

机械设计与制造
Machinery Design & Manufacture
ISSN 1001-3997, CN 21-1140/TH

《机械设计与制造》网络首发论文

题目: 改进势场蚁群算法优化路径自动规划
作者: 张婷, 吴艳, 张风雷
DOI: 10.19356/j.cnki.1001-3997.20231017.001
网络首发日期: 2023-10-18
引用格式: 张婷, 吴艳, 张风雷. 改进势场蚁群算法优化路径自动规划[J/OL]. 机械设计与制造. <https://doi.org/10.19356/j.cnki.1001-3997.20231017.001>



网络首发: 在编辑部工作流程中, 稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定, 且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式(包括网络呈现版式)排版后的稿件, 可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定; 学术研究成果具有创新性、科学性和先进性, 符合编辑部对刊文的录用要求, 不存在学术不端行为及其他侵权行为; 稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准, 正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性, 录用定稿一经发布, 不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容, 只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

出版确认: 纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊(光盘版)》电子杂志社有限公司签约, 在《中国学术期刊(网络版)》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版, 以单篇或整期出版形式, 在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊(网络版)》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物(ISSN 2096-4188, CN 11-6037/Z), 所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

改进势场蚁群算法优化路径自动规划

张婷¹ 吴艳¹ 张风雷²

(1 宁夏职业技术学院 软件学院, 宁夏 银川 750021; 2 宁夏大学 信息工程学院 宁夏 银川 750021)

摘要: 针对势场与蚁群联合的自主路径规划存在局部最优解、初始路径选择随机导致效率不高及环境适应性差等问题, 提出了基于自适应域和参数自适应设置的改进算法。算法首先基于自适应域改进势场目标不可达问题, 并过滤震荡点以平滑路径; 其次, 通过状态转移函数和信息素更新等相关参数的自适应设置, 提高算法在收敛效率和搜索能力上的平衡性, 进而提高对障碍环境的适应性。实验结果表明, 所提算法能够有效避免局部最优、目标不可达和复杂环境的适应性问题, 在路径长度和效率上优于实验采用的已有算法, 从而验证了算法的有效性。

关键词: 最优路径规划; 改进人工势场算法; 自适应域优化; 参数自适应设置; 震荡点过滤;

中图分类号: TP242.6

文献标识码: A

文章编号: 2095-5553 (0000) 00-0000-00

Automatic Path Planning Optimized by Improved Potential Field and Ant Colony

Zhang Ting¹ Wu Yan¹ Zhang Feng-lei²

(1 School of Software, Ningxia Polytechnic, Yinchuan, 750021, China;

2 School of Information Engineering, Ningxia University, Ningxia Yinchuan, 750021, China;)

Abstract: To solve the problems of local optimal solution in autonomous path planning combined by potential field and ant colony, the initial path selection randomly leads to low efficiency and poor environmental adaptability, an improved algorithm based on adaptive domain and parameter adaptive setting is proposed. The potential field target unreachable problem is firstly improved based on the adaptive domain, and the path is smoothed by the oscillating points filtering. And then, through the adaptive setting of the parameters of the state transition function and pheromone update, the balance between the convergence efficiency and the search ability is improved, thereby improving the adaptability to the complexity of the obstacle environment. The experimental results show that, the proposed algorithm can effectively avoid local optima, unreachable targets and adaptability problems in complex environments, and is superior to the existing algorithms used in experiments in terms of path length and algorithm efficiency, thus verifying the effectiveness of the algorithm

Keywords: Optimal Path Planning; Improved Artificial Potential Field; Adaptive Domain Optimization; Parameter Adaptive Setting; Oscillation Point Filtering;

1 引言

最优路径规划是机器人智能控制和机械制造导航等领域的重要研究方向^[1], 通常指参考预先设定的某个指标, 在一个障碍物无法预知的环境下, 为机器人规划一个起点至目标终点的能安全绕过障碍物碰撞且连续的最短或次优路径。目前, Dijkstra 算法^[2]、改进 A*算法^[3]、粒子群、人工势场、蚁群等算法已经在国内外应用中取得显著成果, 但如何避免局部最优及目标不可达等问题, 依旧是难题^[4]。

