

基于混沌知识迁移的多种群粒子群文化算法

郭一楠, 程 健, 曹媛媛, 刘丹丹

(中国矿业大学 信息与电气工程学院, 江苏 徐州 221116)

摘要: 在已有的多种群粒子群文化算法知识迁移策略中, 迁移知识不一定能反映优势区域中的较优点. 为提高知识迁移效率, 在知识迁移机制中引入混沌搜索策略, 提出一种多种群粒子群文化算法的混沌知识迁移策略. 它利用混沌序列对迁移单元进行深入探索, 以提高迁移知识的有效性; 根据进化代数动态调整知识迁移间隔, 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. 数值计算结果表明, 该算法可以有效提高进化收敛速度, 帮助子种群跳出局部较优解.

关键词: 混沌序列; 知识迁移; 多种群; 粒子群文化算法

中图分类号: TP301 **文献标识码:** A

Multi-population particle swarm cultural algorithms adopting chaotic knowledge migration

GUO Yi-nan, CHENG Jian, CAO Yuan-yuan, LIU Dan-dan

(College of Information and Electrical Engineering, China University of Mining and Technology, Xuzhou Jiangsu 221116, China)

Abstract: In existing multi-population particle swarm cultural algorithms based on knowledge migration, the migrated knowledge may not reflect the best individuals in the advantageous region. In order to improve the efficiency of knowledge migration, a novel multi-population particle swarm cultural algorithms adopting chaotic knowledge migration is proposed. Chaos sequence is used to deeply explore migrated cells for improving the validity of migrated knowledge. Knowledge migration interval is then dynamically adjusted by generation. This keeps the diversity of population in the early evolution and accelerates the convergence in the latter evolution. Simulation results indicate that the algorithm effectively improves the speed of convergence and eliminates premature convergence.

Key words: chaos sequence; knowledge migration; multi-population; particle swarm cultural algorithms

1 引言(Introduction)

粒子群优化^[1,2]是一种随机全局群体智能优化技术,源于对鸟群运动模型的模拟.通过粒子间信息的传递,引导粒子向可能解的方向移动,因其具有易于实现、可调参数少、收敛速度快等优点而受到广泛关注.该算法在求解实际复杂优化问题时,存在容易陷入局部最优的缺点.Coelho等将粒子群算法纳入文化算法,提出粒子群文化算法^[3~5],利用进化信息指导种群空间的进化过程,从而提高进化效率,防止早熟收敛.

粒子群文化算法对信度空间的知识描述已取得了一些研究成果.但是粒子群文化算法通常面向单种群讨论其知识的提取和利用方法,对于多种群粒子群算法的研究较少.Cheng等提出一种多种群协同粒子群文化算法^[6],将 m 维的决策变量分成 m 组,生成 m 个子种群,每个子种群优化一维变量.各个子

种群独立实施粒子群文化算法,利用其他子种群的个体进行个体适应度评价.该算法没有考虑种群间知识层面的信息交流.这里,将知识迁移策略引入多种群粒子群文化算法中,深入研究在信度空间知识层面上实现子种群之间进化信息交流的方法,从而提出一类采用混沌知识迁移的多种群粒子群文化算法(multi-population particle swarm cultural algorithms adopting chaotic knowledge migration, MPSC-CKM).

该算法在信度空间知识层面实现子种群之间的进化信息交流.知识迁移策略的关键问题包括知识迁移时机的选择、拓扑结构和知识融合机制.迁移时机的选择对算法性能影响显著.通常采用固定迁移间隔不利于种群进化.本文给出一种动态知识迁移间隔策略.在进化前期,种群的多样性较好,应该保持种群的独立性,采用较低的知识迁移频率,保证子

种群的独立进化; 在进化后期, 种群的多样性较差, 应该增加种群间的交流, 采用较高的知识迁移频率, 防止种群早熟收敛. 另外, 考虑到知识迁移策略对迁移知识所在区域的敏感性, 引入混沌序列参与迁移知识选择, 以提高迁移知识的有效性.

2 基于混沌知识迁移的多种群粒子群文化算法描述(Description of MPSCCKM)

多种群粒子群文化算法的思想是将初始种群均匀划分成多个具有相同规模的子种群, 各子种群独立运行粒子群文化算法; 子种群之间间隔一定进化代数实施知识迁移操作; 在此基础上各子种群继续进化, 直到满足算法终止条件为止.

