

基于粒子群优化的 LAMOST 初始波长 定标方法*

王 生 朱张勤 祝 佳 叶根红 叶中付[†]

(中国科学技术大学信号统计处理研究室 合肥 230027)

摘要 大天区面积多目标光纤光谱天文望远镜 (Large Sky Area Multi-Object Fiber Spectroscopic Telescope, LAMOST) 初始波长定标操作, 对于在先验定标系数附近搜索解空间内的每一点, 通过插值法生成对应定标系数下的虚拟定标灯谱, 再将生成的虚拟定标灯谱与实测定标灯谱作互相关运算, 使得相关系数最大时对应的定标系数即为初始定标结果, 其实质是一个多参数寻优问题. 粒子群优化是一种基于群体智能的随机全局优化算法, 具有实现简单、精度高、收敛快的特点. 鉴于粒子群优化的优异性能, 提出一种基于粒子群优化的 LAMOST 初始波长定标方法, 并设计相应算法和测试实验. 实验结果表明, 基于粒子群优化的 LAMOST 初始波长定标在收敛性、解的质量、运行时间等方面都优于基于改进遗传算法参数寻优方法.

关键词 望远镜, 方法: 数值

中图分类号: P 111; **文献标识码:** A

1 引言

郭守敬望远镜, 即 LAMOST, 是一架已建成的具有 4 m 口径、20 m 焦距及 5° 视场的反射施密特望远镜, 它是目前世界上光谱获取率最高的望远镜^[1-2]. 该望远镜上布置 4 000 根光纤并平均分配到 16 台多目标光纤光谱仪上. 在每台光谱仪内部, 来自光纤的光谱经分光镜分为红 (5700 ~ 9000 Å)、蓝 (3700 ~ 5900 Å) 两端, 最终成像在尺寸均为 4136 × 4160 的 2 块 CCD 上^[3].

波长定标是天文光谱数据分析中的一个重要步骤, 其目的是建立光谱色散方向像素位置与其对应波长间的关系. 一方面, 波长定标结果直接影响后续减天光的精度; 另一方面, 为了精确地确定天体径向速度及天体红移, 高精度波长定标也是必需的^[3]. 通用的定标源为波长定标灯, 它是包含一种或几种特殊元素的光源, 其中的元素经过激发后, 可以产生只含有若干已知波长的特定发射线的光谱. 这些发射线的理论波长值及其经验相对强度记录在一个称为标准定标灯谱线表的表格中.

2011-01-04 收到原稿, 2011-04-27 收到修改稿

* 国家自然科学基金项目 (11078016) 资助

[†] yezf@ustc.edu.cn

LAMOST 及美国斯隆数字巡天系统 (Sloan Digital Survey System, SDSS) 的波长定标方案均采用如下步骤进行: 首先, 对实测一维定标灯谱中位于空间方向中间位置的一条光谱进行初始波长定标, 基于初始波长定标结果确定当前谱线中各个发射线精确的质心位置; 其次, 利用相邻两条定标光谱的色散曲线偏差较小的特性, 选择一条相邻光谱作为待处理的光谱, 将上述的各发射线质心位置默认为本条光谱中对应发射线的大致位置, 再用流量加权法获得本条光谱中各发射线的精确质心位置, 以此类推, 可以获得其它各条光谱发射线的精确质心位置; 最后, 根据每条光谱中发射线质心位置及其对应理论波长值拟合出勒让德多项式系数, 确定光谱色散方向像素位置与其对应波长间的关系, 即完成整个定标过程. 由此可见, 初始波长定标是十分重要的, 它对后续定标操作有直接的影响.

由于光谱仪性能相对稳定, 不同时刻光谱仪对应色散曲线各系数的变化不会太大. 因此, LAMOST 及 SDSS 初始波长定标都是基于先验定标系数、标准定标灯谱线表进行的. 其基本思想是: 参考先验定标系数, 寻找一个勒让德多项式系数, 基于该系数以及标准定标灯谱线表中的信息生成虚拟定标灯谱, 使生成的虚拟定标灯谱与实测定标灯谱的相关系数最大. 可见, 初始波长定标是一个多参数寻优问题.

目前 LAMOST 及 SDSS 初始波长定标所采用的是基于枚举法的寻优方案. 首先, 以先验定标系数为中心设置一个搜索解空间, 根据定标精度要求将该空间网格化; 其次, 对于搜索解空间网格上的每一点, 利用标准定标灯谱线表中的信息生成与该点相对应的虚拟定标灯谱, 计算生成的虚拟定标灯谱与实测定标灯谱的相关系数; 最后, 确定相关系数最大的网格点, 它就是最优初始定标系数. 为了提高初始定标速度, 可使用粗网格搜索与细网格搜索相结合的方法. 先在粗网格上确定出一个点, 再以该网格点为中心的一个邻域的细网格上确定最终的初始定标系数. 枚举式寻优的主要不足: 求得的解不能保证为全局最优的, 它只是搜索解空间网格上的最优解; 为了获得更高的初始定标精度, 需要进一步细化搜索解空间的网格, 求解所花费的时间呈指数增长. 文献 [4] 已将改进遗传算法 (Improved Genetic Algorithm, IGA) 应用于 LAMOST 初始波长定标的研究中. 同枚举法相比, 该方法的运算速度有了一定的提高. 但是, 它的一次寻优结果也有落入局部最优解的可能.

粒子群优化 (Particle Swarm Optimization, PSO) 是一种随机的基于群体的全局优化技术 [5-7]. 粒子寻优的质量用预先定义的适应度函数衡量. 群体中的每一个体 (称作一个“粒子”) 在多维的搜索解空间里飞翔, 以寻找最优解. 每个粒子根据它自身及群体的经验知识动态调整自身的速度和位置. 为了实现上述寻优策略, 粒子需对自身最优位置及群体最优位置进行记忆.

