

## 云变异人工蜂群算法

林小军\*, 叶东毅

(福州大学 数学与计算机科学学院, 福州 350108)

(\*通信作者电子邮箱 493778497@qq.com)

**摘要:**针对传统人工蜂群算法存在收敛速度慢和易陷入局部最优的问题,提出一种基于云模型的改进人工蜂群算法。通过正态云算子计算候选位置,自适应调整算法的局部搜索范围,以提高算法的收敛速度和勘探能力。为保持种群多样性,引入一个新的概率选择策略,使较差的个体具有较大的选择概率,并且利用历史最优解探索新的位置。标准复合函数测试表明,改进算法的收敛速度和求解精度得到提升,优于一些新近提出的改进人工蜂群算法。

**关键词:**云模型;人工蜂群算法;全局优化;群体智能;早熟收敛

**中图分类号:**TP18 **文献标志码:**A

### Artificial bee colony algorithm based on cloud mutation

LIN Xiao-jun\*, YE Dong-yi

(College of Mathematics and Computer Science, Fuzhou University, Fuzhou Fujian 350108, China)

**Abstract:** Traditional Artificial Bee Colony (ABC) algorithms suffer from the problem of slow convergence and easy stagnation in local optima. An improved ABC algorithm based on cloud model, was proposed to solve the problem. By calculating a candidate food source through the normal cloud particle operator and by reducing the radius of the local search space, the proposed algorithm can enhance the convergence speed and exploitation capability. In order to maintain diversity, a new selection strategy that makes the inferior individual have more chances to be selected was introduced. In addition, the best solution found over time was used to explore a new position in the algorithm. A number of experiments on composition functions show that the proposed algorithm has been improved in terms of convergence speed and solution quality, and is better than some recently proposed improved ABC algorithms.

**Key words:** cloud model; Artificial Bee Colony (ABC) algorithm; global optimization; swarm intelligence; premature convergence

## 0 引言

人工蜂群<sup>[1]</sup> (Artificial Bee Colony, ABC) 算法是一种模拟蜜蜂群体寻找优良蜜源的仿生智能算法,控制参数少且易于实现,是仿生智能新的研究领域。人工蜂群算法已成功应用于求解优化问题<sup>[2-5]</sup>、神经网络训练<sup>[6-7]</sup>、数字滤波器设计<sup>[8]</sup>,以及最小生成树<sup>[9]</sup>等。在求解函数优化问题时,与遗传算法、粒子群算法等相比,人工蜂群算法的优点是在每次迭代中都进行全局和局部搜索,因此,找到最优解的概率大大增加,并较好地避免陷入局部最优。但正如其他进化算法一样,其本身也存在一定缺陷。例如在处理单峰问题时,由于人工蜂群算法没有利用足够的信息来决定最优的搜索方向,因此收敛速度相对较慢。而且,当在求解复杂多模函数问题时,ABC算法容易陷入局部最优解<sup>[10]</sup>。为此,一些改进的人工蜂群算法被提出,如文献<sup>[11-12]</sup>利用历史最优解信息探索新的蜜源位置,有效地提高了人工蜂群算法的性能。

为了改善上述人工蜂群算法的缺陷,本文结合云模型<sup>[13]</sup>具有稳定倾向性和随机性的特点,利用人工蜂群算法的全局和局部搜索策略和云模型的优良特征,稳中求变,提出了新的云变异人工蜂群 (Artificial Bee Colony based on Cloud mutation, CABC) 算法。改进算法自适应地调整局部搜索范

围,利用一个新的概率选择策略避免陷入“早熟”。通过对国际上通用的6个标准复合复杂函数进行测试<sup>[14]</sup>,实验结果表明,算法具有很好的全局寻优能力和求解精度。

## 1 人工蜂群算法

人工蜂群算法以蜂群的自组织模拟模型<sup>[15]</sup>为基础,在函数优化问题中,蜜源代表解空间范围内各种可能的解,衡量蜜源“收益度”的数量值与函数的适应值相联系。蜂群由等数量的采蜜蜂和待工蜂组成,每个采蜜蜂同具体的蜜源联系在一起,数量与蜜源个数相等,用  $SN$  表示。算法随机初始化生成  $SN$  个初始解:

$$X_i = X_{\min} + \text{rand}(0,1)(X_{\max} - X_{\min}) \quad (1)$$

采蜜蜂  $X_i$  在当前蜜源附近邻域搜索新的位置,计算公式为:

$$V_i^j = X_i^j + \varphi_i^j(X_i^j - X_k^j) \quad (2)$$

其中:  $j \in \{1, 2, \dots, D\}$ ,  $k \in \{1, 2, \dots, SN\}$ , 且  $k \neq i$ ,  $k$  和  $j$  均为随机生成的整数;  $\varphi_i^j$  为区间  $[-1, 1]$  内的随机数,同时应保证  $V_i^j$  在解空间范围内。计算新蜜源的适应值(收益度),若其适应值比原蜜源高,则  $V_i^j$  取代原来的值;反之,采蜜蜂仍在原蜜源附近进行采蜜,保留原值。