近年来, 人工势场 (Artificial Potential Field, APF) 与蚁群 (Ant Colony, AC) 算法的联合, 既保持了鲁棒性和计算

量小等优点, 又有效缓解了局部最优等现象^[5]。张强^[6]等以改进的人工势场对蚁群的初始路径进行优化选择, 并结合负反馈通道构建保证了算法的搜索与收敛的统一; 王洪斌等^[7]以 A*算法和动态切点法搜索优化后的路径点, 然后以步长自适应势场法优化局部路径, 算法对收敛效率和全局寻优进行了较好的统一; Qi 等^[8]通过中间目标点的设置对人工势场法进行改进, 然后对蚁群初始信息素进行人工势场法优化设置, 改善了初始路径的搜索方向; 袁梦顺等^[9]以 NSGA-III 算法对势场蚁群算法进行改进, 通过势场构建地图以引导搜索, 然后将代价函数协同为指标集, 最后以 NSGA-III 算法优化蚁群搜索无人机的航迹规划; Li 等^[10]根据势场的方向性对信

基金项目: 宁夏回族自治区教育教学质量工程项目 (20180625)

作者简介: 张 婷 (1984-), 女, 汉族, 宁夏银川人, 硕士, 讲师, 主要研究方向: 虚拟现实技术、人工智能;

吴 艳 (1983-), 女, 汉族, 宁夏银川人, 硕士, 副教授, 主要研究方向: 通信技术、无线通信网技术、虚拟现实技术等;

张风雷 (1971-), 男, 汉族, 浙江杭州人, 硕士, 副教授, 主要研究方向: 通信技术、高压直流输电等。

信息素浓度进行初始化, 并采用精英策略进行浓度更新, 以增强蚂蚁的引导性, 提高了收敛效率和路径的平滑度。

提出了改进势场蚁群联合算法的车辆路径规划算法。首先基于自适应域改进经典人工势场算法的目标不可达问题, 并过滤震荡点以平滑路径; 其次, 通过状态转移函数和信息素更新相关参数的自适应设置, 提高算法在收敛效率和搜索能力上的平衡性能, 进而提高对障碍环境复杂程度的适应性和。实验结果验证了该算法的有效性。

2 改进人工势场算法

2.1 经典 APF 算法

设车辆及其预达到的目标点和障碍物位置设置为 $X = [x, y]$ 、 $X_M = [x_m, y_m]$ 和 $X_0 = [x_0, y_0]$, 则势场引力可由引力势场的负梯度计算为^[7]:

$$F_G(X) = -k_G \|X - X_m\| = k_G \varepsilon_1 \alpha_1 \quad (1)$$

式中, $k_G > 0$ - 目标点产生的全局引力系数, α_1 - 车辆向量, ε_1 - 车辆与目标点的直线距离, $\varepsilon_1 = \|X - X_m\|$ 。类似地, 在场景障碍物的作用范围内, 斥力由斥力势场的负覆盖率可计算为^[5]

$$F_0(X) = k_0 \left(\frac{1}{\varepsilon_0} - \frac{1}{\xi_0} \right) \frac{1}{\varepsilon_0} \frac{\partial \varepsilon_0}{\partial X} \quad (2)$$

式中, $k_0 > 0$ - 作用范围内障碍物的斥力系数, 距离障碍物越近, 目标的斥力值越大。 ε_0 - 车辆与障碍物之间的距离, $\varepsilon_0 = \|X - X_0\|$, ξ_0 - 障碍物作用范围。当 $\varepsilon_0 \leq \xi_0$, 即车辆位于障碍物作用范围内时, 此时机器人的受力合力为:

$$F_q(X) = \sum_{i=1}^n F_G(i) + \sum_{j=1}^m F_0(j) \quad (3)$$

人工势场算法优势明显, 但局限也比较突出, 如力场叠加、目标不可达、局部稳定性差等问题, 为此, 提出了 APF 的改进算法。

2.2 自适应域改进 APF 算法

机器人行进过程中, 会遇到力场叠加平衡而处于局部稳定的目标不可达状态, 此时合力为 0, 即 $|\varepsilon| \rightarrow 0$ 时, 满足式 (4) 机器人将处于稳定状态而不可达到目标。

