

基于混沌粒子群优化算法的 AGV 路径规划研究

李悝

(山东工艺美术学院 实践教学中心, 济南 250100)

摘要:目的 优化物流 AGV 路径最优问题。方法 提出一种改进的混沌粒子群优化算法, 采用基于 Bézier 曲线的路径规划模型, 通过调整 Bézier 曲线的控制点数量, 显著改善 AGV 轨迹路线的长度和平滑度。结果 采用混沌粒子群滤波算法 (CPSO) 最优化处理 Bézier 曲线的控制点数, 引入适应度函数, 评估是否满足终止标准, 如果达到最大迭代次数或者在给定迭代次数时未修改最优解则终止 CPSO 算法, 最后利用选取的控制点计算出更短、更平滑的轨迹路线, 提高了算法的寻优能力。结论 采用 CPSO 算法初始化 Bézier 曲线可以获得更加平滑的最短路径。

关键词: AGV; 路径规划; 混沌粒子群; Bézier 曲线

中图分类号: TB486; TP18 文献标识码: A 文章编号: 1001-3563(2018)23-0032-06

DOI: 10.19554/j.cnki.1001-3563.2018.23.006

AGV Path Planning Based on Chaos Particle Swarm Optimization Algorithm

LI Kui

(Practice Teaching Center, Shandong University of Art & Design, Jinan 250100, China)

ABSTRACT: The work aims to optimize the AGV routing problem of logistics. An improved chaos particle swarm optimization algorithm was proposed. The route planning model based on Bézier curve was adopted to significantly improve the length and smoothness of the AGV trajectory by adjusting the number of control points of the Bézier curve. Chaos particle swarm optimization (CPSO) algorithm was applied to optimize the control points of Bézier curves. The fitness function was introduced to assess whether the termination criteria were met. If the maximum iteration number was achieved or the optimal solution was not modified when the number of iterations was given, the CPSO algorithm was terminated. Finally, the selected control points were used to calculate the shortest and smoothest trajectory, which improved the optimization capacity of the algorithm. Bézier curve initialized by CPSO algorithm can obtain the smoother shortest path.

KEY WORDS: AGV; path planning; chaos particle swarm optimization; Bézier curve

路径规划技术广泛应用在 AGV 和轨迹跟踪等研究中。路径规划的目标是在满足起点与终点之间的距离最小, 避免与障碍物进行碰撞以及提高路径曲线的平滑性这 3 个条件下寻找最优路径。路径规划可以转化为一定目标下的优化问题, 如最短距离。同时, 可以限制一定约束条件, 如无碰撞路径^[1]。

传统的路径规划算法在优化时假设路径环境已知, 路径环境中包含急转弯和一些多边形线条, 并在这样的环境中尝试寻找最优路径。萤火虫算法优化后的路径曲线平滑性差, 在沿多边形线条移动时, 停止、

旋转和重新启动等不同模式的切换可能会额外增加 AGV 的工作量。这些传统的路径规划算法耗时耗力^[2]。

Bézier 曲线已经在平滑路径的规划问题中得到应用, 并能很好地生成自由曲线^[3]。Bézier 曲线可以绘制成一系列含有控制点的线段, 控制点的选择可以控制生成曲线的性能, 因此这些控制点被用于 Bézier 曲线的优化。一些研究集中在使用遗传算法^[4]、禁忌搜索法 TS^[5]和萤火虫算法 FA^[6]等元启发式算法对这些控制点进行优化, 文中在 Bézier 曲线中使用粒子群算法进行优化。

