

基于模拟退火的自适应水波优化算法

王万良 陈超 李笠 李伟琨

(浙江工业大学计算机科学与技术学院 杭州 311023)

摘要 水波优化算法(Water Wave Optimization, WWO)是一种基于浅水波理论的新兴智能优化算法。在简化水波优化算法(Simplified Water Wave Optimization, SimWWO)的基础上,提出水波优化算法的一个改进版本。针对WWO算法在寻优过程中未能有效利用水波历史状态和经验的问题,提出一种自适应的参数调整策略:根据水波进化过程中的性能改善指标自适应调整算法的波长系数,提高搜索效率;同时,针对算法后期容易陷入局部最优的情况,加入模拟退火的思想,以一定的概率接受劣质解,避免算法陷入局部最优。通过以上两个操作可以更好地平衡全局搜索和局部搜索。在CEC 2015函数测试集上进行比较,结果证明改进后的算法有效地提高了综合性能。

关键词 进化算法,水波优化,自适应参数,模拟退火

中图分类号 TP18 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2017.10.039

Adaptive Water Wave Optimization Algorithm Based on Simulated Annealing

WANG Wan-liang CHEN Chao LI Li LI Wei-kun

(College of Computer Science & Technology, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 311023, China)

Abstract Water wave optimization (WWO) is a novel evolutionary algorithm inspired by the shallow wave theory. In this paper, we developed a modified version of simplified water wave optimization algorithm (SimWWO). To fully utilize the history information and experience of the waves, we proposed an adaptive parameter adjustment strategy. The performance of waves on the evolutionary process is used as a feedback to adjust the wave length coefficient adaptively to improve search efficiency. Meanwhile, to avoid the problem of easily being lost in local optimum, the thought of simulated annealing is adopted to accept inferior solution with a certain probability. Through the above two operations, the algorithm achieves better balance between global search and local search. Computational experiments on the CEC 2015 single-objective optimization test problems show that the modified algorithm effectively improves the overall performance.

Keywords Evolutionary algorithms, Water wave optimization, Adaptive parameter, Simulated annealing

1 引言

随着实际工程优化问题的复杂度和规模的不断增长,传统数学优化方法难以有效对其进行求解。进化算法(遗传算法^[1]、粒子群算法^[2]、蚁群算法^[3]、模拟退火算法等)在求解大规模复杂问题上表现出较好的性能,因此得到了广泛的应用。但是,根据“无免费午餐”定理^[4],没有一种算法能够在所有问题上取得最优结果,传统的进化算法往往在收敛精度和收敛速度上不尽如人意。近年来,智能计算领域出现了蝙蝠算法^[5]、重力搜索算法^[6]、觅食搜索算法^[7]、生物地理学优化算法^[8]等新兴进化算法,其综合性能与传统进化算法相比有很大提高,并且各自在求解某些特定问题上表现出极佳的搜索效率。

水波优化算法(WWO)是由 Zheng 提出的一种新兴进化算法^[9]。它基于浅水波理论,将问题求解空间类比为海床,将

每一个潜在解类比为水波,水波的适应度和水波到海床的垂直距离成反比。通过模拟水波动态变化的过程进行寻优求解,其主要由3个操作组成:传播、碎浪和折射。通过传播操作,适应度越高的水波距离海平面越近,可以进行局部搜索;反之,适应度越低的水波距离海平面越远,可以进行全局搜索。同时,通过碎浪操作将最优解水波变为一连串独立的水波,从而进一步在最优解周围进行精细搜索。最后,通过折射操作,对停滞的水波进行随机更新,在避免搜索停滞的同时增加了种群多样性。通过结合以上3个操作,很好地平衡了局部搜索和全局搜索。水波算法框架简单,使用参数较少,经过基准函数测试证明,其综合性能明显优于重力搜索算法、觅食搜索算法、蝙蝠算法等其他新兴算法,同时已成功应用于中国高铁调度问题和旅行商问题^[10],验证了其求解实际工程问题的有效性。

到稿日期:2016-09-26 返修日期:2016-12-29 本文受“十二五”国家科技支撑计划基金项目(2012BAD10B01),国家自然科学基金项目(61379123)资助。

王万良(1957—),男,博士,教授,博士生导师,CCF会员,主要研究方向为计算机控制与智能自动化;陈超(1991—),男,硕士生,主要研究方向为智能优化算法,E-mail:chenchaofog@163.com;李笠(1986—),男,博士生,主要研究方向为智能优化算法;李伟琨(1990—),男,博士生,主要研究方向为智能优化算法。

