

文章编号:1001-9081(2009)05-1264-03

基于文化算法和改进差分进化算法的混合算法

黄福令,高慧敏

(太原科技大学 系统仿真与计算机应用研究所,山西 太原 030024)

(huangfuling0218@163.com)

摘要:改进差分进化算法不能有效利用进化过程中的知识,传统文化算法进化后期收敛速度较慢。针对这些问题提出一种基于文化算法和改进差分进化算法的混合算法,并将这一算法应用于约束求解问题。对基准函数和丁烯烷化生产调度问题进行仿真,结果表明该混合算法具有较好的实用性和稳健性,在寻优效率和优化结果方面都优于与之比较的算法,并降低了计算量。

关键词:文化算法;差分进化算法;信念空间;约束优化

中图分类号: TP391.9 **文献标志码:** A

Hybrid algorithm based on cultural algorithm and modified differential evolution algorithm

HUANG Fu-ling, GAO Hui-min

(Institute of System Simulation and Computer Application, Taiyuan University of Science and Technology, Taiyuan Shanxi 030024, China)

Abstract: Modified differential evolution algorithm can not make effective use of knowledge about evolutionary information, and traditional cultural algorithm converge slowly because only mutation operation is adopted in population space. To solve these problems, a new hybrid optimization algorithm was proposed based on cultural algorithm and modified differential evolution algorithm. It was applied to constraint solving. Simulation tests were performed based on benchmark functions and the production scheduling problem of butene alkylation. The results indicate that the proposed algorithm is practicable and effective. Compared with other algorithms, it is superior in optimizing efficiency and results, and reduces the computational cost.

Key words: cultural algorithm; differential evolution; belief space; constrained optimization

0 引言

差分进化算法(Differential Evolution, DE)是基于群体差异的进化算法,整体结构类似遗传算法(Genetic Algorithm, GA),由于其简单易用性和可靠的鲁棒性在科研和实际中得到了广泛应用。然而DE在收敛速度和搜索鲁棒性之间发生冲突,难以同时得到良好的鲁棒性和快速的收敛速度,并且后期收敛速度变慢,容易陷入局部最优。针对DE的这些缺点,国内外很多学者对此做了改进。但目前这些改进缺乏对进化过程知识的有效利用。

文化算法(Cultural Algorithm, CA)是一种新的进化模型,它提供了一种明显的机制来提取、保存和整合种群进化过程中的知识和经验。CA采用种群空间和信念空间双层进化结构来实现进化过程知识的有效提取,并利用这些知识来引导种群空间进化。通过各层次间的相互作用,CA能够更准确地反映进化过程,在某些特定问题上表现出比传统算法更好的性能,特别是在求解约束优化问题方面,全局优化能力和计算效率明显比传统算法要好。

在文化算法中,约束有潜力直接影响着搜索。因此,它在约束空间中的搜索比在非约束空间中的搜索更加有效。用文化算法解决约束优化问题的关键就是怎么从进化种群空间中获取求解问题的知识,并反过来影响种群搜索。在求解约束问题时主要是如何来表示和存储约束知识。

由于传统文化算法在进化操作中仅采用变异算子,导致进化后期收敛速度变慢,而目前改进差分进化算法对进化过程知识缺乏有效的利用。所以,本文将文化算法和改进差分进化算法相结合,提出一种新的进化算法——基于文化算法和改进差分进化算法的混合算法(Hybrid Algorithm Based on Cultural Algorithm and Modified Differential Evolution, CAMDE)。

1 混合算法原理及实现

CAMDE借鉴文化算法的双层进化结构,将改进差分进化算法引入种群空间的进化操作,从而实现改进差分进化算法在进化过程中知识的动态获取和知识种群空间进化的有效引导,保证了种群的多样性和收敛速度,并减少计算量。

1.1 信念空间设计

根据传统文化算法对信念空间知识的划分,并结合约束优化问题的特点,将信念空间知识划分为形势知识、规范知识、约束知识、历史知识四类。信念空间结构为 $[S, N[n], C[m, H[l]]$,其中 S 是形势知识,由进化过程中最优个体 E 组成; N 是规范知识,由变量区间的信息构成; C 是由约束知识构成的一组cells信息; H 是历史知识记录局部最优解及更新后的变量区间信息; n 是变量的个数; m 是cells的数目,它可以在进化过程中系统地变化也可保持不变; l 是历史知识列表的长度。