与其它启发式搜索算法不同, PSO 运用灵活且均衡的机制来加强全局搜索及局部探究能力, 具有运行时间短、跳出局部最优值能力强等特点 [8-10]. 另外, 由于 PSO 实现简单、收敛快、优化精度高, 相比遗传算法 (Genetic Algorithm, GA) 也具有很大优势 [8,11]. PSO 已被广泛应用于各种优化问题中, 如神经网络参数训练 [12]、任务分配 [9]、电磁优化 [13]、多机电力系统稳定器设计 [10].

鉴于 PSO 的优异性能, 我们将 PSO 引入到 LAMOST 初始波长定标中的参数寻优

问题中, 提出一种基于 PSO 的 LAMOST 初始波长定标方法.

全文组织如下: 第 2 节给出 PSO 的基本原理, 第 3 节详述基于 PSO 的 LAMOST 初始波长定标算法流程, 第 4 节给出相关实验结果及其分析. 最后, 对全文进行总结.

2 粒子群优化

PSO 是由 Kennedy 博士和 Eberhart 博士于 1995 年提出的, 它的产生是源于对鸟群觅食行为的模拟^[5]. 对鸟群觅食行为的观察结果表明, 群体中的每个个体依据自身经验知识及群体中其它个体的经验知识来调整其觅食路径, 也就是说其觅食过程是基于整个群体间的信息共享机制进行的.

对 PSO 操作的简单解释如下: 群体中的每个粒子的位置代表了搜索解空间内对优化任务的一个可能解; 每个粒子对应解的质量通过将该粒子位置代入适应度函数来衡量; 在每一次的迭代中, 粒子朝向自己目前为止搜索到的最优位置飞去 (个体认知), 同时也向整个群体目前所搜索到的最优位置方向加速飞去 (社会学习). 上述原理表明如果群体中的某粒子发现了可能的全局最优解, 那么群体中的其它个体将向该粒子靠近, 对该粒子附近的区域进行充分的搜索.

设群体中粒子总数为 N 且粒子的维数为 D , 每个粒子 ($1 \leq i \leq N$) 具有如下状态属性: 在搜索解空间中的当前位置 $\mathbf{X}_i = (x_{i,1}, x_{i,2}, \dots, x_{i,D})$, 当前速度 $\mathbf{V}_i = (v_{i,1}, v_{i,2}, \dots, v_{i,D})$, 搜索解空间中个体先前最优位置矢量 $\mathbf{P}_{\text{best},i} = (p_{i,1}, p_{i,2}, \dots, p_{i,D})$. 群体信息: 在搜索解空间中已搜索到的群体最优位置 $\mathbf{G}_{\text{best}} = (g_1, g_2, \dots, g_D)$. 在第 k ($k = 1, 2, \dots$) 次迭代中, 第 i 个粒子速度、位置根据 (1) 式和 (2) 式更新:

$$v_{i,j}^k = wv_{i,j}^{k-1} + c_1r_{i,1}^k(p_{i,j}^{k-1} - x_{i,j}^{k-1}) + c_2r_{i,2}^k(g_j^{k-1} - x_{i,j}^{k-1}), \quad j = 1, 2, \dots, D, \quad (1)$$

$$x_{i,j}^k = x_{i,j}^{k-1} + v_{i,j}^k, \quad j = 1, 2, \dots, D, \quad (2)$$

其中 w 为惯性权重因子, 系数 c_1 与 c_2 表示加速因子, $r_{i,1}^k$ 与 $r_{i,2}^k$ 为在 $[0,1]$ 范围内均匀分布的两随机数. 对所有的 $i \in \{1, 2, \dots, N\}$, 由 (1) 式确定 k 次迭代时每个粒子的速度更新, (1) 式等号右边第 1 项为粒子对先前速度的保持项, 第 2 项表示“认知”项, 即粒子的自我思考, 第 3 项是“社会”项, 代表粒子间的合作.

假设适应度函数 f 是最大化目标优化函数, 每个粒子的个体最优位置更新由下式确定:

$$\mathbf{P}_{\text{best},i}^k = \begin{cases} \mathbf{P}_{\text{best},i}^{k-1} & f(\mathbf{X}_i^k) < f(\mathbf{P}_{\text{best},i}^{k-1}) \\ \mathbf{X}_i^k & f(\mathbf{X}_i^k) \geq f(\mathbf{P}_{\text{best},i}^{k-1}) \end{cases}. \quad (3)$$

而整个群体在先前搜索步骤中寻得的最优位置 \mathbf{G}_{best} 更新如下:

$$\mathbf{G}_{\text{best}}^k = \arg \max_{\mathbf{P}_{\text{best},i}} f(\mathbf{P}_{\text{best},i}^k), \quad 1 \leq i \leq N, \quad (4)$$

其中 arg 表示取函数自变量的运算. w 反映粒子对前一次速度的保持特性, 其控制着群体的全局搜索及局部探究能力间的平衡. 大的惯性权重有利于全局搜索 (开发新区域), 反之较小的惯性权重能促使群体对局部区域的探究更充分. 为了取得较好的算法收敛性能, 通常采用线性递减策略^[6], 由下式确定:

$$w = w_{\max} - \frac{w_{\max} - w_{\min}}{k_{\max}}(k - 1), \quad (5)$$

其中 w_{\max} 、 w_{\min} 分别是 w 的最大值和最小值, 通常设置 $w_{\max}=0.9$, $w_{\min}=0.4$, 并且将允许的最大迭代次数设置为 k_{\max} .

