第 33 卷 第 3 期　　　　自 动 化 学 报　　　　Vol. 33, No. 3
2007 年 3 月　　　　ACTA AUTOMATICA SINICA　　　　March, 2007

二进制蚁群进化算法

熊伟清 [1]　魏 平 [1]

摘　要　从生物进化角度将群体中的每只昆虫看成一个神经元，彼此之间通过随机、松散的连接组成一个神经网络；然后类似于人工神经网络模拟蚂蚁群体智能, 提出了一个二元网络. 由于采用二进制编码对单个蚂蚁的智能行为要求比较低，对应的存储空间相对较少，使得算法的效率有较大的提高. 通过测试函数优化和多维 0/1 背包问题结果表明该算法具有较好的收敛速度和稳定性，非常好的求解结果.

关键词　群体智能，模拟进化算法，二元网络，蚁群算法，遗传算法

中图分类号　TP18

Binary Ant Colony Evolutionary Algorithm

XIONG Wei-Qing[1]　　WEI Ping[1]

Abstract　Every insect is considered, from the viewpoint of biological evolution, to be a neural cell that constitutes a neural network in a casual and loose way of joint. Through simulating the ant swarm intelligence on the basis of human neural network, this paper advances a linear binary network. The binary code expects a low intelligence of each ant, and each path corresponds to a comparatively small storage space, thus considerably improving the efficiency of computation. The test of function optimization and multi-dimensional 0/1 Knapsack proves that the computation has a good speed of convergence, a high stability and a perfect solution.

Key words　Swarm intelligence, simulated evolution computation, binary network, ant colony algorithm, genetic algorithm.

1　引言

蚁群优化算法是 20 世纪 90 年代提出的一种新型的模拟进化算法，它是由意大利学者 Dorigo M 等人首先提出的[1, 2], 并应用于求解 TSP 问题、分配问题、Job-Shop 调度问题等，取得了较好的结果. 近几年在欧、美召开的有关会议上，蚁群优化算法已成为研究热点之一.

Holland 的复杂自适应系统理论认为[3, 4]：诸如人脑、免疫系统、生命系统、细胞、蚂蚁群以及人类社会中的政党、组织等都是并行相互作用的 agent 组成的网络. 从生物进化角度将群体中的每只昆虫看成一个神经元，彼此之间通过随机、松散的 (软) 的连接组成一个神经网络；然后类似于人工神经网络模拟人类大脑，“松散” 的神经网络来模拟昆虫的群体行为. 群居昆虫的集体，常表现出 “智能” 的行为如蜜蜂筑巢、蚂蚁觅食等. 这种行为像一个预先设计并在总指挥监督下协同进行的过程，整个群体像一个有智慧的 “人”，这就是所谓 “群体智能”.

二进制表示法是最有效和最经济的数据表示法，自然界中最容易模拟和实现的是二值逻辑 (如电子器件、神经元等). 另外，随机神经网络中单个神经元往往只执行非常简单的操作，而整个系统则是并行连接，网络内部大量的连接使得少量神经元的损坏不会引起大的不良后果 (蚁群系统中即使被踩死几只蚂蚁，系统仍然可以得到良好的解)，因此系统表现出极强的鲁棒性和抗干扰能力[4]. 对此，我们设计了随机二元蚁群网络.

研究结果已经表明：蚁群优化算法具有很强的发现较好解的能力，具有分布式计算、易于与其它方法相结合、鲁棒性强等优点. 然而同时也发现了一些缺点，初期信息素匮乏需要较长的搜索时间，规模较大时容易陷入局优解. 为了克服基本蚁群算法的不足，人们研究对其进行改进[1, 2, 5]. 遗传算法作为一种有效的全局并行优化搜索工具，具有简单、通用、鲁棒性强和适于并行分布处理的特点，但遗传算法也会存在由于各种原因过早向目标函数的局部最优解收敛，从而很难找到全局最优解，以及局部收索能力差等缺点[3].

为了克服它们各自缺点，在随机二元网络基础上，将遗传算法和蚁群算法进行融合，称之为二进制蚁群进化算法 (Binary ant algorithm-genetic algorithm, BAAGA).