与大多数算法相似,WWO 算法根据当前适应度和种群最优适应度调整波长系数,实现方法简单,但没有充分利用水波的个体状态和群体信息来自适应地调整参数。针对 WWO 算法参数调整的研究较少,杨帆等参考粒子群算法的惯性权重参数自适应调整策略,提出了一种基于蚁群系统的参数自适应粒子群算法,通过蚁群算法实现惯性权重参数的自适应调整,将该算法应用于复杂系统模型参数的优化估计时取得了良好效果^[11]。Yang 等引入了速度因子和加速因子对惯性权重参数进行动态调整,提出了一种基于动态调整参数的粒子群算法^[12]。Panigrahi 等针对经济负荷分配问题,提出了将粒子的当前状态和历史最优状态作为分级标准,对惯性权重进行分级调整的自适应粒子群算法^[13]。Nickabadi 等将每个粒子适应度改进的成功率作为反馈信息,对惯性权重进行调整从而确定粒子的搜索范围,提出了自适应的惯性权重粒子群算法^[14]。Tanweer 等结合人类认知学习思维,使用自我调节的惯性权重决定搜索范围,并使用自我认知的全局搜索策略确定搜索方向,测试结果证明了算法的优越性^[15]。同时,为了避免算法后期陷入局部最优,高鹰等将模拟退火思想引入具有杂交变异功能的粒子群算法中,提出了一种基于模拟退火的粒子群优化算法,提高了算法的收敛速度和精度^[16]。刘爱军等提出了混沌模拟退火粒子群算法,引入混沌理论对粒子群参数进行自适应调整以增强全局搜索能力,同时采用模拟退火思想防止算法陷入局部最优^[17]。Dai 等结合模拟退火算法能跳出局部最优和粒子群算法具有全局搜索的特点,很好地解决了生产调度问题^[18]。以上关于粒子群算法的优化对水波优化算法的参数优化提供了一定的参考意义。

WWO 算法未能有效利用水波进化过程中的信息和算法后期早熟收敛的问题。本文提出一种自适应的参数调整策略,通过动态调整波长系数来提高搜索效率;同时结合模拟退火算法,防止算法陷入局部最优。基于以上两个策略可以更好地平衡全局搜索和局部搜索。在 CEC 2015 测试函数集的比较结果证明,改进算法的综合性能得到了有效提升。

2 水波优化算法

2.1 标准水波优化算法

标准水波优化算法(WWO)将问题求解空间类比为海床,每一个潜在解类比为水波,其中水波的高度为 h ,波长为 λ 。水波的适应度与其到海平面的距离成反比:水波距离海平面越近,适应度越高,则对应水波的能量越大,波长越小,波高越大。这使得优质水波能够在潜在最优解附近进行局部搜索,劣质水波能够跳出局部最优进行大范围的搜索。算法采用 3 个操作进行寻优求解:传播、碎浪和折射。

1) 传播

在每一次迭代中,每一个水波位置通过传播操作更新一次,设问题的维度为 D ,原始水波的位置为 X ,则新的水波位置为:

$$X'_d = X_d + rand(-1, 1) \cdot \lambda L_d \quad (1)$$

其中, $rand(-1, 1)$ 是在 $[-1, 1]$ 范围内均匀分布的随机数, $L(d)$ 是水波在维度搜索空间的长度。如果新水波的位置超

出了有效位置,则将其随机重置为有效范围内的一个位置。

传播操作完成后,计算新水波 X' 的适应度 $f(X')$; 如果 $f(X') > f(X)$, 则用新位置 X' 取代种群中的 X ; 否则, 保留 X , 同时其波高 h 因能量的损耗而递减 1。

每次迭代后,对每个水波的波长按下式更新:

$$\lambda = \lambda \cdot \alpha^{-(f(X) - f_{\min} + \epsilon) / (f_{\max} - f_{\min} + \epsilon)} \quad (2)$$

其中, f_{\min} 和 f_{\max} 分别代表目前种群中的最小适应度和最大适应度; α 是波长系数; ϵ 是一个极小的正数(避免分母为零)。

2) 碎浪

随着能量的增加,波峰变得越来越陡峭,最终破碎成一连串独立的水波。水波算法只对新找到的最优解 X_{best} 进行碎浪操作,模拟水波碎浪现象,在潜在最优解周围区域进行精细搜索。具体操作是随机选择 k 维(k 是介于 1 和预设参数 k_{\max} 之间的随机数),在每一维 d 上产生一个独立波 X'_d :

$$X'_d = X_d + Gaussian(0, 1) \cdot \beta L_d \quad (3)$$

其中, β 是碎浪系数,如果产生的独立波 X' 优于 X , 则用 X' 代替 X ; 否则不更新。

3) 折射

当某个水波的波高 h 递减为 0 时,为了避免搜索停滞,对其进行折射操作。折射后每一维的位置更新为:

$$X'_d = Gaussian\left(\frac{X_{best,d} + X_d}{2}, \frac{X_{best,d} - X_d}{2}\right) \quad (4)$$

其中, X_{best} 表示当前位置的最优解。折射后的新波 X' 的波高 h 重置为 h_{\max} , 同时其波长按式(5)更新。

$$\lambda' = \lambda \frac{f(X)}{f(X')} \quad (5)$$

2.2 简化水波优化算法

针对标准水波算法收敛速度较慢和搜索精度较低的问题,简化水波优化算法(SimWWO)^[19]引入了种群可变策略和移除折射操作的方法进行改进。

1) 种群可变策略

在 SimWWO 中,采用种群规模线性递减策略,种群规模按式(6)更新。

$$n = n_{\max} - (n_{\max} - n_{\min}) \cdot \frac{t}{t_{\max}} \quad (6)$$

其中, n_{\max} 和 n_{\min} 分别是预设的最大种群规模和最小种群规模; t 是当前迭代次数; t_{\max} 是最大迭代次数。假设当前种群规模为 n , 通过式(6)计算得到下一代种群规模为 n' , 选择前 n' 个最优种群个体进入下一次迭代,同时移除剩余的 $n - n'$ 个劣质个体。

