$ 、 $r_{2j}(k)$  为  $[0, 1]$  之间分布的随机数; $\omega$  为惯性权重; $c_1$  为自我学习因子, $c_2$  为社会学习因子; $v_{ij}(k)$  表示迭代  $k$  次时第  $i$  个粒子的第  $j$  个分量的速度值。

从(7)式可知,每个粒子的速度由三部分组成:第一部分为“惯性”部分,表征粒子具有保持自身先前速度的趋势;第二部分为“认知”部分,表征粒子有向自身历史最佳位置逼近的趋势;第三部分为“社会”部分,表征粒子有向种群全局最佳位置追随的趋势。每代粒子的位置更新方式如图 1 所示。

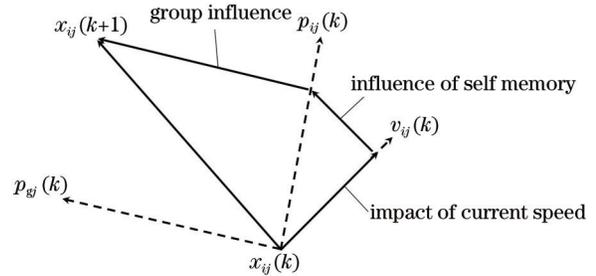


图 1 粒子位置更新方式

#### 3.2 改进的自适应粒子群算法

PSO 算法的参数取值是影响算法性能和效率的关键<sup>[35]</sup>。由于参数设计、优化策略或粒子数选择不恰当等容易引起种群“早熟”,丧失多样性,故该算法不能收敛到全局最优解<sup>[36]</sup>。本文对惯性权重  $\omega$ 、自我学习因子  $c_1$  和社会学习因子  $c_2$  进行自适应改进,使三个参数都能紧随种群全局优化的方向发生变化,能够在保证精度的同时提高收敛速度。

##### 3.2.1 惯性权重 $\omega$ 的改进

惯性权重  $\omega$  对算法搜索能力起着关键作用,其值与算法收敛速度和全局搜索能力成正比,与局部搜索能力成反比。标准粒子群优化算法中,通常使用线性惯性权重的方法,线性惯性权重可表示为

$$\omega(k) = \omega_{\min} + (\omega_{\max} - \omega_{\min}) \cdot (k_{\max} - k) / k_{\max}, \quad (9)$$

式中: $\omega_{\max}$  为初始最大惯性权重, $\omega_{\min}$  为迭代至最大代数时的最小惯性权重; $k_{\max}$  为最大迭代次数; $\omega(k)$  表示迭代  $k$  次时的惯性权重值。

本文对  $\omega$  进行非线性设计改进,以当前粒子与全局最优位置的距离对  $\omega$  进行动态调整,表达式为

$$\omega(k) = \begin{cases} \omega_{\min} - \frac{(\omega_{\max} - \omega_{\min})[f(k) - f_{\min}(k)]}{f_{\text{avg}}(k) - f_{\min}(k)}, & f(k) \leq f_{\text{avg}}(k) \\ \omega_{\max} + \frac{(\omega_{\max} - \omega_{\min})[f(k) - f_{\min}(k)]}{f_{\text{avg}}(k) - f_{\min}(k)}, & f(k) > f_{\text{avg}}(k) \end{cases}, \quad (10)$$

式中： $f(k)$ 表示粒子当前的适应度值， $f_{avg}(k)$ 、 $f_{min}(k)$ 分别表示当前所有粒子适应度的平均值和最小值。分析可知， $w(k)$ 随着粒子适应度值的改变而变化，当粒子的适应度分散时，惯性权重减小，反之，惯性权重在 $[w_{min}, w_{max}]$ 的基础上进行了区间展宽，后者更有利于实现全局搜索和局部搜索功能的自适应转换。本文取 $w_{max}=0.95$ ， $w_{min}=0.4$ ，大量实验证明当取上述值时算法的全局寻优性能会有明显提升<sup>[37]</sup>。

### 3.2.2 学习因子 $c_1$ 、 $c_2$ 的改进

$c_1$ 和 $c_2$ 表示将各粒子推向 $p_i$ 和 $p_g$ 位置的统计加速因子，其取值通常依赖经验判断，一般限定条件为二者相等且在 $[0, 4]$ 区间取固定值。本文采取对称线性变化思想进行设计， $c_1$ 和 $c_2$ 均以 $c_{mid}$ 为中值，在初始值和终值之间进行线性变换，具体为

$$c_{1, start} = c_{2, end} = c_{mid} + \Delta c, \quad (11)$$

$$c_{2, start} = c_{1, end} = c_{mid} - \Delta c, \quad (12)$$

$$c_1 = c_{1, start} - k(c_{1, start} - c_{1, end}) / k_{max} = c_{mid} + \Delta c - 2k\Delta c / k_{max}, \quad (13)$$

$$c_2 = c_{2, start} + k(c_{2, end} - c_{2, start}) / k_{max} = c_{mid} - \Delta c + 2k\Delta c / k_{max}, \quad (14)$$

式中： $c_{1, start}$ 和 $c_{1, end}$ 分别是 $c_1$ 的初始值和终值； $c_{2, start}$ 和 $c_{2, end}$ 分别是 $c_2$ 的初始值和终值； $\Delta c$ 为辅助调节量，取值范围为 $(0, c_{mid})$ ，本文取 $c_{mid}=1.875$ ， $\Delta c=0.625$ ，则随着迭代次数 $k$ 的递增， $c_1$ 由2.5线性减少至1.25， $c_2$ 则由1.25线性增加至2.5。初期， $c_1 > c_2$ ，粒子的运动趋势偏向于个体最优方向，全局搜索能力增强；中后期， $c_1 < c_2$ ，粒子的运动趋势偏向于群体最优方向，局部搜索能力逐步增强。

## 4 粒子群算法拟合大气湍流廓线统计模式

### 4.1 广义 HV 湍流模式

Hufnagel 根据实验资料提出了多种拟合公式<sup>[38]</sup>，应用更为广泛的是包含边界层效应的广义 HV 湍流模式，其中包含 7 个可调整常数，表达式为

$$C_n^2 = a_1 h^{c_0} \exp(-h/b_1) + a_2 \exp(-h/b_2) + a_3 \exp(-h/b_3), \quad (15)$$

式中： $h$ 是高度，单位为 km； $C_n^2$ 单位为  $m^{-2/3}$ ； $a_1$ 、 $a_2$ 、 $a_3$ 、 $b_1$ 、 $b_2$ 、 $b_3$ 和 $c_0$ 均为待拟合常数。模式表达式由 3 项组成：第 1 项表征对流层顶强湍流层状态， $a_1$ 控制强湍流层的强度， $b_1$ 和 $c_0$ 联合可调解强湍流层的高度和厚度；第 2 项表征边界层中湍流状态， $a_2$ 控制边界层

