

## 二元蚁群优化算法研究综述\*

钱 乾<sup>1,2</sup>, 程美英<sup>1</sup>, 熊伟清<sup>3</sup>, 周鸣争<sup>2</sup>

(1. 安徽商贸职业技术学院 电子信息工程系, 安徽 芜湖 241002; 2. 安徽工程大学 计算机与信息学院, 安徽 芜湖 241003; 3. 宁波大学 电子商务与物流研究所, 浙江 宁波 315211)

**摘要:** 二元蚁群优化算法作为蚁群算法改进的一种,其独特的随机二元网络结构在离散域及连续域优化问题中均得到较好的应用,但探索和利用的冲突、单一种群寻优的局限性以及算法评价次数的增加均限制了二元蚁群算法更好的发展。从一维细胞自动机入手,首先对二元蚁群优化算法的基本模型进行描述,然后讨论了近年来对二元蚁群优化算法的若干改进及应用;最后评述了二元蚁群优化算法未来的研究方向和主要研究内容。

**关键词:** 二元蚁群优化算法; 细胞自动机; 拥塞控制; 多种群; 可控搜索; 突变

**中图分类号:** TP393.04      **文献标志码:** A      **文章编号:** 1001-3695(2012)04-1211-05

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2012.04.003

### Reviews of binary ant colony optimization

QIAN Qian<sup>1,2</sup>, CHENG Mei-ying<sup>1</sup>, XIONG Wei-qing<sup>3</sup>, ZHOU Ming-zheng<sup>2</sup>

(1. Dept. of Electronic Information Engineering, Anhui Business College of Vocational Technology, Wuhu Anhui 241002, China; 2. Institute of Computer Information, Anhui Polytechnic University, Wuhu Anhui 241003, China; 3. Institute of Electronic Commerce & Logistics, Ningbo University, Ningbo Zhejiang 315211, China)

**Abstract:** As an improvement of the ant colony algorithm, the binary ant colony algorithm has good performance in the discrete combinational optimization problems and continuous optimization problems. However, the drawbacks that easy to fall into the local optimization and the limitation of the sole population as well as the increasement of the appraisal numbers still exist. Starting with one dimension cellular automata model, this paper designed a kind of binary ant colony cellular automata, then discussed a series of schemes on improving the binary ant colony algorithm, and also provided the new applications. Finally, it resented some remarks on the futher research.

**Key words:** binary ant colony algorithm(BACO); cellular automata(CA); congestion control strategy; multi-population; controllable search; catastrophe

### 0 引言

近年来,复杂系统<sup>[1]</sup>一直是众多学者研究的热点之一。300 多年的近现代科学主要致力于理解系统的物质结构,这就使得物理学成为科学的主宰。在 21 世纪,人们倾向于认为科学的最基本的改变将是“信息替代物质”,也就是从关注系统的物质组成、从研究“它们是什么的问题”转变到关注“它们做什么的问题”,复杂性科学正在做着这种开拓性的研究<sup>[2,3]</sup>。复杂性往往是指一些特殊系统所具有的一些现象,这些系统由很多相互作用的部分即子系统组成,这些子系统间通过某种目前尚不清楚的自组织过程而变得比处于某个环境中的热力学平衡态的系统更加有序、更加有信息量;而整个系统具有完全不同于子系统的、也不能通过子系统的性质来预测的“突现”特性。对于复杂系统,最具代表性的当然是生物系统,导致生物系统复杂性的根本原因在于其有高度的智能。从整体看,人类的智能要大大超越其他生物,鉴于人类生物系统复杂性研究存在的巨大困难,将其他生物系统作为复杂系统加以探讨,在现阶段则更具有现实意义;同时作为导向人类复杂系统研究的

一个过渡,其相关成果具有延伸和拓展价值。正因为如此,展现群集智能的蚁群系统和鸟群行为引起众多学者的广泛关注。

从 20 世纪 90 年代以来,一些学者开始注意到诸如蚂蚁、蜜蜂、鸟群和鱼群等群居个体虽然智能不高、行为简单、只有局部信息、没有集中的指挥,但由这些单个个体组成的群体在一定内在规律的作用下,却涌现(merge)<sup>[4]</sup>出异常复杂而有序的群体行为来,诸如可以依靠整个集体的行为完成觅食、清扫、搬运、御敌等高效的协同工作,能够建立起坚固、漂亮和精致的巢穴并形成等级森严的社会体系,能够在高速运动过程中保持和变换优美有序的队形等复杂的动态行为。