从宏观功能上看, 多种群粒子群文化算法与传统粒子群文化算法相似, 可划分为上层信度空间和底层种群空间. 信息交流存在于信度空间层面, 而非种群空间层面, 即各子种群保存在知识库中的知识按照一定规则进行迁移, 以实现各子种群之间知识的协调, 从而丰富各子种群的知识, 减少子种群在劣势区域的搜索, 提高算法进化效率. 具体算法步骤如下:

Step 1 随机产生种群规模为 n 的初始粒子群位置 $P = [x]^{n \times m}$ 、粒子速度 $V = [v]^{n \times m}$ 、粒子极值 $PB = [x]^{n \times m}$, 将初始种群均匀划分为 M 个子种群 $P^i (i = 1, 2, \dots, M)$, 则每个子种群规模为 $|P^i| = n/M$, 初始化各子种群的信度空间.

Step 2 各子种群计算可行解 $x_k^i(t)$ 的适应度 $f(x_k^i(t))$, 并依据 $f(x_k^i(t))$ 降序排列 $P^i(t)$; 按接受比例提取样本粒子, 并更新信度空间各类知识.

Step 3 判断是否满足知识迁移的条件(即知识迁移间隔). 若不满足则转Step 4, 否则执行知识迁移操作: 按迁移拓扑结构, 获得迁移知识; 协调迁移知识和自身知识, 更新子种群信度空间.

Step 4 根据各类知识的影响比例, 利用信度空间的知识引导粒子位置及速度的更新操作, 更新粒子个体极值和粒子全局极值.

Step 5 判断是否满足算法终止准则. 若满足则执行结束进化过程, 输出最优解, 否则转Step 2.

可见, MPSCCKM的核心在于: 子种群粒子群文化算法和子种群间的知识迁移策略.

3 种群粒子群文化算法(Particle swarm cultural algorithm adopted by sub-populations)

每个子种群采用粒子群文化算法实现进化操作. 上层信度空间实现对进化过程隐含信息的提取, 并以知识的形式存储和更新; 底层种群空间采用粒子群优化, 并利用信度空间中的知识, 通过影响粒子位置更新算子实现知识引导种群进化.

3.1 信度空间知识的描述与更新(Description and update of knowledge in belief space)

1) 规范知识.

规范知识 K_1 描述待优化问题的可行解空间^[7]. 设决策变量维数为 m , 则子种群 P^i 的规范知识描述为

$$K_1^i = \langle K_{11}^i, K_{12}^i, \dots, K_{1j}^i, \dots, K_{1m}^i \rangle, \quad (1)$$

其中: $K_{1j}^i = [l_j^i, u_j^i]$ 描述该子种群中第 j 维变量的取值范围, u_j^i 和 l_j^i 分别表示其取值上限和下限. 随着进化深入, 规范知识所记录的搜索空间将随着可行解粒子覆盖范围的变化而更新.

2) 拓扑知识.

拓扑知识 K_2 描述可行解空间中粒子极值的适应度分布状况. 在规范知识所记录的可行解空间内, 将最优粒子所在空间采用二分法对每个变量维进行均匀划分, 从而构成 2^m 个具有相同体积的 m 维超立方体, 称为单元. 这些单元构成拓扑知识, 记为

$$K_2^i = \langle K_{21}^i(t), K_{22}^i(t), \dots, K_{2k}^i(t), \dots \rangle. \quad (2)$$

设子种群 P^i 中第 k 个单元的取值下限、划分深度、单元属性分别为 L_k^i, d_k^i, a_k^i , 则单元描述为^[8]: $K_{2k}^i(t) = \langle L_k^i, d_k^i, a_k^i \rangle$. 单元属性描述从该区域探索到全局最优解的可能性. 通过该单元中最优粒子适应度 $f(x_k^{i*}(t))$ 与各单元中最优粒子适应度平均值 $\bar{f}(x^{i*}(t))$ 之间的大小关系来确定, 记为

$$a_k^i = \begin{cases} \text{H}, & f(x_k^{i*}(t)) > \bar{f}(x^{i*}(t)), \\ \#, & \forall x^i(t) \notin K_{2k}^i(t), \\ \text{L}, & f(x_k^{i*}(t)) \leq \bar{f}(x^{i*}(t)). \end{cases} \quad (3)$$

显然, 属性“高”的单元出现全局最优解的可能性较高; “未知”单元存在出现较优解的可能性, 但需要优先探索. 因此, 上述单元属性的优先级为: 高(H)>未知(#)>低(L).

