

混合模拟退火和教与学的鸽群优化算法

未建英, 张丽娜, 付发

(河北地质大学信息工程学院, 河北 石家庄 050000)

[摘要] 为了改善鸽群优化算法 (PIO) 容易陷入局部最优和解精度较低的特点, 提出一种混合模拟退火和教与学的鸽群优化算法。首先, 将鸽群优化算法和模拟退火相结合, 可以利用模拟退火跳出局部最优, 得到较为精确的解。然后, 在鸽群优化算法的速度更新公式中加入惯性权重, 并采用线性递减的策略, 与教与学算法相结合, 增加种群的多样性。最后, 通过用 4 个测试函数进行仿真实验和与相关算法进行对比, 结果表明改进后的算法 TLSAPIO 在全局搜索和解精度上都有所提高。

[关键词] 鸽群优化; 模拟退火; 教与学

[中图分类号] TP301.6 **[文献标识码]** A **[文章编号]** 2096-1995(2019)12-0153-03

群智能算法是人们模拟生物群体行为而提出的一种新型启发式算法。近年来, 群智能算法已经成功地应用在生产调度、人工智能和求解优化等问题中。群智能算法主要包括蚁群算法、粒子群优化算法和人工蜂群算法。群智能算法都是模拟动物的行为, 研究个体和群体之间的协同作用, 从而解决实际问题, 且都属于随机搜索算法。

鸽群优化算法 (Pigeon Inspired Optimization, PIO)^[1] 是 2014 年段海滨根据鸽子归巢的行为提出的一种新型群体智能优化算法, 该算法是利用地图、指南针和地标算子完成导航过程。目前, 鸽群优化算法已经成功地应用在无人机编队和图像处理上等多个领域^[2]。

鸽群优化算法前期收敛速度比较快, 所需要的参数较少, 但后期容易陷入局部最优且求解精度较低。同时, 在执行地标算子时, 鸽群数量迅速减少, 造成多样性丢失。针对以上存在的不足, 本文提出了一种混合模拟退火和教与学的鸽群优化算法 (TLSAPIO)。

1 标准鸽群优化算法

鸽群优化算法是群智能算法的一种, Guilford[3] 指出在不同的飞行阶段, 鸽子会使用不同的导航工具。在前期会依赖于类似于指南针的导航工具; 在后期会依赖于地标算子, 同时重新规划自己的飞行路线, 并进行必要的修正。

1.1 地图和指南针算子

鸽子本身存在磁力, 在飞行的过程中, 能够通过磁感来感受磁场, 并把太阳当作指南针来调整飞行的方向。在飞行接近目的地时, 磁场和太阳的指向作用减小。在 D 维搜索空间中, 第 i 只鸽子的速度和位置根据公式进行迭代更新:

$$v_i^t = v_i^{t-1} \cdot e^{-Rt} + rand \cdot (x_{g_{best}} - x_i^{t-1}) \quad (1) \quad x_i^t = x_i^{t-1} + v_i^t \quad (2)$$

式中 $x_{g_{best}}$ 为全局最优位置, R 为地图和指南针因数, t 为当前迭代次数, rand 为随机值。

1.2 地标算子

在接近目的地时, 会根据地标算子进行导航飞行目的地。在每次迭代更新时, 先对鸽子的适应度值进行排序, 舍弃适应度值较低的鸽子。然后, 在剩下的鸽子中选取中心位置的鸽子当作飞行的参考方向, 熟悉地标的鸽子会直接飞行目的地, 不熟悉地标和远离目的地的鸽子会跟随熟悉地标的鸽子飞向目的

地^[1]。对鸽子的位置进行迭代更新, 公式如下:

$$N^t = \frac{N^{t-1}}{2} \quad (3)$$

$$x_{center}^{t-1} = \frac{\sum_{i=1}^{N^{t-1}} x_i^{t-1} \cdot f(x_i^{t-1})}{N^{t-1} \cdot \sum_{i=1}^{N^{t-1}} f(x_i^{t-1})} \quad (4)$$

$$x_i^t = x_i^{t-1} + rand \cdot (x_{center}^{t-1} - x_i^{t-1}) \quad (5)$$

式中, $f(\cdot)$ 为适应度函数, 即为目标函数。

2 混合模拟退火和教与学的鸽群优化算法

2.1 模拟退火鸽群优化算法

模拟退火^[4] 是模拟物体从高温降为低温的过程, 根据 Metropolis 准则, 由于降温操作, 物体从状态 i 变为状态 j, 能量也从 $E(i)$ 变为 $E(j)$, 能量的变化量为 $\Delta E = E(i) - E(j)$, 当 $\Delta E > 0$, 接受变化的新状态; 当 $\Delta E < 0$, 以一定的概率接受当前的新状态。当概率 $p = \exp(E(i) - E(j)/T) > rand$ 时, 接受当前的新状态, 否则保留旧的状态。其中, $T = T \cdot decayscale$, decayscale 为退火系数。

