

文化蛙跳算法性能分析研究

代永强,王联国,郭小燕

(甘肃农业大学 信息科学技术学院,甘肃 兰州 730070)

摘要:基本混合蛙跳算法收敛速度较慢,优化精度较低。为进一步提高混合蛙跳算法的优化速度和精度,将文化算法模型引入到混合蛙跳算法中,提出了一种文化蛙跳算法。利用混合蛙跳算法良好的全局协同搜索能力和文化算法模型中的遗传操作,提高了算法的收敛精度,增强了算法的群体多样性。通过对3个测试函数进行优化实验,并与文中文化蛙跳算法和相关文献中的改进算法进行比较,实验结果表明文中提出的改进文化蛙跳算法具有更好的优化性能。

关键词:文化蛙跳算法;遗传操作;多样性;优化性能

中图分类号:TP301.6

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2014)11-0087-04

doi:10.3969/j.issn.1673-629X.2014.11.022

Performance Analysis Research on Cultural and Shuffled Frog Leaping Algorithm

DAI Yong-qiang, WANG Lian-guo, GUO Xiao-yan

(College of Information Science & Technology, Gansu Agricultural University, Lanzhou 730070, China)

Abstract: The Shuffled Frog Leaping Algorithm (SFLA) has slow convergence speed and low optimization precision. In order to further improve the optimization speed and precision of the SFLA, the improved Cultural And Shuffled Frog Leaping Algorithm (CA-SFLA) is proposed, through introducing the cultural algorithm model into shuffled frog leaping algorithm. The new convergence precision is improved and the population diversity is enhanced, by using the outstanding global cooperative search ability of the shuffled frog leaping algorithm and the genetic operation of culture algorithm model. Through testing three benchmark functions, and compared with basic CA-SFLA and the improved CA-SFLA in related references, the results show that CA-SFLA proposed has better performance.

Key words: CA-SFLA; genetic operation; diversity; optimization performance

0 引言

Reynolds 于1994年提出了文化算法(Cultural Algorithms, CA),之后国内外研究人员从算法的改进、与其他智能优化算法的融合,以及算法的应用等多个方面对文化算法进行了深入研究^[1-4]。

Eusuff 和 Lansey 于2003年提出了混合蛙跳算法(Shuffled Frog Leaping Algorithm, SFLA)。该算法是一种基于群体智能的生物进化算法^[5],具有较好的全局协同搜索能力,但存在收敛速度较慢、最优值不唯一、易陷入局部极值等不足^[6]。

文中将文化算法模型引入混合蛙跳算法,利用文化算法的双层进化思想,种群空间与信仰空间在进化

过程中的相互促进机制,提出了两种文化蛙跳算法(CA-SFLA1 和 CA-SFLA2)。通过测试标准函数,实验表明 CA-SFLA1 和 CA-SFLA2 都具有良好的优化性能,且 CA-SFLA2 的优化性能更加突出。

1 文化算法的原理

文化算法是一种双进化过程算法,该算法提供种群空间和信仰空间两个进化过程,两个过程相互影响,共同作用提高算法的计算效率。种群空间与信仰空间的进化通过接受函数 accept() 和影响函数 influence() 联系起来。接受函数 accept() 收集种群个体的经验知识,信仰空间通过更新函数 update() 进行进化,影响函

收稿日期:2013-12-30

修回日期:2014-03-25

网络出版时间:2014-09-11

基金项目:国家自然科学基金(6063028);甘肃省自然科学基金(096RJZA004);甘肃省科技支撑计划(1011NKCA058);甘肃农业大学盛彤科技创新基金(GAU-CX1119)

作者简介:代永强(1981-),男,甘肃兰州人,硕士,讲师,研究方向为计算智能;王联国,教授,硕士生导师,博士,通讯作者,研究方向为智能信息处理。

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1450.TP.20140911.0956.019.html>

数 $\text{influence}()$ 利用信仰空间的经验知识来指导种群空间完成进化。函数 $\text{objective}()$ 是种群空间的目标函数,用来评价种群空间个体适应值的优劣。函数 $\text{generate}()$ 根据个体行为规则和父辈个体信息生成下一代个体,函数 $\text{select}()$ 根据规则从新生成个体中选择部分个体作为下一代个体的父辈。从进化角度来看,文化算法是一种进化框架,任何一种符合文化算法要求的进化算法都可以嵌入到其中作为种群空间的一个进化过程。

