

基于改进蜂群算法的机器人路径规划^①

王东云¹, 徐艳平¹, 瞿博阳^{1,2}

¹(中原工学院, 郑州 450007)

²(郑州大学, 郑州 450001)

摘要: 针对机器人的路径规划问题, 本文提出了采用改进的具有群集智能的蜂群算法(Artificial Bee Colony, ABC), 结合三次贝塞尔曲线来描述路径, 共同实现路径优化的方法. 为了克服标准 ABC 容易陷入局部最优和后期收敛速度慢的缺点, 对雇佣蜂阶段和守望蜂阶段进行改进, 且与其他算法得到的优化曲线相比较, 进而得出不同算法在路径优化方面的优劣性. 实验结果表明: 改进的蜂群算法在路径优化方面具有更好的寻优性能, 能够得到更短路径.

关键词: 路径规划; 群集智能; 蜂群算法; 贝塞尔曲线; 更短路径

Robot Path Planning Based on the Improved Artificial Bee Colony Algorithm

WANG Dong-Yun¹, XU Yan-Ping¹, QU Bo-Yang^{1,2}

¹(School of Electrical and Information Engineering, Zhongyuan University of Technology, Zhengzhou 450007, China)

²(School of Information Engineering, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China)

Abstract: Path planning problems are known as one of the most important techniques used in robot navigation. This paper adopts an Improved Artificial Bee Colony (IABC) algorithm and combines with cubic Bezier curve to describe the path, which implements the path optimization. The standard artificial bee colony algorithm has shortcomings of falling into local optima and the convergence speed is slow in the later. To overcome these disadvantages, the proposed algorithm modifies the search methods of employed bees and onlooker bees. Compared with other algorithms, we gain the advantages and disadvantages of the different algorithms in path optimization. The experimental results demonstrate that the IABC algorithm has better search performance in path optimization and is able to get a shorter path.

Key words: path planning ; swarm intelligence; artificial bee colony algorithm; the Bezier curve; shorter path

1 概述

自 50 年代起, 世界上第一台机器人装置产生, 随后机器人慢慢向智能方向发展. 随着计算机、控制、自动化和传感器等技术的发展, 机器人已经被广泛地用于各个领域, 例如仿真、计算机辅助设计、太空搜索和在复杂的环境下救援等. 如何实现智能机器人, 满足人们的需要, 是下一代机器人目前发展的主要方向, 其中首先需要解决的问题就是机器人的路径规划. 路径规划问题是机器人控制和导航的关键问题^[1], 一个好的路径规划策略可以保证机器人安全有效地完成

指定任务, 因此近年来, 机器人的路径规划问题已经被广泛地探索和研究^[2]. 路径规划在许多科学领域中都是一个重要课题, 这些领域包括超大规模的集成电路、全局定位系统应用和机器人自主导航系统等. 路径规划问题可以被描述为如下: 在充满障碍物的环境下, 从起点到终点, 在遵从一定规则下(距离最短、时间最短和安全度最高等), 找到一条与障碍物无冲突的最优或者次优路径^[3]. 一个理想的路径规划需要考虑以下几个因素: 最优性、完整性和计算复杂度. 路径可以分为两类: 分段性路径和样条平滑路径. 如果是分段

① 国家自然科学基金青年基金(61305080);国家自然科学基金面上项目(61473266);中国博士后科学基金(2014M552013)

收稿时间:2016-05-20;收到修改稿时间:2016-07-07 [doi:10.15888/j.cnki.csa.005601]

路径, 机器人沿着路径必须经常性的停止和重新开始, 这会引起机器人力量和磨损的额外浪费. 所以在路径规划中, 需设计平滑路径曲线. 为了得到一条平滑的路径, 本文采用贝塞尔曲线产生路径.

