

6-1-2020

Multi-Robots Global Path Planning Based on PSO Algorithm and Cubic Spline

Qiang Ning

1. School of Physics and Information Technology, Shaanxi Normal University, Xi'an 710119, China;;

Gao Jie

1. School of Physics and Information Technology, Shaanxi Normal University, Xi'an 710119, China;;

Fengju Kang

2. School of Marine Science and Technology, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China;

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the [Artificial Intelligence and Robotics Commons](#), [Computer Engineering Commons](#), [Numerical Analysis and Scientific Computing Commons](#), [Operations Research](#), [Systems Engineering and Industrial Engineering Commons](#), and the [Systems Science Commons](#)

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

Multi-Robots Global Path Planning Based on PSO Algorithm and Cubic Spline

Abstract

Abstract: There are shortcomings such as premature convergence, high encoding dimension and unsmooth path for particle swarm optimization (PSO) algorithm to solve the robot path planning problem under free space. *The particle coding is coordinates of several path nodes in the environment. The number of spline curves and the maximum turnings of path were determined by the number of path nodes. The cubic spline function was used to interpolate on the path of the starting point, path nodes and target point, thus a full path which was formed by connecting all interpolation points was obtained.* Simulation results show that compared with the traditional methods, the proposed algorithm can quickly find the optimal path, and can plan the optimal collision free path for multi-robots.

Keywords

particle swarm optimization algorithm, cubic spline, multi-robots, path planning

Recommended Citation

Qiang Ning, Gao Jie, Kang Fengju. Multi-Robots Global Path Planning Based on PSO Algorithm and Cubic Spline[J]. Journal of System Simulation, 2017, 29(7): 1397-1404.

基于 PSO 和三次样条插值的多机器人全局路径规划

强宁¹, 高洁¹, 康凤举²

(1. 陕西师范大学物理学与信息技术学院, 西安 710119; 2. 西北工业大学航海学院, 西安 710072)

摘要: 在自由空间下粒子群算法(Particle Swarm Optimization, PSO)求解机器人路径规划问题时, 存在易早熟、编码维度高和路径不平滑等问题, 为此提出了一种基于 PSO 和三次样条插值的路径规划方法。所设计的粒子编码为环境中若干个路径节点的坐标, 路径节点的个数决定了样条曲线的个数同时也决定了路径转向的次数。通过 3 次样条函数对路径的起点、路径节点和终点进行插值, 从而得到一条由插值点构成的路径。仿真结果表明, 相比传统方法所提出的算法能快速找到平滑的最优路径, 并且能为多个机器人规划出最优的无碰路径。

关键词: 粒子群算法; 三次样条; 多机器人; 路径规划

中图分类号: TP391.9

文献标识码: A

文章编号: 1004-731X (2017) 07-1397-08

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.201707002

Multi-Robots Global Path Planning Based on PSO Algorithm and Cubic Spline

Qiang Ning¹, Gao Jie¹, Kang Fengju²

(1. School of Physics and Information Technology, Shaanxi Normal University, Xi'an 710119, China;

2. School of Marine Science and Technology, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China)

Abstract: There are shortcomings such as premature convergence, high encoding dimension and unsmooth path for particle swarm optimization (PSO) algorithm to solve the robot path planning problem under free space. The particle coding is coordinates of several path nodes in the environment. The number of spline curves and the maximum turnings of path were determined by the number of path nodes. The cubic spline function was used to interpolate on the path of the starting point, path nodes and target point, thus a full path which was formed by connecting all interpolation points was obtained. Simulation results show that compared with the traditional methods, the proposed algorithm can quickly find the optimal path, and can plan the optimal collision free path for multi-robots.

Keywords: particle swarm optimization algorithm; cubic spline; multi-robots; path planning

引言

机器人全局路径规划方法主要涉及地图建模和搜索策略两个问题^[1], 目前主要的全局路径规划方法包括可视图法、A*算法、栅格法和基于智能

优化的搜索算法^[2-6]。智能优化算法已经成为解决机器人路径规划问题的研究热点, 多种智能优化算法已经成功应用于路径规划的搜索策略中, 包括遗传算法^[7]、蚁群算法^[8]和粒子群算法^[9]等。其中粒子群算法(Particle Swarm Optimization, PSO)由于具有收敛速度快、调节参数少等优点得到了广泛的关注。多机器人全局路径规划要求为每个机器人规划一条无碰路径, 该问题可以分解为多个单机机器人的路径规划问题, 同时需要考虑机器人路径的交叉和避碰^[10-11]。



收稿日期: 2016-07-09

修回日期: 2016-08-09;

基金项目: 国家自然科学基金(11404205), 中央高校基本科研业务费专项资金(GK201703015);

作者简介: 强宁(1981-), 男, 陕西西安, 博士, 研究方向为进化计算; 高洁(通讯作者 1982-), 女, 陕西西安, 博士, 研究方向为噪声控制技术。