收稿日期 2005-5-31　收修改稿日期 2006-7-16
Received May 31, 2005; in revised form July 16, 2006
国家自然科学基金 (60272034，60472099) 资助
Supported by National Natural Science Foundation of P. R. China (60272034，60472099)
1. 宁波大学计算机科学与技术研究所 宁波 315211
1. Institute of Computer Science and Technology, Ningbo University, Ningbo 315211
DOI: 10.1360/aas-007-0259

2 二进制蚁群算法的设计

假设：由众多简单的个体组成的群体，若具有能通过之间的简单合作来完成一个整体的任务的能力，则称该群体具有“群体智能”[4].

“简单个体”是指单个个体只具有很简单的能力，这种能力我们将用某一简单功能函数来表示. “简单合作”是指个体只能与其邻近的个体进行某种简单的通讯和协同动作 (如蚂蚁在行进中遇到同伴，用触角传递信息的简单通讯能力以及共同搬动一个物体的协同动作能力)，或通过环境间接与其它个体通讯 (如一蚂蚁将外激素留在环境中，而其它的蚂蚁可从留下的外激素中得到一些有用的信息).

在这种假设下，我们的“蚁群”就象一个随机连接的网络.

2.1 二元蚁群网络设计

定义有向图：G=(C,L). 其中顶点集 C 为

$$\{c_0(v_s), c_1(v_N^0), c_2(v_N^1), c_3(v_{N-1}^0), c_4(v_{N-1}^1), \dots, c_{2N-3}(v_2^0), c_{2N-2}(v_2^1), c_{2N-1}(v_1^0,), c_{2N}(v_1^1)\}$$

其中，v_s 为起始顶点，顶点 v_j^0 和 v_j^1 分别用于表示二进制码串中 b_j 位取值为 0 和 1 的状态. 即对于 $j=2,3,,,N$ 在所有顶点 j，只有指向 v_{j-1}^0 和 v_{j-1}^1 的两条有向弧，如图 1 所示. 其中 N 表示二进制编码的长度.

受 DNA 计算中的双链结构的启发，可以在算法中增加一个互补算子，这样图 1 的二进制网络可以简化为图 2.

最后设计了蚁群分工遍历的随机二元网络如图 3 所示，每一种蚂蚁遍历相应的二元网络自己的路径，然后对各种蚂蚁遍历的结果综合得到问题的解. 在图 3 的 N 表示不同网络块路径的长度，不同的网络块对应的路径长度可以不相同，本文为了描述方便统一定为长度 N，w 表示根据问题的不同所需要的网络块数. 二元蚁群网络中，我们对蚂蚁进行分工，蚂蚁根据分工的不同遍历相应的网络块，蚂蚁释放的信息素留在经过的每条边上，作为智能体蚂蚁每次只需在眼前二条路中选择一条, 蚂蚁的智能行为要求非常简单，而且每种蚂蚁遍历路径的关联矩阵只需 $2N$ 的空间, 在下面的实验中算法的效率大大提高.

2.2 二进制蚁群进化算法设计

2.2.1 二进制蚁群算法模型

初始时刻，各条路径上信息量相等，设 $\tau_{i,j}(0)=C\,(C$ 为常数, 如取 0.5), $\Delta\tau_{i,j}=0\,(i,j=1,2,\dots,n)$. 蚂蚁 $k\,(k=1,2,\dots,m)$ 在运动过程中，根据各条路径上的信息量决定转移方向. 移动概