收稿日期:2008-12-01;修回日期:2009-02-07。 基金项目:山西省自然科学基金资助项目(20041048)。

作者简介:黄福令(1984-),女,山东济南人,硕士研究生,主要研究方向:多Agent;高慧敏(1970-),男,山西太原人,教授,博士,主要研究方向:复杂系统的建模、仿真、优化与调度。

1.1.1 形势知识

形势知识存储种群空间中的最优解个体。评估种群中个体,如果当代种群中的最优个体 x_{best} 比形势知识中存储的个体 E 好,用 x_{best} 替代 E ,从而完成这一知识的更新。具体的更新规则如式(1):

$$E = \begin{cases} x_{best}, & x_{best} \text{ 比 } E \text{ 好} \\ E, & \text{其他} \end{cases} \quad (1)$$

1.1.2 规范知识

规范知识描述了当前种群的可行解空间(即有效搜索空间),引导个体进入可行区域,避免种群空间在问题解的可行区域之外进行不必要的搜索。

对于变量 j , $N[j] = \langle l_j, L_j, U_j \rangle$, l_j 是变量的闭区间,其表示形式如式(2):

$$l_j = [l_j, u_j] = \{x \mid l_j \leq x \leq u_j, x \in \mathbf{R}\} \quad (2)$$

其中 l_i, u_i 分别表示变量 j 的下限和上限, L, U 表示下限 l_i 、上限 u_i 对应的目标函数的适应度值。规范知识中区间的下限 l 和上限 u 分别由变量定义域的下限和上限来初始化,对应的适应度值 L 和 U 都置为 $+\infty$ 。规范知识更新时将存储在这一知识内的变量区间进行更新,具体的更新规则如下:

1) 假设在 t 次迭代时第 i 个个体影响变量 j 区间的下限,则变量 j 下限的更新由式(3)给出,其对应的适应度值更新由式(4)给出:

$$l_j^{t+1} = \begin{cases} x_{i,j}^t, & x_{i,j}^t \leq l_j^t \text{ 或 } obj(x_{i,j}^t) < L_j^t \\ l_j^t, & \text{其他} \end{cases} \quad (3)$$

$$L_j^{t+1} = \begin{cases} obj(x_{i,j}^t), & x_{i,j}^t \leq l_j^t \text{ 或 } obj(x_{i,j}^t) < L_j^t \\ L_j^t, & \text{其他} \end{cases} \quad (4)$$

2) 假设在第 t 次迭代时第 k 个个体影响变量 j 的区间上限,则变量 j 上限的更新由式(5)给出,其对应的适应度值更新由式(6)给出:

$$u_j^{t+1} = \begin{cases} x_{i,j}^t, & x_{i,j}^t \geq u_j^t \text{ 或 } obj(x_{i,j}^t) < U_j^t \\ u_j^t, & \text{其他} \end{cases} \quad (5)$$

$$U_j^{t+1} = \begin{cases} obj(x_{i,j}^t), & x_{i,j}^t \geq u_j^t \text{ 或 } obj(x_{i,j}^t) < U_j^t \\ U_j^t, & \text{其他} \end{cases} \quad (6)$$

1.1.3 约束知识

约束知识将规范知识所描述的解空间划分为许多小区域,称为 cells。根据 cells 中解的可行性,将 cells 划分为四种类型:feasible、infeasible、semi-feasible 和 unknown。

对 cells i , $C[i] = \{Class_i, Cnt1_i, Cnt2_i\}$, 其中, $Class_i$ 表示第 i 个 cells 的类型; $Cnt1$ 、 $Cnt2$ 是两个计数器,分别计算 cells 中可行和不可行个体的数目,约束知识初始化时,将这两个计数器置 0。cells 的分类规则如式(7):

$$cells = \begin{cases} \text{feasible}, & cnt1_i > 0 \text{ 且 } cnt2_i = 0 \\ \text{infeasible}, & cnt1_i = 0 \text{ 且 } cnt2_i > 0 \\ \text{semi-feasible}, & cnt1_i > 0 \text{ 且 } cnt2_i > 0 \\ \text{unknown}, & cnt1_i = 0 \text{ 且 } cnt2_i = 0 \end{cases} \quad (7)$$

