DOI: 10.3901/JME.2021.01.019

基于改进势场蚁群算法的移动机器人 全局路径规划*

马小陆 梅 宏

(安徽工业大学电气与信息工程学院 马鞍山 243000)

摘要: 针对势场蚁群算法路径转折点数量过多、收敛速度过快、容易陷入局部最优等问题,提出了基于势场跳点的蚁群算法。该算法融合了蚁群算法和跳点搜索算法的搜索策略,使规划出的路径更加平滑;引入了势场合力递减系数,减少了势场蚁群算法因势场而陷入的局部最优问题;引入了简化的跳点搜索算法对初始化信息素进行更新,提高了算法前期的搜索效率。为验证该算法的有效性,使用不同规格的栅格地图进行了仿真试验,仿真结果表明,相比于势场蚁群算法,该算法能够有效减少收敛迭代次数,其收敛搜索时间更短,且最终搜索到的路径更优。最后将该算法应用到实际的基于 ROS 的移动机器人导航试验中,试验结果表明,该算法能有效解决移动机器人全局路径规划问题,且能明显提升机器人全局路径规划的效率。

关键词: 移动机器人; 路径规划; 蚁群算法; 人工势场法; 跳点搜索算法

中图分类号: TP242

Mobile Robot Global Path Planning Based on Improved Ant Colony System Algorithm with Potential Field

MA Xiaolu MEI Hong

(School of Electrical and Information Engineering, Anhui University of Technology, Maanshan 243000)

Abstract: Aiming at the problems of too many turning points, too fast convergence speed and easily falling into local optimum of potential field ant colony algorithm, an jump point ant colony system algorithm with potential field is proposed. The algorithm fuses the search strategy of ant colony algorithm and jump point search algorithm to make the planned path smoother. By introducing the coefficient of force decline in potential field, the local optimal problem of potential field ant colony algorithm is reduced. A simplified jump point search algorithm is introduced to update the initial pheromones and improve the search efficiency at the early stage. In order to verify the effectiveness of the algorithm, raster maps of different specifications are used for simulation experiments. The simulation results show that compared with the potential field ant colony algorithm, the algorithm can effectively reduce the number of convergence iterations, its convergence search time is shorter, and the final search path is better. Finally, the algorithm is applied to the actual mobile robot navigation based on ROS experiment, the experimental results show that the proposed algorithm can effectively solve the problem of mobile robot global path planning, and can significantly improve the efficiency of robot global path planning.

Key words: mobile robot; path planning; ant colony system algorithm; artificial potential field; jump point search algorithm

0 前言

全局路径规划是机器人研究中的一个重要组成

部分,是指机器人在已知或未知环境下,从起始点规划出到达目标点的距离最短、时间最少和能耗最低的一条安全无碰撞路径^[1]。国内外学者应对路径规划问题做出了大量研究,常用路径规划算法如 Dijkstra 算法^[2]、A*算法^[3]、人工势场法^[4]和粒子群算法^[5]等。蚂蚁系统(Ant system, AS)是由意大利学者 DORIGO 等在 1991 年提出的,该算法是一种仿效自然界蚂蚁觅食行为的新型启发式算法;1996

* 国家自然科学基金(51574004)、安徽高校自然科学研究重点(KJ2019A0065)、安徽省科技重大专项计划(16030901032)和芜湖市 2017 年度科技计划(2017yf26)资助项目。20191130 收到初稿,20200228 收到修改稿

年, MANIEZZO 等学者在 AS 算法的基础上进行改进, 提出蚁群系统^[6-8](Ant colony system, ACS)。蚁群算法具有较强的鲁棒性、适应性等优点, 但也存在收敛速度慢、易出现局部最优解等问题。针对这些问题, 文献[9]结合了蚁群算法和人工势场法的特点, 提出了一种势场蚁群算法, 提高了算法的寻路效率; 文献[10]根据收敛次数构建了负反馈通道, 从而保证了收敛速度与全局搜索能力的一致性; 文献[11]在蚁群算法的基础上, 使蚂蚁在寻径过程中附加了引力与斥力, 构建了信息素增量, 从而提升了算法寻优效率; 文献[12]引入了迭代阈值, 提高了算法的全局搜索能力, 避免出现停滞现象。

