

## ◎研究、探讨◎

## 文化算法研究综述

郭一楠, 王 辉

GUO Yi-nan, WANG Hui

中国矿业大学 信息与电气工程学院, 江苏 徐州 221116

Department of Information and Electronic Engineering, China University of Mining and Technology, Xuzhou, Jiangsu 221116, China

E-mail: nanfly@126.com

GUO Yi-nan, WANG Hui. Overview of cultural algorithms. Computer Engineering and Applications, 2009, 45(9): 41-46.

**Abstract:** Cultural algorithms are derived from the cultural evolution. Based on the population space in which individual evolves, the belief space is constructed in which effective implicit information during the evolution process are abstracted and utilized. The dual evolution structure provides a universal model for the use of knowledge in evolutionary algorithms, which can improve the performance of algorithms. The algorithms have been used to solve many complex optimization problems successfully. In the paper, essential theory of cultural algorithms is reviewed. Developments of the algorithms about the types of knowledge are discussed. Different applications of the algorithms are summarized and the further possible research directions are suggested.

**Key words:** cultural algorithms; dual evolution structure; knowledge; evolutionary algorithms

**摘 要:** 文化算法模拟文化进化过程, 在实现个体进化的种群空间基础上, 构建信度空间, 用于对进化过程中有效隐含信息的挖掘和利用。该双层进化机制为进化计算中的知识引导提供了通用框架, 已证明能有效提高算法性能, 并被成功用于解决诸多实际复杂优化问题。文章介绍了文化算法基本原理, 从提取知识类型角度详细阐述了算法研究进展, 总结了其在不同领域的应用, 并展望了算法未来可能的研究方向。

**关键词:** 文化算法; 双层进化结构; 知识; 进化算法

**DOI:** 10.3778/j.issn.1002-8331.2009.09.011 **文章编号:** 1002-8331(2009)09-0041-06 **文献标识码:** A **中图分类号:** TP18; TP301.6

## 1 引言

自然界中的生物对其生存环境具有优良的自适应性, 物种在一种竞争的环境中生存, 优胜劣汰, 不断进化<sup>[1]</sup>。人们受到这种自然现象的启迪, 通过对生物进化机制的模拟, 提出了一系列进化计算策略, 如遗传算法、进化策略以及进化规划等。无论何种进化算法, 进化过程都是基于种群实施, 个体所携带的有效信息以一种隐含方式传递, 而未充分挖掘和利用。因此, 如何提取并有效利用进化过程中所隐含的各类信息, 以提高进化效率, 成为该领域的一个研究热点。文献[2-4]从进化信息的角度, 提出基于知识引导的进化算法, 通过提取进化规则来改变进化参数, 从而实现对进化过程的有效控制。但这些方法仍局限在种群空间中进行, 并且只利用当前进化信息和前一步进化信息, 缺乏对进化过程中历史知识的利用和对搜索空间的预测。

人类社会中个体所获得的知识, 以一种公共认知的形式影响着社会中的其他个体, 加速整体进化, 帮助个体更加适应环境, 从而形成文化。已证明, 在文化加速进化作用下的进化远优于单纯依靠基因遗传的生物进化<sup>[5]</sup>。基于此, Reynolds 提出了一

种源于文化进化的双层进化模型, 称为文化算法。

文化算法由实现个体进化的种群空间和实现知识更新的信度空间构成。它通过信度空间实现对进化信息的有效提取和管理, 并利用进化信息指导种群空间的进化过程。可见, 该算法的特点在于: 一、实现隐含进化信息的显性归纳和描述; 二、在种群空间之上扩展信度空间, 以独立实施知识管理, 实现知识进化过程; 三、双层进化结构不受种群空间进化算法策略的影响。因此, 这种双层进化机制能更加充分利用进化信息, 提高进化效率, 并具有普适性。目前它已被成功用于解决农业进化、概念学习、实值函数优化和制造装配过程的重新设计等问题。

本文旨在对文化算法近几年的研究进展和应用进行概括和总结, 提出未来可能的算法改善和研究方向。

## 2 文化算法基本原理

文化算法模拟人类社会的文化进化过程, 采用双层进化机制, 在传统的基于种群的进化算法基础上, 构建信度空间来提取隐含在进化过程中的各类信息, 并以知识的形式加以存储,

**基金项目:** 国家高技术研究发展计划(863)(the National High-Tech Research and Development Plan of China under Grant No.2007AA12Z162); 中国博士后基金项目(the National Postdoctoral Science Foundation of China under Grant No.2005012); 中国矿业大学青年科学基金项目(the Youth Science Foundation of CUMT under Grant No.2006A010)。