湍流强度， $b_2$ 表示边界层湍流的递减率；第 3 项表征自由大气中湍流的状态， $a_3$ 控制整层大气湍流强度， $b_3$ 表示整层大气随高度递减率。文献<sup>[21]</sup>研究发现，3 个分项随高度变化的趋势如图 2 所示。

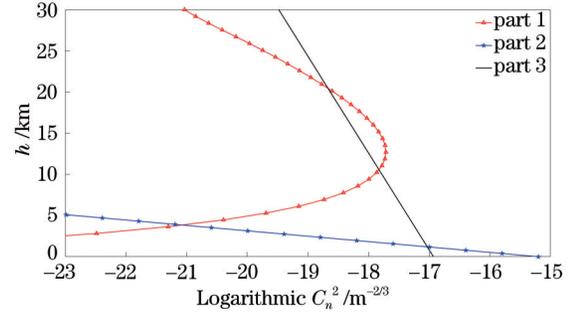


图 2 折射率结构常数拟合公式曲线

Fig. 2 Curves of fitting formula for refractive index structure constant

在图 2 中，“part 1”“part 2”“part 3”3 条曲线分别表示 3 个分项随高度变化的趋势，观察可知：第 1 项在高度 2.5~30 km 区间，随着高度增加， $C_n^2$ 先由  $10^{-23} m^{-2/3}$  递增至  $2 \times 10^{-15} m^{-2/3}$ ，再递减至  $9 \times 10^{-22} m^{-2/3}$ ；第 2 项在高度 0~5.1 km 区间，随着高度增加， $C_n^2$ 值由  $6.5 \times 10^{-16} m^{-2/3}$  递减至  $10^{-23} m^{-2/3}$ ；第 3 项在高度 0~30 km 区间，随着高度增加， $C_n^2$ 由  $1.2 \times 10^{-17} m^{-2/3}$  递减至  $3.3 \times 10^{-20} m^{-2/3}$ 。

高空风速的强烈切变会引起强烈的高空湍流，对流层顶通常处于高空风速最大的位置，湍流平均速度  $v_0$  与对流层顶 200 hPa 的风速  $v_{200}$  具有很好的线性相关性<sup>[39]</sup>，即

$$v_0 = 0.4 \times v_{200}. \quad (16)$$

从高空风的垂直分布来看，地面至高空，风速递增，至对流层顶处，高空风速最大，湍流较强，随后风速随高度递减<sup>[40]</sup>，湍流减弱。

### 4.2 粒子群算法拟合大气湍流廓线统计模式的分析和建模

采用粒子群算法进行模式拟合时，粒子位置  $x_i$  表示一组常数组，给定粒子运动的位置区间  $P'$  (即各常数的值域) 和速度区间  $v$ ，算法就会在限定范围内进行全局搜索，找到粒子的最优位置，实现模式拟合的功能。(15) 式的拟合过程本质上是寻找最优模式常数的过程，即使拟合值总体接近统计平均廓线值。以统计平均廓线值与拟合值的残差绝对值的最小值作为适应度函数，即

$$f(x_i) = \min \sum_{m=1}^M |C_n^2(h_m) - f(x_i, h_m)|, \quad (17)$$

约束条件为

$$\begin{cases} \mathbf{x}_i \in \mathbf{P}' \\ \mathbf{v}_i \in \mathbf{v} \end{cases} \quad (18)$$

式中:  $C_n^2(h_m)$  表示在高度  $h_m$  处的  $C_n^2$  统计平均廓线值,  $f(\mathbf{x}_i, h_m)$  表示(15)式取常数组合  $\mathbf{x}_i$ 、高度为  $h_m$  时对应的拟合值,  $M$  表示高度  $h_m$  的总组数。

综上, 本文拟合大气湍流廓线统计模式的流程如图 3 所示, 具体步骤如下:

- 1) 设置群规模  $N$ 、空间维数  $D$ 、速度区间  $\mathbf{v}$ 、位置区间  $\mathbf{P}'$  及最大迭代次数  $k_{\max}$ 。初始化种群中各粒子位置  $\mathbf{x}_i$  和速度  $\mathbf{v}_i$ 。
- 2) 计算各粒子的适应度值。
- 3) 将各粒子的适应度值与其经过的最好位置

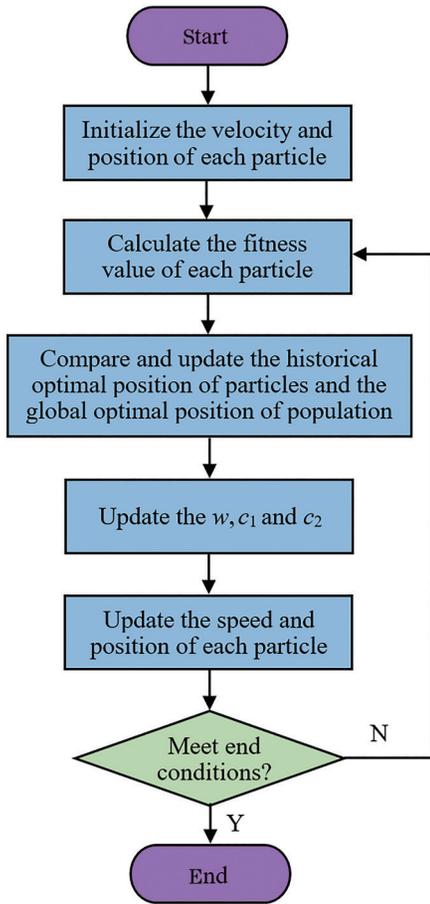


图 3 改进的粒子群算法流程

Fig. 3 Flowchart of the improved PSO algorithm

$\mathbf{p}_i$  进行比较,  $\mathbf{p}_i$  按(5)式进行更新。

4) 将各粒子的适应度值与种群所经过的最好位置  $\mathbf{p}_g$  进行比较,  $\mathbf{p}_g$  按(6)式进行更新。

5) 根据(10)式、(13)式和(14)式更新  $w$ 、 $c_1$  和  $c_2$ , 并根据(7)式和(8)式更新粒子速度和位置。

6) 判断是否达到终止条件 ( $k=k_{\max}$  或  $f(\mathbf{x}_i) \leq 10^{-17}$ )。若符合条件, 则停止搜索输出结果; 否则返回步骤 2)。