针对文献[9]中的势场蚁群(Ant colony system with potential field, ACSPPF)算法存在转折点数量过多、收敛速度过快、容易陷入局部最优等问题, 提出了一种势场跳点蚁群(Jump point ant colony system with potential field, JPACSPF)算法, 该算法的思想是将跳点搜索(Jump point search, JPS)算法的搜索策略和蚁群算法的搜索策略相融合, 同时, 启发信息为机器人与目标点的距离启发信息和机器人所受势场合力的势场启发信息合并而成。算法规划出的路径如果长度更短、转折点数量更少、迭代次数更少, 则认为搜索到的路径更优。仿真结果证明, 相比于 ACSPPF 算法, JPACSPF 算法减少了收敛迭代次数和算法寻路时间, 同时搜索到的最终路径更优。最后将 JPACSPF 算法应用到基于 ROS 的移动机器人导航试验中, 试验结果证明, JPACSPF 算法所规划出的路径是有效且可行的, 并且相比于 ACSPPF 算法, 寻路效率更高。

1 蚁群算法

蚁群算法是仿效自然界中蚁群由巢穴出发的觅食行为, 蚂蚁在行走过程中会分泌信息素, 随着蚂蚁数量的逐渐增加, 最优路径上的信息素浓度越积越多, 最终绝大多数蚂蚁都会选择最优路径行走^[13]。在 ACS 算法中, 蚂蚁 k 对下一个节点的选择是根据节点 i 到节点 j 路径上的信息素的浓度 $\tau_{ij}(t)$ 、距离启发信息 $\eta_{ij}(t)$ 、参数 q_0 ($0 \leq q_0 \leq 1$) 和随机生成的数 q ($0 \leq q \leq 1$) 来决定的, 它是一种伪随机比例规则, 如式(1)所示

$$j = \begin{cases} \arg \max_{i \in A} [\tau_{ij}^\alpha(t) \eta_{ij}^\beta(t)] & q \leq q_0 \\ p_{ij}^k(t) & q > q_0 \end{cases} \quad (1)$$

式中, 若随机生成数 $q \leq q_0$, 则选择当前所有可移

动节点中 $\tau_{ij}^\alpha(t) \eta_{ij}^\beta(t)$ 最大值的节点; 否则, 依据式(2)选择下一个节点

$$p_{ij}^k(t) = \begin{cases} \frac{\tau_{ij}^\alpha(t) \eta_{ij}^\beta(t)}{\sum_{j \in A} \tau_{ij}^\alpha(t) \eta_{ij}^\beta(t)} & j \in A \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (2)$$

式中, A 表示蚂蚁 k 下一步可移动的节点; α 为信息启发式因子; β 为期望启发式因子; 距离启发信息 $\eta_{ij}^\beta(t)$ 为节点 i 和节点 j 之间的欧氏距离 d_{ij} 的倒数, 公式如式(3)所示

$$\eta_{ij} = \frac{1}{d_{ij}} \quad (3)$$

任意时刻, 蚂蚁 k 根据式(1)和式(2)选择规则从节点 i 移动到节点 j 后, 将实时更新从节点 i 到节点 j 路径上的信息素浓度, 其作用是减少蚂蚁已走过节点的信息素浓度, 使其他蚂蚁倾向于选择未走过的节点, 增加解的多样性。更新信息素浓度公式如式(4)所示

$$\tau_{ij}(t+1) = (1-\zeta)\tau_{ij}(t) + \zeta\tau_0 \quad (4)$$

式中, ζ ($0 < \zeta < 1$) 为局部信息素挥发系数; τ_0 为节点 i 到节点 j 路径上的初始信息素浓度值。

当全部蚂蚁完成从起始节点到目标节点的寻路, 即完成一次循环搜索后, 对全局最优路径上的信息素浓度进行更新, 如式(5)所示。信息素浓度的更新会使下一次迭代的蚂蚁倾向于走全局最优路径。

$$\tau_{ij}(t+n) = (1-\rho)\tau_{ij}(t) + \rho\Delta\tau_{ij} \quad (5)$$

式中, ρ ($0 < \rho < 1$) 为全局信息素的挥发系数; $\Delta\tau_{ij}^k(t)$ 为蚂蚁 k 在节点 i 到节点 j 的路径上的信息素浓度增量, 其公式如式(6)所示

$$\Delta\tau_{ij}^k = \begin{cases} \frac{1}{L_k} & T(i, j) \in T \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (6)$$