2 文化蛙跳算法和实现流程

文中提出的文化蛙跳算法采用双层进化模式,种群空间的进化由混合蛙跳算法来实现,而信仰空间的进化采用遗传算法来完成。信仰空间是整个群体的精英空间,信仰空间利用从种群空间中提炼出来的群体经验(通过接受函数 $\text{accept}()$ 来实现)对种群空间群体的“早熟”等现象进行监视,并在适当的时机实现对种群空间群体的引导(通过影响函数 $\text{influence}()$ 实现)。在进化过程中,这种适时的交互可使信仰空间群体和种群空间群体不断注入适应值更好、多样性更强的个体,有效保持了整个种群的多样性,拓展了算法的搜索空间,提高了算法的全局搜索能力,降低了陷入局部最优的概率,同时加快了算法的收敛速度。

文献[7]将生物学中的吸引排斥思想引入到混合蛙跳算法中,文献[8]将自适应学习因子和随机分组策略引入到混合蛙跳算法中,两种改进策略都提高了算法的优化性能。文中将这两种改进算法定义为 SF-LA1 和 SFLA2。文化蛙跳算法种群空间的进化过程分别采用 SFLA1 和 SFLA2,形成两种改进的文化蛙跳算法(CA-SFLA1 和 CA-SFLA2)。通过实验分析 CA-SFLA1 和 CA-SFLA2 的优化性能。

文化蛙跳算法的具体实施步骤如下^[9]:

(1) 空间及规模设计。

为便于编程实现及群体之间传递数据,种群空间和信仰空间的编码方案均采用十进制,信仰空间的规模设置太大会延长整个算法的执行时间,设置太小则会降低信仰空间群体进化寻优的性能以及对种群空间群体的影响程度,为保证整个算法的进化效率,信仰空间规模一般取种群空间群体规模的 30% ~ 40%。

(2) 接受操作(accept 过程)。

接受操作实现种群空间个体对信仰空间的影响,也就是信仰空间从种群空间中获取群体经验。整个算法进化过程中,每运行 AcceptStep 次,将种群空间当前的全局最好值和若干个(3 ~ 5 个)较好的值替换信仰空间中最差的一个或多个个体,保持了信仰空间群体的多样性。

(3) 影响操作函数(influence 过程)。

影响操作实现信仰空间对种群空间的引导,整个算法进化过程中,每运行 InfluenceStep 次,将信仰空间中适应值较好的一部分个体(3 ~ 5 个)替换种群空间中适应值较差的一部分个体。计算公式为

$$\text{InfluenceStep} = W_s + (W_c - W_s) * a \quad (1)$$

$$a = \exp(-30 \times (t/T_{\max})^s) \quad (2)$$

式中, t 是当前迭代次数; T_{\max} 是总的迭代次数; W_s 和 W_c 是常数, W_s 和 W_c 的选取一般为 T_{\max} 的 1/50 和 1/5; s 是大于 1 的整数,取值范围为[1, 20]。

图 1 为 s 分别取 3、5、10, $T_{\max} = 500$ 时,函数 a 值的曲线变化图。

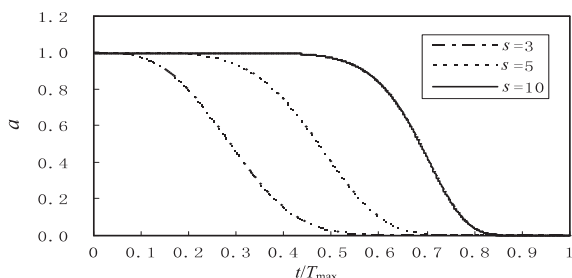


图 1 函数 a 的曲线变化图

整个算法在进化初期,信仰空间对种群空间的影响程度较小(影响操作在较长迭代次数后执行一次),可以保证种群空间快速进化;而在算法进化的后期,信仰空间对种群空间影响程度逐步变大(影响操作在较短迭代次数后执行一次),使其能够更多地接受信仰空间的引导。信仰空间对种群空间影响程度应是一个平滑变化的过程,图 1 反映的就是这个变化过程。从图中可以看到,当 $s=3$ 或 10 时,曲线从 1 趋向 0 的过程都不符合信仰空间对种群空间影响渐变过程的要求,故折中取 $s=5$ 。这种更新策略能够在加快收敛速度的同时,扩大个体的搜索区域,维持种群的多样性,扩展算法的搜索能力。