### 4.3 拟合效果评价

为定量描述阿里地区  $C_n^2$  经验模式的拟合效果, 使用判定系数  $R^2$  (Coefficient of Determination) 和偏差  $E_{\text{BIAS}}$  对拟合效果进行统计分析。各统计量的表达式为

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{m=1}^M [X(h_m) - \hat{X}(h_m)]^2}{\sum_{m=1}^M [X(h_m) - \bar{X}]^2}, \quad (19)$$

$$E_{\text{BIAS}}(h_m) = X(h_m) - \hat{X}(h_m), \quad (20)$$

式中:  $X(h_m)$  和  $\hat{X}(h_m)$  分别代表高度  $h_m$  对应的探空廓线值  $C_n^2$  与拟合  $\hat{C}_n^2$  值;  $\bar{X}$  表示探空廓线值的算术平均值。

## 5 湍流廓线模式拟合结果与分析

为验证本文提出的改进的自适应粒子群算法拟合大气湍流廓线统计模式的有效性, 根据文献[30]中获得的西藏阿里地区(0~30 km)  $C_n^2$  垂直分布的统计平均廓线, 并以广义 HV 湍流模式为基础, 利用本文算法对该地区不同时段(早晨、夜晚)和不同季节(春、夏、秋、冬)的湍流模式廓线进行拟合研究。通过观察分析阿里地区不同观测时间段的  $C_n^2$  统计平均廓线, 发现: 广义 HV 模式在中高空和 0~300 m 高度具有良好的拟合效果; 而近地面湍流强度受下垫面的影响较大, 地形、地表覆盖、地表辐射等因素对近地面层垂直方向上的风速、温度和湿度的变化影响较大, 随之导致湍流变化起伏较大, 致使广义 HV 模式拟合效果欠佳。因此在近地面采用多项式拟合, 具体表达式为

$$C_n^2 = \begin{cases} a_1 h^{c_0} \exp(-h/b_1) + a_2 \exp(-h/b_2) + a_3 \exp(-h/b_3), & 0 \leq h \leq 0.3 \text{ or } h_T \leq h \leq 30 \\ 10^{\sum_{i=0}^7 \beta_i h^i}, & 0.3 < h < h_T \end{cases}, \quad (21)$$

式中:  $h_T$  为高度区间分段点, 单位为 km;  $\beta_i$  为多项式中高度  $h$  第  $i$  次幂对应的系数。

本文中使用的早、晚统计平均廓线是阿里地区早、晚时段的年均值, 四季统计平均廓线是该地区

各季度的均值;使用的高度为相对地面高度,单位为 km。

### 5.1 阿里地区早晚湍流廓线统计模式的拟合结果与分析

根据阿里探空获得的早、晚观测时间段的  $C_n^2$  统计平均廓线,利用改进的自适应粒子群算法拟合得

到早、晚湍流模式廓线,计算得到的早晚湍流廓线模式的常数、系数分别见表 1、表 2。

用本文算法拟合得到的湍流模式廓线与由 SPGD 算法拟合得到的结果以及对应时段的统计平均廓线进行对比,结果如图 4 所示,判定系数结果见表 3。

表 1 早晚湍流廓线模式常数

Table 1 Turbulence profile model constants in the morning and evening

| Time    | $a_1$                   | $a_2$                   | $a_3$                   | $b_1$ | $b_2$ | $b_3$ | $c_0$ | $h_T$ |
|---------|-------------------------|-------------------------|-------------------------|-------|-------|-------|-------|-------|
| Morning | $4.435 \times 10^{-20}$ | $1.302 \times 10^{-17}$ | $8.629 \times 10^{-16}$ | 2.064 | 3.061 | 0.032 | 3.881 | 5.3   |
| Evening | $7.453 \times 10^{-20}$ | $2.456 \times 10^{-18}$ | $1.162 \times 10^{-16}$ | 1.978 | 5.195 | 0.028 | 3.743 | 5.1   |

表 2 早晚湍流廓线模式系数

Table 2 Turbulence profile model coefficients in the morning and evening

| Time    | $\beta_0$ | $\beta_1$ | $\beta_2$ | $\beta_3$ | $\beta_4$ | $\beta_5$ | $\beta_6$ | $\beta_7$ |
|---------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|
| Morning | -16.66    | -1.479    | 1.416     | -0.569    | 0.1023    | -0.00692  | 0         | 0         |
| Evening | -18.46    | 2.167     | -2.289    | 1.034     | -0.1997   | 0.01376   | 0         | 0         |

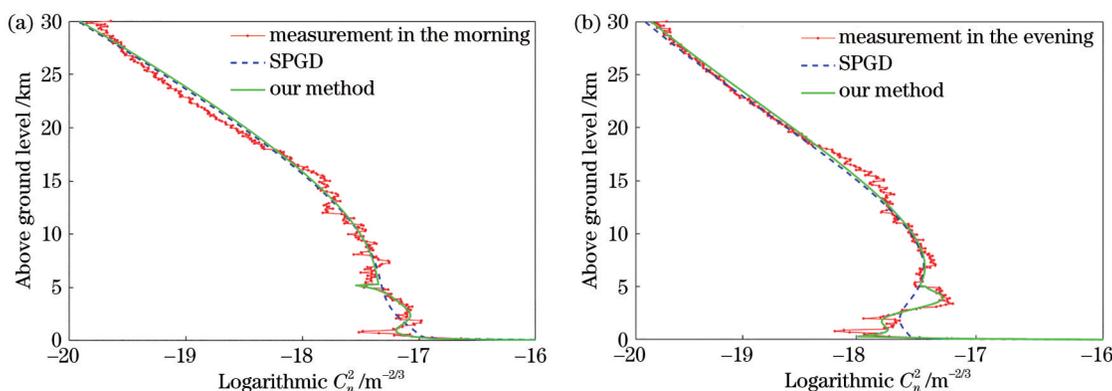


图 4 阿里地区不同时段  $C_n^2$  拟合模式廓线与统计平均廓线的比较。(a)早晨;(b)夜晚

Fig. 4 Comparison of the fitted profiles and the statistical average profiles of  $C_n^2$  for different periods in Ali. (a) In the morning; (b) in the evening

表 3 早晚湍流廓线模式判定系数  $R^2$

Table 3  $R^2$  of turbulence profile model in the morning and evening

| Method     | Morning | Evening |
|------------|---------|---------|
| SPGD       | 0.9983  | 0.9707  |
| Our method | 0.9997  | 0.9976  |