<http://www.china-simulation.com>

• 1397 •

文献[12]提出了一种 PSO 算法求解机器人全局路径规划的方法,设计了粒子的编码,并根据障碍物的位置限定粒子的可活动区域从而缩小了解空间;文献[13]提出了一种带扰动机制的 PSO 算法,采用和文献[12]相同的编码方法。在复杂环境下,文献[12-13]所设计的编码方法必须设置较大的粒子维度,否则路径可能无法绕开障碍物,但较大的维度将导致 PSO 算法的运行效率降低,难以找到较平滑的最优路径。文献[14-15]最早提出了基于 PSO 和三次样条优化的路径规划方法,粒子的编码为 Ferguson 样条函数的参数,路径由若干条 Ferguson 曲线构成,由于每条样条曲线有 4 个参数,因此该方法的编码维度仍然较高。本文设计的基于 PSO 和三次样条插值的路径规划方法以环境中路径节点的坐标为粒子编码,显著降低了编码维度。为了进一步改善算法性能,设计了一种罚函数策略和一种特殊的初始化策略。在单机器人路径规划的基础上设计了基于虚拟障碍的多机器人路径规划方法。仿真结果表明了本文算法的有效性。

1 粒子群算法和三次样条函数

1.1 粒子群算法

基本 PSO 算法的表达式如下:

$$v_{id}^{t+1} = w \cdot v_{id}^t + c_1 \cdot r_1 (p_{id}^t - x_{id}^t) + c_2 \cdot r_2 (p_{gd}^t - x_{id}^t) \quad (1)$$

$$x_{id}^{t+1} = x_{id}^t + v_{id}^{t+1} \quad (2)$$

公式(1)和(2)分别为粒子速度和位置的更新公式。 v_{id}^{t+1} 和 x_{id}^{t+1} 代表 $t+1$ 次迭代第 i 个粒子第 d 维的速度和位置; w 代表惯性权重; p_{id}^t 和 p_{gd}^t 分别代表粒子的个体最优和全局最优; c_1 和 c_2 为加速因子; r_1 和 r_2 为 $[0, 1]$ 上的均匀随机数。

1.2 三次样条函数

假设在区间 $[a, b]$ 上给定一个分割:

$$\Delta: a = x_0 < x_1 < \dots < x_n < x_{n+1} = b \quad (3)$$

如果满足下列两个条件,在 $[a, b]$ 上的一个函数 $f(x)$ 就称为插值三次样条函数。

(1) 在每一小区间 $(x_{i-1}, x_i) (i=1, 2, \dots, n)$ 内 $f(x)$ 分别为三次多项式函数:

$$f_i(x) = a_i + b_i(x - x_i) + c_i(x - x_i)^2 + d_i(x - x_i)^3 \quad (4)$$

(2) $f(x)$, $f'(x)$ 和 $f''(x)$ 在 $[a, b]$ 上连续。

满足:

$$f(x_0) = y_0, \dots, f(x_{n+1}) = y_{n+1} \quad (5)$$

$$f_- = f_+(x_i) = y_i, i=1, 2, \dots, n \quad (6)$$

$$f'_-(x_i) = f'_+(x_i), i=1, 2, \dots, n \quad (7)$$

$$f''_-(x_i) = f''_+(x_i), i=1, 2, \dots, n \quad (8)$$

公式(5)代表 $f(x)$ 满足插值条件,共 $n+2$ 个条件;公式(6)代表 $f(x)$ 在插值点处连续,共 n 个条件;公式(7)和(8)代表 $f(x)$ 的一阶导数和二阶导数在插值点处连续,共 $2n$ 个条件。公式(5)~(8)共提供了 $4n+2$ 个条件,而 $[a, b]$ 上一共有 $n+1$ 个区间,每一个区间上的三次多项式有 4 个待定的系数,因此共有 $4n+4$ 个待定系数,再补充 2 个边界条件就可以确定三次样条函数 $f(x)$ 。常用的边界条件有以下 3 种情况:

自然边界:两个端点处的二阶导数为 0。

固定边界:指定第一个和最后一个节点处的一阶导数值。

非节点边界:第 2 个和倒数第 2 个节点处的三阶导数连续。即:

$$f'''_-(x_1) = f'''_+(x_1), f'''_-(x_n) = f'''_+(x_n) \quad (9)$$

2 基于 PSO 和三次样条插值的 (PSO-SP) 单机器人路径规划

所提出的 PSO-SP 算法以路径节点为粒子的编码,路径节点的个数代表了三次样条曲线的个数。由于样条曲线是一阶连续的,且在路径节点处是二阶连续的,因此路径节点的个数代表了路径能够转向的最大次数。即使在非常复杂的环境下,一般经历 3~5 次转向就能绕开所有障碍物,因此粒子编码的维度不会随着环境的复杂度而大幅增加。

PSO 算法迭代过程中将产生一些非法解,即穿越障碍物的路径,传统的处理方法主要为丢弃或修正非法路径,这实际上降低了 PSO 算法的效率,

如果非法路径较多, PSO 算法的进化能力将退化, 因为没有足够的可行解来维持进化种群。在实际问题中, 一条非法路径有可能很接近最优路径, 例如路径的一部分只是和障碍物有很小范围的接触, 只需要稍稍调整就可以得到合法的高质量的路径, 这表明即使是非法路径也有可能进化为合法的更优解。因此, 定义了路径非法的“程度”, 并设计了基于罚函数的适应值函数, 保留了那些具有较好适应值且非法程度较低的路径, 从而提高算法的运行效率。此外, 设计了特殊的初始化策略, 能够根据环境产生高质量的初始路径。