2) 移除折射操作

在大部分情况下,水波高度递减为 0 的水波都是局部最优解,需要通过折射操作跳出局部最优。但是由于种群可变策略具有剔除劣质解的功能,部分替代了折射操作的功能,同时折射操作也增加了早熟收敛的风险,因此移除折射操作不仅降低了算法的复杂度,也提高了算法的寻优能力。

3 基于模拟退火的自适应水波优化算法

为了更加有效地利用水波的历史状态和信息,提出基于模拟退火的自适应水波算法(Adaptive Water Wave Algo-

rithm based on Simulated Annealing, AWWO-SA)。算法综合利用“改进成功率”(水波搜索结果是否有所改进的概率)和“改进速率”(水波搜索结果改进程度的大小)的策略,将其作为反馈信息自适应地调节算法的波长系数,确定水波的搜索范围。同时针对算法后期容易陷入局部最优的特点,加入模拟退火的思想,防止早熟收敛。

3.1 自适应波长系数

在 SimWWO 算法的传播、碎浪和种群可变 3 个策略中,传播操作是更新水波位置的最基本操作,其中波长的大小几乎决定了搜索范围,即算法是注重全局搜索能力还是局部搜索能力。因此为了全面利用水波进化过程的信息,根据水波搜索过程中的历史状态信息和每一次搜索前后的变化程度,提出“改进成功率”和“改进速率”两个策略。通过以上两个策略同时调节波长系数,确定波长大小和搜索范围,提高算法的综合性能。

1) 改进成功率

为了充分利用水波的历史状态,使用改进成功率策略:首先确定每一次迭代后水波个体的适应度改变情况,如果水波当前的适应度优于其历史最优适应度,则记录为 1,否则记录为 0(以求解函数的最小值为目标):

$$S(i, t) = \begin{cases} 1, & \text{if } f(X_{best_i^t}) < f(X_{best_i^{t-1}}) \\ 0, & \text{if } f(X_{best_i^t}) = f(X_{best_i^{t-1}}) \end{cases} \quad (7)$$

其中, $X_{best_i^t}$ 表示水波个体 i 在当前 t 次迭代中的最优位置, f 为适应度函数。则水波的改进成功率计算公式如下:

$$P(t) = \frac{\sum_{i=1}^n S(i, t)}{n} \quad (8)$$

其中, n 是当前的种群数量。 $P(t)$ ($P(t) \in (0, 1)$) 是直到第 t 次迭代水波改进的成功率。此策略已经成功应用于粒子群算法的惯性权重自适应调整^[14]。较大的 P 值意味着水波有较大可能陷入了局部最优,搜索进度缓慢,需要增加波长系数以扩大搜索范围,跳出局部最优陷阱;而较小的 P 值意味着水波在全局最优值附近聚集,改进的空间不大,需要使用较小的波长系数在局部精细搜索,提高搜索精度。综上可得,改进成功率 P 的变化应该与波长系数 α 成正比。

2) 改进速率

为了更加全面地利用算法中水波的进化信息,针对水波每次迭代前后适应度的变化和水波位置状态的变化,提出一种改进的速率策略(以最小化问题为例):

$$V(t) = \frac{f(X_{best_i^{t-1}}) - f(X_{best_i^t})}{|x_i^t - x_i^{t-1}|} \quad (9)$$

其中, $X_{best_i^t}$ 表示水波个体 i 在当前 t 次迭代中的最优位置, f 为适应度函数。 $|x_i^t - x_i^{t-1}|$ 表示两个水波位置之间的欧氏距离。综上可得, $V > 0$ 。

$$|x_i^t - x_i^{t-1}| = \sqrt{\sum_{k=1}^D (x_{i,k}^t - x_{i,k}^{t-1})^2} \quad (10)$$

较大的改进速率 V 值代表水波在当前迭代中的改进程度较大,因此可以预测此水波正在往全局最优方向移动,应该减小波长系数,适当缩小搜索范围以进行精细搜索。相反,较小的 V 值代表水波搜索进展缓慢,应该增大波长系数,扩大

搜索范围来跳出局部最优。由此可知,改进速率 V 值应该与波长系数 α 成反比。

3) 波长系数的自适应调整

为了充分利用水波的个体状态和群体信息,根据水波的波长系数与改进成功率成正比,以及与改进速率成反比的情况,经实验测试后,本文提出以下策略来自适应调节波长系数:

$$\alpha = \alpha_m + c(P(t) + e^{-V(t)}) \quad (11)$$

其中, α_m 为初始波长系数, c 为变化因子,波长更新公式为:

$$\lambda = \lambda \cdot \alpha \quad (12)$$

如果成功率 P 值较大且改进速率值 V 较小,则意味着水波不仅在多次搜索迭代中没有改进,而且在当前迭代中搜索进展缓慢,因此需要增大波长系数以增大搜索范围,跳出局部最优。相反,较小的成功率 P 值和较大的改进速率 V 值代表水波正在全局最优解附近并且搜索进展较大,因此使用较小的波长系数进行局部精细搜索。

3.2 模拟退火算法

模拟退火算法的思想最早由 Metropolis 等提出,由 Kirkpatrick 等成功应用于组合优化领域^[20]。算法基于对固体退火过程的模拟,用冷却进度表来控制算法的进程,使算法以概率 1 收敛到全局最优值。该算法的实现过程如下(以最小化问题为例):

