

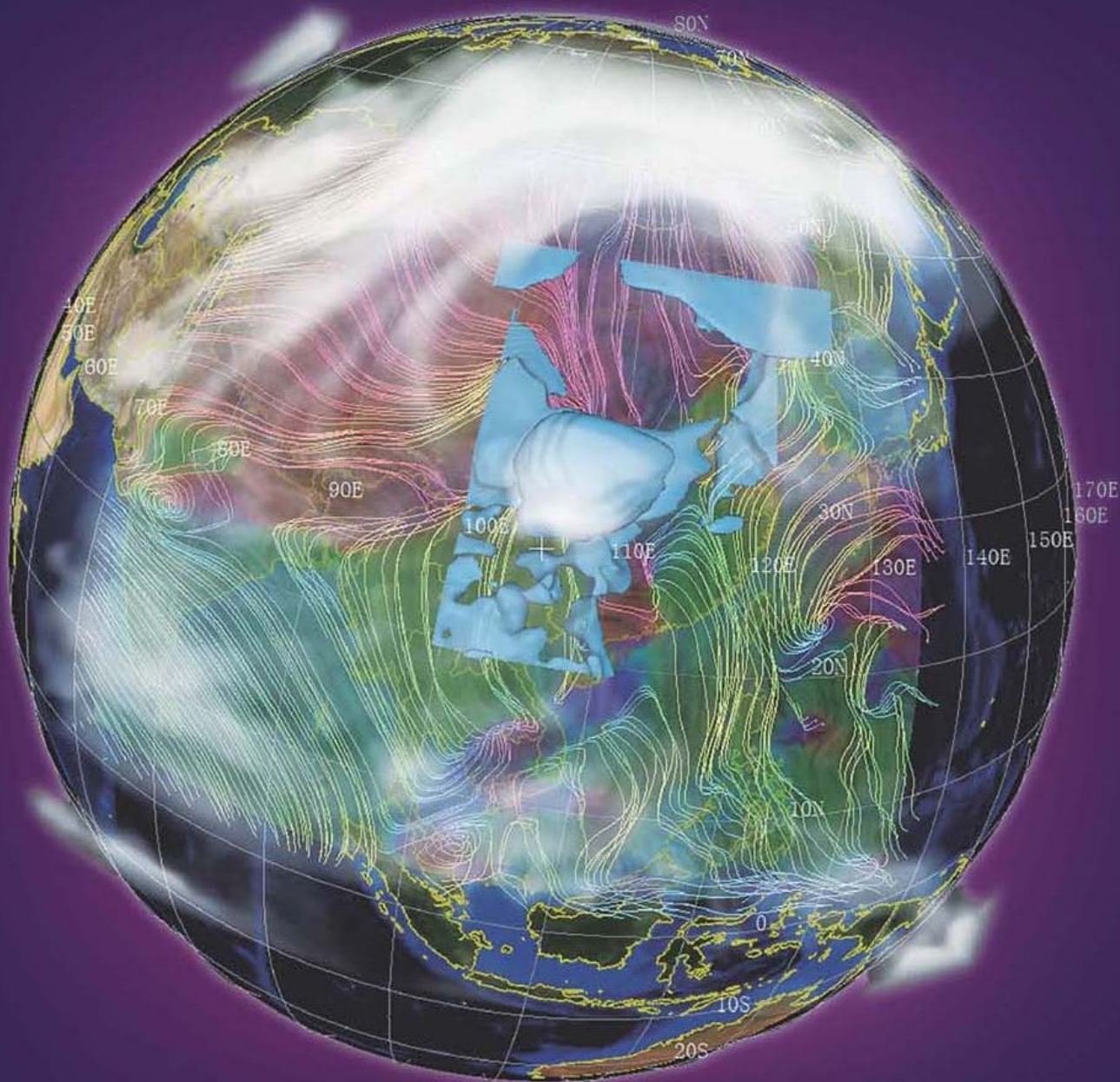


主办: 中国科学院遥感与数字地球研究所
中国图象图形学学会
北京应用物理与计算数学研究所

中国图象图形学报

2015
05
VOL.20

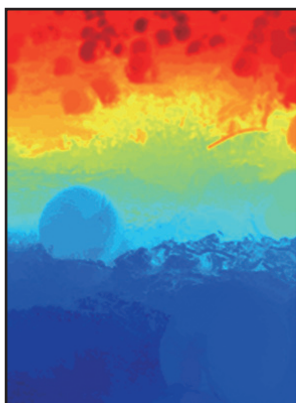
ISSN1006-8961
CN11-3758/TB



风场云场混合可视化



面向彩色增强图像的客观质量评价算法(第0643页)



使用柯西分布点扩散函数模型的单幅散焦图像深度恢复(第0708页)



基于蛙跳算法的离散粒子群优化端元提取(第0724页)

综述

中国图像工程: 2014

章毓晋 0585

图像分割中的超像素方法研究综述

宋熙煜, 周利莉, 李中国, 陈健, 曾磊, 闫钊 0599

图像处理和编码

结合通道共生和选择集成的彩色图像隐写分析

栗风永, 张新鹏 0609

复数基下的图像伪装算法

朱喜玲, 陈伟, 宋瑞霞, 齐东旭 0618

复杂自然环境下感兴趣区域检测

肖志涛, 王红, 张芳, 耿磊, 吴骏, 李月龙, 李峰 0625

结合调整差值变换的(K,N)有意义图像分存方案

欧阳显斌, 邵利平, 陈文鑫 0633

图像分析和识别

面向彩色增强图像的客观质量评价算法

李子印, 倪军 0643

基于局部模型匹配的几何活动轮廓跟踪

刘万军, 刘大千, 费博雯, 曲海成 0652

密集特征加权跟踪算法

罗会兰, 梅晶, 孔繁胜 0664

利用Kolmogorov-Smirnov统计的区域化图像分割

赵泉华, 张洪云, 李玉 0678

混合生成式和判别式模型的图像自动标注

李志欣, 施智平, 张灿龙, 王金艳 0687

基于协作表示残差融合的3维人脸识别

詹曙, 臧怀娟, 相桂芳 0700

图像理解和计算机视觉

使用柯西分布点扩散函数模型的单幅散焦图像深度恢复

明英, 蒋晶珏 0708

计算机图形学

用户驱动的微博可视化搜索

周霞娟, 汪飞, 金玲, 陈为, 王章野 0715

遥感图像处理

基于蛙跳算法的离散粒子群优化端元提取

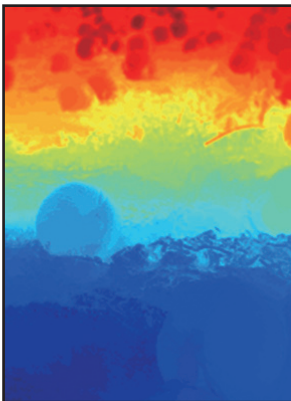
吴国伟, 赵艳玲, 王龙, 倪巍, 许立江, 冉艳艳 0724

CONTENTS

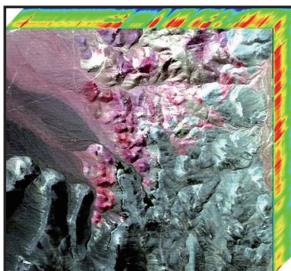
JOURNAL OF IMAGE AND GRAPHICS



Objective quality assessment
for enhanced chromatic
images(P0643)



