

基于A*改进算法的四向移动机器人路径搜索研究

田华亭[†], 李 涛, 秦 颖

(昆明理工大学 机电工程学院, 昆明 650500)

摘 要: 在由栅格法构建的环境地图中,利用A*算法进行路径搜索时存在搜索范围广、搜索速度慢、路径曲折等问题.针对栅格地图及具有四向移动机器人的特点,从搜索方向、启发函数构建、机器人加减速以及转向成本等几个方面对A*算法进行研究和改进,提出一种基于启发信息的扩展节点算法,降低偏离最佳路径节点的扩展数量.改进后的A*算法平均可降低67.1%的搜索面积、49.2%的计算时长、24.9%的路径成本及减少51.1%的转向次数,提高了路径的搜索速度和平滑度.

关键词: A*改进算法; 启发函数; 移动机器人; 路径搜索; 配送中心

中图分类号: TP242

文献标志码: A

Research of four-way mobile robot path search based on improved A* algorithm

TIAN Hua-ting[†], LI Tao, QIN Ying

(School of Mechanical and Electrical Engineering, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650500, China)

Abstract: There are some problems in the use of the A* algorithm for path-search of the mobile robot based on a grid map, such as wide search range, calculation slow, search path twists and turns etc. For the characteristics of the four-way mobile robot which moves on the grid map, from the search range, heuristic function constructed, robot acceleration-deceleration and steering costs and other factors on the A* algorithm research and improvement, an extended node algorithm is proposed based on heuristic information, and the number of extensions nodes that deviate from the optimum path is reduced. The results show that the improved A* algorithm can reduce 67.1% of the search area, 49.2% of the computing time in average and reduce 24.9% of the average path cost, as well as decrease 51.1% steering times, and the speed and smoothness of the path-search are improved.

Keywords: improved A* algorithm; heuristic function; mobile robot; path search; distribution center

0 引 言

随着电商的发展,移动搬运机器人逐渐应用到储分一体的自动化物流配送中心,用于实现货到人前的订单拣选作业^[1].储分一体化的配送中是集物品存储与分拣为一体的自动化配送中心,一般由存储物品的可移动式货架、移动搬运机器人、拣选站台组成^[2].在接到商品订单后,移动搬运机器人根据仓储管理系统下发的指令,将规划出一条从机器人当前点到货架以及货架到拣选站台的最优路径,因此,路径规划的速度和路径成本等均是影响商品分拣效率的重要因素.而路径规划是移动机器人完成搬运任务的前提和保障^[2-3].路径规划是指在给定的有障碍物的动态

或静态地图环境中搜索出从移动机器人当前点到任务目标点成本最低的可行路径^[4-5].

A*算法是1968年由Hart等^[6]首次提出,是一种典型的启发式路径规划算法^[7-8],在移动机器人路径规划中得到了成功应用和验证^[9].A*算法在Dijkstra^[10]算法的基础上引入了当前节点的评价函数,并对评价函数加以限制,避免陷入局部最优,因而是一种具有可采纳性的最好优先算法.A*算法在大规模地图中进行路径寻优时比Dijkstra算法更加精巧、高效^[8],但A*算法在计算时间上并不能取得令人完全满意的结果^[11].另外,A*算法的扩展节点和搜索面积大^[12],因此很多学者在计算时间^[11,13]、节点扩

收稿日期: 2016-03-04; 修回日期: 2016-05-12.

基金项目: 国家自然科学基金项目(51567012); 国家科技支撑计划项目(2013BAF02B02).

作者简介: 田华亭(1984—),男,工程师,博士生,从事移动搬运机器人智能决策及调度系统的研究;李涛(1962—),男,研究员级高工,博士生导师,从事机电一体化与机电控制技术等研究.

[†]通讯作者. E-mail: ksectian@foxmail.com

展及搜索面积^[13]、平滑性^[14]等方面提出了A*的改进算法.然而这些改进未考虑当前节点到目标点的启发函数值相同时的处理,虽然文献[12]采用了Light-assisted A*算法可以降低扩展节点的数量,但计算复杂,且未给出从一个节点到下一个节点的光线传播强度下降值STEP的计算方法,也未考虑路径的平滑性,并不能完全适应配送中心订单履行机器人的路径规划的需求.