karaboga^[4]在 2005 年提出的模仿蜜蜂采蜜机制解决寻优问题的人工蜂群算法(Artificial Bee Colony, ABC)以其控制参数少, 易于实现, 计算简洁等优点, 已经在函数及其参数优化、路径优化等复杂优化问题上得到了很好的应用. 全局优化和局部开发对算法的成功搜索是同样重要的. 然而, ABC 算法更适合于全局搜索, 局部开发能力较差, 具有容易陷入局部最优、容易早熟、后期收敛速度慢等缺点, 因此许多学者对人工蜂群算法做了改进. Gao 等人借鉴差分进化算法, 利用混沌算子改变初始化种群^[5], Zhu 等提出了一个改进的人工蜂群算法, 该算法利用全局最优解来提高局部搜索能力^[6]. 因此, 本文也对基本的人工蜂群算法进行了改进, 结合粒子群算法的最优解和局部最优解的概念, 提出一种改进的 ABC 算法, 用于解决机器人的路径规划问题.

2 贝塞尔曲线

贝塞尔曲线是在 1962 年由法国工程师 Pierre Bézier 发明的一种新的参数曲线, 目前被广泛地用于电脑绘图和动画. 本文采用贝塞尔曲线产生平滑路径. 这样可以把路径规划问题转化为有限控制点的优化问题^[7,8].

贝塞尔曲线是一种光滑连续可导的样条曲线, 一条 n 次曲线可以表示为:

$$P(t) = \sum_i^n P_i B_{i,n}(t) \quad t \in [0,1] \quad (1)$$

P_i 代表第 i 个控制点的坐标, $B_{i,n(t)}$ 是 Bernstein 二次多项式, 其公式为:

$$B_{i,n}(t) = C_n^i t^i (1-t)^{n-i} \quad (2)$$

其中 i 的取值范围从 0 到 n .

C_n^i 表示二次多项式系数. 本文使用的是最常用

$$P(t) = \begin{cases} P_0(1-t)^3 + 3P_1t(1-t)^2 + 3P_2t^2(1-t) + P_3t^3, & i = 1 \\ P_3^{i-1}(1-t)^3 + 3(2P_3^{i-1} - P_2^{i-1})t(1-t)^2 + 3P_2^i t^2(1-t) + P_3^i t^3, & 1 < i < n \\ P_3^{i-1}(1-t)^3 + 3(2P_3^{i-1} - P_2^{i-1})t(1-t)^2 + 3P_2^i t^2(1-t) + P_3^i t^3, & i = n \end{cases} \quad (6)$$

其中, P_0 代表起点, P_1 代表终点. 随着 t 从 0 到 1, n 段三次贝塞尔曲线组成最终的路径.

3 基本的人工蜂群算法

标准的人工蜂群算法(ABC)是模拟蜜蜂群智能采

的三次贝塞尔曲线, 由式(1)和(2)可以得到其表达式为:

$$P(t) = P_0(1-t)^3 + 3P_1t(1-t)^2 + 3P_2t^2(1-t) + P_3t^3, \quad t \in [0,1] \quad (3)$$

$$P(t) = \sum_i^n P_i B_{i,n}(t), \quad t \in [0,1]$$

P_0, P_1, P_2, P_3 是曲线的控制点.

贝塞尔曲线的一些性质^[9]决定了它可以很好的应用于路径规划问题.

① 贝塞尔曲线由四个控制点决定. 曲线的起点终点和第一个控制点、最后一个控制点分别重合, 但曲线的形状由另外两个点决定.

② 贝塞尔曲线的各点都在其特征多边形的包围之中.

