

室内环境下基于最优路径规划的 PSO-ACO 融合算法

刘 俊 徐平平 武贵路 彭 杰
(东南大学移动国家重点实验室 南京 210096)

摘 要 为了使移动机器人在室内障碍物环境下寻找到达指定目的地的最优路径,提出了一种基于粒子群算法(PSO)和蚁群算法(ACO)的改进路径规划的 PSO-ACO 融合算法。PSO-ACO 融合算法针对粒子群算法中粒子容易早熟引起的局部最优问题,采用蚁群算法获得全局最优解;同时有效地解决了粒子群算法中粒子多样性、种类少,以及蚁群算法中初始化信息素匮乏及耗时过多的问题。仿真结果表明,与粒子群算法和蚁群算法相比,PSO-ACO 融合算法在提高算法的全局搜索能力和搜索速度的前提下,极大地改善了算法寻找最优解的能力,实现了最优路径的规划。

关键词 室内环境,最优路径规划,粒子群算法,蚁群算法,PSO-ACO 融合算法

中图分类号 TP242.2 **文献标识码** A

PSO-ACO Fusion Algorithm Based on Optimal Path Planning in Indoor Environment

LIU Jun XU Ping-ping WU Gui-lu PENG Jie

(National Mobile Communications Laboratory, Southeast University, Nanjing 210096, China)

Abstract In order to find the optimal path for mobile robot to reach the specified destination in indoor obstacle environment, an improved PSO-ACO fusion algorithm based on particle swarm optimization (PSO) and ant colony algorithm (ACO) was proposed. In PSO-ACO fusion algorithm, ant colony algorithm is used to obtain the global optimal solution for the local optimal problem caused by premature particle in particle swarm optimization algorithm. At that same time, the problem of small variety of particles in the PSO algorithm and lack of initialization pheromone and time consume in the ACO algorithm are effectively solved. Simulation results show that PSO-ACO fusion algorithm can greatly improve the ability of searching the optimal solution and realize the optimal path planning under the premise of improving the global search ability and search speed of the algorithm compared with particle swarm optimization and ant colony algorithm.

Keywords Indoor environment, Optimal path planning, Particle swarm optimization, Ant colony algorithm, PSO-ACO fusion algorithm

1 引言

移动机器人的路径规划问题就是在室内障碍物环境下,机器人能够找出一条从起始点到目标点的无碰撞并满足一定优化指标的最短路径^[1-2]。根据对整体环境是否全部可知,可分为全局路径规划和局部路径规划两大类方法。全局路径规划需要已知整个工作环境,如文献[3]提到的萤火虫算法(Firefly Algorithm)和文献[4]提到的 A* 算法。而局部路径规划仅需要部分工作环境,如文献[5]设计了一种将粒子群算法应用于局部路径规划的算法,以避免陷入局部最小值。其中,算法选择是影响路径规划性能的重要因素,对其进行优化设计是提高性能和有效迭代的重要途径。

目前,已有经典算法的优化设计在学术界已获得广泛关注^[6-8]。文献[6]通过 PSO 算法对约束代价函数进行处理,通过控制序列使机器人无碰撞地沿障碍物边界移动。但由于要

考虑机器人和虚拟机器人的同步问题,同时代价函数复杂,因此算法效率并不理想。文献[7]针对 APF 算法存在局部极小值和路径效率低等缺陷,提出了 NP-APF 算法,该算法通过创建新的引力点来解决机器人在障碍物面前来回震荡的问题。但当激光雷达创建的引力点位置不合理时,算法无法实现,且性能提升并不理想。文献[8]提出了一种结合 A* 算法和 PSO 算法的避障算法,通过在动态层获取动态障碍物的多模式信息,并利用分层路径规划方式实现。该算法规划出的动态路径安全且相对较短,但需要建立危险度环境模型,同时实时性并不理想。虽然这些算法都存在自身的不足,但合理地以单一路径规划算法的优势来弥补经典算法解决室内应用场景时的不足是一个重要的研究方向,有利于路径规划的准确实现。