$$F_q - \sum_{i=1}^k F_0(j) < \varepsilon \quad (4)$$

常用虚拟目标点增设的方法会增加算法的计算复杂度, 为此, 文中采用自适应域算法对人工势场进行改进, 即在一个较小范围域 X_s 内, 附加一个大于目标全局引力的局部强引力。当机器人位于强引力作用域内 $\|X - X_s\| < p_s$ 时, 其改进的势场方程表达式为:

$$F_s(X) = -\frac{1}{2} k_s (X - X_m)^{-2} \quad (5)$$

式中, k_s - 强引力系数, 其值 $k_s > k_G$; p_s 为域范围的

边界值, 计算式 (5) 负梯度可得附加引力值为:

$$F_s(X) = -k_s (X - X_m)^{-2} \cdot \frac{\partial (X - X_m)}{\partial X} \quad (6)$$

这样, 当机器人处于稳定状态而无法达到目标时, 其改进人工势场的作用合力为:

$$F_q(X) = \sum_{i=1}^n (F_G(i) + F_s(i)) + \sum_{j=1}^m F_0(j) \quad (7)$$

式中, n - 车辆受到的引力数, m - 障碍物数。

2.3 路径震荡点过滤

通常情况下, 震荡是由于迭代步长的设置不合理造成的, 使得算法将下一路径点设置在障碍物影响范围, 而车辆进行该范围后, 受到突然增大的斥力作用而退出该范围, 如此反复而形成较多的振荡点, 文中在震荡判断基础上, 进行路径平滑以消除震荡点的影响。

设算法当前步长为 l , 当在 k 时刻, 存在连续两个路径点之间的距离之和小于 l , 即 $d(q_k, q_{k-2}) < l$ 时, 则认为当前路径出现震荡点, 并将 $q_b = q_{k-2}$ 标记为起始位置。反之, 当在 $k+t$ 时刻再次恢复至 $d(q_{k+t}, q_{k+t-2}) > l$, 则认为震荡结束, 此时将 $q_e = q_{k+t}$ 标记为震荡结束位置。在震荡区间以 l 对距离 $L(q_b, q_e)$ 进行 n 等分, $n = \lceil [d(q_e, q_b)/l] \rceil$, $\lceil \cdot \rceil$ 为对结果进行取整数, 则可获得 $n+1$ 个新路径点, 这样, 经过震荡点过滤后的新的最优路径可表示为:

$$S = (K-1) \times l + \sum_{i=1}^n (L-i \times l) + \sum_{i=1}^n (l-L) \quad (8)$$

式中, K - 震荡区间之外的路径点数。

3 改进 AC 优化全局路径规划

3.1 经典 AC 算法

蚁群算法^[9]主要由状态转移和信息素更新两部分组成。

状态转移为蚂蚁于当前位置 i 下在其八邻域选择下一位置 j 的概率 $p_{ij}^k(t)$, 其计算式为:

$$p_{ij}^k(t) = \begin{cases} \max_{\alpha \in \Omega_k} \tau_{ij}^\alpha(t) \cdot \eta_{ij}^\beta(t) & q \leq q_0 \\ \tau_{ij}^\alpha(t) \cdot \eta_{ij}^\beta(t) / \sum_{j \in \Omega_k} \tau_{ij}^\alpha(t) \cdot \eta_{ij}^\beta(t) & q > q_0 \end{cases} \quad (9)$$

式中, $\Omega_k - j$ 的八邻域位置集合, α - 启发因子, β - 调节因子, 描述了启发因素在最优路径计算时的重要性, η_{ij} - 以边权值倒数表示的启发函数, $q - (0,1)$ 内随机均匀变量, $q_0 \in (0,1)$ - 预设参数, $\tau_{ij}^\alpha(t)$ - 信息素浓度。

而蚁群的经典信息素更新策略为:

$$\tau_{ij}(t+n) = (1-\rho) \tau_{ij}(t) + \rho \sum_{k=1}^m \Delta \tau_{ij}(t) \quad (10)$$

式中, $\rho \in (0,1)$ - 信息素保留因子, $\Delta \tau_{ij}(t)$ - 信息素变化量, 当 $k \in [i, j]$ 时, 有 $\Delta \tau_{ij}(t) = Q/L_k$, 其中, Q - 常数, L_k - 蚂蚁 k 的 t 次迭代计算的最优路径的长路。