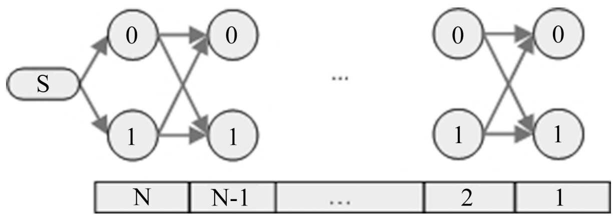


图 1 二进制网络
Fig. 1 Binary network

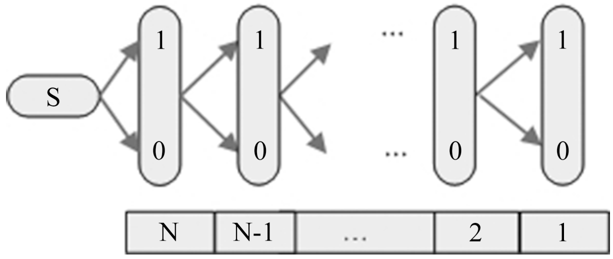


图 2 简化的二进制网络
Fig. 2 Simplified binary network

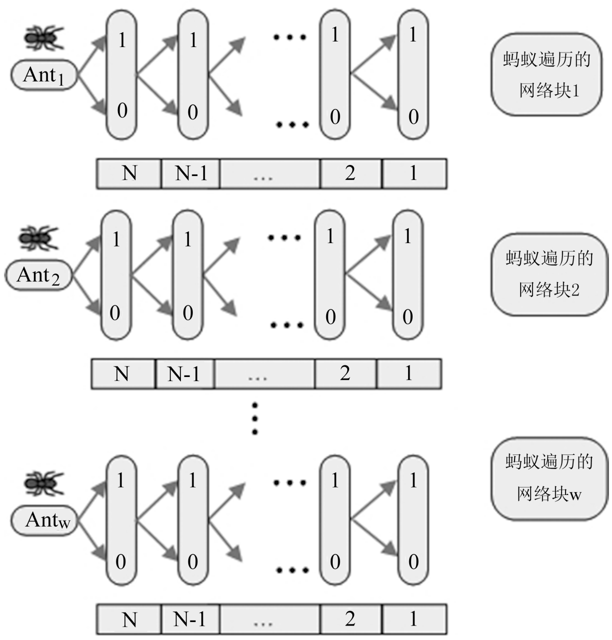


图 3 蚁群分工遍历的二元网络
Fig. 3 Searching binary network of the division work

率为

$$p_{i,j}^k(0) = \frac{\tau_{i,j}^{\alpha}(0)\cdot\eta_{i,j}^{\beta}(0)}{\tau_{i,j}^{\alpha}(0)\cdot\eta_{i,j}^{\beta}(0)+\tau_{i,j}^{\alpha}(1)\cdot\eta_{i,j}^{\beta}(1)} \quad (1)$$

$$p_{i,j}^k(1) = 1-p_{i,j}^k(0) \quad (2)$$

其中，m 是蚁群中蚂蚁的数量，$p_{i,j}^k$ 是在 t 时刻蚂蚁 k 由位置 i 转移到位置 j 的概率，α 是轨迹的相对重要性 ($\alpha \geq 0$)，β 是能见度的相对重要性 ($\beta \geq 0$)，$\tau_{i,j}(0)$ 是 i,j 连线上 j 为 0 的边残留的信息量,$\tau_{i,j}(1)$ 是 i,j 连线上 j 为 1 的边残留的信息量.$\eta_{i,j}(0)$ 是 i,j 连线上 j 为 0 的边的能见度, $\eta_{i,j}(1)$ 是 i,j 连线上 j 为 1 的边的能见度. 由于是二进制编码, 蚂蚁无需具有记忆功能, 只需根据面对的两条边留下的信息素大小选择. 另外随着时间的推移，以前留下的信息逐渐消逝，ρ 是轨迹的持久性 ($0 \leq \rho \leq 1$)，用参数 $1-\rho$ 表示信息消逝程度，经过 n 个时刻，蚂蚁完成一次循环，各路径上信息量要根据下式作调整. 为了提高算法的效率，在每一次迭代之后，只有在这次迭代中取得最优路径的那一个体来释放信息素，而该个体更新信息素的公式如下：

$$\tau_{i,j}(0)(t+1) = \rho\cdot\tau_{i,j}(0)(t)+\Delta\tau \quad (3)$$

$$\tau_{i,j}(1)(t+1) = \rho\cdot\tau_{i,j}(1)(t)+\Delta\tau \quad (4)$$

其中 $\Delta\tau = 1/f(s_{best})$,$f(s_{best})$ 是每一次迭代的最优解或者是全局最优解. 这样做可以使求解速度大大提高 [5].