**作者简介:** 郭一楠(1975-), 女, 博士, 副教授, 主要研究领域为智能计算、多智能体系统; 王辉(1982-), 女, 硕士生, 主要研究领域为智能计算。

**收稿日期:** 2008-02-25 **修回日期:** 2008-05-08

最终用于指导进化过程。其基本结构如图1所示。

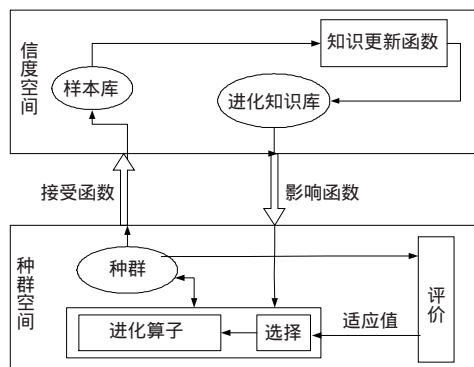


图1 文化算法的基本结构

种群空间用于实现任何基于种群的进化算法。一方面对个体实现评价,并面向种群实施选择、交叉、变异等进化操作,另一方面将优良个体作为样本提供给信度空间。

信度空间通过接受函数从种群空间各代已评价种群中选取样本个体,并在知识更新函数的作用下,提取样本个体所携带的隐含信息,以知识的形式加以概括、描述和储存。最终各类知识通过影响函数作用于种群空间,从而实现进化操作的引导,以加速进化收敛,并提高算法随环境变化的适应性。

接受函数和影响函数为上层知识模型和下层进化过程提供了作用通道,称为接口函数。

综上所述,文化算法由种群空间、信度空间和接口函数构成一种双层进化结构。上层信度空间中的知识进化是以底层种群空间中的个体进化为基础,且知识是个体经验的高度概括,呈现粗粒度。因此,该双层进化结构还体现为个体微观进化和知识宏观进化两个不同粒度进化层面。

### 3 文化算法研究进展

随着应用领域的拓展,算法中知识描述、接受函数和影响函数形式等核心问题的研究逐步深入。为此,结合算法结构,分别从种群空间算法形式、信度空间知识描述、接口函数形式三方面着手,详细阐述其研究成果。

#### 3.1 种群空间

任何基于种群的进化算法都适用于文化算法的种群空间。随着智能计算领域的研究进展,遗传算法、进化规划、遗传规划、粒子群优化算法以及微分进化算法等诸多智能计算策略被引入种群空间。

遗传算法最早被引入种群空间,是 Reynolds 在模拟墨西哥 Oaxaca 山谷的农业进化问题时提出。其后, Sverdluk 针对概念学习问题<sup>[6]</sup>,采用基于遗传算法的种群空间,讨论了信度空间的知识构成。文献<sup>[7]</sup>进一步提出一种基于变搜索空间的遗传-文化算法。采用该算法的特点在于,知识对进化过程的引导作用可以体现在不同进化算子上。

进化规划仅采用变异算子,知识对种群的引导作用较单一,但知识对进化过程的影响程度易于观察和分析。因此,该算法在文化算法的种群空间中较多使用。Jin Xidong 使用基于进化规划的文化算法解决非线性约束优化问题<sup>[8]</sup>,将信度元的概念引入了信度空间。随后,文献<sup>[9]</sup>针对动态环境下的优化问题,在采用进化规划基础上,讨论了包含五类知识的信度空间构成。遗传规划采用遗传操作来动态改变程式所描述的问题模

型,因此采用遗传规划作为种群空间的文化算法,在软件工程、基于代理模型的策略优化问题<sup>[10]</sup>中得到较好应用。

社会中的知识不仅通过遗传影响个体,还可以通过个体之间交流进行传播。群智能算法模拟了社会行为,文献<sup>[11-12]</sup>选用群智能算法中的粒子群优化算法作为种群空间,分析了在信度空间各类知识进行交流的情况下个体间的信息传播,并指出在知识交流的作用下,个体信息得到更好传播。随后, Coelho 等将基于粒子群算法的文化算法用于螺旋管设计<sup>[13]</sup>和制造装配过程的重新设计<sup>[14]</sup>中。

微分进化本质上是一类基于概率分析的进化算法,它能自主学习待求解问题的结构信息和变量间的相互作用,从而增强算法性能。文献<sup>[15]</sup>将微分进化引入文化算法的种群空间,用于解决非线性约束优化问题。文献<sup>[16]</sup>将基于微分进化的文化算法与  $\varepsilon$ -约束相结合,解决多目标优化问题。

交互式进化计算是一类由人参与个体评价的算法。人的生理疲劳性导致种群规模和进化代数受限。将该算法引入种群空间<sup>[17]</sup>,通过提取人的认知和偏好等知识来缩小搜索空间,加速进化收敛,最终缓解人的疲劳。

#### 3.2 信度空间

信度空间的核心在于知识如何描述和更新。种群空间采用的进化计算策略不同和应用领域不同,相应的知识形式也有所不同。一般而言,信度空间知识被划分为五类:状况知识、规范知识、拓扑知识、领域知识和历史知识。