2.1 粒子编码设计

粒子的编码就是若干个路径节点的坐标位置。路径节点的位置可以任意选取, 也可以按照一定策略根据环境来选取。

假定 m 个路径节点的坐标已经确定, 分别为 $r_1=(x_{r1}, y_{r1}), \dots, r_m=(x_{rm}, y_{rm})$, 路径起点和终点的坐标分别为 (x_0, y_0) 和 (x_{n+1}, y_{n+1}) , 在区间 $[x_0, x_{r1}, \dots, x_{rm}, x_{n+1}]$ 和 $[y_0, y_{r1}, \dots, y_{rm}, y_{n+1}]$ 上分别通过三次样条插值得到 n 个插值点的坐标 $(x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n)$ 。则由 m 个路径节点构成的粒子编码所对应的路径为插值点 $(x_0, y_0), (x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n), (x_{n+1}, y_{n+1})$ 组成的连线。

2.2 路径初始化策略

粒子群算法的初始化策略通常为随机初始化, 对于 PSO-SP 算法如果随机选择路径节点很可能导致路径非法。因此设计了一种新的初始化策略, 既能保证路径合法, 还能得到更优的初始路径。具体方法如下:

步骤 1: 连接起点和终点, 记为线段 L 。

步骤 2: 在线段 L 上均匀取 m 个点, 那么每个点的坐标都是确定的, 记为:

$$x_i = \frac{x_{n+1} - x_0}{m+1}i, y_i = \frac{y_{n+1} - y_0}{m+1}i, i=1, 2, \dots, m \quad (10)$$

步骤 3: 判断线段 L 和障碍物是否相交, 如果相交, 解出 L 与障碍物相交的区间。

步骤 4: 判断 m 个点是否在线段 L 与障碍物相

交的区间上。如果否, 路径节点在均分节点附近随机取值, 即:

$$xr_i = \text{Rand}[0.5 \frac{x_{n+1} - x_0}{m+1}i, 1.5 \frac{x_{n+1} - x_0}{m+1}], \\ (i=1, 2, \dots, m) \quad (11)$$

$$yr_i = \text{Rand}[0.5 \frac{y_{n+1} - y_0}{m+1}i, 1.5 \frac{y_{n+1} - y_0}{m+1}], \\ (i=1, 2, \dots, m) \quad (12)$$

如果是, 则过均分节点作线段 L 的垂线, 找到该垂线与障碍物的边界交点并随机选中其中一个点, 再随机选择该点附近的点作为路径节点。假定由起点和终点坐标决定的直线方程为 $y=k_1x+b_1$, 带入起点和终点的坐标可以求出斜率 k_1 和常数 b_1 , 假定某一个等分点 (x_i, y_i) 落在线段 L 与障碍物相交的区间上, 那么过该点做线段 L 的垂线, 则垂线方程为 $y=k_2x+b_2$, 则有 $k_1 \cdot k_2 = -1$, 再带入点 (x_i, y_i) 即可得到垂线方程, 求解出该垂线和障碍物的一个交点坐标记为 (x'_i, y'_i) , 则路径节点的坐标可按以下公式选择:

$$xr_i = \text{Rand}[x'_i - 0.5 \frac{x_{n+1} - x_0}{m+1}, x'_i + 0.5 \frac{x_{n+1} - x_0}{m+1}], \\ (i=1, 2, \dots, m) \quad (13)$$

$$yr_i = \text{Rand}[y'_i - 0.5 \frac{y_{n+1} - y_0}{m+1}, y'_i + 0.5 \frac{y_{n+1} - y_0}{m+1}], \\ (i=1, 2, \dots, m) \quad (14)$$

步骤 5: 判断所有 m 个路径节点是否位于障碍物内部。

由以上方法可得尽可能靠近线段 L 且具有一定随机分布性的路径节点, 但因为随机选择的范围较大, 路径节点仍有可能落在障碍物内部, 导致路径非法。如果路径节点位于障碍物内部, 则重新在相应范围内随机选择路径节点, 直到所有路径节点都不在障碍物内部。那么如何判断路径节点是否位于障碍物内部呢? 下面分别介绍点是否在圆形障碍物和多边形障碍物内部的判断方法。该方法还将在算法每次迭代后, 计算路径的非法度时使用(2.3 节)。

