

融合简化粒子群的教与学优化算法

杨 鹏

(北方民族大学 计算机科学与工程学院,银川 750021)

摘 要:教与学优化算法(teaching-learning-based optimization algorithm, TLBO)是一种基于班级“教师阶段”和“学生阶段”的新型群智能优化算法.针对算法求解高维非线性复杂优化问题时精度较低的缺点,提出一种混合的教与学优化算法(HTLBO).首先,对“教师阶段”中的学生平均水平重新定义,并采用一种自适应策略根据粒子的适应度值对学习因子动态取值;然后,在迭代的过程中,根据适应度值将种群分成两个子种群,对于适应度值好的子种群采用改进的教与学优化算法(ATLBO)更新以增加种群的多样性,对于适应度值差的子种群采用简化粒子群算法(PSO)以提升子种群的收敛性;最后,通过10个无约束优化问题进行对比测试实验,结果显示,HTLBO在探索性能和收敛速度方面优于TLBO等其他4种类型的算法.

关键词:教与学算法;无约束优化;混合;简化粒子群

中图分类号:TP18

文献标志码:A

基于对课堂上“教师阶段”和“学生阶段”这两个教学阶段的仿真模拟,Rao和Savsani于2011年首先提出教与学优化算法(teaching-learning-based optimization algorithm, TLBO)^[1-2].在“教师阶段”,教师根据班级学生成绩的平均水平进行教学以引导学生学习,而在“学生阶段”,学生彼此互动沟通,共同学习,通过两个阶段的协同作用来整体提升班级的成绩.

作为一种新型的群智能优化算法,TLBO算法具有高度并行性,自身所含控制参数少,易于实现,一经提出,便受到国内外学者们普遍关注,并在不同领域得到应用.文献[3]是关于TLBO在神经网络优化问题中的应用,文献[4]是利用TLBO求解机械优化问题,文献[5]是应用TLBO求解非线性大规模优化问题,文献[6]是利用一种改进的TLBO处理机械设计优化问题,文献[7]是关于一种改进的TLBO在多目标热交换器优化问题中的应用,文献[8]是利用TLBO处理PID控制参数寻优问题.

TLBO算法在处理低维优化问题上具有良好的优势,但是,在处理高维的非线性问题时,其求解精度并不高.对此,国内外学者采用不同的策略对其进行改进.文献[9-10]均采用混合策略对TLBO进行改进,利用TLBO较强的全局能力和其他算法的快速收敛能力,将TLBO与其他优化算法混合,优势互补,有效提升了算法的性能.文献[11-13]采用交叉策略,对粒子进行交叉变异,从而有效避免算法陷入局部最优.通过一系列改进,在一定程度上能够有效提升算法的性能.

TLBO算法虽然具有较强的全局探索能力,但是求解精度并不高,针对TLBO的性能缺陷,本文提出一种融合简化粒子群的教与学优化算法(HTLBO).首先,在TLBO算法的“教师阶段”,对学生平均水平需要由适应度值和位置共同体现,因此采用一种新的方式定义,同时,采用一种自适应策略,学习因子依据迭代后的适应度值而动态选取,产生一种改进的教与学算法(ATLBO),然后,与简化粒子群算法(PSO)^[14]融合,在迭代过程中,根据适应度值将种群分成两个子种群,对于适应度值变差的子种群采用PSO以提升收敛性能,对于适应度值变优的子种群采用ATLBO以提升种群多样性,通过两种算法的优势互补,进而提升算法的求解性能.

收稿日期:2016-06-19;修回日期:2016-09-23.

基金项目:国家自然科学基金(61462001);北方民族大学校级科研项目(2013XYZ027).

作者简介(通信作者):杨 鹏(1980-),男,宁夏银川人,北方民族大学讲师,研究方向为智能计算和软件工程,E-mail:1146045961@qq.com.

1 标准 TLBO 算法

教与学优化算法是一种基于对课堂上以班级为单位教学过程的仿真模拟的群智能优化算法. 算法分为两个阶段——“教师阶段”和“学生阶段”, 通过这两个阶段的协同进化提升种群的整体水平.