##### 3.2.1 状况知识

状况知识是 Chung 于 1997 年在解决静态环境实值函数优化问题时提出的<sup>[18]</sup>,用于记录进化过程中的较优个体。其结构描述为

$$\langle E_1, E_2, \dots, E_s \rangle \quad (1)$$

其中  $s$  为状况知识容量。 $E_i = \{x_i | f(x_i)\}$  为第  $i$  个较优个体  $f(x_i)$  为  $x_i$  的适应值。

状况知识中记录的较优个体按照个体适应值降序排列,即满足  $f(x_{i-1}) > f(x_i)$ ,  $i \leq s$ 。

种群空间每代进化完成后,接受函数选取较优个体提交给信度空间,知识更新函数从中选出最优个体,用于更新状况知识,其更新过程描述为:

$$\begin{aligned} & \langle E_1(t+1), E_2(t+1), \dots, E_s(t+1) \rangle = \\ & \begin{cases} \langle x_b(t), E_1(t), \dots, E_{l-1}(t) \rangle & \text{if } f(x_b(t)) > f(E_l(t)) \text{ and } (l < s) \\ \langle x_b(t), E_1(t), \dots, E_{l-1}(t) \rangle & \text{if } f(x_b(t)) > f(E_l(t)) \text{ and } (l = s) \\ \langle E_1(t), \dots, E_s(t) \rangle & \text{else} \end{cases} \quad (2) \end{aligned}$$

其中  $x_b(t)$  是种群空间第  $t$  代最优个体。

可见,状况知识是进化过程中具有优势引导作用的个体轨迹的反映。

##### 3.2.2 规范知识

规范知识由 Chung 提出<sup>[18]</sup>,用于描述问题的可行解空间。针对具有  $n$  维变量的优化问题,规范知识结构描述为

$$\langle V_1, V_2, \dots, V_n \rangle \quad (3)$$

其中  $V_i = [l_i, u_i]$ ,  $[l_i, u_i]$   $i \leq n$ ,  $u_i$  和  $l_i$  分别表示第  $i$  维变量的上限和下限,  $u_i$  和  $l_i$  分别表示对应于变量上下限的适应值。

规范知识更新体现为可行搜索空间的变化。随着进化深入,搜索范围应集中涵盖在优势区域。因此,当存在较优个体超出当前搜索范围时,更新规范知识(以最小值优化问题为例),如式(4)~(7)所示。

$$l_i(t+1) = \begin{cases} x_j^i(t) & \text{if } (x_j^i(t) < l_i(t)) \text{ or } (f(x_j(t)) < L_i(t)) \\ l_i(t) & \text{else} \end{cases} \quad (4)$$

$$L_i(t+1) = \begin{cases} f(x_j(t)) & \text{if } (x_j^i(t) < l_i(t)) \text{ or } (f(x_j(t)) < L_i(t)) \\ L_i(t) & \text{else} \end{cases} \quad (5)$$

$$u_i(t+1) = \begin{cases} x_j^i(t) & \text{if } (x_j^i(t) > u_i(t)) \text{ or } (f(x_j(t)) < U_i(t)) \\ u_i(t) & \text{else} \end{cases} \quad (6)$$

$$U_i(t+1) = \begin{cases} f(x_j(t)) & \text{if } (x_j^i(t) > u_i(t)) \text{ or } (f(x_j(t)) < U_i(t)) \\ U_i(t) & \text{else} \end{cases} \quad (7)$$

其中,式(4)、(6)为第  $i$  维变量的上下限更新过程,式(5)、(7)为适应度更新过程。

上述更新条件计算量相对较大,计算相对复杂。文献[7]提出了一种新的规范知识更新策略。算法根据状况知识判断进化程度,当其达到一个设定的更新阈值时,进行规范知识更新,调整搜寻范围。分析表明,该更新策略具有更好的算法性能,且计算简单。

总之,规范知识约束了搜索范围,用于判断子代个体的可行性,从而保证进化在较优势区域进行。

### 3.2.3 拓扑知识

拓扑知识也称作地势知识,源于 Jin Xidong 提出的信度元概念,即将知识进行以元为单位的等级划分<sup>[8,49]</sup>。

拓扑知识是以规范知识为基础,将可行搜索空间均分成许多小区域,称为单元(cells)。各单元与可行搜索空间具有相同变量维数,即在各维上同时进行变量划分。以2维变量优化问题为例,若各维变量可行搜索空间为 $[-10, 10]$ ,划分单元数目为4,则其拓扑知识如图2所示。图中,各单元依次编号,各单元状态通过单元属性值加以描述。

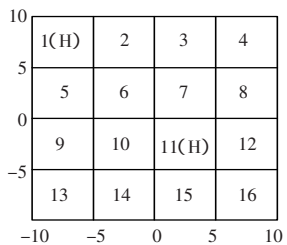


图2 拓扑知识(2维搜索空间)