收稿日期: 2018-09-06

作者简介: 李悝 (1981—), 女, 山东工艺美术学院实验师, 主要研究方向为计算机科学技术和设计学。

粒子群算法由于其简单可行^[7]，已经在许多领域中得到了广泛的应用。一般情况下，粒子群算法容易受到局部最优的限制，因此在某些情况下，粒子群算法无法找到全局最优解。标准粒子群算法中采用基于随机搜索的搜索策略，因此它并不总能成功地处理最优化问题。不同的粒子群改进算法采用不同的优化策略以提高粒子群算法的优化性能^[8]。混沌概念是这些优化策略中的一种，已经得到了广泛的应用，且已与一些优化算法相结合^[8]。这种组合式算法的优化结果比标准优化算法具有更高的流动性和多样性。这里基于混沌粒子群算法提出一种新的 Bézier 曲线的优化算法，可以得到最短距离下的平滑、无碰撞路径。通过搜索 Bézier 曲线控制点的最优位置，绘制距离最短的平滑、无碰撞路径，从而得到最优的 Bézier 曲线。由此，搜索空间的维度主要取决于控制点的数量。不同的混沌映射可能会导致算法的不同行为，因此这里提出基于混沌理论的粒子群算法，使用不同的混沌映射来代替粒子群算法的参数。

1 粒子群算法

粒子群优化算法 (PSO) 首先随机设置一群粒子，即随机解，在每次循环过程中，粒子依据尾随 2 个极值来对本身进行变化：全部种群在此刻寻找到的最优解，叫作全局极值点 (使用 g_{best} 描述它的方位)；粒子本身寻找到的最优解，被称为个体极值点 (使用 p_{best} 描述它的方位)。在每次迭代过程中，粒子通过个体极值和群体极值更新自身的速度和位置，粒子 i 的位置信息用 d 维向量表示为 $\mathbf{x}_i = (x_{i1}, x_{i2}, x_{i3} \cdots x_{id})^T$ ，粒子 i 的速度 $\mathbf{v}_i = (v_{i1}, v_{i2}, v_{i3} \cdots v_{id})^T$ ，更新公式如下：

$$\begin{cases} \mathbf{v}_{id}^{k+1} = \omega \mathbf{v}_{id}^k + c_1 r_1 (P_{id}^k - \mathbf{X}_{id}^k) + c_2 r_2 (P_{gd}^k - \mathbf{X}_{id}^k) \\ \mathbf{X}_{id}^{k+1} = \mathbf{X}_{id}^k + \mathbf{v}_{id}^{k+1} \end{cases} \quad (1)$$

式中： ω 为惯性因子； c_1, c_2 为加速因子； \mathbf{v}_{id}^k 为粒子运动速度向量； P_{id}^k 为粒子个体位置最优值； P_{gd}^k 为群体位置最优值； \mathbf{X}_{id}^k 为粒子当前的位置变量。第 1 个是粒子当前速度作用于当前粒子的运动行为，为粒子在搜寻区域运动供给能量；第 2 个是“个体影响”，描述了粒子的个体历史经验作用于粒子飞行路线，推动粒子向着本身所经过的最优地点移动；第 3 个是“种群影响”，描述了种群经历作用于粒子行动的路线，推动粒子朝着种群寻找到的最优地点移动。粒子群优化算法流程见图 1。

2 Bézier 曲线

Bézier 曲线由 Pierre Bézier 提出，于 1962 年用于汽车车身的设计^[9]。Bézier 曲线已经广泛应用于计算

机图形学中^[10]。如果控制点形成一个凸型多边形，则 Bézier 曲线呈现凸状，就可以很好地表示自由曲线和曲面^[11]。从数学上讲，Bézier 曲线可以绘制成连接控制点的一系列线段，见图 2。