为了避免粒子飞离设定的搜索空间, 需对每个粒子 i ($1 \leq i \leq N$) 的每一维 j ($1 \leq j \leq D$) 的最大飞行速度、位置加以限制, 使其满足以下规则:

$$v_{i,j}^k = \begin{cases} V_{\max,j} & v_{i,j}^k > V_{\max,j} \\ v_{i,j}^k & -V_{\max,j} \leq v_{i,j}^k \leq V_{\max,j} \\ -V_{\max,j} & v_{i,j}^k < -V_{\max,j} \end{cases}, \quad (6)$$

$$x_{i,j}^k = \begin{cases} X_{\max,j} & x_{i,j}^k > X_{\max,j} \\ x_{i,j}^k & X_{\min,j} \leq x_{i,j}^k \leq X_{\max,j} \\ X_{\min,j} & x_{i,j}^k < X_{\min,j} \end{cases}, \quad (7)$$

$$X_{\text{init},j} = X_{\min,j} + rand() \cdot (X_{\max,j} - X_{\min,j}). \quad (8)$$

其中 $X_{\max,j}$ 、 $X_{\min,j}$ 为搜索解空间第 j 维的上、下边界取值, $X_{\text{init},j}$ 为超出边界取值时的修正值, $rand()$ 为 $[0,1]$ 范围内均匀分布的随机数, $V_{\max,j}$ 通常取 $(X_{\max,j} - X_{\min,j})/2$.

加速因子 c_1 与 c_2 同样控制每次迭代中粒子的移动速度. 通常将它们都设为 2.0 ^[6], 即表示粒子的自我认知与群体学习能力相同, 它们的权重平均值都为 1.

3 基于粒子群优化的 LAMOST 初始波长定标方法

由于光谱仪性能相对稳定, 不同时刻光谱仪对应色散曲线各系数的变化不会太大, 这就确保了定标系数与先验定标系数的偏差不会超过一定的范围. 我们还已知标准定标灯谱线表, 故可在先验定标系数附近的解空间范围内, 通过插值法生成特定定标系数下的虚拟定标灯谱, 再将生成的虚拟定标灯谱与实测定标灯谱作相关运算, 使得相关系数最大时所对应的定标系数即为初始波长定标结果.

3.1 定标系数解空间

LAMOST 和 SDSS 当前所采用的初始波长定标函数为 3 阶勒让德多项式, 即先验定标系数包含 4 个先验定标系数项, 设为 $\mathbf{P}_{\text{coe}} = [p_{\text{coe},0}, p_{\text{coe},1}, p_{\text{coe},2}, p_{\text{coe},3}]$, 那么由先验定标系数确定的定标色散曲线为

$$\lambda_p(s) = \sum_{t=0}^3 p_{\text{coe},t} \times fl_t(s), \quad (9)$$

其中 $\lambda_p(s)$ 为 CCD 像素位置 s 处所对应的定标后的波长值, $fl_t(s)$ 为第 t 阶勒让德多项式对应项, 前 4 阶勒让德多项式表达式如下:

$$\begin{cases} fl_0(s) = 1 \\ fl_1(s) = s \\ fl_2(s) = 0.5 \times (3s^2 - 1) \\ fl_3(s) = 0.5 \times (5s^3 - 3s) \end{cases} \quad (10)$$

以先验定标系数 P_{coe} 为中心设置一个搜索解空间, 该空间可用先验定标系数的调整范围参数 $C_{ran} = [c_{ran,0}, c_{ran,1}, c_{ran,2}, c_{ran,3}]$ 表示, 即定标系数每一维的取值范围为 $[p_{coe,t} - 0.5 \times c_{ran,t}, p_{coe,t} + 0.5 \times c_{ran,t}] (t = 0, 1, 2, 3)$. 故初始波长定标系数的求解在上述 4 维空间内进行, 该搜索解空间内的一点 COE 定义为:

$$COE = [coe_0, coe_1, coe_2, coe_3], \quad (11)$$

其中 $coe_t \in [p_{coe,t} - 0.5 \times c_{ran,t}, p_{coe,t} + 0.5 \times c_{ran,t}] (t = 0, 1, 2, 3)$.

3.2 特定定标系数下的虚拟定标灯谱生成

在生成虚拟定标灯谱之前, 先介绍实测定标灯谱.

汞氙灯为 LAMOST 当前所采用的波长定标灯, 由于该定标灯红端定标灯谱发射线较多, 且其红端发射线的强度差异较大, 故以红端定标灯谱为例介绍 LAMOST 初始波长定标操作. 红端的标准定标灯谱线表如表 1 所列.

表 1 LAMOST 红端定标灯发射线

Table 1 The emission lines of the arc lamp in the red channel of LAMOST

Wavelength (Å)	Relative intensity	Wavelength (Å)	Relative intensity	Wavelength (Å)	Relative intensity
5852.488	740	6382.992	7000	7535.774	400
5881.895	650	6402.246	20000	8136.406	150
5944.834	1900	6506.528	10000	8300.326	300
5975.534	500	6532.882	2800	8377.607	1400
6029.997	550	6598.953	4000	8418.427	250
6074.338	2200	6678.276	6800	8495.360	800
6096.163	3900	6717.043	4200	8591.258	320
6143.063	7500	6929.467	5000	8634.647	300
6163.594	2000	7032.413	12000	8654.383	600
6217.281	1500	7173.938	850	8680.750	200
6266.495	4000	7245.167	4800	8782.189	600
6304.789	1400	7438.900	1500	8853.867	150
6334.428	5700	7488.871	500	8865.306	100

实测的 LAMOST 红端二维定标灯谱经抽谱后生成尺寸为 250×4136 的定标灯谱数据, 表示 250 条光纤的一维定标灯谱, 取空间方向中间位置的某条一维定标灯谱做初始波长定标. 为了降低噪声对定标的影响, 让该一维定标灯谱通过一个平滑滤波器 (与高斯核函数做卷积运算), 我们将平滑滤波后的该条一维定标灯谱称为实测定标灯谱 *Arc*. 红端实测定标灯谱及其局部细节如图 1 所示.