单元属性值  $C$  根据单元所在区域的个体适应度平均值占种群平均适应度的比例来分配<sup>[7]</sup>,所占比例越高,等级越高。属性值一般划分为4个等级,即  $C \in \{\text{低}(L), \text{中}(M), \text{高}(H), \text{未知}(\#)\}$ 。其中,未知是指当前种群没有覆盖该单元所在搜索区域。上述属性值的占优关系为  $H > M > \# > L$ 。

针对约束优化问题,文献[8]进一步将拓扑知识与约束条件相结合,通过判断单元可行性,将其划分为:可行(F)、半可行(S)、不可行(N)。其中,半可行是指约束条件未完全覆盖的单元,通常处于约束范围的边界区域,如图3所示。拓扑知识引导种群在可行和半可行单元进行搜索,避免对不可行单元的搜索。

拓扑知识更新与规范知识有关,一般包含以下2种情况:

- (1)规范知识更新后,需重新划分拓扑知识;
- (2)规范知识未更新,则根据单元中个体数目和单元平均适应值更新拓扑知识。

①若单元中个体数目未达到阈值,则更新单元属性值;

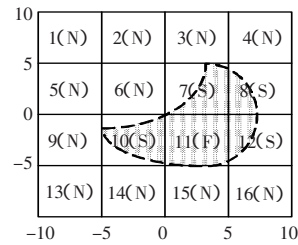


图3 约束优化问题的拓扑知识(2维搜索空间)

②若单元中个体数目达到阈值,则进一步划分该单元,如图4中单元1所示。

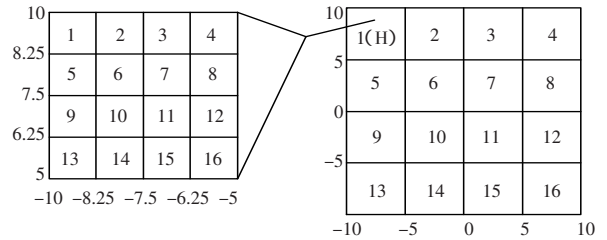


图4 拓扑知识更新(2维搜索空间)

拓扑知识反映了搜索空间中个体适应度分布状况。它在进化过程中,引导处于低属性单元的个体向较高属性单元移动。

### 3.2.4 领域知识

Saleem 针对动态优化问题,在信度空间引入领域知识<sup>[9]</sup>,用于预测进化方向,记录较好进化趋势。其结构描述为

$$\langle D_1, D_2, \dots, D_d \rangle, \langle \Delta x_1, \Delta x_2, \dots, \Delta x_d \rangle \quad (8)$$

其中  $d$  为领域知识容量,  $D_i = \{x_i | f(x_i)\}$  为第  $i$  个较优个体。 $\Delta x_i = \langle d_i^1, d_i^2, \dots, d_i^n \rangle$  描述其预测进化方向,  $n$  为变量维数,  $d_i^j \in \{-1, 0, 1\}$  描述个体  $x_i$  在第  $j$  维上适应度变化趋势,  $-1, 0, 1$  分别表示减少、不变和增加。

知识更新函数选取每代最优个体来更新领域知识,其更新过程描述为:

$$\begin{aligned} &\langle D_1(t+1), D_2(t+1), \dots, D_d(t+1) \rangle = \\ &\begin{cases} \langle x_{i_0}(t), D_1(t), \dots, D_l(t) \rangle & \text{if } f(x_{i_0}(t)) > f(D_l(t)) \text{ and } (l < d) \\ \langle x_{i_0}(t), D_1(t), \dots, D_{l-1}(t) \rangle & \text{if } f(x_{i_0}(t)) > f(D_l(t)) \text{ and } (l = d) \\ \langle D_1(t), D_2(t), \dots, D_d(t) \rangle & \text{else} \end{cases} \quad (9) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} &\langle \Delta x_1(t+1), \Delta x_2(t+1), \dots, \Delta x_d(t+1) \rangle = \\ &\begin{cases} \langle \Delta x_{i_0}(t), \Delta x_1(t), \dots, \Delta x_l(t) \rangle & \text{if } \nabla(\Delta x_{i_0}(t)) > \nabla(\Delta x_l(t)) \text{ and } (l < d) \\ \langle \Delta x_{i_0}(t), \Delta x_1(t), \dots, \Delta x_{l-1}(t) \rangle & \text{if } \nabla(\Delta x_{i_0}(t)) > \nabla(\Delta x_l(t)) \text{ and } (l = d) \\ \langle \Delta x_1(t), \Delta x_2(t), \dots, \Delta x_d(t) \rangle & \text{else} \end{cases} \quad (10) \end{aligned}$$

