

动态环境中服务机器人的改进型地图学习规划

陈彦杰[†], 王耀南, 钟 杭, 缪志强

(湖南大学 电气与信息工程学院, 湖南 长沙 410082)

摘要: 针对室内服务机器人进行服务工作时需要躲避碰撞和抵达目标点的功能需求, 本文提出了一种改进型地图学习路径规划算法. 在地图学习规划算法的基础上, 该算法首先约定了移动机器人的非完整性, 使规划具有更高的可行性. 然后改进了障碍物的影响方式, 令已探测到的障碍物仅对已知区域产生作用, 从而减少未知区域对路径选择的影响. 接着, 优化了地图学习算法中的随机选点策略, 即若目标点出现在探测范围内时则令目标点作为初始选取点, 解决了地图学习规划在临近目标点时收敛性不佳问题. 并设计自适应速度移动策略以进一步提高算法的收敛性能和机器人的规划效率. 最后, 仿真及实验结果表明改进型地图学习路径规划算法相比于传统地图学习算法具有更好的规划效率和目标收敛能力.

关键词: 移动机器人; 未知动态环境; 路径规划; 避碰

中图分类号: TP24 文献标识码: A

Improved geometrical learning planning for service robot in dynamic environment

CHEN Yan-jie[†], WANG Yao-nan, ZHONG Hang, MIAO Zhi-qiang

(College of Electrical and Information Engineering, Hunan University, Changsha Hunan 410082, China)

Abstract: To deal with the collision avoidance and target arrival for service robot when working, we propose an improved geometrical learning-based planning algorithm. Based on the geometrical learning planning algorithm, the non-holonomic constraint of mobile robot is firstly introduced to obtain higher planning feasibility. Secondly, the influence of obstacle is modified by making the detected obstacles effective only in the known area so as to reduce the influence of unknown area on path generation. Then, in order to improve the poor convergence performance of the geometrical learning planning algorithm when the robot gets close to the target, the random select point method is modified by considering the target as the first selected point when the target appears in the detected area. Moreover, an adaptive velocity moving strategy is designed to ensure the good convergence ability and high efficiency of planning. Finally, the simulation and experimental results show that the improved geometrical learning has higher planning efficiency and better convergence ability than the traditional ones.

Key words: mobile robots; unknown dynamic environment; path planning; collision avoidance

1 引言(Introduction)

路径规划是移动机器人应用中的一个研究热点, 它作为移动机器人的大脑, 通过对从传感器获得的信息分析^[1], 综合判断规划, 为机器人的运动控制提供参考轨迹. 通常, 路径规划可以分为静态规划和动态规划^[2-3], 静态规划是指机器人已具备全局环境信息, 机器人通过离线计算得到该环境下最优的规划路径, 而动态路径规划则针对动态未知环境中的路径选择, 与真实环境具有高度的相似性. 对于室内服务机器人, 本文期望能够实现其在室内动态环境中实时最优的路径选择和动态障碍物的躲避, 由于服务机器人对室

内环境信息并不全局可知且动态障碍的存在, 常规的路径规划, 如模糊规划^[4]、遗传算法^[5]、蚁群算法^[6]、神经网络等, 往往不能同时满足动态环境和实时性的要求. 因此研究具有学习能力的路径规划算法成为现阶段实时动态路径规划研究的一个主流趋势^[7-8].

地图增强学习路径规划是由Zhang等^[8]提出一种用于无人机的实时路径规划, 该算法首先标定离散化地图的相邻位置连接信息, 地图信息随着无人机的移动不断获得和更新, 最后通过增强学习和贪婪算法计算出最符合优化目标的决策. 该算法路径决策不拘泥于离散地图中的当前点只能移动到相邻点的约束,