本文采用基于栅格法的地图模型,首先将仓库区视为一个正方形或矩形,在整个地图中栅格大小一致,栅格的划分需满足移动机器人在背负货架后能够在其中行走,即栅格的最小尺寸应大于移动机器人背负货架后在地面的投影尺寸.

在实际地图创建时,仓库不可能是单纯的正方形或矩形,因此,可将库区中不规则区域填充为障碍物,使其成为规则地图^[14],本文以正方形栅格地图进行研究.

1 改进A*算法的路径搜索

1.1 基于启发信息的扩展节点算法

在采用A*算法对路径搜索过程中,先将中间节点 N 的所有后续节点列出,并将符合条件的节点加入到OPEN列表中,利用评价函数 $f(n)$ 计算OPEN列表中每个节点的成本;然后按照大小排序,未考虑节点扩展的启发信息,后续节点扩展完全为盲目性扩展.另外,在搜索过程中需要观察所有的扩展节点,这样会造成很大的计算开销,影响路径的搜索速度和效率.本文提出基于启发信息的节点扩展,建立了节点扩展的评价函数 $\text{Enode}f(n)$,利用评价函数 $\text{Enode}f(n)$ 对扩展的节点进行评估,将有利于最佳路径的节点作为扩展节点添加到OPEN列表中;偏离最佳路径的节点将被忽略,可以降低对扩展节点考察的计算开销,提高计算速度.扩展节点评价函数描述为

$$\text{Enode}f(n) = \text{Enode}h(n-1) - \text{Enode}h(n). \quad (1)$$

其中: $\text{Enode}f(n)$ 为扩展节点的评价函数, $\text{Enode}h(n)$ 为扩展节点 N 的启发信息, $\text{Enode}h(n-1)$ 为扩展节点 N 的父节点的启发信息.扩展节点及父节点的启发信息可通过欧氏距离求出.假定父节点 $N-1$ 的坐标为 (x_f, y_f) ,其中一个扩展节点 N 的坐标为 (x_e, y_e) ,目标点 G 的坐标为 (x_t, y_t) ,则扩展节点 N 到目标点 G 的启发信息为

$$\text{Enode}h(n) = \sqrt{(x_e - x_t)^2 + (y_e - y_t)^2}. \quad (2)$$

同理,父节点 $n-1$ 的启发信息为

$$\text{Enode}h(n-1) = \sqrt{(x_f - x_t)^2 + (y_f - y_t)^2}. \quad (3)$$

具体算法步骤如图1所示.

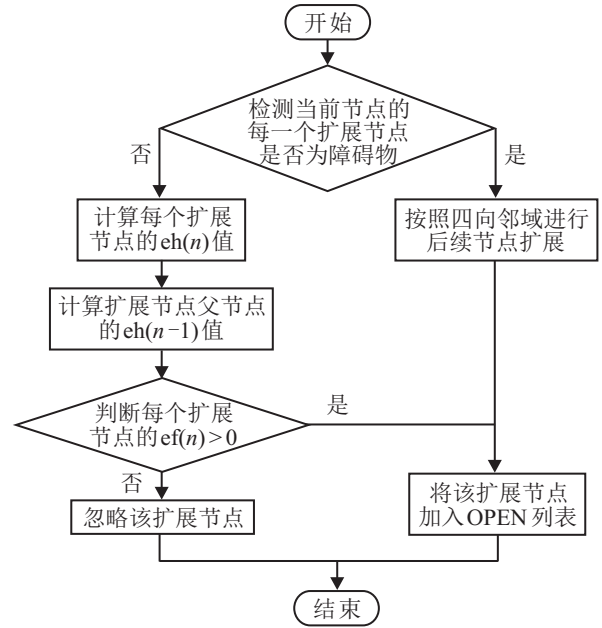


图1 基于启发信息的扩展节点计算流程

四邻域节点扩展如图2所示, S 为起点, G 为目标点, O 为障碍物所在节点.由于 S 节点的后续节点中不存在障碍,指向 S 节点的后续节点仅为两个,分别是 $n42$ 、 $n53$.当选择 $n53$ 为下一步搜索计算中的父节点,在扩展后续节点时,判断出 $n44$ 中存在障碍物,因此后续节点将自动扩展到3个,分别为 $n63$ 、 $n54$ 、 $n43$,均指向父节点 $n53$,为 $n53$ 的后续节点.