采蜜蜂通过摇摆舞与其他待工蜂分享蜜源信息,待工蜂

收稿日期:2012-03-24;修回日期:2012-05-13。

基金项目:福建省自然科学基金资助项目(2010J01329);福建省高校产学研合作科技重大项目(2010H6012)。

作者简介:林小军(1986-),男,福建泉州人,硕士研究生,主要研究方向:计算智能;叶东毅(1964-),男,福建泉州人,教授,博士生导师,主要研究方向:计算智能、数据挖掘。

依式(3)中概率 $P_i$ 选择一个蜜源,根据式(2)在其邻域内同样搜索新的蜜源,并采用贪婪选择策略择优保留较优蜜源。采蜜蜂起着全局搜索的作用,而待工蜂在采蜜蜂的蜜源附近进行局部搜索,可以加快寻优过程。

$$P_i = \frac{fit(X_i)}{\sum_{m=1}^{SN} fit(X_m)} \quad (3)$$

其中; $m \in \{1, 2, \dots, SN\}$ ,  $fit(X_m)$  表示第 $m$ 个蜜源的适应度值。对于求最小值的优化问题,  $fit(X_m)$  的计算方式如式(4):

$$fit(X_m) = \begin{cases} \frac{1}{1 + f(X_m)}, & f(X_m) \geq 0 \\ 1 + |f(X_m)|, & f(X_m) < 0 \end{cases} \quad (4)$$

其中 $f(X_m)$ 为对应的函数值。

当在某个蜜源附近搜索次数超过预设定的上限值 $Limit$ , 仍没有找到具有更高适应值的蜜源时,则放弃该蜜源,侦查蜂随机寻找一个新的蜜源替代它,新蜜源位置的计算类似式(1)。

## 2 云变异人工蜂群算法

### 2.1 云模型

云模型是用自然语言值表示的某个定性概念 $\bar{A}$ 与其定量表示之间的不确定性转化模型。用期望 $E_x$ 、熵 $E_n$ 和超熵 $H_e$ 来表征云模型的数字特征,反映定性概念 $\bar{A}$ 整体上的定量特征。云由许多云滴组成,每一个云滴就是定性概念 $\bar{A}$ 映射到数域空间的一个点,即实现了一次量化,同时给出这个点能够代表定性概念 $\bar{A}$ 的确定性。

一维正态云算子 $C(E_x, E_n, H_e)$ 的算法步骤<sup>[16]1083</sup>如下:

1) 生成以 $E_n$ 为期望值, $H_e$ 为标准差的一个正态随机数 $EN$ 。

2) 生成以 $E_x$ 为期望值, $EN$ 的绝对值为标准差的正态随机数 $x$ , $x$ 称为论域空间中的一个云滴。

3) 计算 $y = \exp(-(x - E_x)^2 / 2EN^2)$ ,令 $y$ 为 $x$ 属于定性概念 $\bar{A}$ 的确定度。

4) 重复第1)~3)步,直到产生 $N$ 个云滴为止。

文献[16]利用云模型具有不确定性中带有确定性、稳定之中又有变化的特点,对传统遗传算法的遗传算子进行改进,提高了求解的精度,而且能够较好地解决遗传算法易陷入局部最优和选择压力过大造成的早熟收敛等问题,但算法在处理高维多模函数时,收敛速度慢。为此,本文使用云模型生成蜜源候选位置,改进待工蜂的搜索策略,增强算法的局部开采能力。