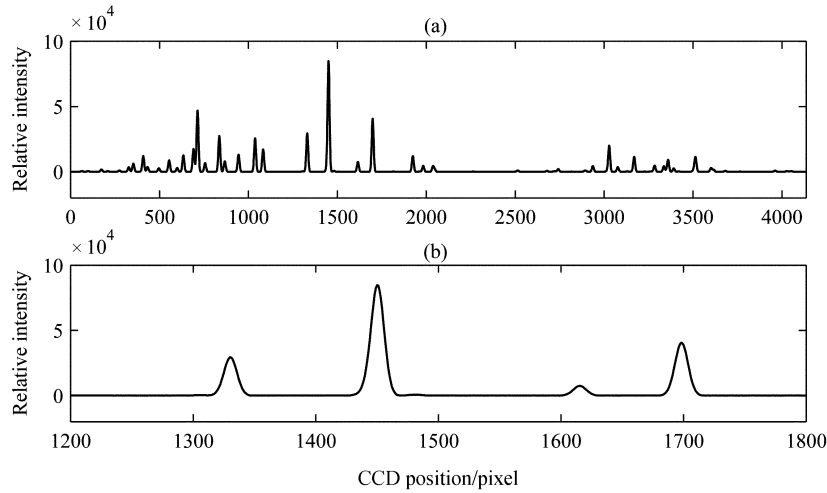


图 1 红端实测定标灯谱及其局部细节 (光谱仪: 7, 光纤: 111). (a) 为完整的一根定标灯谱, (b) 为像素点 1200 ~ 1800 的一段灯谱细节

Fig. 1 One certain observed arc spectrum in the red channel and its section (spectrograph: 7, fiber: 111).

(a) is a complete arc spectrum, (b) is a section of arc spectrum in the range of 1200 ~ 1800 pixels

搜索解空间内任意一点 COE 对应的定标色散曲线也可类似 (9) 式定义, 定标后的波长值 λ 可以表示为关于 CCD 像素位置 s 的函数:

$$\lambda = h(s) = \sum_{t=0}^3 coe_t \times fl_t(s). \quad (12)$$

由于定标色散曲线具有单调性, 可求得反函数

$$s = h^{-1}(\lambda). \quad (13)$$

利用表 1 中的理论波长及其强度信息由 (13) 式生成与 COE 相对应的虚拟定标灯谱. 其步骤如下:

(1) 初始化 $1 \times (4136 + 2n_p)$ 的虚拟定标灯谱 Sim , 即建立一个全零数组. 其中 n_p 为反映高斯核函数方差的参数, 表现为对谱的两边延拓.

(2) 将表 1 中的每根发射线理论波长 $\lambda_m (m = 1, 2, \dots, 39)$ 代入 (13) 式获得对应的发射线质心位置 $cen_m (m = 1, 2, \dots, 39)$.

(3) 将每根发射线的强度值 $int_m (m = 1, 2, \dots, 39)$ 分别代入 (14)、(15) 式插值到与其质心位置相邻的两像素点上 $[s_m, s_m + 1] (m = 1, 2, \dots, 39)$.

$$Sim(n_p + s_m) = int_m \times [h(s_m + 1) - \lambda_m] / [h(s_m + 1) - h(s_m)], \quad (14)$$

$$Sim(n_p + s_m + 1) = int_m \times [\lambda_m - h(s_m)] / [h(s_m + 1) - h(s_m)]. \quad (15)$$

(4) 对 (14)、(15) 式插值后结果与高斯核函数 (与光谱成像系统的点扩展函数和平滑滤波器有关) 做卷积运算, 生成点 COE 对应定标系数的虚拟定标灯谱.

图 2 给出搜索解空间一点 COE (用枚举法求得的全局最优定标系数) 所生成的虚拟定标灯谱及其局部细节 (为与实测定标灯谱作比较, 未绘出光谱两边延拓部分).

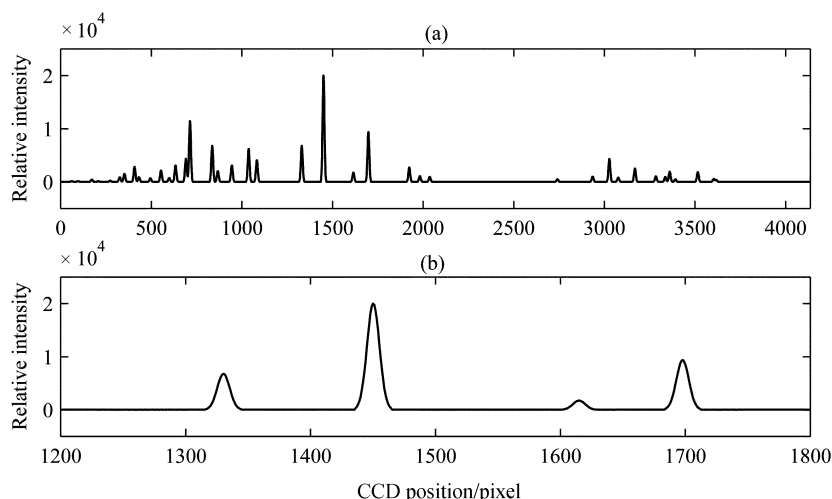


图 2 红端一条虚拟定标灯谱及其局部细节 (光谱仪: 7, 光纤: 111). (a) 为完整的一根定标灯谱, (b) 为像素点 1200 ~ 1800 的一段灯谱细节

Fig. 2 One certain simulation arc spectrum in the red channel and its section (spectrograph: 7, fiber: 111). (a) is a complete arc spectrum, (b) is a section of arc spectrum in the range of 1200 ~ 1800 pixels

对比图 2 中的虚拟定标灯谱与图 1 中的实测定标灯谱, 可以看出两光谱的发射线分布趋于一致. 图 3 给出搜索解空间一个非全局最优定标系数点所生成的虚拟定标灯谱及其局部细节 (未绘出光谱两边延拓部分), 与图 1 比较, 该光谱的发射线位置分布有较大的偏差.