1) 教师阶段. 教师(种群中的最优个体)根据班级(种群)的整体平均水平采用如下公式对班级学生(种群个体)进行教学过程.

$$D_{M_i} = r_i(x_i - T_F M(x)), \quad (1)$$

$$x_{n,i} = x_{o,i} + D_M, \quad (2)$$

$$T_F = \text{round}(1 + \text{rand}), \quad (3)$$

其中, r_i 为介于 $[0, 1]$ 的均匀分布随机数, x_i 为教师个体粒子位置, 即当前种群中的最优粒子位置, T_F 为教学因子, 取 1 或 2, $M(x)$ 为当前种群的平均位置, $x_{n,i}$ 为第 i 个粒子更新后的子位置, $x_{o,i}$ 为当前种群的第 i 个粒子的位置, round 表示四舍五入取整, rand 为介于 $[0, 1]$ 的均匀分布随机数.

2) 学生阶段. 学生个体在教师阶段后, 与班级的其他个体进行交流互动, 进一步提升自身水平, 采用如下公式进行学习过程.

$$x_{n,i} = \begin{cases} x_{o,i} + r_i(x_{o,i} - x_{o,j}), & f(x_{o,j}) < f(x_{o,i}), \\ x_{o,i} + r_i(x_{o,j} - x_{o,i}), & f(x_{o,i}) < f(x_{o,j}), \end{cases} \quad (4)$$

其中, $x_{o,j}$ 当前种群中异于第 i 个粒子的第 j 个粒子的位置, $f(x_{o,i}), f(x_{o,j})$ 分别为第 i 个粒子和第 j 个粒子的适应度值.

3) TLBO 算法流程.

步骤 1 种群初始化及参数设置. 包括当前迭代次数 $t=1$, 初始化种群粒子位置 $x_i(t)$, 种群规模 NP , 最大迭代次数 t_{\max} , 决策变量范围 (lb_i, ub_i) , 决策变量维数 D 等;

步骤 2 将目标函数作为适应度值, 计算种群粒子的适应度值, 确定种群中的教师个体位置 x_t , 求种群粒子均值, 即 $M(x)$;

步骤 3 利用公式(1~3)执行教学阶段, 更新粒子位置 $x_{n,i}$, 并计算适应度值, 执行选择操作;

步骤 4 利用公式(4)执行学生阶段, 更新粒子位置 $x_{n,i}$, 并计算适应度值, 执行选择操作;

步骤 5 令 $t=t+1$, 返回步骤 2, 直到满足终止条件, 即 $t=t_{\max}$, 输出最优解.

2 融合简化粒子群的教与学优化算法

1) “教师阶段”学生平均水平重新定义. 在标准 TLBO 算法中, 学生的平均水平采用只是取粒子位置的平均值, 即 $M(x)$, 然而, 不同学生的水平的适应度值不同, 因此, 平均水平是由适应度值和位置共同体现的, 从“质心”的定义中受启发, 本文采用公式(5)对学生平均水平进行重新定义,

$$M(x) = \frac{\sum_{i=1}^D \frac{x_{o,i}}{f(x_{o,i})}}{\sum_{i=1}^D \frac{1}{f(x_{o,i})}}. \quad (5)$$

2) 一种自适应学习因子. 在“教学阶段”, 不同学生的学习水平不同, 因此, 老师应该注意因材施教, 根据学生的学习能力进行教学, 在本文中, 对学习因子采用公式(6)动态取值, 对于适应度值小的粒子, T_F 取较大值, 表明学生学习能力强, 反之, 则取较小值, 表明学生学习能力弱.

$$T_F = 1 + \text{round}\left(1 - \frac{f(x_{o,i}) - \min(f)}{\max(f) - \min(f)}\right), \quad (6)$$

其中, $\max(f)$ 和 $\min(f)$ 分别为当前种群中最大、最大粒子的适应度值.

