

# 基于粒子群三次样条优化的局部路径规划方法

张璐, 张国良, 张维平, 敬斌

(第二炮兵工程大学, 陕西 西安 710025)

**摘要:**为解决机器人在静态未知环境下如何利用局部环境信息规划出连续平滑的路径问题,提出一种基于粒子群三次样条优化与滚动窗口结合的局部路径规划方法。借助三次样条描述路径,根据机器人实时探测到的局部环境信息,在滚动窗口中运用粒子群算法解决样条参数的优化问题,使各部分路径光滑且一阶连续,从而实现最优局部路径规划。仿真结果表明:所提算法可以在静态环境下快速有效地实现机器人的无碰撞局部路径规划,且所规划路径平滑,便于运动控制。

**关键词:**移动机器人;路径规划;粒子群优化;三次样条;滚动窗口

**中图分类号:**TP242

**文献标识码:**A

**文章编号:**1673-629X(2012)11-0145-04

## Local Path Planning Algorithm Based on Particle Swarm Optimization of Cubic Splines

ZHANG Lu, ZHANG Guo-liang, ZHANG Wei-ping, JING Bin

(The Second Artillery Engineering University, Xi'an 710025, China)

**Abstract:** In order to solve the problem of mobile robot local path planning smoothly in globally static unknown environment, an algorithm based on particle swarm optimization (PSO) of cubic splines and the rolling windows is proposed. With the cubic splines description of the path and the locally environmental information obtained by mobile robot in real-time, the particle swarm optimization is used to solve the optimization problem of splines parameters. Then, the locally optimal path is got, which is first-order continuous. The simulation results show that a collision-avoidance path can be found fleetly and effectively by the proposed algorithm in static unknown environment. And the planned path is smooth which is useful for robot motion control.

**Key words:** mobile robot; path planning; particle swarm optimization (PSO); cubic splines; rolling windows

## 0 引言

依据环境信息所知程度的不同,机器人路径规划可分为全局路径规划和局部路径规划两种,前者环境信息已知,后者不能预知信息。作为路径规划领域研究的热点——局部路径规划,要求机器人依靠自身传感器感知环境,获得快速安全到达目标的路径。目前,局部路径规划方法主要有:动态窗口法<sup>[1]</sup>、人工势场法<sup>[2]</sup>、模糊逻辑算法<sup>[3,4]</sup>、遗传算法<sup>[5,6]</sup>等。席裕庚等提出了基于滚动窗口的路径规划方法,该方法通过场景预测,以滚动方式进行规划;人工势场法结构简单,反应迅速,但存在局部极小值问题和抖动问题;模糊逻辑算法的实时性很好,但是过于依赖人的经验。

一般局部路径规划方法虽然能够规划出一条避开

障碍物并可以到达目标点的路径,但由于规划出来的路径不平滑,所需航向角变化剧烈,在实际机器人应用中,需要进行平滑处理才可使用。

文中讨论的环境为全局未知,以设计光滑平坦的路径为目的,在滚动规划的基础上,以 Ferguson 样条曲线表示路径,并在每个滚动窗口中将对最优路径的寻优过程转化为对样条参数的寻优过程<sup>[7]</sup>。由于粒子群算法具有计算简单、全局寻优能力强、快速收敛等特性,文中利用此方法作为支持。仿真结果表明,文中算法规划的路径光滑平坦,符合人工规划思维模式。

## 1 滚动规划原理

1) 场景预测:通常用机器人运动学、环境地图中的障碍信息、出发点和目标点来表述机器人运动环境的模型。任意给出一条路径,便能预测出机器人依此路径的运动情况,并判断其安全情况,进而求出相应路径的适应度或性能指标<sup>[8]</sup>。

2) 滚动窗口优化:每一步的滚动过程中,建立一

收稿日期:2012-02-22;修回日期:2012-05-25

基金项目:第二炮兵“国家重点学科建设”专项(092D0307)