③ 切向量性. 起点和终点的一阶导数仅仅和相邻的两个控制点有关, 并且起点和终点的切线方向和特征多边形的第一条边和最后一条边一致^[10]. 此性质可以用下面公式表示:

$$\begin{aligned} P'(0) &= 3 \times (P_1 - P_0) \\ P'(n) &= 3 \times (P_n - P_{n-1}) \end{aligned} \quad (4)$$

贝塞尔曲线是一阶可导连续的, 并且复杂的曲线可以由几段低阶次的贝塞尔曲线连接. 在本文中, 使用两段三次贝塞尔曲线来组成路径. 第一段曲线的控制点设为 P_0, P_1, P_2, P_3 , 第二段曲线的控制点设为 S_0, S_1, S_2, S_3 , 第一段曲线起始于 P_0 , 并从 P_2 的方向到达 P_3 , 一般不会经过 P_1 或 P_2 , 第二段曲线也具有此性质. 因此为了满足形成的路径曲线一阶连续可导和段与段之间的光滑性, 两段曲线的点满足以下关系:

$$P_3 - P_2 = S_1 - S_0, \quad P_3 = S_0 \quad (5)$$

由以上关系可知, 若一条路径曲线是由 n 段贝塞尔曲线组成, 在起点和终点已知的情况下, 路径曲线将有 $2n$ 个未知点, $4n$ 个变量. 在本文中, 根据式(3)和式(5)可以得到 n 段贝塞尔曲线每段曲线各点的参数方程:

蜜的行为机制, 根据不同的分工, 它包括三个组成部分: 雇佣蜂(employed bees)、守望蜂(onlooker bees)和侦察蜂(scout bees). ABC 算法迭代寻优过程简单描述如下:

① 雇佣蜂

每个雇佣蜂都在一个确定的食物源附近进行搜索,食物源的位置信息代表问题的一个可行解,雇佣蜂的个数与食物源的个数相等,雇佣蜂产生新解的公式为:

$$X_{ij} = x_{ij} + r(x_{ij} - x_{kj}) \quad i \neq k \quad (7)$$

其中: $k \in \{1, 2, L, PS\}$ (PS 是种群个数), $j \in \{1, 2, L, D\}$ (D 是维数) X_{ij} 为新产生食物源的第 j 维分量, x_{ij} 为个体 x_i 的第 j 维分量, r 是 $[-1, 1]$ 的随机数. 这个随机值控制了邻域搜索过程^[11].

每个新解产生之后都要计算适应度,若新位置的适应度值比原来位置的好,则该蜜蜂更新记忆并记住新的位置. 当所有的雇佣蜂都搜索完成之后,将适应度信息通过在舞蹈区跳舞的方式传递给守望蜂.

② 守望蜂

守望蜂得到适应度信息之后,会根据雇佣蜂所找食物源的适应度,按概率选择跟随一只雇佣蜂,概率 P_i 由表达式(8)计算:

$$P_i = \frac{fit_i}{\sum_{i=1}^{PS} fit_i} \quad (8)$$

其中, fit_i 代表个体 i 的适应度值.

守望蜂会在选择跟随的雇佣蜂位置附近进行再搜索,搜索公式为式(7)若新位置优于原来的位置,则用新位置取代原来的位置信息.

③ 侦察蜂

若经过 $limit$ 次搜索后,食物源 PS_i 仍未得到更新,那么该食物源将被舍弃,此时的雇佣蜂会变成侦察蜂,侦察蜂用式(9)随机产生新食物源代替舍弃的食物源 PS_i :

$$X_{ij} = x_{min_j} + rand(0, 1)(x_{max_j} - x_{min_j}) \quad (9)$$

4 改进的人工蜂群算法

4.1 雇佣蜂搜索方式的改进

基本的 ABC 在此阶段的搜索方式是随机选取一个食物源,在参数 $rand(-1, 1)$ 的影响下,对食物源位置进行更新. 这使得检索过程有很多不确定性,随机选取的食物源有可能是好的,也有可能是不利的,从而可能使算法的局部搜索能力较差^[12]. 因此本文结合粒子群算法^[13]的搜索方式,采用全局极值和个体极值的信息,进一步提高算法的搜索能力. 在粒子群算法中,每一次迭代粒子都通过这两个极值来更新位置,个体极值是指每个个体目前为止所找到的最好位置,这代表粒子自己的经验,记做 $pbest$. 全局极值是指目前为