单元属性的定量描述根据其属性优先级和单元中最优粒子适应度给出, 记作

$$w_k^i = \begin{cases} c_1 \left(\frac{f(x_k^{i*}(t))}{\sum_{k=1}^{N_H} f(x_k^{i*}(t)) / N_H} \right), & a_k^i = \text{H}, \\ c_2, & a_k^i = \#, \\ c_3, & a_k^i = \text{L}, \end{cases} \quad (4)$$

其中: c_1, c_2, c_3 为常数, 满足 $c_1 > c_2 > c_3 > 0$; N_H 为具有H属性的单元个数.

3) 状况知识.

状况知识 K_3 用于记录进化过程中的局部极值. 其结构描述为

$$K_3^i = \langle K_{31}^i, K_{32}^i, \dots, K_{3s}^i \rangle, \quad (5)$$

其中: s 是状况知识容量, $K_{3j}^i = (x_j^i, f(x_j^i))$ 是样本库中第 i 个局部极值. MPSCCKM中, 状况知识是选择作为迁移信息的拓扑知识的指导依据.

3.2 种群空间中的知识引导进化操作 (Knowledge-induced evolution process in population space)

种群空间实现在知识引导下的粒子群优化. 每个粒子具有位置 $x_l^i = (x_{l1}^i, \dots, x_{lm}^i) (l = 1, 2, \dots, |P^i|)$ 和速度 $v_l^i = (v_{l1}^i, \dots, v_{lm}^i)$, 并通过跟踪两个极值来更新自己: 一个是粒子本身所找到的最好位置 $p_l^i = (p_{l1}^i, \dots, p_{lm}^i)$, 称为个体极值; 另一个是子种群目前找到的最好位置 $g^i = (g_1^i, \dots, g_m^i)$, 称为局部极值; 所有子种群找到的最好位置 $\tilde{g} = (\tilde{g}_1, \dots, \tilde{g}_m)$, 称为全局极值.

设 x_{lj}^i 和 \bar{x}_{lj}^i 为更新前后粒子位置; v_{lj}^i 和 \bar{v}_{lj}^i 为更新前后粒子速度, 则粒子更新公式如下:

$$\bar{v}_{lj}^i(t+1) = w^i v_{lj}^i(t) + c_1^i r_1^i (p_{lj}^i(t) - x_{lj}^i(t)) + c_2^i r_2^i (g_j^i(t) - x_{lj}^i(t)), \quad (6)$$

$$\bar{x}_{lj}^i(t+1) = x_{lj}^i(t) + \bar{v}_{lj}^i(t+1), \quad (7)$$

其中: c_1^i, c_2^i 为非负常数; $r_1^i, r_2^i \sim U(0, 1)$ 为满足均匀分布的随机变量; w^i 是惯性权值.

信度空间的知识通过影响粒子位置更新操作中的粒子选择实现对种群进化的引导.

1) 规范知识引导种群进化.

规范知识用于引导粒子在可行解空间中进行全局探索. 受规范知识引导的粒子位置更新操作为

$$\bar{v}_{lj}^i(t+1) = w^i v_{lj}^i(t) + c_1^i r_1^i (p_{lj}^i(t) - x_{lj}^i(t)) + c_2^i r_2^i (g_j^i(t) - x_{lj}^i(t)), \quad (8)$$

$$\bar{x}_{lj}^i(t+1) = \begin{cases} x_{lj}^i(t) + \bar{v}_{lj}^i(t+1), & x_{lj}^i(t) \in K_{1j}^i, \\ \sigma(u_j^i(t) - l_j^i(t)) + l_j^i(t), & x_{lj}^i(t) \notin K_{1j}^i, \end{cases} \quad (9)$$

其中 $\sigma \sim U(0, 1)$ 为满足均匀分布的随机变量.