3.2 状态转移参数的自适应设置

经典蚁群算法中的启发函数采用 $\eta_{ij}(t) = d_{ij}^{-1}$ ，易导致算法陷入局部最优。通常希望以最短的直线路径到达最终目标点，因此，可以将距离引入到启发函数中，但距离的加入会使得算法初期路径选择随机性较大，而在后期车辆接近目标点时路径单一，为此，参考 A*算法的估价函数原理，引入自适应启发函数，即当车辆位于路径方向信息的标记区域即 $d_\rho < d_{oj} < L(d_o, d_e)$ 时，有

$$\eta_{ij}(t) = (1 - \lambda) \cdot \bar{d}_{oj} + \lambda \cdot \bar{d}_{je} \quad (11)$$

式中， λ - 权重值， \bar{d}_{oj} 、 \bar{d}_{je} - d_{oj} 、 d_{je} 的归一化值， d_{oj} 、 d_{je} - 当前节点与路径起点和终点的距离， d_ρ - 方向信息标记阈值， d_ρ 和 $L(d_o, d_e)$ 的加入可以减缓蚂蚁受方向信息影响的时间，通常在算法迭代过程中计算。

3.3 信息素更新参数的改进

为平衡算法的收敛效率和搜索性能，信息素的浓度需要根据迭代状态进行自适应设置，为此，对信息素更新策略中加入惩罚因子，提高最优路径的选择，即

$$\tau_{ij}(t+1) = \begin{cases} (1 - \rho)\tau_{ij}(t) \cdot X(j)^{-1} + \mu\Delta d_{ij}(t) \\ (1 - \rho)\tau_{ij}(t) \cdot X(j)^{-1} - \mu\Delta d_{ij}(t) \end{cases} \quad (12)$$

式中， u - 惩罚因子，其存在有效提高了算法对路径的寻优能力， $\Delta d_{ij}(t)$ - 蚁群产生的最优路径与最差路径的长度差。同时为了避免信息素浓度的无限变化，对 μ 进行如图 1 所示的浓度约束。

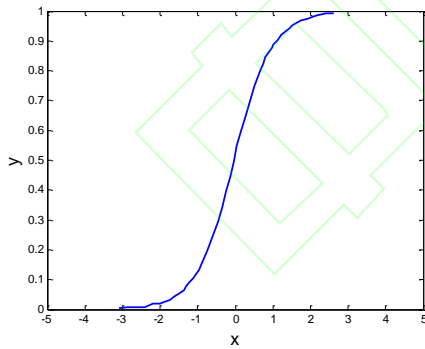


图 1 调节因子 μ 的函数图像

Fig.1 Function Graph of Adjustment Factor μ

4 仿真实验验证

为验证文中改进势场蚁群联合算法的路径搜索有效性，实验用障碍物环境如图 2 所示，实验采用 Mat lab R2016a 编写算法，采用文献中已有的 A*与人工势场联合算法（记为 A*-APF）算法^[7]和局部路径与负反馈优化的势场蚁群算法（记为 LpNf-ACPF）^[5]作为实验比较算法，蚁群数设置为 40， $it_{max} = 70$ ， $\alpha = 2$ 、 $\beta = 6$ 、 $\xi_0 = 0.2$ 。