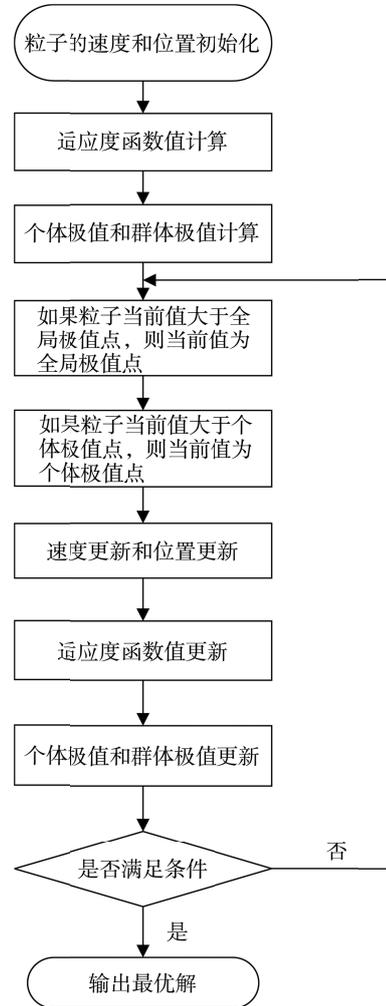


图 1 PSO 算法流程
Fig.1 PSO algorithm flow

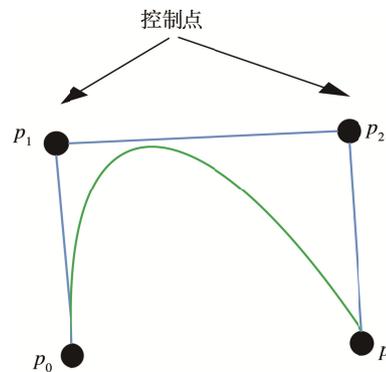


图 2 Bézier 曲线
Fig.2 Bézier curve

设有 n 条 Bézier 曲线，由 $n+1$ 个点 $(p_i, i=0, 1 \dots n)$ 构成，此时 Bézier 曲线可以定义为：

$$\begin{cases} R(t) = \sum_{i=0}^n p_i B_{i,n}(t) & t \in [0,1] \\ B_{i,n}(t) = C_n^i t^i (1-t)^{n-i} = \frac{n!}{i!(n-i)!} (1-t)^{n-i} & i = 0, 1 \dots n \end{cases} \quad (2)$$

式中： t 为归一化时间变量； p_i 为第*i*个点的向量， $p_i = [x_i, y_i]^T$ ， x_i, y_i 分别为*x*和*y*轴的分量； $B_{i,n}$ 为伯恩斯坦基多项式，是 Bézier 曲线的基本函数^[12]。根据式（2）可以计算出图2中各个点之间的关系：

$$R(t) = p_0(1-t)^3 + 3p_1t(1-t)^2 + 3p_2t^2(1-t) + p_3t^3 \quad (3)$$

t 的取值范围为[0, 1]。Bézier 曲线在平移和旋转下的不变性称为几何不变性，且 Bézier 曲线的起点为 $t=0$ ，终点/目标点记为 $t=1$ ，即 $p_0=R(0)$ ， $p_n=R(1)$ 。由图2可以看出，Bézier 曲线存在许多控制点，与多边形端点相切，见式（4）。此外，开始和结束的第1导数曲线点只与最近的2个控制点有关，并且2点在同一方向的直线上。此时 Bézier 曲线可以看成由几个低阶 Bézier 曲线构成。

$$R(i) = \frac{dR(t)}{dt} = n \sum_{i=0}^{n-1} \Delta b_i B_{i,n-1}(t) \quad t \in [0,1] \quad (4)$$

$$\Delta b_i = b_{i+1} - b_i$$

假设2段 $L_1 = \{p_{10}, p_{11}, p_{12}, p_{13}\}$ ， $L_2 = \{p_{20}, p_{21}, p_{22}, p_{23}\}$ ，如果2个点要形成连续曲线，则应满足下列关系：

$$p_{13} - p_{12} = p_{21} - p_{20}, p_{13} = p_{20} \quad (5)$$

为了满足一阶连续条件的性质，Bézier 曲线的 l 段需要 $2l$ 个点和 $4l$ 个参数，根据式（6）可生成路径：

$$R(t) = \begin{cases} p_0(1-t)^3 + 3p_1t(1-t)^2 + 3p_2t^2(1-t) + p_3t^3 & i = 1 \\ p_3^{(i-1)}(1-t)^3 + 3(2p_3^{(i-1)} - p_2^{(i-1)})t(1-t)^2 + 3p_2^{(i-1)}t^2(1-t) + p_1^{(i-1)}t^3 & 1 < i < n \\ p_3^{(i-1)}(1-t)^3 + 3(2p_3^{(i-1)} - p_2^{(i-1)})t(1-t)^2 + 3p_2^{(i-1)}t^2(1-t) + p_1^{(i-1)}t^3 & i = n \end{cases} \quad (6)$$