2) 拓扑知识引导种群进化.

拓扑知识用于引导粒子在单元中进行局部搜索. 粒子位置更新操作中父代粒子选择是根据粒子所处单元的当前属性来确定, 记为

$$\bar{v}_{lj}^i(t+1) = w^i v_{lj}^i(t) + c_1^i r_1^i (p_{lj}^i(t) - x_{lj}^i(t)) + c_2^i r_2^i (g_j^i(t) - x_{lj}^i(t)), \quad (10)$$

$$\bar{x}_{lj}^i(t+1) = \begin{cases} x_{kj}^i(t) + \frac{\sigma}{2}(u_k^i(t) - l_k^i(t)), & (x_{lj}^i(t) \notin K_{2k}^i(t)) \wedge (a_k^i(t) \neq L), \\ x_{lj}^i(t) + \frac{\sigma}{m} \sqrt{f(x_{lj}^i(t))}, & \\ x_{lj}^i(t) \in K_{2k}^i(t) \wedge (a_k^i(t) = H). & \end{cases} \quad (11)$$

若 $x_{lj}^i(t)$ 所处单元的当前属性为#或L, 则 $\bar{x}_{lj}^i(t+1)$ 在具有更高优先级的H或#单元中生成, 单元属性采用轮盘赌法选择. 若 $x_{lj}^i(t)$ 所处单元属性为H, 则 $\bar{x}_{lj}^i(t+1)$ 在本单元内变异生成.

4 子种群间的知识迁移策略(Knowledge migration strategy among sub-populations)

子种群之间采用动态知识迁移策略, 即间隔一定进化代数, 子种群之间在知识层面进行知识协调, 从而融合其他子种群的优良进化信息, 有效引导自身进化, 改善进化性能. 知识迁移策略的关键在于知识迁移方式和迁移知识协调机制.

4.1 知识迁移方式(Knowledge migration mode)

知识迁移实现子种群之间进化信息的传递. 知识迁移间隔和子种群连接拓扑结构是影响知识迁移过程的关键因素. 这里, 拓扑结构采用全连接方式.

知识迁移间隔 τ 表示相邻两次知识迁移操作之间的间隔进化代数, 反映子种群之间信息交流的频繁程度. τ 越小, 知识交流越频繁, 子种群的多样性越易遭到破坏; τ 越大, 子种群的优良进化信息不能得到及时传播, 影响算法收敛速度. 已有研究成果通常采用固定知识迁移间隔, 即在整个进化过程中, 间隔相同的进化代数进行知识迁移.

然而, 在MPSCCKM的进化前期希望获得较好的种群多样性, 保证各子种群的独立进化能力和对未知区域的探索能力, 因此要求知识迁移不要太频繁, 即较大的知识迁移间隔; 进化后期希望能取得较好的收敛能力和搜索速度, 因此要求加强各子种群之间的信息交流, 避免其在劣势区域的无效搜索, 因此采用较小的知识迁移间隔. 为此, 给出一种动态知识迁移间隔策略, 描述为

$$\tau(t) = \lfloor \tau_0 e^{-t} + 1 \rfloor, \quad (12)$$

其中 τ_0 为最大知识迁移间隔, 则满足 $\tau \in [1, \tau_0]$.

4.2 混沌知识协调机制(Coordination strategy of chaotic migrated knowledge)

各子种群的进化程度不同, 导致迁移知识与自身知识之间可能存在差异, 特别是反映种群进化信息的拓扑知识和状况知识. 为避免迁移知识误导种群进化, 合理利用其他子种群的进化经验, 需要协调各关联子种群的知识.