① 判断点是否位于圆形障碍物内部

只需判断点到圆心的距离是否小于圆的半径即可。

② 判断点是否位于多边形障碍物内部

对于点 (x_i, y_i) , 首先判断 x_i 和 y_i 是否分别在 $[x_{\min}, x_{\max}]$ 和 $[y_{\min}, y_{\max}]$ 范围内, 如果点 (x_i, y_i) 至少有一维坐标不在以上范围内则可以确定点 (x_i, y_i) 不在障碍物内, 否则继续判断。 $x_{\min}$, $x_{\max}$, $y_{\min}$, $y_{\max}$ 分别为多边形顶点坐标 x 方向和 y 方向的最小值和最大值。如果 x_i 和 y_i 均位于 $[x_{\min}, x_{\max}]$ 和 $[y_{\min}, y_{\max}]$ 范围内, 则继续采用以下方法判断。过点 (x_i, y_i) 作一条平行于 x 轴的直线, 该直线与多边形相交于多个点(如图 1 所示), 假定从左边起的第一个交点代表直线进入多边形内部, 则第二个交点代表直线穿出多边形, 那么第三个交点又代表进入多边形, 以此类推则交点的个数必为偶数, 且两个为一组代表直线进入和穿出多边形。因此, 如果直线上点 (x_i, y_i) 两侧交点的个数均为奇数个, 则点 (x_i, y_i) 在多边形内部, 否则点 (x_i, y_i) 在多边形外部, 如果多边形是凸多边形则交点只有两个, 如果交点位于点 (x_i, y_i) 两侧则点 (x_i, y_i) 在多边形内部, 否则点 (x_i, y_i) 在多边形外部。

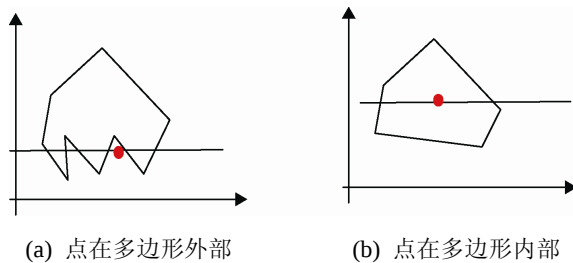


图 1 判断点是否位于多边形内部

Fig. 1 Estimate whether the point is inside the polygon

为了维持种群的多样性减小陷入局部最优的概率, 算法每次迭代后选择适应值最差的 10% 粒子做初始化操作, 按照前面所设计的初始化策略重新生成部分粒子。

2.3 带有罚函数的适应值函数

粒子在进化过程中不断寻找长度最短的路径并淘汰与障碍物相交的路径。为了简化计算, 只需要判断所有路径点也就是插值点是否位于障碍物内部。实际当中有可能出现线段的两个端点均在障

碍物外部, 但线段和障碍物相交的情况。如果插值点个数较多则三次样条曲线越平滑, 而路径上每一条线段就越短, 因此可以忽略这种情况下的非法路径。根据落入障碍物内部的插值点的个数来定义路径的非法度和适应值:

$$V = \frac{n_o}{n+2} \quad (15)$$

$$F = L(1+V)(1+0.1t) \quad (16)$$

公式(15)为非法度的定义, n_o 代表落入障碍物内部的插值点的个数; $n+2$ 为插值点包括起点和终点的个数。公式(16)为带有罚函数的适应值函数, 其中 F 代表适应值; L 代表路径的长度; V 为路径的非法度; t 为非法度连续增大的迭代次数, 如果非法度减小则 t 值清零。可以看出当非法度较小时, 非法路径被附加的惩罚值很小, 非法路径有机会进化为更优的合法路径, 但如果随着迭代次数增加非法路径的非法度没有减小, 则适应值将在每次迭代后增大 10%, 当路径附加的惩罚值较大时该路径将在算法进化过程中自动淘汰。

2.4 PSO-SP 算法的步骤

步骤 1: 根据具体问题确定路径节点的个数 m , 对于简单环境 m 选择为 2, 对于复杂环境 m 选择为 3, 4 或更大的值; 确定插值点的个数 n ; 确定种群规模 N , 惯性因子和学习因子; 根据 2.2 节中的初始化策略初始化 N 个粒子。

步骤 2: 对于每一个粒子, 计算粒子 x 方向和 y 方向的 n 个插值点坐标, 并求解粒子所对应的路径, 判断粒子是否合法, 根据公式(15), (16)计算粒子的非法度和适应值。

步骤 3: 根据公式(1)和(2)更新粒子的速度和位置。判断更新后的粒子是否合法, 并根据公式(15), (16)计算粒子的非法度和适应值。迭代次数加 1。

步骤 4: 选择适应值最差的 10% 粒子做初始化操作。

步骤 5: 迭代结束? 如果否转到步骤 3, 如果是算法结束, 输出最优路径。

3 多机器人全局路径规划

多机器人的全局路径规划相当于多次单机器人路径规划, 要求为每个机器人规划一条从起点到终点的路径。通过集中式全局规划方法依次为每个机器人规划路径, 为了避免多机器人的路径出现交叉, 设计了一种基于虚拟障碍的路径规划方法, 具体如下:

步骤 1: 通过 PSO-SP 算法对第一个机器人进行路径规划得到最优路径, 然后以这条路径上的路径节点为圆心人工设置若干个虚拟障碍物。

步骤 2: 继续规划第二个机器人的路径。由于虚拟障碍物的存在, 新规划的路径一定不会与第一个机器人的路径相交, 同样的以第二个机器人路径上的路径节点设置虚拟障碍物并继续规划第三个机器人的路径, 直到规划完成所有机器人的路径。