粒子群优化算法是 Kennedy 等提出的一种群体智能优化算法。该算法根据鸟类觅食行为模拟规划路径^[9],具有原

本文受东南大学移动国家重点实验室开放研究基金资助课题(61771126)资助。

刘 俊(1992—),男,硕士生,主要研究方向为物联网应用,E-mail:yolosliu@163.com;徐平平(1957—),女,教授,博士生导师,主要研究方向为 5G 无线网络、绿色通信、SDN 和车载网络,E-mail:xpp@seu.edu.cn(通信作者);武贵路(1986—),男,博士生,主要研究方向为 5G 无线网络和车载网络;彭 杰(1994—),男,硕士生,主要研究方向为 5G 无线网络。

理简单、收敛速度快等特点。但当粒子搜索位置与群体最优搜索位置一致时,粒子多样性显著降低,使粒子陷入局部最优,算法过早收敛^[10]。蚁群算法是Dorigo等提出的一种模拟蚂蚁觅食过程的算法^[11]。该算法具有能够保持群体多样性的特点。本文利用经典粒子群算法和蚁群算法各自的优势,克服各自解决实际问题时的不足,进而提出一种PSO-ACO融合算法。本文从粒子群算法公式出发,分析其不足,根据实际室内环境的特点,引入蚁群算法,进一步改进了粒子群算法的不足,设计出PSO-ACO融合算法,提升了寻找最优路径规划的性能。最后利用MATLAB仿真平台对PSO-ACO算法进行性能测试。

2 室内障碍物环境的建模

为方便描述,对室内平面地图进行栅格化处理,并用二值信息进行描述,如图1所示。其中,黑色部分为障碍物区域,表示移动机器人禁止通行区域;白色部分为自由空间区域,表示移动机器人可以自由移动区域;阴影部分为动态区域,表示移动机器人潜在允许自由通行区域,取决于当前区域下障碍物的状态。

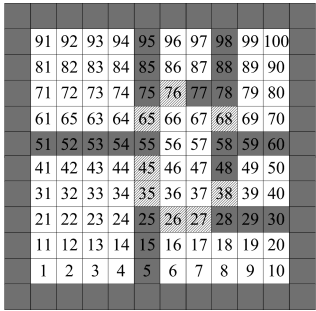


图1 栅格化室内环境

选取部分栅格化室内环境地图为研究对象,得到栅格化室内环境与图的逻辑关系,如图2所示。

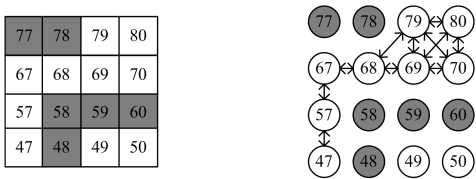


图2 栅格与图的逻辑关系

在栅格化室内环境中,定义移动机器人的移动行为准则如下:

- 1)只允许移动机器人在自由空间区域内移动;
- 2)在同一时刻只允许移动机器人出现在当前位置相邻的8个栅格区域内;
- 3)在运动过程中,移动机器人不允许在同一个栅格区域重复出现;
- 4)在单位时间内,移动机器人前进的步长为1。

3 PSO-ACO 融合算法的路径规划研究

3.1 改进的粒子群算法(PSO)

粒子群算法通过模拟群体动物的觅食行为进行路径规划,以鸟群为例。假设群体中有 m 个粒子,粒子 i 经历的最优觅食位置为 $P_i = \{p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{id}\}$,所有粒子找到的历史最优

觅食位置 $P_g = \{p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gd}\}$,则粒子的位置和速度更新公式为^[9]:

$$\begin{cases} V_i(t+1) = \omega V_i(t) + h_1 r_1 (P_i - X_i(t)) + h_2 r_2 (P_g - X_i(t)) \\ X_i(t+1) = X_i(t) + V_i(t+1) \\ \omega = \omega_{\max} - \text{iter} * \frac{\omega_{\max} - \omega_{\min}}{\text{iter}_{\max}} \end{cases} \quad (1)$$