3. 融合简化粒子群. 简化粒子群算法(SPSO)具有极强的收敛能力^[14], 更新公式如(7)所示而 TLBO 具有较强的探索能力, 在迭代过程中, 根据适应度值将种群分成两个子种群, 对于适应度值差的子种群采用 SPSO 进行更新, 对于适应度值优的子种群则采用 TLBO 更新, 二者优势互补, 共同实现种群的迭代更新.

$$x_{n,i} = w * x_{o,i} + c_1 * \text{rand} * (p_b x_{o,i} - x_{dd,i}) + c_2 * \text{rand} * (g_b(x) - x_{o,i}), \quad (7)$$

$$w = w_{\max} - (1 - t/t_{\max})w_{\min}, \tag{8}$$

其中, w 为惯性权重因子, w_{\max} 和 w_{\min} 分别为最大、最小惯性权重值, c_1, c_2 为粒子群算法中的学习因子, $rand$ 为介于 $[0, 1]$ 的均匀分布随机数, $p_{bx_{o,i}}$ 和 $g_b(x)$ 分别为第 i 个粒子的历史最优个体和当前种群中的最优个体。

4) HTLBO 算法的流程。

步骤 1 种群初始化及参数设置. 包括当前迭代次数 $t=1$, 初始化种群粒子位置 $x_i(t)$, 种群规模 NP , 最大迭代次数 t_{\max} , 决策变量范围 (lb_i, ub_i) , 决策变量维数 D 等;

步骤 2 将目标函数作为适应度值, 计算种群粒子的适应度值, 并根据适应度值排序, 将种群分成两个子种群(适应度值优的为种群 1, 适应度值差的为种群 2), 确定种群 1 中的教师个体位置 x_t , 采用公式(5)和(6)分别确定 $M(x)$ 和 T_F ;

步骤 3 对于种群 1, 利用公式(1)~(6)执行 TLBO 算法, 更新粒子位置 $x_{n,i}$, 并计算适应度值, 执行选择操作;

步骤 4 对于种群 2, 利用公式(7)、(8)执行 SPSO 算法, 更新粒子位置 $x_{n,i}$, 并计算适应度值, 执行选择操作;

步骤 5 将更新后的种群 1 和种群 2 组合成一个大种群, 计算适应值并根据适应度值将种群排序;

步骤 6 令 $t=t+1$, 返回步骤 2, 直到满足终止条件, 即 $t=t_{\max}$, 输出最优解。

3 对比实验与结果分析

3.1 实验说明

为了验证本文混合算法(HTLBO)的有效性, 通过 10 个无约束优化问题(如表 1 示), 将 HTLBO 与 SPSO^[14], TLBO^[1], ATLBO(采用本文中的新定义学生平均水平和自适应学习因子)、SATLBO^[10] 进行对比实验. 实验中种群规模 NP 为 50, 最大迭代次数 t_{\max} 为 1000, w_{\max}, w_{\min} 分别为 0.9, 0.1, $c_1=c_2=2$.

表 1 Benchmark 函数 $F_1 \sim F_5$ 为单模态函数. $F_6 \sim F_{10}$ 为多模态函数

ID	Name	Function	Dim	Search space	Global mini	Best position
F_1	Ellipsoidal	$\sum_{i=1}^D ix_i^2$	30	$[-10, 10]^D$	0	$(0)^D$
F_2	Sphere	$\sum_{i=1}^D x_i^2$	30	$[-100, 100]^D$	0	$(0)^D$
F_3	Quartic	$\sum_{i=1}^D ix_i^4 + rand$	30	$[-1.28, 1.28]^D$	0	$(0)^D$
F_4	Schwefel 2.21	$\max_{1 \leq i \leq D} x_i $	30	$[-100, 100]^D$	0	$(0)^D$
F_5	Schwefel 2.22	$\sum_{i=1}^D x_i + \prod_{i=1}^D x_i $	30	$[-100, 100]^D$	0	$(0)^D$
F_6	Bohachevsky	$x_1^2 + 2x_2^2 - 0.3\cos(3\pi x_1 + 4\pi x_2) + 0.3$	2	$[-100, 100]^D$	0	$(0)^D$
F_7	Ackley	$-20e \left(-0.02 \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n x_i^2} \right) - e \left(n^{-1} \sum_{i=1}^n \cos(2\pi x_i) \right) + 20 + e$	30	$[-32, 32]^D$	0	$(0)^D$
F_8	Griewank	$1 + \frac{1}{4000} \sum_{i=1}^D x_i^2 - \prod_{i=1}^D \cos\left(\frac{x_i}{\sqrt{i}}\right)$	30	$[-600, 600]^D$	0	$(0)^D$
F_9	Rastrigin	$\sum_{i=1}^n [x_i^2 - 10\cos(2\pi x_i) + 10]$	30	$[-5.12, 5.12]^D$	0	$(0)^D$
F_{10}	Salomon	$1 - \cos\left(2\pi \sqrt{\frac{1}{D} \sum_{i=1}^D x_i^2}\right) + 0.1 \sqrt{\frac{1}{D} \sum_{i=1}^D x_i^2}$	30	$[-100, 100]^D$	0	$(0)^D$