(1) 初始化:初始退火温度 T_k ($k=0$),随机初始化解 X 。

(2) 对当前解 X 随机扰动产生一个新解 X' 。

(3) 计算 $\Delta f = f(X') - f(X)$,其中 $f(X)$ 和 $f(X')$ 分别为 X 和 X' 的目标函数。

(4) 若 $\Delta f < 0$,则接受新解,否则按照 $\exp(-\Delta f/T) > rand$ 的概率接受新解。其中 $rand$ 是 $[0, 1]$ 区间内的随机数。

(5) 按照某个温度冷却方案进行更新, $k = k + 1$ 。若满足收敛准则,则程序结束,输出当前最优解;否则转步骤(2)。

模拟退火算法已经成功应用于遗传算法、粒子群算法等进化算法中^[16-18],模拟退火算法较强的跳出局部最优解的能力被用于弥补原算法易陷入局部极值的缺点,从而提高算法的进化速度和精度。针对简化水波算法(SimWWO)存在局部最优解的情况,引入模拟退火算法作为自适应策略,前期温度较高,对劣质种群接受概率较大,从而能够有效跳出局部最优,增加种群的多样性;后期随着退火温度的逐渐下降,算法对非优解的接受概率也逐步变小,从而提高了算法的进化速度和搜索精度。算法通过结合水波算法的传播和碎浪操作的全局搜索能力和模拟退火的局部搜索能力,提高了算法中的种群多样性和算法求解全局最优的能力。

具体操作:在碎浪后更新全局最优解时加入模拟退火算法进行自适应调整,按照 Metropolis 准则判断是否接受新解:以概率 1 接受较优解,以概率 $\exp(-\Delta f/T) > rand$ 接受较差解,温度冷却采用线性递减方案 $T_{k+1} = CT_k$,其中 $C \in (0, 1)$ 。通过以上操作,允许目标函数在有限范围内变坏,从而提高种群的多样性,进一步增强算法的全局搜索能力,避免算法在后期陷入局部最优。

3.3 算法流程

AWWO-SA 算法如算法 1 所示。

算法 1 AWWO-SA 算法

- Step 1 初始化:问题的维数、初始/终止种群规模、初始退火温度、温度冷却系数、迭代次数 $t \leftarrow 0$ 。
- Step 2 随机初始化规模为 n 的种群,计算每个解的适应度 $f(X)$,并找到全局最优解 X_{best} 。
- Step 3 对每个解(水波)按式(1)执行传播操作以产生新解 X' 。
- Step 4 如果新解满足 $f(X') > f(X)$,则用 X' 替换 X ;否则转到 Step 8。
- Step 5 如果 $f(X') > f(X_{best})$,则用 X' 替换 X_{best} ,并按式(2)进行碎浪操作;否则转到 Step 8。
- Step 6 如果碎浪产生的新位置存在一个 X'' 使得 $f(X'') > f(X_{best})$,则用 X'' 替换 X_{best} ;否则进行退火操作,以概率 $\exp(-\Delta f/T) > \text{rand}$ 随机选择一个 X'' 进行替换。
- Step 7 按 $T_{t+1} = CT_t$ 进行退温操作。
- Step 8 按式(6)计算种群数,如果当前种群数 $n > n(t)$,则删除种群中最差的 $n - n(t)$ 个解。
- Step 9 按式(7)和式(8)改进成功率 P ,根据式(9)、式(10)改进速率 V ,并且按照式(11)和式(12)更新所有解的波长,令 $t = t + 1$ 。
- Step 10 判断是否满足终止条件,若不满足则转到 Step 3;若满足,则结束,输出算法找到的最优解。

同时,对 AWWO-SA 算法的时间复杂度进行分析。设算法的种群规模为 n ,目标函数为 D 维,最大迭代次数为 m :则每个操作的时间复杂度如下:初始化: $O(nD)$,传播: $O(nD)$,碎浪: $O(nD)$,自适应参数: $O(nD)$,模拟退火: $O(nD)$,适应度计算: $O(n)$,整体复杂度为 $O(mnD)$,这与 WWO 和 SimWWO 的时间复杂度相同,没有增加计算负担。

4 实验及结果分析

4.1 实验参数设置

在 CEC 2015 的单目标函数优化集上进行算法的性能测试^[21]。该函数集合包括 15 个函数问题,涵盖了单峰(Unimodal)、简单多峰(Simple Multimodal)、混合(Hybrid)和复合(Composition)4 种优化问题,能够全方位地测试算法性能。函数的具体细节如表 1 所列,其中 f^* 表示函数的实际最优解。

表 1 CEC 2015 基准函数描述

Type	No.	Function	f^*
Unimodal	1	Rotated High Conditioned Elliptic Function	100
	2	Rotated Cigar Function	200
Simple Multimodal	3	Shifted and Rotated Ackley's Function	300
	4	Shifted and Rotated Rastrigin's Function	400
	5	Shifted and Rotated Schwefel's Function	500
Hybrid	6	Hybrid Function 1 ($N=3$)	600
	7	Hybrid Function 2 ($N=4$)	700
	8	Hybrid Function 3 ($N=5$)	800
Composition	9	Composition Function 1 ($N=3$)	900
	10	Composition Function 2 ($N=3$)	1000
	11	Composition Function 3 ($N=5$)	1100
	12	Composition Function 4 ($N=5$)	1200
	13	Composition Function 5 ($N=5$)	1300
	14	Composition Function 6 ($N=7$)	1400
	15	Composition Function 7 ($N=10$)	1500