其中, ω 为惯性加权因子, $\omega_{\max}$ 为最大惯性加权系数, $\omega_{\min}$ 为最小惯性加权系数; h_1 和 h_2 为学习因子; r_1 和 r_2 表示区间 $[0, 1]$ 内相互独立的随机数; iter 为当前迭代次数, $\text{iter}_{\max}$ 为最大迭代次数。

假设粒子群算法中粒子稳定收敛的位置为 P_e ,由式(1)可知:

$$P_e = \lim_{t \rightarrow \infty} X_i = \frac{h_1 r_1}{h_1 r_1 + h_2 r_2} P_i + \frac{h_2 r_2}{h_1 r_1 + h_2 r_2} p_g \quad (2)$$

由式(1)和式(2)可知,粒子群算法基本迭代过程为:

$$\begin{cases} V_i(t+1) = (h_1 r_1 + h_2 r_2) [P_e - X_i(t)] \\ X_i(t+1) = X_i(t) + V_i(t+1) \end{cases} \quad (3)$$

由此可得,粒子群算法的启发式信息取决于粒子假定的收敛中心 P_e 。

因为 $P_i \neq P_g, h_1 r_1 + h_2 r_2 > 0$,所以得出:

$$\frac{P_e - P_i}{P_g - P_i} = \frac{h_2 r_2 (p_g - p_i)}{(h_1 r_1 + h_2 r_2) (p_g - p_i)} = \frac{h_2 r_2}{h_1 r_1 + h_2 r_2} \quad (4)$$

根据式(1)~式(4),可得粒子收敛位置的概率密度为:

$$f(x) = \begin{cases} \frac{h_1/h_2}{2(1-x)^2}, & 0 \leq x \leq \frac{1}{1+h_1/h_2} \\ \frac{1}{2h_1/h_2^2}, & \frac{1}{1+h_1/h_2} < x \leq 1 \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (5)$$

由式(5)可得,粒子收敛区域在 P_i 和 P_g 之间,并在 $\frac{1}{1+h_1/h_2}$ 处取得峰值。现在 P_i 和 P_g 之间用 Δx 等距划分,则对于 n 个具有相同 P_i 和 P_g 的粒子而言,有 m 个粒子落入 Δx 区间的概率为:

$$P(x) = \begin{cases} C_n^m \left[\frac{h \Delta x}{2(1-x)^2} \right]^m, & 0 \leq x \leq \frac{1}{1+h} \\ C_n^m \left[\frac{\Delta x}{2h x^2} \right]^m, & \frac{1}{1+h} < x \leq 1 \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (6)$$

其中, h 为粒子学习因子,非负,并取 $h = h_1/h_2$ 。式(6)表明,粒子在 $1/(1+h)$ 的临域内,会快速聚集,造成粒子多样性减少。

为了增加粒子的多样性,使粒子收敛中心均匀分布在 P_i 和 P_g 之间,对粒子群的速度位置式(1)更新如下:

$$\begin{cases} V_i(t+1) = \omega V_i(t) + h[rP_i + (1-r)P_g - X_i(t)] \\ X_i(t+1) = X_i(t) + V_i(t+1) \end{cases} \quad (7)$$

其中, r 为 $[0, 1]$ 内的伪随机数, h 为粒子学习因子, ω 为惯性因子,非负。

根据更新后的粒子群算法公式,可以得出粒子的收敛中心为:

$$f(x) = \begin{cases} 1, & x \in (P_i, P_g) \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (8)$$

相较于经典粒子群式(1)而言,更新后的粒子群式(7)的

粒子多样性更丰富。同时,粒子学习因子减为 1 个,降低了算法复杂度。同时,保证粒子的收敛中心在 P_i 和 P_g 间均匀分布,避免发生早熟现象。

3.2 改进的蚁群算法(ACO)

在蚁群算法中,信息素更新规则是在所有蚂蚁完成一次遍历之后进行更新。这样虽然节省了信息素更新时间,但是不符合实际需求中蚂蚁的觅食过程,同时会造成信息反馈不及时,存在信息延误的影响。在蚁群算法中,经过 n 时刻后,各路径上信息素的计算公式如下^[11]:

$$\tau_{ij}(t+n)=\rho\tau_{ij}(t)+\Delta\tau_{ij}(t,t+n)$$
 (9)

