

基于文化框架的随机粒子群优化算法

王正帅¹ 邓喀中²

(徐州师范大学测绘学院 徐州 221116)¹ (中国矿业大学环境与测绘学院 徐州 221116)²

摘要 提出了随机粒子群优化算法(rPSO),并将其与标准 PSO 纳入到文化算法(CA)框架中,建立了基于文化框架的随机粒子群优化算法(CA-rPSO)。该算法以 rPSO 作为信念空间的进化算法,以 PSO 作为群体空间的进化算法,形成了两者独立并行进化的“双演化双促进”机制。选取 5 个测试函数进行了仿真实验分析并与其他算法进行了比较,结果表明 CA-rPSO 的寻优性能得到显著提高,且算法简单、易于实现。

关键词 粒子群优化,随机扰动,文化算法

中图分类号 TP18 **文献标识码** A

Random PSO Algorithm Based on Cultural Framework

WANG Zheng-shuai¹ DENG Ka-zhong²

(School of Geodesy and Geomatics, Xuzhou Normal University, Xuzhou 221116, China)¹

(School of Environment and Spatial Informatics, China University of Mining and Technology, Xuzhou 221116, China)²

Abstract Bringing standard PSO and random particle swarm optimization(rPSO) proposed in the paper into the framework of cultural algorithm(CA), a novel optimization method named random particle swarm optimization based on cultural algorithm(CA-rPSO) was established. In CA-rPSO, the evolving algorithms of belief space and the population space were represented with rPSO and PSO respectively, forming independent and parallel “dual evolution-dual promotion” mechanism. 5 testing functions were selected to simulate and analyze CA-rPSO. The result shows that optimization performance of CA-rPSO is obviously promoted and the algorithm is simple and easy to carry out.

Keywords Particle swarm optimization, Random disturbance, Cultural algorithm

1 引言

粒子群优化(PSO)算法^[1]来源于对鸟群捕食行为的模拟,通过个体间的信息传递,引导整个群体向可能解的方向移动。相比遗传算法而言,PSO 没有编码、解码以及选择、杂交、变异等复杂遗传操作,单个粒子具有记忆特性,通过“自我学习”和利用单向信息流动机制向“他人学习”,能够在较短时间内获得最优解,其搜索性能优于遗传算法^[2]。然而,PSO 存在易“早熟”现象,后期收敛速度缓慢,寻优结果精度较差问题。针对此问题,文献[3,4]通过施加随机扰动、变更随机因子等方式维持种群的多样性;文献[5,6]采用并行寻优策略动态调整全局搜索和局部搜索的粒子数目,并引入“变异”机制,以提高粒子寻优性能;文献[7,8]通过调整惯性权重增强算法陷入局部最优时粒子的逃逸能力;文献[9,10]结合聚类算法、混合搜索策略引导个体跳出局部极值。但上述 PSO 改进算法无法避免由于最大“粒子速度”的人为限制及速度向量偏离正确寻优方向而导致收敛速度缓慢的问题。在前人研究的基础上,提出了随机粒子群优化(rPSO)算法,并进一步将其与 PSO 纳入到文化算法(CA)框架中,建立了基于文化框架的随机粒子群优化(CA-rPSO)算法。仿真实验结果表明,CA-rP-

SO 的寻优性能得到较大提高,具有较高的实用价值。

2 基于文化框架的随机粒子群优化算法

2.1 PSO 和文化算法

2.1.1 PSO 算法

PSO 初始化为一群随机粒子,然后通过迭代找到最优解。每次迭代,粒子通过跟踪两个“极值”来更新自己,即个体极值 $pBest$ 和全局极值 $gBest$,它们分别代表粒子的“自身经验”和“社会经验”,粒子正是通过它们和群体实现协同合作。PSO 进化方程为^[11]

$$\begin{cases} v_{k+1} = \omega v_k + c_1 rand_1() (pBest_k - x_k) + \\ c_2 rand_2() (gBest_k - x_k) \\ x_{k+1} = v_k + v_{k+1} \end{cases} \quad (1)$$