单元基础上的拓扑知识直接影响到种群在优势区域的局部搜索能力. 各子种群的进化程度不同, 单元划分也存在差异. 迁移拓扑知识的目的就是避免子种群陷入局部较优区域, 提高搜索效率. 另外, 考虑到状况知识中记录的局部极值所在区域对指导种群进化具有关键作用, 并兼顾知识迁移的通信代价, 迁移知识选取拓扑知识中的分割深度和状况知识

中的局部极值, 即迁移信息仅为局部极值最优粒子 $x^{j*}(t)$ 所在单元, 记为

$$T^j(t) = \langle x^{j*}(t), d^{j*}(t) \rangle, \quad (13)$$

满足

$$t = \tau(t)z, \tau(t) \neq 0, \\ x^{j*}(t) = \arg \max_k f(x_k^{j*}(t)) \text{ 且 } d^{j*}(t) = d_k^j(t).$$

混沌是由确定性方程得到的具有随机性的运动状态, 混沌运动的遍历特性使混沌变量能在一定范围内按自身规律不重复地遍历所有状态. 本文将混沌序列引入到知识迁移过程中, 利用混沌的遍历性对局部极值所在单元进行遍历搜索.

本文采用 Logistic 混沌序列^[9~12], 即

$$\alpha_{l+1} = \mu\alpha_l(1 - \alpha_l), l = 0, 1, 2, \dots, \quad (14)$$

其中: μ 为混沌因子, 取 $\mu = 3.9$. 当 μ 确定后, 由任意初值 $\alpha_0 = [0, 1]$, 可迭代出一个确定的时间序列 $\alpha_1, \alpha_2, \dots$. 基于此, 以局部极值粒子 $x^{j*}(t)$ 为中心进行混沌搜索. 将混沌向量变换到解空间, 并对其计算适应度; 将其与 $x^{j*}(t)$ 比较, 若 $x^{j*}(t)$ 较好, 则搜索固定步数后停止, 保留原来的局部极值; 否则更新局部极值, 退出混沌搜索. 设子种群的自身知识为 $\langle C_1^i(t), C_2^i(t), \dots, C_k^i(t), \dots \rangle$, 则知识协调机制为:

1) 若迁移知识和自身知识对同一区域的划分深度不同, 且迁移知识的局部极值比自身的局部极值更好, 满足 $x^{j*}(t) \in C_k^i(t), d^{j*}(t) > d_k^i(t)$ 且 $x^{j*}(t) > x_k^i(t)$, 表明子种群 P^j 在该区域搜索到更优粒子, 则将迁移知识融合到自身拓扑知识中.

根据迁移知识推算出该区域的单元划分为 $\langle \bar{C}_1^j(t), \bar{C}_2^j(t), \bar{C}_3^j(t), \bar{C}_4^j(t) \rangle, \bar{d}_l^j(t) = d^{j*}(t)$ 且 $\bar{a}_l^j(t) = H, \forall x^{j*}(t) \in \bar{C}_l^j(t)$. 则协调后自身知识为

$$\langle \dots, C_{k-1}^i(t), \bar{C}_1^j(t), \bar{C}_2^j(t), \bar{C}_3^j(t), \bar{C}_4^j(t), \dots \rangle. \quad (15)$$

2) 若迁移知识和自身知识对同一区域的划分深度不同, 且迁移知识的局部极值没有自身的局部极值好, 满足 $x^{j*}(t) \in C_k^i(t), d^{j*}(t) > d_k^i(t)$ 且 $x^{j*}(t) < x_k^i(t)$, 表明 P^j 在该区域的进化程度不明确, 维持自身知识.

3) 若迁移知识和自身知识对同一区域的划分深度相同, 且迁移知识的局部极值比自身的局部极值更好, 满足 $x^{j*}(t) \in C_k^i(t), d^{j*}(t) = d_k^i(t)$ 且 $x^{j*}(t) > x_k^i(t)$, 表明子种群在该区域的进化程度相同, 修正自身拓扑知识.

$$\bar{a}_k^i(t) = \begin{cases} H, & f(x^{j*}(t)) > f(x^{i*}(t)), \\ a_k^i(t), & \text{其他.} \end{cases} \quad (16)$$

4) 若迁移知识和自身知识对同一区域的划分深度相同, 且迁移知识的局部极值没有自身的局部极值好, 满足 $x^{j*}(t) \in C_k^i(t), d^{j*}(t) = d_k^i(t)$ 且 $x^{j*}(t) < x_k^i(t)$, 表明子种群在该区域的进化程度相同, 维持自身知识.

通过上述知识协调过程, 更新后的自身知识依照 2.2 节式(11)参与子种群进化, 引导子种群深入搜索迁移拓扑知识所覆盖的局部极值所属单元, 实现基于其他子种群已有进化信息的搜索.