式中： p_0 为起始点； p_1 为终点；变量 t 的取值范围为 (0, 1)， $t = i / (n+1)$ ，进而可以获得第 i 段的 Bézier 曲线。 n 条线段的 3 次 Bézier 曲线构成整个路径。

3 混沌粒子群算法

因为在传统粒子群优化算法中，粒子的初始化和进化阶段具有随机性，进而导致无目的性更新 g_{best} 和 p_{best} ，加速了粒子在进化阶段的收敛速度。由此，采用混沌优化思想的混沌粒子群优化算法（CPSO），可以有效促使粒子群算法规避局部极值，提高算法收敛精度和速度。

混沌粒子群优化算法的核心算法思想表现在 2 个方面。首先，通过混沌序列重新对粒子的最初位置和速度进行设置。混沌化处理之后，优化了粒子群遍历的多样性，同时也保留了传统粒子群优化算法原有的随机特性，在最初群体的根基上，从它们中间择优选取出初始群体。其次，以当前全部种群到结束搜索的最佳位置为基础形成混沌序列，使用混沌序列中的最佳位置个体取代当前种群中某个体的位置。因为在每次轮换中出现的局部最优解有很多相邻的点，因此要引进混沌序列的搜索算法。由此促使惰性个体摆脱局部最小点，并且迅速找到最优解。

混沌粒子群优化算法的实现流程见图3。

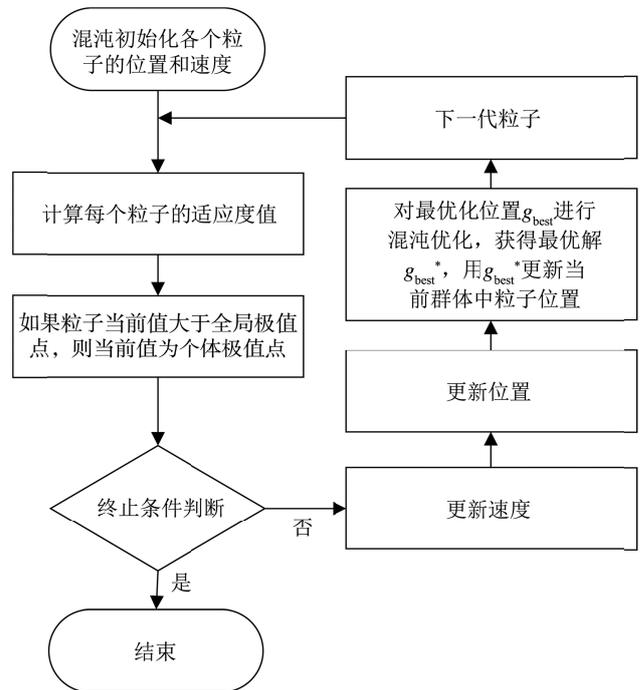


图3 混沌粒子群优化算法的实现流程
Fig.3 Implementation process of chaos particle swarm optimization algorithm

4 利用 CPSO 优化 Bézier 曲线算法

4.1 参数设置

该算法中，CPSO 算法初始化 Bézier 曲线的位置控制点，并规划出一条最优路径。由此，控制点的数量决定了搜索空间的维度，如果增加这些限制，则扩大搜索空间，就需要更多的粒子以寻找最优解，从而导致更大计算量和更慢的收敛速度^[13-14]。文中使用一个适应度函数来评估，当满足终止标准时迭代结束，否则进行下一次迭代。该算法中，如果达到最大迭代次数或者在给定迭代次数时未修改最优解则终止 CPSO 算法。