Depth recovery from a single
defocused image using a
Cauchy-distribution-based
point spread function model
(P0708)



Discrete particle swarm
optimization endmember
extraction based on shuffled
frog leaping algorithm
(P0724)

Review

Image engineering in China: 2014 Zhang Yujin	0585
Review on superpixel methods in image segmentation Song Xiyu, Zhou Lili, Li Zhongguo, Chen Jian, Zeng Lei, Yan Bin	0599

Image Processing and Coding

Steganalysis for color images based on channel co-occurrence and selective ensemble Li Fengyong, Zhang Xinpeng	0609
Image disguise algorithm based on complex number base Zhu Xiling, Chen Wei, Song Ruixia, Qi Dongxu	0618
ROI detection under the complicated natural environment Xiao Zhitao, Wang Hong, Zhang Fang, Geng Lei, Wu Jun, Li Yuelong, Li Feng	0625
Meaningful (K, M) image sharing scheme combined with the adjusting difference transformation Ouyang Xianbin, Shao Liping, Chen Wenxin	0633

Image Analysis and Recognition

Objective quality assessment for enhanced chromatic images Li Ziyin, Ni Jun	0643
Geometric active contour tracking based on locally model matching Liu Wanjun, Liu Daqian, Fei Bowen, Qu Haicheng	0652
The dense feature-weighted object tracking Luo Huilan, Mei Jing, Kong Fansheng	0664
Regionalized image segmentation using Kolmogorov-Smirnov statistics Zhao Quanhua, Zhang Hongyun, Li Yu	0678
Hybrid generative/discriminative model for automatic image annotation Li Zhixin, Shi Zhiping, Zhang Canlong, Wang Jinyan	0687
Three dimensional face recognition by fused residual based on collaborative representation Zhan Shu, Zang Huaijuan, Xiang Guifang	0700

Image Understanding and Computer Vision

Depth recovery from a single defocused image using a Cauchy-distribution-based point spread function model Ming Ying, Jiang Jingjue	0708
--	------

Computer Graphics

User-driven visual micro-blog search Zhou Xiajuan, Wang Fei, Jin Ling, Chen Wei, Wang Zhangye	0715
--	------

Remote Sensing Image Processing

Discrete particle swarm optimization endmember extraction based on shuffled frog leaping algorithm Wu Guowei, Zhao Yanling, Wang Long, Ni Wei, Xu Lijiang, Ran Yanyan	0724
--	------

中图法分类号: TP7 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2015)05-0724-09

论文引用格式: Wu G W, Zhao Y L, Wang L, Ni W, Xu L J, Ran Y Y. Discrete particle swarm optimization endmember extraction based on shuffled frog leaping algorithm[J]. Journal of Image and Graphics, 2015, 20(5): 0724-0732. [吴国伟, 赵艳玲, 王龙, 倪巍, 许立江, 冉艳艳. 基于蛙跳算法的离散粒子群优化端元提取[J]. 中国图象图形学报, 2015, 20(5): 0724-0732.][DOI:10.11834/jig.20150515]

基于蛙跳算法的离散粒子群优化端元提取

吴国伟, 赵艳玲, 王龙, 倪巍, 许立江, 冉艳艳

中国矿业大学(北京), 地球科学与测绘工程学院, 土地复垦与生态重建研究所, 北京 100083

摘要: 目的 针对离散粒子群优化(D-PSO)端元提取算法易“早熟”, 易陷入局部最优解等问题, 引入蛙跳算法, 提出了基于蛙跳算法的离散粒子群优化(SFLA-DPSO)端元提取算法。方法 该算法把粒子群分成若干族群, 先在每个族群内进行深度寻优, 然后在族群间完成信息交流, 实现了 SFLA 算法的全局性、并行性与 D-PSO 算法的快速收敛性相结合, 进而避免粒子陷入局部最优解。分别用 SFLA-DPSO、D-PSO 和 SMACC 对云南普朗地区 Hyperion 高光谱影像提取端元; 同时, 在 Hyperion 和 AVIRIS 高光谱影像的可行解搜索空间内, 分别用 SFLA-DPSO、D-PSO 和 N-FINDR 提取端元, 借助统计学理论分析计算两种算法在不同迭代次数下达到全局收敛的概率。结果 当达到一定迭代次数后, SFLA-DPSO 出现全局收敛的概率基本达到 100%, 而 D-PSO 却仅在 65% 左右, 因此 SFLA-DPSO 算法具有较高的可信度。结论 从而认为 SFLA-DPSO 克服局部收敛的能力更强, 表现出良好的稳定性。

关键词: 离散粒子群优化; 蛙跳算法; 端元提取; 高光谱遥感; 局部收敛

Discrete particle swarm optimization endmember extraction based on shuffled frog leaping algorithm

Wu Guowei, Zhao Yanling, Wang Long, Ni Wei, Xu Lijiang, Ran Yanyan

Institute of Land Reclamation and Ecological Restoration, College of Geoscience and Surveying Engineering,
China University of Mining & Technology (Beijing), Beijing 100083, China

Abstract: **Objective** The problem of easily falling into “premature” and local optimum values is encountered during end-member extraction via discrete particle swarm optimization (DPSO). Thus, this study introduced the shuffled frog leaping algorithm (SFLA) into DPSO. When SFLA-DPSO (DPSO based on SFLA) was run, the particle swarm was divided into several groups. DPSO was then used for an in-depth search of endmembers, and information was exchanged between groups. SFLA-DPSO combined the universality and parallelism of SFLA with the fast convergence of DPSO. The combined method can prevent the particle swarm from falling in the local optimum. **Method** SFLA-DPSO, DPSO, and SMACC were applied to extract the endmembers of a hyperspectral RS image in Pulang, Yunnan Province. Then, the probability of global convergence was calculated by using SFLA-DPSO, DPSO, and N-FINDR to extract the endmembers in the respective search space of the Hyperion and AVIRIS hyperspectral images. **Result** SFLA-DPSO had higher precision than the other tested methods. The global convergence probability of SFLA-DPSO reached 100% as the number of iterations increased, whereas that of DPSO was only between 50% and 65%. **Conclusion** SFLA-DPSO showed a much stronger ability to overcome local convergence than DPSO.

收稿日期: 2014-09-16; 修回日期: 2014-12-26

基金项目: 教育部新世纪优秀人才支持计划(NCET-12-0964)

第一作者简介: 吴国伟(1989—), 男, 中国矿业大学(北京)大地测量学与测量工程专业硕士研究生, 主要研究方向遥感与 GIS 科学。

E-mail: guowei_wu@foxmail.com.

