

# 基于讨论组和自主学习的教与学优化算法\*

吴聪聪<sup>1</sup>, 贺毅朝<sup>1</sup>, 陈巍瑛<sup>1</sup>, 张祖斌<sup>2</sup>, 刘雪静<sup>1</sup>

(1. 河北地质大学 信息工程学院, 石家庄 050031; 2. 四川大学 计算机学院, 成都 610065)

**摘要:** 教与学优化算法 (teaching-learning-based optimization, TLBO) 是一种模仿教学过程的新型启发式优化算法。针对 TLBO 算法寻优精度低、稳定性差的特点, 提出了基于讨论组和自主学习的教与学优化算法 DSTLBO (discussion group and self-learning TLBO)。在原 TLBO 算法的“教”阶段当中加入了小组讨论, 随机将全体同学分成若干组, 通过组内学生向本组中学习最好的组长学习, 提高了算法的局部开发和寻优能力; 组长受老师和组内同学影响进行变异, 提高了算法的探索能力; 在“教”“学”阶段后, 每个学生进入自我学习阶段, 从而提高了算法的全局搜索能力。通过对八个复杂的 Benchmark 函数的测试表明: DSTLBO 算法与基本 TLBO 算法和其经典改进算法 ETLBO 算法相比, 在寻优精度、稳定性和收敛速度方面更具优势。

**关键词:** 教与学优化算法; 讨论组; 自主学习; 变异

**中图分类号:** TP18; TP301.6

**文献标志码:** A

**文章编号:** 1001-3695(2018)05-1386-04

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2018.05.022

## Teaching-learning-based optimization algorithm based on discussion group and self-learning

Wu Congcong<sup>1</sup>, He Yichao<sup>1</sup>, Chen Yiyang<sup>1</sup>, Zhang Zubin<sup>2</sup>, Liu Xuejing<sup>1</sup>

(1. College of Information Engineering, Hebei GEO University, Shijiazhuang 050031, China; 2. College of Computer Science, Sichuan University, Chengdu 610065, China)

**Abstract:** TLBO is a new heuristic optimization algorithm that imitates the teaching process. Aiming at the low precision and poor stability of TLBO algorithm, this paper proposed an improved teaching-learning-based optimization algorithm named DSTLBO TLBO based on discussion group and autonomous learning. In the process of teaching, it added the group discussion mechanism into the TLBO, and divided randomly all the students into several groups. The students in the group learned from the group monitor, and then which improved the local search ability of the algorithm. And the mutation of the group monitors enhanced the ability to explore the algorithm. After the “teaching” and “learning” phases, all students got into the self-learning which improved the global optimization ability of the algorithm. Finally, it used 8 complex benchmark functions to test the algorithm and compared the performance of the algorithms. The result shows that DSTLBO algorithm has advantages over TLBO and ETLBO in optimizing precision, stability and convergence speed.

**Key words:** teaching-learning-based optimization algorithms; discussion group; self-learning; mutation

## 0 引言

通过模拟教学中教师和学生的教与学过程, Rao 等人<sup>[1]</sup>于 2011 年提出了一种新型启发式算法——教与学优化算法 (TLBO)。TLBO 算法具有参数少、结构简单、求解速度快等特点。虽然提出时间不长, 但已经引起很多学者的关注<sup>[2-13]</sup>。随着对 TLBO 研究的不断深入, 目前该算法已成功应用于机械设计与机械处理问题优化<sup>[3]</sup>、热交换优化处理<sup>[4]</sup>、热冷器优化<sup>[5]</sup>、平面钢框架的优化设计<sup>[6]</sup>、数据聚类分组<sup>[7]</sup>、环境/经济调度<sup>[8]</sup>等领域, 并取得了良好效果。但是 TLBO 算法本身还存在着寻优精度略低、稳定性差、收敛速度还不够快的不足。2012 年 Rao 等人<sup>[9]</sup>提出了 ETLBO 算法 (elitist TLBO, ETLBO),

在原算法基础上加入了精英策略, ETLBO 算法比原始算法在收敛速度和精度方面都有所提高, 在解决复杂约束问题上显示出了很好的性能, 此后很多对教与学算法的应用和改进都是基于 ETLBO 算法进行的<sup>[10-12]</sup>。2012 年 Rajasekhar 等人<sup>[10]</sup>提出了相对精英教学优化算法 (ETLOBA), 该算法在寻优精度及收敛速度上比 ETLBO 算法有所增强。2013 年 Rao 等人<sup>[11]</sup>针对解决无约束优化问题又提出了一种改进的 TLBO 算法——ITLBO 算法, 该算法通过多个教师和学生自学来提高算法的探索能力和开发能力。2014 年于坤杰等人<sup>[12]</sup>提出了基于反馈的精英教学优化算法 (FETLBO), 该算法在学生“学”阶段之后加入反馈阶段, 使算法在寻优精度上取得了较好的效果。