4.2 适应度函数

适应度函数应满足以下条件。

1) 距离最短。可以通过控制点的选择, 保证起点位置 s 和目标点 t 之间的距离 $\|p(t)\|$ 最短。根据式 (7) 计算获得:

$$R_{in} = \min \|p(t)\| \quad 0 \leq t \leq 1 \quad (7)$$

2) 无碰撞。假设刚体 α_k 为障碍物, 障碍物用圆圈表示, 障碍物中心记为 p_k , 障碍物的数量记为 k 。为了获得无碰撞路径, 安全距离 D_{safe} 应大于最小威胁距离 d_{min} :

$$D_{safe} = \sqrt{(p_x(t) - \alpha_x^k)^2 + (p_y(t) + \alpha_y^k)^2} - r\alpha^k \quad (8)$$

式中: $p_x(t)$ 和 $p_y(t)$ 为 Bézier 曲线上控制点的坐标; α_x^k 和 α_y^k 为障碍物 k 的位置; $r\alpha^k$ 为障碍物 k 的半径。

当 $D_{safe} < d_{min}$ 时路径可变, 否则路径固定不变:

$$p(t) = \begin{cases} R_{fd}, & D_{safe} < d_{min} \\ R_{fb}, & D_{safe} \geq d_{min} \end{cases} \quad (9)$$

3) 路径平滑性。通过二阶连续性保证当前段与下一段路径的平滑过渡^[15]。目标函数为:

$$\begin{cases} R_{fn} = \min \|p(t)\| \\ \text{s. t} \begin{cases} p(t) \in C^2 \\ p(t) \in p_{free} \end{cases} \end{cases} \quad (10)$$

式中: $t \in [0, t_f]$, 初始位置时 $t=0$, 到目标位置时记为 t_f ; C^2 为 1 组二阶可微函数; p_{free} 为满足式 (9) 约束的一组无碰撞路径。由式 (10) 可知, 第 1 行的目标是找到一个具有最短距离的路径 ($\min \|p(t)\|$)。此外, 有 2 个限制: 第 1 个是要找到一个平滑的路径, 这可以通过制定目标函数来实现二阶连续性平滑过渡到下一路径; 第 2 个约束是获得无碰撞的自由路径。

5 实验结果与分析

为了验证文中方法的有效性, 这里选取 2 组试验。首先通过设置不同的控制点数来测试文中方法的有效性。该实验中, 控制点浮动区间为 1~9。实验包括 2 个子实验, 第 1 个子实验的种群数为 20。第 2 个子实验的种群数取 60, 实验结果见图 4—6。

种群数为 20、控制点数取值区间为 1~9 时 CPSO 算法的收敛曲线见图 7, 可以看出, 控制点数在 1~4 范围内时效果表现良好, 见图 7a—d。随着控制点数量的增加, 搜索空间的范围也会增加, 因此控制点数取值为 9 时, 效果最差, 见图 7i。另外, 可以通过增加种群数来改善搜索结果, 因此, 将种群数由 20 增加至 60, 实验结果见图 6。对比图 4 和 6 可以看出, 种群数增加至 60 时的效果明显优于种群数取 20 的情况。种群数的增加也间接改善了控制点数增加带来的负面影响。

取不同控制点时 CPSO 算法的计算时间见图 5。

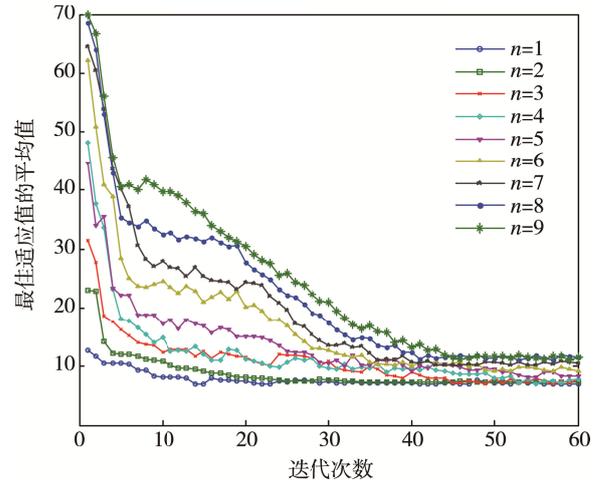


图 4 种群数为 20 时不同控制点数实验
Fig.4 Experiment on different control points with the population number of 20