WWO 和 SimWWO 算法相对其他主流算法(如蝙蝠算法、重力搜索算法、觅食搜索算法等^[9-10])的优越性和 WWO 的收敛性^[22]已在文献中得到了验证。本文对改进遗传算法(IGA)^[1]、改进的简化粒子群算法(YSPSO)^[2]、WWO、SimWWO 和 AWWO-SA 的性能进行比较。本文设置函数的维数

$D=30$ 。为公平起见,对算法均采用相同终止条件,即最大迭代次数为 3000。各个算法的参数根据文献^[1-2,9,19]的推荐设置如下:

- 1)IGA:交叉概率 $P_c = 0.88$,变异概率 $P_m = 0.07$,选择因子 $\alpha = 0.85$,种群规模 $n = 50$;
- 2)YSPSO:惯性权重 $w = 0.8$,学习因子 $c_1 = c_2 = 2$, $n = 50$;
- 3)WWO: $\alpha = 1.0026$, $k_{max} = 12$, $h_{max} = 12$, β 从 0.25 到 0.001 线性递减, $n = 10$;
- 4)SimWWO: $\alpha = 1.0026$, $k_{max} = 6$, β 从 0.25 到 0.001 线性递减, n 从 50 到 6 线性递减;
- 5)AWWO-SA: $\alpha_m = 0.98$, $c = 0.02$, $k_{max} = 6$, β 从 0.25 到 0.001 线性递减, n 从 50 到 6 线性递减。

仿真实验的电脑配置为 Intel Core i5-3230,8GB 内存。为减少算法分析中随机性的影响,每种算法在每个测试函数上均独立运行 20 次,分别记录最大值(max)、最小值(min)、中位数(median)和均方差(std)。

4.2 实验参数变化分析

实验中 AWWO-SA 的变化参数有波长系数 α 、碎浪系数 β 和种群规模 n 。

在算法寻优求解的过程中,波长系数 α 的变化对算法影响最大。传播操作中波长 λ 的变化是水波位置更新的最重要手段,对较大的波长可以进行大范围搜索,提高全局搜索能力,跳出局部最优陷阱,防止早熟收敛;反之,对较小的波长可以在局部搜索,提高收敛精度。根据式(1)和式(2),波长系数 α 和波长 λ 成正比,决定着波长的大小,类似于粒子群算法中的惯性权重^[14],对于算法的收敛速度和精度起决定性作用。通过动态调整波长系数来调整波长,从而确定搜索范围,可以极大地提高搜索效率。对于适应度较高的水波,应该采用较小的波长系数,从而得到较小的波长进行局部搜索,进而提高求解精度;对于适应度较低的水波,应该使用较大的波长系数,得到较大的波长来进行全局搜索。同时,由式(12)可得:波长系数由改进成功率 P 和改进速率 V 调节。由实验测试得:当初始波长系数 $\alpha_m = 0.98$,变化因子 $c = 0.02$,即波长 $\alpha \in (0.98, 1.02)$ 时,算法的搜索效率最优。

在碎浪操作中,将最优水波随机重置为一系列独立水波,在最优区域进行精细搜索。较大的碎浪系数 β 代表水波在最优解周围大范围地搜索;反之,较小的 β 可以在最优解周围小范围地搜索。因此,采用线性递减的碎浪系数后可以在算法前期支持较大范围的搜索,防止陷入局部最优;在算法后期在最优解周围进行精细搜索,提高收敛速度。

同理,采用线性递减的种群规模 n ,在算法前期使用较大的种群数量可以保持解集的多样性,随着搜索的进行,种群规模减小,趋向于小范围的精细搜索,从而更好地平衡全局搜索和局部搜索。

4.3 实验结果分析

表 2—表 5 分别列出了 5 个算法在单峰函数、简单多峰函数、混合函数和复合函数上的实验结果。根据数值结果可以看出:

- 1)在 2 个单峰函数上,YSPSO 对 f_1 求解得到了最佳中

位数,优于其他算法。IGA对 f_2 求解得到了最佳中位数。

2)在3个简单多峰函数上,AWWO-SA对 f_4 以及 YSPSO对 f_5 的求解得到了最佳中位数, f_3 没有明显差异。

3)在3个混合函数上,AWWO-SA对 f_7 和 f_8 的求解得到最佳中位数,SimWWO在 f_6 上得到最佳中位数。

4)在7个复合函数上,AWWO-SA在 $f_{11}, f_{12}, f_{13}, f_{14}$ 上取得了最佳中位数(表中数据保留小数点后两位有效数字,实际数值的差值大于1)。SimWWO对 f_{10} 求解得到最佳中位数。各个算法在 f_9 和 f_{15} 上没有明显区别(数据差值小于1)。

从统计结果可得:在15个函数优化问题中,AWWO-SA在7个函数上取得最佳中位数,SimWWO在2个函数上取得最佳中位数,YSPSO在2个函数上取得最佳中位数,IGA在1个函数上取得最佳中位数。在剩余的3个函数上,所得中位数没有明显差异。特别地,AWWO-SA在混合函数和复合函数上表现突出,这是由于搜索空间中存在大量局部最优解时,采用自适应调整策略和结合模拟退火算法有利于跳出局部最优。综上可得,AWWO-SA无论对于传统的进化算法IGA和YSPSO,还是对于改进前的WWO和SimWWO,其寻优求解能力均得到了有效的提高,证明了改进算法的高效性。

表2 单峰测试函数的实验结果

Table with 6 columns: ID, Metric, IGA, YSPSO, WWO, SimWWO, AWWO-SA. Rows include f1, f2 and their metrics (max, min, median, std).