作者简介:张璐(1986-),男,硕士,主要研究领域为先进控制理论及应用、机器人路径规划与导航;张国良,博士,教授,主要研究领域为先进控制理论及应用、组合导航、智能机器人。

个以当前状态为基点的滚动窗口,该窗口包括机器人感应到的环境信息,不仅是全局环境信息的局部反应,还是对原来未知障碍信息的有效补充。在此窗口下,根据先验信息采用某种方式确定该窗口区域的局部目标,并通过场景预测和优化求解出最优路径,机器人便可沿此路径移至下一滚动周期。

3) 反馈初始化: 建立新的滚动窗口时,机器人通过其传感器对周围的信息实时采集获取,初始化环境障碍信息,此过程既是对局部环境的反映,也是对不确定信息的认定,为滚动规划提供信息基础。

## 2 全局静态未知环境中的路径规划

### 2.1 问题描述与定义

设机器人工作区域为  $WS$ , 在二维平面上运动, 环境中分布着  $n$  个静态障碍物  $O_{b1}, O_{b2}, \dots, O_{bn} (i = 1, 2, \dots, n)$ , 文中规划的目的是使机器人从起点  $Start$  安全无碰撞的到达全局目标点  $Target$ , 且要求路径光滑, 一阶连续。

对机器人作以下约定:

为简化检测模型, 认为机器人在任意时刻能探测到的信息范围为: 以自己当前位置为圆心,  $r$  为半径的区域。

将  $WS$  中的环境障碍根据机器人的实际尺寸及安全要求进行相应的膨化处理, 机器人模型可简化为点状机器人。

机器人利用自身定位系统能精确地知道自己当前的位置坐标  $p_R(x_R, y_R)$ , 且对环境没有先验知识。规划出的子目标点坐标为  $p_z(x_z, y_z)$ , 全局目标点  $Target$  坐标为  $p_g(x_g, y_g)$ 。

定义:  $t$  时刻,  $\forall p \in W(t), p \notin O_i (i = 1, \dots, m, m \leq n)$ , 称  $p$  为  $t$  时刻可行点, 所有  $t$  时刻可行点的集合称为  $t$  时刻可行域;  $\forall p \in W(t), p \in O_i (i = 1, \dots, m, m \leq n)$ , 称  $p$  为  $t$  时刻障碍点, 所有  $t$  时刻障碍点的集合称为  $t$  时刻障碍域。

### 2.2 算法步骤

基于滚动优化原理的路径规划算法一般步骤可描述为图 1。

### 2.3 局部子目标的确定

$t$  时刻, 移动机器人的滚动窗口为, 若终点  $Target$  在窗口内, 即  $p_g \in W(t)$ , 则取  $p_z = p_g$ ; 否则利用启发式函数来选取使  $f(p)$  最小的窗口边界点  $p$  作为子目标点  $p_z$ , 即:

$$\min_p f(p) = h(p) + g(p) \quad (1)$$

$$s. t. \quad p \in p_a$$

其中:  $p_a$  为机器人可行域的边界点, 代表子目标

的可选集;  $h(p)$  代表机器人从子目标  $p$  行进到终点的代价;  $g(p)$  代表机器人从当前位置行进到  $p$  的代价, 根据  $p$  的坐标和当前窗口包含的环境信息来计算。  $h(p)$  一般采用  $p$  和终点之间的距离来估计, 因为机器人“视野”外的信息无法获取。

考虑全局优化的要求和局部有限信息约束的折中, 运用这种子目标的选择方法是在未知环境下实现全局优化的自然选择。文中着重关注局部避障算法, 这里降低对子目标优化的要求, 仅以  $p$  是否属于局部目标点可选区域来规定  $g(p)$  的值, 即:

$$g(p) = \begin{cases} 0, & p \in p_a \\ \infty, & p \notin p_a \end{cases} \quad (2)$$

