

基于多层信念空间的文化算法研究

黎 明,鲁方波,陈 昊

(南昌航空大学信息工程学院,江西南昌 330063)

摘 要: 针对标准文化算法中影响函数仅通过单层信念空间来指导种群进化,易导致双演化文化算法结构失效及全局寻优能力差、不稳定等问题,提出一种基于多层信念空间的文化算法.算法通过对多层信念空间实行分层管理,在提高知识有效性的同时为主群体空间的进化提供最优模式.根据种群分散度自适应调整多层信念空间的融合机制,从而在进化前期维持种群的多样性,在进化后期加速种群收敛.基于典型复杂函数的数值仿真研究表明,该算法在解的精度、稳定性及全局寻优能力等方面较其它同类算法有明显的优势.

关键词: 文化算法; 多层信念空间; 分层管理; 种群分散度; 融合机制

中图分类号: TP301 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2015)05-0888-07

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2015.05.008

Cultural Algorithm Based on Multi-Layer Belief Space

LI Ming, LU Fang-bo, CHEN Hao

(School of Information Engineering, Nanchang Hangkong University, Nanchang, Jiangxi 330063, China)

Abstract: In standard cultural algorithm, the influence function guides the evolution only by a single layer belief space, which may invalidate the structure of cultural algorithm and lead to poor global optimization and instability. Therefore, a cultural algorithm based on multi-layer belief space is proposed. The algorithm increases the validity of knowledge and at the same time provides the optimal mode for the evolution of main population space by managing multilayer belief spaces hierarchically. And adjust the fusion mechanism of the multilayer belief spaces adaptively according to the population dispersion so that it can keep the population diversity in the early evolution and accelerate population convergence in the late evolution. Aiming at benchmark functions, comparing with some other similar algorithms, the proposed algorithm shows better optimization performance in the precision of the solution, stability and global convergence.

Key words: cultural algorithm; multi-layer belief space; decentralized management; population dispersion; fusion mechanism

1 引言

文化算法作为一种全新的进化算法是由 Reynolds^[1]于 1994 年提出的.区别于其它进化算法,文化算法是一种基于知识的双层进化系统,由种群空间和信念空间组成,两者分别从微观和宏观两个层面模拟进化过程.不同层次间相互促进且相互影响.

文化算法虽提出一种解决优化问题的框架,但在目前有关文化算法的文献中,影响函数对群体空间的指导通常是通过单层信念空间知识来完成的^[2,3],对于多层信念空间的文化算法的研究较少.黄海燕等提出一种多层信念空间的文化算法^[4,5],根据一定的择优原则从多层信念空间中选出最优的信念空间来指导以后的搜索,该算法没有考虑知识的多元化优势以及个性化知识的

局部能动性发挥,其本质上仍属于单层信念指导进化.单层信念空间对群体空间的指导具有一定的盲目性,使得在实际优化过程中,针对某些复杂优化问题,仍存在过早收敛、稳定性差、求解精度低等缺陷.

为此,本文尝试在标准文化算法的框架中引入多层信念空间的结构,从一种全新的角度研究如何提高文化算法的全局探索能力和局部寻优能力的平衡度,提出一种基于多层信念空间的文化算法(Multi-layer Belief Space Cultural Algorithm, MBSCA).该算法模型采用粒子群算法^[6](Particle Swarm Optimization, PSO)作为主群体空间的进化过程.主要思想是在进化过程中同时保留具有最佳潜力的多层信念空间并实行分层管理,提高知识的有效性,避免过早收敛.各层信念空间采用混沌搜索算法^[7,8]并行进化,并独立影响和指导不同的种群个体进

化.同时将种群分散度引入到群体空间,通过对其判断来确定多层信念空间的融合机制,从而在进化前期保持种群的多样性,并最大程度地利用 PSO 算法向着全局最优解所在子空间逼近;在进化后期有效地利用已有的优质文化区间,将知识进行融合,加速种群收敛.根据多层信念空间的结构,本文对接受函数和影响函数也做了重新描述.最后通过对典型复杂函数的数值仿真实验论证了 MBSCA 算法的有效性.

2 多层信念空间的文化算法设计

文化的演进过程,包括相似文化或者知识聚集而形成的不同的文化元以及每个文化元的文化独立演进过程,同时也包括着各种文化相互交流而演变出新文化的演进过程.各种相似的文化或者知识聚集在一起有利于知识的融合,并指导种群空间整体快速进化,而新文化或者知识则有利于知识的个性发挥,提升知识的局部能动性.因此,单一的信念文化已不足以表示多元文化的演进过程,并保持文化多样性.

根据这些原理,标准的文化算法就扩展到一系列相应的群组空间以及相应的一系列信念空间构成的多层信念空间,各层信念空间并行进化,并独立影响产生不同的子代个体,基本框架如图 1 所示.其中, Belief- L 为第 L 层信念空间, POP- L 为由第 L 层信念空间通过 Influence- L 函数所影响产生的子代个体集合. Elite 函数用于接受精英个体到知识集 KS (Knowledge Set) 中; Accept 函数则从知识集 KS 中提取个体经验并传递给各层信念空间;第 L 层信念空间根据所接受的经验知识用 Update- L 函数进行更新.