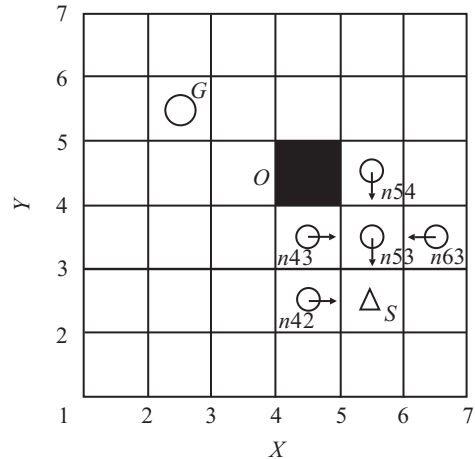


图2 基于启发信息的四邻域节点扩展图

1.2 考虑加减速及转向时间的已耗成本建模

在计算移动机器人运行成本时必须考虑其在行走过程中的加速、减速及转向所耗成本.为了简化计算加减速及转向成本的模型,本文作如下假设:

假设1 移动机器人加速时为匀加速运动,则移动机器人从停止到匀速时的匀加速时间为

$$T_a = (V_0 - 0)/V_a. \quad (4)$$

假设2 移动机器人减速时为匀减速运动,则移

动机器人从匀速运动至停止时的时间为

$$T_d = (V_0 - 0)/V_d. \quad (5)$$

假设3 移动机器人转向时间为常数,即

$$T_r = C. \quad (6)$$

其中: T_a 为匀加速时间, T_d 为匀减速时间, T_r 为转向时间, V_0 为匀速速度, V_a 为加速度, V_d 为减速度, C 为转向时间常数.

基于以上假定,建立移动机器人在一次启停和转向过程中的运行成本为

$$T_{\text{cost}} = T_0 + T_a + T_d + T_r. \quad (7)$$

其中

$$T_0 = \frac{\text{dist} - (V_0 T_d + \frac{1}{2} V_d T_d^2) - (\frac{1}{2} V_a T_a^2)}{V_0} \quad (8)$$

为匀速运行所耗时间成本, T_{cost} 为一次启停和转向过程中所耗时间成本, dist 为两节点之间的距离. 根据当前节点 C 与父节点 F 之间的连线 c , 当前节点 C 与扩展节点 N 之间连线 b 的夹角 θ 值来判断扩展节点是否发生转向, 如图3所示.

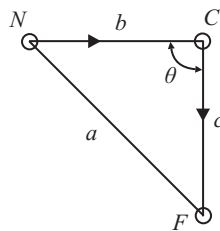


图3 扩展节点、当前节点与父节点

$$\theta = \frac{\cos^{-1}(b^2 + c^2 - a^2)}{2bc}. \quad (9)$$

$\theta \neq \pi$: 说明扩展节点 N 、当前节点 C 、父节点 F 不共线, 存在转向; $\theta = \pi$: 说明扩展节点 N 、当前节点 C 、父节点 F 共线. 于是, 从当前节点 C 到扩展节点 N 的移动机器人行走成本 T_{c2n} 可由下式计算:

$$T_{c2n} = \begin{cases} T_0 + T_a + T_d + T_r, & \theta \neq \pi; \\ \text{dist}/v_0, & \theta = \pi. \end{cases} \quad (10)$$

其中 dist 为当前节点 C 到扩展节点 N 的距离.

1.3 基于栅格地图的移动机器人启发式函数研究

影响A*算法搜索效率和搜索智能性的最重要因素是启发函数的设计, 启发函数的设计不当可能无法找到问题的解或者陷入局部最优解. 本文针对移动机器人的运动参数、运行环境、运动方向设计了四向移动的启发式函数, 同时考虑机器人在匀速、加速、减速、转向等不同运动阶段所消耗的成本.

扩展节点 $N(x_e, y_e)$ 到达目标点 $G(x_t, y_t)$ 的距离采用Manhat距离表示, 移动机器人无障碍匀速移动

到目标点过程中至少包含一次匀加速和匀减速过程, 于是扩展节点 N 到目标点 G 的启发式移动成本 T_{n2g} 可表示为

$$T_{n2g} = \text{dist}/V_0, \quad (11)$$

其中

$$\text{dist} = |(x_t - x_e)| + |(y_t - y_e)|. \quad (12)$$

为了更加精确地估算扩展节点 N 到达目标点 G 的成本, 不能简单地通过式(11)进行估算, 需分以下3种情况进行估算.