3.3 初始波长定标解的衡量

在 3.2 节中, 我们利用插值法得到了初始定标系数解空间内一点 COE 生成的虚拟定标灯谱, 记为 Sim , 为确定解 COE 与真实定标系数的接近程度, 我们用对应的虚拟定标灯谱 Sim 与实测定标灯谱 Arc 的互相关系数来衡量, 互相关系数为:

$$\rho_{coe} = \frac{Cov(Sim, Arc)}{\sqrt{D(Sim)}\sqrt{D(Arc)}}, \quad (16)$$

其中

$$Cov(Sim, Arc) = E \{ [Sim - E(Sim)][Arc - E(Arc)] \}, \quad (17)$$

$$D(Sim) = E \{ [Sim - E(Sim)]^2 \}, \quad (18)$$

$$D(\text{Arc}) = E \{ [\text{Arc} - E(\text{Arc})]^2 \}. \quad (19)$$

上式中 E 表示数学期望. 相关系数 ρ_{coe} 的取值范围为 $[-1, 1]$, ρ_{coe} 的取值越接近 1, 则两光谱就越相似, 即两光谱中发射线的分布越趋于一致, 解 COE 的质量越高.

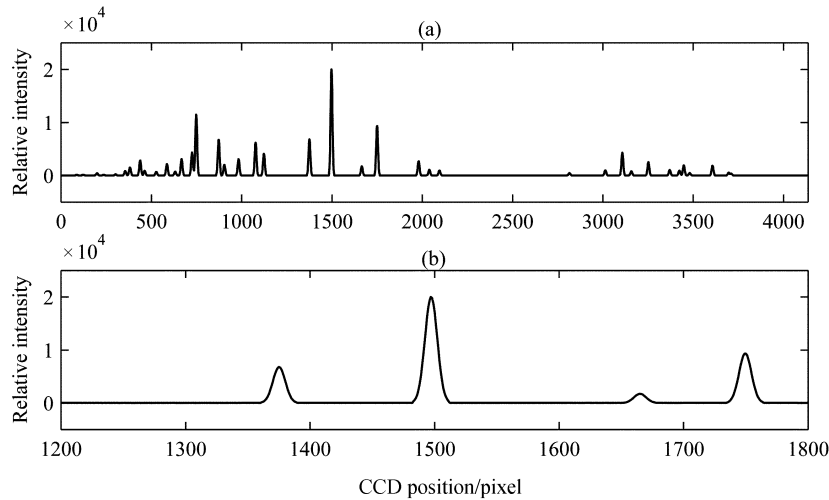


图 3 红端一条由非最优定标系数生成的虚拟定标灯谱及其局部细节 (光谱仪: 7, 光纤: 111). (a) 为完整的一根定标灯谱, (b) 为像素点 1200 ~ 1800 的一段灯谱细节

Fig. 3 One certain simulation arc spectrum developed by a certain calibration coefficient (not the best one) in the red channel and its section (spectrograph: 7, fiber: 111). (a) is a complete arc spectrum, (b) is a section of arc spectrum in the range of 1200 ~ 1800 pixels

3.4 基于粒子群优化的初始波长定标方法

上述 LAMOST 初始波长定标是搜索解空间中的多系数寻优问题, 我们引入 PSO 算法, 提高求解速度和质量.

设定群中粒子数目为 N 并构建群中每个粒子的状态向量. PSO 搜索解空间维数为 4, 每个粒子的速度及位置信息都保存在 4 维的实数向量中. 每个粒子的位置向量对应解空间中的一点 COE , COE 的适应度函数选择 (16) 式中定义的相关系数.

基于 PSO 的初始波长定标算法如下:

(1) 初始化群中粒子的位置、速度矩阵. 初始化矩阵定义如下:

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} x_{1,1} & x_{1,2} & x_{1,3} & x_{1,4} \\ x_{2,1} & x_{2,2} & x_{2,3} & x_{2,4} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_{N,1} & x_{N,2} & x_{N,3} & x_{N,4} \end{bmatrix}, \quad (20)$$

$$\mathbf{V} = \begin{bmatrix} v_{1,1} & v_{1,2} & v_{1,3} & v_{1,4} \\ v_{2,1} & v_{2,2} & v_{2,3} & v_{2,4} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ v_{N,1} & v_{N,2} & v_{N,3} & v_{N,4} \end{bmatrix}, \quad (21)$$

$$x_{i,j} = p_{\text{coe},j-1} - 0.5 \times c_{\text{ran},j-1} + \text{rand}() \times c_{\text{ran},j-1}, \quad (22)$$

$$v_{i,j} = -0.5 \times c_{\text{ran},j-1} + \text{rand}() \times c_{\text{ran},j-1}. \quad (23)$$

其中 $i = 1, 2, \dots, N$, $j = 1, 2, 3, 4$; $p_{\text{coe},j-1}$ 为第 $j-1$ 阶先验初始波长定标系数; $c_{\text{ran},j-1}$ 为第 $j-1$ 阶先验初始波长定标系数的搜索范围.

(2) 计算群中每个粒子的适应度函数的值. 群中当次迭代每个粒子的位置是搜索解空间内一特定点 COE , 先按照 3.2 节中描述的方法生成该粒子对应的虚拟定标灯谱, 然后依据 (16) 式求得虚拟定标灯谱与实测定标灯谱的相关系数 ρ_{coe} , ρ_{coe} 即为该粒子的适应度函数的值, 简称适应值.

(3) 比较群中当次迭代每个粒子的适应值与该粒子历史最优位置的适应值. 如果某个粒子当前适应值大于其先前适应值, 那么用该粒子的当前位置及其适应值更新其历史最优位置及其对应的适应值.

(4) 比较群中当次迭代所有粒子历史最优适应值与群体历史最优适应值. 取出所有粒子历史最优适应值的最大值, 如果该最大值大于历史群体最优适应值, 则用该最大值更新群体历史最优适应值, 并用其对应的位置更新群体历史最优位置.

(5) 更新群体中每个粒子的速度. 依据 (1)、(5)、(6) 式更新每个粒子速度, 由于初始定标系数的调整范围为 C_{ran} , 故 (6) 式中 $V_{\text{max},j} = 0.5 \times c_{\text{ran},j-1}$.