本文模拟现实中先进的教学设计, 提出了一种基于讨论小组和学生自主学习的教与学算法, 在原 TLBO 的“教”过程当中

**收稿日期:** 2017-01-09; **修回日期:** 2017-02-28 **基金项目:** 河北省高等学校科学研究计划资助项目 (ZD2016005); 河北省自然科学基金资助项目 (F2016403055)

**作者简介:** 吴聪聪 (1975-), 女, 河北唐山人, 讲师, 硕士, 主要研究方向为智能计算、信息检索、机器学习 (hebwcgcong@126.com); 贺毅朝 (1969-), 男, 河北晋州人, 教授, 硕士, 主要研究方向为进化算法理论与应用、算法设计与分析、计算复杂性理论与群测试理论; 陈巍瑛 (1971-), 女, 湖南宁远人, 教授, 博士, 主要研究方向为机器学习、GIS; 张祖斌 (1996-), 男, 河北石家庄人, 本科生; 刘雪静 (1980-), 女, 河北定州人, 讲师, 硕士, 主要研究方向为智能计算、机器学习。

加入了小组讨论学习,将全体同学分成若干组,在教师教之前,组内学生讨论学习,从而提高了算法的局部精细寻优能力;而各个小组的组长受老师和组内同学共同影响进行变异,从而提高了算法的探索能力;在“教”“学”阶段后,所有学生反向自学,从而提高了算法全局寻优能力。通过仿真实验,DSTLBO算法无论在寻优精度上还是稳定性和收敛速度方面,均比原始TLBO算法和经典的ETLBO算法都有很大的提高。

## 1 教与学算法

Rao等人模拟传统课堂教学中教师和学生的行为提出了教与学优化算法(TLBO)。TLBO算法是一种群优化算法,它将全体学生看成群体,通过学生的两种学习过程使群体不断提高学习成绩,即寻找全局最优解。算法可以分为“教”和“学”两个阶段。“教”阶段意味着跟随教师学习,“学”阶段意味着同学之间相互学习。算法中的教师是由所有学生中成绩最好的学生来担任,在算法的不断进化中,教师是一个变化的个体。总的学生数量就是种群的大小 $N$ ,每个学生所学科目的多少就是个体的维度 $d$ 。适应度函数 $f(X_i)$ 值就是学生 $X_i = \{x_{i1}, x_{i2}, x_{i3}, \dots, x_{id}\}$ 的成绩,适应度越好,表明成绩越优秀。

### 1.1 “教”阶段

在任意第 $t$ 次迭代中,“教”阶段模拟学生向教师学习的过程,教师是由本次迭代中学习成绩最优秀的学生来担任的。在这个阶段,教师在学生中传授知识来提高全班的平均成绩,他希望全班的平均成绩越来越接近他的水平 $T_t$ ,所以当前全班平均成绩 $M_t$ 和期望达到的新的平均成绩之差由式(1)给出。

$$\text{Difference\_Mean}_t = r_t (T_t - T_F M_t) \quad (1)$$

其中: $r_t$ 是 $[0,1]$ 上的随机数; $T_F$ 为教学因子,它决定平均值改变的程度,一般为1或2,本文设置为2。每个学生根据式(2)来学习。

$$X_{\text{new}_i} = X_i + \text{Difference\_Mean}_i \quad (2)$$

其中: $X_{\text{new}_i}$ 是学生经过学习后的临时状态; $X_i$ 是学生原来的状态,如果 $X_{\text{new}_i}$ 优秀于 $X_i$ ,则用 $X_{\text{new}_i}$ 替代 $X_i$ 。

### 1.2 “学”阶段

这个阶段体现的是学生之间相互学习的过程。对应任意一个学生 $X_i$ ,随机选择两个不同的学生 $X_{k1}$ 和 $X_{k2}$ ,首先比较这两个学生谁优秀, $X_i$ 选择其中优秀者学习。以求最小值优化问题为例,则按式(3)或(4)得到学生 $X_i$ 的临时状态 $X_{\text{new}_i}$ :

$$X_{\text{new}_i} = X_i + \text{rand}_i (X_{k2} - X_{k1}), \text{ if } (f(X_{k2}) < f(X_{k1})) \quad (3)$$

$$X_{\text{new}_i} = X_i + \text{rand}_i (X_{k1} - X_{k2}), \text{ if } (f(X_{k1}) < f(X_{k2})) \quad (4)$$

如果 $X_{\text{new}_i}$ 的成绩(即适应度函数)优于 $X_i$ 的,则 $X_{\text{new}_i}$ 替代 $X_i$ 。TLBO算法流程如图1所示。