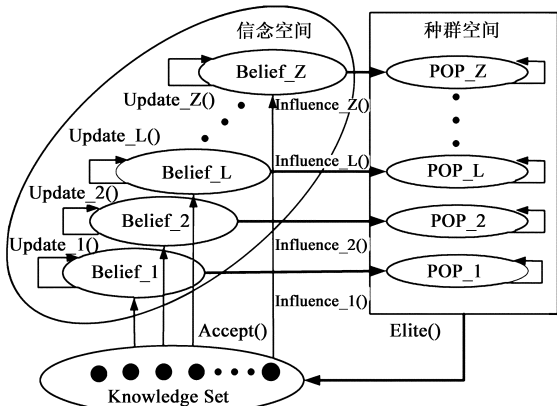


图1 基于多层信念空间的文化算法框架

2.1 多层信念空间的初始化

本文将多层信念空间定义为 $\langle MN, MS \rangle$. 第 t 代规范知识 $MN^t = \{N^{t,1}, N^{t,2}, \dots, N^{t,Z}\}$, 用来存储最能够产生优秀个体的局部区域信息, $N^{t,L}$ 表示第 t 代第 L 层规范知识, $L = 1, \dots, Z$, Z 为信念空间的层数. 第 t 代形势

知识为 $MS^t = \{S^{t,1}, S^{t,2}, \dots, S^{t,Z}\}$, 用来记录进化过程中各层信念空间的最优个体的集合, 其中 $S^{t,L}$ 为第 t 代第 L 层信念空间的形势知识.

规范知识 MN 和形势知识 MS 采用如下步骤进行初始化: (1) 根据参数集的取值范围和所设定的个体数目随机产生初始群体; (2) 使用神经网络 (ART2 网络^[9]) 方法将群体聚类为若干种群, 并计算每个种群的平均适应度; (3) 选取平均适应度较好的前 Z 个种群, 在每个种群中选取适应度值最优的个体来初始化第 L 层信念空间的形势知识, 第 L 层规范知识上下限 $u^{t,L}$ 和 $l^{t,L}$ 由第 L 个种群的所有个体的取值范围来初始化. $l_j^{t,L}$ 和 $u_j^{t,L}$ 均初始化为 $+\infty$. 在以后的迭代中, MN 和 MS 按照多层信念空间文化算法的规则来更新.

2.2 接受函数

接受函数用以选择能够直接影响当前信念空间知识经验的个体, 在本文中, 这种经验个体群被赋予新的含意, 称为知识集 KS. 知识集 KS 由多元知识集 DS 和新知识集 NS 两类组成.

定义 1 知识集 KS 由当前种群空间中适应值最优的 β 比例个精英个体组成.

$$Elite() = \beta * popsize \quad (1)$$

定义 2 多元知识集 DS 为各种相似的文化或知识聚集在一起形成的不同的知识集群; 新知识集 NS 为新文化或知识的集合, NS 并不参与信念空间的进化操作, 而是直接参与到下一代影响操作中, 并与子代个体竞争产生新子代种群.

多元知识集和新知识集的形成: 从 KS 中选取与第 L 层信念空间规范知识中心最近的 η 比例个优秀个体, 记为第 L 元知识集 S^L . 则多元知识集 DS 和新知识集 NS 的形成如式 (3) 所示, $central_Norm^L$ 为第 L 层信念空间的规范知识中心.

$$central_Norm^L = (l^{t,L} + u^{t,L}) / 2 \quad (2)$$

$$DS = \bigcup_{L=1}^Z S^L, NS = KS - DS \quad (3)$$

设初始信念空间的层数为 $InitZ$, 当前信念空间的层数为 Z , 则由以上定义可得本文多层信念空间的接受函数为:

$$Accept() = \eta * Elite() \quad (4)$$

$$\eta = \eta_{min} + (\eta_{max} - \eta_{min}) * (1 - (Z / InitZ))^2 \quad (5)$$

其中 η 为当前各层信念空间的接受个体比例, $\eta_{min} = \sqrt{2} / InitZ$, $\eta_{max} = 1$

2.3 多层信念空间的更新

根据多层信念空间的设计原理, 各层信念空间中参数的形成和更新是对当前信念空间所接受的精英个体进行统计而得到的, 即第 L 层信念空间由第 L 元知

识集 S^{L^t} 独立更新完成. 图 2 示出了规范知识和形势知识对应三层信念空间情况下的更新原理示意图, S^1, S^2, S^3 分别为各层信念空间的形势知识.