图 2 为多机器人路径规划的示意图, 五角星代表路径节点, 黑色实心圆和四边形代表障碍物, 虚线圆代表虚拟障碍物。图中 3 条路径分别代表 3 个机器人的规划路径。基于虚拟障碍的多机器人路径规划方法保证了各机器人的路径不会交叉, 避免了机器人碰撞的风险, 实际当中可以根据需要设置虚拟障碍物圆的半径。

4 仿真实验

4.1 单机器人路径规划实验

在 3 个测试环境下测试 PSO-SP 算法和文献[12-14]的算法。PSO-SP 算法中粒子编码的维度对于 3 个环境分别设置为 2, 3 和 4。

插值点的个数设置为 50, 3 次样条函数的边界条件为非节点边界。粒子群体规模 N 设置为 80, 惯性因子、学习因子设置为: $w=[0.9, 0.4]$, $c_1=1.5$, $c_2=1.5$ 。粒子速度最大值限制 $v_{\max}=6$ 。文献[12-14]的 PSO 算法分别命名为 PSO1, PSO2 和 PSO3, PSO1 和 PSO2 的编码维度对 1 和 2 两个环境设置为 11 和 29, 可见 PSO-SP 的维度远小于 PSO1 和 PSO2。PSO3 在环境 2 和 3 下维度设置为 16 和 20, 因此样条曲线的个数和 PSO-SP 算法一致, 但 PSO-

SP 算法的编码维度仍然较小。

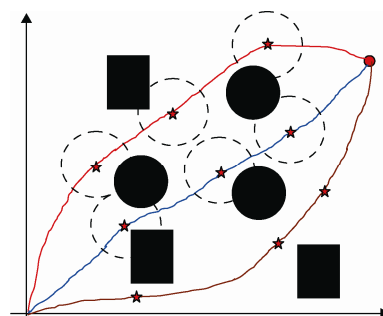
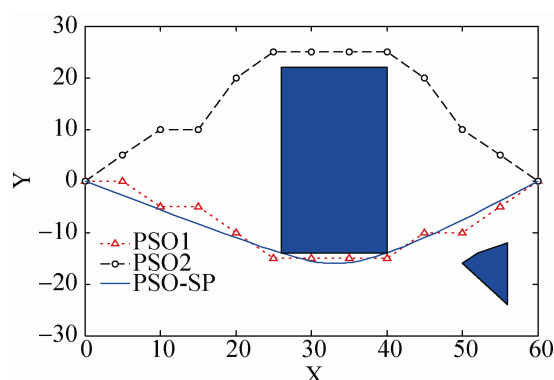
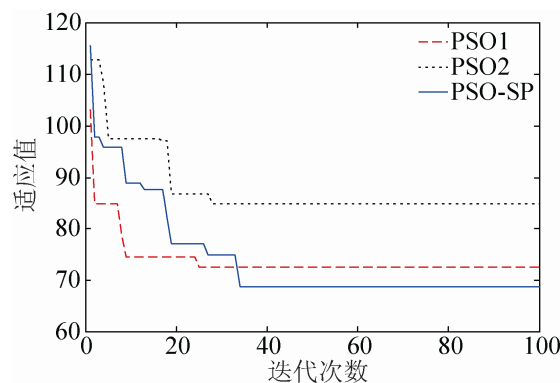


图 2 基于虚拟障碍的多机器人路径规划

Fig. 2 Multi-robots path planning based on virtual obstacle



(a) 最优路径



(b) 迭代曲线

图 3 环境 1 下 3 种 PSO 算法的最优路径和迭代曲线
Fig. 3 The optimal paths and iterative curves of 3 PSO algorithms under the first environment

从图 3 和 4 可看出, PSO-SP 算法取得的路径非常平滑, 这是 3 次样条插值曲线的特点。在环境 1 下 3 种算法的运行时间相差不多, 而在环境 2 下 PSO-SP 算法只需不到 100 次迭代就能得到满意结果, 而在相同环境下 PSO1 却需要 700 次左右迭代才能得到较好的结果, 而 PSO3 也需要 400 次左右

迭代。表 1 比较了 3 种算法在第 2 个测试环境下 30 次运行的统计结果, PSO-SP 取得最优解所需要时间明显少于其他 2 种算法, 主要是因为 PSO-SP 算法的维度更低(仅为 3), 而 PSO1 的维度为 29, PSO3 的维度为 16, 此外, 所设计的罚函数策略使部分非法解能够继续参与进化, 进一步提高了算法的效率。在复杂环境下一般存在多条局部最优路径, 表 1 比较了 3 种算法陷入局部最优的次数, PSO1 和 PSO3 均易陷入局部最优, 而 PSO-SP 由于采用了特殊的初始化策略和多样性维持策略, 陷入局部最优的次数显著减少。