## 2 基于讨论组的教与学优化算法

### 2.1 小组讨论机制

在现实的教学过程当中,为了达到良好的教学效果,往往采用各种有效的教学策略,小组讨论就是提高教学质量的一种常用的方法。而将群体分成若干组进行局部搜索,在群体演化算法当中也是一种常用的技术,它是一种提高局部精细搜索的有效方法。本文将小组讨论放在原TLBO算法“教”阶段当中的老师“教”之前,它的具体实现是:首先全体学生随机分成若干组,在各组中选出学习最好的(适应度最好)学生担任组长,其他学

生向组长学习(进行细致搜索)。组员按式(5)向组长学习:

$$X_{\text{new}_i} = X_i + \text{rand}_1 \times (X_M - X_i) \quad (5)$$

其中: $X_i$ 是某小组中第 $i$ 个学生; $X_M$ 是该组的组长; $\text{rand}_1$ 是 $[0,1]$ 上符合均匀分布的随机数。如果 $X_{\text{new}_i}$ 的成绩(即适应度)优于 $X_i$ 的,则 $X_{\text{new}_i}$ 替代 $X_i$ 。

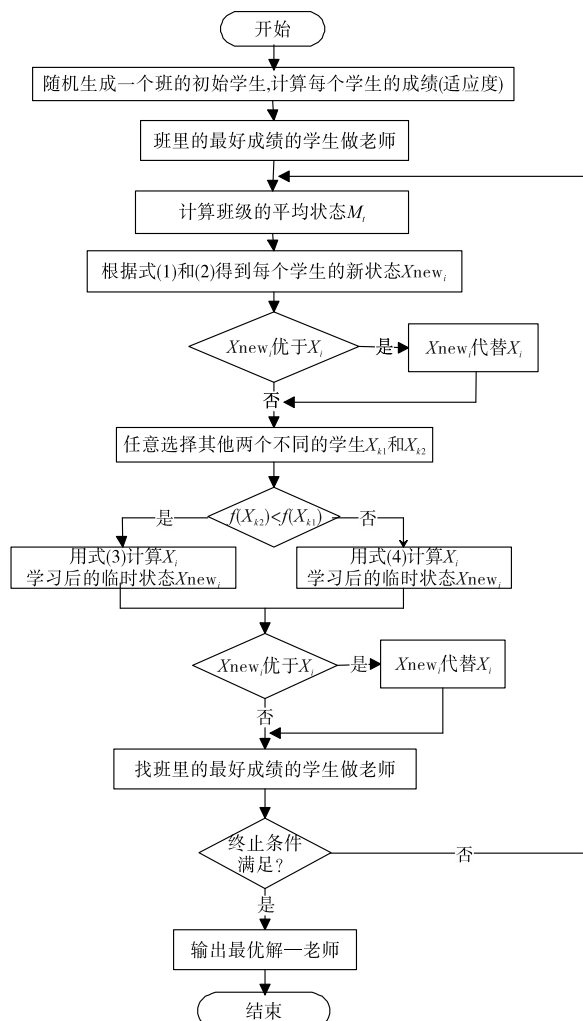


图1 TLBO算法流程

组长是小组中的精英学生,它一般会主动向教师和其他同学学习,这里借鉴差分演化算法中的变异算子来实现小组中组长的学习过程,如式(6)所示。

$$X_M' = T_t + C \times (X_{k1} - X_{k2}) \quad (6)$$

其中: $X_M'$ 是组长学习后临时状态; $T_t$ 是教师; $X_{k1}$ 和 $X_{k2}$ 是和组长 $X_M$ 同组的其他两个不同的同学; $C$ 是调节系数,本文经过实验设其值为0.6。如果学习后的效果不好,即适应度没有提高,组长保持不变;反之用 $X_M'$ 替换 $X_M$ 。

加入小组讨论机制的TLBO算法称为DTLBO算法(discussion group TLBO)。

### 2.2 学生自主学习阶段

学生的自主学习是实际教学中很重要的部分。学生不但能够通过课堂学习和向同学学习,还有自我学习的能力和过程。模拟这个过程,这里引入自我学习阶段,这个阶段在原“教”阶段和“学”阶段之后。就如同每个人的反思过程,每个同学通过反向搜索来寻找更好的位置。

$$X_i' = X_i + \text{rand}_2 \times (A - B) \quad (7)$$

其中: $X_i'$ 是学生 $X_i$ 反向学习的结果; $A$ 和 $B$ 是搜索范围的上界

和下界;rand<sub>2</sub> 是[0,1]上符合均匀分布的随机数。对应任何学生,反向搜索效果好,则  $X_i'$  代替  $X_i$ ;反之, $X_i$  保持不变。

### 2.3 基于讨论组和自主学习的教与学优化算法

将讨论组教学方法引入到教与学优化算法中,再加入学生的自主反向学习就构成了基于讨论组和自主学习的教与学优化算法 DSTLBO。这里以求函数最小值优化问题为例,描述 DSTLBO 算法如下:

输入:适应度函数  $f_{\min}$ ,最大迭代次数 maxitr,小组数 g\_number。

输出:全局最优解  $X^* = \{x_1, x_2, \dots, x_d\}$ 。

1 随机生成班级中所有学生  $\{X_1, X_2, X_3, \dots, X_N\}$ ,计算每个学生的适应度  $f_{\min}(X_i)$ ,设置  $t=0$ ;

2 在所有学生中找到最优秀者,任命他为老师  $T_t$ ,并令  $X^* = T_t$ ;

3 while( $t < \text{Maxitr}$ )

4 将全班同学随机分成 g\_number 组,选出每组最优秀学生任组长,各组中组员按式(5)学习,组长按式(6)变异,并根据新状态是否优于原状态来选择是否接受;

5 计算得到班级平均成绩  $M_t$ ,按式(1)计算预期达到的平均成绩与目前班级平均成绩之差 Different-Mean<sub>t</sub>,对每个学生  $X_i$  按式(2)学习,如果  $f_{\min}(X_{\text{new}_i}) < f_{\min}(X_i)$ ,则  $X_{\text{new}_i}$  替代  $X_i$ ;

6 对于任意学生  $X_i$  选择两个不同同学  $X_{k1}$  和  $X_{k2}$ ,根据两个同学的优劣来选择式(3)或(4)得到新状态  $X_{\text{new}_i}$ ,如果  $f_{\min}(X_{\text{new}_i}) < f_{\min}(X_i)$ ,则  $X_{\text{new}_i}$  替代  $X_i$ ;

7 每个学生根据式(7)进行反向学习,如果  $f_{\min}(X_i') < f_{\min}(X_i)$ ,则替代;

8 在所有学生中找到最优秀者,任命他为老师  $T_t$ ;

9 if( $f_{\min}(X^*) > f_{\min}(T_t)$ )  $X^* = T_t$ ;

10  $t++$

11 end while

12 输出  $X^*$

## 3 数值实验和结果分析

### 3.1 实验环境与参数

仿真计算所使用平台为:酷睿 i7-4720HQ, CPU 主频为 2.6 GHz,内存 8 GB,操作系统 Windows 10,编程环境 VC++2010。对于 TLBO<sup>[1]</sup>、ETLBO<sup>[9]</sup>、DTLBO 与 DSTLBO 四种算法进行仿真实验比较,其中 TLBO 是基本的教与学优化算法,ETLBO 是 TLBO 的经典改进算法,DTLBO 和 DSTLBO 是本文提出的算法。表 1 给出了用于仿真实验的八个经典的复杂 Benchmark 测试函数,其中  $f_1, f_2, f_4, f_7$  是单峰值函数, $f_3, f_5, f_6, f_8$  是多峰值函数。

表 1 测试函数

函数名	函数表达式	搜索范围	理论最优值
$f_1$	$f_1(x) = \sum_{i=1}^n x_i^2$	$[-100, 100]$	0
$f_2$	$f_2(x) = \sum_{i=1}^n  x_i  + \prod_{i=1}^n  x_i $	$[-10, 10]$	0
$f_3$	$f_3(x) = \frac{1}{4000} \sum_{i=1}^n x_i^2 - \prod_{i=1}^n \cos \frac{x_i}{\sqrt{i}} + 1$	$[-600, 600]$	0
$f_4$	$f_4(x) = \sum_{i=1}^{n-1} [100(x_{i+1} - x_i^2)^2 + (x_i - 1)^2]$	$[-30, 30]$	0
$f_5$	$f_5(x) = -20 \exp \left( -0.2 \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2} \right) - \exp \left( \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \cos 2\pi x_i \right) + 20 + \exp(1)$	$[-32, 32]$	0
$f_6$	$f_6(x) = \sum_{i=1}^n [x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i) + 10]$	$[-5.12, 5.12]$	0
$f_7$	$f_7(x) = \sum_{i=1}^n x_i^2 + \left( \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n ix_i \right)^2 + \left( \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n ix_i \right)^4$	$[-10, 10]$	0
$f_8$	$f_8(x) = \sum_{i=1}^{n-1} (x_i^2 + x_{i+1}^2)^{0.25} [\sin^2(50(x_i^2 + x_{i+1}^2)^{0.1}) + 1]$	$[-100, 100]$	0

各算法的参数设置:种群规模均为 10,教学因子为 2,小组数为 2,最大迭代次数为 500。

### 3.2 实验结果分析

采用表 1 中的八个测试函数分别在 30、100 维的情况下对各个算法进行 50 次独立测试,得到的测试结果如表 2 与 3 所示。其中 BEST 为 50 次的最优解,WORST 为最差解,MEAN 为 50 次求得最优解的数学期望,MED 为 50 次所求最优解的中位数,STD 是相应的标准方差。