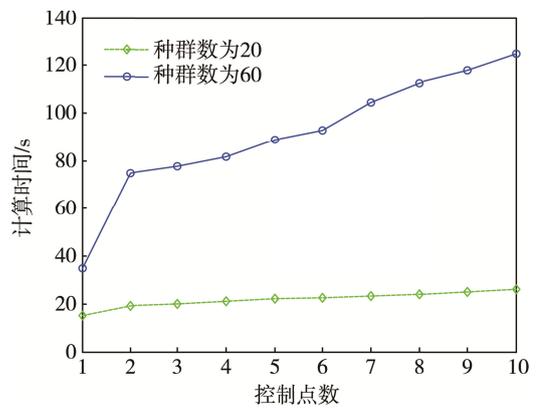


图 5 不同控制点数的计算周期
Fig.5 Computing cycle of different control points

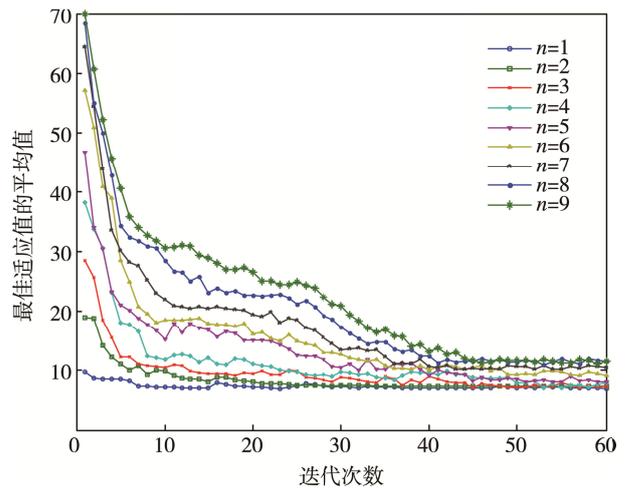


图 6 种群数为 60 时不同控制点数实验
Fig.6 Experiment on different control points with the population number of 60