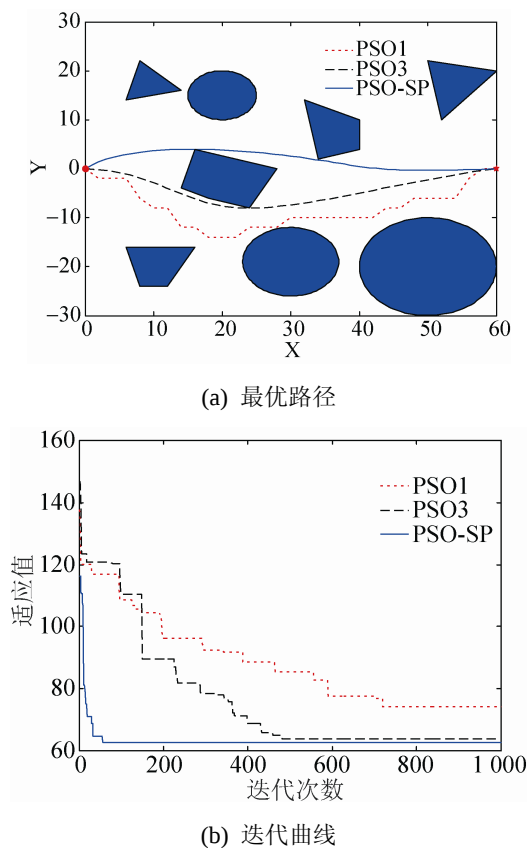


图 4 环境 2 下 3 种 PSO 算法的最优路径和迭代曲线
Fig. 4 The optimal paths and iterative curves of 3 PSO algorithms under the second environment

表 1 环境 2 下 3 种算法的统计结果比较
Tab. 1 Comparison of statistical results of 3 algorithms under the second environment

3 种算法	平均路径长度	陷入局部最优次数	平均运行时间/s
PSO1	82.058 7	14	27.5
PSO3	73.587 0	11	17.6
PSO-SP	65.780 4	6	13.4

图 5 为环境 3 下 PSO3 和 PSO-SP 在 30 次运行结果中所找到的最优的 3 条路径, 从图中可以看出 PSO-SP 找到了全局最优路径, 路径长度为 136.811 0, 而 PSO3 只找到了 3 条距离较短的局部最优路径。表 2 统计了 PSO3 和 PSO-SP 在环境 3 下运行 30 次的统计结果, PSO-SP 在收敛速度、收敛性和克法早熟能力方面均表现更优。

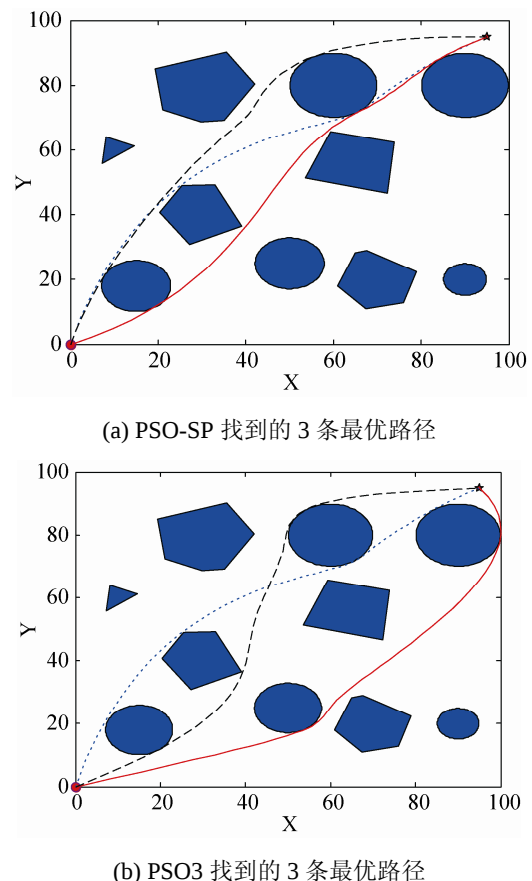


图 5 环境 3 下 PSO-SP 和 PSO3 找到的 3 条最优路径
Fig. 5 The 3 optimal paths found by PSO-SP and PSO3 under the third environment.

表 2 环境 3 下 2 种算法的统计结果比较
Tab. 2 Comparison of statistical results of 2 algorithms under the third environment

2 种算法	平均路径长度	陷入局部最优次数	平均运行时间/s
PSO3	158.366 0	13	28.5
PSO-SP	142.057 8	7	16.8

4.2 多机器人路径规划实验

本实验的地图采用上一节中的环境 3, 共设置

了 5 个圆形障碍物和 5 个多边形障碍物, 要求为 3 个机器人规划最优的无碰路径。PSO-SP 算法的参数设置和上一节中相同, 路径节点个数设置为 4, 最大迭代次数 $t_{\max}$ 设置为 100。如图 6(a) 为起点终点位置相同的 3 个机器人的规划路径, 起点和终点坐标分别为 (0, 0) 和 (95, 95), 实线所代表的第 1 个机器人的路径长度为 136.811 0, 短划线所代表的第 2 个机器人的路径长度为 147.939 4, 虚线所代表的第 3 个机器人的路径长度为 152.265 9。图 6(b) 为起点相同而终点位置不同时 3 个机器人的路径规划, 起点坐标为 (0, 0), 终点坐标分别为 (95, 95), (20, 95) 和 (40, 95), 3 个机器人的路径长度分别为

