

文化算法研究

齐仲纪, 刘漫丹

(华东理工大学 信息学院, 上海 200237)

摘 要:文中介绍一种新的进化计算构架——文化算法。文化算法分别从微观(种群空间)和宏观(信念空间)两个层面上模拟文化的双重进化继承过程。从进化角度看,任何一种符合文化算法要求的计算构架或符号表达都能被用来描述文化算法框架中的种群空间和信念空间。文中叙述了文化算法的发展背景,阐述了文化算法的特点、适用范围及基本原理,回顾了其发展历程以及应用,给出了结论和进一步的研究方向。

关键词:文化算法;进化计算;种群空间;信念空间

中图分类号:TP18

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2008)05-0126-05

Study on Cultural Algorithms

QI Zhong-ji, LIU Man-dan

(School of Information Science and Technology, East China University of
Science and Technology, Shanghai 200237, China)

Abstract: In this paper, cultural algorithm (CA), a new computational framework of evolutionary computation, is described. This framework depicts cultural evolution as a process of dual inheritance from both a micro-evolutionary level (population space) and a macro-evolutionary level (belief space). From the perspective of evolution, any computational framework or symbolic representation according with the requirement of CA can be used to represent or describe the population space and the belief space. The development background about CA is simply depicted. Its general feature, suitable problems and basic principle are expatiated, then its development process and application are reviewed. A brief conclusion and further research direction are given.

Key words: cultural algorithm; evolutionary computation; population space; belief space

0 引言

迄今为止,人们受生物进化机理的启发提出了许多用以解决复杂优化问题的方法,成功地应用于生活中的方方面面。1991年Dorigo等通过模拟蚂蚁群落食物采集过程,提出了蚁群优化方法。1995年Eberhart和Kennedy基于对鸟群、鱼群的模拟提出了粒子群算法。进化计算的研究起源于20世纪50年代末,成熟于80年代。在60年代中叶,Holland提出遗传算法,Rechenberg和Schwefel提出进化策略,Fogel提出了进化规划,再加上90年代初Koza提出的遗传规划构成了目前进化计算的四大分支。其共同特点就是借助生物进化的思想和原理来解决实际问题,分别强调了自然进化中的不同方面:遗传算法强调染色体的操作,进化策略强调个体级的行为变化,进化规划则强调

种群级上的行为变化等。而传统的进化计算只提供有限的或隐性的关于种群个体经验的知识表示和保存机制,这就让人们想到能否用一种显性机制来获取、保存和整合微观群体进化求解的知识和经验。

在人类社会,文化是存在于一定文明、社会及社会群体(尤其是一个特殊的时代)中的包含了知识、习俗、信念、价值等的复杂系统。从人类学角度来看,文化被定义为“一个通过符号编码表示众多概念的系统,而这些概念是在群体内部及不同群体之间被广泛和历史般长久传播的”^[1]。即文化被看成是保存信息的载体,而这些信息通常由一个或更多个体组成的群体产生,用于指导社会所有成员帮助其适应环境。简而言之,文化是一个将个体人的以往经验保存于其中的知识库,新的个体人可以在知识库中学到他没有直接经历的经验知识,没有这些信息,那么个体适应环境的唯一方法就是通过实验和犯错误来获取经验。可见,文化有效地指导并极大地促进和加快了人类社会的进化发展。

受到这些想法的启发,Reynolds于1994年基于文

收稿日期:2007-08-28

作者简介:齐仲纪(1983-),女,福建福州人,硕士研究生,研究方向为智能优化计算、模式识别;刘漫丹,博士,副教授,研究方向为智能优化计算、模式识别。

化系统的进化模型提出文化算法(Cultural Algorithm, CA)^[1]。文化算法是一种基于种群的多进化过程的计算模型,为进化搜索机制和知识存储的结合提供了一个构架。从进化角度看,任何一种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。目前文化算法已应用于资源调度、函数优化、欺骗探测、数据挖掘、遗传规划、动态环境建模等领域。而国内刚刚开始关注文化算法的研究。