观察图 4(a)和图 4(b)可知:该地区  $C_n^2$  统计平均廓线,在不用时段,具有明显的分层变化,并且随着高度的增加,总体呈现递减趋势,在 10~30 km 段曲线变化几乎一致,单调递减且趋势较为平缓;在 10 km 以下却各具特点,早晨随机起伏变化相对较小,集中在  $3 \times 10^{-18} \sim 10^{-17} \text{ m}^{-2/3}$ ,夜晚随机起伏变化相对较大,集中在  $6.5 \times 10^{-19} \sim 6.5 \times 10^{-18} \text{ m}^{-2/3}$ 。

从拟合效果上分析,观察图 4 并结合表 3 可知,

本文算法相较 SPGD 算法拟合效果更优。在 5~30 km 段,两种算法都能高精度拟合;而在 0~5 km 段,SPGD 算法的偏差较大,仅能概略反映该地区  $C_n^2$  的变化,而本文采用的多项式拟合能较好地反映  $C_n^2$  统计平均廓线的变化趋势。早晨湍流模式廓线分布在  $8.8 \times 10^{-16} \sim 2.3 \times 10^{-20} \text{ m}^{-2/3}$  区间,夜晚湍流模式廓线分布在  $1.2 \times 10^{-16} \sim 2.0 \times 10^{-20} \text{ m}^{-2/3}$  区间,相差近 4 个数量级的变化。由于早晨在 0~10 km 段随机起伏变化较小,故拟合效果更佳。

本文算法计算得到的早、晚  $C_n^2$  拟合模式廓线在整个 0~30 km 段的判定系数均在 0.997 以上,能精准反映  $C_n^2$  的统计平均廓线,其与  $C_n^2$  统计平均廓线的偏差如图 5 所示。观察图 5 可知,在 0~15 km 段,早晨拟合模式廓线偏差较夜晚拟合模式廓线更大,

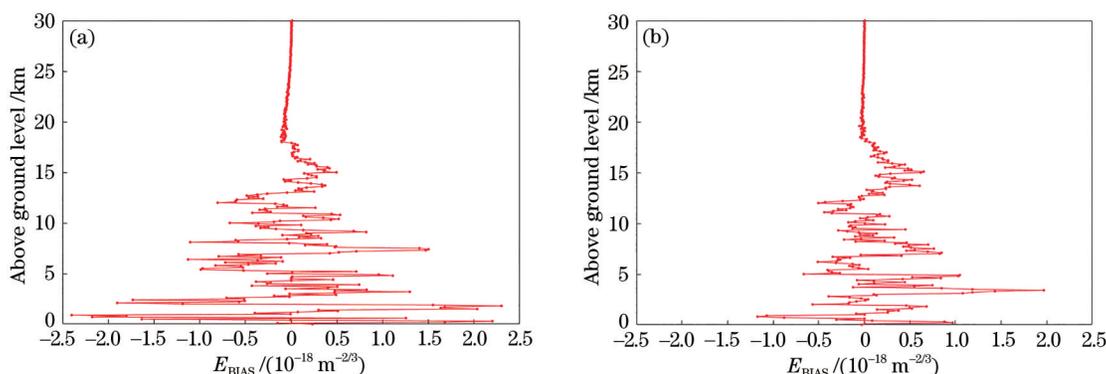


图 5 阿里地区早、晚  $C_n^2$  拟合模式廓线与统计平均廓线的偏差。(a)早晨;(b)夜晚

Fig. 5  $E_{BIAS}$  between the profile of  $C_n^2$  fitting model and the statistical average profiles in the morning and evening of Ali.

(a) In the morning; (b) in the evening

主要集中在 0~3 km 段;随着高度的增加,早、晚拟合模式廓线偏差逐渐减小,18 km 高度后偏差波动急剧下降,幅度趋向于 0。

### 5.2 阿里地区四季湍流廓线统计模式的拟合结果与分析

在同一地区,  $C_n^2$  廓线随高度的变化不仅在一天

中有早晚差异,而且在一年中不同季节也各具特点。本文依据阿里地区一年中四季的  $C_n^2$  统计平均廓线,采用改进的自适应粒子群算法拟合得到该地区不同季节的湍流模式廓线。计算得到的四季湍流廓线模式的常数、系数分别见表 4、表 5。

表 4 四季湍流廓线模式常数

Table 4 Model constants of turbulent profiles in four seasons

| Season | $a_1$                   | $a_2$                   | $a_3$                   | $b_1$ | $b_2$ | $b_3$  | $c_0$  | $h_T$ |
|--------|-------------------------|-------------------------|-------------------------|-------|-------|--------|--------|-------|
| Spring | $1.702 \times 10^{-20}$ | $4.013 \times 10^{-18}$ | $3.812 \times 10^{-16}$ | 1.376 | 5.964 | 0.030  | 5.385  | 10.4  |
| Summer | $9.587 \times 10^{-29}$ | $6.411 \times 10^{-18}$ | $1.772 \times 10^{-16}$ | 0.813 | 4.727 | 0.0207 | 15.399 | 10.3  |
| Autumn | $3.571 \times 10^{-21}$ | $5.081 \times 10^{-18}$ | $2.423 \times 10^{-16}$ | 1.402 | 5.102 | 0.0293 | 5.967  | 5.0   |
| Winter | $3.701 \times 10^{-21}$ | $7.590 \times 10^{-18}$ | $6.098 \times 10^{-16}$ | 1.391 | 4.994 | 0.0329 | 6.014  | 9.8   |

表 5 四季湍流廓线模式系数

Table 5 Model coefficients of turbulent profiles in four seasons

| Season | $\beta_0$ | $\beta_1$ | $\beta_2$ | $\beta_3$ | $\beta_4$ | $\beta_5$ | $\beta_6$ | $\beta_7$ |
|--------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|
| Spring | -17.3625  | -0.7477   | 0.779     | -0.30482  | 0.05486   | -0.004568 | 0.0001425 | 0         |
| Summer | -17.39    | -0.2824   | 0.3231    | -0.0981   | 0.011     | -0.000421 | 0         | 0         |
| Autumn | -15.607   | -10.598   | 18.91     | -15.95    | 7.145     | -1.74     | 0.2176    | -0.010954 |
| Winter | -16.799   | -1.47205  | 1.25      | -0.4465   | 0.07668   | -0.006254 | 0.0001944 | 0         |