Supported by: Supported by Program for New Century Excellent Talents in University (NCET-12-0964)

Key words: discrete particle swarm optimization; huffled frog leaping algorithm; endmember extraction; hyperspectral remote sensing; local convergence

0 引言

高光谱遥感影像因具有较高的光谱分辨率、连续海量的地物光谱信息等特点成为当今遥感领域研究的热点。但其较低的空间分辨率使遥感影像中存在大量的混合像元,并成为制约高光谱遥感发展应用的关键因素。混合像元解混是解决这一问题的关键,而端元提取是解混混合像元的关键^[1-3],因此研究端元提取算法具有重要意义。目前国内外常用的端元提取算法比较多,诸如,基于凸体结构的纯净像元指数(PPI)算法^[4]、N-FINDR算法^[5]、顶点成分分析(VCA)算法^[6]、连续最大角凸锥(SMACC)算法^[7]等、基于分解残差最小的迭代误差分析(IEA)算法^[8]、非负矩阵因数分解(NMF)算法^[9]等。以上算法均建立在线性光谱混合模型之上,因模型的建立和算法比较容易实现,其精度能满足大部分应用的需求,所以基于此类模型的算法最多。但是,由于地物散射等因素的影响,像元光谱表现出复杂的非线性形式,并不全是满足线性模型,导致以上算法存在一定的局限性。因此,杨可明等人^[10]基于信息熵理论提出的光谱最小信息熵(SMSE)算法,张兵等基于粒子群理论提出的离散粒子群优化(D-PSO)算法^[11],都脱离了传统线性模型的思想,借助统计学原理提取满足阈值条件的端元,减少了对数据质量的依赖,特别是D-PSO算法对解决高噪声的数据具有较高的适应性,从而为解决复杂的非线性问题提供了有效的方法。但是,D-PSO算法易早熟,尤其在解决高维复杂问题时易陷入局部最优值的缺点,在一定程度上影响了端元提取的精度。而蛙跳算法(SFLA)作为一种启发式的全局寻优智能算法,具有较强的鲁棒性、全局性、并行高效性等优点,可以克服D-PSO算法的不足。因此,本文尝试将蛙跳算法引入D-PSO算法中提出了基于蛙跳算法的离散粒子群优化(SFLA-DPSO)端元提取算法。并将SFLA-DPSO、D-PSO和N-FINDR提取的端元质量进行比较,通过实验分析表明SFLA-DPSO算法在端元提取方面具有较好的效果。

1 理论与模型

1.1 蛙跳算法

蛙跳算法是Eusuff和Lansey^[12]于2003年提出的一种全局寻优的启发式生物智能算法。该算法因简易,设置参数少,全局搜索能力强等优点,越发被众多研究者重视。

蛙跳理论是将具有相同结构的蛙体分成若干群落。青蛙觅食时,先按族群分类进行局部搜索并完成个体间的信息交流,然后混合族群使局部间的信息得到交换,实现群体间的混合运算。局部搜索和全局信息交流相结合能使算法及时跳出局部收敛,向着全局最优方向前进,是蛙跳算法最主要特点。其数学表达为:假设 D 维可行解空间中有 X 只青蛙,第 i 只青蛙可表示为 $\mathbf{P}_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iD})$ ($i = 1, 2, \dots, X$),计算每只青蛙的适应度值并降序排列分组,然后将种群分成 M 个子蛙群,每个子蛙群内蛙体数 N ,即 $X = M \times N$ 。进化计算过程中,第1只青蛙分入第1个子蛙群,第2只青蛙分入第2个子蛙群,一直到第 M 只青蛙分入第 M 个子蛙群。然后,第 $M+1$ 只青蛙又分入第1个子蛙群,第 $M+2$ 只青蛙分入第2个子蛙群,这样一直循环到所有蛙体被分配完毕。在每一个子蛙群中,将适应值最好和最差的个体分别记为 $\mathbf{P}_b$ 和 $\mathbf{P}_w$,整个蛙群的最优值记为 $\mathbf{P}_g$ 。每次循环,只提高最差个体的适应值。混合蛙跳中最差适应位置蛙体的更新策略为蛙跳步长更新

$$\mathbf{P}_i = r(\mathbf{P}_b - \mathbf{P}_w) \quad (1)$$

位置更新

$$\begin{aligned} \mathbf{P}_w(k+1) &= \mathbf{P}_w(k) + \\ \mathbf{P}_i(\mathbf{P}_i \in [-\mathbf{P}_{\max}, \mathbf{P}_{\max}]) \end{aligned} \quad (2)$$

式中, r 为 $[0,1]$ 间的随机数, $\mathbf{P}_{\max}$ 为蛙体每次更新的最大步长。

每次更新中,如果得到的适应度值 $\mathbf{P}_w(k+1)$ 优于原来的 $\mathbf{P}_w$,则用 $\mathbf{P}_w(k+1)$ 更新 $\mathbf{P}_w$;否则用 $\mathbf{P}_g$ 替换 $\mathbf{P}_w$ 。如果适应度值仍然没有改进,则随机产生一个新的蛙体适应度值替换所求的值,直到达到迭代次数后结束。

1.2 离散粒子群算法

离散粒子群算法是基本粒子群(PSO)算法^[13]提出的,用以解决高光谱影像端元提取的问题。其数学表达为^[14]:假设粒子群是由 m 个粒子组成一个群落,目标搜索空间为 n 维,第 i 个粒子 t 时刻在搜索空间中的位置为 $\mathbf{X}_i^t = (x_{i1}^t, x_{i2}^t, \dots, x_{in}^t)$ ($i=1, 2, \dots, m$),第 i 个粒子的速度为 $\mathbf{V}_i^t = (v_{i1}^t, v_{i2}^t, \dots, v_{in}^t)$ 。记第 i 个粒子的历史最优位置为 $\mathbf{P}_i^t = (p_{i1}^t, p_{i2}^t, \dots, p_{in}^t)$,粒子全局最优位置为 $\mathbf{P}_g^t = (p_{g1}^t, p_{g2}^t, \dots, p_{gn}^t)$,那么 t 时刻第 i 个粒子在 d ($d=1, 2, \dots, n$) 维子空间中的速度和位置更新策略为

$$\mathbf{v}_{id}^t = w\mathbf{v}_{id}^{t-1} + c_1r_{1d}^{t-1}(\mathbf{P}_{id}^{t-1} - \mathbf{x}_{id}^{t-1}) + c_2r_{2d}^{t-1}(\mathbf{P}_{gd}^{t-1} - \mathbf{x}_{id}^{t-1}) \quad (3)$$

$$\mathbf{x}_{id}^t = \mathbf{x}_{id}^{t-1} + \mathbf{v}_{id}^t \quad (4)$$

式中, w 为惯性权值, c_1 和 c_2 为学习因子; r_{1d}^{t-1} 和 r_{2d}^{t-1} 是介于 $[0, 1]$ 的随机数; $\mathbf{v}_{id}^t \in [-v_{\max}, v_{\max}]$, $v_{\max}$ 为常数,限制粒子的速度。