实验操作环境:实验操作环境:运行软件—MATLAB2012a;电脑配置—Intel(R)Core(TM)i3-2350
MCP@2.30 GHz,4.00 GB.

当算法进化的终止目标是达到最大迭代次数时,主要有两个评价指标:平均最优适应度值和标准方差.算法多次运行,所得到最优解的平均值,越接近于全局最优解,表明算法的寻优性能越好.对于最小值优化问题,解的平均适应度值越小越好.多次运行最优解结果的标准方差反映了算法的稳定性.对于稳定的算法而言,其每次优化所得结果之间差异很小.算法的质量平均最有适应度值和标准方差共同反映.

3.2 结果分析

表2是HTLBO与其他4种算法的数值结果对照表,首先,由ATLBO与TLBO的对比结果可以看出,ATLBO明显优于TLBO,说明采用本文的自适应教学因子和新的学生平均水平定义的有效性.由SATLBO和HTLBO的对比结果可以看出,HTLBO明显优于SATLBO,说明TLBO融合简化粒子群优于融合模拟退火.对于测试函数 F_1, F_2, F_4, F_5 和 F_{10} ,HTLBO和SPSO均能取得最优值,显著优于其他3种算法,而SATLBO优于ATLBO和TLBO.对于 F_3 ,HTLBO优于其他4种算法,而SATLBO仅次之.对于 F_7 ,TLBO最差,而其他4种算法的收敛精度相同,对于 F_8 和 F_9 ,5种算法均能取得最优值.

图1是5种算法的迭代对照图(在图1中对计算结果取对数, y 为其数量级值).由图1可以看出,对于 F_1, F_2, F_4-F_{10} ,HTLBO的收敛速度最快,SPSO仅次之,SATLBO与ATLBO的收敛速度接近,并且快于TLBO.对于 F_3 ,SPSO的收敛速度最快,但是,在迭代前期,HTLBO的收敛速度最快,且收敛精度高于SPSO.

表2 测试结果对比表

ID	result	TLBO	SPSO	ATLBO	SATLBO	HTLBO
F_1	mean	1.74E-116	0.00E+00	1.52E-272	6.24E-283	0.00E+00
	std	9.39E-116	0.00E+00	1.52E-188	4.27E-258	0.00E+00
F_2	mean	4.88E-60	0.00E+00	2.10E-94	7.01E-129	0.00E+00
	std	1.32E-59	0.00E+00	1.15E-93	3.84E-128	0.00E+00
F_3	mean	8.27E-04	5.51E-04	4.13E-03	2.43E-04	8.35E-05
	std	4.05E-04	5.10E-04	1.36E-03	1.48E-04	6.50E-05
F_4	mean	9.32E-56	0.00E+00	1.91E-91	2.68E-129	0.00E+00
	std	4.58E-55	0.00E+00	1.05E-90	1.36E-128	0.00E+00
F_5	mean	9.95E-59	0.00E+00	1.44E-98	3.85E-131	0.00E+00
	std	1.90E-58	0.00E+00	7.78E-98	1.98E-130	0.00E+00
F_6	mean	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00
	std	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00
F_7	mean	4.44E-15	8.88E-16	8.88E-16	8.88E-16	8.88E-16
	std	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00
F_8	mean	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00
	std	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00
F_9	mean	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00
	std	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00
F_{10}	mean	1.0E-01	0.00E+00	2.76E-13	4.32E-46	0.00E+00
	std	3.72E-14	0.00E+00	1.51E-12	2.34E-45	0.00E+00