用本文拟合得到的湍流模式廓线与由 SPGD 算法得到的结果以及对应季节的统计平均廓线进行对比,结果如图 6 所示,判定系数结果见表 6。

观察图 6(a)~(d)可知:该地区  $C_n^2$  统计平均廓线,在不同季节,总体变化趋势基本一致,随着高度的增加均呈现递减趋势,在 12~30 km 段曲线走势几乎相同,由  $1.5 \times 10^{-18} \text{ m}^{-2/3}$  单调递减至  $2.3 \times 10^{-20} \text{ m}^{-2/3}$ ,趋势较为平缓;在 12 km 以下却各具特点。此特点包括:夏季随机起伏变化相对最强,集中在  $7.6 \times 10^{-19} \sim 8.5 \times 10^{-18} \text{ m}^{-2/3}$ ;其次为秋季,随机起伏集

中在  $1.1 \times 10^{-18} \sim 9.2 \times 10^{-18} \text{ m}^{-2/3}$ ;再次为冬季,随机起伏集中在  $1.7 \times 10^{-18} \sim 9.7 \times 10^{-18} \text{ m}^{-2/3}$ ;最弱为春季,随机起伏集中在  $1.4 \times 10^{-18} \sim 7.7 \times 10^{-18} \text{ m}^{-2/3}$ 。

从拟合效果上分析:观察图 6 并结合表 6 可知,本文算法得到的各季模式相较 SPGD 算法拟合效果更优,更能精准符合对应的  $C_n^2$  统计平均廓线。在 10~30 km 段,两种算法都能高精度拟合;在 0~10 km 段,SPGD 算法偏差明显偏大,仅能概略反映该地区  $C_n^2$  的变化,而本文采用多项式拟合却能较好地反映  $C_n^2$  统计平均廓线的变化趋势。春季的湍流模

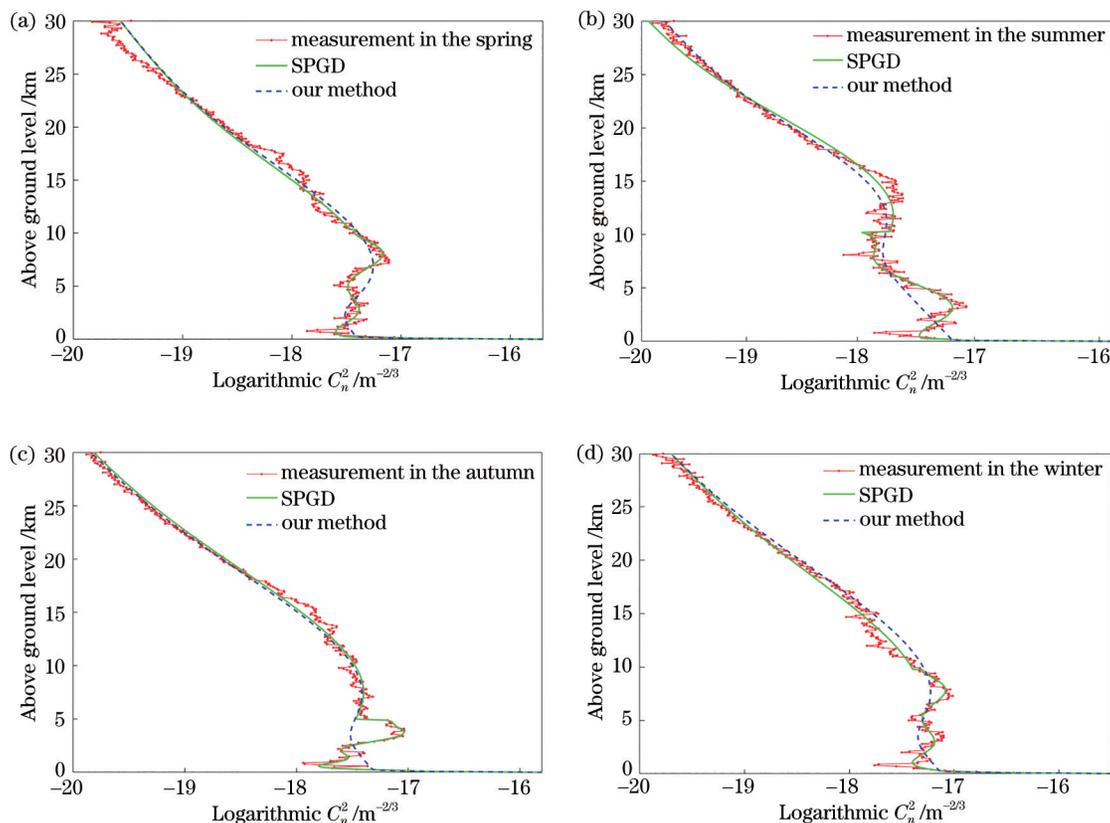


图 6 阿里地区不同季节  $C_n^2$  拟合模式廓线与统计平均廓线的比较。(a)春季;(b)夏季;(c)秋季;(d)冬季

Fig. 6 Comparison of the fitted profiles and the statistical average profiles of  $C_n^2$  for different seasons in Ali. (a) In the spring; (b) in the summer; (c) in the autumn; (d) in the winter

表 6 四季湍流廓线模式判定系数  $R^2$

Table 6  $R^2$  of four seasons turbulence profile models

| Method     | Spring | Summer | Autumn | Winter |
|------------|--------|--------|--------|--------|
| SPGD       | 0.9989 | 0.9895 | 0.9918 | 0.9989 |
| Our method | 0.9995 | 0.9977 | 0.9992 | 0.9996 |

式廓线分布在  $3.9 \times 10^{-16} \sim 3.4 \times 10^{-20} \text{ m}^{-2/3}$  区间,夏季的湍流模式廓线分布在  $1.8 \times 10^{-16} \sim 2.1 \times 10^{-20} \text{ m}^{-2/3}$  区间,秋季的湍流模式廓线分布在  $2.5 \times 10^{-16} \sim 1.8 \times 10^{-20} \text{ m}^{-2/3}$  区间,冬季的湍流模式廓线分布在  $6.2 \times 10^{-16} \sim 1.7 \times 10^{-20} \text{ m}^{-2/3}$  区间,相差近 4 个数量级的变化。由于夏、秋季在 0~10 km 段随机起伏较强,夏、秋季拟合效果相比春、冬季的拟合效果差一些。

本文算法计算得到的四季  $C_n^2$  拟合模式廓线在整个 0~30 km 段的判定系数均在 0.997 以上,能精准反映  $C_n^2$  统计平均廓线,其与  $C_n^2$  统计平均廓线的偏差如图 7 所示。观察图 7 可知,在 0~8 km 段,冬季拟合模式廓线偏差最大,夏季拟合模式廓线偏差次之,春季和秋季拟合模式廓线偏差相对较小;在 11~13 km 段,夏、冬季拟合模式廓线偏差再次出现