约束知识更新时,将落入 cells 中的新个体根据其可行性分别增加到计数器 $Cnt1$ 、 $Cnt2$ 上,同时 cells 的类型 $Class_i$ 发生相应的更新。

1.1.4 历史知识

如果在进化过程中经迭代 p 次最优解不再发生改变,并且没有满足终止条件,说明算法陷入局部最优,此时将这一局部最优解添加到历史知识的列表中,并完成这一知识的更新。

若列表已满,丢弃列表中最早的解个体。

1.1.5 Influence() 函数

知识通过 Influence() 函数影响改进 DE 变异算子,文中使用变异操作为 $DE/best/1/exp$ 。

1) 若算法陷入了局部最优,历史知识影响变异操作生成新个体 $x_{i,j}'$,生成规则由式(8)给出:

$$x_{i,j}' = \begin{cases} e_{1,j} + dr_j \times F \times |x_{r1,j} - x_{r2,j}|, & rand(0,1) < \alpha \\ e_{1,j} + ds_j \times F \times (x_{r1,j} - x_{r2,j}), & rand(0,1) < \beta \\ rand(l_j, u_j), & \text{其他} \end{cases} \quad (8)$$

$$ds_j = \frac{\sum_{k=1}^{l-1} |e_{k+1,j} - e_{k,j}|}{l-1} \quad (9)$$

$$dr_j = \text{sgn} \left(\sum_{k=1}^{l-1} \text{sgn}(e_{k+1,j} - e_{k,j}) \right) \quad (10)$$

$$F = rand(0,1) \quad (11)$$

其中 $e_{1,j}$ 表示列表中记录的第一个局部最优解的第 j 个变量; dr_j 和 ds_j 分别表示第 j 个变量的平均偏移距离和平均偏移方向,通过式(9)和式(10)来计算; x_{r1} 、 x_{r2} 是从种群中任意选择的两个个体; $rand(a, b)$ 函数是在区间 $[a, b]$ 均匀产生的随机数; F 是缩放因子,由式(11)给出; α 和 β 为常量,一般分别设为 0.4 和 0.5; l 是历史知识列表的长度。

2) 若算法没有陷入局部最优,规范知识影响变异操作产生新个体 $x'_{i,j}$,生成规则由式(12)给出:

$$x'_{i,j} = \begin{cases} x_{best,j} - F \times |x_{r1,j} - x_{r2,j}|, & x_{i,j} < l_j \\ x_{best,j} + F \times |x_{r1,j} - x_{r2,j}|, & x_{i,j} > u_j \end{cases} \quad (12)$$

3) 若这一变量在规范知识给定区间内,并且父代个体在一个可行/半可行/未知 cells 内,将它移到相同类型的 cells 或是离它很近的 cells 中,此时变化较小。

4) 若变量在不可行的 cells 中,就试着移到离它最近的半可行 cells 中,没有找到就将其移到最近的可行区域或未知区域内,如果还是没找到,将它移到规范知识定义区间内的任意位置。

1.2 Select() 函数

通过 Select() 函数为子代选择父代个体。文中采用锦标赛的方法,对于种群中每个个体随机选择 c 个个体与之做比较,将获胜次数最多的 p 个个体作为子代的父代个体。比较规则如下:

- 1) 若两个个体都可行,适应度值好的获胜;
- 2) 若两个个体都不可行,那么比较它们的违背度,违背度小的获胜;
- 3) 若只有一个可行个体,则可行个体获胜。

1.3 CAMDE 算法描述

CAMDE 算法具体实现过程如下:

步骤 1 种群空间和相关参数初始化,初始种群中个体在变量定义域范围内随机产生。

步骤 2 信念空间初始化,根据候选解和相关变量的定义域初始信念空间中各类知识。

步骤 3 评估种群中个体,若满足优化结果结束,否则继续。

步骤 4 通过函数 Accept() 接受个体,更新信念空间。

步骤 5 根据信念空间中相关知识对父代个体进行变异、交叉操作,产生子代种群。

步骤 6 用 Select() 函数选择子代的父代个体。

步骤 7 转步骤 3, 直到满足结束条件。

2 仿真

2.1 测试函数仿真

采用文献[1]中部分约束优化问题进行仿真, 由于篇幅问题, 标准测试函数在文中不再给出。算法中种群大小 $POPSIZE = 100$, 迭代次数 $G_{max} = 1000$, 接受个体数目 $n =$

$20\% \times POPSIZE$ 。表 1 中给出了算法 CAMDE 的仿真结果。

每个问题在相同条件下独立运行 30 次, 并记录其最优解、均值解、最差解, 将仿真结果与其他算法——遗传算法 (GA^[1])、同态映射 (HM^[2])、基于文化算法的进化规则 (CAEP^[3])、差分进化算法 (DE^[4]) 做比较。表 1~3 分别给出了最优解、均值解、最差解的比较结果, 表 4 是几种算法求解丁烯烷化生产过程的约束优化问题的仿真结果 (其中“—”表示没有仿真数据)。

表 1 CAMDE 与 HM、CAEP、GA、DE 最优解仿真结果比较

测试函数	理论全局最优解	算法最优解					CAMDE		
		CAMDE	HM	CAEP	GA	DE	标准差	最少进化代数	评估次数
g01	-15	-15.0000000	-14.7864	—	-14.440	-15.000	0	217	21800
g04	-30665.539	-30665.5390625	-30664.5	-30665.539	-30626.053	—	3.56E-004	180	18900
g06	-6961.8	-7950.9619141	-6952.1	—	-6952.472	-6961.814	0	60	6100
g08	0.095825	0.0958250	0.0958250	0.095825	0.095825	0.095825	0	84	8500
g11	0.75	0.7495020	0.75	0.75	0.75	0.74900	2.0E-004	183	18400
g12	1	1.0000000	0.9997	1.000	1.0	—	0	232	23300

表 2 CAMDE 与 HM、CAEP、GA、DE 均值解仿真结果比较

测试函数	理论全局最优解	均值解				
		CAMDE	HM	CAEP	GA	DE
g01	-15	-15	-14.7082	—	-14.236	-15
g04	-30665.539	-30665.5389974	-30655.3	-30611.1	-30590.455	—
g06	-6961.8	-7950.9619141	-6342.6	—	-6872.204	-6961.814
g08	0.095825	0.0958250	0.0891568	0.09525552	0.0957990	0.095825
g11	0.75	0.7509009	0.75	0.79299844	0.75	0.74900
g12	1	1	0.9989	0.99725459	1	—

表 3 CAMDE 与 HM、CAEP、GA、DE 最差解仿真结果比较

测试函数	理论全局最优解	最差解				
		CAMDE	HM	CAEP	GA	DE
g01	-15	-15	-14.6154	—	-14.015	-15
g04	-30665.539	-30665.5371094	-30645.9	-30466.8	-30567.105	—
g06	-6961.8	-7950.9619141	-5473.9	—	-6784.255	-6961.814
g08	0.095825	0.0958250	0.0291438	0.0901302	0.095723	0.095825
g11	0.75	0.7571042	0.75	0.8380483	0.752	0.74900
g12	1	1	0.9996276	0.9863316	0.999	—

表 4 算法求解丁烯烷化生产过程的约束优化问题的仿真结果

算法	约束			收益			最少进化代数	评估次数	标准差
	g_1	g_3	g_6	最优解	平均解	最差解			
CAMDE	-0.001	-0.001	-15.552	1777.363	1766.025	1765.167	411	4130	0.3839
CAEP	-1.2164	-0.9853	-2.2415×10^5	1777.1	1776.3	—	—	—	—
a = 0	-0.272	-0.026	-4409	1763.1	1761.0	1757.4	—	—	—
CACS $a = 5 \times 10^{-4}$	-1.994	-0.064	-2155	1763.8	1762.5	1758.7	—	—	—
$a = 5 \times 10^{-6}$	-0.644	4.5887	-2080	1776.6	1775.1	1772.5	—	—	—
aBB	0.0165	4.7521	1727.9	1772.8	—	—	—	—	—