2 SPLA-DPSO 算法实现

2.1 适应度函数

评价端元提取质量的重要指标是检验原始影像与反混影像的相似程度,即用原始影像 $\{\mathbf{r}_i\}_{i=1}^n$ 和反混影像 $\{\hat{\mathbf{r}}_i\}_{i=1}^n$ 的均方根误差平均值(RMSE)来表示,即

$$\text{RMSE}(\{\mathbf{r}_i\}_{i=1}^n, \{\hat{\mathbf{r}}_i\}_{i=1}^n) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \sqrt{\frac{1}{L} \|\mathbf{r}_i - \hat{\mathbf{r}}_i\|_2^2} \quad (5)$$

式中, L 表示影像的波段数, n 表示影像中像元总数。高光谱中如果已知原始影像和端元,则可以通过全约束最小二乘法(FCLS)^[15]进行反混影像,即通过全约束最小二乘求取 $\{\hat{\mathbf{r}}_i\}_{i=1}^n$ 。RMSE 值越小,表示原始影像中第 i 个(共 n 个)像元的光谱向量 $\mathbf{r}_i$ 与反混影像中相同位置像元的光谱向量 $\hat{\mathbf{r}}_i$ 就越接近,提取端元的质量就越好。

2.2 算法流程

基于蛙跳算法的离散粒子群优化端元提取算法,首先定义一个可行解空间,令集合 $\mathbf{X}_{n,m} = \left\{ (x_1, x_2, \dots, x_n) \mid x_i \in \{0, 1\}, \sum_{i=1}^n x_i = m \right\}$, 即 $\mathbf{X}_i \in \mathbf{X}_{n,m}$ 表示仅由 0、1 组成的一个 n 维向量,其中有 m ($\leq n$) 维位置为 1,其余位置为 0,则用 $\mathbf{X}_{n,m}$ 可表示端元搜

索的可行解空间。在可行解空间内随机产生 F 个由 0 和 1 组成的蛙体(或粒子)位置矩阵,第 i 个蛙体位置可表示为

$$\mathbf{F}_i = \left\{ (f_{i1}, f_{i2}, \dots, f_{iT}) \mid f_{it} \in \{0, 1\}, \sum_{t=1}^T f_{it} = e \right\} \quad (6)$$

式中, T 为可行解空间中所有像元总数, e 为端元数。

将 F 个随机数组代表的端元代入式(5)计算每个初始蛙体的适应度函数值并按降序排列;然后按照蛙跳算法原理将蛙体分成 P_{num} 组大小相等的子群,子群体中最差蛙体采用 SFLA-DPSO 算法进化。

定义集合 $\mathbf{V}_{n,q} = \{ (v_1, v_2, \dots, v_n) \mid v_i \in \{-1, 0, 1\} \}$, $\mathbf{v} \in \mathbf{V}_{n,q}$ 是由 0、1 和 -1 组成的 n 维矩阵,且 $\sum_{i=1}^n |v_i| = 2e$, $\sum_{i=1}^n v_i = 0$ 。令第 i 个蛙群中第 j 个蛙体 t 时刻的位置为 $\mathbf{F}_{ij}^t(t) \in \mathbf{X}_{n,m}$, 必然有 $\mathbf{F}_{igd}^t(t)$ 、 $\mathbf{F}_{iwd}^t(t)$ 、 $\mathbf{F}_{gd}^t \in \mathbf{X}_{n,m}$ 。若 $\mathbf{E}_1, \mathbf{E}_2 \in C(\{\mathbf{r}_i\}_{i=1}^n, m)$ 且 $\mathbf{F}_1 = G(\mathbf{E}_1)$, $\mathbf{F}_2 = G(\mathbf{E}_2)$, 则 $\mathbf{F}_1, \mathbf{F}_2 \in \mathbf{X}_{n,m}$, 那么蛙体从位置 $\mathbf{F}_2$ 运动到位置 $\mathbf{F}_1$ 的速度为 $\mathbf{V}_1 = \mathbf{F}_1 - \mathbf{F}_2 = (v_1, v_2, \dots, v_n) \in \mathbf{V}_{n,q}$, 其中

$$G: C(\{\mathbf{r}_i\}_{i=1}^n, m) \rightarrow \mathbf{X}_{n,m} \quad (7)$$

$$\mathbf{v}_i = \begin{cases} 1 & \mathbf{r}_i \in \mathbf{E}_1, \mathbf{r}_i \notin \mathbf{E}_2 \\ -1 & \mathbf{r}_i \notin \mathbf{E}_1, \mathbf{r}_i \in \mathbf{E}_2 \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (8)$$

式中, $\mathbf{E}$ 表示 $\{\mathbf{r}_i\}_{i=1}^n$ 中的像元 $\mathbf{r}_i$ 被选为端元的集合。很明显 $\mathbf{F}_{igd}^t - \mathbf{F}_{iwd}^t \in \mathbf{V}_{n,q1}$, $\mathbf{F}_{gd}^t - \mathbf{F}_{iwd}^t \in \mathbf{V}_{n,q2}$, 因此在可行解空间中,速度更新策略为

$$\mathbf{v}_{id}^t = T((\mathbf{F}_{igd}^{t-1} - \mathbf{F}_{iwd}^{t-1}) + (\mathbf{F}_{gd}^{t-1} - \mathbf{F}_{iwd}^{t-1})) \text{ 或} \quad (9)$$

式中, $\mathbf{F}_{igd}^t$ 为第 i 蛙群最优蛙体, $\mathbf{F}_{iwd}^t$ 为第 i 蛙群最差蛙体, $\mathbf{F}_{gd}^t$ 为全局最优蛙体。 $T(\mathbf{x})$ 和 $R(\mathbf{x})$ 均为随机选择函数,蛙群内每次迭代,当粒子以概率 p 选择 $T(\mathbf{x})$ 更新速度时,由于 $[(\mathbf{F}_{igd}^{t-1} - \mathbf{F}_{iwd}^{t-1}) + (\mathbf{F}_{gd}^{t-1} - \mathbf{F}_{iwd}^{t-1})] \in \{-2, -1, 0, 1, 2\}$, 则 $T(\mathbf{x})$ 函数会从 $\mathbf{x}$ 的正分量 1 或 2 对应的位置中随机选择一个赋值为 1,在负分量 -1 或 -2 对应的位置中随机选择一个赋值为 -1,其他位置赋值为 0,得到 $\mathbf{v}_k(t+1) \in \mathbf{V}_{n,1}$; 当以 $1-p$ 的概率选择 $R(\mathbf{x})$ 更新速度时,由于 $\mathbf{F}_i(t) \in \mathbf{X}_{n,m}$, $R(\mathbf{x})$ 函数则是从 $\mathbf{x}$ 的正分量 1 对应的位置中随机的选择一个赋值为 -1,零分量所在的位置中随机选择一个赋值为 1,其他位置赋值为 0,得