式中, v_k 是粒子的速度向量, x_k 是粒子的当前位置, ω 为惯性权重, c_1 为认知学习系数, c_2 为群体学习因子,经验值为 $c_1 = c_2 = 2$, $rand_1()$ 、 $rand_2()$ 取 $[0, 1]$ 之间的随机数。

2.1.2 文化算法

文化算法(CA)^[12]提供了一种显性的机制来获取、保存和整合微观演化群体寻优求解的知识和经验,其分别从微观和宏观两个不同的层面来模拟生物层面的进化和文化层面的

到稿日期:2011-07-12 返修日期:2011-10-24 本文受国家自然科学基金(40772191)资助。

王正帅(1974—),男,博士,讲师,主要研究方向为变形监测与控制、智能优化算法等,E-mail:wzs1001@163.com;邓喀中(1957—),男,博士,教授,博士生导师,主要研究方向为开采沉陷防护与利用、三下采煤等。

进化,各进化过程又相互影响、相互促进。文化算法框架提供了一种多进化过程的计算模型,群体空间和信念空间可以采用不同的进化方式,符合文化算法要求的进化算法都可以嵌入文化算法框架中作为种群空间的一个进化过程。

2.2 随机粒子群算法(rPSO)

文献[13]证明了式(1)可以不存在“粒子速度”项,进而提出了简化粒子群优化算法(sPSO),其进化方程为:

$$x_{k+1} = \omega' \cdot x_k + c_1 \text{rand}_1() (pBest_k - x_k) + c_2 \text{rand}_2() (gBest_k - x_k) \quad (2)$$

式中,第1项为“历史”部分,表示过去对现在的影响,通过 ω' ($0 < \omega' < (c_1 + c_2)/2$,经验值取0.8)调节影响程度;第2项为“认知”部分,表示粒子对自身的思考;第3项为“社会”部分,表示与邻居粒子的比较和模仿,实现粒子间的信息共享与合作。

从式(2)可知, ω' 取值越小,“历史”部分对寻优的结果影响就越小,促使粒子群在整个搜索范围内进行寻优,从而增大了获取最优值的几率,提高了寻优效率;反之, ω' 取值越大,“历史”部分对寻优的结果影响比重增大,一旦粒子群在寻优初期不能获得接近全局最优解的寻优结果,则整个算法极易陷入局部极值,这一点在大量的仿真实验中得到证实。基于此,本文提出了随机粒子群优化算法(rPSO),其进化方程为:

$$x_{k+1} = \text{rand}_0() \cdot x_k + c_1 \text{rand}_1() (pBest_k - x_k) + c_2 \text{rand}_2() (gBest_k - x_k) \quad (3)$$

式中, $\text{rand}_0()$ 取 $[0,1]$ 之间的随机数。

rPSO算法采用随机方法确定“历史”部分对寻优结果的影响权重,在提高寻优效率的同时,不断变化的影响权重可以看作是对 $pBest$ 和 $gBest$ 施加随机扰动,增强了算法跳出局部极值的能力。

2.3 基于文化框架的随机粒子群优化算法

应用研究表明,与PSO相比,由于rPSO没有“速度”限制,因此搜索效率得到显著提高,有着较强的开拓能力。但对于某些复杂的函数(如Rosenbrock)寻优问题,其寻优精度较低,即rPSO的开发能力相对较差,而PSO算法可以通过调整惯性权重 ω 在开拓能力和开发能力之间寻求折衷。当 $\omega = 0.4$ 时,PSO算法拥有较强的开发能力,有利于算法在较短的时间内收敛到最优值。