1) 扩展节点 N 与目标点 G 共线, 且沿扩展节点方向继续扩展无障碍. 此时, 移动机器人无障碍匀速移动到目标点过程中至少包含一次匀加速和匀减速过程, 启发式移动成本可表示为

$$T_{n2g} = T_0 + T_a + T_d. \quad (13)$$

2) 沿扩展节点 N 方向继续扩展存在障碍. 移动机器人无障碍匀速移动到目标点过程中至少包含3次匀加速、匀减速及转向过程, 于是启发式移动成本可表示为

$$T_{n2g} = T_0 + 3(T_a + T_d + T_r). \quad (14)$$

3) 扩展节点 N 与目标点 G 不共线, 且沿扩展节点方向继续扩展无障碍. 移动机器人无障碍匀速移动到目标点过程中至少包含一次匀加速、匀减速及转向过程, 启发式移动成本可表示为

$$T_{n2g} = T_0 + T_a + T_d + T_r. \quad (15)$$

式(13)~(15)中, T_0 按照式(8)进行计算, 而式(8)中的 dist 按照式(12)计算获取.

1.4 多个节点的启发成本相同时的处理策略

对扩展节点 n 的评价可由如下评价函数 $f(n)$ 给出:

$$f(n) = g(n) + h(n). \quad (16)$$

其中: $f(n)$ 是扩展节点 N 的评价函数; $g(n)$ 是扩展节点 N 到起始点 S 的实际代价, 即

$$g(n) = g(n-1) + T_{c2n}; \quad (17)$$

$h(n)$ 是扩展节点 N 到目标点 G 最优路径的估计代价, 可根据情况由式(13)、(14)或(15)计算获取.

式(17)中: $g(n-1)$ 为当前节点到起始点的已知成本; T_{c2n} 为当前节点 C 到扩展节点 N 的成本, 可由式(10)计算获取.

A*算法在文献[6]中首次提出时, 就在数学上严格证明了A*算法是可以采纳的最好优先算法, 是一定能找到最佳求解路径的搜索算法. 启发函数需满

足A*算法具有可采纳性的限制条件,即

$$g(n) > 0, \quad (18)$$

$$h(n) < h^*(n), \quad (19)$$

其中 $h^*(n)$ 为节点 N 到达目标点 G 的实际最小成本. 为了避免陷入局部解,式(16)也必须满足上述限制条件.

在通过启发式函数评价扩展节点 N 到目标点 G 的成本 $f(n)$ 时,将存在从起点经过多个扩展节点到达目标点的估算成本相同的情况,此时的处理方法将无法通过取最小成本来获取最优扩展节点. 对此,本文提出以下策略进行处理:

当多个(大于两个)扩展节点的 $f(n)$ 值相同时,通过获取扩展节点 N 到起始点 S 最大实际代价的节点作为最优节点进行扩展,这样就避免了选取最小 $f(n)$ 的扩展节点时,再次从起始点 S 进行逐步扩展,可降低扩展节点的搜索面积,具体策略如图4所示.