到 $v_k(t+1) \in V_{n,1}$, 其中 $p \in (0,1)$ 。

若更新的蛙体适应度函数值优于该子群体中最优蛙体, 则替换之, 然后重新执行 SFLA-DPSO 算法更新位置和速度, 从而找出每个子群体中局部最优个体及所在的位置, 并记录全局最优解及全局最优位置, 直到达到设定的迭代次数。蛙体具体更新速度和位置为

$$v_{id}^t = wv_{id}^{t-1} + c_1r_{1d}^{t-1}(F_{igd}^{t-1} - F_{id}^{t-1}) + c_2r_{2d}^{t-1}(F_{gd}^{t-1} - F_{id}^{t-1}) \text{ 或}$$

$$v_{id}^t = R(F_{ij}(t)) \quad (10)$$

$$F_{iwd}^t = F_{iwd}^{t-1} + v_{id}^t \quad (11)$$

当达到设定的迭代次数后, 混洗蛙群使局部间的信息得到交换, 再根据更新后的蛙体适应度函数值重新排序、分组, 再次完成局部搜索; 持续循环达到设定的混洗次数后结束, 最终找到最优蛙体, 即端元。算法流程如图1所示。

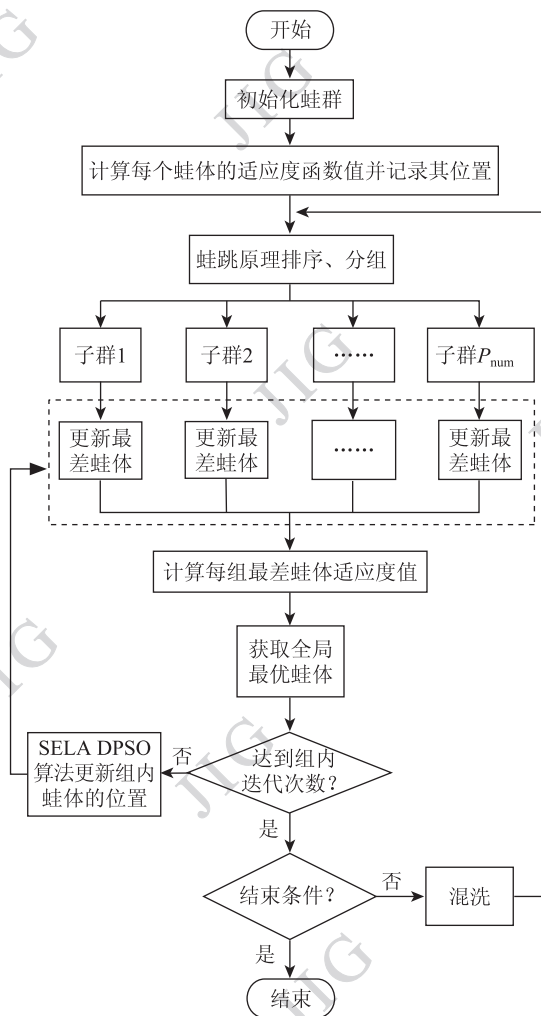


图1 算法流程图

Fig.1 Framework of SFLA-DPSO

3 实验与分析

3.1 实验数据

选取中国云南省普朗地区 EO-1 卫星获取的 Hyperion 高光谱影像作为实验数据。经过预处理, 实验影像共 131 个波段, 光谱范围 $0.4 \sim 2.3 \mu\text{m}$, 光谱分辨率 10 nm, 空间分辨率 30 m, 大小为 400×350 像素, 如图2所示。该地区以山地为主, 主要被松类植物所覆盖。同时, 区域内含有大量的硅酸盐、碳酸盐和铁氧化物等矿物。根据内在维度 (VD) [16] 估算该实验区影像内的端元个数为 8, 故在后续实验中设置端元数目为 8。

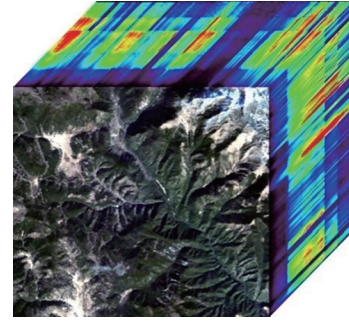


图2 普朗地区 Hyperion 影像

Fig.2 Hyperion hyperspectral image in the Pulang area

3.2 算法验证

分别将 SFLA-DPSO、D-PSO 和 SMACC 应用于实验影像, 其中设置 SFLA-DPSO 和 D-PSO 迭代 1000 次, 提取了 8 个端元, 并计算均方根误差平均 RSME 值。端元光谱如图3—图5所示。

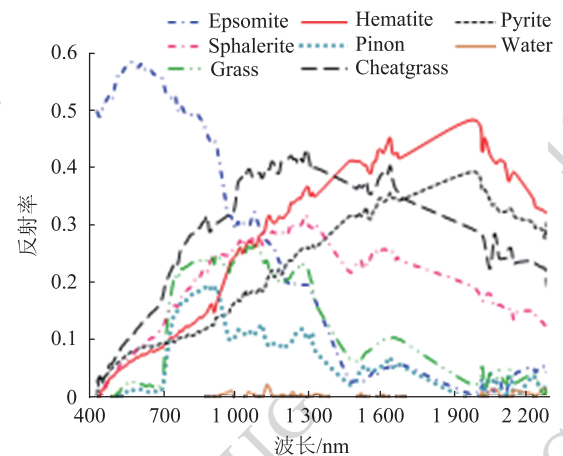


图3 SFLA-DPSO 提取端元光谱曲线

Fig.3 Endmember spectra extracted by SFLA-DPSO

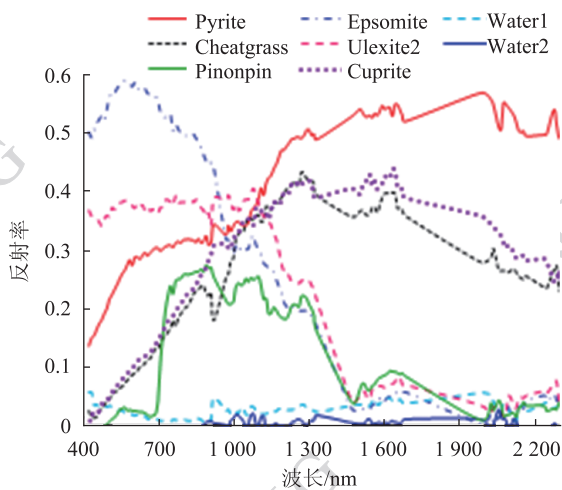


图 4 D-PSO 提取端元光谱曲线
Fig. 4 Endmember spectra extracted by D-PSO

随后与 USGS 标准波谱库比对,采用光谱角制图(SAM)和光谱特征拟合(SFF)的加权平均值作为精度指标,分析该算法的可信度。取 SAM 和 SFF 的权重为 0.7 和 0.3。精度越接近 1,表明端元质量越高,结果如表 1 所示。

从表 1 分析可知:

1) SFLA-DPSO 提取的 8 个端元中有 6 个与 SMACC 提取的相同,其中有 4 个端元的精度比 SMACC 高;该算法提取的水体,在实验影像(图 2 所