(6) 更新群体中每个粒子的位置. 依据 (2)、(7)、(8) 式更新每个粒子位置, 其中, (8) 式中 $X_{\text{max},j} = p_{\text{coe},j-1} + 0.5 \times c_{\text{ran},j-1}$, $X_{\text{min},j} = p_{\text{coe},j-1} - 0.5 \times c_{\text{ran},j-1}$.

(7) 如果初始波长定标结果 (群体最优位置对应适应值 ρ_{max}) 达到阈值 ρ_{th} , 则初始波长定标完成. 如果迭代次数没有达到预设的最大迭代次数 k_{max} 则转向步骤 (2), 否则转向步骤 (1).

尽管 PSO 跳出局部最优值的能力较强, 但寻优结果还是有落入局部最优值的可能性. 寻优结果一旦落入偏离全局最优点较远的局部最优点, 则此时定标系数确定的色散曲线将与实际色散曲线存在很大的偏差. 步骤 (7) 的设置, 用稍低于经验全局最优适应值的阈值 ρ_{th} 来判断寻优结果是否落于全局最优值附近, 从而决定是否重启下一次寻优过程, 因此算法可以有效地避免寻优结果落于局部最优值.

4 实验结果与分析

实验前, 对一幅来自 LAMOST 第 7 台光谱仪的红端二维定标灯谱图像进行预处理, 即减本底、抽谱后, 得到一幅红端一维定标灯谱图像, 取其中的第 111 条光谱 (如图 1 所示) 做初始波长定标实验. 实验中光谱两边延拓参数 $n_p=20$.

为了验证所提 PSO 算法的有效性, 选择文献 [4] 中的 IGA 参数寻优算法作对比. 对比实验在计算机 (处理器: Intel Core i3, 2×2.93 GHz; 安装内存: 4 GB; 系统类型: 64 位操作系统) 上用 IDL 6.3 执行. PSO 算法参数设置为群中粒子数目为 $N=60$ 、最大迭代次数 $k_{\max}=150$ 、 $c_1=c_2=2$ 、 $w_{\max}=0.9$ 、 $w_{\min}=0.4$ 、 $\rho_{\text{th}}=0.95$; IGA 算法参数设置为种群规模 30、交叉概率 $P_c=1$ 、变异概率 $P_m=0.06$ 、进化代数 $k_{\max}=150$. 初始波长定标解用群体最优位置对应的虚拟定标灯谱 *Sim* 与实测定标灯谱 *Arc* 的互相关系数 ρ_{\max} 来衡量, 其有效位数为小数点后 6 位.

4.1 基于最大迭代次数 (进化代数) k_{\max} 的初始波长定标收敛性测试

由于文献 [4] 中采用二维函数 Schaffer's F6 测试 IGA 的收敛性, 而 LAMOST 初始波长定标系数在四维解空间内搜索, 因此在本实验中直接分析基于最大迭代次数 (进化代数) k_{\max} 的初始波长定标收敛性以更好地检验两种算法在高维空间内的寻优性能. 于是 3.4 节中步骤 (7) 改为: 如果迭代次数没有达到预设的最大迭代次数 k_{\max} 则转向步骤 (2), 否则完成初始波长定标.

实验分 5 组 (编号 1 ~ 5) 进行, 先验定标系数 P_{coe} 和调整范围参数 C_{ran} 分别为 $[3.8585463, 0.0936567, -0.0079868, 0.00034257851]$ 、 $[3.8800567, 0.0844567, -0.0091243, 0.00029745682]$ 、 $[3.8782531, 0.0973652, -0.0089534, 0.00025213471]$ 、 $[3.8637521, 0.0834621, -0.0073452, 0.00024636511]$ 、 $[3.8895463, 0.0835567, -0.0076348, 0.00023657851]$ 和 $[0.0500, 0.0700, 0.0030, 0.00030]$ 、 $[0.0200, 0.0500, 0.0020, 0.00020]$ 、 $[0.0250, 0.0550, 0.0025, 0.00025]$ 、 $[0.0450, 0.0500, 0.0035, 0.00030]$ 、 $[0.0450, 0.0750, 0.0035, 0.00035]$, 每组实验运行 40 次.

图 4 给出了第 4 组测试实验中的群体最优位置对应适应值 ρ_{\max} .

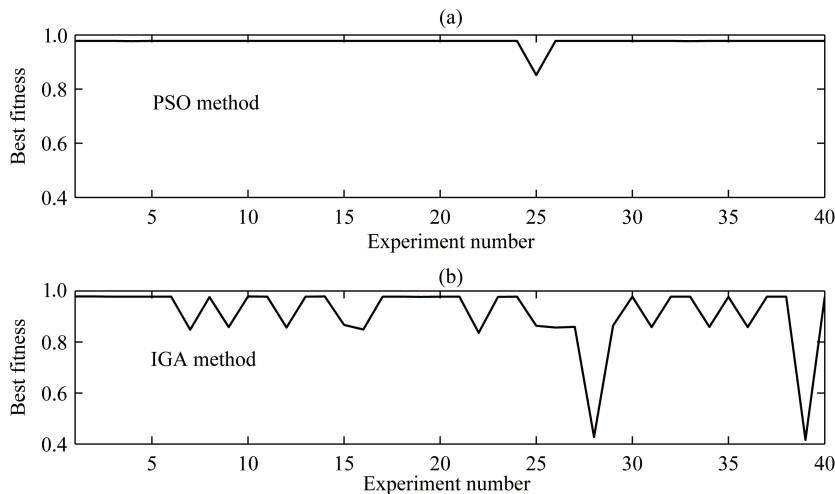


图 4 两种 LAMOST 初始波长定标方法测试实验结果. (a) 为 PSO 方法的结果, (b) 为 IGA 方法的结果

Fig. 4 Results of the two initial wavelength calibration tests for LAMOST. (a) is the results of PSO method and (b) is the results of IGA method

采用寻优成功 (群体最优位置对应适应值 ρ_{\max} 达到阈值 ρ_{th}) 次数 (Succeeded), 群体最优位置对应适应值的均值 (Mean)、标准差 (Standard deviation), 平均单次寻优运行时间 (Average CPU time) 衡量实验结果. 表 2 列出 5 组测试实验的统计结果.