多层信念空间的规范知识 MN^t 根据以下规则进行更新:

$$l_j^{t+1,L} = \begin{cases} x_{i,j}^{t,L}, & x_{i,j}^{t,L} \leq l_j^{t,L} \text{ 或 } obj(x_{i,j}^{t,L}) < L_j^{t,L} \\ l_j^{t,L}, & \text{其它} \end{cases} \quad (6)$$

$$L_j^{t+1,L} = \begin{cases} obj(x_{i,j}^{t,L}), & x_{i,j}^{t,L} \leq l_j^{t,L} \text{ 或 } obj(x_{i,j}^{t,L}) < L_j^{t,L} \\ L_j^{t,L}, & \text{其它} \end{cases} \quad (7)$$

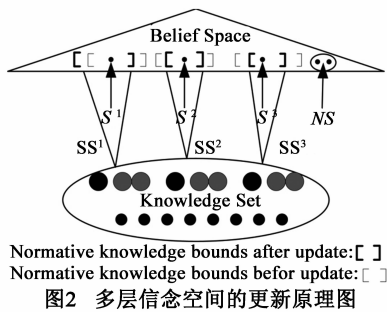
$$u_j^{t+1,L} = \begin{cases} x_{i,j}^{t,L}, & x_{i,j}^{t,L} \leq u_j^{t,L} \text{ 或 } obj(x_{i,j}^{t,L}) < U_j^{t,L} \\ u_j^{t,L}, & \text{其它} \end{cases} \quad (8)$$

$$U_j^{t+1,L} = \begin{cases} obj(x_{i,j}^{t,L}), & x_{i,j}^{t,L} \geq u_j^{t,L} \text{ 或 } obj(x_{i,j}^{t,L}) < U_j^{t,L} \\ U_j^{t,L}, & \text{其它} \end{cases} \quad (9)$$

其中, $x_{i,j}^{t,L}$ 为第 t 代第 L 层信念空间的第 i 个优秀个体的第 j 个变量 ($x_{i,j}^{t,L} \in S^{L^t}$), $L_j^{t,L}$ 和 $U_j^{t,L}$ 分别为第 t 代第 L 层信念空间变量 j 的下限 $l_j^{t,L}$ 和上限 $u_j^{t,L}$ 所对应的评价值.

这里需要特殊说明的是形势知识, 与标准文化算法中形势知识的内涵有所不同, 这里的形势知识为第 L 层信念空间中的最优个体 $gbest^{t,L}$, 如式(10)所示.

$$MS^t = \{S^{t,L} | L = 1, \dots, Z\} = \{gbest^{t,L} | gbest^{t,L} \in S^{L^t}\} \quad (10)$$



2.4 多层信念空间的融合

种群在进化初期, PSO 算法全局随机搜索, 主要目的是为了搜索一个最容易产生最优解的区域; 在种群进化后期, 信念空间最优解区域可能会出现退化和过约束的现象, 这时需要知识空间不仅要扩大主群体空间的搜索区域, 保证更好的全局搜索能力, 更要领导粒子向最优解快速逼近. 因此, 就必须提供一种机制, 能够权衡与协调群体空间的快速进化与信念知识对群体空间的有效指导. 而这个问题的关键是根据群体空间

相对进化程度和个体分布状况来确定多层信念空间的融合时机以及融合规则.

因此, 本文将种群分散度^[10]引入到群体空间. 种群分散度描述种群空间中个体的相对聚集程度, 则第 t 代的种群分散度 $SD(t)$ 记为:

$$SD(t) = \sum_{j=1}^n \left[\frac{1}{popsize} \sum_{k=1}^{popsize} (x_{kj}^t - M)^2 \right] \quad (11)$$

$$M = \frac{1}{popsize} \sum_{k=1}^{popsize} x_{kj}^t \quad (12)$$

根据整个种群空间的进化状况, 确定第 t 代中多层信念空间的融合机制为:

Rule1 $SD(t) > \gamma$, 表明第 t 代种群空间个体分布较分散, 多层信念空间只进行更新操作.

Rule2 $SD(t) \leq \gamma$, 则认为当前种群空间个体分布较密集且种群开始收敛. 主信念空间中的小信念空间执行融合操作, 将相同或近似的信念空间知识进行合并, 融合规则如下:

(1) 若规范知识区间 $N^{L1} \subset N^{L2}$, 则保留信念空间 $L2$.

(2) 若规范知识区间 $N^{L1} \not\subset N^{L2}$, $N^{L1} \cap N^{L2} \neq \emptyset$ 且 $|central_Norm^{L1} - central_Norm^{L2}| < \tau$, 即 $L1$ 和 $L2$ 层信念空间交叉, 则融合后的信念空间为 $Norm_new = N^{L1} \cup N^{L2}$, 将 $Norm_new$ 加入到主信念空间.

(3) 若规范知识区间 $N^{L1} \not\subset N^{L2}$, $N^{L1} \cap N^{L2} \neq \emptyset$ 且 $|central_Norm^{L1} - central_Norm^{L2}| > \tau$, 则 $L1$ 和 $L2$ 层信念空间同时保留.