4 结论

针对TLBO在求解高维非线性优化问题存在的缺陷,本文提出一种融合简化粒子群的教与学算法(HTLBO).在算法的“教师阶段”重新定义学生平均水平,并采用自适应策略根据适应度值对学习因子动态取值,在算法的迭代过程中,根据适应度值将种群分为两个子种群,对于适应度值优的子种群采用ATLBO更新以增加种群的多样性,对于适应度值差的子种群采用SPSO更新以提升种群的收敛性,从而有效融合两种算法的优势.为了验证HTBO的有效性,通过10个无约束优化问题,将HTLBO与TLBO,SPSO,ATLBO和SATLBO进行对比实验,数值实验结果表明,HTLBO在求解精度和收敛速度方面有着显著提升,算法的改进有效.

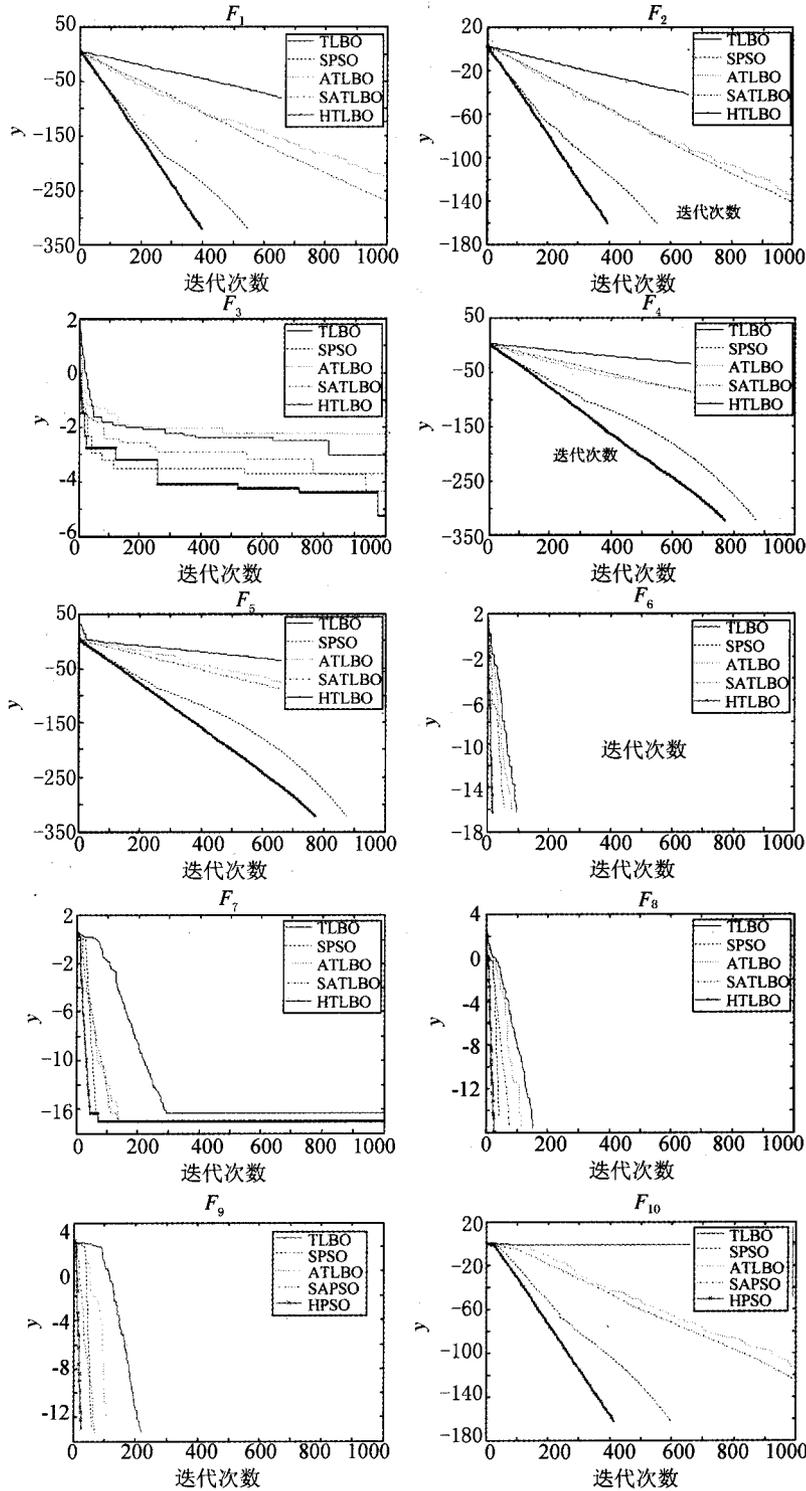


图1 对比实验测试图

参 考 文 献

[1] Rao R V, Savsani V J. Teaching-learning-based optimization; A novel method for constrained mechanical design optimization problems [J]. Computer-Aided Design, 2011, 43: 303-315.

[2] 拓守恒, 雍龙泉. 教与学优化算法研究综述[J]. 计算机应用研究, 2013, 7(30): 1933-1938.

[3] 拓守恒. 一种优化神经网络的教与学优化算法[J]. 智能系统学报, 2013, 8(4): 327-332.

[4] Rao R V, Vakharia D P. Parameter optimization of modern machining processes using teaching-learning-based optimization algorithm

- [J]. *Engineering Applications of Artificial-Intelligence*, 2013, 26(1): 524-531.
- [5] Rao R V, Savsani V J. Teaching-learning-based optimization: an optimization method for uncontinuous non-linear large scale problems [J]. *Engineering Optimization*, 2012, 44(2): 1447-1462.
- [6] Rao R V, Savsani V J. *Mechanical design optimization using advanced optimization techniques*[M]. London: Springer-Verlag, 2012.
- [7] Rao R V, Patel V. Multi-objective optimization of heat exchangers using a modified teaching-learning-based optimization algorithm[J]. *Applied Mathematical Modeling*, 2013, 37(3): 1147-1162.
- [8] 何学明, 苗燕楠. 基于教与学优化算法的PID控制参数寻优[J]. *计算机工程*, 2015, 41(8): 313-316.
- [9] 李会荣, 乔希民. 融合差分变异的教与学优化算法[J]. *计算机工程与应用*, 2016, 52(5): 36-40.
- [10] 岳振芳, 高岳林. 融合模拟退火的改进教与学优化算法[J]. *河南师范大学学报(自然科学版)*, 2016, 44(1): 149-154.