表 2 初始波长定标收敛性测试实验结果

Table 2 Convergence test of initial wavelength calibration

No. of experiment group	Method	Succeeded	Best fitness		Average CPU time(s)
			Mean	Standard deviation	
1	PSO	39	0.974760	0.01938342	13.0882
	IGA	23	0.892388	0.15120056	30.4894
2	PSO	40	0.977889	0.00008337	13.2381
	IGA	34	0.936700	0.12474723	30.6553
3	PSO	40	0.977897	0.00005695	13.5327
	IGA	34	0.958218	0.04399945	30.2326
4	PSO	38	0.971544	0.02782016	13.2024
	IGA	25	0.910035	0.12701463	30.6125
5	PSO	39	0.974650	0.01983104	13.4756
	IGA	28	0.900279	0.16023279	30.5418

图 4 和表 2 均表明本文所提 PSO 算法的收敛性和平均单次寻优运行时间明显优于文献 [4] IGA 算法. 在寻优成功率方面, PSO 算法优于 IGA 算法, 每一组测试实验结果 PSO 算法寻优成功次数大于 IGA 算法, 也就是说, PSO 算法寻优落入局部最优位置的次数小于 IGA 算法, 这也导致 PSO 算法解的质量方面优于 IGA 算法. 在算法速度方面, PSO 算法平均单次寻优运行时间比 IGA 算法节省了 50% 以上.

4.2 初始波长定标收敛于全局最优位置的测试

图 4 给出的结果说明本文所提算法落入局部最优位置的可能性尽管远小于文献 [4] 算法, 但还是有可能发生的. 因此在本实验中对两种算法进行完善以使初始波长定标能收敛于全局最优位置. 对于本文算法, 3.4 节中步骤 (7) 改为: 如果迭代次数没有达到预设的最大迭代次数 k_{\max} 则转向步骤 (2); 否则比较群体最优适应值 ρ_{\max} 与阈值 ρ_{th} , 若 $\rho_{\max} \geq \rho_{\text{th}}$ 则初始波长定标完成, 否则转向步骤 (1). 对文献 [4] IGA 算法, 在寻优后判断寻优是否成功 (即比较 ρ_{\max} 与 ρ_{th}), 若 $\rho_{\max} \geq \rho_{\text{th}}$ 则初始波长定标完成, 否则重新开始下次寻优过程. 其它实验参数与 4.1 节相同.

图 5 给出了第 4 组 1 次实验的群体最优位置对应适应值 ρ_{\max} . 图 6 给出了第 4 组 40 次实验的群体最优位置对应适应值 ρ_{\max} .

采用群体最优位置对应适应值 ρ_{\max} 的最大值 (发生次数)、最小值、均值、标准差、平均单次寻优运行时间衡量实验结果. 表 3 列出 5 组实验的统计结果.

图 6 和表 3 均表明本文所提 PSO 算法的寻优质量和平均单次寻优运行时间也明显优于文献 [4] IGA 算法. 在解的质量方面, PSO 算法优于 IGA 算法, 在每一组测试实验结果中, 不仅 PSO 算法寻优获得的群体最优位置对应适应值 ρ_{\max} 的最大值及次数、最小值和均值大于 IGA 算法, 而且 PSO 算法寻优的标准差小于 IGA 算法. 在算法速度方面, PSO 算法平均单次寻优运行时间比 IGA 算法也节省了至少 50% 以上.

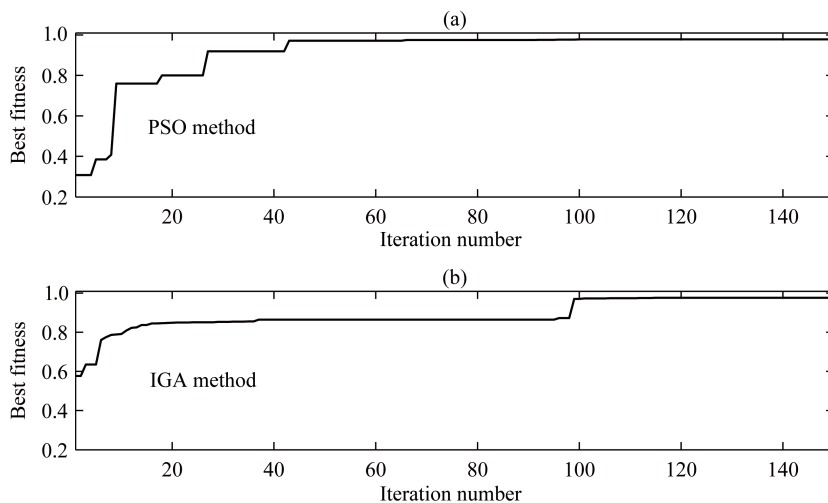


图 5 两种寻优方法群体最优位置对应适应值收敛曲线。(a) 为 PSO 方法的结果, (b) 为 IGA 方法的结果
 Fig. 5 Convergence curves of the best fitness with the two methods. (a) is the results of PSO method and
 (b) is the results of IGA method