表3 简单多峰测试函数的实验结果

Table with 6 columns: ID, Metric, IGA, YSPSO, WWO, SimWWO, AWWO-SA. Rows include f3, f4, f5 and their metrics (max, min, median, std).

表4 混合测试函数的实验结果

Table with 6 columns: ID, Metric, IGA, YSPSO, WWO, SimWWO, AWWO-SA. Rows include f6, f7, f8 and their metrics (max, min, median, std).

表5 复合测试函数的实验结果

Table with 6 columns: ID, Metric, IGA, YSPSO, WWO, SimWWO, AWWO-SA. Rows include f9, f10, f11, f12, f13, f14, f15 and their metrics (max, min, median, std).

进一步,我们对 WWO, SimWWO 和 AWWO-SA 的实验结果样本进行 Wilcoxon 秩和检验,如果检验结果不存在显著差异,则标注 $h=0$ 。如果 AWWO-SA 的优化结果显著优于其他算法,则标注 $h=1^+$;反之则标注 1^- 。由表6可得:

1)相比于 WWO,AWWO-SA在9个函数上的优化结果均显著更优,在5个函数上没有显著差别,在1个函数上更劣。

2)相比于 SimWWO,AWWO-SA在8个函数上的优化结果均显著更优,在4个函数上没有显著差别,在3个函数上更劣。

综上,AWWO-SA利用粒子的反馈信息动态调节波长,同时结合了模拟退火的思想,有效地提高了算法的寻优求解性能。

表6 秩和检验统计结果

Table with 5 columns: ID, AWWO-SA vs WWO (p, h), AWWO-SA vs SimWWO (p, h). Rows include f1 through f15.

图 1—图 15 给出了函数 $f_1 - f_{15}$ 的收敛图。在大部分函数上,AWWO-SA 在收敛速度和收敛结果上均取得了最佳的结果,说明使用自适应参数调整策略很好地提高了搜索效率。但是 AWWO-SA 在进行部分函数搜索时前期进度较慢,这是由于这些函数存在较多的局部最优解,使用模拟退火跳出局部最优的同时也减慢了收敛进度,不过在在算法后期 AWWO-SA 的收敛速度得到加快,并且找到了更优的结果。