式中, L_k 为蚂蚁 k 搜索到的全局最优路径长度。

2 人工势场算法

人工势场法的基本思想是利用目标点对机器人的引力势场和障碍物对机器人的斥力势场共同作用来引导机器人运动。假设机器人当前节点为 $X = (x, y)$, 目标节点为 $X_g = (x_g, y_g)$ 。引力势场函数定义如式(7)所示

$$U_{att} = \frac{1}{2}k(X - X_g)^2 \quad (7)$$

式中, k 为大于零的引力场常数; X 为机器人节点量, X_g 为目标节点量。

引力势场的负梯度为目标点对机器人的引力^[14], 如式(8)所示

$$F_{att} = -\text{grad}(U_{att}) = -k(X - X_g) = k(X_g - X) \quad (8)$$

斥力势场函数定义如式(9)如所示

$$U_{rep} = \begin{cases} \frac{1}{2}m(\frac{1}{\rho} - \frac{1}{\rho_0})^2 & \rho \leq \rho_0 \\ 0 & \rho > \rho_0 \end{cases} \quad (9)$$

式中, m 为大于零的斥力场常数, ρ 为机器人当前节点和障碍物节点的距离, ρ_0 为障碍物节点斥力势场的最大影响范围。当 $\rho > \rho_0$ 时, 此时障碍物节点的斥力势场对机器人无影响。

斥力势场的负梯度为障碍物对机器人的斥力, 如式(10)所示

$$F_{rep} = -\text{grad}(U_{rep}) = \begin{cases} m(\frac{1}{\rho} - \frac{1}{\rho_0})\frac{1}{\rho^2} & \rho \leq \rho_0 \\ 0 & \rho > \rho_0 \end{cases} \quad (10)$$

机器人当前节点所受到的势场合力为目标节点对其的引力 F_{att} 及障碍物对其的斥力 F_{rep} 之和, 其公式如式(11)所示

$$F_{tot} = F_{att} + F_{rep} \quad (11)$$

3 改进的 ACSPF 算法

ACSPF 算法规划的路径由于人工势场对蚂蚁移动的影响, 蚂蚁既倾向于选择目标点方向的节点, 又因为斥力势场导致其远离障碍物节点, 该过程将导致算法规划出的路径转折点数量过多、路径平滑度降低。JPACSPF 算法是在 ACSPF 算法的搜索策略基础上, 融合了 JPS 算法的搜索策略。JPS 算法是一种新的启发式算法, 在算法运行时, 放弃对大部分不需要计算节点的评估, 仅计算某些特殊节点, 这些具有代表性的节点就称为跳点。

3.1 JPS 搜索策略

设蚂蚁此时位置为 $p(x)$, 蚂蚁筛选的下一个移动节点为 x , 则此时按照 JPS 算法搜索策略寻找跳点, 节点 x 存在无障碍物邻节点和有障碍物邻节点两种情况。

(1) 当前节点无障碍物邻节点。

如图 1 所示, 蚂蚁由节点 $p(x)$ 移动到节点 x , 此时所有灰色节点都不需要评估, 因为总是存在一条由节点 $p(x)$ 出发, 且经过节点 x 的最短路径到达灰色节点。直线方向节点裁剪公式如式(12)所示

$$\text{len}(\langle p(x), \dots, n \rangle \setminus x) \leq \text{len}(\langle p(x), x, n \rangle) \quad (12)$$

式(12)中, n 为节点 x 周围可移动邻节点。

对角线方向的节点裁剪公式如式(13)所示

$$\text{len}(\langle p(x), \dots, n \rangle \setminus x) < \text{len}(\langle p(x), x, n \rangle) \quad (13)$$