文化蛙跳算法的流程图如图 2 所示。

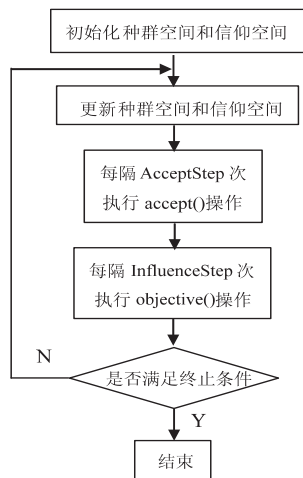


图 2 文化蛙跳算法流程图

3 实验方法,结果及说明

3.1 实验设计

分别采用 SFLA1、SFLA2、CA-SFLA1 和 CA-SFLA2,对 3 个标准函数进行优化计算,并对计算结果进行分析。3 个标准函数都为求全局极小值,标准函数参数设置如表 1,测试平台采用 VC++6.0,机器主频为 P4(2.0 G),内存 2 G。

$$f_1(x) = \sum_{i=1}^{n-1} (100 (x_{i+1}^2 - x_i)^2 + (1 - x_i)^2)$$
$$f_2(x) = \sum_{i=1}^n (x_i^2 - 10\cos 2\pi x_i + 10)$$
$$f_3(x) = \frac{1}{4\,000} \sum_{i=1}^n x_i^2 - \prod_{i=1}^n \cos(\frac{x_i}{\sqrt{i}}) + 1$$
$$f_4(x) = -20\exp\left(-0.2\sqrt{\frac{1}{30}\sum_{i=1}^n x_i^2}\right) - \exp\left(\frac{1}{30}\sum_{i=1}^n \cos 2\pi x_i\right) + 20 + e$$

实验过程算法参数选择:青蛙种群个体取 100,子群数取 10,子群青蛙数取 10,迭代进化次数取 500,子群更新迭代次数取 10。接受操作中的 AcceptStep 取 5,影响操作中的 W_s 取 10, W_e 取 100,优化目标精度见表 1。对 3 个标准函数进行最小值优化,实验结果取算法执行 30 次获得的平均值。

表 1 测试函数参数表

函数	维度	范围	最优值	精度
f_1	30	$[-30,30]$	0	1×10^2
f_2	30	$[-5.12,5.12]$	0	1×10^1
f_3	30	$[-600,600]$	0	1×10^{-2}

文中采用两种方式分析算法的性能:
(1)迭代进化次数不变,算法收敛速度和精度分析;
(2)收敛精度不变,算法迭代进化次数分析。

3.2 结果及分析

3.2.1 迭代进化次数不变,算法收敛速度和精度分析

通过表 2 可以看出,CA-SFLA2、CA-SFLA1 的平均优化效果分别优于 SFLA2、SFLA1,而 CA-SFLA2 平均优化结果明显好于 CA-SFLA1;CA-SFLA2 的运行时间与 SFLA2 差不多,但明显比 CA-SFLA1 和 SFLA1 快;CA-SFLA2 的标准差是 4 种算法中最小的,表明该算法更加稳定。图 3~图 5 是 3 个标准函数分别采用 4 种算法独立运行 30 次平均值的进化曲线,图中,纵坐标表示函数平均极值的常用对数,横坐标表示进化次数。从这些图中可以看出,4 种算法在进化前期收敛速度相当,但 CA-SFLA2 在中后期收敛速度最快。

表 2 迭代进化次数不变的实验结果

函数	算法	平均最优值	标准差	平均运行时间/s
f_1	SFLA1	51.790 47	9.29e+001	4.11
	SFLA2	27.161 76	9.46e+001	0.88
	CA-SFLA1	33.441 99	3.83e+001	4.25
	CA-SFLA2	11.862 86	1.19e+000	0.94
f_2	SFLA1	14.539 10	6.32e+000	6.22
	SFLA2	13.831 85	3.35e+001	1.44
	CA-SFLA1	6.646 627	2.27e+000	6.64
	CA-SFLA2	1.287 232	2.95e+000	1.84
f_3	SFLA1	0.615 773	1.99e-001	6.05
	SFLA2	0.286 725	1.26e-001	1.03
	CA-SFLA1	0.008 912	8.20e-003	6.25
	CA-SFLA2	0.008 830	6.96e-003	1.12