由图 5 可以看出, 不同的控制点对算法执行时间的影响非常大, 尤其在种群数由 20 增加至 60 时, 时间代价增加剧烈。

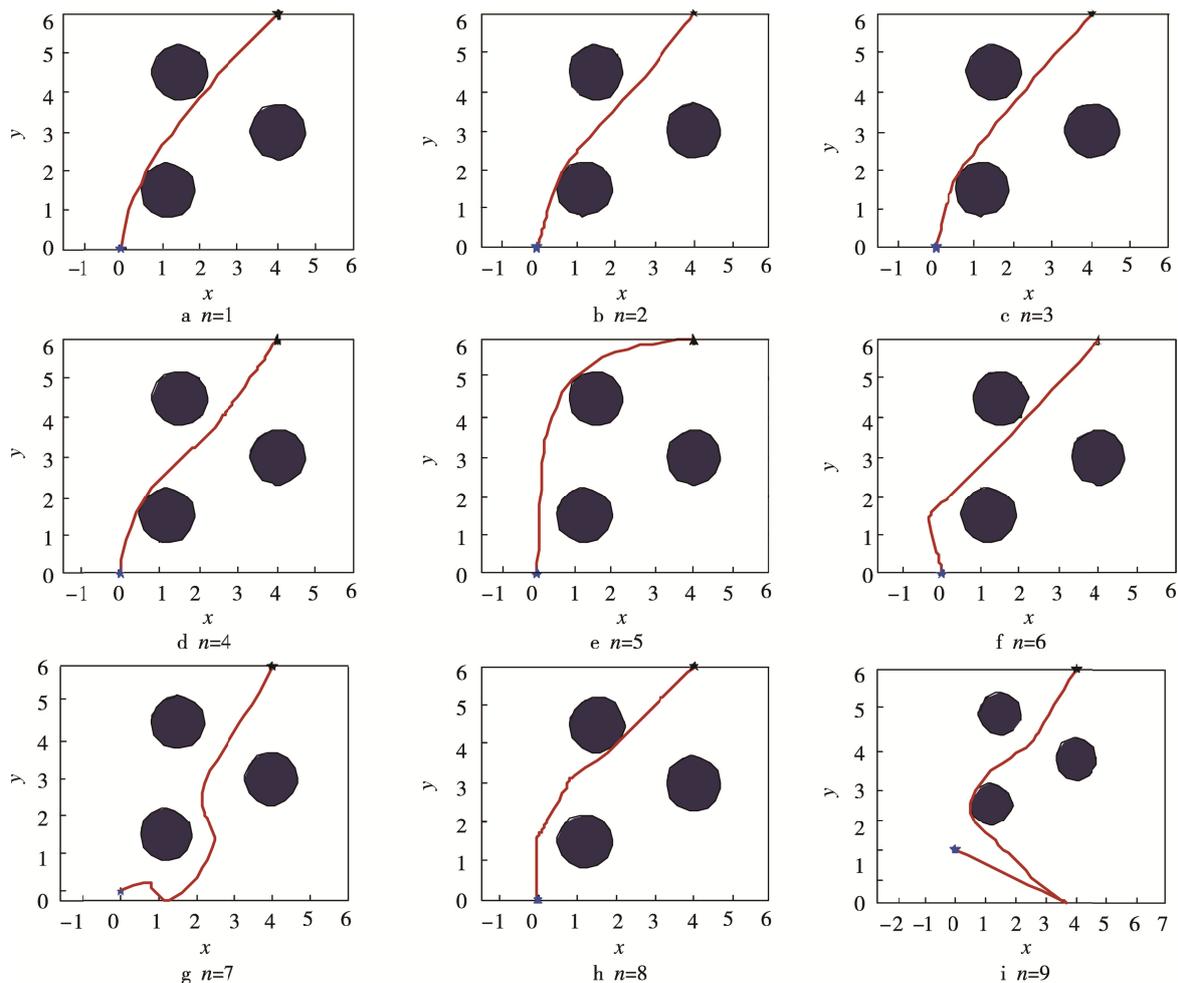


图7 不同控制点路径规划实验

Fig.7 Path planning experiments with different control points

6 结语

路径规划广泛应用于非完整移动机器人路径跟踪, Bézier 曲线控制点数对搜寻最优平滑路径和最短目标距离有着重要影响。文中采用混沌粒子优化算法 CPSO 来获取最优路径。实验结果表明, 增加控制点数会增加额外维度, 进而导致搜索空间增大, 并且, 大种群数要求更加严格的扫描搜索空间, 以确保得到最优结果, 这对计算代价会有更高的要求。最终实验表明, 采用 CPSO 算法初始化 Bézier 曲线可以获得良好的规划结果, 对提升当代包装物流行业具有一定借鉴意义。

参考文献:

- [1] 徐富春. 基于混沌粒子群算法的分阶算子拟合优化研究[J]. 辽宁工业大学学报(自然科学版), 2018, 38(3): 153—156.
XU Fu-chun. Fractional Operator Fitting Optimization Based on Chaotic Particle Swarm Optimization[J]. Journal of Liaoning University of Technology (Natural Science Edition), 2018, 38(3): 153—156.
- [2] 吕太之, 周武, 赵春霞. 采用粒子群优化和 B 样条曲线的改进可视图路径规划算法[J]. 华侨大学学报(自然科学版), 2018, 39(1): 103—108.
LYU Tai-zhi, ZHOU Wu, ZHAO Chun-xia. An Improved Visual Graph Path Planning Algorithm Based on Particle Swarm Optimization and B-spline Curve[J]. Journal of Overseas Chinese University (Natural Science Edition), 2018, 39(1): 103—108.
- [3] ARANA-DANIEL N, GALLEGOS A A, LO'PEZ-FRANCO C, et al. Smooth Global and Local Path Planning for Mobile Robot Using Particle Swarm Optimization, Radial Basis Functions, Splines and Bezier Curves[J]. IEEE Congress on Evolutionary Computation, 2014(1): 175—182.
- [4] IGLESIAS A, GÁLVEZ A. Cuckoo Search with Lévy Flights for Reconstruction of Outline Curves of Computer Fonts with Rational Bézier Curves[C]// Evolutionary Computation. IEEE, 2016.
- [5] QIAN X, NAVARRO I, FORTELLE A D L, et al. Motion Planning for Urban Autonomous Driving Using Bézier Curves and MPC[C]// IEEE, International Conference on Intelligent Transportation Systems, IEEE, 2016.