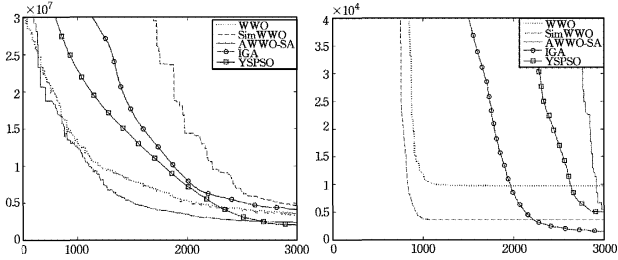


图 1 函数 f_1 的收敛图

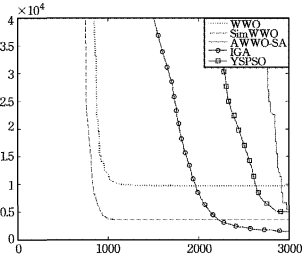


图 2 函数 f_2 的收敛图

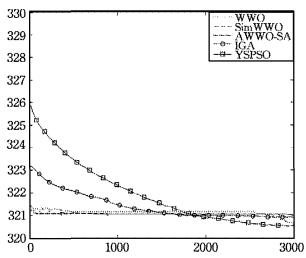


图 3 函数 f_3 的收敛图

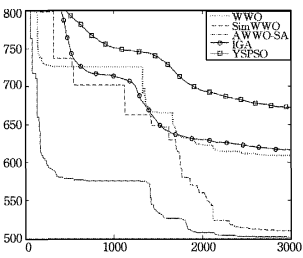


图 4 函数 f_4 的收敛图

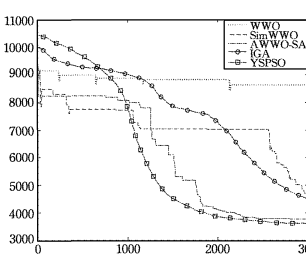


图 5 函数 f_5 的收敛图

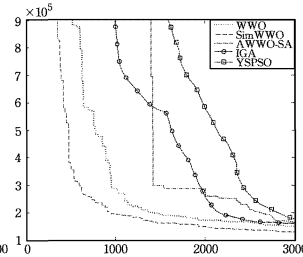


图 6 函数 f_6 的收敛图

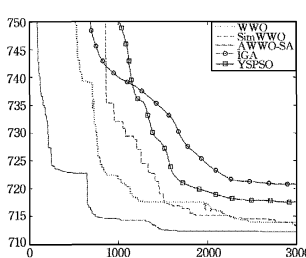


图 7 函数 f_7 的收敛图

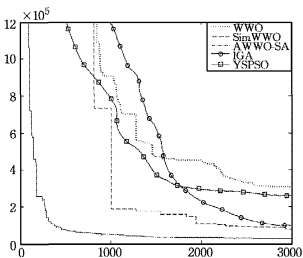


图 8 函数 f_8 的收敛图

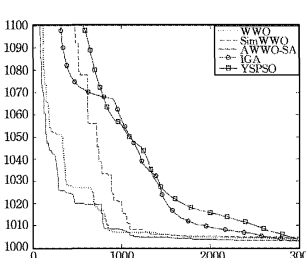


图 9 函数 f_9 的收敛图

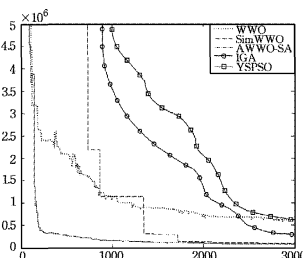


图 10 函数 f_{10} 的收敛图

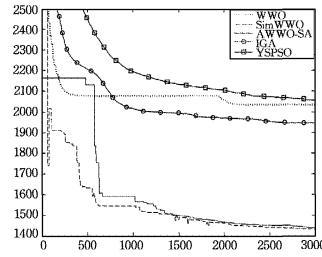


图 11 函数 f_{11} 的收敛图

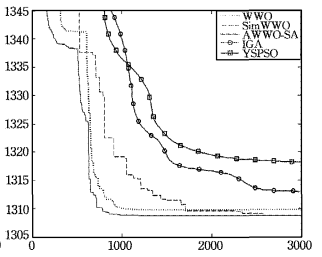


图 12 函数 f_{12} 的收敛图

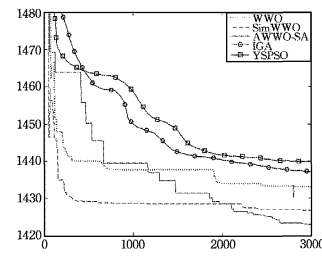


图 13 函数 f_{13} 的收敛图

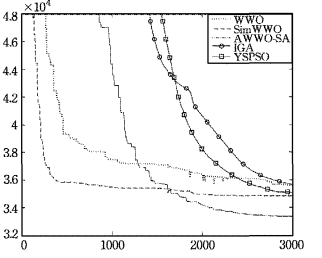


图 14 函数 f_{14} 的收敛图

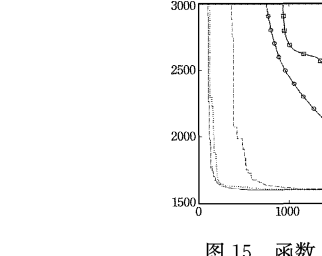


图 15 函数 f_{15} 的收敛图

结束语 针对新兴的水波优化算法,本文提出了一个改进版本:基于模拟退火的自适应水波优化算法。算法将“改进程度”和“改进速率”作为反馈信息来自适应调整波长系数以提高搜索效率,同时加入模拟退火的策略以避免算法后期陷入局部最优。针对 CEC 2015 函数优化问题的实验结果说明,所提算法很好地平衡了全局搜索和局部搜索;但是算法在少部分优化问题上仍然表现不佳,根据“无免费午餐”定理^[4],在 CEC 2015 覆盖面很广的问题集上,不可能提升算法在所有问题上的性能。本文提出的算法旨在为日益复杂的工程问题提供一个新的选择,而不是替代原算法。在今后的研究中,将进一步研究算法参数的调整和种群数量的控制,以及选择不同版本的算法应用于不同种类的工程优化问题,以取得最佳结果。

参考文献

[1] WEN Y, PAN D Z. Improved Genetic Algorithm for Traveling Salesman Problem[J]. Computer Science, 2016, 43(6): 90-92. (in Chinese)
文艺,潘大志.用于求解 TSP 问题的改进遗传算法[J].计算机科学,2016,43(6):90-92.

[2] SUN Z L, LI X Y, WANG Y. Improved Simple Particle Swarm Optimization Algorithm[J]. Computer Science, 2015, 42(11): 86-88. (in Chinese)
孙振龙,李晓晔,王颖.一种改进的简化粒子群优化算法[J].计算机科学,2015,42(11):86-88.