止全种群所找到的最优解,这代表粒子的社会经验,记做 $gbest$. 且使蜜蜂具有一个决定搜索方向的速度,速度和原来的位置信息共同决定新位置,因此改进搜索方式的表达式为:

$$v_{ij}^{t+1} = w * v_{ij}^t + c_1 * r_1 * (pbest_{ij}^t - x_{ij}^t) + c_2 * r_2 * (gbest_{ij}^t - x_{ij}^t) \quad (10)$$

$$X_{ij}^{t+1} = x_{ij}^t + v_{ij}^{t+1} = x_{ij}^t + c_1 * r_1 * (pbest_{ij}^t - x_{ij}^t) + c_2 * r_2 * (gbest_{ij}^t - x_{ij}^t) + w * v_{ij}^t \quad (11)$$

其中, t 是迭代次数, c_1, c_2 是学习因子, r_1, r_2 是介于 $[0, 1]$ 之间的随机数, w 是惯性因子, x_{ij}^t 是第 i 个蜜蜂的第 j 维的位置, v_{ij}^t 是第 i 个蜜蜂的第 j 维的速度. 式(10)是蜜蜂速度更新公式,式(11)是新位置更新公式. 式(11)的第一部分是蜜蜂当前的位置,是目前搜索的方向;第二部分体现了该蜜蜂自己本身的最好位置对当前位置的影响,表示蜜蜂在本身最好位置的局部搜索能力;第三部分体现了种群最好位置对当前位置的影响,表示蜜蜂在全局最优解周围的搜索能力;第四部分是蜜蜂的原始速度,决定蜜蜂的搜索方向和搜索距离.

4.2 守望蜂搜索方式的改进

在基本的 ABC 算法中,此阶段的搜索方式仍然是随机选择食物源附近的一个 k 个体,这样收敛速度较慢. 为解决此问题,受 $DE/best/1$ 和 $DE/rand/1$ 的启示,采用式(12)代替原来的搜索公式:

$$X_{ij} = x_{ij} + r(x_{\mu_j} - x_{ij}) \quad (12)$$

其中: r 是 $[-1, 1]$ 之间的随机数, $\mu \in [a, b]$, 本文中 a, b 分别设为 10% 和 50%. 也就是说选择的 x_{μ_j} 的性能是在整个种群的 10% 到 50% 之间. 在搜索之前,种群中的全部个体会基于适应度进行排序,搜索时,会选择排序之后的 10% 到 50% 之间的个体. 若直接选择最好个体,虽然加快了收敛速度,但很容易陷入局部最优,若随机选择个体,就会使收敛速度变慢,因此选择排序之后的部分个体就可以平衡在最好个体模式和随机个体模式之间,既不容易陷入局部最优,也加快了收敛速度.

4.3 改进的 ABC 算法流程

在雇佣蜂阶段,采用式(11)作为新解的搜索方式,可以很好的扩大搜索区域,使局部搜索能力提高,在守望蜂阶段,采用式(12)进行再搜索,相比基本的 ABC 算法提高了收敛速度,更快速地找到最优解,且

不容易陷入局部最优. 综合上述分析, 改进算法流程可以描述为如下:

- 1) 初始化种群. 随机产生 PS 个个体, 维度设为 D . 计算初始种群的适应度, 记录个体最优值 $pbest$ 和全局最优值 $gbest$.
- 2) 雇佣蜂通过式(11)产生新解, 更新食物源的位置.
- 3) 根据式(8)计算守望蜂选择食物源的概率, 且根据适应度信息, 对种群进行排序.
- 4) 守望蜂在选择的食物源邻域进行再搜索, 采用式(12), 更新食物源位置.
- 5) 侦察蜂根据式(9)产生随机解, 用于替换被放弃的食物源位置.
- 6) 记录每个个体目前为止找到的最优值 $pbest$ 和全种群目前为止找到的最优解 $gbest$.
- 7) 判断终止条件是否满足, 若满足, 则停止循环, 输出最优解; 若不满足, 则跳到步骤 2), 继续进行循环优化.