模拟退火鸽群优化算法 (SAPIO) 是以鸽群优化算法为主流程, 加入了模拟退火机制, 对每个鸽子的位置进行局部寻优, 使算法在接受较优解的同时, 以一定的概率接受较差解, 能够使算法跳出局部最优。随着物体的降温, 能量逐渐趋于稳定状态, 算法达到全局最优。

2.2 线性递减的惯性权重和速度更新

在鸽群优化算法中, 前期需要较大的速度, 有利于全局搜索, 能较快地定位最优解的大致位置。随着惯性权重的减小, 速度减小, 能够进行精细的局部搜索和得到更精确的解, 该方法加快了算法的收敛速度, 提高了算法性能^[5]。惯性权重的调节和速度公式如下:

$$w = w_{start} - \frac{w_{start} - w_{end}}{T1} \times t \quad (6)$$

$$v_i^t = w * v_i^{t-1} \cdot e^{-Rt} + rand \cdot (x_{g_{best}} - x_i^{t-1}) \quad (7)$$

2.3 教与学优化算法

教与学优化算法 (TLBO)^[6] 包括教师阶段和学习阶段。在教师阶段, 选择种群中最好的个体作为教师, 通过教行为

作者简介: 未建英 (1989-), 女, 硕士生, 研究领域: 智能计算及其应用;
张丽娜 (1993-), 女, 硕士生, 研究领域: 智能计算及其应用;
付发 (1993-), 男, 硕士生, 研究领域: 人工智能与机器学习。

提高学生的平均成绩。设 $x_{teacher}$ 是教师, α 是学习因子, 且 $\alpha = round(1 + rand(0,1))$, x_{mean} 种群内所有个体的平均值。教师阶段的更新公式如下:

$$x_i^t = x_i^{t-1} + rand(0,1) \times (x_{teacher} - \alpha \times x_{mean}) \quad (8)$$

在学习阶段, 从种群中随机选出两个不同的个体 x_p 和 x_q , 比较两个个体之间的差异。令 x_i 向其中优秀的个体进行学习。学生阶段的更新公式如下:

$$x_i^t = \begin{cases} x_i^{t-1} + rand(0,1) \times (x_p^t - x_i^{t-1}), & f(x_p) < f(x_q) \\ x_i^{t-1} + rand(0,1) \times (x_q^t - x_i^{t-1}), & f(x_p) > f(x_q) \end{cases} \quad (9)$$

2.4 TLSAPIO 算法实现

输入: 种群规模 N, 最大迭代次数 T1+T2。

输出: 最优个体 x_{gbest} 。

Step1: 初始化鸽群算法相关的参数, 包括速度和位置。

Step2: 计算鸽子的适应度值, 找出个体极值 x_p 和全局极值 x_{gbest} 。

Step3: 执行地图和指南针算子, 并根据公式 (1) 和 (2) 更新鸽子的速度和位置。

Step4: 当 $t > T1$ 时, 停止执行地图和指南针算子, 转而去执行地标算子。否则继续 Step3。

Step5: 执行地标算子, 对鸽子的适应度值进行排序, 适应度值较低的鸽子执行教与学优化算法, 并根据公式 (7)、(8) 和 (9) 更新速度和位置, 同时计算适应度值。

Step6: 当 $t > T2$ 时, 停止执行地标算子, 输出最后结果。否则继续 Step5。

Step7: 计算两次位置变化引起的适应度值的变化量 $\Delta f = f_i(x_i(t+1)) - f_i(x_i(t))$, 如果 $\Delta f < 0$ 或 $\exp(-\Delta f/T) > rand$, 则接受新位置, 否则保留旧位置。

Step8: 执行降温操作, $T = T \cdot decayscale$ 。

Step9: 判断是否满足终止条件, 若满足, 则结束算法, 输出全局最优值。否则转 Step2。

3 仿真实验与分析

3.1 实验说明

为了验证改进算法的有效性和可行性, 本文选取 PIO, SAPIO, TLPIO, TLSAPIO 四个算法进行对比研究。实验中设置种群数目为 30, 最大迭代次数为 1000 次, 解空间维度为 20, 采用独立运行 30 次的最好值和平均值作为最后测试结果。实验采用 Matlab R2014a 编写仿真实验程序, 在实验环境为 Windows 7 操作系统, 电脑配置为 Inter(R)Core(TM)i7-3770 CPU @ 3.40GHz 3.40GHz 上实现。本文用表 1 中 4 个 Benchmark 函数进行仿真测试。