- [11] 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: 535-560.
- [12] 高立群, 欧阳海滨. 带有交叉操作的教与学优化算法[J]. *东北大学学报(自然科学版)*, 2014, 35(3): 323-327.
- [13] 于坤杰, 王 昕. 基于反馈的精英教学优化算法[J]. *自动化学报*, 2014, 40(9): 1976-1983.
- [14] 胡 旺, 李志蜀. 一种更简化而高效的粒子群优化算法[J]. *软件学报*, 2007, 18(4): 861-868.

A hybrid Method Based on Teaching-learning-based and Simplified Particle Swarm Optimization

YANG Peng

(School of Computer Science and Engineering, Beifang University of Nationalities, Yinchuan 750021, China)

Abstract: Teaching-learning-based optimization (TLBO) is a novel swarm intelligence optimization algorithm. Since the low accuracy of TLBO for solving high dimensional nonlinear complex optimization problems, A hybrid TLBO algorithm (HTLBO) is proposed in this paper. Firstly, the average level of students is redefined in the “teacher stage”, and the learning factor is adopted according to the fitness value of the particle with an adaptive strategy. Then, the population is divided into two sub populations according to the fitness value in the process of iteration. To the sub populations with good fitness, the improved TLBO(ATLBO) is used to increase the population diversity. The SPSO is used to improve the convergence of sub populations for the sub populations with poor fitness. Finally, through 10 unconstrained optimization problems are compared and tested, the results show that HTLBO is significantly better than the other four types of TLBO algorithm.

Keywords: teaching-learning-based optimization (TLBO); unconstrained optimization; hybrid; simplified particle swarm optimization (SPSO)