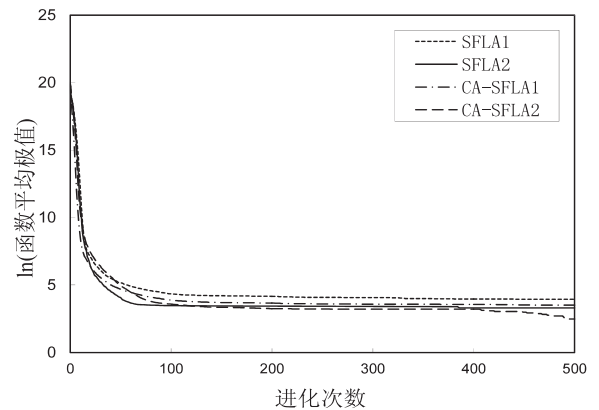


图 3 函数 f_1 平均值的进化曲线

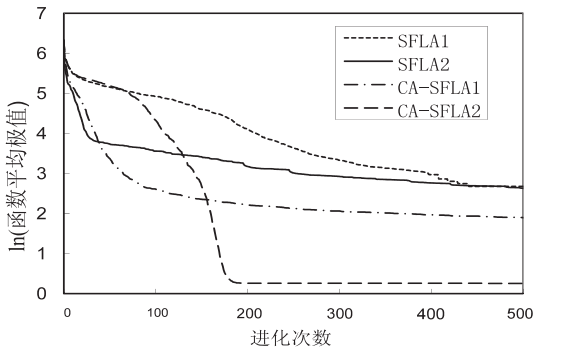


图 4 函数 f_2 平均值的进化曲线

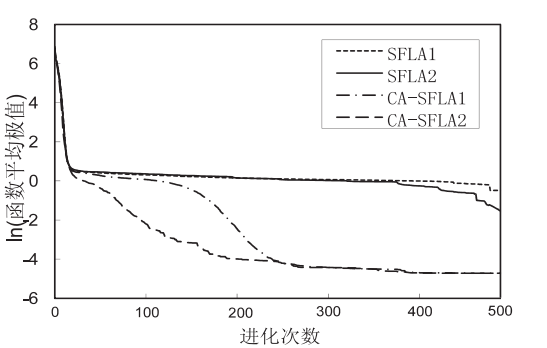


图 5 函数 f_3 平均值的进化曲线

3.2.2 收敛精度不变,算法迭代进化次数分析

3 个标准函数采用 SFLA1、SFLA2、CA-SFLA1 和 CA-SFLA2 独立运行 30 次,达到表 1 要求精度的迭代次数(最大迭代次数取 500)。其中,成功率为达到要求精度的迭代次数与实验总次数(30)的比值。从表 3 中可以看出:CA-SFLA1 和 CA-SFLA2 对 3 个标准函数的成功率明显好于 SFLA1 和 SFLA2; CA-SFLA2 对 3 个标准函数取得 70%~100% 的成功率,是 4 种算法中最高的。从达到固定优化精度的平均迭代次数、最小迭代次数和最大迭代次数三个指标来看,CA-SFLA2 都是最好的,优化成功率高、收敛速度快,且具有较好的稳定性。

表 3 收敛精度不变的实验结果

函数	算法	成功率/%	平均迭代次数	最小迭代次数	最大迭代次数
f_1	SFLA1	90	375	245	496
	SFLA2	93	354	248	406
	CA-SFLA1	95	79	46	284
	CA-SFLA2	100	66	34	235
f_2	SFLA1	10	445	362	498
	SFLA2	30	395	343	422
	CA-SFLA1	50	362	156	408
	CA-SFLA2	70	203	92	365
f_3	SFLA1	0	-	-	-
	SFLA2	0	-	-	-
	CA-SFLA1	50	265	213	434
	CA-SFLA2	70	99	60	140

4 结束语

从进化角度来分析,任何一种进化算法都可以嵌入到文化算法框架中,作为种群空间的进化过程,但就目前来看,这方面的研究内容还不是太多,基于混合蛙跳算法、细菌觅食算法^[10]、杂草算法^[11]和猫群算法^[12-14]等的文化算法的研究还没有真正开展。文中提出的文化蛙跳算法,通过对 3 个标准函数进行优化

实验,并与相关文献中的改进算法进行比较分析,结果表明文中提出的算法具有更好的优化性能,并且在优化高维多峰函数方面具有较好的效果。

参考文献:

[1] 齐仲纪,刘漫丹.文化算法研究[J].计算机技术与发展,2008,18(5):126-130.