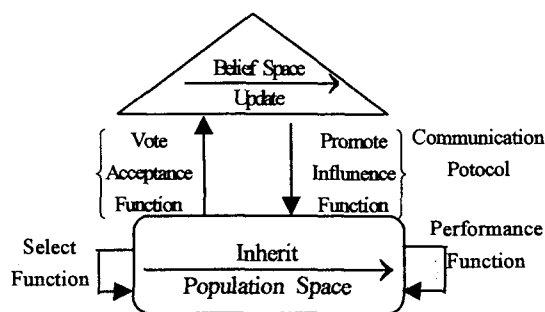


图1 文化算法框架

初始化种群空间、信念空间及沟通渠道后,通过性能函数(performance function)评价种群空间中的个体适应值。将种群空间个体在进化过程中所形成的个体经验,通过接受函数(acceptance function)传递给信念空间,信念空间将收到的个体经验按一定的规则进行比较优化,形成群体经验,并根据新获取的个体经验通过更新函数更新现有的信念空间。信念空间再用更新后的群体经验通过影响函数(Influence Function)来对种群空间中个体的行为规则进行修改,进而高效地指引种群空间的进化。选择函数(Select Function)从现有种群中选择一部分个体作为下代个体的父辈,进行下一轮的迭代直至满足终止条件。

一般地,文化算法的基本伪代码如图2所示。

```

begin
  t=0
  Initialize population Space POP(0);
  Initialize Belief Space BLF(0);
  Initialize Communication Channel CHL(0);
  Evaluate(POP(0));
  t=1;
  repeat
    Carnonitiate
      (POP(0), BLF(t)); (acceptance function)
    Update(BLF(t));
    Carnonitiate (BLF(t), POP(t));
    (influence function)
  until
    t=t+1;
    Select(POP(t) from POP(t-1));
    Evolve(POP(t));

```

图2 文化算法伪代码

1 文化算法的特点及适用范围

文化算法框架将文化进化描述成一个双继承过程:微观层面(即种群空间)上,种群个体进化形成行为特性,这些特性在一组社会激励算子的作用下代代相传;宏观层面(即信念空间)上,个体经验被评估,保存上述行为特性,并经过收集、合并、归纳及特殊化后,存储与共享在信念空间中,通过与微观层面的交流进而对微观层面的继续进化进行引导。

文化算法具有以下特点:

- (1)双重进化继承:在种群空间和信念空间分别继承父代的信息;
- (2)种群空间的进化是由信念空间中保存的知识进行引导;
- (3)支持种群空间和信念空间的层次结构;
- (4)支持两个空间的自适应进化;
- (5)不同空间的进化可以按不同的速度进行;
- (6)支持不同算法的混合问题求解;
- (7)“文化”改变的不同模型可表达于一个模型之内。

文化算法的以上特征决定了其可适用于:种群空间和信念空间按不同速率进化的复杂系统;需采用不同方式的知识表示的问题;结合搜索和知识引导的混合系统;需要多种群及其交互的问题求解;支持多层次种群空间和信念空间并存的多层次结构问题等。

2 文化算法的基本原理

文化算法总体上包括三大元素:种群空间(population space)、信念空间(belief space)和沟通渠道(communication channel),其中沟通渠道又包括:接受函数(acceptance function)、更新函数(update function)、影响函数(influence function)。种群空间从微观的角度模拟个体根据一定的行为准则进化的过程,而信念空间则从宏观的角度模拟文化的形成、传递和比较等进化过程。种群空间和信念空间是两个相对独立的进化过程,两个空间是根据一定的通讯协议相互联系的(标准VIP协议:Vote-Inherit-Promote Protocol),如图1所示。

1)信念空间结构。

信念空间最早被 Chung 分为环境知识(situation knowledge)和标准知识(normative knowledge)两个部分,后来 Jin 又提出了地形知识(topographical knowledge)和约束知识(constraint knowledge),Saleem 又在这两人的基础上提出了历史知识(history knowledge)和领域知识(domain knowledge)。不同知识类型表示种群中优良个体的不同特性。可根据所要解决的问题的