其中,  $\nabla(\Delta x_i) = \frac{f(x_i + \varepsilon) - f(x_i)}{\varepsilon}$  表示个体  $x_i$  的梯度。根据每个个体的梯度值确定其优势进化方向。

可见,领域知识用于引导种群沿预测的优势方向进化。该类知识在动态优化问题中可以有效捕捉环境的动态变化信息,提高进化效率。

### 3.2.5 历史知识

历史知识针对动态优化问题提出,用于记录进化过程中发生的重要事件<sup>[9]</sup>,其结构描述为

$$\langle H_1, H_2, \dots, H_m \rangle \quad (11)$$

其中  $H_i$  表示记录的第  $i$  个重要事件,  $m$  为历史知识容量。

历史知识所记录的重要事件涵盖:各类知识更新前后的状态、知识更新次数<sup>[7]</sup>、知识保持代数<sup>[7]</sup>、更新后的搜索范围<sup>[7]</sup>以及



动态环境中个体移动的距离和方向<sup>[9]</sup>等。当上述事件发生时,将其增添记录在历史知识中,描述为

$$\begin{aligned} & \langle H_k(t+1), \dots, H_k(t+1) \rangle = \\ & \begin{cases} \langle H_k(t), \dots, H_k(t), H_{k+1}(t) \rangle & \text{if } k < w \\ \langle H_2(t), \dots, H_k(t), H_{k+1}(t) \rangle & \text{else } k = w \end{cases} \end{aligned} \quad (12)$$

历史知识相当于进化的时序表。当搜索陷入局部最优或环境发生变化时,它引导搜索返回之前记录的可行解空间,重新开始进化。

上述五类知识本质上都是进化过程中隐含信息的显性描述,但在某些需要人参与的实际优化问题中,如交互式进化算法,反映人类经验的常识知识也对进化过程具有重要引导作用。文献[17]根据底层种群进化层提供的信息来源及其特征,将知识划分为常识知识、进化知识和评价知识三部分,分别用来存储以对象形式描述的显性常识知识、以特征向量形式描述的进化过程隐含知识和以代理模型形式描述的用户评价隐含知识,从而拓展了知识描述形式,丰富了知识内容。

综上所述,各类知识对种群进化具有不同引导作用。在实际应用中,可以根据优化问题的不同,选取不同的知识类型。

### 3.3 接受函数

接受函数从种群空间选取较优个体,提交给信度空间用于知识更新。其研究核心在于选取较优个体数目。目前,已有的接受函数有三种:固定比率接受函数、动态接受函数和模糊接受函数。

#### (1) 固定比率接受函数

该接受函数在整个进化过程中,以一个固定比率( $p\%$ )提取种群空间中的较优个体,即

$$\text{accept}() = p\% \quad (13)$$

假设种群规模为  $N$ ,则选取种群中前  $p\%N$  个较优个体。一般选取  $p\% = 20\%$ 。执行接受函数的间隔代数一般预先设定。

不失一般性,进化前期强调探索能力,种群多样性较好,为避免早熟收敛和误导,不宜选取过多个体进入信度空间。随着进化深入,较优个体所隐含的有价值信息增加,可以提交较多个体给信度空间。进化后期算法逐渐收敛,优势个体及其携带的隐含有效信息具有相似性,为保持知识的多样性,避免冗余信息对内存的消耗,应减少接受个体数目。可见,选取较优个体数目应随进化过程而动态调节。

#### (2) 动态接受函数

该接受函数引入进化代数作为动态因子,调节接受比率,即

$$\text{accept}() = p\% + \frac{p\%}{t} \quad (14)$$

其中  $p\%$  为一个预先设定的固定比率,  $t$  为进化代数。

可见,选取较优个体的比率随着进化代数的增加而逐渐减小,变化范围为  $[p\%, 2p\%]$ 。该动态接受函数计算简单,但进化代数不能直接反映当前进化状况。为此,Chung 将模糊逻辑引入接受函数<sup>[20]</sup>。

#### (3) 模糊接受函数

该接受函数引入个体成功率,结合进化代数作为接受比率的影响因素,从而更加全面地反映当前进化状况。所谓个体成功率  $\beta$ ,是指子代个体中优于父代个体的比例,即