蚁群优化算法(ACO)作为复杂系统中的一种,自 20 世纪 90 年代初提出以来,一直得到了较好的研究,其算法的改进一直没有中断过,算法的性能也在不断地提高与进步。但目前算法的改进一般都局限于蚁群中人工蚂蚁个体之间传递信息的媒介——信息素的设置和更新策略上,如果能从另外的角度入手找到改进蚁群优化算法的方法和策略,那么这些方法和策略将会有很大的发展空间和研究价值。本文将针对笔者及其研究小组近些年提出的蚁群优化算法改进的一种——二元蚁群

收稿日期: 2011-10-14; 修回日期: 2011-11-24      基金项目: 安徽省教育厅自然科学研究资助项目(KJ2011Z131); 安徽商贸职业技术学院校级科研资助项目(KY20100624,2011KYZ01)

作者简介: 钱乾(1983-),男,安徽芜湖人,助教,硕士,主要研究方向为计算智能、计算机网络(sparkqq@126.com); 程美英(1983-),女,助教,硕士,主要研究方向为智能计算; 熊伟清(1966-),男,教授,硕士,主要研究方向为智能计算; 周鸣争(1958-),男,教授,主要研究方向为人工智能。

优化算法进行综述,并指出研究中需要进一步完善和深入研究的问题。

## 1 二元蚁群优化算法

### 1.1 细胞自动机模型的引入

传统的复杂系统研究方法往往使用某些纯数学的手段(如微分方程)来宏观地刻画系统特性,这种“自上而下”的方法(top-down approach)对复杂系统的初期研究作出了重要的贡献。但是仅从宏观上刻画复杂系统是不够的,通过深入的研究发现,“自上而下”的方法将复杂系统中的个体看做同类并因此忽略了个体的局部特征,所以该方法不能刻画一些细节的局部行为。在蚁群系统中,单个蚂蚁的行为非常简单,但整个蚁群却“涌现”出异常复杂的行为。如何更好、更直观地描述蚂蚁的复杂行为,尤其在处理高维问题时的复杂动态行为呢?细胞自动机模型给人们提供了一个很好的工具。20 世纪 80 年代,美国科学家 Wolfram<sup>[5]</sup>曾指出:细胞自动机是一个真实的复杂系统,可以舍弃严格的复杂方程式,把细胞自动机一类简单程序作为分析工具,这种简单但可演变出复杂样式的程序能更精确、更轻易地模拟出各种复杂现象,诸如从雪花的增长到宇宙的演化等。细胞自动机(CA)是细胞阵列和细胞变化规则组成的动态系统,可以用如下的有序三元组表示:

$$CA = \{Q, F, M\}$$

其中: $Q$ 为所有细胞状态的集合; $F$ 为细胞的转换函数 $a_i^{(t+1)} = \Phi(\dots, a_i^{(t)}, \dots)$ ;  $M$ 为细胞的阵列模式(或细胞空间)。

所有细胞都会根据自己和邻居的状态按照规则  $F$  改变状态,整个细胞自动机空间就会呈现出复杂的非线性运作规律。任意时刻,多个细胞构成的一个状态组合称为一个模式(pattern)或配置(configuration)。不同的转换规则  $F$  对应了不同的整体细胞自动机的行为。

### 1.2 二元蚁群优化算法的提出

在离散域组合优化问题的求解中,问题各分量的不同组合对应于多维离散域内的各个点,其中每个点的每一维分量对应于待优化问题的各个分量。离散域内优化问题的求解目标是在给定点集中设定相应的搜索算法,以使与问题最优解相对应的点(或点集)以递增的概率被选中,最终收敛于与问题最优解相对应的点(或点集)。在离散域组合优化问题中,蚁群优化算法的信息存储、增减以及最优解的选取都是通过离散的点状分布方式来进行的。

而在处理连续域问题时,首先需要把解空间离散化,之后有两种处理方法:a)在离散化的解空间上直接进行搜索,如解为  $n$  维向量,则对应离散化后的  $n$  维离散空间,人工蚂蚁个体在这个离散化的  $n$  维超立方体中进行搜索;b)定义一个离散的搜索空间,然后找一个合适的映射函数将之映射到离散的解空间,人工蚂蚁个体工作在搜索空间,解的评估和适值计算在解空间进行,如图 1 所示。



图 1 搜索空间与解空间之间的转换

实验表明,直接在离散化的空间上进行搜索,算法的实现不仅复杂,求解的精度也不高。而使用搜索空间映射的方法,能否定义一个合理的搜索空间并找到一个合适的映射函数决定了算法的成败。