基于rPSO和PSO之间较强的互补性,将两者纳入到文化算法框架中,其中rPSO作为信念空间的进化算法,PSO($\omega = 0.4$)作为群体空间的进化算法,利用rPSO拥有的较强开拓能力迅速获取接近全局最优值的寻优结果,并将该结果作为先验知识,指导PSO算法进行局部搜索,从而提高算法的寻优效率。PSO算法的寻优结果反过来进一步改善了rPSO的进化方向,从而形成两者独立并行进化且相互促进的“双演化双促进”机制,实现了两种优化算法的优势互补,这既保持了rPSO的大范围高效率搜索性能,又继承了PSO的局部精细化搜索特点,有利于增强粒子跳出“局部最优”的逃逸能力,同时提高算法的寻优精度,缩短寻优时间。称上述算法为基于文化框架的随机粒子群优化算法(CA-rPSO)。

CA-rPSO算法流程设计如下:

Step1 参数初始化,包括群体空间、信念空间粒子群的规模 m_P 、 m_B 及学习因子 c_1 和 c_2 ;最大迭代步数 $iter_max$ 、寻优目标值 Err_Goal 、惯性权重 ω ($\omega = 0.4$)、群体空间粒子的

最大速度取值变化范围 V_{max} 等参数。

Step2 设计适应度函数 $f(x)$ 并设置参数的大致寻优范围。

Step3 随机初始化信念空间内粒子的位置、群体空间内粒子的位置和速度。

Step4 计算各粒子的适应度值,更新各粒子的最优位置和最优适应度值,确定信念空间和群体空间的最优粒子编号,记录全局最优适应度值。

Step5 执行接受操作。在群体空间进化过程中,每当粒子的迭代步数为允许接受代数 Acc_step 的整数倍时,选择群体空间中的最优粒子,并将最优粒子的位置和适应度值赋予信念空间中最差的粒子。

Step6 执行影响操作。在信念空间进化过程中,每当粒子的迭代步数为允许影响代数 $Influ_step$ 的整数倍时,选择信念空间中的最优粒子,并将最优粒子的位置和适应度值赋予群体空间中最差的粒子。

$$Influ_step = \text{fix}(\text{Basenum} + \frac{\text{iter_max} - \text{cur_step}}{\text{iter_max}} * \text{Devnum}) \quad (4)$$

式中, $\text{fix}()$ 为取整函数; Basenum 和 Devnum 为人为设置的参数,其目的是令 $Influ_step$ 随迭代步数 cur_step 的增加而逐渐减小,寻优初期时 $Influ_step$ 较大,知识对群体空间进化的影响较小,此时群体空间能够独立快速演化。随着迭代步数的增加,知识对群体空间进化的影响逐渐加大,从而具备更好的全局搜索能力,促使粒子快速收敛于最优值。

Step7 判断迭代步数是否大于 $iter_max$ 及全局最优适应度值是否小于 Err_Goal 。若满足其中之一,则停止搜索,执行Step8;否则,信念空间和群体空间的粒子分别按式(1)、式(3)更新粒子位置,转至Step4继续执行。

Step8 输出全局最优适应度值作为寻优结果。

3 仿真实验及结果分析

3.1 测试函数及参数设置

选择5个测试函数进行仿真实验,见表1。

表1 仿真实验的测试函数

函数名称	维数	寻优范围	理论极值	目标精度
Shaffer	2	$[-100, 100]^2$	0	10^{-7}
Rastrigrin	30	$[-600, 600]^{30}$	0	10^{-7}
Griewank	30	$[-600, 600]^{30}$	0	10^{-7}
Ackley	30	$[-100, 100]^{30}$	0	10^{-7}
Rosenbrock	3	$[-100, 100]^3$	0	10^{-7}

同时选用rPSO、sPSO^[13]和PSO^[12]进行仿真实验。参数设置如下:

粒子数目: $m_P = 12$, $m_B = 4$,其它算法粒子数目为16;

学习因子: $c_1 = c_2 = 2$;

迭代终止条件: $iter_max = 200$, $Err_Goal = 10^{-7}$;