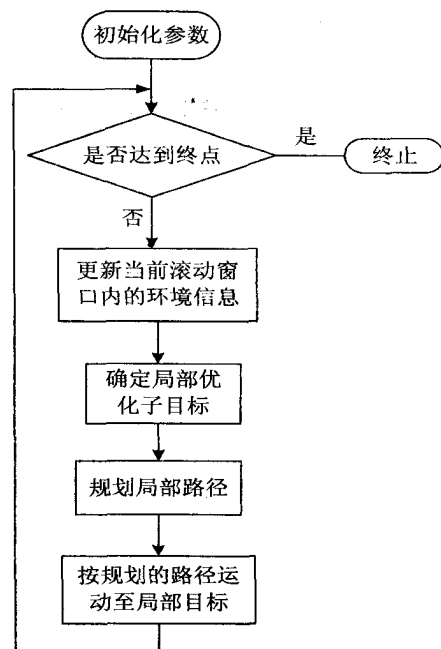


图 1 滚动规划原理图

因此, 子目标的选取问题可归结为下述优化问题:

$$\begin{aligned} \min J &= \min d(p, G) \\ s. t. \quad p &\in p_a \end{aligned} \quad (3)$$

## 3 局部路径规划方法

### 3.1 Ferguson 样条

由于传统规划方法给出的路径并不光滑, 机器人难以直接应用, 文中将路径表示为 Ferguson 样条曲线。由于 Ferguson 样条易于实现且一、二阶导数连续, 用其描述的路径适于机器人的运动控制。

设  $t \in [0, 1]$ , 定义 Ferguson 样条如下<sup>[9]</sup>:

$$\begin{aligned} r(t) &= (x(t), y(t)) \\ &= P_0 f_1(t) + P_1 f_2(t) + P_2' f_3(t) + P_3' f_4(t) \end{aligned} \quad (4)$$

其中,  $P_0, P_1, P_2', P_3'$  是决定 Ferguson 样条的矢量。

$f_1(t), f_2(t), f_3(t), f_4(t)$  为 Ferguson 多项式, 定义如下:

$$\begin{cases} f_1(t) = 2t^3 - 3t^2 + 1 \\ f_2(t) = -2t^3 + 3t^2 \\ f_3(t) = t^3 - 2t^2 + t \\ f_4(t) = t^3 - t^2 \end{cases} \quad (5)$$

结合式(4)和(5),易得  $P_0 = r(0)$ ,  $P_1 = r(1)$  分别为样条的起点和终点。

对(4)式求导,可得:

$$\begin{aligned} \mathbf{r}'(t) &= (x'(t), y'(t)) \\ &= P_0 f_1'(t) + P_1 f_2'(t) + P_0 f_3'(t) + P_1 f_4'(t) \end{aligned} \quad (6)$$

对(5)式求导,可得:

$$\begin{cases} f_1'(t) = 6t^2 - 6t \\ f_2'(t) = -6t^2 + 6t \\ f_3'(t) = 3t^2 - 4t + 1 \\ f_4'(t) = 3t^2 - 2t \end{cases} \quad (7)$$

由式(6)和式(7),可得  $P_0' = \mathbf{r}'(0)$  为样条起始点的切向量,  $P_1' = \mathbf{r}'(1)$  为终点的切向量。

定义另一条 Ferguson 样条如下:

$$\bar{\mathbf{r}}(t) = \bar{P}_0 f_1(t) + \bar{P}_1 f_2(t) + \bar{P}_0 f_3(t) + \bar{P}_1 f_4(t) \quad (8)$$

显然,若:

$$P_1 = \bar{P}_0, P_1' = \bar{P}_0' \quad (9)$$

则:两个 Ferguson 样条  $\mathbf{r}(t)$  与  $\bar{\mathbf{r}}(t)$  可以方便地连接在一起。

因此,在每一滚动窗口中将机器人路径表示成一个 Ferguson 样条,机器人的全局路径就可以表示成由若干个 Ferguson 样条连接而成的曲线。

### 3.2 基于粒子群算法的路径规划

Kennedy 和 Eberhart 在 1995 年提出的粒子群算法,是一种基于群体智能的进化算法,其思想模拟鸟类觅食的行为,鲁棒性好、计算简单是其显著优点。该算法用空间中的一个没有体积的、以一定的速度飞行的微粒(点)表示优化问题的可行解,实时计算其对环境的适应度将微粒往好的区域移动,从而逐渐向问题的最优解逼近。