### 2.2 待工蜂新的搜索策略

式(2)在计算待工蜂新的蜜源位置时,随机性较强,不够稳定,当搜索到一定迭代次数以后,很难提高局部蜜源寻优的能力,降低了算法的求解精度。基于云模型具有稳定倾向性和随机性的优良特性,结合正态云算子对待工蜂的采蜜模式进行改进,可以提高算法的局部寻优能力,改善ABC算法求解精度不够高和收敛速度慢的缺点。设当前蜜源位置为 $X_i$ ,令一维正态云算子 $C(E_x, E_n, H_e)$ 中:

$$\begin{aligned} E_x &= X_i^j \\ E_n &= ex \\ H_e &= E_n / 10 \end{aligned}$$

其中; $j \in \{1, 2, \dots, D\}$ ,  $ex$ 为变量值,则通过正态云算子产生的云滴 $V_i^j$ 即为对应第 $j$ 维的新值。为保证 $V_i^j$ 在解空间范围

内,采用式(5)限制解的值:

$$V_i^j = \begin{cases} (X_i^j + X_{\max}) / 2, & V_i^j > X_{\max} \\ (X_i^j + X_{\min}) / 2, & V_i^j < X_{\min} \end{cases} \quad (5)$$

其中; $X_i^j \in [X_{\min}, X_{\max}]$ 。

熵 $E_n$ 的取值越大,云滴的分布越广;反之越窄<sup>[16]1084</sup>。当搜索迭代到达一定次数时,种群越来越接近最优解。为了提高求解的精度,控制蜜蜂搜索的范围,采用非线性递减策略来自适应调整 $ex$ 的取值

$$ex = -(E_{\max} - E_{\min})(t/T_{\max})^2 + E_{\max}$$

其中; $E_{\max}$ 和 $E_{\min}$ 为设定的取值范围; $t \in \{1, 2, \dots, T_{\max}\}$ 为当前迭代次数, $T_{\max}$ 为最大迭代次数。

### 2.3 待工蜂的概率选择策略

传统的ABC算法采用式(3)的依比例选择策略,选择概率和适应值成正比例关系。因此,在优化复杂多模函数时,算法容易出现早熟现象,收敛到局部最优。但是,经过若干次迭代循环以后,当前较差的解同样包含着有用的信息。为避免过早收敛,本文提出一个基于轮盘赌的选择策略,使较差的解有较大的选择概率 $P_i$ ,以保证种群的多样性。

$$P_i = \frac{1/fit(X_i)}{\sum_{m=1}^{SN} (1/fit(X_m))}$$

### 2.4 侦查蜂的搜索策略

ABC算法中,侦查蜂采用式(1)随机搜索新的蜜源,没有充分利用历史最优解信息,使算法的收敛速度变慢。本文设置侦查蜂在最优蜜源 $X_{\text{best}}$ 附近搜索产生一个候选位置 $V$ ,并替代放弃的蜜源。新位置的计算步骤如下:

- 1) 将历史最优解 $X_{\text{best}}$ 赋值给 $V$ 。
- 2) 随机选择 $V$ 中互不相等的 $K$ 维,分别按照式(1)计算该维对应解的新值。

### 2.5 云变异人工蜂群算法的算法步骤

CABC在函数优化问题中的算法步骤如下:

- 1) 初始化种群,根据式(1)设置每个蜜蜂个体的位置 $X_i$ ,计算对应的函数适应值,并按适应值大小进行排序,将排名前面的个体作为初始采蜜蜂种群,其中采蜜蜂和待工蜂的数量各等于种群总数的一半。
- 2) 对于第 $n$ 步的采蜜蜂 $X_i(n)$ ,根据式(2)在当前位置附近邻域搜索候选位置 $V_i$ 。
- 3) 采用贪婪选择算子在采蜜蜂搜索到的新位置 $V_i$ 和原位置 $X_i(n)$ 中选择具有更优适应值的个体保留到下一代种群。
- 4) 各待工蜂依照2.3节的选择策略选择一个采蜜蜂,根据2.2节中的一维正态云算子,同样进行候选位置的搜索。
- 5) 同第3)步,并记下种群最终更新后达到的最优适应值及其位置。
- 6) 当在某个采蜜蜂的蜜源位置周围搜索次数达到一定阈值 $Limit$ 而仍没有找到更优位置时,根据2.4节产生一个新的蜜源位置,计算其适应值并替换旧的位置。
- 7) 记录下种群更新后的最优适应值,以及相应的位置参数。
- 8) 如果满足停止准则,则停止计算并输出最优适应值及相应的参数;否则转向2)。

## 3 实验与讨论

文献[17]提出改进的人工蜂群(Improved Artificial Bee

Colony, IABC)算法,依概率选择不同的搜索策略。文献[18]通过比较和分析ABC算法的选择策略,分别应用3种新的选择策略对基本ABC算法进行改进,假设应用新的选择策略的算法依次为基于排序选择的人工蜂群算法(ABC algorithm based on Rank selection, RABC)、基于分裂选择的人工蜂群算法(ABC algorithm based on Disruptive selection, DABC)和基于锦标赛选择的人工蜂群算法(ABC algorithm based on Tournament selection, TABC)。本实验把CABC与ABC算法以及上述改进的人工蜂群算法进行比较。