图 1 节点周围无障碍物节点

(2) 当前节点有障碍物邻节点。

如图 2 所示, 黑色节点为障碍物节点。蚂蚁由节点 $p(x)$ 移动到节点 x , 灰色节点同样不需要进行评估, 但是对于节点 n , 不存在一条由 $p(x)$ 出发, 且经过节点 x 而到达的最短路径。节点 n 被称为节点 x 的强制邻居, 它属于节点 x 的特殊子节点。强制邻居的筛选公式如下所示

$$\text{len}(\langle p(x), x, n \rangle) < \text{len}(\langle p(x), \dots, n \rangle \setminus x) \quad (14)$$

图 2 节点周围有障碍物节点

3.2 跳点的筛选

如图 3 所示, 假设蚂蚁由节点 $p(x)$ 搜索到了节点 x 处, 此时蚂蚁的移动方向为右方向。根据邻节点裁剪规则可知, 对于节点 x 只需要计算邻节点 y , 该节点是属于节点 x 的特殊的子节点, 因为从节点 $p(x)$ 出发, 且同时经过节点 x 到达节点 y 的路径为最短路径。到达节点 y 后, 继续向右移动, 直到找到一个具有强制邻居 z 的节点 y' 。对于节点 y' 的邻节点, 不仅仅需要计算节点 q , 因为节点 y' 的上方存在障碍物节点, 此时需要计算节点 z , 因此节点 y' 为跳点。

直线方向和对角线方向的跳点筛选规则是一致的, 不需要对路径上的邻节点进行评估, 直至搜索到某一个具有强制邻居的节点, 此时该节点就称为跳点。其公式如式(15)所示

$$y = x + kd \quad (15)$$

图 3 以直线移动寻找可移动点

式中, x 和 y 为节点, k 为节点 x 沿着方向 d 上移动到节点 y 的步数, 如果以下条件有一条成立, 则称节点 y 为来自节点 x 的 d 方向跳点。

(1) 节点 y 为目标节点。

(2) 节点 y 至少存在一个强制邻居。

(3) 若 d 为对角线移动方向, 并且这里存在一个节点 $z = y + k_i d_i$, 即从节点 y 以方向 d_i 行进 $k_i (k_i \in N)$ 步, 则 z 是来自 y 的跳点。

3.3 信息素的更新

(1) 局部信息素更新。

如图 3 所示, 当蚂蚁从节点 y 移动到节点 y' 后, 根据局部信息素更新规则, 需要更新行走路径上的局部信息素浓度。但是节点 y 和节点 y' 不是相邻节点, 所以其更新规则为先对路径 (y, y') 上丢失的节点进行补全, 然后对此路径上所有节点的局部信息素浓度进行更新。其路径补全公式如式(16)和式(17)所示

$$S = \begin{cases} |x_1 - p(x)_1| - 1 & x_1 - p(x)_1 \neq 0 \\ |x_2 - p(x)_2| - 1 & \text{其他} \end{cases} \quad (16)$$

$$p_k = p(x) + kd, \quad k = 1, 2, \dots, S \quad (17)$$

式中, $p(x)$ 为 x 的父节点, (x_1, x_2) 为节点 x 的坐标, $(p(x)_1, p(x)_2)$ 为节点 $p(x)$ 的坐标。式(17)中, p_k 为需要补全节点, d 为蚂蚁从 $p(x)$ 移动到 x 的方向, k 为蚂蚁前进的步数。

(2) 全局信息素更新。

如果蚁群中所有蚂蚁完成了从初始节点到目标点的寻路, 则对全局最优路径上的信息素浓度进行更新。但依据 JPS 搜索策略, 最优路径中的节点 x 和其父节点 $p(x)$ 可能不是相邻节点, 此时需要根据式(16)、(17)将最终路径补全, 最后对补全的最优路径上的全局信息素浓度进行更新。

3.4 初始信息素浓度的改进

在 ACSPPF 算法规划初期, 地图各节点信息素浓度差异不大, 从而造成了算法在初期由于地图信息的匮乏, 蚁群在搜索路径时存在盲目性, 会出现搜索时间长、收敛性差等问题。为解决上述问题, JPACSPF 算法对初始信息素浓度进行了优化, 提出了简化 JPS 算法来重新分配初始信息素浓度, 提高