遗传算法是一种成熟的进化算法,其显著的特点是交替在搜索空间及解空间中工作。它在搜索空间中对人工染色体进行遗传运算,而在解空间对解进行评估和选择。

文献[6]结合细胞自动机模型,将遗传算法的这种工作方式与使用自定义搜索空间的连续域蚁群优化算法相结合,设计了如下的二元蚁群优化算法细胞自动机模型。

### 1.3 二元蚁群优化算法基本模型(BACO)描述

这里认为采用固定的输入,假设在一条直线上均匀分布着  $N$  个细胞,任意时刻每个细胞可取 0 或 1 整数值中的一个,某个细胞  $i$  下一个时刻的取值由自身的随机函数根据 1 或 0 的概率分布来决定。细胞之间的作用是邻近的局域作用,从左到右传递信号进行搜索,称为一维二值二邻居细胞自动机模型(BACO)(图 2)。

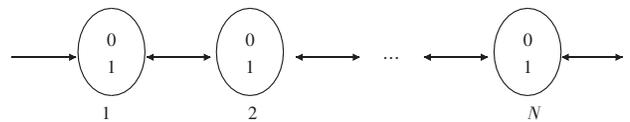


图 2 一维二值二邻居 BACO 模型

假设种群规模为  $w$ 。初始时刻,分布在各个细胞中的信息素相等,设  $\tau_0 = C$  ( $C$  为常数,如取 0.5)。在运动过程中蚂蚁根据式(1)(2)决定转移的方向,转移概率公式为

$$p_{i0}(t) = \frac{\tau_{i0}^\alpha(t) \times \eta_{i0}^\beta(t)}{\tau_{i0}^\alpha(t) \times \eta_{i0}^\beta(t) + \tau_{i1}^\alpha(t) \times \eta_{i1}^\beta(t)} \quad (1)$$

$$p_{i1}(t) = 1 - p_{i0}(t) \quad (2)$$

其中: $p_{i0}(t)$ 是蚂蚁在第  $i$  个节点根据自身信息素选择状态 0 的概率, $p_{i1}(t)$ 是蚂蚁在节点  $i$  根据自身信息素选择状态 1 的概率; $\alpha$  是轨迹的相对重要性( $\alpha \geq 0$ ), $\beta$  是能见度的相对重要性( $\beta \geq 0$ ); $\tau_{ij}(t)$ 是  $t$  时刻路径  $(i,j)$  (其中  $j$  为 0)上残留的信息素, $\tau_{i1}(t)$ 是  $t$  时刻路径  $(i,j)$  (其中  $j$  为 1)上残留的信息素; $\eta_{i0}(t)$ 是  $t$  时刻蚂蚁选择 0 的能见度, $\eta_{i1}(t)$ 是  $t$  时刻蚂蚁选择 1 的能见度。由于任一细胞的状态集合为  $\{0,1\}$ ,蚂蚁无须像传统蚁群算法那样采用禁忌表来记录已经遍历过的节点,只需根据传递过来的信号按信息素的大小进行选择。此外,随着时间的推移,信息素会逐渐挥发, $\rho$  是信息素的残留因子, $1 - \rho$  是信息素的挥发因子。经过  $t$  时刻,即蚂蚁根据传递过来的信号完成一次细胞状态选择后,信息素按式(3)(4)进行更新调整。同时为了提高算法的效率,在信息素更新过程中引入 max-min 原则,即每一次迭代之后,只有在本次迭代中取得最优的那个细胞阵列上的信息素进行更新:

$$\tau_{i0}(t+1) = \rho \times \tau_{i0}(t) + \Delta\tau \quad (3)$$

$$\tau_{i1}(t+1) = \rho \times \tau_{i1}(t) + \Delta\tau \quad (4)$$

其中: $\Delta\tau = 1/f(\text{best})$ ,  $f(\text{best})$  是每一代的最优解或全局最优解。为了改善算法的全局收敛性,将信息素设置了上、下界,若信息素更新之后大于  $\tau_{\max}$ ,则将其置为  $\tau_{\max}$ ,反之将其置为  $\tau_{\min}$ 。同时文献[7]证明了二元蚁群优化算法以概率 1 收敛。