定义了以飞机飞行速度为基础, 地图学习实时规划为移动方向的决策方式, 相比于运用Q学习的路径规划算法^[9], 有效的减少了规划路径的长度^[10]. 但地图学习的路径规划算法也存在一定的不足: 第一, 对于固定翼飞机和轮式移动机器人等具有非完整约束的对象, 其规划选取的路径点并不是机器人当前周围一定范围内全部可取的; 第二, 由于地图学习规划算法采用了以飞机飞行速度为基础的移动方式, 且选取了固定的飞行速度, 因此, 若飞行速度过大, 则会导致最终到目标的收敛困难, 若飞行速度太小, 则设计的新型移动决策方式的优势无法体现; 第三, 文献[10]中定义的障碍物概率影响是针对全地图位置信息的, 即已探测到的障碍物信息会对未探测到位置产生障碍物影响概率, 从而影响权值矩阵中累计障碍物影响概率, 会对地图学习后的路径选取造成一定的影响.

本文将针对地图学习路径规划算法的这些不足, 设计了一种改进型地图学习算法, 不仅延续了地图学习算法的良好避障性能, 而且具有更好的目标收敛能力和规划效率.

2 环境信息建模(Environmental information model)

服务机器人多用展会、家庭服务、酒店大厅等复杂室内环境. 这类环境包含多种不同类型的固定障碍物和移动障碍物, 这就要求服务机器人需要具有良好障碍物探测、识别和躲避的功能, 更重要的是, 需要服务机器人能够在动态复杂环境中完成指定任务的能力. 障碍物概率建模由Kim等^[11]提出, 概率建模可以将障碍物对周围环境的影响量化成连续的危险度概率值, 移动机器人可通过该危险度概率判断周围位置的危险程度, 以降低规划过程中机器人的遇障风险. 本文将服务机器人探测到的障碍物建立正态分布概率模型. 若探测到一个障碍物barrier₁在二维地图 $N \times N$ 上的坐标为 (xb_1, yb_1) , 则该障碍物相对于地图上其他位置的危险度可用一个正态分布来表示^[8, 10]:

$$f_1(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_1} e^{-\frac{d^2}{2\sigma_1^2}}, \quad (1)$$

其中: σ_1 为该障碍物的影响范围系数, \mathbf{x}, \mathbf{y} 为地图上其他位置的坐标矩阵, \mathbf{d} 为地图上其他位置与障碍物之间的距离矩阵, 表示为

$$\mathbf{d} = \sqrt{(\mathbf{x} - xb_1)^2 + (\mathbf{y} - yb_1)^2}. \quad (2)$$

若探测出地图中具有 M 个障碍物, 则地图上其他位置受障碍物的影响可表示为

$$F(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = 1 - \prod_{i=1}^M [1 - f_i(\mathbf{x}, \mathbf{y})]. \quad (3)$$

为判断地图上任意两位置的连接关系, 定义地图连接权值为地图上任意两位置间的移动代价信息. 与

文献[8, 10]中类似, 连接权值由位置之间的欧式距离和连接路径上的累计危险度概率值组成. 地图上任意两位置 p_1 和 p_2 的连接权值可表示为

$$R_{p_1, p_2} = d_{p_1, p_2} + k_a \times \max \int_C F(\mathbf{x}, \mathbf{y}) ds, \quad (4)$$

其中: d_{p_1, p_2} 为位置 p_1 和 p_2 之间的欧式距离, k_a 为障碍物影响的放大系数, C 为由位置 p_1 到 p_2 的路径点集合.

本文中, 考虑到服务机器人对所处环境信息并不全部可知, 只能通过自身携带的声呐雷达和摄像头不断获取周围半径为 R_{detect} 内的环境信息^[7, 12]. 因此, 定义机器人当前探测范围内环境信息用集合 \mathcal{W}_{now} 表示, 已探测出的地图信息用集合 $\mathcal{W}_{\text{detected}}$ 表示, 它们满足关系 $\mathcal{W}_{\text{now}} \subseteq \mathcal{W}_{\text{detected}} \subseteq \mathcal{W}$. 已探测出的地图区域可表示为

$$\{(X, Y) | X \subseteq \mathcal{W}_{\text{detected}}, Y \subseteq \mathcal{W}_{\text{detected}}\},$$

若已探测到有 M 个障碍物出现在地图上, 表示为

$$\{\text{barrier}_i \in \mathcal{W}_{\text{detected}}, i = 1, 2, \dots, M\},$$

则这些障碍物的影响概率可表示为

$$F(\mathbf{X}, \mathbf{Y}) = 1 - \prod_{i=1}^M [1 - f_i(\mathbf{X}, \mathbf{Y})], \quad (5)$$

其中 (\mathbf{X}, \mathbf{Y}) 为已探测到区域的位置矩阵.