了算法前期收敛速度。

简化 JPS 算法从起始节点出发, 将起点周围所有可移动的节点都放进 Openlist 表中, 将 Openlist 表中所有的评估函数值排序, 选出最小值的节点 x 放进 Closelist 表中, 同时将此点作为下一个移动节点。

d 为父节点 $p(x)$ 到节点 x 的移动方向, 计算当前方向上所有可移动方向节点, 并且从所有可移动节点中筛选出评估函数值最小的节点作为下一个待计算节点, 最后根据跳点筛选规则计算出下一个跳点, 将其放进 Openlist 表中。简化 JPS 算法的评估函数如式(18)所示

$$f(n) = g(n) + h(n) \quad (18)$$

式中, $f(n)$ 为从起始节点经过节点 n 到目标点的评估函数; $g(n)$ 为状态空间中从起始节点到节点 n 的实际代价; $h(n)$ 为当前节点 n 至目标点的预算代价。简化 JPS 算法采用欧几里得距离测量两点之间的移动代价, 公式如式(19)所示

$$d = \sqrt{(x_2 - x_1)^2 + (y_2 - y_1)^2} \quad (19)$$

式中, (x_1, y_1) 、 (x_2, y_2) 分别表示正在计算的两个节点坐标。

如果节点 x 搜索到了死胡同, 则利用回溯法重新计算其父节点 $p(x)$ 的可移动节点, 并且从剩下的节点中重新选择评价函数值最小的节点进行计算。重复上述寻路过程, 直至搜索到目标点, 则说明发现了一条完整路径。

简化 JPS 算法中不需要对可移动节点全部计算, 而是计算其评价函数值最小的节点, 从而有效减少了计算的节点数量。简化 JPS 算法寻路完成后, 对此路径上的信息素浓度更新, 其余路径信息素浓度不变。公式如式(20)所示

$$\tau(L_{jps}) = \omega C \quad \omega > 1 \quad (20)$$

式中, C 为初始信息素浓度, ω 为初始信息素浓度增加系数。

3.5 启发信息的改进

ACSPF 算法的综合启发信息由两部分组成, 分别为势场启发信息和距离启发信息, 其中势场启发信息函数如式(21)所示

$$\eta_F(t) = a^{F_{tot} \cdot \cos \theta} \quad (21)$$

式中, $a > 0$ 且为常数, θ 为蚂蚁下一步移动节点方向和势场合力 F_{tot} 方向的夹角。

由于人工势场对机器人有引导的作用, 蚁群的收敛速度虽然更快, 但是更容易得到局部最优解。为了避免蚁群集中于势场分布的梯度方向上, JPACSPF 算法引入了势场合力递减系数 ξ , 随着迭

代次数的增加, 势场合力将逐渐递减到 0, 从而势场启发信息 η_F 将逐渐递减到 1, 最终完全由距离启发信息发挥作用。势场合力递减系数 ξ 的公式如式(22)所示

$$\xi = 1 - \frac{N_k}{N_{\max}} \quad (22)$$

式中, $N_{\max}$ 为最大的迭代次数, N_k 为当前的迭代次数。由此可得改进的综合启发信息公式如式(23)所示

$$\eta_{ij}(t) = \eta_F(t) \cdot \eta_d(t) = \frac{a^{F_1 \cos \theta}}{d(P, G)} \quad (23)$$

式中, F_1 为改进的势场合力, 公式如式(24)所示

$$F_1 = F_{tot} \cdot \xi = F_{tot} \cdot (1 - \frac{N_k}{N_{\max}}) \quad (24)$$