### 1.4 二元蚁群优化算法的应用

#### 1.4.1 二元蚁群优化算法在函数优化问题中的应用

二元蚁群优化算法是为处理连续域优化问题而提出的。

文献[6]将二元蚁群优化算法应用于函数优化问题的求解中,假设  $F(x)$  是  $n$  维实数空间  $R^n$  到正实数  $R^+$  的函数。对于  $x \in R^n$  可与一个长度为  $L$  的 0/1 细胞阵列  $x'$  所对应,于是求解  $\max(F(x))$  的问题(或  $\min(F(x))$ )可以转换为求解  $\max\{F(g(x')); x' \in \{0,1\}^L\}$ ,其中  $g$  是 0/1 细胞阵列  $\{0,1\}^L$  到  $R^n$  解码映射。对候选解  $\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$  的每一维分量  $x_i$  用长度为  $N$  的 0/1 细胞阵列  $\{b_N, b_{N-1}, \dots, b_1\}$  表示,其中  $b_j \in \{0, 1\} (j=1, 2, \dots, N)$ ,  $b_N$  为最高位,  $b_1$  为最低位。变量  $x_i$  的左边界实数值为  $x_{\min}$ ,右边界实数值为  $x_{\max}$ 。所对应的细胞阵列如图 2 所示,图上只显示了  $N$  个细胞,即只表示了一维变量,对于  $n$  维变量,则可设置  $n$  个细胞阵列,每个细胞阵列的长度均为  $N$ ,当信号从高位向低位传递时,蚂蚁根据自身的信息素随机从细胞状态集合中选择,所对应的 0/1 细胞阵列经过译码之后即为问题变量的一个解。通过对三个测试函数进行求解,该模型在处理单峰函数或具有单个全局极值点时均得到最优解。

### 1.4.2 二元蚁群优化算法在单 0/1 背包问题中的应用

二元蚁群优化算法最早是为处理连续域优化问题而提出的,但该算法不仅能够很好地处理连续域优化问题,其独特的随机二元网络搜索空间结构也使得它完全能够胜任离散域优化问题的求解,如背包问题、组卷问题以及三维集装箱装载问题等。在这里,只以 0/1 背包问题为例,组卷问题和三维集装箱装载问题的求解类似 0/1 背包问题,读者可参照文献[8, 9]。

0/1 背包问题(knapsack problem, KP)是整数规划中的一类特殊而有重要应用的问题,问题可描述如下:一个旅行者想用一体积固定的背包装入几种物品,已知每种物品都有一定的价值和体积,问题是他如何选择这些物品,在不超出背包容量的情况下使背包里的物品总价值最大。

0/1 背包问题的数学模型如式(5)~(7)可表示。

$$\max \sum_{j=1}^n c_j x_j \quad (5)$$

$$\text{s. t. } \sum_{j=1}^n a_j x_j \leq b \quad (6)$$

$$x_j \in \{0, 1\} \quad j=1, 2, \dots, n \quad (7)$$

其中: $n$  为可供选择的物品个数; $b$  表示背包的体积容量; $c_j$  和  $a_j$  分别表示第  $j$  种物品的价值和体积; $x_j \in \{0, 1\}$  表示每种物品要么取,要么舍,不许取一部分,即选或不选。当含有多个背包时,问题就转换成多维 0/1 背包问题。

文献[6]根据图 2 的一维二值二邻居 BACO 模型,任意时刻,蚂蚁站在原地,根据传递过来的信号随机从细胞状态集合中选择 0/1,而细胞取值“0”恰好表示该物品没被放入背包中,“1”表示该物品被放入背包中,较好地解决了单 0/1 背包问题。

## 2 二元蚁群优化算法的改进及应用

### 2.1 延长细胞阵列的二元蚁群优化算法

在现实生活中,面临更多的是对含有多个约束条件问题的求解,这就对应着多维 0/1 背包问题的情况。文献[6]通过拉长细胞自动机长度的方式,即若有  $n$  个物品需要放入  $m$  个背包中,可设置细胞自动机的长度为  $d = mn$ ,也即让图 2 中的一条直线上均匀分布着  $d = mn$  个细胞。为了方便说明问题,将图 2 中的细胞按背包的数目排成几行,得到图 3,但图 3 中的每一列仍然代表同一个物品。蚂蚁的搜索过程与单 0/1 背包

问题的求解过程相同,细胞下一时刻的取值 1 或 0 仍然代表该物品被放入背包中或没有被放入背包中;任意时刻当信号通过所有的蚂蚁后,对 0/1 细胞阵列进行解码,取出  $x_d (d=1, \dots, n, \dots, 2n, \dots, mn)$ ,  $x_d \in \{0, 1\}$ ,其中  $d=1 \sim n$  表示第 1 个背包的装载情况,  $d=(n+1) \sim 2n$  为第 2 个背包的装载情况,依此类推,  $d=(m-1)n \sim mn$  为第  $m$  个背包的装载情况。实验采用 <http://elib.zib.de/pub/Packages/mp-testdata/ip/sac94-suite/index.html> 上记载的 weing1.dat (2 背包 28 物品),本算法得到的最好解值为 141278;测试 weish30.dat (5 背包 30 物品),本算法得到最好解为 11191,与记载的最好解一致。仿真实验表明,该模型能较好地解决多维 0/1 背包问题。