2.2.2 四个基本算子与步骤

基本算法有四个算子组成选择算子、交叉算子、变异算子和信息素更新算子组成.

定义 1. (个体和个体空间) 所谓 l- 个体 X 即是长度为的 0 和 1 字符串，简称个体；l 称作个体的链长，l 个体的全体记作 $S=\{0,1\}^l$，称作个体空间.

定义 2. (母体和母体空间) 所谓母体即是一对个体 (X_1,X_2)，其中. 所有母体的全体称为母体空间，即 $S^2=\{(X_1,X_2|X_1,X_2\in S)\}$.

定义 3. (种群和种群空间) 所谓 N 一种群是 N 个个体组成的集合 (个体允许重复)，简称种群.N 称作种群规模，称 $S^N=\{\vec{X}=(X_1,X_2,\ldots,X_N),X_i\in S(i)\leq N\}$ 为 N- 种群空间.

定义 4. (适应度值) 对于个体产生的效率称为适应值. 适应值函数是个体空间 S 到正实数空间的映射，即适应值函数 $f: S\to\mathbb{R}^+$.

定义 5. (信息素更新算子) 信息素更新算子 T_g : $S^N\to S$，即在一个蚂蚁序列中选择一个最优个体信息素更新的映射，信息素更新算子概率为

$$P\{T_g=x_i\}=\frac{f(x_i)}{\sum_{k=1}^N f(x_k)} \quad (5)$$

定义 6. (选择算子) 在一个种群中选择一个个体的随机映射，选择算子 $T_s: S^N\to S$ ，则母体选择的概率为

$$P\{T_s(x)=(x_i,x_j)\}=\frac{f(x_i)}{\sum_{k=1}^N f(x_k)}\cdot\frac{f(x_j)}{\sum_{k=1}^N f(xi)} \quad (6)$$

定义 7. (杂交算子)：杂交算子是母体空间到个体空间的映射 $T_c: S^2\to S$.

1) 设 T_c 为单点交叉算子，对于任意 $(X_1,X_2)\in S^2, Y\in S$ 则

$$P\{T_c(X_1,X_2)=Y\}=\frac{k}{l} \quad (7)$$

其中 $k=k(X_1,X_2,Y)$ 为用单点杂交 (X_i,X_j) 可以生成 Y 的基因位置的个数.

2) 设 T_c 为单点随机交叉算子，P_C 为杂交概率，对于任意 $(X_1,X_2)\in S^2, Y\in S$ 则

$$P\{T_C(X_1,X_2)=Y\}= \begin{cases} \dfrac{k\cdot P_C}{l} & \text{若 } Y\neq X_1 \\ (1-P_C)+\dfrac{k\cdot P_C}{l} & \text{其他} \end{cases} \quad (8)$$

定义 8. (变异算子) 变异算子是个体空间到个体空间的随机映射 $T_m: S\to S$ 其作用方式为独立地概率 P_m 改变个体分量.P_m 称作变异概率. 任给两个体 $X,Y\in S$，有

$$P\{T_m(X)=Y\}=P_m^d(X,Y)(1-P_m)^{l-d(X,Y)} \quad (9)$$

其中 $d(X,Y)$ 表示 X 和 Y 之间的 Hamming 距离，即 $d(x,y)=\sum_{i=1}^l|x_i-y_i|$, $X=(x_1,x_2,\ldots,x_l)$, $Y=(y_1,y_2,\ldots,y_l)$.

二元蚁群进化算法的基本步骤：

步骤 1. 随机产生初始解;

步骤 2. 遗传算法 (交叉、变异和选择) 进行多次进化，利用遗传算法所得到的解初始网络的信息素;

步骤 3. 判断是否满足循环结束条件，满足结束，不满足继续;

步骤 4. 蚂蚁遍历和信息素更新运算，并保留最优;

步骤 5. 对得到的解集合进行遗传算法 (交叉、变异和选择) 以及互补运算，并保留最优;

步骤 6. 使用最优更新信息素，转步骤 3.