136.811 0, 97.215 9 和 104.696 7。图 6(c) 中 3 个机器人起点不同而终点相同, 3 个起点坐标分别为 (0, 0), (0, 30) 和 (40, 0), 终点坐标分别为 (95, 95), 3 个机器人的路径长度分别为 136.811 0, 121.245 3 和 116.931 3。图 6(d) 为起点和终点位置都不相同时 3 个机器人的路径规划, 3 个起点坐标分别为 (40, 0), (50, 0) 和 (60, 0), 3 个终点坐标分别为 (10, 95), (50, 95) 和 (95, 95), 3 个机器人的路径长度分别为 97.026 0, 100.7986 和 108.0364。由图 6 可以看出, 基于虚拟障碍的多机器人路径规划方法能为多个机器人规划出安全、无碰的最优路径。

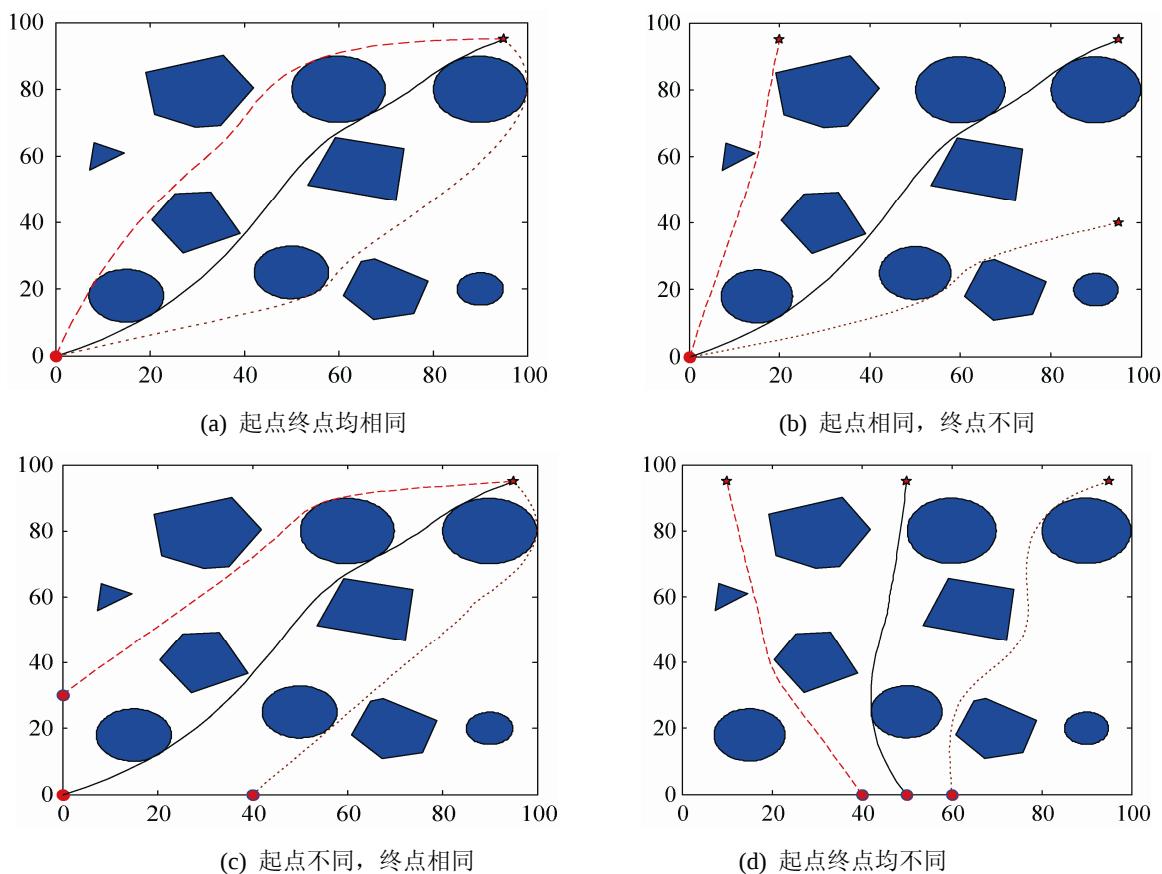


图 6 基于 PSO-SP 和虚拟障碍物的多机器人路径规划
Fig. 6 Multi-robots path planning based on PSO-SP and virtual obstacle

5 结论

本文提出了一种基于 PSO 和三次样条插值的单机器人路径规划方法, 并在此基础上设计了基于

虚拟障碍的多机器人路径规划方法。所提出的 PSO-SP 算法以路径节点坐标为粒子编码, 显著降低了编码的维度, 同时保证了路径曲线的光滑度。所设计的罚函数策略使得非法度较低的解有机会

进化为更优的合法解。为了防止算法陷入局部最优,设计了特殊的初始化策略来设置初始的路径节点。与传统的基于 PSO 的路径规划方法相比,本文算法的运行效率更高,能更快速的找到平滑的最优路径,因此,将来有可能应用于动态实时路径规划问题中。