5 数值计算结果与分析(Simulation and analysis)

为验证 MPSCCKM 性能, 针对函数优化问题, 采用标准测试函数(见表 1), 对算法中关键参数对进化性能的影响进行深入分析, 并将其与粒子群文化算法、多种群粒子群文化算法进行性能比较.

表 1 测试函数

Table 1 Benchmark functions

测试函数	变量范围	变量维数	最优值
$f_1(x) = \sum_{i=1}^n (\sum_{j=1}^i x_j)^2$	[-100, 100]	10	0
$f_2(x) = \sum_{i=1}^{n-1} (100(x_{i+1} - x_i^2)^2 + (x_i - 1)^2)$	[-30, 30]	10	0
$f_3(x) = 0.5 + \frac{[\sin(\sqrt{x_1^2 + x_2^2})]^2 - 0.5}{(1.0 + 0.001(x_1^2 + x_2^2))^2}$	[-100, 100]	2	0
$f_4(x) = \sum_{i=1}^n (x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i) + 10)$	[-5.12, 5.12]	10	0
$f_5(x) = -20 \exp(-0.2 \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2}) - \exp(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \cos(2\pi x_i)) + 20 + e$	[-30, 30]	10	0
$f_6(x) = \frac{1}{4000} \sum_{i=1}^n x_i^2 \prod_{i=1}^n \cos(x_i / \sqrt{i+1}) + 1$	[-600, 600]	10	0
$f_7(x) = \frac{\pi}{n} \{10(\sin(\pi y_1))^2 + \sum_{i=1}^{n-1} (y_i - 1)^2 \cdot [1 + 10 \sin^2(\pi y_{i+1})] + (y_n - 1)^2\} + \sum_{i=1}^n u(x_i, 10, 100, 4)$	[-50, 50]	10	0

数值计算及分析中,算法基于MATLAB7.0软件编程实现.主要参数取值如表2所示.

表2 主要参数取值

Table 2 The main parameters and their values

参数	取值	参数	取值
惯性权重 w	0.6	进化终止代数	2000
加速系数 c_1	2	运行次数	20
加速系数 c_2	0.1	子种群数目	3
接受比例	0.2	解精度	10^{-2}
种群规模	60		

5.1 多种群混沌粒子群文化算法性能分析 (Analysis of algorithms' performance)

混沌知识迁移策略实现了子种群之间进化信息的直接交流,从而快速掌握优势区域分布,借鉴其他子种群的经验为自身进化提供指导.其中,知

识迁移间隔和混沌迁移策略直接影响知识的传播效率.

1) 知识迁移间隔对算法性能的影响.

分别采用动态迁移间隔和固定迁移间隔的数值计算结果如表3所示.

表3中, $M1$ 表示平均最优目标值, $M2$ 表示最优解的收敛代数, $M3$ 表示最优解找到的次数, $M4$ 表示最优值均方差.

数值计算结果表明:当采用固定迁移间隔时,若 τ 过小,知识融合频率过高,不利于维持子种群之间的多样性,导致在较长时间内得不到高质量的解; τ 过大,子种群之间相互较为独立,不利于彼此优良进化信息的交流,同样难以显著改善算法性能.采用动态知识迁移间隔时,算法在得到高质量的解的同时,具有较快的收敛速度和较高的解成功率.