未知动态环境中, 任意两位置 p_1 与 p_2 之间的连接权值可表示为

$$R_{p_1, p_2} = d_{p_1, p_2} + k_a \times \max \int_C F(\mathbf{X}, \mathbf{Y}) ds. \quad (6)$$

3 改进型地图学习路径规划(Improved geometrical learning path planning)

3.1 移动机器人运动学建模(Kinematical model of mobile robot)

本文研究的是室内服务机器人, 其底座部分选用 Pioneer 2DX 移动平台. 该款机器人作为一类经典的轮式移动机器人, 由两个后驱动轮和一个前无动力转向轮组成, 如图1所示. 它在笛卡尔空间 \mathcal{W} 内的运动学数学模型可表示为^[13]

$$\begin{cases} \dot{x} = v \cos \theta, \\ \dot{y} = v \sin \theta, \\ \dot{\theta} = vK, \end{cases} \quad (7)$$

其中: $x \in \mathcal{W}, y \in \mathcal{W}$ 为移动机器人中心点的坐标, \mathcal{W} 为移动机器人的航向角, v 为移动机器人中心点的线速度, K 为移动机器人的转向曲率.

一般而言, 由于轮式移动机器人无法发生侧向移动, 可假定轮式移动机器人在运动过程中无打滑, 仅作纯滚动. 即认为机器人在其横轴上没有运动分量:

$$\dot{x} \sin \theta - \dot{y} \cos \theta = 0. \quad (8)$$

因此,在路径规划过程中,服务机器人无法完成大幅度的转向移动,服务机器人的非完整性约束可表述为转向幅度 ϕ_t 的约束

$$\phi_t \in [0, 60^\circ] \cup [120^\circ, 180^\circ]. \quad (9)$$

如图1所示,服务机器人的转向幅度 ϕ_t 可以由下式得到:

$$\phi_t = 180^\circ - \arccos\left(\frac{\overline{p_t p_{t-1}}^2 + \overline{p_t p_{t+1}}^2 - \overline{p_{t-1} p_{t+1}}^2}{2 \times \overline{p_t p_{t-1}} \times \overline{p_t p_{t+1}}}\right), \quad (10)$$

其中 p_{t-1}, p_t, p_{t+1} 分别为服务机器人在 $t-1, t, t+1$ 时刻的位置.

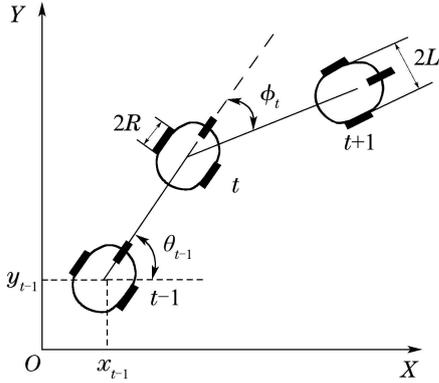


图1 服务机器人运动学模型

Fig. 1 Kinematical model of the service robot

3.2 改进型地图学习算法(Improved geometrical learning algorithm)

本文提出的改进型地图学习算法延续了文献[10]中原算法计算速度快、不存在局部最小问题等优点,对算法临近目标时收敛性、机器人固定移动速度和机器人非完整约束等方面进行了改进,使之更符合服务机器人的工作需求.改进型地图学习算法主要的优势在于融合了全局路径规划和局部路径规划的优势,通过不断对路径代价函数的学习实现不陷入局部最小和全局可达路径的获取,使之具有全局路径规划的优点;同时,环境信息的实时更新保证了机器人对动态环境的处理能力,使之具有局部路径规划的优点.