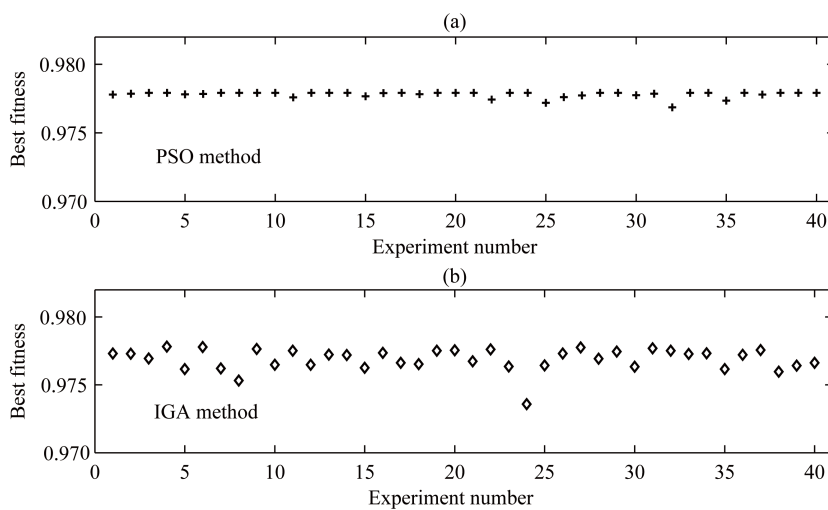


图 6 两种 LAMOST 初始波长定标方法结果。(a) 为 PSO 方法的结果, (b) 为 IGA 方法的结果
 Fig. 6 Results of the two initial wavelength calibration methods for LAMOST. (a) is the results of PSO
 method and (b) is the results of IGA method

表 3 LAMOST 初始波长定标实验结果

Table 3 Results of initial wavelength calibration of LAMOST

No. of experiment group	Method	Max(times)	Best fitness			Average CPU time(s)
			Min	Mean	Standard deviation	
1	PSO	0.977918(23)	0.976951	0.977831	0.00020380	13.9289
	IGA	0.977911(1)	0.972108	0.976847	0.00123843	47.4486
2	PSO	0.977918(26)	0.977771	0.977906	0.00003453	13.8031
	IGA	0.977904(1)	0.975309	0.977185	0.00056458	32.1357
3	PSO	0.977918(25)	0.977264	0.977865	0.00012711	13.5602
	IGA	0.977918(1)	0.975804	0.977264	0.00051882	34.5290
4	PSO	0.977918(17)	0.976855	0.977798	0.00022907	14.6139
	IGA	0.977824(1)	0.973579	0.976885	0.00081362	47.6264
5	PSO	0.977918(20)	0.977472	0.977829	0.00014294	13.9252
	IGA	0.977798(1)	0.970913	0.976956	0.00112431	53.9681

上述两节测试实验结果表明, 同文献 [4] 中的 IGA 参数寻优算法相比, 本文所提的基于 PSO 的 LAMOST 初始波长定标算法在收敛性、解的质量、运行时间方面都具有相当大的优势.

5 小结

本文阐述了基于 PSO 的 LAMOST 一维光纤光谱数据处理中的初始波长定标方法, 在先验定标系数的附近设置搜索解空间, 在该搜索解空间中, 通过插值法生成特定定标系数下的虚拟定标灯谱, 再将生成的虚拟定标灯谱与实测定标灯谱作相关运算, 使得相关系数最大时所对应的定标系数即为初始波长定标结果. 设计了基于 PSO 的初始波长定标算法, 并进行了初始波长定标测试实验, 实验结果表明, 本文所提的基于 PSO 的 LAMOST 初始波长定标算法在收敛性、解的质量、运行时间方面都优于文献 [4] 的 IGA 参数寻优算法, 因此是一种更有效的初始波长定标方法.

参 考 文 献

- [1] Su D Q, Cui X Q, Wang Y N, et al. SPIE, 1998, 3352: 76
- [2] Su H J, Cui X Q. SPIE, 2003, 4837: 26
- [3] Wang S, Qin H Q, Ye Z F. ExA, 2010, 28: 195
- [4] 薛续磊, 叶中付. 天文研究与技术, 2009, 6: 181
- [5] Kennedy J, Eberhart R. Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks, 1995: 1942
- [6] Shi Y H, Eberhart R. Proceedings of the IEEE International Conference on Evolutionary Computation, 1998: 69
- [7] Shi Y H, Eberhart R C. Proceedings of the Seventh Annual Conference on Evolutionary Programming, 1998: 591
- [8] Eberhart R C, Shi Y H. Proceedings of the IEEE International Conference on Evolutionary Computation, 1998: 611

- [9] Salman A, Ahmad I, Al-Madani S. *Microprocessors and Microsystems*, 2002, 26: 363
- [10] Abido M A. *IEEE Power Engineering Society Summer Meeting*, 2001, 3: 1346
- [11] Kennedy J, Spears W M. *Proceedings of the IEEE International Conference on Evolutionary Computation*, 1998: 78
- [12] Mendes R, Cortez P, Rocha M, et al. *International Joint Conference on Neural Networks*, 2002: 1895
- [13] Robinson J, Rahmat-Samii Y. *ITAP*, 2004, 52: 397

An Effective Optimization Method for Initial Wavelength Calibration of LAMOST Based on PSO

WANG Sheng ZHU Zhang-qin ZHU Jia YE Gen-hong YE Zhong-fu

(Institute of Statistical Signal Processing, University of Science and Technology of China, Hefei 230027)

ABSTRACT The initial wavelength calibration procedure of Large Sky Area Multi-Object Fiber Spectroscopic Telescope (LAMOST) consists of three steps. Firstly, for each certain point in the search space near the prior calibration coefficients, its corresponding simulation arc spectrum could be obtained with the interpolation method. Then, the cross correlation between the simulation arc spectrum and the observed one will be calculated. Finally, the result of initial wavelength calibration is the calibration coefficient corresponding to the maximum correlation coefficient. Thus, multi-parameter optimization problem is essential in the calibration procedure. Particle swarm optimization (PSO) is a stochastic global optimization algorithm that is based on swarm intelligence. It has the advantages of easy to implement, high accuracy and fast convergence. Considering the excellent performance of PSO, we propose an optimization method for initial wavelength calibration of LAMOST based on PSO, and design the corresponding algorithm and the initial wavelength calibration test experiments. The experimental results show that the proposed PSO-based algorithm outperforms the improved genetic algorithm in terms of convergence speed, solution quality and CPU time. Therefore, the proposed method is a more effective method for initial wavelength calibration.

Key words telescopes, methods: numerical