3 二进制蚁群进化算法收敛性分析

定义 9.[6] (马尔可夫链) 设 $\{\vec{X}^n, n\geq 0\}$ 为一列

取值离散的随机变量，离散值的全体记为 $S=\{j\}$，称 S 为状态空间. 若对于任意 $n\geq 1$, $i_k\in S(k\leqslant n+1)$ 有

$$P\{\vec{X}_{n+1}=i_{n+1}/\vec{X}_n=i_n,\ldots,\vec{X}_0=i_0\}=P\{\vec{X}_{n+1}=i_{n+1}/\vec{X}_n=i_n\}$$

则称 $\{\vec{X}_n,n\geq 0\}$ 为马尔可夫链.

定义 10.[8] (齐次马尔可夫链) 对任何正整数 m,n，记马氏链 $\{\vec{X}_n\}$ 在 m 刻处于状态 i 且经过 n 步转移状态 j 的概率为 $P_{i,j}(m,n)=P\{\vec{X}_{m+1}=j/\vec{X}_m=i\}$ 如果上述转移概率与时刻 m 无关，即 $P_{i,j}(m,n)=P_{i,j}^{(}n)$, 则称马氏链 $\{\vec{X}_n\}$ 是齐次的.

定理 1.[6] 优胜者选择遗传算法所产生的种群序列 $\{\vec{X}_n,n\geq 0\}$ 是有限齐次马尔可夫链.

定理 2. 蚁群系统序列是一个典型的马尔可夫过程.

蚁群优化算法的每一步迭代对应随机变量 $X_t=(\tau(t),W(t)),t=0,1,\ldots$, 其中，$\tau(t)$ 为信息素痕迹,$W(t)$ 为长度 L 的 0 或 1 的排列. 注意到第 k 只蚂蚁在 t 轮的转移由 $\tau(t-1)$ 决定，进一步，这个蚂蚁行走的路径和 $W(t-1)$ 一起，共同决定了 $W(t)$，在通过信息素的更新原则可以进一步得到 $\tau(t)$. 也就是说，X_{t+1} 的变化仅由 X_t 决定，而与之前的状态无关，这是一个典型的马尔可夫过程.

定义 11.[6] 若一个马尔可夫过程 $\{X_t,t=0,1,\ldots\}$, 对任给定的 $\varepsilon>0$ 满足 $\lim_{t\to\infty}P\{|X_k-X^*|\}<\varepsilon=1$，则称马尔可夫过程 $\{X_t,t=0,1,\ldots\}$ 依概率 1 收敛到 X^*.

定理 3. 二进制蚁群进化算法的优化解序列是一个典型的马尔可夫过程.

由定理 1 和定理 2 知优胜选择遗传算法 $X(t+1)$ 仅与 $X(t)$ 有关，与迭代次数无关. 同时，蚂蚁系统 $\{\tau(t+1),W(t+1)\}$ 仅与 $\{\tau(t),W(t)\}$ 有关，而与循环周期无关，本文设计的二进制蚂蚁算法模型每一次仅更新最优蚂蚁路径，它具有优胜选择遗传算法所有的特征因而 BAAGA 算法的优化解序列 $\{x_t,t\geq 0\}$ 是一个典型的马尔可夫过程.

定理 4.[7] 基于图的蚁群系统 (graph-based ant system, GBAS) 马尔可夫过程 $X_t=(\tau(t),W(t)),t=0,1,\ldots$, 依概率 1 收敛到 $X^*=(\tau^*,W^*)$，其中 W^* 为一条最优路径.

本文所提出的二进制蚁群进化算法是基于二元有向图，仍然是一种基于图的蚁群系统，文献 [8] 也给出了一般带权图的收敛性证明, 因此可以得到定理 5.

定理 5. 二进制蚁群进化算法的优化解马尔可夫序列以概率 1 收敛到 $X^*=(\tau^*,W^*)$, 其中 W^* 为一条最优路径.