示)右上角的深蓝部分可以查到。

2) 由 RMSE 值可以看出,迭代 1 000 次时,算法 SFLA-DPSO 提取端元的 RMSE 值小于 D-PSO,表明在该迭代次数下, SFLA-DPSO 提取端元的精度大于 DPSO。此时, D-PSO 一定陷入了局部最优解。

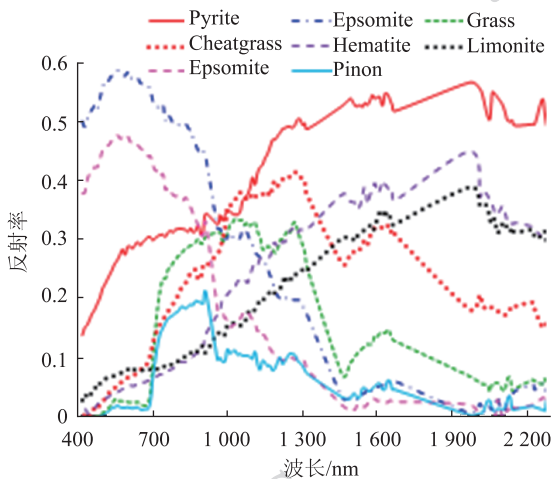


图 5 SMACC 提取端元光谱曲线
Fig. 5 Endmember spectra extracted by SMACC

由此可见, SFLA-DPSO 具有较高的可信度。但若说明 SFLA-DPSO 比 D-PSO 较易克服局部收敛, 还需进一步比较算法克服局部收敛的能力。

表 1 SFLA-DPSO, D-PSO 和 SMACC 提取端元加权平均值和均方根误差平均值
Table 1 Extracting weighted average and RMSE of SFLA-DPSO, D-PSO and SMACC

算法	端元/加权平均值								RMSE
	1	2	3	4	5	6	7	8	
SFLA-DPSO	Epsomite/ 0.526	Pyrite/ 0.717	Pinon/ 0.483	Cheatgrass/ 0.704	Grass/ 0.606	Hematite/ 0.636	Sphalerite/ 0.617	Water	8.924 8
D-PSO	Epsomite/ 0.493	Pyrite/ 0.770	Pinon/ 0.476	Cheatgrass/ 0.510	Cuprite/ 0.612	Ulexite2/ 0.578	Water1	Water2	9.012 5
SMACC	Epsomite/ 0.526	Pyrite/ 0.811	Pinon/ 0.467	Cheatgrass/ 0.568	Grass/ 0.589	Hematite/ 0.597	Limonite/ 0.722	Epsomite/ 0.412	8.934 1

3.3 算法收敛比对

主要对比 SFLA-DPSO、D-PSO 和 N-FINDR3 种算法提取端元时克服局部收敛的性能。实验平台使用联想笔记本电脑 Inter(R) Core(TM) I3, 2.13 GHz, 内存 2 G; 实验软件 MATLAB R2010a。

3.3.1 参数设置

选取的实验影像中包含 140 000 个像素, 为了节约时间, 采用最小噪声分离(MNF)算法^[17]对实验

影像降维处理, 然后采用 PPI 算法从经过处理后的影像中提取 100 个端元作为可行解搜索空间。当计算适应度函数值时仍然使用实验影像进行 FCLS 并计算 RMSE, 其中影像重采样设为 100。

依据文献[11]实验可知, 离散粒子群算法中概率选择函数 $T(x)$ 的概率越大, 端元提取精度越高, 但计算时间也就越长。因此, 为了保证精度, 将概率设定为 0.8; 蛙体数取 20; 蛙群数取 2; 端元数取 8;

组内迭代次数取 10, 50, 100, 150, 200, …… , 500; 混洗次数统一设置为 10 次, 可以保证相同的迭代次数下算法调用适应度函数的次数相同。每组迭代实验进行 20 次, 通过大量实验数据显示, $RMSE = 8.910\ 8$ 为最小值, 即看做是全局收敛值, 进而统计两种算法在每组实验中全局收敛和局部收敛次数, 并取 $RMSE$ 和 $time$ 的平均值作为实验结果。如表 2 所示, 这里列出其中 8 组实验数据。

3.3.2 实验分析

SFLA-DPSO 和 D-PSO 的端元提取存在一定的波动性, 可能原因: 1) 算法属于随机组合优化问题, 所提取的端元存在一定的概率随机性; 2) 算法初始化端元的质量不同, 相同的迭代次数下, 优选的端元质量也存在差异。因此本文通过大量实验, 利用统计学原理对 SFLA-DPSO 进行优劣评定。

1) 算法稳定性。由表 2 可以看出, 迭代 10 次实

表 2 不同迭代次数下 SFLA-DPSO, D-PSO 和 N-FINDR 收敛结果比较
Table 2 Comparison of the convergenceresults of SFLA-DPSO, D-PSO and N-FINDR under different number of iterations

迭代次数	评价指标	SFLA-DPSO	D-PSO	N-FINDR
10	$\overline{RMSE}$ (R/L)	—/9.310 1	—/9.567	
	$\overline{time}/min$ (R/L)	—/1.674 7	—/1.608 4	15.881 0
	次数 (R/L)	0/20	0/20	
50	$\overline{RMSE}$ (R/L)	8.910 8/8.946 7	8.910 8/9.041 2	
	$\overline{time}/min$ (R/L)	7.876 7/7.820 4	7.815 5/8.052 1	12.932 7
	次数 (R/L)	8/12	4/16	
100	$\overline{RMSE}$ (R/L)	8.910 8/8.926 7	8.910 8/8.945 4	
	$\overline{time}/min$ (R/L)	17.259/17.332	17.019 3/16.796 2	11.327 1
	次数 (R/L)	14/6	7/13	
150	$\overline{RMSE}$ (R/L)	8.910 8/8.912 1	8.910 8/8.934 7	
	$\overline{time}/min$ (R/L)	25.872 2/25.977 1	25.528 6/25.685 8	11.004 5
	次数 (R/L)	18/2	10/10	
200	$\overline{RMSE}$ (R/L)	8.910 8/—	8.910 8/8.929 5	
	$\overline{time}/min$ (R/L)	34.032 2/—	33.563/33.714	10.549 7
	次数 (R/L)	20/0	11/9	
250	$\overline{RMSE}$ (R/L)	8.910 8/—	8.910 8/8.924 1	
	$\overline{time}/min$ (R/L)	42.556 3/—	42.364 8/41.223 9	10.549 7
	次数 (R/L)	20/0	12/8	
300	$\overline{RMSE}$ (R/L)	8.910 8/—	8.910 8/8.921 3	
	$\overline{time}/min$ (R/L)	51.102 3/—	50.793 5/50.008 3	10.549 7
	次数 (R/L)	20/0	12/8	
500	$\overline{RMSE}$ (R/L)	8.910 8/—	8.910 8/8.920 5	
	$\overline{time}/min$ (R/L)	87.406/—	86.480 7/84.877 4	10.549 7
	次数 (R/L)	20/0	12/8	