近年来,高维多模函数已成为优化领域的研究热点。本文采用国际上通用的6个标准复合高维多模函数:CF1~CF6。这些测试函数把常用的基准测试函数复合构造造成新的测试函数,有大量的局部最优值,是较难优化的函数。

在本实验中,设置各算法的公共参数:种群数量取为20,阈值Limit等于30,最大进化代数数为2500。另设CABC算法中的 $E_{\max}$ 等于5, $E_{\min}$ 为 $1.0 \times 10^{-4}$ ;IABC的参数设置参照文献[17]。各算法对6个测试函数分别执行10次,每次执行以函数的总计算次数 $5 \times 10^4$ 为停止准则,计算最优结果的平均值和标准差如表1所示。可看出,在优化这6个标准复合测试函数时,CABC算法都能达到距离全局最优解较近的位置,且算法的稳定性好。特别是对于CF1、CF2和CF5,CABC算法的测试结果明显优于其他算法,且标准差也相对较低,从而证明了本文算法的有效性和稳定性。

如图1给出了算法ABC、CABC、DABC、RABC、IABC和TABC在优化6个复合测试函数时的收敛特性。CABC在CF1、CF2和CF5上的收敛速度明显快于其他算法。

表1 CABC与5种人工蜂群算法的优化结果对比

函数	指标	IABC	RABC	DABC	TABC	ABC	CABC
CF1	平均值	1.35E+02	1.84E-01	3.52E-01	5.17E-01	3.36E-01	1.75E-27
	标准差	1.27E+02	5.26E-01	3.66E-01	1.35E+00	2.85E-01	5.24E-27
CF2	平均值	2.89E+02	4.88E+01	5.75E+01	5.30E+01	4.85E+01	2.68E+00
	标准差	1.25E+02	1.54E+01	1.30E+01	1.39E+01	1.83E+01	2.24E+00
CF3	平均值	2.47E+02	1.61E+02	1.67E+02	1.71E+02	1.67E+02	1.08E+02
	标准差	6.93E+01	1.80E+01	2.04E+01	2.42E+01	1.82E+01	2.07E+01
CF4	平均值	4.49E+02	4.05E+02	4.06E+02	3.94E+02	4.04E+02	3.18E+02
	标准差	5.20E+01	2.77E+01	2.61E+01	2.59E+01	2.73E+01	5.85E+01
CF5	平均值	2.68E+02	2.88E+02	2.71E+01	2.80E+01	2.48E+01	5.44E+00
	标准差	1.78E+02	9.70E+00	7.95E+00	8.87E+00	7.49E+00	2.65E+00
CF6	平均值	7.44E+02	4.90E+02	5.08E+02	4.89E+02	4.92E+02	4.86E+02
	标准差	1.83E+00	2.07E+01	5.19E+00	2.39E+01	2.53E+01	7.03E-01