4 求解函数优化的二进制蚁群进化算法设计

函数优化问题：设 $F(x)$ 是 n 维实数空间 $\mathbb{R}^n$ 到正实数 $\mathbb{R}^+$ 的函数. 对于 $x\in\mathbb{R}^n$ 可与一个长度为 N 的二进制对应, 于是求解 $\max F(x)$ 的问题可以转换为求解 $\max\{F(x),x\in\{0,1\}^N\}$ 其中 $f(X)=S(F(e^-1(X))$ 是 $\mathbb{R}$ 到 $\{0,1\}^N$ 的编码映射, S 是 $\mathbb{R}^+$ 到 $\mathbb{R}^+$ 的增函数. 常采用二进制映射为固定长度 N 的二进制编码 [7].

4.1 求解函数优化的二元蚁群网络的设计

采用二进制编码. 优化函数的维数决定了蚂蚁每一循环中需经过的路径数. 蚂蚁走过的第一条路径对应函数的第一个变量，走过的第二条路径对应函数的第二个变量，以此类推.

对候选解 $\{x_1,x_2,\cdots\}$ 的每一变量 x_i 用字长为 N 的二进制码串 $\{b_Nb_{N-1}\cdots b_2b_1\}$ 表示，其中 $b_j\in\{0,1\}$，b_L 为最高位，b_1 为最低位. 变量 x_i 的左边界实数值为 $x_{i,min}$，右边界实数值为 $x_{i,max}$. 整个随机二元蚁群网络如图 2 所示，其中，N 表示每个变量二进制编码的长度，蚂蚁从高位向低位遍历. 对于 w 维变量的函数优化，可以建立 w 种蚂蚁如图 3 所示，比较适合变量比较多，编码长度过长计算机不好表示的问题.

4.2 函数优化的实验测试

测试函数来自参考文献 [3]. 试验中我们取 $\alpha=1,\beta=2,\rho=0.35$, Gen(进化代数)$=150$, m(蚂蚁数目)$=80$. $lenchrom$(编码长度)$=40$, $Q=1.0,P_c=0.95,P_m=0.05$

测试函数 1:

$$100\cdot(x_1^2+x_2)^2+(1-x_1)^2,(-2.048\leq x_i\leq 2.048)$$

函数在 (1，1) 处有最小值 0；每次运行一定代数后都能得到 $f(1,1)=0$;

测试函数 2：

$$\sum_{i=1}^{5}\mathrm{int}(x_i),(-5.12\leq x_i\leq 5.12)$$

函数在 (-5.12，5.12) 存在全局最小值 -30；可以得到多个解等于 -30，其中之一为 $f(-5.11061,-5.08007)=-30$.

测试函数 3:

$$\frac{1}{1/K+\sum_{j=1}^{25}1/f_j(x_1,x_2)}，\text{其中}$$

$$f_j^{-1}(x_1,x_2)=c_j+\sum_{i=1}^{2}(x_i-a_{ij})^6,$$

$$-65.536\le x_i\le 65.536, K=500, c_j=j$$

$$[a_{ij}]=$$

$$\begin{pmatrix} -32 & -16 & 0 & 16 & 32 & -32 & -16 & \cdots & 0 & 16 & 32\\ -32 & -32 & -32 & -32 & -32 & -16 & -16 & \cdots & 32 & 32 & 32 \end{pmatrix}$$

函数在 (-32，-32) 处，存在最小值 0.998004. 可以得到多个 0.998004 的解，其中之一是 $f(-31.9817, 31.9991) = 0.998004$.

测试函数 5：

$$\sum_{i=1}^{30} i\cdot x_i^4+\text{Gaussian}(0,1), (-1.28\le x_i\le 1.28)$$

函数在 $(0,0,\ldots,0)$ 存在最小值. 可以得到 $f(0,0\ldots,0)=0$.