4.1 最优路径搜索实验

实验中采用两种比较算法和文中算法进行障碍物环境下的最优路径搜索规划，对每个算法分别进行多次实验后，对结果取平均值，实验结果如图 2 所示。

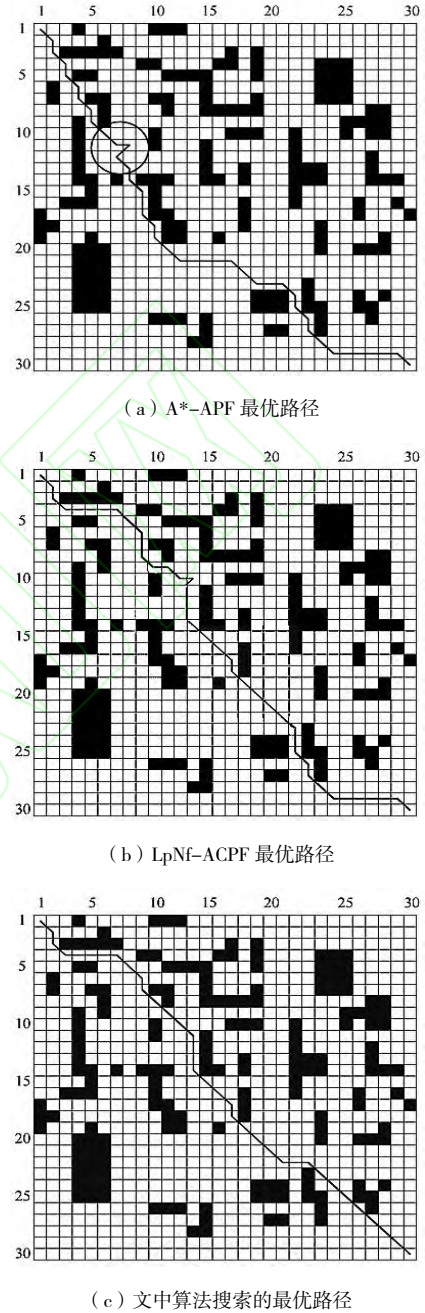


图 2 实验中三种算法的最优路径搜索结果

Fig.2 The Optimal Path of the Three Algorithms Used in the Experiment

从实验中各算法搜索的最优路径结果及收敛过程可以看出，A*-APF 算法易在迭代搜索过程中收敛到局部最优解，这与其以最小欧氏距离作为路径点选择依据相关，导致其在第一次遇到障碍物进行避障操作时，具有最小欧氏距离的右边下一节点因启发信息误导而被选择。LpNf-ACPF 算法与文中算法在初始路径选择时都进行了启发信息的优化改进，从而提高了最优路径的搜索速度，但 LpNf-ACPF 算法仅以改进 APF 进行启发优化，而在后续迭代中采用负反馈进行

路径纠正,导致后续的收敛速度受到影响;文中算法在自适应域改进 APF 从而提高算法性能基础上,通过状态转移函数和信息素更新参数的自适应设置,使得算法根据迭代过程自适应地收敛,从而达到收敛速率与搜索能力的自适应均衡,进而在搜索到最优路径的同时,取得较快的收敛过程。

4.2 算法性能比较实验

将文中算法与 LpNf-ACPF 算法在不同复杂的障碍物环境(尺寸不同的栅格复杂程度也不同)中分别进行最优路径搜索,并记录路径长度和迭代时间,多次结果的平均值如表 1 所示。可以看出,当环境较小障碍物不复杂时,两种算法搜索到的最优路径的长度与时间相近,而随着栅格尺寸增大,环境的障碍物复杂性增加,文中算法的路径长度与迭代时间逐渐优于 LpNf-ACPF 算法,且障碍物环境越复杂,优势越明显,主要因为文中改进算法可以根据环境和迭代过程自适应设置相关参数,从而使得算法参数适于不同的环境,而通过路径平滑,进一步消除震荡点对路径的干扰,从而获得最优的路径长度,说明文中算法对不同复杂程度的障碍物环境都具有较好的适应性。

表 1 不同复杂度环境下的实验结果均值
Tab.1 Results under Different Complexity Environments

尺寸	路径长度		收敛时间 /s	
	Imp-ACPF	proposed	Imp-ACPF	proposed
15*15	25.350	22.336	1.679	0.938
25*25	41.721	38.415	3.015	1.736
50*50	119.315	89.736	7.104	5.521
90*90	171.651	121.992	11.281	6.153

5 总结

人工势场算法与蚁群算法的联合算法在进行车辆自主最优路径搜索时,存在局部最优解、初始路径选择随机导致收敛效率不高等问题,为此,文中提出了基于自适应域和参数自适应设置的改进联系算法。

(1) 算法通过自适应域优化经典人工势场算法的目标不可达问题,并对震荡点进行平滑以优化路径;然后通过状态转移函数与信息素更新参数的自适应设置,平衡算法的收敛效率和搜索能力,并提高其对不同环境的适应性。