注: L 代表局部收敛, R 代表全局收敛。

验中,由于迭代次数较少,3种算法均未出现全局收敛。迭代50次实验中,SFLA-DPSO有8次全局收敛,占实验次数的40%;而D-PSO仅有4次,占实验次数的20%。随着迭代次数的增加,SFLA-DPSO出现全局收敛次数更多,当迭代150次时SFLA-DPSO出现全局收敛的次数占90%,而D-PSO的仅占50%;当迭代次数达到大约200次时,SFLA-DPSO基本上都达到全局收敛,而D-PSO出现全局收敛的次数一直保持在50%~60%;很显然SFLA-DPSO更稳定,跳出局部收敛的能力更强。同时,可以从迭代500次的实验中得到该结论的验证。

2) 算法处理的整体精度。SFLA-DPSO在相同迭代次数下局部收敛的平均精度比D-PSO的高,并且迭代次数越多,精度越高,直到达到全局最优解,这也体现出蛙跳算法群内深度搜索与群间信息交流的优越性。反观数据发现,D-PSO局部收敛中出现 $RMSE = 8.9172$ 的概率随着迭代次数的增加而增大,说明D-PSO寻优时一旦陷入局部最优,很难再跳出。同时,在相同搜索空间相同迭代次数下,SFLA-DPSO和D-PSO提取端元精度都大于N-FINDR算法,进一步说明SFLA-DPSO算法的高精度,高可靠性。

3) 影像端元反混时均方根误差平均值整体偏大。可能的原因:(1)Hyperion影像的空间分辨率较低,端元较少,导致识别精度低,反混误差值偏大;(2)该影像受噪声的干扰比较大,图像质量偏低。

SFLA-DPSO不仅克服了D-PSO易陷入局部最优解的问题,而且还提高了端元提取的精度。

4 普适性检验

普适性检验所用实验影像为美国内华达州地区的AVIRIS影像,经预处理后只保留了后32个波段,光谱范围1900~2500nm,光谱分辨率10nm,空间分辨率20m,图幅大小为400×350像素,如图6所示。

根据VD估算该影像端元数为9,分别利用SFLA-DPSO和D-PSO提取影像端元,迭代1000次,得到端元光谱曲线如图7所示。利用USGS标准波谱库进行识别,以SAM和SFF的加权平均值作为识别精度,权重分别设为0.7和0.3,如表3所示。其中SFLA-DPSO提出端元合并后为6种,D-PSO提出端元合并后为5种。从提取端元精度看,SFLA-DPSO明显优于D-PSO。

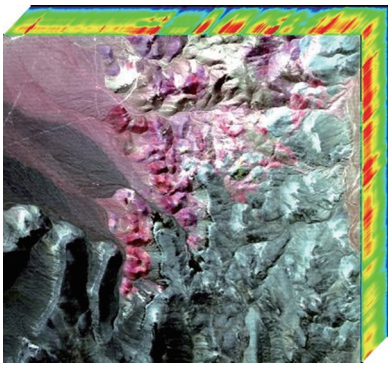


图6 美国内华达州 AVIRIS 高光谱影像
Fig. 6 AVIRIShyperspectral image in the State of Nevada

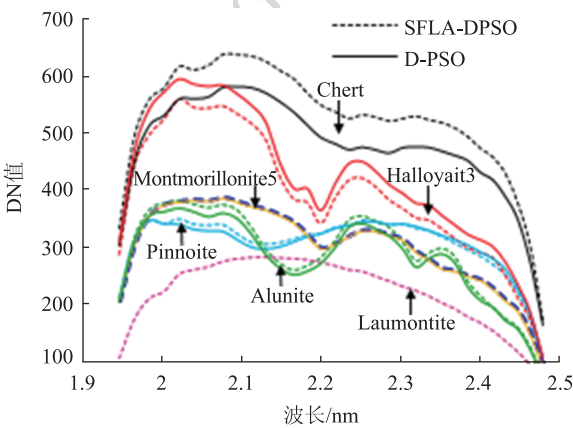


图7 SFLA-DPSO 和 D-PSO 提取端元光谱曲线比较
Fig. 7 Comparison on the endmember spectra extracted by SFLA-DPSO and D-PSO algorithms

表3 SFLA-DPSO 和 D-PSO 提取端元加权平均值
Table 3 Extracting weighted average of SFLA-DPSO and D-PSO

矿物	中文名	D-PSO	SFLA-DPSO
Pinnoite	柱硼镁石	0.784	0.803
Montmorillonite5	蒙脱石	0.828	0.828
Chert	黑硅石	0.838	0.832
Halloysit3	多水高岭石	0.815	0.821
Laumontite	浊沸石	—	0.880
Alunite1	明矾石	—	0.741
Alunite3	明矾石	0.741	—

然后从经过处理后的 AVIRIS 影像中提取100个端元作为候选端元。分别用SFLA-DPSO、D-PSO和N-FINDR提取端元,参数设置与算法收敛比对实验相同,实验结果如表4所示。观察实验结果可知, $RMSE = 6.9318$ 为全局收敛值。

1) 算法稳定性。在大于 200 次迭代的实验中, SFLA-DPSO 达到全局收敛的概率为 100%, 而 D-PSO 只有 55%~65%; 其中在迭代 250 次的实验中可以看到, D-PSO 有 13 次达到全局收敛, 全局收敛的概率为 65%, 而迭代 200 次、300 次、500 次实验中都只出现 11 次全局收敛, 这可能与概率选择函

数 $T(x)$ 有关, 存在一定的波动性。因此, 普适性检验的结果与表 2 显示的实验结果基本吻合。

2) 算法的精度。SFLA-DPSO 和 D-PSO 端元提取的精度都比 N-FINDR 的精度高。

因此, SFLA-DPSO 的普适性检验合格, 且比 D-PSO 较易克服局部收敛。

表 4 不同迭代次数下 SFLA-DPSO, D-PSO 和 N-FINDR 收敛结果比较

Table 4 Comparison of the convergence results of SFLA-DPSO, D-PSO and N-FINDR under different number of iterations

迭代次数	算法	RMSE	time/min	次数
10	SFLA-DPSO (R/L)	—/7.360 0	—/1.320 9	0/20
	D-PSO (R/L)	—/7.396 4	—/1.372 8	0/20
	N-FINDR		10.016 6	
50	SFLA-DPSO (R/L)	6.931 8/6.956 1	6.520 3/6.588 5	3/17
	D-PSO (R/L)	—/6.988 3	—/6.336 4	0/20
	N-FINDR		9.843 9	
100	SFLA-DPSO (R/L)	6.931 8/6.933 4	13.065 8/12.749 9	11/9
	D-PSO (R/L)	6.931 8/6.935 4	12.479 3/12.804 0	5/15
	N-FINDR		9.204 1	
150	SFLA-DPSO (R/L)	6.931 8/6.932 1	18.469 3/19.311 6	17/3
	D-PSO (R/L)	6.931 8/6.934 6	18.492 6/18.663 2	10/10
	N-FINDR		8.873 2	
200	SFLA-DPSO (R/L)	6.931 8/—	25.479 1/—	20/0
	D-PSO (R/L)	6.931 8/6.932 7	22.580 3/25.823 3	11/9
	N-FINDR		8.320 7	
250	SFLA-DPSO (R/L)	6.931 8/—	33.025 1/—	20/0
	D-PSO (R/L)	6.931 8/6.932 3	32.736 3/33.003 3	13/7
	N-FINDR		8.320 7	
300	SFLA-DPSO (R/L)	6.931 8/—	39.731 1/—	20/0
	D-PSO (R/L)	6.931 8/6.932 5	39.197 2/38.494 7	11/9
	N-FINDR		8.320 7	
500	SFLA-DPSO (R/L)	6.931 8/—	66.145 1/—	20/0
	D-PSO (R/L)	6.931 8/6.932 5	66.037 2/67.836 4	11/9
	N-FINDR		8.320 7	