表 2 各算法对函数  $f_1 \sim f_8$  在 30 维下的测试结果

函数	算法	BEST	WORST	MEAN	MED	STD
$f_1$	TLBO	1.2903e-180	1.8131e-165	3.7405e-167	1.7516e-172	0
	ETLBO	2.1460e-232	7.4815e-218	1.74399e-219	5.3203e-224	0
	DTLBO	1.0716e-200	3.0906e-190	6.68087e-192	2.9354e-195	0
	DSTLBO	0	0	0	0	0
$f_2$	TLBO	6.3954e-091	1.4539e-084	1.14453e-085	5.7804e-087	2.9206e-085
	ETLBO	3.0863e-117	8.1956e-108	1.89746e-109	6.3361e-112	1.1500e-108
	DTLBO	5.4970e-102	7.5282e-096	2.81692e-097	6.2437e-099	1.1302e-096
	DSTLBO	0	0	0	0	0
$f_3$	TLBO	0	0	0	0	0
	ETLBO	0	0	0	0	0
	DTLBO	0	0	0	0	0
	DSTLBO	0	0	0	0	0
$f_4$	TLBO	0	0.7659	0.0445	5.7837e-007	0.1345
	ETLBO	1.3405e-008	22.6906	1.9564	0.1267	4.3323
	DTLBO	0	0	0	0	0
	DSTLBO	0	0	0	0	0
$f_5$	TLBO	4.4409e-016	3.9968e-015	3.0731e-015	3.9968e-015	1.5583e-015
	ETLBO	4.4409e-016	3.9968e-015	3.00204e-015	3.9968e-015	1.5952e-015
	DTLBO	4.4409e-016	3.9968e-015	3.78364e-015	3.9968e-015	8.4372e-016
	DSTLBO	4.44089e-016	4.44089e-016	4.44089e-016	4.44089e-016	0
$f_6$	TLBO	0	215.3790	7.6154	0	37.6409
	ETLBO	0	243.626	4.87252	0	34.1076
	DTLBO	0	0	0	0	0
	DSTLBO	0	0	0	0	0
$f_7$	TLBO	2.5181e-183	5.9184e-171	3.52383e-172	1.4430e-176	0
	ETLBO	6.6746e-232	5.4301e-214	1.14447e-215	1.5342e-222	0
	DTLBO	1.8785e-183	2.2395e-171	5.83422e-173	7.6765e-177	0
	DSTLBO	0	0	0	0	0
$f_8$	TLBO	6.9696e-004	0.0478	0.0107872	0.0098	0.0103
	ETLBO	0.0011	2.5165	0.075472	0.0209	0.3513
	DTLBO	4.3482e-060	0.0023	0.000216015	1.1645e-004	3.5563e-004
	DSTLBO	0	5.12397e-117	1.02479e-118	0	7.1736e-118

表 3 各算法对函数  $f_1 \sim f_8$  在 100 维下的测试结果

函数	算法	BEST	WORST	MEAN	MED	STD
$f_1$	TLBO	3.6517e-180	5.4264e-166	1.33665e-167	9.1652e-173	0
	ETLBO	1.3785e-236	2.5620e-217	5.25258e-219	4.3387e-224	0
	DTLBO	1.7217e-198	8.8896e-189	3.10856e-190	3.8206e-193	0
	DSTLBO	0	0	0	0	0
$f_2$	TLBO	1.5122e-091	3.1925e-084	2.58086e-085	8.1372e-087	7.1610e-085
	ETLBO	2.4034e-116	4.0895e-110	2.24324e-111	4.4563e-113	7.0426e-111
	DTLBO	9.8718e-101	2.0101e-094	5.74129e-096	1.9311e-097	2.8155e-095
	DSTLBO	0	0	0	0	0
$f_3$	TLBO	0	0	0	0	0
	ETLBO	0	0	0	0	0
	DTLBO	0	0	0	0	0
	DSTLBO	0	0	0	0	0
$f_4$	TLBO	0	1.0315	0.125667	0.0015	0.2408
	ETLBO	3.3848e-010	10.3573	0.876805	0.1939	2.1965
	DTLBO	0	0	0	0	0
	DSTLBO	0	0	0	0	0
$f_5$	TLBO	4.4409e-016	3.9968e-015	2.64677e-015	3.9968e-015	1.7244e-015
	ETLBO	4.4409e-016	3.9968e-015	3.14415e-015	3.9968e-015	1.5173e-015
	DTLBO	3.9968e-015	3.9968e-015	3.9968e-015	3.9968e-015	0
	DSTLBO	4.44089e-016	4.44089e-016	4.44089e-016	4.44089e-016	0