#### 3.2.1 粒子群优化算法

用数学的方法将 PSO (constriction type PSO) 算法<sup>[10-12]</sup>表示如下:设  $n$  为总粒子数,  $D$  为维数,并用一个  $D$  维的位置向量  $\mathbf{x}_i(t) = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})$  代表第  $i$  个粒子,且粒子具有一个相应的瞬时速度向量  $\mathbf{v}_i(t) = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD})$ ; 设第  $i$  个粒子迄今为止搜索到的最优位置为  $\mathbf{p}_i(t) = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iD})$ , 整个粒子群迄今为止搜索到的最优位置为  $\mathbf{g}_i(t) = (g_{i1}, g_{i2}, \dots, g_{iD})$ 。则每个粒子的速度更新公式为:

$$\mathbf{v}_i(t+1) = \omega \mathbf{v}_i(t) + c_1 r_{1i}(\mathbf{p}_i - \mathbf{x}_i(t)) + c_2 r_{2i}(\mathbf{g}_i - \mathbf{x}_i(t)) \quad (10)$$

其中,正常数  $c_1, c_2$  分别为自身认知因子和社会认知因子,用以调整  $\mathbf{p}_i$  和  $\mathbf{g}_i$  的影响强度,文中取  $c_1 = 2, c_2 = 2$ 。  $r_{1i}, r_{2i}$  均为区间  $[0, 1]$  内的随机数。惯性因子  $\omega$  从  $\omega_s$  线性递减到  $\omega_e$ 。  $I_{\max}$  为最大迭代代数,进化的当前代数为  $I_c$ 。

$$\omega = \omega_s - \frac{\omega_s - \omega_e}{I_{\max}} I_c \quad (11)$$

每个粒子的位置更新公式为:

$$\mathbf{x}_i(t+1) = \mathbf{x}_i(t) + \mathbf{v}_i(t+1) \quad (12)$$

在迭代进化过程中,若粒子的速度  $\mathbf{v}_i(t) = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD})$  中的任一分量  $v_{id}$  小于  $-V_{\max}$  或大于  $V_{\max}$ , 则分别将其设置为  $-V_{\max}$  或  $V_{\max}$ ; 若粒子的位置  $\mathbf{x}_i(t) = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})$  中的任一分量  $x_{id}$  小于  $X_{\min}$  或大于  $X_{\max}$ , 则分别将其设置为  $X_{\min}$  或  $X_{\max}$ 。随着迭代运算的进行,粒子群能通过自己的经验和同伴中最好的经验逐渐向最优点聚集,并最终找出最优点。

#### 3.2.2 局部路径的粒子化表示

每个滚动窗口有一个样条描述路径,每个样条由点  $P_0, P_1$  与向量  $P_0', P_1'$  所决定,若前一窗口的终点切向量和后一窗口的起点切向量相同,则可保证机器人的全局路径光滑且一阶连续,这对于移动机器人运动的平稳性是非常有利的。由于当前窗口的起点和终点均已知(起点即为上一窗口的子目标,终点即为当前窗口的子目标,且已优化选择完毕),因此,用来进行优化的粒子结构仅为终点的二维切向量。

#### 3.2.3 适应度函数

通常要求规划出的路径不仅要短,而且要远离障碍物,因此,定义粒子评价函数如下:

$$E = d_{\min} \cdot g\left(\frac{l_{\min}}{l} + D_{\text{safe}}\right) \quad (13)$$

其中,路径(样条)长度  $l$  如下式:

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

$x'(t), y'(t)$  由式(6)确定;  $l_{\min}$  为当前窗口起点至终点的直线距离;

$D_{\text{safe}}$  为反映障碍物影响的常数;

$d_{\min}$  为路径(样条)与当前窗口中的障碍物之间的最小距离,如下式:

$$d_{\min} = \min_{t \in [0,1]} (\sqrt{(x(t) - obj_x)^2 + (y(t) - obj_y)^2}) \quad (15)$$

$x(t), y(t)$  由式(4)确定,  $obj_x, obj_y$  分别为距路径最近的障碍物的  $x, y$  坐标。

因此,使  $E$  取最大值的粒子所代表的路径称为最优路径。注:若某一粒子代表的路径与障碍发生碰撞,则  $d_{\min} = 0$ 。  $E$  的表达式采用乘积样式,可使其评价值降至最低(直接为 0)。

#### 4 仿真结果

由于文中研究的内容是在未知环境中移动机器人路径规划问题,并且要求路径光滑连续,那么在运动规划过程中,若障碍物呈现出特殊形状(例如凹形或者障碍过大)或者障碍物比较密集,此时机器人规划出的路径可能超出窗口范围。文中将路径规划问题设为在一般环境中进行,即:保证机器人在每一滚动窗口都能找到适当的局部子目标,又能使规划结果安全可行且一阶连续。

利用 Matlab 编程,对文中算法进行了仿真实验。实验中,机器人起点坐标为  $[10,10]$ ,终点坐标为  $[49,33]$ 。PSO 参数  $V_{\max} = 5, V_{\min} = 0, \omega_s = 0.9, \omega_e = 0.2$ , 群人口为 10,  $D_{\text{safe}} = 0.1$ ,在路径规划仿真中选取不同的探测半径(分别是 6.0、8.0),得到图 2 中的仿真结果。

其中图 2(a)描述了探测半径  $r = 8.0$ ,粒子群进化代数数为 150 的规划结果;(b)描述了探测半径  $r = 8.0$ ,粒子群进化代数数为 300 的规划结果;(c)描述了探测半径  $r = 6.0$ ,粒子群进化代数数为 150 的规划结果;(d)描述了探测半径  $r = 6.0$ ,粒子群进化代数数为 300 的规划结果。图中虚线表示机器人的探测范围。

通过仿真可以看出:不同的探测半径以及粒子群算法不同的进化代数会对规划的路径性能有一定的影响。但不论机器人探测半径如何选取,基于文中的算法均能够很好地完成路径规划任务。当粒子群算法进化到 150 代的时候,规划出的路径已经安全可行,既保证了绕开障碍物,又保证路径光滑且一阶连续,在机器人实际行进中便于跟踪控制;进化到 300 代的时候,规划出的路径明显优于前者,不仅保证了路径的安全可行,且路径长度要更短,总体而言更加合理。具体数据如表 1 ( $l$  为路径长度):

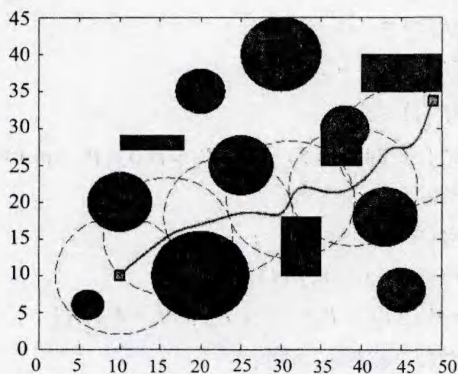
表 1 探测半径和进化代数对路径的影响

进化代数 探测半径	150	300
$r = 6.0$	$l = 49.7572$	$l = 47.7136$
$r = 8.0$	$l = 50.1940$	$l = 48.1042$