表3 不同迁移间隔算法性能比较

Table 3 Comparison of algorithms' performance with different τ

函数		f_1	f_2	f_3	f_4	f_5	f_6	f_7
τ 时变	$M1$	0.0534	52.9	6.47E-6	7.09374	4.9382E-5	9.1E-6	9.3E-6
	$M2$	234	1627	185	1662	228	61	69
	$M3$	20	17	20	20	20	20	20
	$M4$	2.15E-4	1.28E-2	1.39E-3	1.33E-3	1.01E-5	1.85E-3	3.35E-3
$\tau = 4$	$M1$	0.0564	52.1	6.53E-06	7.21374	9.3E-6	9.4E-6	9.4E-6
	$M2$	240	1639	188	1692	63	72	76
	$M3$	20	14	20	20	20	20	20
	$M4$	1.72E-5	4.77E-3	3.28E-5	3.29E-3	8.14E-6	2.52E-3	4.69E-3
$\tau = 6$	$M1$	0.0564	52.1	6.53E-06	7.21374	9.4E-6	9.4E-6	9.4E-6
	$M2$	240	1639	188	1692	68	72	76
	$M3$	20	14	20	20	20	20	20
	$M4$	1.77E-5	4.67E-2	2.54E-4	3.50E-2	8.27E-5	6.19E-3	5.74E-3
$\tau = 8$	$M1$	0.0574	53.1	6.55E-06	7.14374	9.5E-6	9.6E-6	9.6E-6
	$M2$	245	1649	192	1673	74	81	20
	$M3$	20	14	20	20	20	20	2
	$M4$	2.36E-5	1.88E-2	1.80E-3	5.13E-3	1.25E-5	8.75E-3	7.84E-3

2) 混沌迁移对算法性能的影响.

混沌序列长度影响对迁移知识位置探索的深度.混沌序列越长,越能反映知识的深度;但是计算开销也越大.采用不同的混沌序列长度,统计其运行结果如表4所示.

实验结果表明:混沌序列越长,收敛速度更快,解的质量更高.这是因为混沌序列越长,对迁移位置的探索越充分,因而迁移知识越能反映迁移位置的进化程度;但混沌序列越长,计算开销越大.

5.2 与其他算法性能对比分析(Comparison of the performance with other algorithms)

分别采用粒子群文化算法、多种群粒子群文化算法和MPSCCKM,参照表2所示算法参数进行数值计算,运行结果的统计分析如表5所示.

相比较而言,本文提出的算法从整体上具有较快的收敛速度、较高的质量的解和搜索到最优解的成功率.传统粒子群文化算法容易陷入局部最优解,解稳定性差.

表 4 L_m 取值算法性能比较

Table 4 Comparison of algorithms' performance with different L_m

函数		f_1	f_2	f_3	f_4	f_5	f_6	f_7
$L_m = 10$	M1	0.0634	57.9	6.478E-6	8.89374	8.9382E-5	9.7E-6	9.6E-6
	M2	264	1677	195	1672	246	74	87
	M3	20	20	20	20	20	20	20
	M4	3.15E-4	2.28E-2	2.39E-3	2.33E-3	2.11E-5	2.15E-3	4.15E-3
$L_m = 100$	M1	0.0534	52.9	6.47810-6	7.092	4.9382E-5	9.1E-6	9.3E-6
	M2	234	1627	185	1662	228	61	69
	M3	20	20	20	20	20	20	20
	M4	2.82E-5	5.87E-3	4.38E-5	4.39E-3	7.14E-6	3.52E-3	5.65E-3

表 5 不同算法性能比较

Table 5 Comparison of different algorithms performance

函数	粒子群文化算法				多种群粒子群文化算法				知识迁移的多种群粒子群文化算法			
	M1	M2	M3	M4	M1	M2	M3	M4	M1	M2	M3	M4
f_1	0.1334	264	13	7.14E-4	9.79511	254	18	8.14E-6	0.0534	234	20	3.15E-4
f_2	56.9	1827	20	5.52E-3	128.6	1827	0	43.52E-3	52.9	1627	0	2.28E-2
f_3	8.478E-5	189	16	6.5E-4	0.0019	194	0	6.65E-1	6.478E-6	185	20	2.39E-3
f_4	9.03474	1762	17	8.14E-5	90.25	1882	19	8.14E-5	7.09374	1662	20	2.33E-3
f_5	6.9332E-5	13	13	8.14E-6	7.578E-5	328	0	6.214E-6	4.9382E-5	228	20	7.14E-3
f_6	3.4E-5	16	16	4.45E-3	14.01	71	16	5.54E-3	9.1E-6	61	20	3.52E-3
f_7	9.8E-5	3	3	9.8E-5	690.7	69	0	6.35E-3	9.3E-6	69	20	5.65E-3

6 结论(Conclusions)

本文借鉴人类社会的文化交流模式, 提出一种多种群粒子群文化算法的混沌知识迁移策略. 将混沌序列引入知识迁移机制, 对局部极值所在迁移单元进行深入探索, 提高迁移知识的有效性; 考虑到知识迁移间隔对种群的多样性和收敛性的影响, 给出一种基于进化代数的动态知识迁移间隔策略. 面向高维函数优化问题的数值计算结果表明, 利用其他种群的知识进行搜索, 可以帮助种群跳出局部较优解, 从而有效提高进化收敛速度, 改善算法性能. 更加合理有效的知识迁移模式将是今后研究工作的重点.