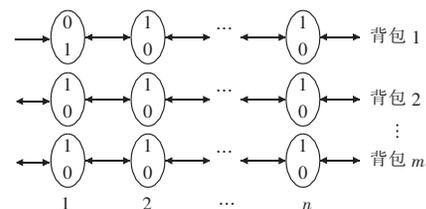


图 3 求解多维 0/1 背包问题的 BACO 模型

### 2.2 一维随机多值二邻居细胞自动机二元蚁群优化算法

然而在运用上述延长细胞阵列的二元蚁群优化算法求解多维 0/1 背包问题中,蚂蚁在接收传递过来的信号对细胞中的状态进行选择时(物品放入或不放入背包),会出现同一物品放入多个背包的情况,这就需要增加一步修正过程,以保证同一物品只能放入一个背包中。文献[10]通过增加细胞状态集合中元素数目的方式,将上述的一维二值二邻居 BACO 模型进行扩展,得到如下的一维随机多值二邻居细胞自动机模型,如图 4 所示。

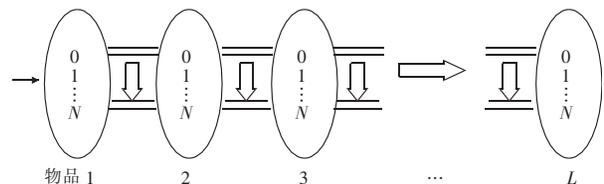


图 4 一维随机多值二邻居细胞自动机模型

假设有  $n$  个背包,则细胞的状态集合  $Q = \{0, 1, \dots, n\}$ ,任意时刻,蚂蚁站在原地,当选择状态 0 时,表示该物品没有放入任何一个背包;当蚂蚁选择状态  $i$  时,表示该物品被放入第  $i$  个背包中,而不会出现如上所述的将同一个物品放入多个背包的情况。其相应的移动概率公式如式(8)所示。

$$p_{ij}^k(t) = \frac{[\tau_{ij}(t)]^\alpha [\eta_{ij}(t)]^\beta}{\sum_{j=0}^n [\tau_{ij}(t)]^\alpha [\eta_{ij}(t)]^\beta} \quad (8)$$

$$i=1, 2, \dots, L; j=0, 1, 2, \dots, N$$

其中: $w$  是蚁群中蚂蚁的数量,  $p_{ij}^k(t)$  是在  $t$  时刻蚂蚁  $k$  由位置  $i$  转移到位置  $j$  的概率,  $\tau_{ij}$  是  $ij$  连线上的边残留的信息量,  $\eta_{ij}$  是  $ij$  连线上的边能见度。蚂蚁不需要具有记忆功能,只需根据传递过来的信号按信息素大小对细胞内的  $N+1$  个状态进行选择。文献[11]采用 <http://elib.zib.de/pub/Packages/mp-testdata/ip/sac94-suite/index.html> 上记载的测试集进行测试,所有测试结果均优于测试集提供的结果。

### 2.3 基于交通流量控制的二元蚁群优化算法

二元蚁群优化算法虽然是在处理单峰函数或具有单个全局极值点时均得到最优解。然而二元蚁群优化算法在处理一些

病态的单峰函数时容易停滞在局部极大点上,这是由于二元蚁群算法存在探索和利用的冲突:不同路径的信息素需要存在一定的落差,保证算法的收敛和搜索方向(这就是所谓的利用,即利用原有的信息);同时信息素的落差又不能太过悬殊而使得算法无法探索新解(这就是所谓的探索,即开发新解)。动物学家 Dussutour 等人对蚁群在高度拥挤的情况下的交通组织行为的研究中发现了一些不同寻常的现象,Dussutour 认为基于信息素吸引的机制在群体低密度的情况下生成一条信息素轨迹,但当群体高度拥挤时,另一条信息素轨迹将在交通流量受到影响之前生成(如图 5(a)~(c)所示)。Dussutour 把这种分歧(bifurcation)信息素的成因解释为行进方向不同的蚂蚁(觅食和归巢)碰撞—推开(collision-pushing)的结果,蚁群用这种机制来保证食物最佳的反巢速率。