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

$$\Delta\tau_{ij}^k(t,t+n)=\begin{cases} \frac{Q}{L_k} \\ 0, \text{ 其他} \end{cases}$$
 (11)

其中, $\Delta\tau_{ij}^k(t,t+n)$ 为第 k 只蚂蚁在路径 (i,j) 上的信息素量; $\Delta\tau_{ij}(t,t+n)$ 为蚂蚁在路径 (i,j) 上的信息素增量; ρ 为路径上的信息素挥发系数; L_k 为第 k 只蚂蚁在循环中经过的路径长度; Q 为蚂蚁携带的信息素强度。

为了提高算法的实时性,本文假定蚂蚁每选择下一步移动栅格,便更新信息素,此时属于局部信息素更新。同时,在所有蚂蚁完成一次遍历后,进行全局信息素更新,并更新最优路径。其中,局部信息素的更新公式如式(12)所示,全局信息素更新公式如式(13)所示。

$$\tau_{ij}(t+1)=(1-\rho)\tau_{ij}(t)+\Delta\tau_{ij}(t)$$
 (12)

$$\tau_{ij}(t+n)=(1-a)\tau_{ij}(t)+\Delta\tau_{ij}(t)$$
 (13)

其中, τ_{ij} 为路径 (i,j) 上信息素轨迹的强度; ρ 为信息素挥发系数; a 为全局信息素挥发系数; $\Delta\tau_{ij}$ 取值为 $\Delta\tau_{ij}=0$,如果 ij 为最优路径,则 $\Delta\tau_{ij}=Q/L_{best}$ 。其中, L_{best} 为最优路径的长度, Q 为蚂蚁携带的信息素强度。

3.3 PSO-ACO 融合算法的实验步骤

- 融合算法的实验步骤如下所示:
- 1)初始化粒子群;
 - 2)运用改进后的粒子群速度和位置公式计算各个粒子的当前个体极值,并找到整个粒子群的当前全局最优解;
 - 3)更新粒子速度和位置;
 - 4)如果达到最大迭代次数,则输出此时的最优解,否则回到步骤 2);
 - 5)根据此时最优解和信息素分布的公式进行信息素的初始化分布;
 - 6)根据蚂蚁的转移概率转移蚂蚁;
 - 7)每只蚂蚁完成一次迭代之后,按照局部信息素更新公式修改信息素浓度;
 - 8)更新最优解、对应位置和信息素挥发系数;
 - 9)如果达到最大迭代次数,则输出此时的最优解,否则回到步骤 6);
 - 10)完成整个算法的更新。

4 仿真结果分析

为了验证所提 PSO-ACO 算法的性能,采用 Matlab R2017a 平台进行仿真,实验采用的变量参数如表 1 所列。同时,为方便仿真研究,本次实验不考虑动态栅格的情况,即将

动态栅格区域视为自由空间区域进行实验仿真。其中,机器人的工作环境如图 1 所示。

表 1 融合算法变量表

参数名称	参数定义	
	粒子群算法	蚁群算法
起始点位置	$s=[0.5;0.5]$	
目标点位置	$g=[8.5;9.5]$	
机器人半径	$Robotv=0.1$	
机器人最多移动步数	$Nsteps=100000000$	
种群数量	$N=30$	$N=10$
循环次数	$N_C=10$	$N_C=100$
学习因子	$h_1=h_2=1.4962$	—
惯性因子	$w=0.7298$	—
信息强度	—	$Q=100$
启发参数	—	$\alpha=1,\beta=1,\rho=0.9$

图 3 是利用改进的粒子群算法(PSO)对起始点 $s(0,5,0.5)$ 到目标点 $g(8.5,9.5)$ 的路径规划。图 3(a)中线段为粒子群算法最终规划的无碰撞路径。图 3(b)为算法迭代次数与路径长度的关系图,其中显示的第一次平缓区域为粒子群算法迭代过程中局部最优造成的。随着迭代次数的增加,路径总长度不断缩短。当迭代 130 次之后,显示的路径总长度不再变化,为 24.53m,此时算法结束。