参考文献(References):

[1] KENNEDY J, EBERHART R C. Particle swarm optimization[C] //Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks. New York: IEEE, 1995: 1942 - 1948.

[2] EBHAN, RUSSELL C, KENNEDY J. A new optimizer using particle swarm theory[C] //Proceedings of 6th International Symposium on Micromachine and Human Science. New York: IEEE, 1995: 39 - 43.

[3] COELHO L D S, MARIANI V C. An efficient particle swarm optimization approach based on cultural algorithms applied to mechani-

cal Design[C] //2006 IEEE Congress on Evolutionary Computation. New York: IEEE, 2006: 1099 - 1104.

[4] LIU Sheng, WANG Xingyu, YOU Xiaoming. Cultured differential particle swarm optimization for numerical optimization problems[C] //The 3rd International Conference on Natural Computation. New York: IEEE, 2007, 4: 642 - 646.

[5] 罗强, 李瑞浴, 易东云. 基于模糊文化算法的自适应粒子群优化[J]. 计算机工程与科学, 2008, 30(1): 88 - 92. (LUO Qiang, LI Ruiyu, YI Dongyun. The adaptive particle swarm optimization based on the fuzzy cultural algorithm[J]. Computer Engineering and Science, 2008, 30(1): 88 - 92.)

[6] CHENG J L, C CHENG H, CHIN-TENG L. A hybrid of cooperative particle swarm optimization and cultural algorithm for neural fuzzy networks and its prediction applications[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C: Applications and Reviews, 2009, 39(1): 55 - 68.

[7] 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 Haiyan, Gu Xingsheng, Liu Mandan. Research on cultural algorithm for solving nonlinear constrained optimization[J]. Acta Automation, 2007, 33(10): 1115 - 1120.)

[8] GUO Y N, CHENG J, CAO Y Y. A novel multi-population cultural algorithms adopting knowledge migration[J]. Soft Computing, 2011, 15: 897 - 905.

[9] 郭一楠, 王辉, 程健. 一类自适应混沌文化算法[J]. 控制与决策, 2009, 24(4): 514 - 519.

- (Guo Yanan, Wang Hui, Cheng Jian. A novel adaptive chaotic cultural algorithm[J]. *Control and Decision*, 2009, 24(4): 514 – 519.)
- [10] FU Xiaogang, YU Jianshou. Chaotic migration based multi-population differential evolution algorithm[J]. *Journal Of East China University Of Science and Technology(Natural Science Edition)*, 2009, 35(2): 308 – 312.
- [11] 卢有麟, 周建中, 李英海, 等. 基于混沌搜索的自适应差分进化算法[J]. *计算机工程与应用*, 2008, 44(10): 31 – 33.
(LU Youlin, ZHOU Jianzhong, LI Yinghai, et al. Adaptive differential evolution algorithm combined with chaotic search[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2008, 44(10): 31 – 33.)
- [12] 刘文霞, 刘晓茹, 张建华, 等. 基于微分进化和混沌迁移的细菌群体趋药性算法[J]. *控制理论与应用*, 2009, 26(4): 353 – 357.
(LIU Wenxia, LIU Xiaoru, ZZHANG Jianhua, et al. Bacterial colony chemotaxis algorithm based on differential evolution and chaos migration[J]. *Control Theory & Applications*, 2009, 26(4): 353 – 357.)

作者简介:

郭一楠 (1975—), 女, 教授, 主要从事智能优化算法、机器学习、多agent技术的研究工作, E-mail: nanfly@126.com;

程健 (1974—), 男, 副教授, 主要从事核机器学习、智能计算等的研究工作;

曹媛媛 (1982—), 女, 硕士研究生, 从事文化计算的研究;

刘丹丹 (1988—), 女, 硕士研究生, 从事文化算法的研究.