表 1 4 个 Benchmark 测试函数

函数表达式	搜索范围	最优值
$f_1 = \sum_{i=1}^D x_i + \prod_{i=1}^D x_i $	[-10,10]	0
$f_2(x) = \sum_{i=1}^{D-1} [100(x_{i+1} - x_i)^2 + (1 - x_i)^2]$	[-30,30]	0
$f_3(x) = -20 \exp(-0.2 \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^D x_i^2}{D}}) - \exp(\sum_{i=1}^D \cos(2\pi x_i)/D) + 20 + e$	[-32,32]	0
$f_4(x) = \frac{\sin^2 \sqrt{x_1^2 + x_2^2} - 0.5}{[1 + 0.001(x_1^2 + x_2^2)]^2} - 0.5$	[-100,100]	-1

3.2 实验分析

由表 2 的结果可以得出, 对于 f_1 函数, TLSAPIO 前期收敛速度较慢, 后期收敛速度较快, 在最优值上 TLSAPIO 优于 PIO、SAPIO 和 TLPIO, 在平均值上劣于 TLPIO。对于 f_2 函数, TLSAPIO 收敛速度较快, 在最优值和平均值上均优于 PIO、SAPIO 和 TLPIO。对于 f_3 多峰函数, 存在多个局部最优, 前期收敛速度慢于 TLPIO, 在最优值和平均值上, TLSAPIO 均优于其他三个算法。对于 f_4 多峰函数, 函数在解空间上存在大量的局部最优值, 能够检测算法的全局搜索能力, 且 TLSAPIO 在最优值和平均值上均优于 PIO、SAPIO 和 TLPIO 三个算法。

四种算法在函数 $f_1 \sim f_4$ 上的收敛曲线如图 1~ 图 4 所示。

表 2 PIO、SAPIO、TLPIO、TLSAPIO 对比实验结果

测试函数	算法	最优值	平均值
f_1	PIO	3.0576	3.0664
	SAPIO	2.0882	2.0962
	TLPIO	0.5355	0.5686
	TLSAPIO	0.1456	1.6300
f_2	PIO	3.6982	3.7039
	SAPIO	3.5935	3.5993
	TLPIO	3.4861	3.4952
	TLSAPIO	1.0825	2.4334
f_3	PIO	3.8217	3.8263
	SAPIO	3.6359	3.6456
	TLPIO	2.8789	2.8863
	TLSAPIO	1.0322	2.4940
f_4	PIO	5.0928	5.1015
	SAPIO	4.2691	4.2825
	TLPIO	4.4616	4.4703
	TLSAPIO	2.3207	3.9934