[2] 兰成章,高洪元,李诗桓.基于差分文化算法的 FIR 数字滤波器设计[J].自动化技术与应用,2010,29(6):65-68.

[3] Chentoufi A J, El Imrani A A, Bouroumi A. A multipopulation cultural algorithm using fuzzy clustering[J]. Applied Soft Computing, 2007, 7(2):506-519.

[4] Vitale K, Reynolds R, O'Sheab J, et al. Exploring ancient landscapes under lake Huron using cultural algorithms[J]. Procedia Computer Science, 2011, 6:303-310.

[5] Eusuff M M, Lansey K E. Optimization of water distribution network design using the shuffled frog leaping algorithm[J]. Journal of Water Resources Planning and Management, 2003, 129(3):210-225.

[6] 李鑫.基于混合进化的 SFL 算法及其应用[D].保定:河北大学,2010.

[7] 赵鹏军,刘三阳.求解复杂函数优化问题的混合蛙跳算法[J].计算机应用研究,2009,26(7):2435-2437.

[8] 代永强,王联国.带记忆功能的混合蛙跳算法[J].计算机工程与设计,2011,32(9):3170-3173.

[9] 王奕首,艾景波,史彦军,等.文化粒子群优化算法[J].大连理工大学学报,2007,47(4):539-544.

[10] Passino K M. Biomimicry of bacterial foraging for distributed optimization and control[J]. IEEE Control Systems, 2002, 22(3):52-67.

[11] Mehrabian A R, Lucas C. A novel numerical optimization algorithm inspired from weed colonization[J]. Ecological Informatics, 2006, 1(4):355-366.

[12] 王光彪,杨淑莹,冯帆,等.基于猫群算法的图像分类研究[J].天津理工大学学报,2011,27(5):35-39.

[13] 范凯波.基于几何特征的车辆目标分类研究[D].天津:天津理工大学,2012.

[14] 邢文训,谢金星.现代优化计算方法[M].北京:清华大学出版社,2005.

[15] 王晖,王琪,何琼.数据挖掘理论与实例[M].北京:经济科学出版社,2012.

[16] 李远方,贾时银,邓世昆,等.基于树结构的 MapReduce 模型[J].计算机技术与发展,2011,21(8):149-152.

[17] 王光彪,杨淑莹,冯帆,等.基于猫群算法的图像分类研究[J].天津理工大学学报,2011,27(5):35-39.

[18] 范凯波.基于几何特征的车辆目标分类研究[D].天津:天津理工大学,2012.

[19] 邢文训,谢金星.现代优化计算方法[M].北京:清华大学出版社,2005.

[20] 王晖,王琪,何琼.数据挖掘理论与实例[M].北京:经济科学出版社,2012.

[21] 李远方,贾时银,邓世昆,等.基于树结构的 MapReduce 模型[J].计算机技术与发展,2011,21(8):149-152.

(上接第 86 页)

[9] 潘天鸣.基于 Hadoop 平台的决策树算法并行化研究[D].上海:华东师范大学,2012.

[10] 唐华松,姚耀文.数据挖掘中决策树算法的探讨[J].计算机应用研究,2001,18(8):18-19.

[11] 朱敏,万剑怡,王明文.基于 MR 的并行决策树分类算法的设计与实现[J].广西师范大学学报:自然科学版,2011,29(1):82-84.

[12] 蒋良孝,蔡之华,刘钊.一种基于信息增益的分类规则挖掘算法[J].中南大学学报:自然科学版,2003,34(z1):69-71.

[13] Li Wenlong, Xing Changzheng. Parallel decision tree algorithm based on combination[C]//Proc of international forum on information technology and applications. Kunming: IEEE, 2010: 99-101.

[14] 王晖,王琪,何琼.数据挖掘理论与实例[M].北京:经济科学出版社,2012.

[15] 李远方,贾时银,邓世昆,等.基于树结构的 MapReduce 模型[J].计算机技术与发展,2011,21(8):149-152.

文化蛙跳算法性能分析研究

作者: [代永强](#), [王联国](#), [郭小燕](#), [DAI Yong-qiang](#), [WANG Lian-guo](#), [GUO Xiao-yan](#)
作者单位: [甘肃农业大学 信息科学技术学院, 甘肃 兰州, 730070](#)
刊名: [计算机技术与发展](#) 
英文刊名: [Computer Technology and Development](#)
年, 卷(期): 2014(11)

本文链接: http://d.wanfangdata.com.cn/Periodical_wjfz201411022.aspx