不同划分相应不同的知识类型,不同的知识种类在引导进化搜索的过程中所起到的作用也不尽相同。下面简单介绍其中最为基本的两种知识:环境知识和标准知识。

信念空间在此定义为 $\langle S, N[n] \rangle$ 。其中, S 表示环境知识中存储的一组由历代种群所产生的最优个体集合。而标准知识 N 则保存目标函数 n 个主变量参数的变化区间。每个区间又描述为 $\langle I_j, L_j, U_j \rangle, j = 1, 2, \dots, n$, 其中 $I = [l, u] = \{l \leq x \leq u, x \in R\}$ 表示变量 x 定义域边界的值。上下界 u 和 l 由给定的值域初始化, L_j 表示参数 j 区间下限 l_j 对应的目标函数的适应值, U_j 是参数 j 区间上限 u_j 对应的目标函数的适应值。

2) 接受函数。

种群空间通过接受函数将个体经验传递到信念空间,实际上是向信念空间提供一组最优子集,在最优化问题中一般是按一定的百分比取排行头几名,通常取 20%~25%,但也可根据问题环境的变化按一定的规则选取参数^[2],如 Shinin Zhu 提出的模糊接受函数^[3,4]。

3) 更新信念空间。

不同的知识种类均有其各自相应的更新函数。这里,仍然只简单介绍环境知识和标准知识相应的更新函数。环境知识中存储了当代以及前一代最优个体,即 $S = \{\vec{S}^t, \vec{S}^{t-1}\}$, 其中, \vec{S}^t 和 \vec{S}^{t-1} 分别表示第 t 代及第 $t-1$ 代产生的最优个体。其更新规则如下:

$$\vec{S}^{t+1} = \begin{cases} \vec{x}_{\text{best}}^t & \text{if } f(\vec{x}_{\text{best}}^t) < f(\vec{S}^t) \\ \vec{S}^t & \text{otherwise} \end{cases}$$

标准知识 N 的更新规则如下:

$$L_j^{t+1} = \begin{cases} x_{i,j}^t & \text{if } x_{i,j}^t \leq l_j^t \text{ or } f(x_i^t) < L_j^t \\ l_j^t & \text{otherwise} \end{cases}$$

$$U_j^{t+1} = \begin{cases} f(x_i^t) & \text{if } x_{i,j}^t \leq l_j^t \text{ or } f(x_i^t) < L_j^t \\ L_j^t & \text{otherwise} \end{cases}$$

这里,第 i 个个体影响参数 j 的区间下边界。 l_j^t 表示参数 j 第 t 次迭代时的下边界, L_j^t 表示 l_j^t 对应目标函数的适应值。

$$u_j^{t+1} = \begin{cases} x_{k,j}^t & \text{if } x_{k,j}^t \geq u_j^t \text{ or } (x_k^t) < U_j^t \\ u_j^t & \text{otherwise} \end{cases}$$

$$u_j^{t+1} = \begin{cases} f(x_k^t) & \text{if } x_{k,j}^t \geq u_j^t \text{ or } f(x_k^t) < U_j^t \\ U_j^t & \text{otherwise} \end{cases}$$

同理,第 k 个个体影响参数 j 的区间上边界。 u_j^t 表示参数 j 第 t 次迭代时的上边界, U_j^t 表示 u_j^t 对应目标函数的适应值。

4) 影响函数。

信念空间在形成群体经验后,通过影响函数对群体空间中个体的行为规则进行修改,以使个体空间得到更高的进化效率。比如,在标准知识 N 中所存储的更新后的变量区间 I 内产生部分新的种群与原有种群一起进入下一步迭代,使之在信念空间的指导下能进一步缩小搜索空间,更快找到可行域及更优解。影响函数决定哪种知识将被用于指导需要解决的问题。根据具体问题的不同,影响函数的设计也不同。不同的知识源对种群空间也有相应不同的影响函数。同时也可设计一个主影响函数(Main Influence Function),根据每个知识种类的性能来决定其所起作用的轻重^[2]。

5) 种群空间。

正如 Reynolds 指出各种不同的计算构架都能被用来表示种群空间,GA 最初被嵌入种群空间^[1],后来 EP 被认为比 GA 更适合用于种群空间^[4~8],尤其是在处理约束搜索空间上得以证实。此外被嵌入种群空间的还有 GP^[9]、ES^[10]。2003 年, Lacoban 和 Reynolds 等提出将粒子群(particle swarm)用于种群空间^[11],同样在实值参数优化问题中取得了不错的结果。从而表明了一种新的趋势:种群空间逐渐开始由 EP 转向其他新的进化方法。2004 年 Coellie 和 Becerra 在解决约束优化问题时首次提出将一种新的进化算法——差分进化(Differential Evolution)用于种群空间^[2]。