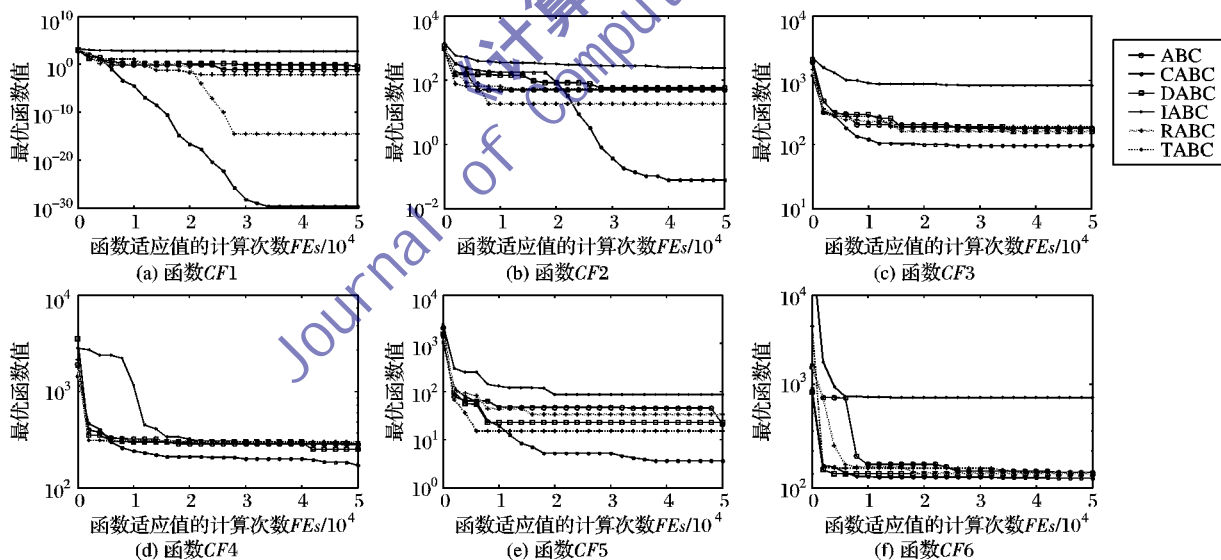


图1 各算法优化标准复合测试函数的收敛曲线

文献[19]中的智能单粒子优化(Intelligent Single Particle Optimizer, ISPO)算法对6个标准复合测试函数分别执行10次,在每次执行中设置函数的总计算次数FEs为 $5 \times 10^4$ ,计算执行结果的平均值和标准差。本文CABC算法使用表1中实验结果的数据,与文献[19]中所列的4个算法的实验结果进行比较,如表2所示。与PSO-w、CPSO、CLPSO和IPSO算法相比,CABC在所有测试函数上的优化结果都比其他4个算法更接近于全局最优解。特别是对于CF1、CF2和CF5,CABC算法的适应值明显优于其他4个算法,标准差也相对较低,从而证明本文算法具有很好的全局寻优能力和稳定性,

是一种高效的群智能搜索算法。

#### 4 结语

本文结合正态云算子,用熵表示搜索的广度,对待工蜂的位置更新方式进行改进,随着进化代数的增加,自适应缩小熵的值,控制搜索的范围和求精的粒度。同时,使用一个新的选择策略,有效地避免算法过早陷入局部最优,并且利用最优解信息产生新蜜源。通过6个标准复合测试函数的验证,表明本文算法简单有效,能够有效避免陷入局部最优和加快收敛,其性能优于一些改进的ABC算法和PSO算法,适用于优化复杂多模函数问题。



表2 CABC与4种改进的粒子群算法的优化结果对比

函数	指标	PSO-w	CPSO	CLPSO	ISPO	CABC
CF1	平均值	2.32E+02	1.39E+02	1.41E+02	2.47E+01	1.75E-27
	标准差	1.17E+02	2.79E+01	2.13E+02	7.79E+01	5.24E-27
CF2	平均值	2.29E+02	1.15E+02	1.12E+02	6.54E+01	2.68E+00
	标准差	1.61E+02	3.48E+01	1.40E+02	6.03E+01	2.24E+00
CF3	平均值	3.42E+02	2.27E+02	3.01E+02	2.12E+02	1.08E+02
	标准差	1.52E+02	6.45E+01	1.95E+02	6.06E+01	2.07E+01
CF4	平均值	4.71E+02	3.37E+02	3.32E+02	4.11E+02	3.18E+02
	标准差	1.52E+02	4.79E+01	1.26E+02	8.57E+01	5.85E+01
CF5	平均值	2.69E+02	1.11E+02	1.95E+02	3.37E+01	5.44E+00
	标准差	2.41E+02	2.47E+01	2.36E+02	2.88E+01	2.65E+00
CF6	平均值	9.05E+02	6.71E+02	8.39E+02	6.95E+02	4.86E+02
	标准差	3.10E+00	1.58E+02	1.44E+02	2.07E+02	7.03E-01