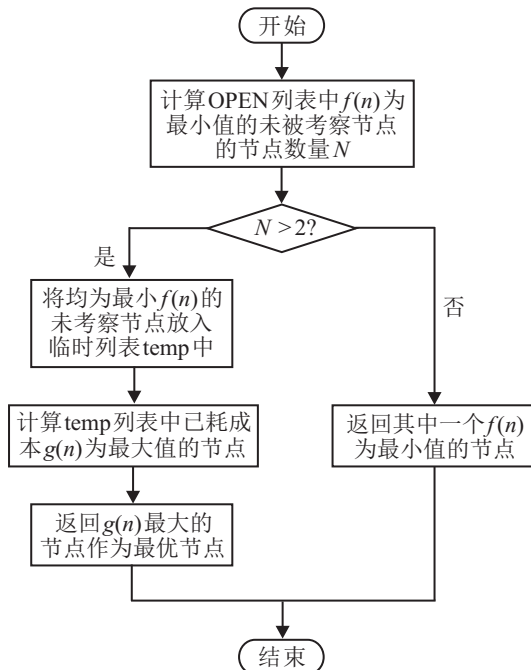


图4 多节点相同 $f(n)$ 的处理策略

1.5 改进后的A*算法

改进后的A*算法在路径搜索过程中仍需要设置两个表: OPEN和CLOSED. OPEN表中保存了已生成而未被考察的节点; CLOSED列表中记录了已经考察过的节点. 在每一次搜索过程中,将根据评价函数 $f(n)$ 对OPEN列表中的节点进行评价和排序,为避免陷入局部最优解,启发函数 $h(n)$ 同样应满足A*算法具有可采纳性的限制条件,在每次循环中只考虑OPEN中评价状态最好的节点,具体算法流程如图5所示.

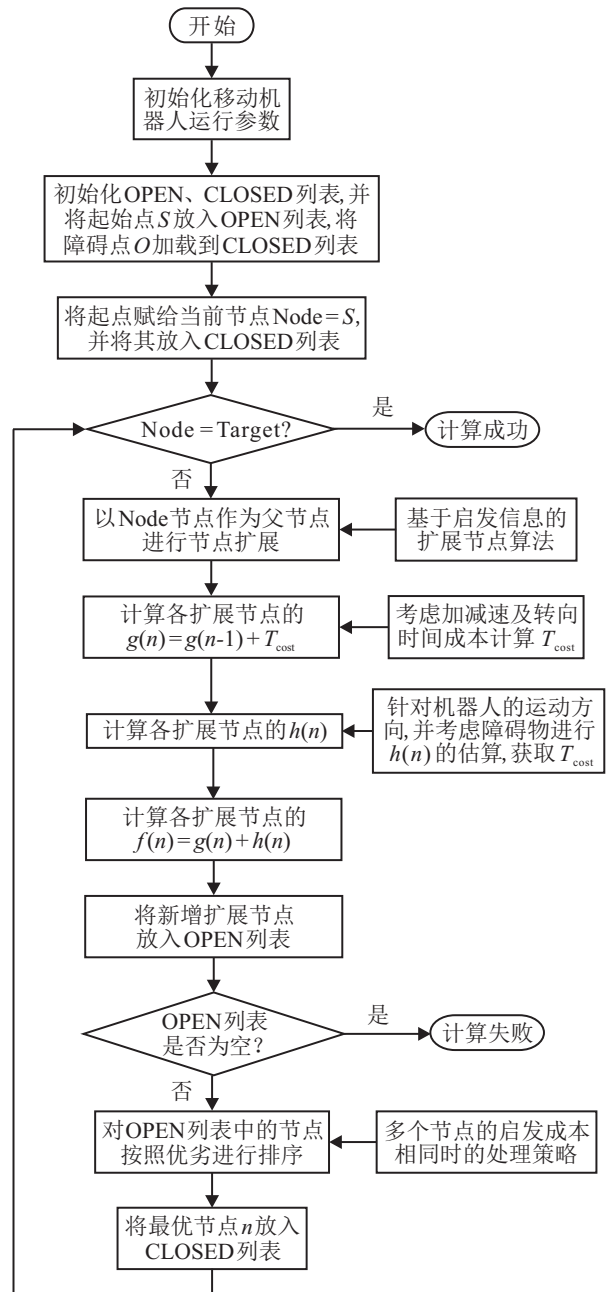


图5 改进A*算法流程

2 改进A*算法的实验验证

本文在Matlab环境下完成基于栅格地图的A*与改进A*算法的设计,在实验中未考虑移动机器人初始朝向. 针对文献[6]提出的A*算法和本文改进后的A*算法对路径进行搜索比较. 通过在障碍物随机分布的地图环境中进行路径搜索计算,经过上百次的随机批量实验,并对实验结果进行统计分析.

路径图1: 将目标节点 $G(x_t, y_t)$ 与起始节点 $S(x_s, y_s)$ 分别设置在地图点(1, 20)和(20, 1)上,处于地图的对角线上,并在地图中随机设置76个障碍点,使得地图中纵、横向均不存在全通路经,如图6(a)、图6(b)所示.