惯性权重:群体空间 $\omega = 0.4$, $\omega' = 0.8$, PSO中 ω 随迭代步数(≤ 140)的增加由0.95线性降低至0.4;

最大速度取值变化范围: $V_{max} = 0.2 * (U_range - L_range)$,其中 U_range 、 L_range 分别为寻优范围的上限和下限;

接受、影响操作参数: $Acc_step = 2$, $Basenum = 4$, $Devnum = 2$ 。

上述仿真实验均独立运行 20 次。

3.2 结果分析与讨论

3.2.1 寻优性能对比

仿真实验结果见表 2。

表 2 仿真实验结果

函数名称	优化算法	迭代步数			成功率	预期迭代步数
		最小值	最大值	平均值		
Shaffer	CA-rPSO	8	200	124	0.5	3984
	rPSO	9	200	125	0.4	5008
	sPSO	36	200	152	0.4	6080
	PSO	166	200	196	0.2	15680
Rastrigrin	CA-rPSO	18	31	22	1	352
	rPSO	10	99	24	1	384
	sPSO	86	200	183	0.15	19552
	PSO	200	200	200	0	∞
Griewank	CA-rPSO	6	22	14	1	224
	rPSO	8	23	15	1	240
	sPSO	56	200	109	0.65	2672
	PSO	200	200	200	0	∞
Ackley	CA-rPSO	16	200	36	0.95	608
	rPSO	16	200	45	0.9	800
	sPSO	200	200	200	0	∞
	PSO	200	200	200	0	∞
Rosenbrock	CA-rPSO	93	200	171	0.6	4544
	rPSO	200	200	200	0	∞
	sPSO	200	200	200	0	∞
	PSO	150	200	193	0.2	15408

注:预期迭代步数指在寻优目标精度(10^{-7})下,单个粒子达到寻优目标时的预期迭代步数(预期迭代步数=粒子数目*平均迭代步数/成功率,式中成功率指寻优实验中在最大迭代步数内达到寻优目标的实验次数与总实验次数的比值); ∞ 表示期望迭代次数为无穷大,即在当前实验环境下达到优化目标的次数为 0。

从表 2 可知,在寻优实验中,CA-rPSO 的成功率最高,除测试函数 Rastrigrin 和 Griewank 时 CA-rPSO 的成功率与 rPSO 相等(等于 1)外,其余均大于 rPSO、sPSO 和 PSO;在平均迭代步数和期望迭代步数方面,CA-rPSO 均小于 rPSO、sPSO 和 PSO,且明显小于 sPSO 和 PSO,它与 rPSO 相比,在前 4 个测试函数中两者较为接近,但在 Rosenbrock 的寻优实验中,rPSO 的期望迭代步数为 ∞ ,而 CA-rPSO 以较高的成功率和较少的期望迭代步数达到寻优目标,可见 CA-rPSO 有着较强的摆脱局部极值的能力,寻优性能得到进一步提高。

3.2.2 与文献资料成果的比较

自变量维数越高,搜索区间越大,收敛精度越高,粒子数越少,寻优的难度越大,本文选取了与文献资料相比更为严格的寻优条件,得到上述优化结果。与现有文献资料的改进 PSO 算法的寻优结果对比情况见表 3。

表 3 与改进 PSO 算法的寻优结果对比表

优化算法	Shaffer	Rastrigrin	Griewank	Ackley	Rosenbrock
文献[4]	0	7.22	0	0	—
文献[5]	—	0.0310051	—	—	25.782 204 6
文献[6]	—	0	—	0.00547	0
文献[8]	0	21.8891	0	0	—
文献[9]	—	0.000 03	—	0	0.010 36
文献[13]	0	0	0	—	0.803 73
文献[14]	0.002 915	81.689 550	0.008 614	0.150 886	39.118 488
CA-rPSO	0	0	0	0	0