(4) 若 $N^{L1} \cap N^{L2} = \emptyset$, 即 $L1$ 和 $L2$ 层信念空间相互独立, 则 $L1$ 和 $L2$ 层信念空间同时保留.

2.5 影响函数

在标准文化算法中, 所有的子代个体均是在同一种信念空间知识的影响下产生, 这种影响操作在某种程度上存在一定的盲目性. 而本文则是由父代个体自主的选择信念空间并对其实行适合自身的影响操作.

(1) 规范知识对群体的影响

每一个父个体由距离其最近的规范知识来影响. 例如: 对于某个父代个体 x_i^t , N^F 为第 t 代中与 x_i^t 最近的信念空间, 则子代个体 x_i^{t+1} 由父代个体 x_i^t 通过 N^F 来影响产生.

$$N^F = \text{nearest central_norm}^L \text{ to } x_i^t, L = 1, \dots, Z \quad (13)$$

根据粒子的当前位置确定下一步的速度, 粒子速度由式(14)进行更新:

$$v_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} wv_{i,j}^t + c_1 r_1 (p_{i,j}^{t,F} - x_{i,j}^t) + c_2 r_2 (p_{g,j}^{t,F} - x_{i,j}^t), & x_{i,j}^t < l_{i,j}^{t,F} \text{ 且 } x_{i,j}^t < p_{g,j}^{t,F} \\ wv_{i,j}^t - c_1 r_1 (p_{i,j}^{t,F} - x_{i,j}^t) - c_2 r_2 (p_{g,j}^{t,F} - x_{i,j}^t), & x_{i,j}^t > l_{i,j}^{t,F} \text{ 且 } x_{i,j}^t > p_{g,j}^{t,F} \\ wv_{i,j}^t \pm c_1 r_1 (p_{i,j}^{t,F} - x_{i,j}^t) \pm c_2 r_2 (p_{g,j}^{t,F} - x_{i,j}^t), & \text{其它} \end{cases} \quad (14)$$

(2)形势知识对群体的影响

当 $SD(t) \leq \gamma$, 即种群空间个体分布较聚集时, 在各层信念空间形势知识 S^L 所代表的优秀个体附近进行高斯变异, 有利于挖掘出更优秀的个体, 高斯变异^[11]区域由权重系数进行控制, 如式(15)所示:

$$x_j^{t+1,L} = S_j^{L} * (w_1 + w_2 * randn), j = 1, \dots, n \quad (15)$$

其中 $randn$ 为服从标准正态分布的随机变量, w_1 和 w_2 为变异权重因子, 满足 $w_1, w_2 \geq 0$, 且 $w_1 + w_2 = 1$.

2.6 基于多层信念空间的文化算法步骤

混沌是自然界中广泛存在的一种非线性现象, 具有内在随机性、遍历性等特点. 本文采用一维 Logistic 映射来进行混沌搜索操作. 并将混沌搜索算法^[7,8] (Chaos Search Algorithm, CSA) 应用于信念空间的演化. MBSCA 算法的流程图如图 3 所示如下.

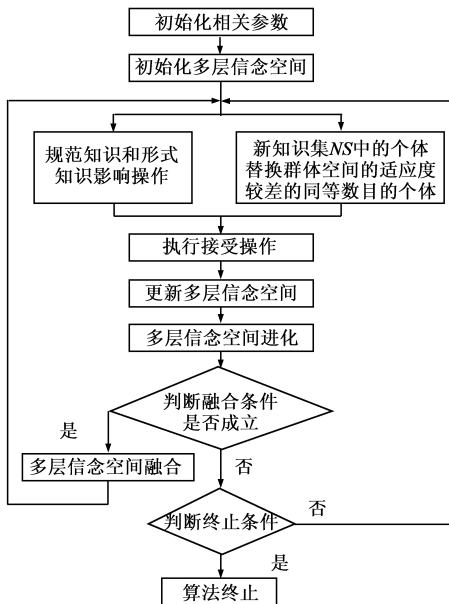


图3 MBSCA算法流程图

3 实验仿真结果与分析

3.1 测试函数

为评估本文算法的性能, 针对函数优化问题, 选取六个典型的复杂多峰函数对算法的寻优情况, 信念空间层数对算法性能的影响, 聚类算法对本文算法性能的影响进行深入分析.

采用的复杂多峰函数^[12]及其最优解分布如表 1 所示.

3.2 实验结果对比

将本文算法与粒子群算法^[13]、粒子群文化算法^[14] (PSO-based Cultural Algorithm, CAPSO)、混沌文化粒子群算法^[7] (PSO-based Chaos Cultural Algorithm, CCAPSO) 对典型测试函数 $F1 \sim F4$ 进行寻优比较, 其中 CAPSO 和 CCAPSO 算法均为单层信念空间的文化算法. 各算法独

立运行 100 次, 分析全局收敛率、最优值标准差、平均收敛代数、收敛时间等方面的性能.