测试函数 6：

$$0.5+\frac{\sin^2\sqrt{x_1^2+x_2^2}-0.5}{[1.0+0.001(x_1^2+x_2^2)]^2}$$

其中，$-100\le x_i\le 100\,(i=1,2)$

函数在 $(x_1,x_2)=(0,0)$ 处有一个全局最小值 0. 即 $f(0,0)=0$.

从函数优化的测试结果看，反映了随机二元蚁群进化算法求解连续空间优化问题具有令人鼓舞的结果.

5　求多维背包问题的算法设计

多维背包问题是带有一组约束的的背包问题. 其描述如下存在重量分别为 $W[1], W[2], \ldots, W[n]$ 和价值相应为 $V[1], V[2], \ldots, V[n]$ 的 n 个物品以及容量为 $C[1], C[2], \ldots, C[m]$ 的 m 个背包. 要将尽量多的物品放入背包，在确保每个背包中物品不超出承重的前提下满足最大化背包中物品的总价值. 这里设 $X[i][j]$ 为二进制变量. 如果物品 i 被放入背包 j 则 $X[i][j]=1$，否则 $X[i][j]=0$. 则多维背包问题的数学描述如下

$$max=\sum_{j=1}^{m}\sum_{i=1}^{n}V[i]X[i][j]; \tag{10}$$

$$s.t.\sum_{j=1}^{m}X[i][j]\le 1, j=1,2,\ldots,m;$$

$$\sum_{i=1}^{n}W[i]X[i][j]\le C[j], i=1,2,\ldots,n;$$

$$X[i][j]\in\{0,1\}, i=1,2,\ldots,n, j=1,2,\ldots,m$$

因此背包问题是一个特殊的整数规划问题，也是一个 NP 难问题. 对于多维的背包问题在确定一个物品最多只能放入一个背包条件满足下它的时间复杂度为 $O(2^{m\cdot n})$. 在现实生活中使用背包理论解决的一些实际的问题都具有相当大的规模, 需要寻找一些可行的方法来寻找尽可能优的解.

5.1　算法设计

1) 二元蚁群网络设计　这里设 $X[i][j]$ 为二进制变量. 如果物品 i 被放入背包 j 则 $X[i][j]=1$，否则 $X[i][j]=0$. 对应的二进制网络如图 3 所示，其中 w 代表背包的个数，n 为物品的个数.

2) 适应度函数　背包问题中个体的适应度函数是由个体解确定的所有背包中的物品的总价值来决定的. 即：公式 (10).

3) 非法个体修正算子　在产生新个体过程中不可避免地会产生一些非法的个体. 为了保持种群中个体的合法性就需要对非法的个体进行修正，以获取合理的优良的个体. 在个体基因位变换过程中对解进行实时判断修正，即当将一个基因位置为 1 时，判断是否打破约束，如果约束破坏则重新置 0.

5.2　实例测试

在本实例中，假设一个由 100 个物品以及 3 个背包组成的背包问题. 为了对测试结果的分析更加直观方便. 在这里，假设所有物品的价值密度相同. 即将这里的整数 0/1 背包问题简化为，在不超出各个背包容量的情况下最大化所有背包内物品的总质量. 即要求的价值最大，简化为质量最大 (这里的质量都是整数的). 在这里给出的 100 个物品的质量如表 1. 3 个背包的容量分别为 $c[1]=3398, c[2]=1327, c[3]=1873$. 在这个实例中具有 100 个物品以及三个背包. 我们取 $\alpha=1, \beta=2, \rho=0.35, Q=1.0, P_c=0.95, P_m=0.1$.

二维背包问题测试：选取 $c[1]=3398, c[2]=1327$ 两个背包, $c[1]+c[2]=4725$. 在这里测试的 m(蚂蚁数目)=40, 蚂蚁分工为 2 种，每一维 20 个蚂蚁遍历. 进化代数 200. 每次运行可以得到 4724 以上的解.