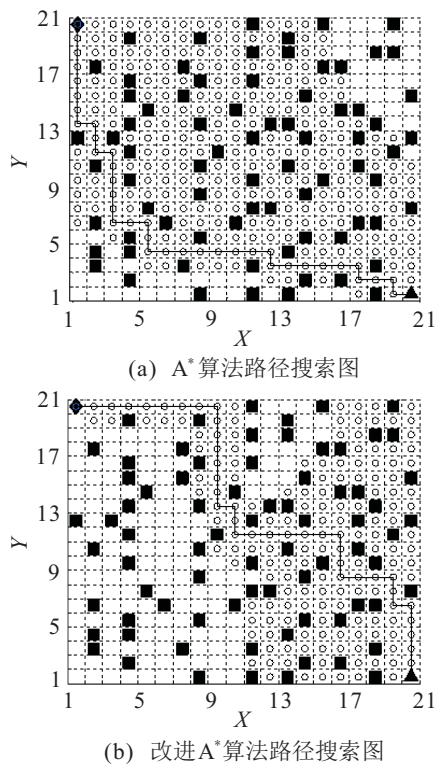


图 6 路径图1

图6(a)为改进前的A*算法,可以看出,所求路径折弯次数为13次,搜索面积高达83%,路径成本为103;而图6(b)采用了改进后的A*算法,可以看出,所求路径折弯次数为9次,但搜索面积仅为51%,路径成本为83.

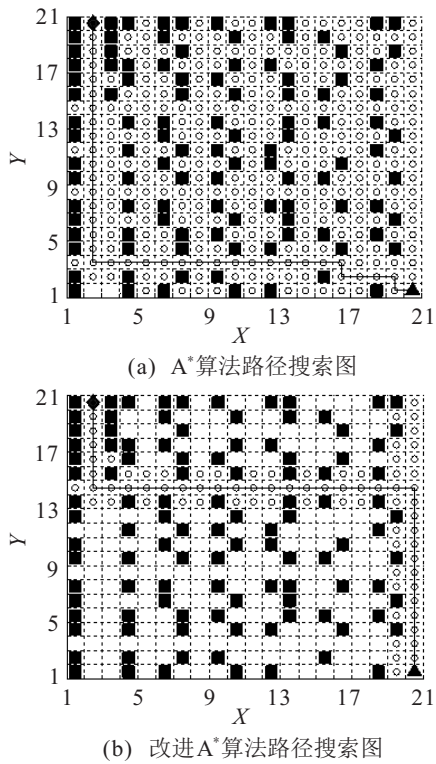


图 7 路径图2

路径图2: 参照配送中心移动货架的一般布置,

在移动机器人行走巷道的两侧布置可移动式货架,整个地图中设置有纵向巷道7条,横向巷道3条,随机布置有108个可移动式货架,目标节点 $G(x_t, y_t)$ 设置在点(2, 20),起始节点 $S(x_s, y_s)$ 设置在点(20, 1)上,如图7(a)和图7(b)所示.

图7(a)为改进前A*算法的搜索结果,仅有3个点未被搜索,搜索面积达到99.25%,并且所求路径存在5次折弯,路径成本为62,并非最优路径,搜索时间长,路径成本高. 图7(b)为改进后的A*算法搜索结果,所求路径存在2次折弯,搜索面积仅占28%,路径成本为47. 可以看出,改进后的A*算法可更加高效、智能地搜索到最优路径,大幅降低搜索面积,降低路径成本,使路径更加平滑.

针对上述2种路径图分别采用文献[6]中的A*算法和本文改进后的A*算法进行路径搜索比较,从搜索面积、搜索时长、折弯次数、算法主循环次数以及所求路径成本等指标进行分析可知,改进后的A*算法的上述指标均得到大幅改善,比较结果如表1所示.

表 1 两种路径图中A*算法改进前后搜索结果比较

算法	路径图	Area	Time	Turn	Cycle	Cost
A* 算法	图 6(a)	333	513	13	232	103
	图 7(a)	397	326	5	278	62
改进 A* 算法	图 6(b)	204	349	9	131	83
	图 7(b)	112	131	2	43	47
改进后降低 /%		56.7	42.8	38.9	65.9	21.2

为进一步验证改进A*算法的优越性,本文以路径图1为例,通过随机布置障碍物,障碍物面积占总面积的20%左右,且纵、横向均不存在全通路径的复杂地图环境,进行了100次的批量实验,实验结果如表2所示.