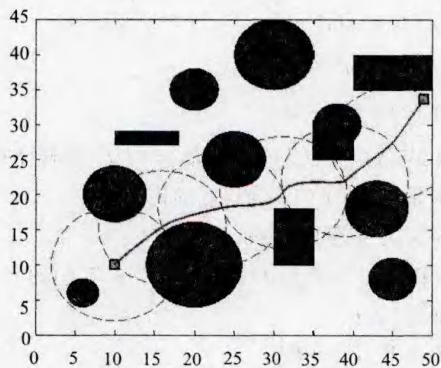
其中, $r = 6.0$ 时,整个路径规划需要滚动 8 步; $r = 8.0$ 时,整个路径规划需要滚动 6 步。

从表 1 可以看出,探测半径较小的时候,规划出的路径较短,同时运动步数就会增多,导致系统的计算负荷也会相应增大。在复杂的环境中,PSO 的进化代数和探测半径的选取对路径规划的影响将会更加突显,此时可在每一滚动窗口中,将路径表示成多条 Ferguson 样条的连接,但此方法将使需要优化的粒子维数增多,需要进化的代数也将增大,计算变得复杂,文中

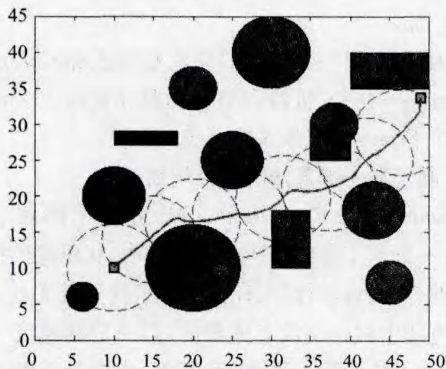
不做赘述。



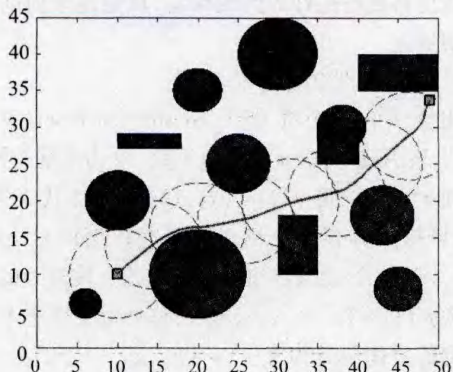
(a)  $r = 8.0$ , 进化代数数为 150



(b)  $r = 8.0$ , 进化代数数为 300



(c)  $r = 6.0$ , 进化代数数为 150



(d)  $r = 6.0$ , 进化代数数为 300

图 2 全局静态未知环境中的路径规划仿真

(下转第 152 页)

表 1 常用的可信赖程度系数

序号	可信赖程度	可信赖程度系数
1	99%	2.58
2	95%	1.96
3	90%	1.65
4	85%	1.44
5	80%	1.28

为保证抽样的随机性,根据软件项目的实际情况,进行质量控制时可采用等距随机抽样、类型随机抽样、整群随机抽样等方法<sup>[12]</sup>。

#### 4 结束语

高质量的软件离不开有效的管理和控制<sup>[13]</sup>。软件质量控制是一系列为开发高质量的软件产品所应用的流程和技术。开发组织和质量组织使用软件质量控制,可以做到在最低的成本条件和时间条件下,提供满足客户质量要求的软件产品,并且不断地开发过程和开发组织与质量组织本身。通过质量控制的一系列活动,判断在软件开发的各个点上是否符合既定的要求,对发生错误或者偏差的可以及时纠正,而不是直到最后才发现问题,以至无法弥补<sup>[14]</sup>。通过对质量控制流程与技术的研究,为质量控制提供技术和方法支持,提高质量管理的科学性。

#### 参考文献:

[1] 任永昌,鄂旭,李春杰,等. 软件项目开发方法与管理

(上接第 148 页)

#### 5 结束语

文中研究了利用粒子群三次样条优化与滚动窗口相结合的局部路径规划方法,规划出了光滑平坦的路径,便于移动机器人下一步的路径跟踪和运动控制。动态路径规划将是下一步研究的主要工作。