$$\beta = a/N \quad (15)$$

其中  $a$  为子代个体优于父代个体的数目。

模糊接受函数采用模糊推理策略,以个体成功率和进化代数作为输入,较优个体接受比例作为输出。其模糊规则表,如表1所示。

表1 模糊接受函数模糊规则表

进化代数	个体成功率		
	L	M	H
I	M	M	H
M	L	M	M
F	L	L	M

可见,模糊接受函数虽然能根据当前进化状态,获得较合理的个体接受比例,但计算复杂,同时模糊推理中的隶属度函数等凭经验确定,容易对算法性能造成较大影响。

总之,上述三类接受函数各有特点。在实际应用中,应根据具体优化问题进行选择。

### 3.4 影响函数

影响函数的主要作用是使用信度空间中的各类知识引导种群进化。

不同进化阶段,各类知识所起作用不同,知识类型不同,对种群进化的引导作用也不同。进化初期,种群探索整个搜索空间,此时规范知识及拓扑知识处于控制地位,一方面限定探索区域,另一方面引导搜索趋于具有高属性值的单元。进化中期,更新状况知识和规范知识,进一步缩小搜索范围,并重新划分拓扑知识,引导种群在更小粒度单元上进行搜索。进化后期,搜索集中在某一局部区域,容易导致早熟收敛,于是引入历史知识,帮助种群跳出局部较优点。在整个的进化过程中,领域知识一直为种群进化提供进化方向的指引。

从知识对进化过程的引导作用可以看出,影响函数的关键问题在于各类知识何时作用于种群,及其所引导的种群比例。依据信度空间的知识构成,影响函数分为两类:

#### (1) 单类知识的影响函数

此时,信度空间只含有一类知识,知识通过影响进化算子引导整个种群进化。

#### (2) $m$ 类知识的影响函数

信度空间存在多类知识时,各类知识作用时机和影响种群比例一般采用两种方法确定:随机型和轮盘赌型。

##### ① 随机型

随机型影响函数的原理是:每次选取一类满足随机条件的知识来引导种群进化。

假设  $m$  类知识按整数编码如下

$$\langle 1, 2, \dots, m \rangle \quad (16)$$

其中,第  $a$  类知识对应的编码为  $a$ 。

根据满足均匀分布的随机数  $r$ ,选取满足以下条件的知识来引导种群进化。

$$Kn = a, \text{ if } b < mr \leq a < b < a \quad (17)$$

其中  $Kn$  为选取的知识类型,  $b$  和  $a$  均为知识编码。

可见,随机型影响函数中,每次仅选用一类知识作用于种群,且作用比例为整个种群,并未充分发挥多类知识的综合引

导作用,从而使知识的引导作用受限。

## ②轮盘赌型

B.Peng 结合边缘值理论,提出了一种综合使用各类知识的影响函数,称为轮盘赌型影响函数<sup>[5]</sup>。该影响函数借鉴遗传算法中的轮盘赌选择机制,确定何类知识引导种群及其作用比例。

假设第  $i$  类知识在赌盘上所占的区域大小为:

$$\beta_i = \frac{\omega_i}{\sum_{i=1}^m \omega_i} \quad (18)$$

其中  $\omega_i$  是第  $i$  类知识的表现值。在初始化阶段  $\omega_i=1/m$ ,即各类知识对种群具有相同的影响程度。随着进化深入,各类知识对种群的影响程度动态变化,描述为

$$\omega_i = \frac{\sum_{j=1}^k f(x_j)}{k} \quad (19)$$

其中  $k$  是第  $i$  类知识影响的个体数。 $\omega_i$  越大,该类知识对种群的影响程度越大,其在随后进化中所影响种群比例也越大。

可见,轮盘赌型影响函数每次综合使用多类知识作用于种群,且能根据各类知识对种群的引导能力来动态修正其影响个体数目。

在各类知识的引导作用下,文化算法显示出了优于以往进化算法的收敛性、搜索能力以及对环境的适应能力。

## 4 文化算法的应用

文化算法不仅为进化算法的知识利用提供了有效手段,而且为复杂自适应系统描述提供了一个通用框架。因此,它已被成功用于解决函数优化问题以外的诸多实际问题,如农业进化、语义网络<sup>[21-22]</sup>、数据挖掘<sup>[23-24]</sup>、聚类分析<sup>[25]</sup>、阵列天线方向图综合<sup>[26]</sup>、机器学习<sup>[27]</sup>、概念学习<sup>[6,28]</sup>、Web 集群系统<sup>[29]</sup>、制造装配过程的重新设计<sup>[14]</sup>和布局设计<sup>[30]</sup>等。综合分析其应用的实际问题,可以划分为以下 5 类。

### (1)全局优化问题

大部分实际问题可以归结为全局优化问题,即搜寻可行解空间中具有最优适应值的个体。然而全局优化问题往往在全局最优解以外,还存在多个局部较优解,因此容易导致算法早熟,陷入局部收敛。文化算法通过各类知识的引导作用,可以帮助进化过程跳出局部较优点,因此在各类全局优化问题中得到广泛应用<sup>[22-26]</sup>。

### (2)约束优化问题

解决约束优化问题,常采用罚函数、修正算子等方法。文献[31]针对约束优化问题,提出一种多层信念空间结构,并将其用于丁烯烷化模型,该改进结构以较少的计算量,取得了较高的搜索效率。文献[26]进一步将该策略用于解决阵列天线综合这一类约束优化问题。