## 参考文献:

- [1] KARABOGA D. An idea based on honey bee swarm for numerical optimization, TR06[R]. Erciyes University, Engineering Faculty, Computer Engineering Department, 2005.
- [2] KARABOGA D, BASTURK B. A powerful and efficient algorithm for numerical function optimization: Artificial Bee Colony (ABC) algorithm[J]. Journal of Global Optimization, 2007, 39(3): 459-471.
- [3] KARABOGA D, BASTURK B. On the performance of Artificial Bee Colony (ABC) algorithm[J]. Applied Soft Computing, 2008, 8(1): 687-697.
- [4] 胡中华, 赵敏. 基于人工蜂群算法的TSP仿真[J]. 北京理工大学学报, 2009, 29(11): 978-982.
- [5] 毕晓君, 王艳娇. 加速收敛的人工蜂群算法[J]. 系统工程与电子技术, 2011, 33(12): 2755-2761.
- [6] KARABOGA D, AKAY B. Artificial bee colony algorithm on training artificial neural networks[C]// Proceedings of the 15th IEEE Signal Processing and Communications Applications Conference. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2007: 1-4.
- [7] KARABOGA D, AKAY B, OZTURK C. Artificial Bee Colony (ABC) optimization algorithm for training feed-forward neural networks[C]// Proceedings of Modeling Decisions for Artificial Intelligence Conference. Berlin: Springer-Verlag, 2007: 318-319.
- [8] KARABOGA D. A new design method based on artificial bee colony algorithm for digital IIR filters[J]. Journal of the Franklin Institute, 2009, 346(4): 328-348.
- [9] SINGH A. An artificial bee colony algorithm for the leaf-constrained minimum spanning tree problem[J]. Applied Soft Computing, 2009, 9(2): 625-631.
- [10] KARABOGA D, AKAY B. A comparative study of artificial bee colony algorithm[J]. Applied Mathematics and Computation, 2009, 214(1): 108-132.
- [11] ZHU G P, KWONG S. Gbest-guided artificial bee colony algorithm for numerical function optimization[J]. Applied Mathematics and Computation, 2010, 217(7): 3166-3173.
- [12] BANHARNSAKUN A, ACHALAKUL T, SIRINAOVAKUL B. The best-so-far selection in artificial bee colony algorithm[J]. Applied Soft Computing, 2010, 11(2): 2888-2901.
- [13] 李德毅, 刘常昱, 杜鹃, 等. 不确定性人工智能[J]. 软件学报, 2004, 15(11): 1583-1594.
- [14] LIANG J J, SUGANTHAN P N, DEB K. Novel composition test functions for numerical global optimization[C]// Proceedings of the IEEE International Swarm Intelligence Symposium. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2005: 68-75.
- [15] SEELEY T D. The wisdom of the hive: The social physiology of honey bee colonies[M]. Cambridge: Harvard University Press, 1995.
- [16] 张光卫, 何锐, 刘禹. 基于云模型的进化算法[J]. 计算机学报, 2008, 31(7): 1082-1091.
- [17] GAO W F, LIU S Y. Improved artificial bee colony algorithm for global optimization[J]. Information Processing Letters, 2011, 111(17): 871-882.
- [18] LI B, ZENG J C. Comparison and analysis of the selection mechanism in the artificial bee colony algorithm[C]// Proceedings of 2009 the 9th International Conference on Hybrid Intelligent Systems. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2009: 411-416.
- [19] 纪震, 周家锐, 廖惠连, 等. 智能单粒子优化算法[J]. 计算机学报, 2010, 33(3): 556-561.

(上接第2533页)

- [6] 孟祥恒, 王社伟, 陶军. 基于改进蚁群算法的多无人机航路规划研究[J]. 计算机仿真, 2008, 25(11): 56-59.
- [7] 李士勇, 陈永强, 李研. 蚁群算法及其应用[M]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学出版社, 2004.
- [8] 朱庆宝. 复杂环境下的机器人路径规划蚂蚁算法[J]. 自动化学报, 2006, 32(4): 586-593.
- [9] 李栋, 曹义华, 苏媛, 等. 基于改进蚁群算法的低空突防航迹规划[J]. 北京航空航天大学学报, 2006, 32(3): 258-259.
- [10] 喻学才. 蚁群优化方法中若干问题研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2009.
- [11] 王芳, 邱玉辉. 一种引入轮盘赌选择算子的混合粒子群算法[J]. 西南师范大学学报: 自然科学版, 2006, 31(3): 93-96.
- [12] 黄凯明. 遗传算法轮盘选择机理分析与改进[J]. 计算机工程与应用, 2009, 45(28): 60-63.
- [13] 祝庚. 遗传算法及轮盘赌选择的C++实现[J]. 东莞理工学院学报, 2007, 14(5): 70-74.
- [14] FERREIRA C. Gene expression programming mathematical modeling by an artificial intelligence[M]. 2nd edition. Berlin: Springer-Verlag, 2006.
- [15] DORIGO M, MANIEZZO V, COLONNI A. The ant system: optimization by a colony of cooperating Agents[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B, 1996, 26(1): 29-41.
- [16] 潘杰, 王雪松, 程玉虎. 基于改进蚁群算法的移动机器人路径规划[EB/OL]. [2011-01-04]. <http://www.paper.edu.cn/index.php/default/releasepaper/content/201101-126>.