表 2 障碍物随机分布的批量实验平均结果比较

算法	Area	Time	Turn	Cycle	Cost
改进前	356.8	486.3	8.8	312	89.5
改进后	117.5	247	4.3	90.8	67.2
平均降低 /%	67.1	49.2	51.1	70.9	24.9

在表1和表2中: Area为搜索面积,Time为搜索耗时(ms), Turn为转向次数, Cycle为主循环次数, Cost为路径成本.

3 结 论

本文针对栅格地图以及具有四向运动的移动机器人的特点,从搜索方向、启发函数构建、后续节点

扩展、移动机器人加减速及转向成本等几个方面对A*算法进行了研究和改进,提出了基于启发信息的扩展节点算法,并在节点扩展过程中增加了障碍物对路径的影响因素.在对算法进行批量实验的基础上,可以得出改进后的A*算法相比改进前,平均可降低67.1%的搜索面积,降低49.2%的计算时长,降低51.1%的转折次数,以及降低24.9%的路径成本.改进后的A*算法针对基于栅格地图环境的四向移动机器人的路径搜索有着良好的路径搜索性能,大幅提高了路径的搜索速度和路径的平滑度,使路径搜索更加高效智能.

参考文献(References)

- [1] Kiva. Defying the laws of fulfillment the kiva mobile fulfillment system[DB/OL]. [2015-05-16]. <http://www.kivasystems.com>.
- [2] Kiva. How kiva systems and warehouse management systems interact[DB/OL]. [2015-05-16]. <http://www.kivasystems.com>.
- [3] Li M H, Hong B R, Cai Z H, et al. Novel indoor mobile robot navigation using monocular vision[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2008, 21(3): 485-497.
- [4] Van DenBerg J, Abbeel P, Goldberg K. LQG-MP optimized path planning for robots with motion uncertainty and imperfect state information[J]. The Int J of Robotics Research, 2011, 30(7): 895-913.
- [5] LaValle S M, Planning algorithms, Cambridge[M]. NewYork: University Press, 2006: 3-63.
- [6] Hart P E, Nilsson N J, Aphael B R. A formal basis for the heuristic determination of minimum cost paths in graphs[J]. IEEE Trans on Systems Science and Cybernetics, 1968, 4(2): 100-107.
- [7] Cui S G, Wang H, Yang L. A simulation study of a-star algorithm for robot path planning[C]. 16th Int Conf on Materials. Beijing, 2013, 282: 33-38.
- [8] Soltani A R, Tawfik H, Goulernas J Y, et al. Path planning in construction sites: Performance evaluation of the Dijkstra, A*, and GA search algorithms[J]. Advanced Engineering Informatics, 2002, 16(4): 291-303.
- [9] Duchoň F, Huňady D, Dekan M, et al. Optimal navigation for mobile robot in known environment[J]. Applied Mechanics and Materials, 2013, 282(1): 33-88.
- [10] Dijkstra E W. A note on two problems in connection with graphs[J]. Numerische Mathematics, 1959, 1(1): 269-271.
- [11] František Duchoň, Andrej Babinec, Martin Kajan, et al. Path planning with modified A star algorithm for a mobile robot[J]. Procedia Engineering, 2014, 96(96): 59-69.
- [12] Mohammed Hawa. Light-assisted A* path planning[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2013, 26(2): 888-898.
- [13] 张静, 万书亭, 陈海宏. 基于改进路网分层和A*算法的最优路径研究[J]. 华北电力大学学报, 2012, 39(5): 12-16.
(Zhang J, Wang S T, Chen H H, Research of the optimal path based on improved network layer algorithm and A star algorithm[J]. J of North China Electric Power University, 2012, 39(5): 12-16.)
- [14] 王红卫, 马勇, 谢勇, 等. 基于平滑A*算法的移动机器人路径规划[J]. 同济大学学报: 自然科学版, 2010, 38(11): 1647-1650.
(Wang H W, Ma Y, Xie Y, et al. Mobile robot optimal path planning based on smoothing A* algorithm[J]. J of Tongji University: Natural Science, 2010, 38(11): 1647-1650.)

(责任编辑: 李君玲)