#### 参考文献:

- [1] 席裕庚,张纯刚. 一类动态不确定环境下机器人的滚动路径规划[J]. 自动化学报,2002,28(2):161-175.
- [2] Fan Xiaoping, Li Shuangyan, Chen Tefang. Dynamic obstacle avoiding path plan for robots based on a new artificial potential field function[J]. Control Theory & Applications, 2005, 22(5):703-707.
- [3] 薛艳茹,郑冰. 基于模糊控制信息融合方法的机器人导航系统[J]. 微计算机信息,2005(22):107-109.
- [4] 范莉丽,王奇志. 改进的生物激励神经网络的机器人路径规划[J]. 计算机技术与发展,2006,16(4):19-21.

[M]. 北京:清华大学出版社,2011.

- [2] 谭守标,徐超,李正平. 日本软件质量保证实践[J]. 计算机技术与发展,2007,17(6):46-48.
- [3] Laski W, Korel B. A data flow oriented program testing strategy[J]. IEEE Transactions on Software Engineering, 2003, 9(3):347-354.
- [4] Schneidewind N. What can software engineers learn from manufacturing to improve software process and product[J]. Journal of Intelligent Manufacturing, 2011, 22(4):597-606.
- [5] 朱少民. 软件质量保证和管理[M]. 北京:清华大学出版社,2008.
- [6] 郭宁,周晓华. 软件项目管理[M]. 北京:清华大学出版社,2009.
- [7] 百度知道. 鱼刺图怎么做[EB/OL]. 2009-07-27. <http://zhidao.baidu.com/question/231203163.html>.
- [8] Falk M, Michel R. Testing for a multivariate generalized Pareto distribution[J]. Extremes, 2009, 12(1):33-51.
- [9] 于芳民. 软件开发工程项目管理中的质量控制研究[J]. 潍坊教育学院学报,2008,21(3):39-41.
- [10] 毕莹,赵雨濛. 软件项目质量控制过程中工具及方法的研究[J]. 甘肃科技纵横,2006,35(3):76-77.
- [11] 李姚矿. 统计抽样测试中影响样本量的因素分析[J]. 运筹与管理,2000,9(1):115-118.
- [12] 刘建平. 抽样法的随机性刍议[J]. 山西财经学院学报,1987,9(1):18-20.
- [13] 黄立威,黄伟,冯径. 支持软件质量控制的软件配置管理研究[J]. 计算机技术与发展,2011,21(7):50-53.
- [14] 李树文. 基于度量的软件质量控制研究[J]. 微计算机信息,2008,25(2):211-213.
- [5] 刘雁飞,裴聿皇. 基于两层编码遗传算法的机器人路径规划[J]. 控制理论与应用,2000,17(3):429-432.
- [6] 张荣松,包家汉. 基于改进遗传算法的机器人路径规划[J]. 计算机技术与发展,2009,19(7):28-31.
- [7] Saska M, Macas M, Preucil L, et al. Robot path planning using particle swarm optimization of Ferguson splines[C]//Proceedings of the IEEE Symposium on Emerging Technologies and Factory Automation. Piscataway, NJ, USA:IEEE, 2006.
- [8] 丛岩峰. 基于滚动优化原理的路径规划方法研究[D]. 长春:吉林大学,2006.
- [9] Ye J, Qu R. Fairing of parametric cubic splines[J]. Mathematical and Computer Modeling, 1999, 30(5/6):121-131.
- [10] Clerc M, Kennedy J. The particle swarm - explosion, stability and convergence in a multidimensional complex space[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2002, 6(1):58-73.
- [11] 吴宪祥,郭宝龙,王娟. 基于粒子群三次样条优化的移动机器人路径规划算法[J]. 机器人,2009,31(6):556-560.
- [12] 秦元庆,孙德宝,李宁. 基于粒子群算法的移动机器人路径规划[J]. 机器人,2004,26(3):222-225.