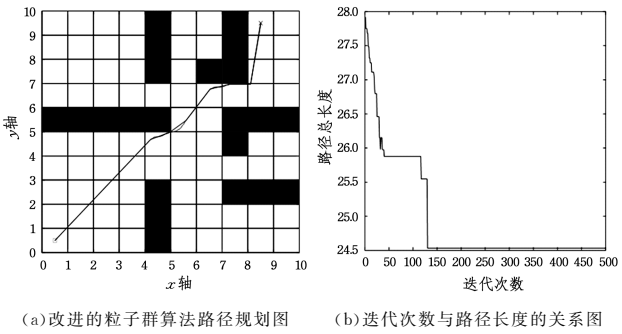


图 3 粒子群算法的路径规划图

利用蚁群算法(ACO)对起始点 $s(0,5,0.5)$ 到目标点 $g(8.5,9.5)$ 的路径规划如图 4 所示。图 4(a)中线段为蚁群算法最终规划的无碰撞路径。图 4(b)为算法迭代次数与路径长度的关系图,从中可以看出当迭代次数为 0 时,蚁群算法比粒子群算法规划的路径更长。造成这种情况的原因是蚁群算法在环境信息素未知时,需要耗费大量的时间。相比于 PSO 算法,ACO 算法的全局规划性能较好,因此在图 4(b)中不会出现局部最优的情况。

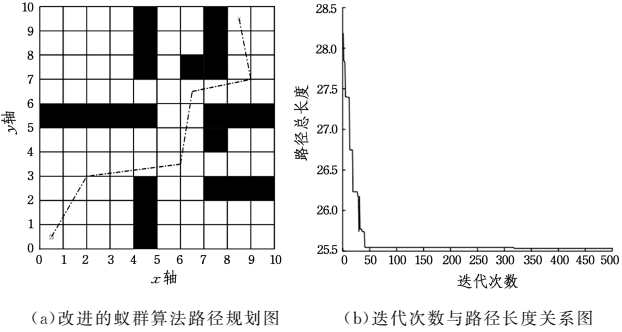


图 4 蚁群算法的路径规划图

图 5 是利用 PSO-ACO 融合算法对起始点 $s(0,5,0.5)$ 到目标点 $g(8.5,9.5)$ 的路径规划。图 5(a)中线段为 PSO-ACO

融合算法最终规划的无碰撞路径。图 5(b)为算法迭代次数与路径长度的关系图,从中可以看出由于结合了 PSO 算法和 ACO 算法的优点,因此 PSO-ACO 融合算法在迭代次数为 0 时,依然有较短的路径总长度。同时,随着迭代的增加,算法迅速收敛,且规划的最短路径为 25.03m。

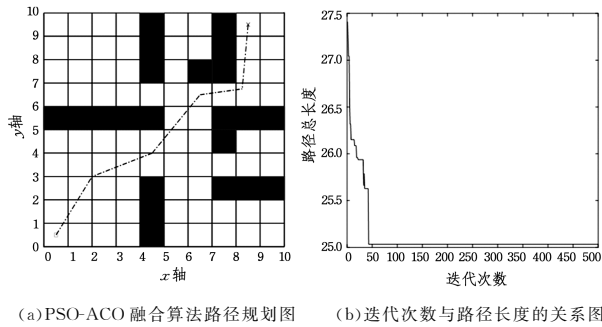


图 5 融合算法的路径规划图

由上面的仿真结果可知,粒子群算法在第 130 次时收敛,最短路径为 24.53m;蚁群算法在第 48 次时收敛,最短路径为 25.52m;PSO-ACO 融合算法在第 42 次时收敛,最短路径为 25.03m。由全局地图可知,从起始点到目标点的最短路径为 14.47m。各算法的具体性能指标如表 2 所列。

表 2 性能指标对比

性能指标	粒子群算法	蚁群算法	融合算法
最短路径长度/m	24.53	25.52	25.03
最佳性能/%	69.5	76.4	72.9
收敛迭代次数	130	48	42
首次收敛次数	119	35	30
有效迭代百分比/%	9.24	37.10	40.00