综上, 改进的 ACSPF 算法流程如图 4 所示, 以下是改进算法步骤。

图 4 势场跳点蚁群算法执行步骤

(1) 对参数进行初始化。

(2) 将蚂蚁放在起始节点处, 让蚂蚁依次根据概率选择公式选择移动节点, 并且对移动节点进行局部信息素浓度更新。

(3) 对选择的移动节点利用跳点筛选规则计算跳点, 将其设为下一个行走节点。

(4) 更新禁忌表。

(5) 如果任意蚂蚁到达目标节点, 则停止此蚂蚁的寻路; 如果该蚂蚁没有到到目标节点, 则重复步骤 2、3, 直到蚂蚁到达目标节点。

(6) 重复步骤 2、3、4、5 直到所有蚂蚁都走到目标节点。

(7) 计算所有蚂蚁寻找到的路径长度, 并对全局最优路径上的信息素浓度进行更新。

(8) 循环执行以上步骤直到满足条件找到全局最优解。

4 仿真及试验验证

4.1 仿真试验及分析

为了验证 JPACSPF 算法的有效性, 在 Visual Studio 2016 平台上对 ACSPF 和 JPACSPF 算法进行了仿真试验, 对比两种算法的仿真结果, 并对仿真结果进行了分析。在不同复杂程度的障碍物环境(15×15, 20×20, 30×30, 50×50 栅格地图)中进行仿真试验。试验中两种算法参数设置如表 1 所示。

表 1 算法参数设置

参数	ACSPF/JPACSPF
蚂蚁数目	30
最大迭代次数	70
信息启发式因子	1
期望启发式因子	7
选择阈值	0.8
局部信息素挥发系数	0.1
全局信息素挥发系数	0.2
信息素初值	0.000 3
初始信息素增加系数	5
引力势场比例系数	2
斥力势场比例系数	2
障碍物斥力势场影响范围	2
势场启发信息底数	2

ACSPF 算法和 JPACSPF 算法在 30×30 栅格地

图下的路径规划结果如图 5 所示, 其中黑色为障碍物节点, 白色为可通过节点, 起始点坐标为(1, 1),

目标点坐标为(30, 30), 黑色折线为两种算法规划出的最终路径。

图 5 两种算法路径规划仿真结果

如图 5a、5b 所示, 在相同栅格环境下, ACSPF 算法规划出的路径转折点数量较多, 且存在局部最优情况, 如图 5a 中圆圈标注所示。相比于 ACSPF 算法规划出的路径, JPACSPF 算法规划出的路径转折点数量要大大减少, 从而路径更加平滑。

图 6 为 ACSPF 算法和 JPACSPF 算法在 30×30 的环境下的最短路径长度变化曲线图。

图 6 两种算法最短路径长度变化曲线

由图 6 可以看出, JPACSPF 算法和 ACSPF 算

法收敛次数分别为 9 次和 12 次, 因此 JPACSPF 算法的迭代次数要少于 ACSPF 算法, 且 JPACSPF 算法搜索到的最优路径长度要远小于 ACSPF 算法, 这说明 JPACSPF 算法的收敛速度和搜索到的最终路径都要优于 ACSPF 算法。

其他规格的栅格地图搜索结果如表 2 所示。

由表 2 可得, 在 15×15 栅格地图中, JPACSPF 算法相比于 ACSPF 算法, 搜索到的路径长度要更短, 路径的转折点数量更少, 且搜索时间减少了 25.4%; 在 20×20 环境下, JPACSPF 算法相比于 ACSPF 算法, 路径长度和收敛迭代次数要更优, 且收敛平均搜索时间要减少 33.9%; 栅格地图增大到 30×30, JPACSPF 算法相比于 ACSPF 算法, 收敛平均搜索时间减少了 23.4%, 且搜索到的路径长度更短; 在 50×50 环境下, JPACSPF 算法相比于 ACSPF 算法, 收敛迭代次数和路径长度更优, 收敛平均搜索时间减少了 23.7%。

表 2 两种算法仿真数据对比

地图大小	最优路径长度		收敛平均迭代次数		收敛平均搜索时间/ms		路径转折点	
	ACSPF	JPACSPF	ACSPF	JPACSPF	ACSPF	JPACSPF	ACSPF	JPACSPF
15×15	24.970 6	22.142 1	9	5	63	47	13	7
20×20	35.213 2	29.213 2	6	5	189	125	13	10
30×30	50.284 3	44.526 9	12	9	265	203	27	12
50×50	114.041 6	93.899 5	7	4	594	453	26	12

由上述分析可得, JPACSPF 算法比 ACSPF 算法收敛迭代次数更少、搜索时间更短, 并且最终搜索到的路径要更优。

4.2 试验验证

为了验证 JPACSPF 算法的有效性和可行性, 将

ACSPF 算法和 JPACSPF 算法分别应用到实际的基于 ROS 的移动机器人底盘上。试验所使用的基于 ROS 的移动机器人底盘是四轮行走结构的轮式机器人, 其中前轮为被动轮, 后轮为驱动轮, 其整体架构图如图 7 所示, 实物图如图 8 所示。