较大偏差,且随着高度的增加,偏差逐渐减小;高度在 20 km 后各季拟合模式廓线偏差波动急剧下降,廓线幅度趋向于 0。

### 5.3 算法收敛精度与速度分析

为检验本文算法在收敛精度及速度方面的优势,使用 MATLAB 2019b 环境进行仿真验证,以探空获得的廓线值与拟合值的残差绝对值的最小值作为适应度函数,绘制拟合各湍流模式廓线过程中的优化曲线图,并与文献[36,41-42]中提出的自适应粒子群算法进行优化对比,所选取的 3 种对比算法的  $w$ 、 $c_1$  和  $c_2$  等参数都按照原文献进行设置。粒子种群规模统一设置为  $N=50$ ,最大迭代次数  $k_{\text{max}}=300$ ,粒子最大速度  $v_{\text{max}}=0.1$ ,每种湍流廓线模式分别运行 30 次,仿真结果如表 7 和表 8 所示。优化曲线对比以秋季湍流廓线模式为例,如图 8 所示。在图 8 中,横坐标为迭代次数  $k$ ,纵坐标为适应度值。按照“精度优先”原则进行分析,由表 7、表 8 和图 8 可见,本文算法在不劣化收敛精度的同时,极大地提高了寻优速度。本文算法相比收敛精度次优的算法,早晚、春夏秋冬的迭代次数依次减少 71.9%、

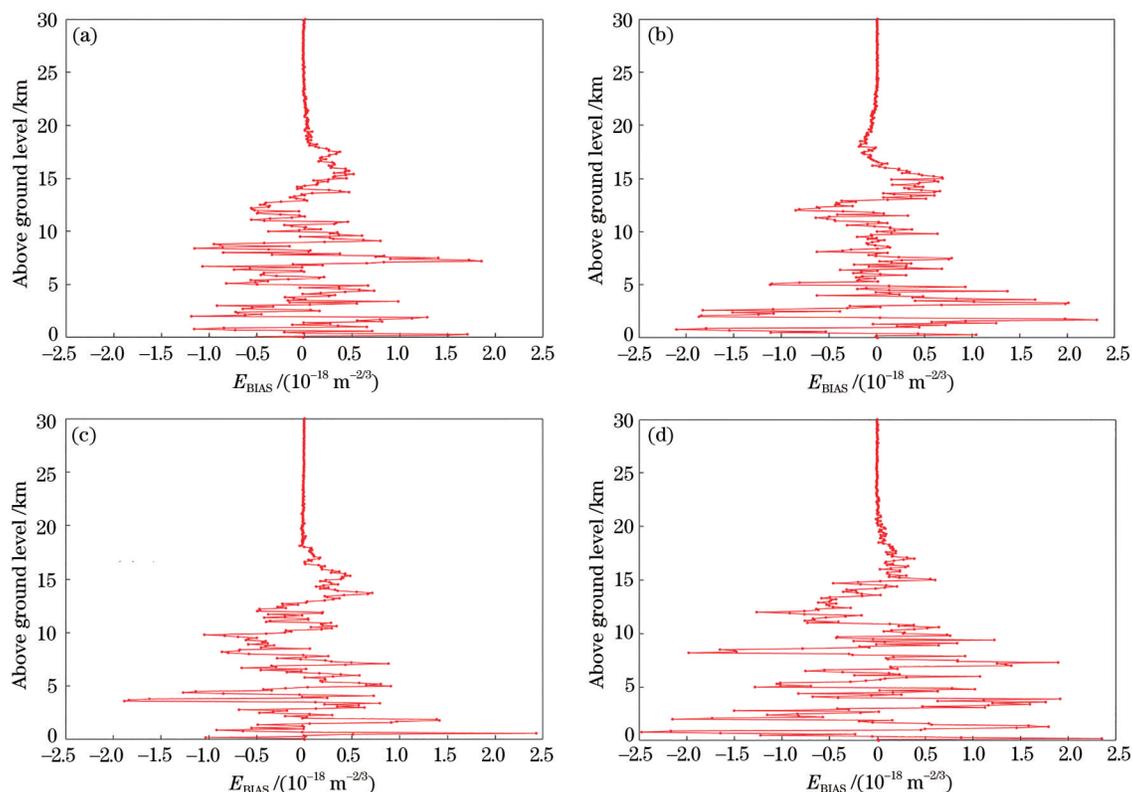


图 7 阿里地区不同季节  $C_n^2$  拟合模式廓线与统计平均廓线的偏差。(a) 春季; (b) 夏季; (c) 秋季; (d) 冬季  
 Fig. 7  $E_{BIAS}$  between the profile of  $C_n^2$  fitting model and the statistical average profiles for different seasons of Ali.  
 (a) In the spring; (b) in the summer; (c) in the autumn; (d) in the winter

表 7 收敛精度结果

Table 7 Convergence accuracy results

unit:  $10^{-16}$

| Time    | Method in Ref. [36] | Method in Ref. [41] | Method in Ref. [42] | Our method |
|---------|---------------------|---------------------|---------------------|------------|
| Morning | 1.4808              | 1.4808              | 1.4796              | 1.4795     |
| Evening | 0.9471              | 0.9468              | 0.9469              | 0.9465     |
| Spring  | 1.2292              | 1.2296              | 1.2286              | 1.2277     |
| Summer  | 1.4931              | 1.4945              | 1.4921              | 1.4916     |
| Autumn  | 1.6139              | 1.6143              | 1.6131              | 1.6122     |
| Winter  | 1.7725              | 1.7725              | 1.7725              | 1.7725     |

表 8 收敛速度结果

Table 8 Convergence rate results

| Time    | Method in Ref. [36] | Method in Ref. [41] | Method in Ref. [42] | Our method |
|---------|---------------------|---------------------|---------------------|------------|
| Morning | 89                  | 196                 | 203                 | 57         |
| Evening | 184                 | 209                 | 202                 | 186        |
| Spring  | 109                 | 201                 | 202                 | 103        |
| Summer  | 62                  | 206                 | 201                 | 103        |
| Autumn  | 206                 | 220                 | 209                 | 65         |
| Winter  | 132                 | 198                 | 219                 | 55         |