2.2 结果比较分析

从表 1 看出, CAMDE 在 g01、g04、g08、g12 中找到全局最优解, 在 g11 中找到了近似全局最优的解, 特别是对于 g06 找到比目前其他算法要好的解, 此时 g06 的变量 $x = \{13.6602554, 0.000\}$, 约束 $g_i[x = \{-2.35932296e-5, -29.1304872\}$, 全局最优解为 $f(x) = -7950.9619141$, 这一解比目前其他算法得到的最优解好。HM 在 g08、g11 中找到全局最优解。CAEP 在 g04、g08、g11、g12 中找到全局最优解。GA 在 g08、g11、g12 中得到全局最优解。DE 在 g01、g08 中得到全局最优解。

从表 2、3 可以看出, CAMDE 在 g01、g04、g06、g08、g12 中找到了较好的均值解、最差解。DE 在 g01 中找到了较好的均值解、最差解。

在测试函数中, HM 的评估次数为 1400000; CAEP 的评估次数为 97540; GA 的评估次数在 250050 到 3500100 之间; DE 的评估次数在 10000 到 12000000 之间; CAMDE 的最大评估次数是 23300。

综上所述, CAMDE 在寻优效率和优化结果方面都优于其他四种算法, 并减少了计算量。

(下转第 1269 页)

实际上,本文算法很快就可以完成计算并得到问题的满意解,在多次实验中,算法以较少的进化代数就找到了问题的最优解,可见算法具有较好的收敛性。从结果对比可以发现,本文算法无论在问题的最优解、最差解还是平均解上,都较基本蚁群算法有了很大改善,在解的质量方面明显优于其他算法。

表1 Oliver30 问题计算结果比较

算法	Oliver30 问题		
	最优解	最差解	平均解
基本蚁群算法	429.43	464.26	444.13
思维进化算法 ^[7]	423.74	—	424.93
蚁群-免疫混合算法 ^[8]	424.64	446.55	433.24
本文算法	423.74	423.74	423.74

表2 中国旅行商问题计算结果比较

算法	中国旅行商问题(CTSP)		
	最优解	最差解	平均解
基本蚁群算法	15 602	15 800	15 622
MAX_MIN 蚂蚁算法 ^[9]	15 470	—	—
两段式遗传算法 ^[10]	15 378	15 795	15 480
本文算法	15 378	15 402	15 390

通过大量仿真实验发现,本文提出的基于思维进化的蚁群算法不但具有蚁群算法的分布式并行计算、正反馈机制和较强的鲁棒性等特点,而且可以较好地克服蚁群算法容易陷入局部最优的缺陷,具有加强解的多样性的能力,能够提高算法的全局搜索能力。

5 结语

本文针对蚁群算法易于与其他方法结合的特点,提出了

基于思维进化的蚁群算法,通过对旅行商问题的算例进行计算和结果比较,证明了本文算法能够克服基本蚁群算法易陷入局部最优从而导致算法过早停滞的缺陷,本文算法在最优值和稳定性等方面都取得了不错的效果,今后在算法的趋同和异化操作策略等方面将做进一步研究。

参考文献:

- [1] DORIGO M, MANIEZZO V, COLORNI A. Ant system: Optimization by a colony of cooperating Agents[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 1996, 26(1): 29-41.
- [2] DORIGO M, GAMBARDILLA L M. Ant colony system: A cooperative learning approach to the traveling salesman problem[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 1997, 1(1): 53-66.
- [3] 段海滨. 蚁群算法原理及其应用[M]. 北京: 科学出版社, 2005.
- [4] 马良, 项培军. 蚂蚁算法在组合优化中的应用[J]. 管理科学学报, 2001, 4(2): 32-37.
- [5] 段海滨, 王道波, 于秀芬. 蚁群算法的研究现状及其展望[J]. 中国工程科学, 2007, 9(2): 98-102.
- [6] SUN CHENG-YI, SUN YAN, WEI LI-JUN. Mind-evolution-based machine learning: Frame work and the implementation of optimization[C]// Proceedings of IEEE International Conference on Intelligent Engineering Systems: INES'98. Washington, DC: IEEE Press, 1998: 355-359.
- [7] 查凯, 曾建潮. 求解 TSP 问题的思维进化算法[J]. 计算机工程与应用, 2002, (4): 102-104.
- [8] 江新姿, 汤可宗, 高尚. 蚁群算法与免疫算法的混合算法[J]. 科学技术与工程, 2008, 8(5): 1327-1330.
- [9] 李如琦, 苏媛媛. 用 MAX_MIN 蚂蚁算法解决中国旅行商问题[J]. 湖南工业大学学报, 2007, 21(5): 48-50.
- [10] 柴世红. 两段式遗传算法求解 CTSP[J]. 大众科技, 2008(4): 17-19.

(上接第 1266 页)

2.3 求解丁烯烷化生产过程的约束优化问题

用 CAMDE 求解丁烯烷化生产过程的约束优化问题,这一过程约束优化的数学模型在文献[5]中已给出在此不再描述。

CAMDE 与分支定界法(aBB)、蚁群约束法(Constrained Ant Colony System, CACS)^[5]、CAEP 进行比较,4 种算法都独立运行 10 次。

从表 4 看出 aBB 违背约束 g_1 、 g_3 、 g_6 , 而 CAMDE 在没有违背任何约束的条件下就得到了较好的解。与 CACS 相比,当 CACS 中的容许度 $a = 0$ 或是 $a = 5 \times 10^{-4}$ 时显然 CAMDE 的解要好;当容许度 $a = 5 \times 10^{-6}$ 时, CACS 违背了约束 g_3 。与 CAEP 相比 CAMDE 最优解要稍微好些。CACS 的最大迭代次数为 2000, CAEP 的最大迭代次数为 1000, 而 CAMDE 迭代次数为 411, 减少了计算量。所以 CAMDE 的优化性能比较令人满意。

3 结语

传统文化算法在种群空间中仅采用变异算子,所以进化后期收敛速度变慢,而改进差分算法对进化过程知识缺乏有效利用。针对这些问题,将改进差分进化算法引入种群空间,提出了一种基于文化算法和改进差分进化算法的混合算法。这一算法利用文化算法的框架来提取、保存和整合进化过程知识,并利用这些知识引导基于改进差分进化的种群空间进化。通过仿真结果表明这一算法有比较好的全局搜索能力,加快了收敛速度,并降低了计算量。

文化算法能够支持不同算法的混合求解问题,所以种群空间模型和表示多样化的融合有待于进一步研究,从而扩展其应用范围。

参考文献:

- [1] DEB K. An efficient constraint handling method for genetic algorithms[J]. Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering, 2000, 186(2/4): 311-338.
- [2] KOZIEL S, MICHALEWICZ Z. Evolutionary algorithms, homomorphous mappings, and constrained parameter optimization[J]. Evolutionary Computation, 1999, 7(1): 19-44.
- [3] CARLOS A COELLO C, RICARDO L, BECERRA A, et al. Constrained optimization using an evolutionary programming-based cultural algorithm[C]// Adaptive Computing in Design and Manufacturing V. Berlin: Springer-Verlag, 2002: 317-328.
- [4] LAMPINEN J. A constraint handling approach for the differential evolution[C]// Proceedings of the Congress on Evolutionary Computation 2002: CEC' 2002. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2002, 2: 1468-1473.
- [5] 贺益君, 陈德钊. 连续约束蚁群优化算法的构建及其在丁烯烷化过程中的应用[J]. 化工学报, 2005, 59(9): 1709-1713.
- [6] 黄海燕, 顾幸生, 刘漫丹. 求解约束优化问题的文化算法研究[J]. 自动化学报, 2007, 33(10): 1115-1120.
- [7] 刘纯青, 杨萃元, 张颖. 基于文化算法的聚类分析[J]. 计算机应用, 2002, 26(12): 2953-2960.
- [8] 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.