改进型地图学习算法分为以下几个步骤:

步骤1 代价函数初始化.在 t 时刻,定义服务机器人以当前位置 $p_{\text{now}(t)}$ 为起点, p_{goal} 为目标点,目标点的代价函数 $G_{p_{\text{goal}}}$ 为0,非目标点的代价函数 $G_{p_{\text{other}}}$ 为极大值,其中 $p_{\text{other}} \in \mathcal{W}$,本文中 $G_{p_{\text{other}}} = 100000$.

步骤2 地图信息采样.若目标点出现探测范围内 $p_{\text{goal}} \in \mathcal{W}_{\text{now}}$,则目标点作为第1次迭代的随机选点,在接下来的第 k 次迭代中,地图范围随机选取位置 $\{p_k | p_k \in \mathcal{W} \setminus \{p_r\}\}$,其中 $\{p_r | r = 1, 2, \dots, k\}$ 为之前迭代最佳代价函数下的路径点集合.若目标点未出

现在探测范围内,则直接开始在地图范围内随机选取位置 p_k .

步骤3 学习迭代策略.在起点和目标点的连线中插入 p_k ,定义该路径的代价函数为 $G_{p_{\text{now}(t)}}^k$.在迭代次数内,以下式更新路径代价函数:

$$G_{p_{\text{now}(t)}}^{k+1} = \min\{G_{p_{\text{now}(t)}}^k, R_{p_{\text{now}(t)}, p_k} + G_p^k\}, \quad (11)$$

其中 G_p^k 满足条件

$$G_p^k = \begin{cases} R_{p_k, p_{\text{goal}}} + G_{p_{\text{goal}}}, & k = 1, \\ \min\{R_{p_k, p_{\text{goal}}}, R_{p_k, p_{k-1}} + G_p^{k-1}\}, & k \neq 1. \end{cases} \quad (12)$$

步骤4 迭代终止条件.重复步骤2-3直到代价函数稳定最小,选取该代价函数下包含的路径点集合 $\{p_r | r = 1, 2, \dots, k\}$ 作为当前时刻 $p_{\text{now}(t)}$ 的路径预选择.

步骤5 服务机器人的路径选择.在 t 时刻,在学习得到的路径预选择集合 $\{p_r | r = 1, 2, \dots, k\}$ 内选择最后得到的路径点作为服务机器人 $t+1$ 时刻的预抵达位置 $\tilde{p}_{\text{now}(t+1)}$.结合服务机器人的当前位置 $p_{\text{now}(t)}$ 和前一时刻的位置 $p_{\text{now}(t-1)}$ 代入式(10),计算得到预选择路径下的服务机器人转向幅度 ϕ_t .判断转向幅度 ϕ_t 是否满足约束条件(9).若不满足,则返回步骤2.若满足,则预规划路径可行, $\tilde{p}_{\text{now}(t+1)}$ 变为 $t+1$ 时刻的规划期望位置 $p_{\text{now}(t+1)}$,服务机器人以速度 v_r 沿规划路径行驶.

考虑到地图学习算法中固定移动速度可能造成临近终点时收敛性能不佳的情况,本文依据服务机器人的实际工作情况设计出自适应速度调整策略,表示为

$$v_r = \begin{cases} v_0, & p_{\text{goal}} \in \mathcal{W}_{\text{now}} | p_{\text{barrier}} \in \mathcal{W}_{\text{now}}, \\ 3v_0, & \text{其他}, \end{cases} \quad (13)$$

其中: v_0 为基础移动速度, p_{goal} 为目标点位置, p_{barrier} 为障碍物位置.

步骤6 路径规划终止条件,在 $t+1$ 时刻,若 $p_{\text{now}(t+1)} = p_{\text{goal}}$,则终止路径规划,服务机器人抵达目标位置.否则返回步骤1.