仿真分析中算法主要参数取值如表 2 所示.

表 1 复杂多峰函数

函数	最优解 x^*	最优值 $f(x^*)$	变量范围
F1: Rastrigin 函数	$x_i = 0$	0	$-5.12 \leq x_i \leq 5.12$
F2: Easom 函数	$x_i = \pi$	-1	$-10 \leq x_i \leq 10$
F3: Schaffer' f6 函数	$x_i = 0$	-1	$-10 \leq x_i \leq 10$
F4: Ackley 函数	$x_i = 0$	0	$-32 \leq x_i \leq 32$
F5: Rosenbrock 函数	$x_i = 1$	0	$-30 \leq x_i \leq 30$
F6: Griewank 函数	$x_i = \pm k\pi \sqrt{i}$	0	$-50 \leq x_i \leq 50$

表 2 主要参数取值

维数	最大代数	Popsize	γ	β
10	1000	300	0.01	0.3
60	2000	InitZ	w_1	w_2
100	3000	8	0.7	0.3

对 $F1 \sim F4$ 函数在低维下的实验结果如表 3 所示. 图 4 为各算法对 $F1$ (10 维) 函数寻优的适应度曲线. 由表 3 可以看出 MBSCA 算法在低维情况下对四个函数都具有较好的寻优性能. 在低维 $F2$ 和 $F4$ 函数优化结果中, 四种算法都能完全找到最优解, 但算法 MBSCA 最优值标准差最小, 说明本文算法相比于其它三种算法具有更好的稳定性. 从平均收敛代数和收敛时间上来看, MBSCA 算法在低维情况下并不具有优势, 与 CAPSO 算法相当, 反而 CCAPSO 算法能够以较少迭代次数收敛.

表 3 低维函数测试实验结果

函数	算法	维数/误差	最优值标准差	平均迭代次数	全局收敛率 %	收敛时间/s
F1	PSO	10/10 ⁻¹⁰	3.7824E-10	163.36	93	2.237
	CAPSO	10/10 ⁻¹⁰	1.3312E-11	102.75	98	0.895
	CCAPSO	10/10 ⁻¹⁰	6.1749E-13	87.89	100	0.827
	MBSCA	10/10 ⁻¹⁰	2.3347E-15	108.74	100	1.361
F2	PSO	10/10 ⁻¹²	3.1796E-13	263.17	100	3.831
	CAPSO	10/10 ⁻¹²	8.3761E-14	183.46	100	1.682
	CCAPSO	10/10 ⁻¹²	4.6128E-16	158.73	100	1.567
	MBSCA	10/10 ⁻¹²	0	171.59	100	1.809
F3	PSO	10/10 ⁻¹⁰	7.1843E-11	311.35	87	4.985
	CAPSO	10/10 ⁻¹⁰	6.2846E-12	231.96	100	2.280
	CCAPSO	10/10 ⁻¹⁰	4.3195E-14	164.17	100	1.727
	MBSCA	10/10 ⁻¹⁰	2.7168E-15	216.38	100	2.340
F4	PSO	10/10 ⁻¹²	8.8817E-14	213.66	100	4.508
	CAPSO	10/10 ⁻¹²	2.1493E-15	152.38	100	2.329
	CCAPSO	10/10 ⁻¹²	0	123.17	100	2.033
	MBSCA	10/10 ⁻¹²	0	142.83	100	2.620

表 4 为 $F1 \sim F4$ 函数在高维下的实验结果. 图 5 为各算法对 $F4$ (60 维) 函数寻优的适应度曲线.

表 4 高维函数测试实验结果

函数	算法	维数/误差	最优值 标准差	平均迭 代次数	全局收 敛率%	收敛时 间/s
F1	PSO	60/10 ⁻⁶	3.0162E+01	1591.5	2	59.734
	CAPSO	60/10 ⁻⁶	7.2537E+00	883.37	13	15.141
	CCAPSO	60/10 ⁻⁶	7.5214E-07	585.62	67	10.053
	MBSCA	60/10⁻⁶	1.6431E-08	465.34	100	9.571
F2	PSO	60/10 ⁻⁶	5.3146E-08	2000	0	—
	CAPSO	60/10 ⁻⁶	3.1672E-03	1642.38	23	27.440
	CCAPSO	60/10 ⁻⁶	7.2419E-07	874.37	75	15.339
	MBSCA	60/10⁻⁶	4.3831E-10	634.62	100	11.875
F3	PSO	100/10 ⁻⁴	1.2648E-10	3000	0	—
	CAPSO	100/10 ⁻⁴	4.8861E-01	1823.66	7	42.732
	CCAPSO	100/10 ⁻⁴	4.7635E-02	1386.95	45	34.124
	MBSCA	100/10⁻⁴	3.4791E-06	921.72	88	25.918
F4	PSO	60/10 ⁻⁶	5.3196E-05	2000	0	—
	CAPSO	60/10 ⁻⁶	2.1384E-03	2000	0	—
	CCAPSO	60/10 ⁻⁶	4.3154E-05	1098.36	43	16.473
	MBSCA	60/10⁻⁶	4.3786E-07	893.17	91	15.036
F4	PSO	60/10 ⁻⁸	8.4327E-07	987.75	61	45.422
	CAPSO	60/10 ⁻⁸	2.3971E-09	531.86	100	11.359
	CCAPSO	60/10 ⁻⁸	5.3867E-11	483.46	100	10.842
	MBSCA	60/10⁻⁸	1.3473E-12	426.72	100	10.138
F4	PSO	100/10 ⁻⁴	3.1564E-01	2438.28	7	162.447
	CAPSO	100/10 ⁻⁴	1.7943E-02	1814.74	21	51.629
	CCAPSO	100/10 ⁻⁴	6.1753E-04	1136.24	56	34.912
	MBSCA	100/10⁻⁴	4.9765E-06	731.76	100	25.398