改进蜂群算法和基本蜂群算法在一定的参数设置下是相通的, 例如当式(11)中的 c_1 为 1, c_2 和 w 为 0, 而个体极值 $pbest$ 设置为种群中不同于 x_i 的一个个体, 且式(12)中的 a 、 b 分别设为 10%和 100%, 则两种算法在一定程度上是可以转换的.

4.4 评价指标

为了得到一条满意的路径, 我们需要为路径规划问题设置一个合适的目标函数. 在本文中, 主要考虑安全度和路径长度.

首先, 路径不能碰撞环境中的障碍物, 因此在本文中设置一个如下的惩罚函数 f_{safe} :

$$f_{safe} = \begin{cases} 0 & \text{if } d_{min} > D_{safe} \\ d_{min} & \text{if } 0 \leq d_{min} \leq D_{safe} \end{cases} \quad (13)$$

d_{min} 是路径与所有障碍物的最短距离, D_{safe} 是预先设置的安全距离. 本文中用圆代表障碍物, 所以安全距离设为圆的半径.

其次, 路径长度函数被定义为:

$$f_{len} = L = \int_0^1 \sqrt{(x'(t))^2 + (y'(t))^2} dt \quad (14)$$

$x(t)$, $y(t)$ 是路径上各点的坐标, 路径长度越短越好.

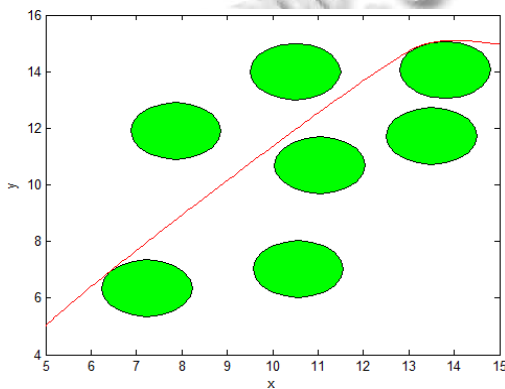
基于上述两点, 评价函数可以被设为:

$$f = f_{safe} + a * f_{len} \quad a = 1000 \quad (15)$$

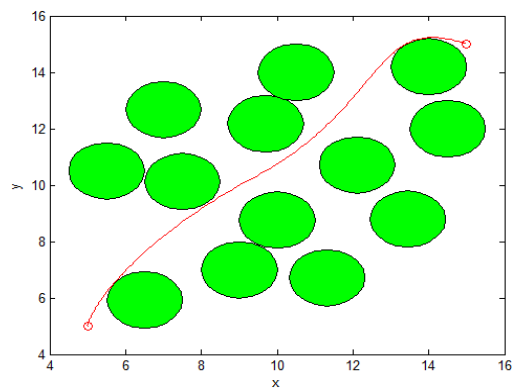
其中, a 是权重系数.

5 实验设置与结果

在本文中, 四个预先设置的路径优化问题被用来测试所提出的算法的性能, 且为了与所提出的算法相比较, DE 算法、基本 ABC 算法和文章[14]提出的改进蜂群算法(记为 LABC)也被用来测试. 各个算法的实验设置如下: 食物源个数为 30, 控制参数 $limit$ 选择为 200, 最大评价次数 Max_Fes 设为 100000, 本文用两段贝塞尔曲线描述路径, 需要优化的点为 4 个, 优化的参数为 8, 即是问题的维度为 8. 机器人的起点和终点分别是(5,5)和(15,15). 图 1 代表所提出的改进蜂群算法在被测试问题上找到的的最好路径, 其中红色代表最优路径, 绿色的圆代表设定的障碍物. 所有算法和问题的测试都是基于 10 次随机独立实验完成的, 每次循环开始时都要重新随机初始化. 实验结果为表 1.