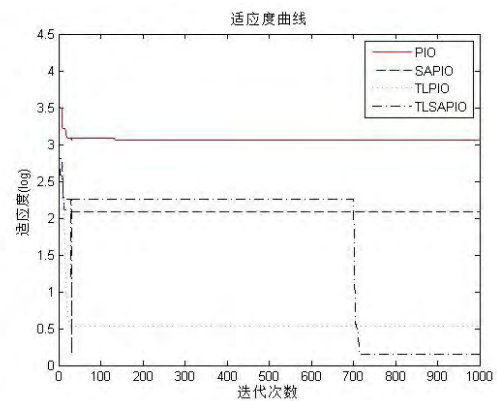


图 1 四种算法在 f_1 函数上的收敛曲线

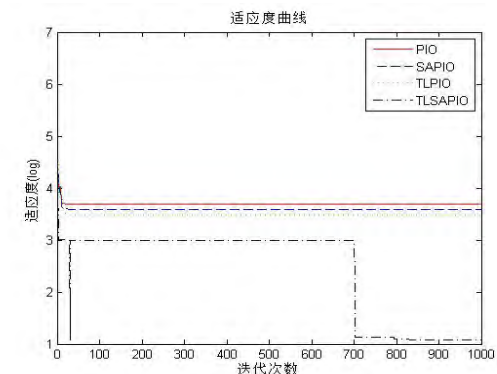


图 2 四种算法在 f_2 函数上的收敛曲线

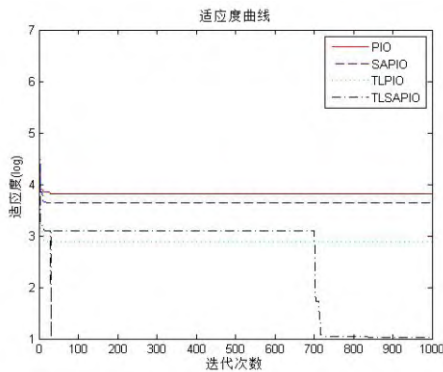


图3 四种算法在 f_3 函数上的收敛曲线

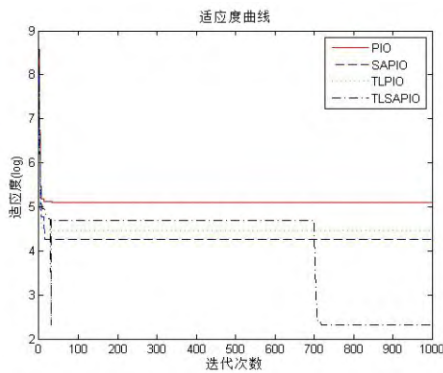


图4 四种算法在 f_4 函数上的收敛曲线

4 结语

本文提出了一种混合模拟退火和教与学的鸽群优化算法,在基本的PIO算法上引用了模拟退火机制,使算法尽可能地跳出局部最优,提高了全局搜索能力。然后加入线性递减的惯性权重更新种群的速度,在算法的迭代过程中,对于适应度值较差的鸽子采用教与学的方法对种群进行更新,增加了种群的多样性,提高了解的精度。最后,通过一系列的实验表明,算法的改进是有效、可行的。

【参考文献】

[1] Haibin Duan, Peixin Qiao. Pigeon-inspired optimization: a new swarm intelligence optimizer for air robot path planning[J]. International Journal of Intelligent Computer and Cybernetics, 2014, 7(1): 24-37.
[2] 段海滨, 叶飞. 鸽群优化算法研究进展[J]. 北京工业大学报, 2017, 43(01): 1-7.
[3] Guilford T, Roberts S, Biro D, et al. Positional entropy during pigeon homing II: navigational interpretation of Bayesian latent state models[J]. J Theor Biol, 2004, 227: 25.
[4] 杜松, 周健勇. 一种差分进化和模拟退火粒子群混合算法[J]. 计算机仿真, 2015, 32(12): 218-221.
[5] 李丽, 牛奔. 粒子群优化算法[M]. 北京: 冶金工业出版社, 2009.
[6] 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 P157) 想交流与情感沟通, 对孩子的网上行为很少关注, 更缺乏对其网上行为的教育与引导, 造成家庭网络规则意识教育的缺位。在互联网技术高速度发展、移动智能终端大范围普及的今天, 很多父母都已成为网民, 但囿于年龄、精力、理解能力等方面的限制, 他们对网络新技术的理解与运用并不能跟上大学生的步伐, 因而也就难以对大学生的网络行为进行有效监督。加之, 网络行为具有一定的隐蔽性, 即使出现道德失范现象也难以很快在日常家庭生活中发现, 更不可能及时作出纠正, 给予教育和警示。

3.6 网络法律体系不够完善

大学生网络规则意识不强与网络法律体系不完善有密切关系。目前我国法律的完善速度难以跟上日新月异的网络社会发展步伐, 法律的灵活度和针对性也与飞速发展的网络技术不相适应, 网络立法缺乏前瞻性、有效性和系统性。由于法律法规的欠缺和执法体系的不健全, 一些网络失范行为处于法律的真空地带, 未被有效监管和惩治。这一状况无益于大学生网络行为的监管和网络规则意识的培养。

3.7 社会生态环境的影响

我国在社会主义初级阶段的发展过程中出现的一些不和谐因素在网络环境中的自由蔓延, 有可能使大学生对我国的主流意识形态产生怀疑, 为西方的自由主义、个人主义等思潮的入

侵提供了可乘之机, 从而影响大学生正确的网络判断标准的形成。我国目前处于社会转型期, 传统文化出现裂痕与断层, 传统道德丧失部分话语权, 在网络社会出现式微现象, 与网络世界共同成长起来的大学生没有得到传统文化足够的滋养与熏陶, 而与网络社会这一新型社会场域相适应的伦理道德体系尚未建立, 使得大学生难以建立起自身的网络规则标准, 更难以严格要求自身的网络行为。

【参考文献】

[1] 刘泾. 高校思想政治教育中的规则意识建构[J]. 中国青年社会科学, 2018(4).
[2] 赵霞, 张元. 新时代大学生网络异化问题研究述评[J]. 淮海工学院学报(人文社会科学版), 2019(1).
[3] 赵霞, 徐云. 网络异化与加强大学生人文教育探析[J]. 淮海工学院学报(人文社会科学版), 2018(11).
[4] 武文颖, 侯庆敏. 加强网络思想政治教育 注重网络道德内化[J]. 中国高等教育, 2018(11).
[5] 崔岩岩. 大学生网络舆论道德失范的心理溯源及对策[J]. 宁波教育学院学报, 2018(10).
[6] 戴仁俊. 国内外“大学生网络素养”概念的研究综述[J]. 教育现代化, 2018(10).