综合表 3 和表 4 实验结果对比分析可知,应用文化框架的粒子群优化算法(CAPSO、CCAPSO 和 MBSCA 算法)的收敛性能要明显优于仅有种群的粒子群优化算法,这是由文化算法框架的基本性质决定的.另外,本文算法总体上要优于 PSO 算法和单层信念空间的文化算法.而且,随着维数的增加,MBSCA 算法的优势更为突出.因此,本文算法更适合处理高维的多模态函数优化问题.

3.3 信念空间层数对算法性能的影响及分析

为研究信念空间的层数对 MBSCA 算法性能产生的影响,在其他参数保持不变的条件下,MBSCA 算法分别采用 4,8,10,16 这 4 种逐渐递增的信念空间层数进行仿真实验,并与 CCAPSO 算法进行性能的比较.各种算法独立运行 100 次,最大迭代次数为 2000.本文采用文献[15]中的多样性衡量作为群体多样性的测度,理论取值范围为[0,2].表 5 和表 6 分别为 F5 函数、F6 函数在 CCAPSO 和 MBSCA 算法的 4,8,10,16 这四种信念空间层数下的寻优结果.图 6、图 7 为各算法对 F5(10 维)、F6(60 维)函数寻优的多样性曲线.

图 6 和图 7 显示 CCAPSO 算法种群多样性下降迅速,10 维 F5 函数和 60 维 F6 函数的多样性分别在 500 代和 1200 代左右下降到非常低,而 MBSCA 算法在平均收敛代数之前仍保持较高的种群多样性.另外,信念空间层数为 8、10、16 时对应的多样性要好于层数为 4 对

应的多样性,能够在较长时间里始终维持在较好的水平,其中信念空间层数选择 8、10 的群体多样性保持能力最好.这就表明群体多样性的保持能力随着信念空间的层数的增大呈现先增大后减少的规律.

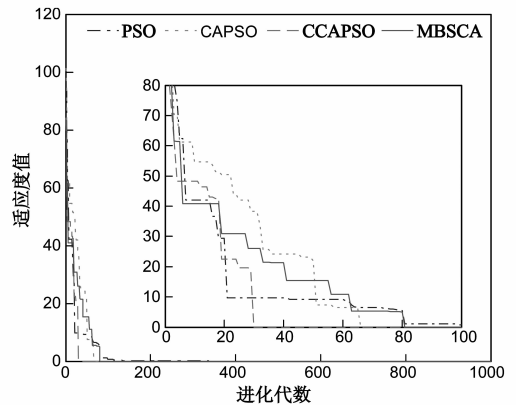


图 4 F1 函数寻优曲线

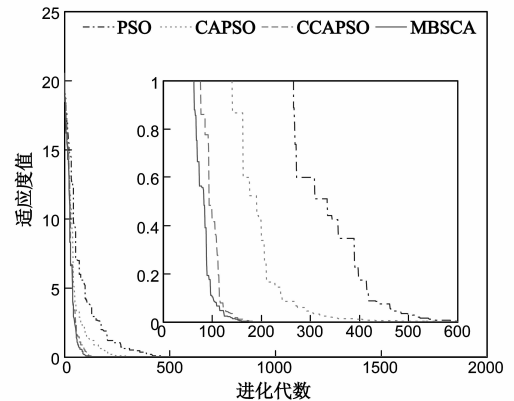


图 5 F4 函数寻优曲线

由表 5 和表 6 可知,MBSCA 算法在信念空间层数分别为 4,8,10,16 时,对 F5 函数(50 维)和 F6 函数(60 维)的迭代次数远小于 CCAPSO 算法,且最优值标准差比 CCAPSO 算法要小很多,说明基于多层信念空间的 MBSCA 算法在寻优中比仅有单层信念空间的 CCAPSO 算法稳定性更好.