问题 1



问题 2

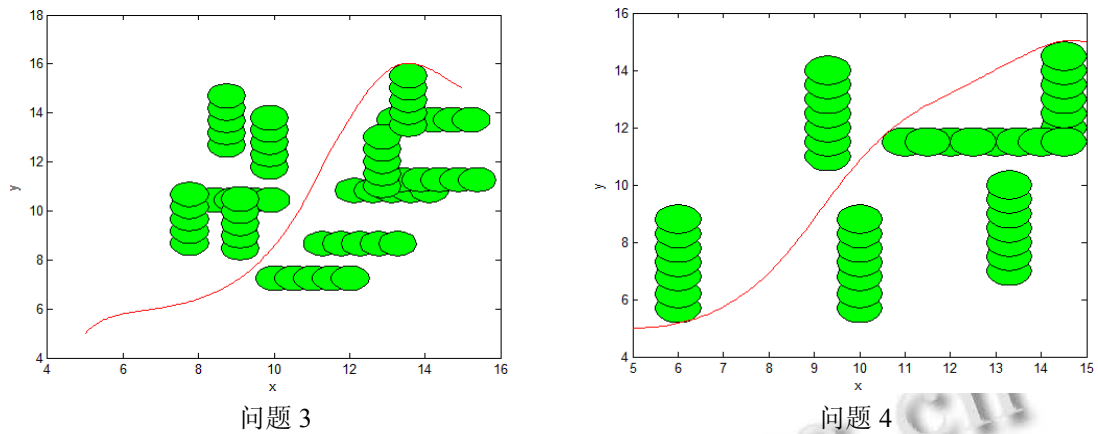


图 1 被测试问题结果

表 1 实验结果

Problems		DE	ABC	LABC	IABC
问题 1	mean	15.7840	14.8571	14.9002	14.8107
	var	0.5427	0.0309	0.0177	0.0154
	min	14.6844	14.7133	14.7670	14.7116
	max	16.7323	15.2719	15.1470	15.1256
问题 2	mean	17.8856	16.4117	16.0681	15.7869
	var	0.3165	1.2675	0.9483	0.7494
	min	17.4355	15.0450	14.9559	14.9178
	max	19.1950	17.7155	17.7759	17.6091
问题 3	mean	17.5740	17.1329	17.3837	16.9745
	var	0.0519	0.2281	0.1005	0.0864
	min	17.3112	16.5875	16.8193	16.6369
	max	17.8007	17.7480	17.7688	17.5578
问题 4	mean	16.6675	15.5145	15.8645	15.0989
	var	0.1000	0.3460	0.2969	0.0219
	min	16.5640	14.9297	15.1103	14.8703
	max	17.5674	16.8718	16.7546	15.784

从表中可以得出,改进的人工蜂群算法比基本的人工蜂群算法整体结果更好,对于每一个测试问题,IABC 算法的平均值均比 ABC 算法的更小,且除了问题 3,IABC 算法得到的最小值也更小,这代表 IABC 算法克服了基本算法容易陷入局部最优的缺点,可以找到更短路径;改进的人工蜂群算法在这四种算法中性能最好,对于每一个测试问题,10 次独立实验得到的平均值都比其他三种算法得到的平均值更小.因此针对路径规划问题,仿真结果表明 IABC 算法具有较好

的全局搜索能力,更容易找到更短路径.

其中算法的种群规模 PS ,也就是食物源的数量(蜜源的数量),它的具体数值与具体问题有关.当 PS 越大时,也就代表食物源的数量越多,使得 ABC 算法的全局搜索能力更强,有更大可能找到更好的蜜源(更好的问题的解);但 PS 若设置的过大,则需要计算的时间就会大幅度增加.在一般问题中,可以设置为 30-70 个.针对该路径规划问题,用问题 1 来测试种群规模对改进算法性能的影响,具体仿真结果见表 2.