由表 2 可得,所提 PSO-ACO 融合算法比粒子算法和蚁群算法具有更快的收敛速度。同时,该算法能够找到一条次优路径,并且路径显示更加合理。在算法达到稳定后,路径规划的最优解不再发生变化,稳定性和抗干扰性能都具有较大的优势。

结束语 随着智能家居的普及,移动机器人在室内环境下的应用越来越多,应用与机器人路径规划问题的案例也在日益增多。但要更好地应用于室内环境,经典路径规划算法必须更好地与特殊场景相结合,做出与之相适应的优化。未来的改进方向主要是针对室内环境的复杂性和特殊性,更好地结合并改进经典算法。

本文首先推导经典粒子群算法的收敛位置,并且验证了收敛位置和粒子多样性的关系,更新了粒子群算法的位置和速度公式,简化了粒子学习因子。其次,对蚁群算法中信息素更新规则进行改进,提高了算法的实时性。并对机器人的运行规则提出限制,使其符合栅格化后的室内地图。最后,通过仿真平台验证了本文提出的 PSO-ACO 融合算法降低了迭代次数,提升了算法收敛速度,并有效地提高了最优路径规划的性能。

参 考 文 献

[1] XU R,MIAO D,LIU L,et al. An Optimal Travel Route Plan for Yangzhou Based on the Improved Floyd Algorithm[C]// 2017 IEEE International Conference on Internet of Things (iThings) and IEEE Green Computing and Communications (GreenCom) and IEEE Cyber,Physical and Social Computing (CPSCoM) and IEEE Smart Data (SmartData). Exeter,2017:168-177.

[2] HASUIKE T,TSUBAKI H,KATAGIRI H,et al. A Flexible Tour Route Planning Problem with Time-Dependent Parameters Considering Rescheduling Based on Current Conditions[C]// 2013 IEEE International Conference on Systems,Man,and Cybernetics, Manchester,2013:2091-2096.

[3] CHEN X,ZHOU M,HUANG J,et al. Global path planning using modified firefly algorithm[C]// 2017 International Symposium on Micro-NanoMechatronics and Human Science (MHS). Nagoya,Japan,2017:1-7.

[4] ZHU B,LI C,SONG L,et al. A* algorithm of global path planning based on the grid map and V-graph environmental model for the mobile robot[C]// 2017 Chinese Automation Congress (CAC). Jinan,2017:4973-4977.

[5] CHEN D,LU Q,YIN K,et al. A method for solving local minimum problem of local path planning based on particle swarm optimization[C]// 2017 Chinese Automation Congress (CAC). Jinan,2017:4944-4949.

[6] CHEN Y,LU Q,YIN K,et al. PSO-based receding horizon control of mobile robots for local path planning[C]// IECON 2017-43rd Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society. Beijing,2017:5587-5592.

[7] LEE D,JEONG J,KIM Y H,et al. An improved artificial potential field method with a new point of attractive force for a mobile robot[C]// 2017 2nd International Conference on Robotics and Automation Engineering(ICRAE). Shanghai,2017:63-67.

[8] XUE Y H,LIU H P. Optimal Path Planning for Service Robot in Indoor Environment[C]// 2010 International Conference on Intelligent Computation Technology and Automation. Changsha,2010:850-853.

[9] KENNEDY J,EBERHART R C. Particle swarm optimization [C]//Proceedings of IEEE International Conference on Neural Network. 1995:1942-1948.

[10] HASAN R A,AMOHAMMED M,TÄPU S N,et al. A comprehensive study:Ant Colony Optimization (ACO) for facility layout problem[C]// 2017 16th RoEduNet Conference Networking in Education and Research(RoEduNet). 2017:1-8.

[11] DORIGO M,MANIEZZO V,COLORNI A. The ant system:optimization by a colony of cooperating agents[J]. IEEE Transactions on Systems Man and Cybernetics Part B: Cybernetics, 1996,26(1):29-41.