11.0%、49.0%、48.8%、68.9% 和 58.3%。综合分析可知,本文算法在各湍流模式廓线的拟合过程

中,在确保收敛精度的同时进一步提高了寻优速度。

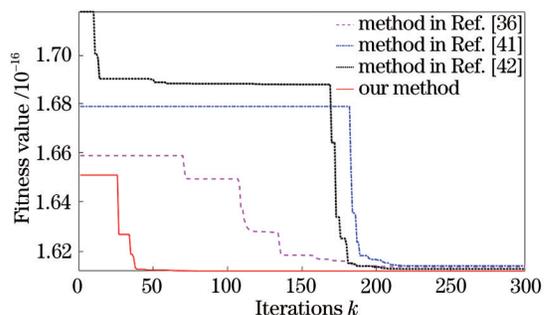


图 8 秋季湍流廓线模式优化曲线对比图

Fig. 8 Comparison of turbulence profile model optimization curves in autumn

## 6 结 论

根据当前粒子与全局最优点的距离对惯性权重系数  $w$  进行了非线性控制改进设计,并采取对称线性变化思想控制  $c_1$  和  $c_2$ ,确保了 3 个搜索性能控制参数都能随着迭代进行自适应调整。与文献 [36, 41-42] 提出的自适应粒子群算法的寻优效果进行对比,本文算法能精准收敛在全局最优处,并能以最快的收敛速度完成寻优任务。在已经获得阿里地区  $C_n^2$  统计平均廓线的前提下,以广义 HV 湍流模式为主体、多项式拟合为补充,利用本文改进的自适应粒子群算法对该地区早晚及四季的湍流模式廓线进行拟合研究,并与 SPGD 算法进行对比,结果表明:该方法拟合得到的湍流模式廓线在 0~30 km 同探空获得的统计平均廓线高度一致,但收敛速度更快。

## 参 考 文 献

- [1] Huang F F, Xiong W. Mathematical model of atmospheric turbulence on transmission characteristics of laser communication system[J]. Laser Journal, 2019, 40(11): 123-126.  
黄方方,熊伟.大气湍流对激光通信系统传输特性的数学模型构建[J].激光杂志,2019,40(11):123-126.
- [2] Yu M Y, Yan X. Effect of atmospheric turbulence on quantum state of two-mode light field polarization properties[J]. Chinese Journal of Quantum Electronics, 2019, 36(1): 68-74.  
余梦莹,闫香.大气湍流对双模量子态光场偏振特性的影响[J].量子电子学报,2019,36(1):68-74.
- [3] Ke X Z, Ji X K. Research on adaptive threshold of received signal in communication system[J]. Optics and Photonics Journal, 2021, 11(1): 1-11.
- [4] Zhang J X, Mei H P, Shen L J, et al. Statistical properties of short-exposure laser patterns in turbulent atmosphere of Gaomeigu, Yunnan Province[J]. Chinese Journal of Lasers, 2021, 48(1): 0105001.  
张骏昕,梅海平,沈刘晶,等.云南高美古湍流大气中激光短曝光光斑统计特性研究[J].中国激光,2021,48(1):0105001.
- [5] Yu C, Wang T S, Zhang Y, et al. Experimental research on transmission performance on OAM beam and Gaussian beam in atmospheric turbulence channel [J]. Infrared and Laser Engineering, 2021, 50(8): 309-318.  
于策,王天枢,张莹,等.大气湍流信道中 OAM 光束与高斯光束传输性能的实验研究[J].红外与激光工程,2021,50(8):309-318.
- [6] Zhou P, Ma Y X, Wang X L, et al. Average spreading of a Gaussian beam array in non-Kolmogorov turbulence[J]. Optics Letters, 2010, 35 (7): 1043-1045.
- [7] Luo C K, Han X E. Evolution and beam spreading of arbitrary order vortex beam propagating in atmospheric turbulence[J]. Optics Communications, 2020, 460: 124888.
- [8] Cui L Y, Xue B D, Zhou F G. Analytical expressions for the angle of arrival fluctuations for optical waves' propagation through moderate-to-strong non-Kolmogorov refractive turbulence[J]. Journal of the Optical Society of America A, 2013, 30(11): 2188-2195.
- [9] Huang Y P, Zeng A P, Gao Z H, et al. Beam wander of partially coherent array beams through non-Kolmogorov turbulence[J]. Optics Letters, 2015, 40 (8): 1619-1622.
- [10] Zhu K T, Lin Z S, Yin L G, et al. Entanglement protection of Ince-Gauss modes in atmospheric turbulence using adaptive optics[J]. Optics Express, 2020, 28(25): 38366-38375.
- [11] Kudryashov A V, Rukosuev A L, Nikitin A N, et al. Real-time 1.5 kHz adaptive optical system to correct for atmospheric turbulence[J]. Optics Express, 2020, 28 (25): 37546-37552.
- [12] Wang C Y, Yuan K E, Shi D F, et al. Atmospheric optical turbulence profile measurement: a review[J]. Journal of Atmospheric and Environmental Optics, 2021, 16(1): 2-17.  
王彩玉,苑克娥,时东锋,等.大气光学湍流廓线探测方法研究进展[J].大气与环境光学学报,2021,16(1):2-17.
- [13] Ma S J, Hao S Q, Zhao Q S, et al. Atmospheric