(2) 在复杂障碍环境实验中,算法在收敛速率和最优路径上均取得比已有的 A*与人工势场联合算法和局部规划与负反馈优化的势场蚁群算法更优的性能。

实验结果表明,文中算法缓解了目标不可达和复杂环境的适应性问题,最优路径和算法效率均优于实验采用的已有

算法,从而验证了该算法的有效性。

参考文献

- [1] 贺利乐, 刘小罗, 黄天柱, 等. 移动机器人全覆盖路径规划算法研究[J]. 机械设计与制造, 2021, (3): 280-284.
(He Li-le, Liu Xiao-luo, Huang Tian-zhu, et al. Research on the Complete-Coverage Path Planning Algorithm of Mobile Robot[J]. Machinery Design & Manufacture, 2021, (3): 280-284.)
- [2] Wang D, Chen S, Zhang Y, et al. Path planning of mobile robot in dynamic environment: fuzzy artificial potential field and extensible neural network[J]. Artificial Life and Robotics, 2020, 26(2):129-139.
- [3] 刘子豪, 赵津, 刘畅, 等. 基于改进 A*算法室内移动机器人路径规划[J]. 计算机工程与应用, 2021, 57(2): 186-190.
(Liu Zi-hao, Zhao Jin, Liu Chang, et al. Path Planning of Indoor Mobile Robot Based on Improved A*Algorithm[J]. Computer Engineering and Applications, 2021, 57(2): 186-190.)
- [4] Sun J, Tang J, Lao S. Collision Avoidance for Cooperative UAVs with Optimized Artificial Potential Field Algorithm[J]. IEEE Access, 2017, 5: 18382-18390.
- [5] 李笑勉, 左大利, 舒雨锋, 等. 改进 IACA-GM 算法在移动机器人路径规划中的研究[J]. 机械设计与制造, 2020, (12): 256-258+264.
(Li Xiao-mian, Zuo Da-li, Shu Yu-feng, et al. Research of Improved IACA-GM Algorithm of Path Planning for Mobile Robot[J]. Machinery Design & Manufacture, 2020, (12): 256-258+264.)
- [6] 张强, 陈兵奎, 刘小雍, 等. 基于改进势场蚁群算法的移动机器人最优路径规划[J]. 农业机械学报, 2019, 50(5):30-39, 49.
(Zhang Qiang, Chen Bing-kui, Liu Xiao-yong, et al. Ant Colony Optimization with Improved Potential Field Heuristic for Robot Path Planning[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(5):30-39, 49.)
- [7] 王洪斌, 郝策, 张平, 等. 基于 A*算法和人工势场法的移动机器人路径规划[J]. 中国机械工程, 2019, 30(20): 2489-2496.
(Wang Hong-bin, Hao Ce, Zhang Ping, et al. Path planning of mobile robots based on A* algorithm and Artificial potential field algorithm[J]. China mechanical Engineering, 2019, 30(20): 2489-2496.)
- [8] Qi Y, Ke Y. Fast path planning for on-water automatic rescue intelligent robot based on constant thrust artificial fluid method[J]. Scientific Programming, 2020, 20(1):1-13.
- [9] 袁梦顺, 陈谋, 吴庆宪, 等. 基于 NSGA-III算法的多无人机协同航迹规划[J]. 吉林大学学报(信息科学版), 2021, 39(3): 295-302.
(Yuan Meng-shun, Chen Mou, Wu Qing-xian, et al. Cooperative Path Planning for Multiple UAVs Based on NSGA-III Algorithm[J]. Journal of Jilin University (Information Science Edition), 2021, 39(3): 295-302.)
- [10] Li X, Hu F, Liu C, et al. Robot 3D Path Planning Algorithm Based on Improved Elitist Potential Field Ant Colony Algorithm[J]. Computer Science and Application, 2021, 11(4):849-858.
- [11] 牛雪娟, 陈国振, 孙宏图. 曲率可控双轮自平衡机器人路径规划[J]. 机械设计与制造, 2021, (1): 263-266+271.
(Niu Xue-juan, Chen Guo-zhen, Sun Hong-tu. Curvature Controllable Two-Wheel Self-Balancing Robot Path Planning[J]. Machinery Design & manufacture, 2021, (1): 263-266+271.)