### (3)动态优化问题

该类问题是普遍存在的,其特点在于环境是以某种固定规律或随机方式而动态变化的。针对动态迁移的锥体优化问题, Saleem 等人深入分析了各类知识在动态环境中的作用及其适用性<sup>[9]</sup>。

### (4)多目标优化问题

多目标优化问题的核心在于如何保证算法以较好的分布性收敛在 Pareto 前端。文献[32]采用文化算法中的拓扑知识,对决策空间进行单元划分,以记录个体占优和空间分布状况,从而在进化过程中保持较好的进化方向和分布性。

### (5)多种群文化算法

在解决某些复杂优化问题时,为提高进化效率,提出并行进化算法<sup>[33-37]</sup>,即多个种群并行进化,并通过迁移代表个体在种群间实现进化信息的交流和共享。文献[38]将上述思路引入文化算法,提出多种群文化算法,并将其应用于优化发电机检修计划。该算法将分割后的各个子种群分配到各个子机上,以独立运行一个完整的文化算法,由一台主机实现各子机间的协调通讯和代表个体迁移。文献[39]深入讨论了种群分割策略,提出一种基于模糊聚类的划分方法。

## 5 总结与展望

文化算法模拟人类社会的文化进化过程,采用种群空间和信度空间的双层进化结构,实现进化过程中有效隐含信息的提取,并以知识形式加以描述、更新与利用。算法在诸多实际复杂优化问题中的应用表明,各类知识在进化过程中的引导作用可以有效加速进化收敛,提高算法性能。

本文对文化算法近几年的理论和应用研究进展进行了概括和总结。目前,文化算法的研究还在不断深入,仍存在较大的研究空间,主要体现在以下几方面:

(1)加深算法的理论研究。一方面从计算复杂性和收敛性角度,深入分析算法性能;另一方面对知识结构及其适用条件进行深入剖析,完善算法体系结构。

(2)用于解决多目标优化问题的算法研究。文化算法在该方面的相关研究成果还比较缺乏,更合理、有效的知识描述和利用方式是其研究核心。

(3)并行文化算法。基于个体迁移模式的单种群文化算法并未充分利用信度空间知识,更高效的信息迁移模式可以提高算法性能,同时减少算法通信代价。

(4)高维约束优化问题中的知识提取及利用。许多实际复杂问题的自变量维数逐渐增多、目标和约束条件更加复杂,如何实现高维变量空间的知识提取和储存逐渐成为该算法的研究瓶颈。

## 参考文献:

- [1] 周明,孙树栋.遗传算法原理及应用[M].北京:国防工业出版社,1999.
- [2] 范磊,阮怀忠,焦誉,等.用归纳学习引导进化[J].中国科学技术大学学报,2001,31(5):565-634.
- [3] 曹先彬,许凯,章洁,等.基于生命期引导的生态进化模型[J].软件学报,2000,11(6):823-828.
- [4] 顾慧,龚育恩,赵振西.基于知识模型的改进遗传算法[J].计算机工程,2000,26(5):19-21.
- [5] Peng B. Knowledge and population swarms in cultural algorithms for dynamic environments[D]. USA: Wayne State University, 2005.
- [6] Reynolds R. C., Svendslik W. Dynamic version spaces in machine learning[C]//IEEE Conference on Tools for Artificial Intelligence,