参考文献:

- [1] 朱大奇, 颜明重. 移动机器人路径规划技术综述 [J]. 控制与决策, 2010, 25(7): 961-967. (Zhu Da-qi, Yan Ming-zhong. Survey on technology of mobile robot path planning [J]. Control and Decision, 2010, 25(7): 961-967.)
- [2] 姚远, 周兴社, 张凯龙, 等. 基于稀疏 A*搜索和改进人工势场的无人机动态航迹规划 [J]. 控制理论与应用, 2010, 27(7): 953-959. (Yao Yuan, Zhou Xing-she, Zhang Kai-long, et al. Dynamic trajectory planning for unmanned aerial vehicle based on sparse A* search and improved artificial potential field [J]. Control Theory & Applications, 2010, 27(7): 953-959.)
- [3] 王芳, 万磊, 徐玉如, 等. 基于改进人工势场的水下机器人路径规划 [J]. 华中科技大学学报(自然科学版), 2011, 39(增 2): 184-187. (Wang Fang, Wan Lei, Xu Yu-ru, et al. Path Planning Base on Improved Artificial Potential Field for Autonomous Underwater Vehicle [J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology (Natural Science Edition), 2011, 39(S2): 184-187.)
- [4] Takahashi O, Schilling R J. Motion planning in a plane using generalized Voronoi diagrams [J]. IEEE Trans on Robotics and Automation (S1042-296X), 1989, 5(2): 143-150.
- [5] Avneesh S, Erik A, Sean C, et al. Real-time path planning in dynamic virtual environment using multiagent navigation graphs [J]. IEEE Trans on Visualization and Computer Graphics (S1077-2626), 2008, 14(3): 526-538.
- [6] Shi C, Wang Y, Yang J. A local obstacle avoidance method for mobile robots in partially known environment [J]. Robotics and Autonomous Systems (S0921-8890), 2010, 58(5): 425-434.
- [7] 王雪松, 高阳, 程玉虎, 等. 知识引导遗传算法实现机器人路径规划 [J]. 控制与决策, 2009, 24(7): 1043-1049. (Wang Xue-song, Gao Yang, Cheng Yu-hu, et al. Knowledge-guided genetic algorithm for path planning of robot [J]. Control and Decision, 2009, 24(7): 1043-1049.)
- [8] 柳长安, 鄢小虎, 刘春阳, 等. 基于改进蚁群算法的移动机器人动态路径规划方法 [J]. 电子学报, 2011, 39(5): 1220-1224. (Liu Chang-an, Yan Xiao-hu, Liu Chun-yang, et al. Dynamic Path Planning for Mobile Robot Based on Improved Ant Colony Optimization Algorithm [J]. Acta Electronic Sinica, 2011, 39(5): 1220-1224.)
- [9] P K Das, H S Behera, B K Panigrahi. Intelligent-based Multi-robot Path Planning Inspired by Improved Classical Q-learning and Improved Particle Swarm Optimization with Perturbed Velocity [J]. Engineering Science and Technology (S2215-0986), 2016, 19(1): 651-669.
- [10] Rami Al-Jarrah, Aamir Shahzad, Hubert Roth. Path Planning and Motion Coordination for Multi-Robots System Using Probabilistic Neuro-Fuzzy [J]. IFAC-Papers on Line (S2405-8963), 2015, 48(10): 46-51.
- [11] 张亚鸣, 雷小宇, 杨胜跃, 等. 多机器人路径规划研究方法 [J]. 计算机应用研究, 2008, 25(9): 2566-2569. (Zhang Ya-ming, Lei Xiao-yu, Yang Sheng-yue, et al. Path Planning Research for Multi-Robot [J]. Application Research of Computers, 2008, 25(9): 2566-2569.)
- [12] 李擎, 徐银梅, 张德政, 等. 基于粒子群算法的移动机器人全局路径规划策略 [J]. 北京科技大学学报, 2010, 32(3): 397-402. (Li Qing, Xu Yin-mei, Zhang De-zheng, et al. Global Path Planning Method for Mobile Robots based on Particle Swarm Optimization Algorithm [J]. Journal of University of Science and Technology Beijing, 2010, 32(3): 397-402.)
- [13] 马千知, 雷秀娟. 改进粒子群算法在机器人路径规划中的应用 [J]. 计算机工程与应用, 2011, 47(25): 241-244. (Ma Qian-zhi, Lei Xiu-juan. Application of improved particle swarm optimization algorithm in robotic path planning [J]. Computer Engineering and Applications, 2011, 47(25): 241-244.)
- [14] Saska M, Macas M, Preucil L, et al. Robot path planning using particle swarm optimization of Ferguson splines [C]// Proceedings of Emerging Technologies and Factory Automation, Prague, Czech Republic, 2006: 833-839.
- [15] 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. (Wu Xian-xiang, Guo Bao-long, Wang Juan. Mobile Robot Path Planning Algorithm Based on Particle Swarm Optimization of Cubic Splines [J]. Robot, 2009, 31(6): 556-560.)