图 7 机器人硬件架构图

图 8 试验所用移动机器人

图 8 中, 移动机器人使用激光雷达传感器获取外界环境信息, STM32 作为机器人的运动控制板, 将编码器信息通过串口发送给计算机的 ROS 系统,

计算机根据接收到的编码器信息和激光雷达信息计算出速度信息并将其发送给 STM32, 再由 STM32 控制电机驱动实现机器人的自主导航。

在 ROS 系统中, 因为全局路径规划是以插件形式存在于“move_base”中, 所以只需要编写全局路径规划类代替原有的 A*算法即可。其导航系统框架如图 9 所示, 其中输入量有静态地图、激光雷达信息、里程计信息、坐标变换、蒙特卡罗定位的坐标转换信息和可设定的机器人目标位姿; 输出信息为机器人的速度指令信息。

试验选取实验室作为试验场景, 利用 amcl 和 gmapping 模块完成环境的地图构建。选取相同的起点和两个不同的目标点, ACSPF 算法和 JPACSPF 算法路径规划结果如图 10 和图 11 所示。

图 9 ROS 导航系统框架

图 10 目标点 1 下两种算法的路径规划结果

图 11 目标点 2 下两种算法的路径规划结果

由图 10 和图 11 可以看出, ACSPF 算法规划出的路径存在转折角度过大、转折点数量过多和路径不平滑等问题,并且会出现局部最优情况,如图 10a、11a 中圆圈标注所示。上述问题可能会导致机器人行走时出现卡顿,从而存在安全隐患,甚至减少机器人使用寿命。而 JPACSPF 算法规划出的路径能够很好的解决上述问题,如图 10b 和图 11b 所示,JPACSPF 算法规划出的路径长度更短、路径更加平滑,并且有效克服了算法陷入局部最优的问题,从而使机器人行走更加平稳,减少了机器人变速负担,提高了机器人的工作效率和使用寿命。

表 3 和表 4 分别列出了不同目标点下的寻路时间和路径长度,由表中数据可以得出,JPACSPF 算法的寻路时间要远少于 ACSPF 算法,同时机器人行走路径长度要更短。

表 3 目标点 1 下 2 种算法寻路时间对比

	ACSPF	JPACSPF
路径长度/m	5.5	5.4
寻路时间/ms	194.72	179.46

表 4 目标点 2 下 2 种算法寻路时间对比

	ACSPF	JPACSPF
路径长度/m	8.8	8.3
寻路时间/ms	724.78	410.74

上述试验结果表明,融合了 JPS 算法的 ACSPPF 算法,能够有效完成机器人路径规划任务,且相比于 ACSPPF 算法,JPACSPF 算法寻路效率更高。

5 结论

针对 ACSPPF 算法在机器人路径规划实际应用中存在收敛速度过快、易出现局部最优解、路径不平滑等问题,在 ACSPPF 算法的基础上,引入了 JPS 算法的搜索策略,减少了路径转折点的数量;同时为了提升算法初期的收敛速度,减少算法初期寻路的盲目性,在算法运行前,利用简化 JPS 算法搜索路径并对路径上的初始信息素浓度进行更新;其次,引入了势场递减系数,避免了算法因为势场信息的误导而导致的局部最优路径问题。仿真试验证明,

在同一栅格地图环境下, JPACSPF 算法的收敛迭代次数、收敛搜索时间和最终路径均要优于 ACSPPF 算法, 所以 JPACSPF 算法寻路效率更高。最后将 JPACSPF 算法应用到移动机器人上, 试验结果得出, JPACSPF 算法是一种有效、可行的改进算法。