从表 3 可以看出,在比文献[4-6,8,9,13,14]更为严格的寻优条件下,CA-rPSO 获得了更高的收敛精度。

综上分析可知,在收敛速度、收敛精度及摆脱局部极值的逃逸能力等方面,CA-rPSO 均优于 rPSO、sPSO、PSO 及其常

规的改进算法,其根本原因在于:

1)rPSO 没有“速度”限制,搜索效率得到显著提高,有着较强的开拓能力,且随机变化的“历史”部分影响权重,有助于保持种群多样性,提高算法的寻优性能;

2)PSO($\omega = 0.4$)拥有较强的开发能力,有利于算法在局部搜索范围内以较少的迭代步数收敛到最优值;

3)CA-rPSO 将 rPSO 和 PSO 纳入到文化算法框架中,实现了两者独立、并行进化,在提高算法搜索效率的同时,增强了粒子跳出“局部最优”的逃逸能力。

结束语 本文提出了基于文化框架的随机粒子群优化算法(CA-rPSO)。该算法以 rPSO 作为信念空间的进化算法,以 PSO($\omega = 0.4$)作为群体空间的进化算法,形成了两者并行独立进化的“双演化双促进”机制,集成了 rPSO 大范围、高效率搜索和 PSO 局部精细化搜索的优点,较好地克服了 PSO 易“早熟”和收敛速度缓慢等问题,具有较为广泛的适用性。CA-rPSO 算法已经成功应用于矿山岩体力学参数寻优、概率积分法参数反演等高维非线性参数优化问题中,限于篇幅,相关应用将另文阐述。

参 考 文 献

- [1] Kennedy J, Eberhart R C. Particle swarm optimization[C]// Proceedings IEEE International Conference on Neural Networks. IV. Piscataway, NJ: IEEE Service Center, 1995: 1942-1948
- [2] Parsopoulos K E, Vrahatis M N. Recent approaches to global optimization problems through particle swarm optimization[J]. Natural Computing, 2002(1): 235-306
- [3] 陶新民, 徐晶, 杨立标, 等. 一种协调勘探和开采能力的粒子群算法[J]. 控制理论与应用, 2010, 27(5): 636-640
- [4] 申元霞, 王国胤, 曾传华. 相关性粒子群优化模型[J]. 软件学报, 2011, 22(4): 695-708
- [5] 龙文, 梁昔明, 肖金红, 等. 一种动态分级的混合粒子群优化算法[J]. 控制与决策, 2009, 24(10): 1513-1516
- [6] 周龙甫, 师奕兵, 张伟. 拥有领导机制的改进粒子群算法[J]. 控制与决策, 2010, 25(10): 1463-1468, 1473
- [7] 张顶学, 关治洪, 刘新芝. 一种动态改变惯性权重的自适应粒子群算法[J]. 控制与决策, 2008, 23(11): 1253-1257
- [8] 刘怀亮, 高鹰, 许若宁, 等. 一种新的改进粒子群优化方法[J]. 计算机工程与应用, 2010, 46(12): 38-41
- [9] 宁必锋, 褚国娟, 马春丽, 等. 一种改进的混合粒子群优化算法[J]. 渤海大学学报, 2010, 31(1): 37-43
- [10] 连志刚, 焦斌. 一种混合搜索的粒子群算法[J]. 控制理论与应用, 2010, 27(10): 1404-1410
- [11] Shi Y H, Eberhart R C. A modified particle swarm optimizer[C]// Proceedings of the IEEE International Conference on Evolutionary Computation. Piscataway: IEEE Press, 1998: 69-73
- [12] Reynolds R G. An introduction to cultural algorithms[C]// Proceedings of the Third Annual Conference on Evolutionary Programming. New Jersey: World Scientific, 1994: 131-139
- [13] 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
- [14] Clerc M, Kennedy J. The particle swarm: Explosion stability and convergence in a multi-dimensional complex space[J]. IEEE Transactions on Evolution Computer, 2002, 6(1): 58-73