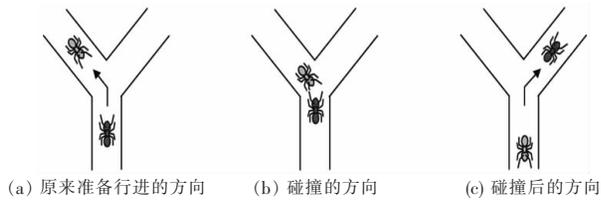


图 5 探索和利用示例

针对这个现象,文献[12]采用基于拥挤交通组织过程的信息素更新策略来保持群体的多样性,提出了一种基于交通流量控制的二元蚁群算法优化模型,通过对 MultiFunction、ShubertFunction、Schaffer's Function 几个典型的二维多模态函数进行求解,并与文献[13]中的 binary ant system(BAS)、Elitist for binary ant system(E-BAS)和 binary ant colony system(BACS)进行比较。仿真实验表明,基于交通流量控制的二元蚁群优化算法在开发和利用之间作了较好的平衡,其多模搜索能力是 BAS、E-BAS 和 BACS 所不能达到的。

## 2.4 多种群二元蚁群优化算法

现实中的许多工程问题都属于多模态(多峰值)问题,如二次分配问题、复杂系统参数及结构辨识问题、神经网络结构及其权值优化问题等。这些问题一般都能抽象转换为多峰函数优化问题,但目前的函数优化研究都是面向单峰函数的求解,现有的算法很少具备同时求解多峰函数的所有最优峰的能力。

二元蚁群优化算法在处理单峰函数时能得到较好的解,然而当函数存在多个等高的全局最优解时,该算法每次运行往往只能得到其中的一个或两个全局最优解,而不能找到所有全局最优解。由于大规模并行机的快速发展以及二元蚁群优化算法的固有并行性,文献[14]将并行机制及小生境技术应用于二元蚁群优化算法中,具体做法是:利用区间分割将整个搜索空间分割成几个小生境(niche),然后将小生境看成孤岛,利用孤岛模型实施并行二元蚁群算法。仿真实验表明,该并行二元蚁群优化算法不仅扩大了种群的搜索范围,而且在典型的多峰函数 BraninRCOS、六峰驼返回函数、Rosenbrock 函数以及 Shubert 函数优化中均能找到所有全局最优解。

文献[15]用数学证明了在二元蚁群优化算法中,使用单一种群不能保证搜索到问题可能的多个不同最优解。之后在基于交通流量控制的二元蚁群优化算法的基础上,借鉴基于种间竞争的协同进化算法的成功经验,根据协同进化的思想模拟自然界和人类社会的种群内和种群间的竞争进化,将二元蚁群算法作为多种群竞争系统的子系统,通过作为子系统的各个人

工蚂蚁种群间相互竞争、制约以及相互协调、利用,推动整个算法系统不断地进化,从而提出了拥塞控制策略的多种群二元蚁群优化算法,并给出相应的收敛性证明。通过与二元蚁群算法对比实验,对文献[16]中的四个测试函数:six-hump camel back function、BraninRCOS、Shubert1、Shubert2 进行测试。实验表明,通过多个种群间的竞争和协作,动态地划分搜索空间,并行地搜索不同区域,不仅达到同时得到多峰多模态函数目标函数多个不同最优解的目的,还拥有了更强的全局搜索能力和搜索精度。而用二元优化算法时,在 six-hump camel back function 中,50 次实验只有 9 次找到全部两个全局解,在 BraninRCOS、Shubert1、Shubert2 这三个函数的测试中,没有一次找到全局最优解。

## 2.5 多种群混合行为二元蚁群优化算法

在实际应用与决策中,人们经常遇到需要使得多个相互冲突的目标在给定可行域上尽可能最优的问题(如在企业生产中,既要产品质量高,又要产品成本低),这就是多目标优化问题(multi-objective optimization problem, MOP)。虽然多目标进化算法已经是进化计算领域的研究热点之一,不过这并不影响人们将更多的进化算法引入到多目标优化问题的求解中。严彬等人曾指出对于单种群的二元蚁群优化算法在每次运行时只能保证求解到问题的一个最优解,多目标优化问题的 Pareto 前沿分布较分散,仅依靠传统机制求解,难以得到理想的结果,文献[17]给出相应的证明。为了克服此问题,叶青等人受捕食策略与种群生态学启示,在划分决策空间、设置区域种子和引入环境评价/奖励的基础上,设计了多种群混合行为二元蚁群优化算法。通过对 BNH、TNK、CTP2 这三个带约束多目标函数和水平型制造协作联盟的订单分配问题<sup>[18]</sup>的求解,表明该算法能有效求解多目标优化问题。在实验中,也有如下体会:

a) 随机行为在算法早期有较好影响,引导行为在算法中期表现良好,中心扰动行为和邻近聚集行为发挥的作用主要体现在小区域局部寻优上。在初始阶段,给随机行为以较高的比例,尽可能在问题空间内产生数量足够多、分布面足够广的解群体。随着算法的运行,非支配解集提供的信息素在编码路径上逐渐累积,引导行为发挥越来越强的作用,产生较多的优化解。通过对行为比例的调节,蚂蚁采用引导行为的比例逐渐提高。在算法中后期,引导行为难以找到新的非支配解,中心扰动行为和邻近聚集行为让个体之间相互启发,为算法提供新的搜索方向,提供进一步优化结果的可能性。考虑到每种行为带来的计算代价,在初始阶段以随机行为为主,由于邻近聚集行为需要用到群体统计、邻居记忆等辅助机制,为了不过多地影响速度,在算法初期和中期给它一个较低的比例数值。

b) 区域的划分在此改进的二元蚁群优化算法中尤为重要,区域划分越细致,则搜索精度越高,越容易得到较优秀的解;与之相矛盾的是,区域划分得越细,对于同样大小的问题空间,区域数量就多,会增加求解的计算量,同时活动范围狭小,容易陷入局部最优。因此在具体实验时,在事先不知道 Pareto 曲面的情况下,采取等距离区域划分策略;在对 Pareto 曲面分布较清晰的情况下,可以对求解区域进行更精确的划分,从而快速求解。

## 2.6 可控搜索偏向二元蚁群优化算法

严彬等人<sup>[15]</sup>提出的基于拥塞控制策略的多种群二元优化

算法虽然弥补了原始二元蚁群优化算法易陷入局部最优的缺陷,但拥塞控制策略的引入导致了算法评价次数的增加。胡钢等人<sup>[19]</sup>通过对至今最优信息素更新方式进行分析,得到“非至今最优解”其解分量上的信息素到达下限所需要的最少代数,以及算法收敛所需要的最少代数,进而推导出没有发现 $t$ 代较优解的最小概率 $LPB(t)$ 。为使 $LPB(t)$ 最小,从而让算法具有最优的搜索能力,文献[19]设计了搜索偏向控制函数,并以搜索偏向控制函数为核心提出了可控搜索偏向的二元蚁群算法。在进一步分析出搜索偏向控制函数作用下蚂蚁的访问量、算法参数和信息素对算法的影响后,又设计了两种通用的参数设置方法:未知搜索偏向的参数取法和已知搜索偏向的参数取法。通过对函数优化问题及0/1背包问题进行实验,其结果表明该算法不仅具有强大的寻优能力,而且具有十分快速的收敛速度。

### 2.7 引入变异算子及灾变算子的二元蚁群优化算法

在二元蚁群优化算法中,由于各个蚂蚁的运动是随机的,在计划的初始阶段各个路径上的信息量相差不明显,当群体规模较大时,很难在较短的时间内从大量杂乱无章的路径中找到较好的路径。文献[20]将遗传算法中的变异操作引入二元蚁群算法中,加快了算法的收敛速度;同时为改善算法易陷入局部最优的缺陷,将灾变算子引入算法中,即在某个局部最优路径上取任意一段或几段,让信息素大幅度的减少,于是当蚂蚁在下一次的路径搜索过程中不得不跳出此路径,去寻找其他可能更优的路径。文献[21]将该改进算法应用于机器学习中,采用美国加州大学机器学习数据集集中的Hepatitis和Tic-tac-toe作为测试数据。仿真实验表明,引入变异算子和灾变算子的二元蚁群算法得到的结果优于ant-miner算法。

## 3 结束语

二元蚁群优化算法,使用随机二元网络作为搜索空间,实现搜索空间与解空间的分离,使得同一算法既能处理连续域,又能处理离散域的优化问题,通用性变得更强。但由于其搜索空间结构的特点,使得二元蚁群优化算法容易早熟,从而陷入局部最优,因而本研究小组对其进行了一系列的改进,取得了较好的效果。一维细胞自动机的引入,使得蚂蚁在处理高维问题时的细节行为及复杂的动态行为能非常形象直观地被描述出来。