3 文化算法的发展及其应用

Reynolds 于 1994 年最先引入文化算法的概念,他指出任何符合文化算法要求的计算构架都能够被用来表示种群空间,如进化规划、进化模式、遗传算法等;不同的符号表示方法都能被用来描述信念空间,如语义网络、逻辑、集合论等。他最初采用遗传算法来模拟微观进化过程,用 Mitchell 所描述的译本空间(Version Spaces)来模拟宏观进化过程。随后他和他的学生相继在文化算法领域展开研究,并取得一定成果。目前国外大部分相关文献均来自于 Reynolds 和他的学生。

Reynolds 和 Chung 于 1995 年起利用文化算法求解全局优化问题^[12,13],并取得较好结果。Chung 关注于解决静态无约束实值函数优化^[14],他提出了两种知识类型:环境知识和标准知识,后来它们被认为是划分信念空间的两种最基本的知识类型。Chung 和 Reynolds 在文献[7]中比较了两种知识类型在引导搜索过程中所起到的不同效果:环境知识不适用于高维问题;用标准知识同时决定搜索步长和方向能起到不错的效果,并指出算法的改进取决于知识类型和问题结构。

Zannoni 和 Reynolds 于 1996 年将遗传规划嵌入文

化系统框架(即 CAGP),用于控制规划进化过程(Program Evolution Process)^[9]。Shinin Zhu 提出模糊文化算法(Full Fuzzy Cultural Algorithm),其中包括模糊接受函数、模糊信念空间、模糊知识更新以及模糊影响函数^[3,4]。1999年 Jin 和 Reynolds 提出了一种 n 维地域模式(regional schema),称为“知识元”(Belief-cell),将其作为文化算法中的显性机制来对非线性约束知识进行获取、保存和整合,并在 Chung 的基础上除去环境知识,加入约束知识(constraint knowledge)。2002年 David 提出基于 GP 的双文化算法框架^[16]。此外他们还将文化算法用于图像分割^[17]、语义网络^[18,19]、动态优化问题^[5]、数据挖掘^[20]等。

当然除了 Reynolds 和他的学生外,还有其他的一些学者也致力于文化算法的研究。

Coello 和 Becerra 在 Jin 和 Reynolds 基础上对一些约束准则作了进一步改进,如信念空间的约束部分每代更新一次,而标准知识每 k 代更新一次等^[6]。2003年他们首次提出将文化算法用于解决多目标优化问题^[21]。Digalakis J G 和 Margaritis K G 提出一种多种群文化算法(a multipopulation cultural algorithm)——并行协作文化算法(parallel co-operating cultural algorithm),并将之用于复杂组合优化问题,证实了种群间采用不同的进化行为,以及彼此间的信息交流、共同协作往往能起到不错的效果^[22]。N. B. Ho 和 J. C. Tay 提出了一种有效的文化算法 GENACE,用于灵活作业调度问题(Flexible Job-Shop Scheduling Problem)。他们用合成调度规则(Composite Dispatching Rules)产生初始种群,采用文化进化体系来维护各代的知识模式和资源分配,信念空间影响可行染色体表示的变异和选择^[23]。Cruz, Pacheco 等将文化算法引入量子进化算法,能够更加可靠地更新算法状态,避免过早收敛于局部最优。同时也改进了结果,保持了算法所需要的特征,如,鲁棒性、快速收敛等^[24]。Trung 和 Xin Yao 将文化算法与迭代局部搜索(Iterated Local Search, ILS)结合,提出了一种新的基于种群的构架 CA-ILS,用于解决单目标无约束数值优化问题。该算法能够有效地检测问题的结构模式,自适应地改变全局搜索补偿和方向,从而能很快地找到下一个更优解^[25]。