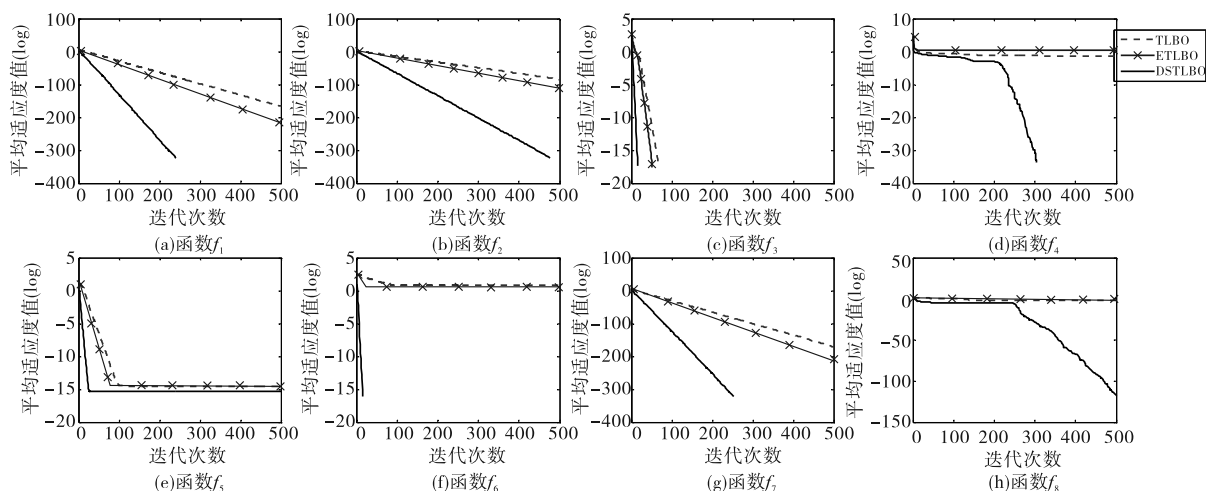
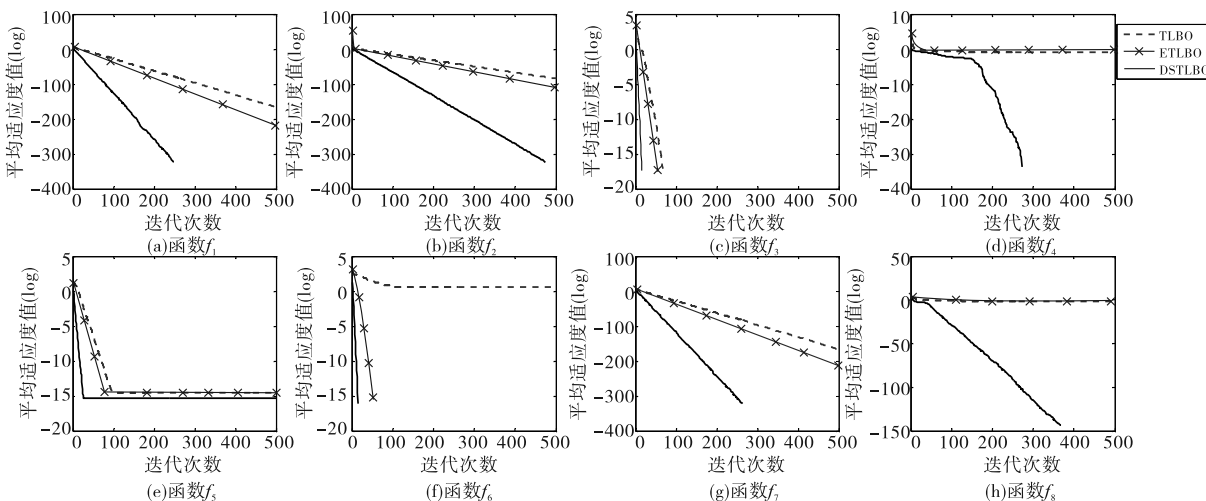
续表 3

函数	算法	BEST	WORST	MEAN	MED	STD
$f_6$	TLBO	0	181.529	3.63058	0	25.4141
	ETLBO	0	0	0	0	0
	DTLBO	0	0	0	0	0
	DSTLBO	0	0	0	0	0
$f_7$	TLBO	2.4933e-181	1.3571e-166	3.22653e-168	3.9520e-174	0
	ETLBO	1.6734e-227	2.2357e-213	4.5984e-215	8.2917e-221	0
	DTLBO	1.2259e-183	1.8231e-172	3.72694e-174	5.2146e-179	0
	DSTLBO	0	0	0	0	0
$f_8$	TLBO	0.0031	0.1023	0.0510567	0.0725	0.0403
	ETLBO	0.0042	0.1921	0.0811459	0.0987	0.0473
	DTLBO	3.7724e-078	0.0019	7.60675e-005	6.3972e-057	3.2406e-004
	DSTLBO	0	0	0	0	0

从表2与3可以看出,无论是30维还是100维的情况下,DSTLBO算法在最好值、最差值、平均值、中位数和标准差方面都要好于其他算法,除函数 $f_5$ ,算法DSTLBO均能获得理论最