表2 不同种群规模的实验结果

	$PS=20$	$PS=30$	$PS=40$	$PS=50$	$PS=60$	$PS=70$
mean	14.9699	14.9634	14.9317	14.9167	14.9419	14.8858
var	0.0083	0.0078	0.0043	0.0072	0.0027	0.0041
min	14.8618	14.8278	14.8240	14.8049	14.8839	14.7532
max	15.1078	15.1162	15.0147	15.0580	15.0665	14.9548

针对问题 1, 对于每个种群规模均运行 10 次. 从表格中可以看出, 除了 $PS=60$ 之外, 种群规模越大, 路径平均值越小, 说明找到最优解的可能性也越大; 但种群规模越大, 计算越复杂, 计算时间也越长. 因此, 综合考虑以上结果, 在路径仿真实验中, 选择 $PS=30$, 既有可能找到最优解, 计算时间也相对不长.

6 结语

在本设计中, 主要讨论改进的蜂群算法在路径优化中的应用. 本文采用贝塞尔曲线来描述路径, 把路径优化问题转化为控制点优化问题; 为了解决基本 ABC 算法容易陷入局部最优和后期收敛速度慢的问题, 本文借鉴粒子群算法和后期排序搜索策略改进基本 ABC 算法. 仿真实验表明了, IABC 算法比基本的 ABC 算法在路径优化问题上表现更优, 能够避免陷入局部最优且找到每个问题的最优路线.

参考文献

- 1 蔡自兴, 贺汉根, 陈虹. 未知环境中移动机器人导航控制理论与方法. 北京: 科学出版社, 2009.
- 2 Gong DW, Lu L, Li M. Robot path planning in uncertain environments based on particle swarm optimization. IEEE Congress on Evolutionary Computation, 2009. 2127–2134.
- 3 刘华军, 杨静宇, 陆建峰, 唐振民, 赵春霞, 成伟明. 移动机器人运动规划研究综述. 中国工程科学, 2006, 8(1): 85–94.
- 4 Karaboga D, Basturk B. A powerful and efficient algorithm for numerical function optimization: Artificial bee colony (ABC) algorithm. Journal of Global Optimization, 2007, 37: 459–471.
- 5 高卫峰, 刘三阳, 黄玲玲. 受启发的人工蜂群算法在全局优化

问题中的应用. 电子学报, 2012, 40(12): 2396–2403.

- 6 Zhu GP, Kwong S. Gbest-guided artificial bee colony algorithm for numerical function optimization. Applied Mathematics and Computation, 2010, 217: 3166–3173.
- 7 杭后俊, 李汪根. 有理三次 Bezier 曲线表示圆弧的一种实用方法. 计算机工程与应用, 2012, 48(6): 185–189.
- 8 Ho YJ, Liu JS. Collision-free curvature-bounded smooth path planning using composite Bezier Curve based on voronoi diagram. Proc. of IEEE International Symposium on Computational Intelligence in Robotics and Automation. Daejeon. 2009. 463–468.
- 9 刘会刚, 秦国亮. 一种基于 Bezier 曲线的军事箭标实现. 四川兵工学报, 2009, 30(2): 67–68.
- 10 Gao S, Zhang ZY, Cao CG. Particle swarm algorithm for the shortest bezier curve. International Workshop on Intelligent Systems and Applications. 2009. 1–4.
- 11 Liang JJ, Song H, Qu BY. Path planning based on dynamic multi-swarm particle swarm optimizer with crossover. International Conference on Intelligent Computing. Springer Berlin Heidelberg. 2012. 159–166.
- 12 李海生. 一类基于蜜蜂采集模型的智能算法. 计算机与现代化, 2010, (1): 7–11.
- 13 银建霞. 人工蜂群算法的研究及其应用[学位论文]. 西安: 西安电子科技大学, 2012.
- 14 Kennedy J, Eberhart RC. Particle swarm optimization. Proc. of IEEE International Conference on Neural Networks. Perth. 1995. (4): 1942–1948.
- 15 刘源, 王佩雪, 廖雷, 王海泉. 基于改进蜂群算法的倒立摆控制器优化设计. 计算机测量与控制, 2014, 22(9): 2820–2825.