- turbulence intensity estimation based on deep convolutional neural networks[J]. Chinese Journal of Lasers, 2021, 48(4): 0401018.
- 马圣杰, 郝士琦, 赵青松, 等. 基于深度卷积神经网络的大气湍流强度估算[J]. 中国激光, 2021, 48(4): 0401018.
- [14] Han Y J, Wu X Q, Luo T, et al. Optical turbulence measurement over Lhasa using a meteorological radiosonde and model analysis[J]. Acta Optica Sinica, 2020, 40(6): 0601002.
- 韩亚娟, 吴晓庆, 罗涛, 等. 拉萨光学湍流探空测量与模式分析[J]. 光学学报, 2020, 40(6): 0601002.
- [15] Peng Z, Jing X, Hou Z H, et al. Simulation research and theoretical study on measurement of atmospheric optical turbulence and wind profile using the correlation of gradient-tilt[J]. Acta Physica Sinica, 2017, 66(10): 104207.
- 彭哲, 靖旭, 侯再红, 等. 梯度倾斜相关测量水平  $C_n^2$  和横向风速廓线的理论与仿真研究[J]. 物理学报, 2017, 66(10): 104207.
- [16] Sun G, Weng N Q, Xiao L M, et al. Vertical distribution characteristics and models of atmospheric turbulence in representative area[J]. Journal of Atmospheric and Environmental Optics, 2018, 13(6): 425-435.
- 孙刚, 翁宁泉, 肖黎明, 等. 典型地区大气湍流高度分布特性与模式研究[J]. 大气与环境光学学报, 2018, 13(6): 425-435.
- [17] Lawson J K, Carrano C J. Using historic models of  $C_n^2$  to predict  $r_0$  and regimes affected by atmospheric turbulence for horizontal, slant, and topological paths [J]. Proceedings of SPIE, 2006, 6303: 630304.
- [18] Good R E, Beland R R, Murphy E A, et al. Atmospheric models of optical turbulence[J]. Proceedings of SPIE, 1988, 0928: 165-186.
- [19] Hardy J W. Adaptive optics for astronomical telescopes[M]. New York: Oxford University Press, 1998: 82-86.
- [20] Sun G, Weng N Q, Zhang C Y, et al. Height distribution of atmospheric turbulence in typical areas based on NOAA model[J]. Infrared and Laser Engineering, 2014, 43(2): 388-393.
- 孙刚, 翁宁泉, 张彩云, 等. 基于 NOAA 模式的典型地区大气湍流高度分布[J]. 红外与激光工程, 2014, 43(2): 388-393.
- [21] Chen X W, Li X B, Sun G, et al. Observation and analysis of optical turbulence in Northwest plateau[J]. Infrared and Laser Engineering, 2016, 45(S1): S111001.
- 陈小威, 李学彬, 孙刚, 等. 西北高原地区光学湍流的观测与分析[J]. 红外与激光工程, 2016, 45(S1): S111001.
- [22] Luo X, Li X Y. 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.
- [23] Xu Q W, Wang P P, Zeng Z J, et al. Extracting atmospheric turbulence phase using deep convolutional neural network[J]. Acta Physica Sinica, 2020, 69(1): 20190982.
- 徐启伟, 王佩佩, 曾镇佳, 等. 基于深度卷积神经网络的大气湍流相位提取[J]. 物理学报, 2020, 69(1): 20190982.
- [24] Hu D T, Shen W, Ma W C, et al. Fast convergence stochastic parallel gradient descent algorithm[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2019, 56(12): 122201.
- 胡栋挺, 申文, 马文超, 等. 一种快速收敛的随机并行梯度下降算法[J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56(12): 122201.
- [25] Zhang X, Sun W, Xue M, et al. Probability-optimal leader comprehensive learning particle swarm optimization with Bayesian iteration[J]. Applied Soft Computing, 2021, 103: 107132.
- [26] Chen X, Tianfield H, Du W L. Bee-foraging learning particle swarm optimization[J]. Applied Soft Computing, 2021, 102: 107134.
- [27] Compilation Committee of local chronicles of Ali Region, Tibet Autonomous Region. Local chronicles of Ali Region: Volume I[M]. Beijing: China Tibetology Press, 2009.
- 西藏自治区阿里地区志编纂委员会. 阿里地区志: 上册[M]. 北京: 中国藏学出版社, 2009.
- [28] Liu L Y, Yao Y Q, Vernin J, et al. Atmospheric turbulence measurements at Ali Observatory, Tibet [J]. Proceedings of SPIE, 2012, 8444: 1947-1953.
- [29] Wang H S, Yao Y Q, Liu L Y. Forecast of atmosphere optical turbulence at Ali site by weather research and forecasting model[J]. Acta Optica Sinica, 2013, 33(3): 0301006.
- 王红帅, 姚永强, 刘立勇. 基于天气预报模式预报阿里天文站大气光学湍流[J]. 光学学报, 2013, 33(3): 0301006.

- [30] Qian X, Yao Y Q, Wang H S, et al. The characteristics at the Ali observatory based on radiosonde observations[J]. Publications of the Astronomical Society of the Pacific, 2018, 130(994): 125002.
- [31] Trinquet H, Vermin J. A model to forecast seeing and estimate  $C_N^2$  profiles from meteorological data[J]. Publications of the Astronomical Society of the Pacific, 2006, 118(843): 756-764.
- [32] Eberhart R C, Kennedy J. A new optimizer using particle swarm theory[C]//MHS'95. Proceedings of the Sixth International Symposium on Micro Machine and Human Science, October 4-6, 1995, Nagoya, Japan. New York: IEEE Press, 1995: 39-43.
- [33] Kennedy J, Eberhart R C. Particle swarm optimization [C]//Proceedings of ICNN'95-International Conference on Neural Networks, November 27-December 1, 1995, Perth, WA, Australia. New York: IEEE Press, 1995: 1942-1948.
- [34] Zou L R. Design of reactive power optimization control for electromechanical system based on fuzzy particle swarm optimization algorithm[J]. Microprocessors and Microsystems, 2021, 82: 103865.
- [35] Sun H M, Yu J Z, Zhang X L, et al. The adaptive particle swarm optimization technique for solving microseismic source location parameters[J]. Nonlinear Processes in Geophysics, 2019, 26(3): 163-173.
- [36] Zhao X, Ji Y X, Luo X B, et al. Optimal burst height of proximity fuze based on improved particle swarm optimization algorithm[J/OL]. Acta Ordnance Engineering Sinica: 1-8[2021-03-15]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2176.TJ.20210305.1124.002.html>. 赵新, 纪永祥, 罗熙斌, 等. 基于改进粒子群优化算法的近炸引信最佳炸高[J/OL]. 兵工学报: 1-8[2021-03-15]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2176.TJ.20210305.1124.002.html>.
- [37] Shi Y, Eberhart R C. A modified particle swarm optimizer[C]//1998 IEEE International Conference on Evolutionary Computation Proceedings. IEEE World Congress on Computational Intelligence (Cat. No. 98TH8360), May 4-9, 1998, Anchorage, AK, USA. New York: IEEE Press, 1998: 69-73.
- [38] Hufnagel R E, Stanley N R. Modulation transfer function associated with image transmission through turbulent media[J]. Journal of the Optical Society of America, 1964, 54(1): 52-61.
- [39] Sarazin M, Tokovinin A. The statistics of isoplanatic angle and adaptive optics time constant derived from DIMM data[J]. Beyond Conventional Adaptive Optics, 2001, 58: 321-328.
- [40] Qian X, Yao Y Q, Wang H S, et al. Statistics and analysis of high-altitude wind above the western Tibetan Plateau[J]. Monthly Notices of the Royal Astronomical Society, 2020, 498(4): 5786-5797.
- [41] Yan Q M, Ma R Q, Ma Y X, et al. An adaptive simulated annealing particle swarm optimization algorithm[J]. Journal of Xi'an University of Electronic Science and Technology, 2021, 48(4): 120-127. 闫群民, 马瑞卿, 马永翔, 等. 一种自适应模拟退火粒子群优化算法[J]. 西安电子科技大学学报, 2021, 48(4): 120-127.
- [42] Eid A. Allocation of distributed generations in radial distribution systems using adaptive PSO and modified GSA multi-objective optimizations[J]. Alexandria Engineering Journal, 2020, 59(6): 4771-4786.