4 结束语

文化算法自 1994 年 Reynolds 提出以来,在他和他学生以及其他一些学者的努力下已经取得了一定的发展,也成功应用于一些领域。文化算法的研究尚属起步,目前国内刚刚开始关注文化算法的研究。虽然从进化角度来看,任何一种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,但它远没有像遗传算法和免疫算法等那样形成系统的分析方法和一定的数学基础,还存在很多问题值得思考和研究。比如很多学者在实验的过程中发现文化算法由于其过高的选择压力容易散失多样性,虽然可以通过在信念空间中设置不同的知识源来提供其多样性,然而却需要以付出大量的维护工作作为代价^[2,21]。文化算法很大程度上依赖于问题知识的表达、提取和演化。如何根据所要解决问题的不同将信念空间划分为多少种类型的知识,如何分析比较不同的知识类型在进化过程中所产生的不同影响^[7],何时应用局部搜索以及如何避免优化循环^[25],如何设计更有效的接受函数、更新函数及影响函数,能否将蚁群算法、免疫算法等也嵌入种群空间,如何选择和设计出一种通用的文化算法模式使其减少对具体问题的依赖等等。文化算法是一种进化计算框架,具有其他进化计算的特点,具有天然的并行性,相信在不远的将来文化算法必将拓展到更为广泛的应用领域。

参考文献:

- [1] Reynolds R G. An Introduction to Cultural Algorithms[C]//Proceedings of the Third Annual Conference on Evolutionary Programming, World Scientific. River Edge, New Jersey: [s. n.], 1994: 131-139.
- [2] Becerra R L, Coello C A. A Cultural Algorithm with Differential Evolution to Solve Constrained Optimization Problems[J]. IBERAMIA, 2004, LNAI 3315: 881-890.
- [3] Zhu Shinin, Reynolds R G. Fuzzy Cultural Algorithms with Evolutionary Programming[J]. Evolutionary Programming VII, 1998, 1447: 209-218.
- [4] Zhu Shinin. Fuzzy Cultural Algorithms with Evolutionary Programming for Real-Valued Function Optimization[D]. Detroit, Michigan: Wayne State University, 1998.
- [5] Saleem S M. Knowledge-Based Solution to Dynamic Optimization Problems using Cultural Algorithms[D]. Detroit, Michigan: Wayne State University, 2001.
- [6] Coello C A, Becerra R L. A Cultural Algorithm for Constrained Optimization[J]. Computer Science, 2002, 2313: 98-107.
- [7] Chung Chanjin, Reynolds R G. Knowledge-based Self-adaptation in Evolutionary Search[J]. International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2000, 14(1): 19-33.
- [8] Chung Chanjin, Reynolds R G. Function Optimization Using Evolutionary Programming with Self-Adaptive Cultural Algorithms[C]//Proceedings of the First Asian-Pacific Conference on Simulated Evolution and Learning. Taejon, Korea: [s. n.], 1996: 21-28.
- [9] Zannoni E. Cultural Algorithms with Genetic Programming:

- Learning to Control the Program Evolution Process[D]. Detroit, Michigan: Wayne State University, 1996.
- [10] Chung Chanjin, Reynolds R G. Culturing Evolution Strategies to Support the Exploration of Novel Environments by an Intelligent Robotic Agent[J]. Evolutionary Programming VII, 1998, 1447: 219 - 228.
- [11] Jacoban R, Reynolds R G, Brewster J. Cultural Swarms: Modeling the Impact of Culture on Social Interaction and Problem Solving[C]//Proceedings of IEEE Swarm Intelligence Symposium. Indianapolis, Indiana, USA: [s. n.], 2003: 205 - 211.
- [12] Reynolds R G, Michalewicz Z, Cavaretta M. Using Cultural Algorithms for Constraint Handling in Genocop[C]//McDonnell J R, Reynolds R G, Fogel D B. Proceedings of the 4th Annual Conference on Evolutionary Programming. Cambridge, Massachusetts: MIT Press, 1995: 289 - 305.
- [13] Chung Chanjin, Reynolds R G. A Testbed for Solving Optimization Problems Using Cultural Algorithms[C]//Fogel L J, Angeline P J, Back T. Proceedings of the 5th Annual Conference on Evolutionary Programming. Cambridge, Massachusetts: MIT Press, 1996: 225 - 236.
- [14] Chung Chanjin. Knowledge - Based Approaches to Self - Adaptation in Cultural Algorithms[D]. Detroit, Michigan: Wayne State University, 1997.
- [15] Jin Xidong, Reynolds R G. Using Knowledge - Based Evolutionary Computation to Solve Nonlinear Constraint Optimization Problems: a Cultural Algorithm Approach[C]//In 1999 Congress on Evolutionary Computation. Washington D. C.: [s. n.], 1999: 1672 - 1678.
- [16] Ostrowski D. Using Cultural Algorithms to Evolve Strategies in Agent - based Models[D]. Detroit, Michigan: Wayne State University, 2002.
- [17] Reynolds R G. Learning the Parameters for a Gradient - based Approach to Image Segmentation Using Cultural Algorithms[C]//Proceedings International Symposium on Intelligence in Neural and Biological Systems. Herndon, Virginia: [s. n.], 1995: 240 - 247.
- [18] Rychtyckij N. Using Cultural Algorithms to Re - engineer Semantic Networks[D]. Detroit, Michigan: Wayne State University, 2001.
- [19] Rychtyckij N, Reynolds R G. Using Cultural Algorithms to Improve Performance in Semantic Networks[C]//Proceedings of 1999 IEEE Congress on Evolutionary Computation. Washington D. C.: [s. n.], 1999: 1651 - 1656.
- [20] Jin Xidong. Solving Constrained Optimization Problems Using Cultural Algorithms and Regional Schemata [D]. Detroit, Michigan: Wayne State University, 2001.
- [21] Coello C A, Becerra R L. Evolutionary Multiobjective Optimization Using a Cultural Algorithm [C]//In: 2003 IEEE Swarm Intelligence Symposium. Indianapolis, Indiana: IEEE Service Center, 2003: 6 - 13.
- [22] 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.
- [23] Ho N B, Tay J C. GENACE: An Efficient Cultural Algorithm for Solving the Flexible Job - Shop Problem[C]//Proceedings of Congress on Evolutionary Computation. [s. l.]: [s. n.], 2004: 1759 - 1766.
- [24] Abs A V, Cruz D A. Cultural Operators for a Quantum - Inspired Evolutionary Algorithm Applied to Numerical Optimization Problems[J]. Computer Science, 2005, 3562: 1 - 10.
- [25] Nguyen T T, Yao Xin. Hybridizing Cultural Algorithms and Local Search[J]. IDEAL, 2006, 4224: 586 - 594.

(上接第 125 页)

采用的资源查询路由可以避免过度的洪泛,基本符合最初的设想。

未来的工作包括一个更为详细的仿真研究,除了测量这种查询策略的精度之外,还需要考虑多种资源属性的情况。

参考文献:

- [1] Zaniolas S, Sakellariou R. A taxonomy of grid monitoring systems[J]. Future Gener. Comput. Syst., 2005, 21(1): 163 - 188.
- [2] Foster I, Kesselman C, Tuecke S. The anatomy of the grid: Enabling scalable virtual organizations[J]. International J. Supercomputer Applications, 2001, 15(3): 1 - 10.
- [3] Avellino G. The datagrid workload management system: Challenges and results[J]. J. Grid Comput., 2004, 2(4): 353 - 367.
- [4] Talia D, Trunzio P. Toward a synergy between p2p and grids [J]. IEEE Internet Computing, 2003, 7(4): 94 - 96.
- [5] Yang B, Garcia - Molina H. Improving search in peer - to - peer networks[C]//In: Rodrigues L E T, Raynal M, Chen W S E, eds. Proc. of the 22nd Int'l Conf. on Distributed Computing Systems. Washington: IEEE Computer Society, 2002: 5 - 14.
- [6] Lü Q, Cao P, Cohen E, et al. Search and Replicating in Unstructured Peer - to - peer Networks[C]//Proc. of 16th Annual ACM Int. Conf. on Supercomputing (ISC'02). New York, USA: [s. n.], 2002.
- [7] O'Neil P. Model 204 architecture and performance[C]//In Proc. of the 2nd International Workshop on High Performance Transactions Systems, number 359, in Lecture Notes in Computer Science. Asilomar, CA: Springer - Verlag, 1987: 40 - 59.