表 1 物品质量表
Table 1 Weight table

253	245	243	239	239	239	238	238	237	232	231	231	230	229	228
227	224	217	213	207	203	201	195	194	191	187	187	177	175	171
169	168	166	164	161	160	158	150	149	147	141	140	139	136	135
132	128	126	122	120	119	115	116	114	111	110	105	105	104	103
93	92	90	79	78	77	76	76	75	73	62	62	61	60	60
59	57	56	53	53	51	50	44	44	2	42	38	36	34	28
4	27	24	22	18	12	10	7	4	4	1				

三维背包问题测试: 使用了仿真实例中所有的三个背包 $c[1] = 3398, c[2] = 1327, c[3] = 1873$, $c[1] + c[2] + c[3] = 6598$. 在这里测试的 m(蚂蚁数目)=60，蚂蚁分工为 3 种，每一维 20 个蚂蚁遍历. 进化代数 500, 每次运行都可以得到 6596 以上的解. 通过以上背包问题的测试, 说明本文设计的蚂蚁算法对于多维背包问题的求解结果是令人满意的, 并且算法速度快解比较稳定. 表明了二进制蚁群进化算法对组合优化问题仍然具有良好的性能.

6 结论

本文根据用“松散”的神经网络来模拟昆虫的群体行为，即建立一个松散的大脑－群体智能的随机结构的神经网络模型的启发，设计了一个二进制蚁群进化算法，该算法不仅适合可以求解连续参数优化的问题也适合求解离散的组合优化问题. 通过函数优化和背包问题的求解，结果充分说明本文给出的二进制蚁群进化是实用而有效的, 求解结果是令人满意的.

当然，对于群体智能的计算机理有待于进一步研究，我们认为从二元蚁群网络的角度的研究是比较合理的，也给多种进化算法的混合提供了框架，也便于算法的设计与实现.

References

1 Dorigo M, Caro G D. Ant colony optimization: A new meta-heuristic. In: Proceedings of the 1999 Congress on Evolutionary Computation. Washington, DC, USA, 1999, 1470～1477.

2 Dorigo M, Gambardella L M. Ant colony system: A cooperative learning approach to the traveling salesman problem. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 1997, **1**(l): 53～66.

3 Michalewicz Z. *Genetic Algorithms +Data Structures = Evolution Programs*. Berlin Heidelberg: Springer-Verlag, 1999

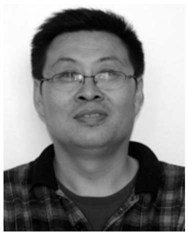
4 Zhang L, Cheng J S. Loose brain – A mathema model of swarm intelligence. *Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 2003, **16**(1): 1～5
(张铃, 程军盛. 松散的脑袋 — 群体智能数学模型. 模式识别与人工智能, 2003, **16**(1): 1～5)

5 Stützle T, Hoos H. The Max-Min ant system and local search for the traveling salesman problem. In: Proceedings of the IEEE International Conference on Evolutionary Computation and Evolutionary Programming. 1997, 309～314

6 Gutjahr, W J. ACO Algorithms with guaranteed convergence to the optimal solution. *Information Processing Letters*, 2002, **82**(3): 145～1538

7 Li Qing-Hua, Li Ken-Li, Jiang Sheng-Yi, Zhang Wei. An Optimal Parallel Algorithm for the Knapsack Problem. *Journal of software*, 2003, **14**(5): 891～896
(李庆华，李肯立，蒋盛益，张薇. 背包问题的最优并行算法. 软件学报, 2003, **14**(5): 891～896)

8 Zhang Wen-Xiu. Leung Yee. *Mathematical Foundation of Genetic Algorithms*. Xi′an: Xi′an Jiaotong University Press, 2000
(张文修, 梁怡. 遗传算法的数学基础. 西安: 西安交通大学出版社, 2000)



熊伟清 宁波大学副教授. 主要研究方向为进化计算、人工智能. 本文通信作者. E-mail: xwqdds@126.com
(**Xiong Wei-Qing** Associate professor at Ningbo University. His research interest covers evolutionary computation and software engineering. Corresponding author of this paper.)

魏平 宁波大学副教授. 研究方向为进化计算, 数据库. E-mail: wpdds@126.com
(**Wei Ping** Associate professor at Ningbo University. Her research interest covers evolutionary computation and database.)