在研究工作中,笔者也发现了不少有意义而尚待解决的问题,其中一些正是笔者打算下一步深入研究的问题。

a) 种群的生灭及发展问题。目前的多种群蚁群优化算法中,种群的生灭机制非常机械,且子种群在整个生存周期中,其规模和占用资源都是一成不变的,且不同子种群的设置都是相同的。这种方法的缺点是浪费了计算资源,效率不高。下一步的目标是模拟生态学中的自然生物种群,让人工蚂蚁种群能够随着算法的运行而自我发展,根据环境及其他种群的变化实现动态的自身调整。

b) 种群间协作问题。目前算法中种群间的协作非常有限,更多的是竞争关系,而根据协同进化的理论,种群间的协作和竞争同样重要,因此算法的下一步改进工作应该加强这方面的研究。

c) 本文引入细胞自动机对算法运作进行描述。现实世界的复杂系统带有明显的层次性,如何构造多层细胞自动机来描述复杂系统的“层次涌现”性,将是一个有待解决的问题。

d) 二元蚁群优化算法及其改进的算法均带有链式结构,这就很自然地联想到与遗传算法(引入交叉、变异操作)及DNA计算相结合,以及如何将本文设计的二元蚁群优化算法与二元粒子群优化算法<sup>[22]</sup>相结合,让粒子和蚂蚁先后在二元有向图上运动,必定会涌现出意想不到的复杂智能现象。

e) 本文提出的算法在函数优化、0/1背包问题以及组卷问题上均取得了较好的效果,如何将本文的算法应用于二元二次规划问题、复杂联盟的生成问题、博弈问题、管道布线问题等,也是下一步的工作重心之一。

### 参考文献:

- [1] 钱学森,于景元,戴汝为. 一个科学新领域——开放复杂巨系统及其研究方法[J]. 自然杂志,1990,13(1):3-10.
- [2] 李夏,戴汝为. 实现(emergence)——系统研究的新观念[J]. 控制与决策,1999,14(2):97-102.
- [3] CASTI J L. Would be worlds: toward a theory of complex system[J]. *Artificial Life and Robotics*, 1997, 1(1):11-13.
- [4] BONABEAU E, DORIGO M, THETAULAZ G. *Swarm intelligence: from natural to artificial systems* [M]. New York: Oxford University Press, 1999.
- [5] WOLFRAM S. *Theory and applications of cellular automata* [M]. [S. l.]: World Scientific Publishing Co. Pte. Ltd., 1986:203-220.
- [6] 熊伟清,魏平,赵杰煜. 传递信号的二元蚁群算法[J]. 模式识别与人工智能,2007,20(1):15-20.
- [7] 熊伟清,魏平. 二进制蚁群进化算法[J]. 自动化学报,2007,33(3):259-264.
- [8] 程美英,熊伟清,魏平. 基于二元蚁群算法求解组卷问题[J]. 计算机应用研究,2008,25(9):2637-2639.
- [9] 袁军良,熊伟清,江宝钊. 混合二元蚁群算法求解集装箱装载问题[J]. 计算机工程与应用,2010,46(36):222-225.
- [10] 程美英,熊伟清,魏平.  $n$ 元蚁群算法求解组卷问题[J]. 计算机工程与应用,2008,44(19):223-226.
- [11] 程美英. 基于群智能算法求解0/1背包问题的研究及应用[D]. 宁波:宁波大学,2009.
- [12] 颜晨阳,熊伟清,张友鹏. 基于交通流量控制的二元蚁群算法优化模型[J]. 系统仿真学报,2007,19(10):2346-2350.
- [13] XIONG Wei-qing, YAN Chen-yang, WANG Liu-yi. Binary ant colony evolutionary algorithm [C]//Proc of International Conference on Intelligent Computing. 2005:1341-1350.
- [14] 王柳毅,熊伟清. 并行二进制蚁群算法的多峰函数优化[J]. 计算机工程与应用,2006,42(22):42-45.
- [15] 严彬,熊伟清,程美英,等. 带拥塞控制的多种群二元蚁群算法[J]. 控制理论与应用,2009,26(4):387-394.
- [16] 米凯利维茨 Z. 演化程序——遗传算法和数据编码的结合[M]. 北京:科学出版社,2000.
- [17] 叶青,熊伟清,李纲. 多目标优化的多种群混合行为二元蚁群算法[J]. 计算机工程与应用,2011,47(17):37-41.
- [18] 叶青,熊伟清,江宝钊. 基于二元蚁群算法的多目标订单分配问题求解[J]. 计算机工程,2011,21(3):175-177.
- [19] 胡钢,熊伟清,张翔,等. 可控搜索偏向的二元蚁群算法[J]. 控制理论与应用,2011,28(8):1071-1080.
- [20] 熊伟清,周扬,魏平. 具有灾变的动态蚁群算法[J]. 电路与系统学报,2005,10(6):98-101.
- [21] 熊伟清. 基于二元蚁群优化算法的分类规则挖掘[J]. 模式识别与人工智能,2008,21(4):501-505.
- [22] 程美英,熊伟清,严彬,等. 二元粒子群算法求解多维0/1背包问题[J]. 系统仿真学报,2009,18(9):5735-5743.