[3] DORIGO M, BIRATTARI M, STÜTZLE T. Ant colony optimi-

- and Water Engineering, 2010, 21(5):156-159. (in Chinese)
- 刘莉,叶文. 基于 BP 神经网络时间序列模型的降水量预测[J]. 水资源与水工程学报, 2010, 21(5):156-159.
- [9] ZHANG J X, WANG P, ZHANG L, et al. Application of artificial neural network in short term precipitation forecast [J]. Technology Wind, 2016(17):123-124. (in Chinese)
- 张继学,王鹏,张琳,等. 神经网络在短期降水预测方面的应用研究[J]. 科技风, 2016(17):123-124.
- [10] CHI Z X, BAI H. The Study on Short-term Climatic Forecast Way in Southeast Guizhou [J]. Desert and Oasis Meteorology, 2005, 28(6):20-21. (in Chinese)
- 池再香,白慧. 黔东南地区短期气候预测方法研究[J]. 沙漠与绿洲气象, 2005, 28(6):20-21.
- [11] LU Z Y, YANG L, ZHAO Z C, et al. A Field Feature Extraction Method of Sand-dust Storm Ensemble Forecast System Based on ANN [J]. Computer Simulation, 2007, 24(6):341-344. (in Chinese)
- 路志英,杨乐,赵智超,等. 沙尘暴综合预报系统中场特征提取方法的研究[J]. 计算机仿真, 2007, 24(6):341-344.
- [12] HUANG J P. Research on PID Controller Based on BP Neural Network [J]. Computer Simulation, 2010, 27(7):167-170. (in Chinese)
- 黄剑平. 基于 BP 神经网络的 PID 控制研究[J]. 计算机仿真, 2010, 27(7):167-170.
- [13] CAO Y Q, HOU W P. Application Research of Non-linear Theory in Hydrology and its Prospect [J]. Water Power, 2005, 31(4):14-17. (in Chinese)
- 曹永强,侯文萍. 非线性理论在水文学中的应用研究及展望[J]. 水力发电, 2005, 31(4):14-17.
- [14] QING H. Exact Distribution Theory of Runs [J]. Chinese Journal of Applied Probability and Statistics, 1999, 15(2):199-212.
- [15] 李世华. 基于马尔可夫模型的澜沧县降雨状态及降水量预测应用[C]//云南省水利学会 2015 年度学术年会论文集. 昆明:云南省水利学会, 2015:688-692.
- (上接第 221 页)
- zation [J]. Computational Intelligence Magazine IEEE, 2006, 1(4):28-39.
- [4] WOLPERT D H, MACREARY W G. No free lunch theorems for optimization [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 1997, 1(1):67-82.
- [5] YANG X, HOSSEIN GANDOMI A. Bat algorithm: a novel approach for global engineering optimization [J]. Engineering Computations, 2012, 29(5):464-483.
- [6] RASHEDI E, NEZAMABADI-POUR H, SARAZDI S. GSA: a gravitational search algorithm [J]. Information Sciences, 2009, 179(13):2232-2248.
- [7] OFTADEH R, MAHJOOB M J, SHARIATPANAH M. A novel meta-heuristic optimization algorithm inspired by group hunting of animals: Hunting search [J]. Computers & Mathematics with Applications, 2010, 60(7):2087-2098.
- [8] SIMON D. Biogeography-based optimization [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2008, 12(6):702-713.
- [9] ZHENG Y J. Water wave optimization: a new nature-inspired metaheuristic [J]. Computers & Operations Research, 2015, 55:1-11.
- [10] WU X B, LIAO J, WANG Z C. Water Wave Optimization for the Traveling Salesman Problem [M]// Intelligent Computing Theories and Methodologies. Springer International Publishing, 2015:137-146.
- [11] YANG F, HU C P, YAN X F. Particle swarm optimization algorithm of self-adaptive parameter based on ant system and its application [J]. Control Theory & Applications, 2010, 27(11):1479-1488. (in Chinese)
- 杨帆,胡春平,颜学峰. 基于蚁群系统的参数自适应粒子群算法及其应用[J]. 控制理论与应用, 2010, 27(11):1479-1488.
- [12] YANG X, YUAN J, et al. A modified particle swarm optimizer with dynamic adaptation [J]. Applied Mathematics and Computation, 2007, 189(2):1205-1213.
- [13] PANIGRAHI B K, PANDI V R, DAS S. Adaptive particle swarm optimization approach for static and dynamic economic load dispatch [J]. Energy Conversion and Management, 2008, 49(6):1407-1415.
- [14] NICKABADI A, EBADZADEH M M, SAFABAKHSH R. A novel particle swarm optimization algorithm with adaptive inertia weight [J]. Applied Soft Computing, 2011, 11(4):3658-3670.
- [15] TANWEER M R, SURESH S, SUNDARARAJAN N. Self regulating particle swarm optimization algorithm [J]. Information Sciences, 2015, 294(10):182-202.
- [16] GAO Y, XIE S L. Particle swarm optimization algorithm based on Simulated annealing [J]. Computer Engineering and Applications, 2004, 40(1):47-50. (in Chinese)
- 高鹰,谢胜利. 基于模拟退火的粒子群优化算法[J]. 计算机工程与应用, 2004, 40(1):47-50.
- [17] LIU A J, YANG Y, LI F, et al. Chaotic simulated annealing particle swarm optimization algorithm research and its application [J]. Journal of Zhejiang University (Engineering Science), 2013, 47(10):1722-1730. (in Chinese)
- 刘爱军,杨育,李斐,等. 混沌模拟退火粒子群优化算法研究及应用[J]. 浙江大学学报(工学版), 2013, 47(10):1722-1730.
- [18] DAI M, TANG D, GIRET A, et al. Energy-efficient scheduling for a flexible flow shop using an improved genetic-simulated annealing algorithm [J]. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 2013, 29(5):418-429.
- [19] ZHENG Y, ZHANG B. A simplified water wave optimization algorithm [C]// 2015 IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC). IEEE, 2015:807-813.
- [20] DOWSLAND K A, THOMPSON J M. Simulated annealing [M]. Handbook of Natural Computing, Springer, 2012:1623-1655.
- [21] LIANG J J, QU B Y, SUGANTHAN P N, et al. Problem definitions and evaluation criteria for the CEC 2015 competition on learning-based real-parameter single objective optimization [R]. Computational Intelligence Laboratory, 2014.
- [22] ZHANG B, ZHENG Y J. Convergence Analysis of Water Wave Optimization Algorithm [J]. Computer Science, 2016, 43(4):41-44. (in Chinese)
- 张蓓,郑宇军. 水波优化算法收敛性分析[J]. 计算机科学, 2016, 43(4):41-44.