表 5 F5 函数测试实验结果

维数	算法	误差	最优值 标准差	平均迭 代次数	全局收 敛率%
10	CCAPSO	1.0E-06	2.3475E-11	597.33	93
	MBSCA4	1.0E-06	8.1247E-12	522.64	100
	MBSCA8	1.0E-06	2.3389E-13	476.84	100
	MBSCA10	1.0E-06	4.1863E-13	457.12	100
	MBSCA16	1.0E-06	3.1761E-13	673.79	100
50	CCAPSO	1.0E-04	3.1794E-03	1231.47	26
	MBSCA4	1.0E-04	1.1246E-05	727.39	81
	MBSCA8	1.0E-04	1.3976E-06	675.33	98
	MBSCA10	1.0E-04	2.1496E-06	693.77	95
	MBSCA16	1.0E-04	6.7943E-05	871.62	77

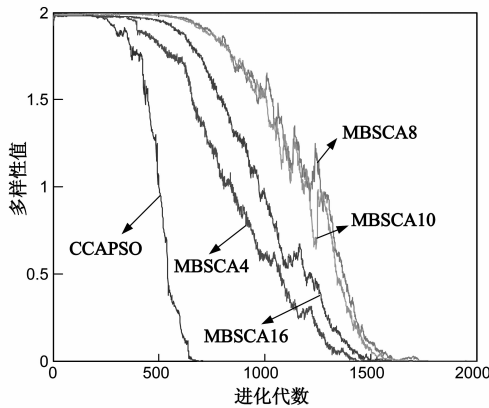


图6 F5函数多样性迭代曲线

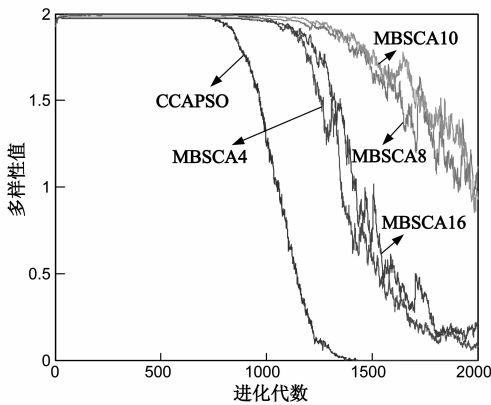


图7 F6函数多样性迭代曲线

表 6 F6 函数测试实验结果

维数	算法	误差	最优值标准差	平均迭代次数	全局收敛率%
30	CCAPSO	1.0E-08	4.3861E-11	513.46	100
	MBSCA4	1.0E-08	8.3176E-11	372.16	100
	MBSCA8	1.0E-08	5.3891E-13	353.88	100
	MBSCA10	1.0E-08	3.7791E-13	369.15	100
	MBSCA16	1.0E-08	6.7354E-12	504.76	100
	60	CCAPSO	1.0E-06	7.9471E-05	1282.44
MBSCA4		1.0E-06	5.3149E-08	731.59	100
MBSCA8		1.0E-06	3.2843E-08	676.86	100
MBSCA10		1.0E-06	3.6876E-08	688.75	100
MBSCA16		1.0E-06	1.8416E-07	837.94	100

3.4 聚类算法对本文算法性能的影响及分析

在生物系统中,个体间的聚集往往是依照一定的准则进行的,随机确定初始种群的方法带有一定的盲目性.因此,为评估不同初始种群方法对本文算法性能的影响,本节选用 K-均值聚类算法构建子群(K-MBSCA)、BP神经网络聚类算法构建子群(B-MBSCA)、ART2聚类算法构建子群(A-MBSCA)进行实验分析,并与随机选取粒子构建子群(R-MBSCA)的方法进行对比.

选取 Rastrigin 和 Easom 函数来测试本文算法的种群多样性.实验设置:种群规模均为 300;最大迭代次数

在 5 维和 50 维情况下分别为 1000 和 1500;独立运行 50 次.表 7 为函数寻优结果.

表 7 F1 和 F2 函数测试实验结果函数测试实验结果

函数	构建方式	维数/误差	最优值标准差	平均迭代次数	全局收敛率%
F1	R-MBSCA	5/10 ⁻¹⁵	0	87.62	100
	K-MBSCA	5/10 ⁻¹⁵	0	58.36	100
	B-MBSCA	5/10 ⁻¹⁵	0	39.50	100
	A-MBSCA	5/10 ⁻¹⁵	0	44.78	100
F2	R-MBSCA	50/10 ⁻⁸	1.2773E-11	591.34	100
	K-MBSCA	50/10 ⁻⁸	3.3154E-14	466.28	100
	B-MBSCA	50/10 ⁻⁸	9.5418E-16	473.36	100
	A-MBSCA	50/10 ⁻⁸	2.5071E-16	439.52	100

可以看出:无论是低维的 Rastrigin 函数还是高维的 Easom 函数,采用聚类方式构建子群的方法 K-MBSCA、A-MBSCA、B-MBSCA 的种群多样性好于随机组建方式 R-MBSCA.另外,四种子种群构建策略对种群全局收敛率几乎没有太大影响,除了随机组建方式平均迭代次数有所增多外,三种聚类方式无论最优值标准差还是平均收敛代数都相差不大.因此,本文算法对于聚类构建子群方法具有鲁棒性.