注: L 代表局部收敛, R 代表全局收敛。

5 结 论

由于 D-PSO 端元提取算法容易陷入局部最优的缺点, 将蛙跳算法引入到离散粒子群算法中, 提出了 SFLA-DPSO 算法, 增强了算法寻找端元时避让局部收敛的能力, 使提取的端元质量更高。通过实验

可以看出:

1) SFLA-DPSO 获取的端元质量明显优于 D-PSO, 而且 SFLA-DPSO 在寻优过程中表现出良好的稳定性, 更易跳出局部最优, 向全局最优方向发展, 精度更高。而 D-PSO 则容易陷入局部最优, 更易出现早熟现象。

2) 运行速度方面, 由于 SFLA-DPSO 需要分组、

排序和混洗,可能会比 D-PSO 计算稍慢一些,因此该算法还有待进一步改进。

由此可见,在相同的搜索空间内,SFLA-DPSO 算法提取端元精度明显高于 D-PSO,并且能较好避免陷入局部最优,提高寻优质量。因此,SFLA-DPSO 算法在端元提取领域具有良好应用潜力。

参考文献 (References)

- [1] Li E S, Zhu X L, Zhou X M, et al. The development and comparison of endmember extraction algorithms using hyperspectral imagery[J]. *Journal of Remote Sensing*, 2011, 15(4): 659-679. [李二森,朱述龙,周晓明,等. 高光谱图像端元提取算法研究进展与比较[J]. *遥感学报*, 2011, 15(4): 659-679.]
- [2] Chen Z X, Wu W B. A review on endmember extraction algorithms based on the linear mixing model[J]. *Science of Surveying and Mapping*, 2008, 33(S1): 49-51. [陈子玄,武文波. 基于线性混合模型的端元提取方法综述[J]. *测绘科学*, 2008, 33(S1): 49-51.] [DOI: 10.3771/j.issn.1009-2307.2008.07.018]
- [3] Cui B G, Zhang J, Ma Y, et al. High-resolution image-assisted endmember extraction of hyperspectral image[J]. *Journal of Remote Sensing*, 2014, 18(1): 192-205. [崔宾阁,张杰,马毅,等. 高分辨率图像辅助提取高光谱图像端元[J]. *遥感学报*, 2014, 18(1): 192-205.] [DOI: 10.11834/jrs.20133067]
- [4] Boardman J W, Kruse F A, Green R O. Mapping target signatures via partial unmixing of AVIRIS data[C]//*Proceedings of the 5th Annual JPL Airborne Earth Science Workshop*. Pasadena, USA: JPL, 1995: 23-26.
- [5] Dowler S, Andrews M. On the Convergence of N-FINDR and Related Algorithms: To Iterate or Not to Iterate? [J]. *Geosciences and Remote Sensing Letters*, 2011, 8(1): 4-8. [DOI: 10.1109/LGRS.2010.2049639]
- [6] Nascimento J M P, Bioucas Dias J M. Vertex component analysis: a fast algorithm to unmix hyperspectral data [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2005, 43(4): 898-910. [DOI: 10.1109/TGRS.2005.844293]
- [7] Gruninger J H, Ratkowski A J, Hoke M L. The sequential maximum angle convex cone (SMACC) endmember model [C]//*Proceedings of SPIE*. Orlando, FL, USA: SPIE, 2004, 5425(1): 5425-5432. [DOI: 10.1117/12.543794]
- [8] Neville R A, Staenz K, Szeredi T. Automatic endmember extraction from hyperspectral data for mineral exploration[C]// *The 21st Canadian Symposium*. Ottawa, Canada: Remote Sensing, 1999: 21-24.
- [9] Lee D D, Seung H S. Learning the parts of objects by non-negative matrix factorization[J]. *Nature*, 1999, 401(6755): 788-791.
- [10] Yang K M, Liu S W, Wang L W, et al. An algorithm of spectral minimum Shannon entropy on extracting endmember of hyperspectral image [J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2014, 34(8): 2229-2233. [杨可明,刘士文,王林伟,等. 光谱最小信息熵的高光谱影像端元提取算法[J]. *光谱学与光谱分析*, 2014, 34(8): 2229-2233.] [DOI: 10.3964/j.issn.1000-0593(2014)08-2229-05]
- [11] Zhang B, Sun X, Gao L R, et al. A method of endmember extraction in hyperspectral remote sensing image based on discrete particle swarm optimization (D-PSO) [J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2011, 31(9): 2455-2461. [张兵,孙旭,高连如,等. 一种基于离散粒子群优化算法的高光谱图像端元提取方法[J]. *光谱学与光谱分析*, 2011, 31(9): 2455-2461.] [DOI: 10.3964/j.issn.1000-0593(2011)09-2455-07]
- [12] Eusuff M, Lansey K E. Optimization of water distribution network design using the shuffled frog leaping algorithm [J]. *Water Resources Planning and Management*, 2003, 129(3): 210-225. [DOI: 10.1061/(ASCE)0733-9496(2003)129:3(210)]
- [13] Kennedy J, Eberhart R. Particle swarm optimization [C]//*Proceedings of the IEEE International Conference*. Perth, Western Australia: Neural Networks, 1995, 4: 1942-1948. [DOI: 10.1109/ICNN.1995.488968]
- [14] Kennedy J. The particle swarm: social adaptation of knowledge [C]//*Proceedings of IEEE International Conference*. Indianapolis, Indiana: Evolutionary Computation, 1997, 303-308. [DOI: 10.1109/ICEC.1997.592326]
- [15] Wang L G, Liu D F, Wang Q M. Geometric method of fully constrained least squares linear spectral mixture analysis [J]. *IEEE Transactions on Geosciences and Remote Sensing*, 2013, 51(6): 3558-3566. [DOI: 10.1109/TGRS.2012.2225841]
- [16] Chang C, Du Q. Estimation of number of spectrally distinct signal sources in hyperspectral imagery [J]. *IEEE Transactions on Geosciences and Remote Sensing*, 2004, 42(3): 608-619. [DOI: 10.1109/TGRS.2003.819189]
- [17] Green A A, Berman M, Switzer B, et al. A transformation for ordering multispectral data in terms of image quality with implications for noise removal [J]. *IEEE Transactions on Geosciences and Remote Sensing*, 1998, 26(1): 65-74. [DOI: 10.1109/36.3001]