- 1992 :10-13.
- [7] G Yi-nan ,G Dun-wei ,X Zhen-gui.Hybrid optimization method based on genetic algorithm and cultural algorithm[C]//The 6th World Congress on Intelligent Control and Automation ,2006 :3471-3475.
  - [8] Xidong J ,Reynolds R G.Using knowledge-based evolutionary computation to solve nonlinear constraint optimization problems a cultural algorithm approach[C]//IEEE Congress on Evolutionary Computation ,1999 :1672-1678.
  - [9] Saleem S M.Knowledge-based solution to dynamic optimization problems using cultural algorithms[D].USA :Wayne State University , 2001.
  - [10] Ostrowski D A ,Tassier T ,Everson M et al.Using cultural algorithms to evolve strategies in agent-based models[C]//IEEE Congress on Evolutionary Computation ,2002 :1 :741-746.
  - [11] Iacaban R ,Reynolds R G ,Brewster J.Cultural swarms :modelling the impact of culture on social interaction and problem solving[C]// IEEE Swarm Intelligence Symposium ,2003 :205-211.
  - [12] Iacaban R ,Reynolds R G ,Brewster J.Cultural swarms :assessing the impact of culture on social interaction and problem solving[C]// IEEE Swarm Intelligence Symposium ,2003 :212-219.
  - [13] Coelho L D S ,Mariani V C.Use of cultural particle swarm optimization for loney's solenoids design [C]//The 12th IEEE Conference on Electromagnetic Field Computation ,2006 :479.
  - [14] Coelho L D S ,Mariani V C.An efficient particle swarm optimization approach based on cultural algorithm applied to mechanical design[C]//IEEE Congress on Evolutionary Computation ,2006 :1099-1104.
  - [15] Becerra R L ,Coello C A C.Culturizing differential evolution for constrained optimization[C]//The 5th Mexican International Conference in Computer Science ,2004 :304-311.
  - [16] Becerra R L ,Coello C A C.Solving hard multiobjective optimization problems using  $\varepsilon$ -constraint with cultured differential evolution[C]//The 9th International Conference on Parallel Problem Solving from Nature :Iceland ,2006 :4193 :543-552.
  - [17] 郭一楠 ,巩敦卫.双层进化交互式遗传算法的知识提取与利用[J].控制与决策 ,2007(12) :1329-1335.
  - [18] Chung C J.Knowledge-based approaches to self-adaptation in cultural algorithms[D].USA :Wayne State University ,1997.
  - [19] J Xidong ,Reynolds R G.Using knowledge-based system with hierarchical architecture to guide the search of Evolutionary computation[C]//The 11th IEEE International Conference on Tools with Artificial Intelligence ,1999 :29-36.
  - [20] Reynolds R G ,Chung C J.Fuzzy approaches to acquiring experimental knowledge in cultural algorithms[C]//The 9th IEEE International Conference on Tools with Artificial Intelligence ,1997 :260-267.
  - [21] Rychtyckyj N ,Reynolds R G.Using cultural algorithms to improve performance in semantic networks[C]//IEEE Congress on Evolutionary Computation ,1999 :3 :1651-1656.
  - [22] Rychtyckyj N ,Reynolds R G.Assessing the performance of cultural algorithms for semantic network re-engineering[C]//IEEE Congress on Evolutionary Computation ,2000 :2 :1482-1491.
  - [23] Reynolds R G ,Al-Shehri H.The use of cultural algorithms with evolutionary programming to control the data mining of large-scale spatio-temporal databases[C]//IEEE International Conference on Systems ,Man and Cybernetics ,1997 :5 :4098-4103.
  - [24] J Xidong ,Reynolds R G.Data mining using cultural algorithms and regional schemata[C]//The 14th IEEE International Conference on Tools with Artificial Intelligence ,2002 :33-40.
  - [25] 刘纯青 ,杨莘元 ,张颖.基于文化算法的聚类分析[J].计算机应用 , 2006 :26(12) :2955-2960.
  - [26] 刘纯青 ,杨莘元.文化算法应用于阵列天线方向图综合[J].弹箭与制导学报 ,2006 :26(3) :303-308.
  - [27] Reynolds R G ,Peng B ,Alomari R S.Cultural evolution of ensemble learning for problem solving[C]//IEEE Congress on Evolutionary Computation ,2006 :1119-1126.
  - [28] Sverdluk W ,Reynolds R G.Incorporating domain specific knowledge into version space search[C]//The 5th IEEE International Conference on Tools with Artificial Intelligence ,1993 :216-223.
  - [29] 杨海英 ,黄皓 ,奚全胜.基于文化算法的负载均衡自适应机制[J].计算机工程与应用 ,2005 :41(21) :146-148.
  - [30] 艾景波.文化粒子群优化算法及其在布局设计中的应用研究[D].辽宁 :大连理工大学 ,2005.
  - [31] 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.
  - [32] Coello C A C ,Becerra R L.Evolutionary multiobjective optimization using a cultural algorithm[C]//IEEE Swarm Intelligence Symposium ,2003 :6-13.
  - [33] C Xiao-fang ,G Wei-hua ,C Li-hui et al.A multi-population genetic algorithm based on chaotic migration strategy and its application to inventory programming[C]//The 5th World Congress on Intelligent Control and Automation ,2004 :3 :2159-2162.
  - [34] S Kai ,Y Genke.An effective hybrid optimization algorithm for the flow shop scheduling problem[C]//IEEE International Conference on Information Acquisition ,2006 :1234-1238.
  - [35] Kwon Y K ,Moon B R.A hybrid neurogenetic approach for stock forecasting[J].IEEE Transactions on Neural Networks ,2007 :18(3) :851-864.
  - [36] Kwedlo W ,Bandurski K.A parallel differential evolution algorithm for neural network training[C]//International Symposium on Parallel Computing in Electrical Engineering ,2006 :319-324.
  - [37] Li B ,Wada K.Parallelizing particle swarm optimization[C]//IEEE Pacific Rim Conference on Communications ,Computers and Signal Processing ,2005 :288-291.
  - [38] Digalakis J G ,Margaritis K G.A multipopulation cultural algorithm for the electrical generator scheduling problem[J].Mathematics and Computers in Simulation ,2002 :60 :293-301.
  - [39] Alami J ,Imrani A E ,Bouroumi A.A multipopulation cultural algorithm using fuzzy clustering[J].Applied Soft Computing ,2007 :7 (2) :506-519.