- [6] CIMURS R, HWANG J, SUH I H. Bezier Curve-based Smoothing for Path Planner with Curvature Constraint[C]// IEEE International Conference on Robotic Computing, IEEE, 2017.
- [7] LI J, FONG S, MOHAMMED S, et al. Improving the Classification Performance of Biological Imbalanced Datasets by Swarm Optimization Algorithms[J]. Journal of Supercomputing, 2016, 72(10): 1—21.
- [8] ADARSH B R, RAGHUNATHAN T, JAYABARATHI T, et al. Economic Dispatch Using Chaotic Bat Algorithm[J]. Energy, 2016, 96: 666—675.
- [9] 徐富春. 基于混沌粒子群算法的分数阶算子拟合优化研究[J]. 辽宁工业大学学报(自然科学版), 2018, 38(3): 153—156.
XU Fu-chun. Fractional Operator Fitting Optimization Based on Chaotic Particle Swarm Optimization[J]. Journal of Liaoning University of Technology (Natural Science Edition), 2018, 38(3): 153—156.
- [10] 蒋莉. 有理 Bézier 曲线降阶综述[J]. 赤峰学院学报(自然科学版), 2017, 33(24): 1—3.
JIANG Li. Summary of Reduced Order of Rational Bézier Curves[J]. Journal of Chifeng University (Natural Science Edition), 2017, 33(24): 1—3.
- [11] 蕙海英, 张贵仓. 三次 Bézier 曲线在三角域上的新扩展[J]. 应用数学学报, 2017, 40(6): 894—905.
QIAN Hai-ying, ZHANG Gui-cang. New Extension of Cubic Bézier Curve in Triangle[J]. Journal of Applied Mathematics, 2017, 40(6): 894—905.
- [12] 李光耀, 杨连喜, 徐晨东. 一种基于离散插值的多项式曲线逼近有理曲线的方法[J]. 浙江大学学报(理学版), 2017, 44(6): 705—710.
LI Guang-yao, YANG Lian-xi, XU Chen-dong. A Method of Approximating Rational Curves by Polynomial Curves Based on Discrete Interpolation[J]. Journal of Zhejiang University (Science Edition), 2017, 44(6): 705—710.
- [13] 刘植, 何佳文, 陈晓彦, 等. 基于三次拟 Bézier 方法的汽车车灯轮廓设计[J]. 中国机械工程, 2017, 28(19): 2300—2305.
LIU Zhi, HE Jia-wen, CHEN Xiao-yan, et al. Automobile Lamp Contour Design Based on the Three-time Quasi-Bézier Method[J]. China Mechanical Engineering, 2017, 28(19): 2300—2305.
- [14] 李迎娣. 有理三次 Bézier 曲线参数化影响[J]. 中央民族大学学报(自然科学版), 2017, 26(3): 28—31.
LI Ying-di. The Parameterized Influence of Rational Cubic Bézier Curve[J]. Journal of Central University for Nationalities (Natural Science Edition), 2017, 26(3): 28—31.
- [15] 张超, 李擎, 董冀媛, 等. 基于混沌粒子群——专用遗传算法切换策略的移动机器人路径规划[J]. 北京科技大学学报, 2013, 35(6): 826—830.
ZHANG Chao, LI Qing, DONG Ji-yuan, et al. Path Planning of Mobile Robot Based on Chaotic Particle Swarm Optimization-special Genetic Algorithm Switching Strategy[J]. Journal of Beijing University of Science and Technology, 2013, 35(6): 826—830.