4 结论

单层信念空间的文化算法对群体空间的指导具有一定的盲目性.针对该问题,本文提出一种基于多层信念空间的文化算法.通过对多层信念空间实行分层管理,在提高知识有效性的同时为主群体空间的进化提供最优模式.考虑到在种群进化后期,信念空间最优解区域可能会出现退化和过约束的现象,给出一种基于种群分散度的多层信念空间的融合策略.实验表明,本文算法求解精度高,全局寻优能力强,而且稳定性好,与传统方法相比具有明显的优势.如何将文化算法已有的其它知识类型嵌入到多层信念空间中将是今后研究工作的重点.

参考文献

- [1] Reynolds R G. An introduction to cultural algorithms[A]. Proceedings of the Third Annual Conference on Evolutionary Programming[C]. San Diego, USA, World Scientific Publishing, 1994. 131 - 139.
- [2] Wu Y, Gao X Z, Huang X L, et al. A cultural particle swarm optimization algorithm[A]. The Sixth International Conference on Natural Computation[C]. Yantai, China, IEEE, 2010. 2505 - 2509.
- [3] Shui X, Zuo X, Chen C. A cultural clonal selection algorithm based fast vehicle scheduling approach [A]. 2012 IEEE Congress on Evolutionary Computation[C]. Brisbane, Australian, IEEE, 2012. 1 - 7.

- [4] 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.
Huang H, Gu X, Liu M. Research on cultural algorithm for solving nonlinear constrained optimization[J]. Acta Automatica Sinica, 2007, 33(10): 1115 – 1120. (in Chinese)
- [5] Huang H, Liu M, Gu X. A cultural algorithm based on multi-layer belief spaces and its application in neural network fault classifier[A]. The 7th World Congress on Intelligent Control and Automation[C]. Chongqing, China, IEEE, 2008. 3990 – 3995.
- [6] Ratnaweera A, Halgamuge S K, Watson H C. Self-organizing hierarchical particle swarm optimizer with time-varying acceleration coefficients[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2004, 8(3): 240 – 255.
- [7] Zhou YQ, Liu LZ. An effective chaotic cultural-based particle swarm optimization for constrained engineering design problems [J]. Applied Mechanics and Materials, 2010, 259(20): 64 – 69.
- [8] Song L, Xu X. Flexible job shop scheduling problem solving based on genetic algorithm with chaotic local search[A]. The Sixth International Conference on Natural Computation[C]. Yantai, China, IEEE, 2010. 2356 – 2360.
- [9] Luo J, Chen D. An enhanced ART2 neural network for clustering analysis[A]. The First International Workshop on Knowledge Discovery and Data Mining [C]. Adelaide, Australian, IEEE, 2008. 81 – 85.
- [10] 郭一楠, 王辉, 程健. 自适应免疫克隆选择文化算法[J]. 电子学报, 2010, 38(4): 966 – 972.
GUO YN, WANG J, et al. Adaptive immune clonal selection cultural algorithm[J]. Acta Electronica Sinica, 2010, 38(4): 966 – 972. (in Chinese)
- [11] Dos Santos Coelho L, Ayala H V H, Alotto P. A multiobjective Gaussian particle swarm approach applied to electromagnetic optimization[J]. IEEE Transactions on Magnetics, 2010, 46(8): 3289 – 3292.
- [12] Suganthan PN, Hansen N, Liang JJ, et al. Problem definition and evaluation criteria for the CEC2005 special session on real-parameter optimization[R]. Nanyang Technological University, Singapore, 2005.
- [13] Wang X, Bai Y, Li Y. A novel particle swarm optimization algorithm[A]. 2010 International Conference on Computer and Communication Technologies in Agriculture Engineering[C]. Wuhan, China, IEEE, 2010. 408 – 411.
- [14] Wang L, Cao C, Xu Z, et al. An Improved Particle Swarm Algorithm based on Cultural Algorithm for Constrained Optimization [M]. Knowledge Discovery and Data Mining. Springer Berlin Heidelberg, 2012. 453 – 460.
- [15] 武晓今, 朱仲英. 遗传算法多样性测度问题研究[J]. 信息与控制, 2005, 34(4): 416 – 421.
Wu XJ, Zhu ZY. Research on diversity measure of genetic algorithms [J]. Information and Control, 2005, 34(4): 416 – 421. (in Chinese)

作者简介



黎 明 男, 1965 年 2 月出生, 教授, 博士生导师. 主要研究方向为智能计算、图像处理与模式识别.

E-mail: liming@nchu.edu.cn



鲁方波 男, 1988 年 11 月出生, 硕士研究生. 研究方向为智能计算、图像处理与模式识别.

E-mail: LUFANGBO1234@163.com