参 考 文 献

- [1] 陈彦杰, 王耀南, 谭建豪, 等. 局部环境增量采样的服务机器人路径规划[J]. 仪器仪表学报, 2017, 38(5): 1093-1100.
CHEN Yanjie, WANG Yaonan, TAN Jianhao, et al. Incremental sampling path planning for service robot based on local environments[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2017, 38(5): 1093-1100.
- [2] DIJKSTRA E W. A note on two problems in connexion with graphs[J]. Numerische Mathematik, 1959, 1(1): 269-271.
- [3] 黄辰, 费继友, 刘洋, 等. 基于动态反馈 A* 蚁群算法的平滑路径规划方法[J]. 农业机械学报, 2017, 48(4): 34-40.
HUANG Chen, FEI Jiyu, LIU Yang, et al. Smooth path planning method based on dynamic feedback A* ant colony algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(4): 34-40.
- [4] KHATIB O. Real-time obstacle avoidance system for manipulators and mobile robots[J]. International Journal of Robotics Research, 1986, 5(1): 90-98.
- [5] TANG B, ZHANXIA Z, LUO J. A convergence-guaranteed particle swarm optimization method for mobile robot global path planning[J]. Assembly Automation, 2017, 37(1): 114-129.
- [6] 张原艺, 章政, 王泉. 基于改进多步长蚁群算法的机器人路径规划[J]. 计算机工程与设计, 2018, 39(12): 237-242, 274.
ZHANG Yuanyi, ZHANG Zheng, WANG Quan. Robot path planning based on improved multi-step ant colony algorithm[J]. Computer Engineering and Design, 2018, 39(12): 237-242, 274.
- [7] LEE J, KIM D W. An effective initialization method for genetic algorithm-based robot path planning using a directed acyclic graph[J]. Information Sciences, 2016, 332: 1-18.
- [8] 夏小云, 周育人. 蚁群优化算法的理论研究进展[J]. 智能系统学报, 2016, 11(1): 27-36.
XIA Xiaoyun, ZHOU Yuren. Advances in theoretical research of ant colony optimization[J]. CAAI Transactions on Intelligent Systems, 2016, 11(1): 27-36.
- [9] 罗德林, 吴顺祥. 基于势场蚁群算法的机器人路径规划[J]. 系统工程与电子技术, 2010, 32(6): 1277-1280.
LUO Delin, WU Shunxiang. Ant colony optimization with potential field heuristic for robot path planning[J]. Systems Engineering and Electronics, 2010, 32(6): 1277-1280.
- [10] 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(05): 30-39, 49.
ZHANG Qiang, CHEN Bingkui, LIU Xiaoyong, 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(05): 30-39, 49.
- [11] 陈余庆, 李桐训, 于双和, 等. 基于势场蚁群算法的机器人全局路径规划[J]. 大连理工大学学报, 2019, 59(3): 99-105.
CHEN Yuqing, LI Tongxun, YU Shuanghe, et al. Robot global path planning based on potential field ant colony algorithm[J]. Journal of Dalian University of Technology, 2019, 59(3): 99-105.
- [12] 王晓燕, 杨乐, 张宇, 等. 基于改进势场蚁群算法的机器人路径规划[J]. 控制与决策, 2018, 33(10): 50-56.
WANG Xiaoyan, YANG Le, ZHANG Yu, et al. Robot path planning based on improved ant colony algorithm with potential field heuristic[J]. Control and Decision, 2018, 33(10): 50-56.
- [13] 龚星宇, 常心坦, 贾澎涛, 等. 基于蚁群算法的井下救援路径优化方法[J]. 工矿自动化, 2018, 44(3): 76-81.
GONG Xingyu, CHANG Xintan, JIA Pengtao, et al. Optimization method for mine rescue path based on ant colony algorithm[J]. Industry and Mine Automation, 2018, 44(3): 76-81.
- [14] 刘砚菊, 代涛, 宋建辉. 改进人工势场法的路径规划算法研究[J]. 沈阳理工大学学报, 2017, 36(1): 61-65.
LIU Yanju, DAI Tao, SONG Jianhui. Research of path planning algorithm based on improved Artificial Potential Field[J]. Transactions of Shenyang Ligong University, 2017, 36(1): 61-65.

作者简介: 马小陆(通信作者), 男, 1979 年出生, 博士, 副教授, 硕士研究生导师。主要研究方向为嵌入式、车联网和服务机器人。
E-mail: 77578249@qq.com
梅宏, 男, 1995 年出生, 硕士研究生。主要研究方向为移动机器人路径规划。
E-mail: 2907666570@qq.com