优值,成功率求解几乎为100%,说明该算法由于多加入三次有针对性搜索,组内搜索、组长探索和所有学生的反向搜索,使得求解精度得到很大提高。正是由于每次迭代中多了三次搜索,使得算法DSTLBO的收敛速度也是远远快于其他两个算法,即使对于求解精度和其他算法相当的函数 $f_5$ 和 $f_3$ ,DSTLBO在收敛速度上也占很大优势;另外,从中位数和标准差可以看出,DSTLBO算法具有非常强的稳定性。这充分说明,小组讨论和学生反向自学策略的引入极大增强了原算法的探索能力和开发能力。

为更清晰地分析算法DSTLBO收敛速度,进一步比较TLBO<sup>[1]</sup>、ETLBO<sup>[9]</sup>与本文算法DSTLBO的进化趋势,在图2、3中给出三种算法分别求解Benchmark函数 $f_1 \sim f_8$ 的50次运行平均进化曲线。从图2与3可以看出,DSTLBO的进化速度要比TLBO和ETLBO快很多。

图2 30维下三种算法运行函数 $f_1 \sim f_8$ 的50次平均收敛曲线图图3 100维下三种算法运行函数 $f_1 \sim f_8$ 的50次平均收敛曲线图

#### 4 结束语

本文根据实际教学中的小组讨论机制和学生自主学习的特点,提出了一种基于小组讨论和自主学习的教与学优化算法DSTLBO。看似简单的两个策略,却是有针对性地提高原算法的探索 and 开发能力。算法通过小组讨论增强了局部搜索的能力;通过小组长的变异增强了算法全局的探索能力;在原教与学算法的“教”阶段和“学”阶段后,DSTLBO引入了学生自学阶段,通过每个学生的反向学习增强了算法的全局寻优的能力。对比实验表明,DSTLBO算法对原TLBO算法在求解精度、

稳定性和收敛速度上都有很多提高,是一种求解最优化问题非常有效的算法。目前,教与学算法虽然被应用到很多优化问题中,但它在组合优化问题中的应用还很少见,下一步的工作将是研究教与学算法在组合问题中的应用。

#### 参考文献:

- [1] Rao R V, Savsani V J, Vakharia D P. Teaching-learning-based optimization: a novel method for constrained mechanical design optimization problems [J]. *Computer-Aided Design*, 2011, 43 (3): 303-315.

下的分期精度,通过牺牲部分时间资源来换取不同置信度样本的优化识别及标记,而这样的代价对于睡眠样本这种人工分期成本高的数据来说是值得的。在综合考虑了分期正确率、标记样本需求量及运行时间这三方面的因素来看,ACOTSS 算法比起其他两种方法适用范围更广且更加具备可行性。

#### 4 结束语

在睡眠分期领域中,现有的分期算法均未从降低训练集中标记样本需求这一角度来进行研究,使得标注样本所消耗的资源以及在标注过程中因疲劳可能造成的误判现象被忽视。因此,本文在保障睡眠分期正确率的前提下,提出一种蚁群优选与半监督学习相结合的睡眠分期算法,即 ACOTSS 算法。该算法适用于 R&K 分期标准下多导联 EEG 信号的睡眠分期,依靠蚁群算法实现特征优选,再采用协同训练与主动学习相结合的半监督分类算法,有效地在保障分类正确率的前提下降低了标记样本需求量。利用 MIT-BIH 数据库中的数据进行仿真测试,从分类正确率、性能优化比率和运行时间这三个方面来衡量该算法的有效性、可行性,并与其他算法进行比较。实验结果表明,相比 LS-SVM、ALKLSS 算法而言,ACOTSS 算法大大降低了标记样本需求量,且在中低标记样本量下分类性能较好,适用于像睡眠 EEG 信号这样的非线性信号,这为未来的半监督睡眠分期研究提供了参考。

#### 参考文献:

- [1] Ebrahimi F, Setarehdan S K, Nazeran H. Automatic sleep staging by simultaneous analysis of ECG and respiratory signals in long epochs [J]. *Biomedical Signal Processing & Control*, 2015, 18(4): 69-79.
- [2] Hassan A R, Bhuiyan M I H. A decision support system for automatic sleep staging from EEG signals using tunable Q-factor wavelet transform and spectral features [J]. *Journal of Neuroscience Methods*, 2016, 271(9): 107-118.
- [3] Khatun S, Mahajan R, Morshed B I. Comparative study of wavelet-based unsupervised ocular artifact removal techniques for single-channel EEG data [J]. *IEEE Journal of Translational Engineering in Health & Medicine*, 2016, 4(3): 1-5.
- [4] Zhu Guohun, Li Yan, Wen P P. Analysis and classification of sleep stages based on difference visibility graphs from a single-channel EEG signal [J]. *IEEE Journal of Biomedical & Health Informatics*, 2014, 18(6): 1813-1821.
- [5] 周鹏,李向新,张翼,等. 基于 PCA 和 SVM 的个性化睡眠分期研究 [J]. 中国科技论文在线, [2012-01-20]. <http://www.paper.edu.cn/releasepaper/content/201201-785>.
- [6] 李玉平,夏斌. 样本不平衡的睡眠数据分期研究 [J]. *微型机与应用*, 2016, 35(18): 55-57.
- [7] Djordjevic V R, Gerla V, Lhotska L, et al. EEG based sleep staging in term newborns [C]//Proc of World Congress on Medical Physics and Biomedical Engineering. 2012: 348-351.
- [8] Sen B, Peker M, Cavusoglu A, et al. A comparative study on classification of sleep stage based on EEG signals using feature selection and classification algorithms [J]. *Journal of Medical Systems*, 2014, 38(3): 1-21.
- [9] Radha M, Garcia-Molina G, Poel M, et al. Comparison of feature and classifier algorithms for online automatic sleep staging based on a single EEG signal [C]//Proc of the 36th International Conference on Engineering in Medicine and Biology Society. 2014: 1876-1880.
- [10] Hassan A R, Bhuiyan M I H. Computer-aided sleep staging using complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise and bootstrap aggregating [J]. *Biomedical Signal Processing & Control*, 2015, 24(5): 1-10.
- [11] Mora A M, Fernandes C M, Herrera L J. Sleeping with ants, SVMs, multilayer perceptrons and SOMs [C]//Proc of International Conference on Intelligent Systems Design and Applications. 2010: 126-131.
- [12] Aboalayon K A I, Faezipour M, Almuhammadi W S, et al. Sleep stage classification using eeg signal analysis: a comprehensive survey and new investigation [J]. *Entropy*, 2016, 18(9): 272.
- [13] 刘建峰,吕佳. 融合主动学习的改进贝叶斯半监督分类算法研究 [J]. *计算机测量与控制*, 2014, 22(6): 432-434.
- [14] Pan Li, Zheng Hong, Zhang Zuxun, et al. Genetic Feature Selection for Texture Classification [J]. *地球空间信息科学学报: 英文版*, 2004, 7(3): 162-166, 173.
- [15] 李玉平,夏斌. 样本不平衡的睡眠数据分期研究 [J]. *微型机与应用*, 2016, 35(18): 55-57, 61.
- [16] Krishnanand K R, Panigrahi B K, Rout P K, et al. Application of multi-objective teaching-learning-based algorithm to an economic load dispatch problem with incommensurable objectives [C]//Proc of the 2nd International Conference on Swarm, Evolutionary and Memetic Computing. Berlin: Springer-Verlag, 2011: 697-705.
- [17] Rao R V, Patel V. An elitist teaching-learning-based optimization algorithm for solving complex constrained optimization problems [J]. *International Journal of Industrial Engineering Computations*, 2012, 3(4): 535-560.
- [18] Rajasekhar A, Rani R, Ramya K, et al. Elitist teaching-learning opposition based algorithm for global optimization [C]//Proc of IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics. 2012: 1124-1129.
- [19] Rao R V, Patel V. An improved teaching-learning-based optimization algorithm for solving unconstrained optimization problems [J]. *Scientia Iranica*, 2013, 20(3): 710-720.
- [20] 于坤杰,王昕,王振雷. 基于反馈的精英教学优化算法 [J]. *自动化学报*, 2014, 40(9): 1976-1983.
- [21] 拓守恒,雍龙泉,邓方安. “教与学”优化算法研究综述 [J]. *计算机应用研究*, 2013, 30(7): 1933-1938.

(上接第 1389 页)

- [2] Rao R V, Savsani V, Vakharia D P. Teaching-learning-based optimization: a novel optimization method for continuous non-linear large scale problems [J]. *Information Sciences*, 2012, 183(1): 1-15.
- [3] Rao R V, Savsani V. Mechanical design optimization using advanced optimization techniques [M]. London: Springer-Verlag, 2012.
- [4] Rao R V, Patel V. Multi-objective optimization of heat exchangers using a modified teaching-learning-based optimization algorithm [J]. *Applied Mathematical Modelling*, 2013, 37(3): 1147-1162.
- [5] Rao R V, Patel V. Multi-objective optimization of two stage thermoelectric cooler using a modified teaching-learning-based optimization algorithm [J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2013, 26(1): 430-445.
- [6] Toğan V. Design of planar steel frames using teaching-learning based optimization [J]. *Engineering Structures*, 2012, 34(1): 225-232.
- [7] Satapathy S C, Naik A. Data clustering based on teaching-learning-based optimization [C]//Proc of the 2nd International Conference on Swarm, Evolutionary and Memetic Computing. Berlin: Springer-Verlag, 2011: 148-156.