3.3 算法性能分析(Algorithm property analysis)

3.3.1 收敛性分析(Convergence analysis)

在学习迭代策略中,由式(11)可知 $G_{p_{\text{now}(t)}}^{k+1} < G_{p_{\text{now}(t)}}^k$,若迭代次数足够大, $G_{p_{\text{now}(t)}}^k$ 将最终收敛到一个稳定的点.

引理1 对于地图中任意一点 $p_i, p_i \in \mathcal{W}$ 与目标点 p_{goal} 之间路径的代价函数 $\{G_{p_i}^k\}$ 是一个随迭代次数 k 增加而单调递减的序列.

由式(12)可知,步骤2中第1次选取的地图位置 p_1 将在第1次迭代时作为起点与目标点之间的插入点,

形成初始路径. 从第2次迭代开始, 新的随机选取点 $\{p_k | p_k \in \mathcal{W}\}$ 插入后, 路径代价函数将在下面两个选择选取最小的一个.

1) 起点 \rightarrow 新插入点 $p_k \rightarrow$ 目标点的路径连线.

2) 起点 \rightarrow 新插入点 $p_k \rightarrow$ 之前迭代最佳代价函数的路径 $\{p_r | r = 1, 2, \dots, k\}$ 的路径连线.

定理 1 假设任意两个位置的连接权值 R 为正, 且第1次迭代会产生当前位置与目标位置的初始路径代价函数 $G_{p_{\text{now}(t)}}^1$, 利用式(11)和式(12)更新路径代价函数具有下面几个性质:

1) 任意位置与目标点的代价函数序列 $\{G_{p_i}^k | p_i \in \mathcal{W}\}$ 会最终收敛.

2) 目标点的代价函数 $G_{\text{goal}} = 0$, 对于地图上任意一点与目标点之间的路径代价函数 $G_{p_i}^k$ 将在一定迭代次数后保持稳定.

3) 从目标点 G_{goal} 开始, 一定能在有限步内找到起始点.

证 性质 1 由公式(6)可知, 任意两不同位置之间的距离 d_{p_i, p_j} , $p_i, p_j \in \mathcal{W}$ 为正, 路径上的累计概率影响 $\int_C F(X, Y) ds$ 也为正数, 因此, 任意两不同位置的连接权值 R 为正数, 代价函数 G 也为正数. 根据引理1, 对于任意一个 $p_{\text{now}(t)}$ 与目标点之间路径的代价函数序列 $G_{p_{\text{now}(t)}}^k$ 随着迭代次数的增加将会收敛到最小边界上.

性质 2 由代价函数初始化可知目标点的代价函数 G_{goal} 恒为0, 由性质1可知, $G_{p_{\text{now}(t)}}^1$ 将最终收敛, 因此, 当迭代次数大于地图上位置的个数 $k > N^2$, 其中地图大小为 $N \times N$, 则学习得到最优解, 继续迭代则代价函数保持最小不变.

性质 3 根据学习策略, 选取当前点与目标点之间的路径后, 该路径中包含的已选取随机位置序列 $\{p_r | r = 1, 2, \dots, k\}$ 在下次迭代中不可取. 因此, 在一定的迭代次数后, 地图中的所有位置都会被选取, 包括起点.

3.3.2 复杂性分析(Complexity analysis)

为了表示算法的复杂程度, 定义变量 T 表示路径寻找的时间(步数), 具体的复杂度分析如下所示:

1) 若定义二维地图大小为 $N \times N$, 则计算全地图所有位置之间的连接权值 R_{p_i, p_j} , $p_i, p_j \in \mathcal{W}$, $i \neq j$ 的复杂度为 N^4 .

2) 在学习策略中, 机器人通过不断寻找每个时刻最小的路径代价函数 G , 这里使用的贪婪搜索算法的复杂度为 $O(\bar{T}N^2 \ln N^2)^{[10]}$.

3) 当机器人完成 t 时刻的路径选取, 进入 $t + 1$ 时刻后, 更新地图的连接权值复杂度为 N^4 .

因此, 室内服务机器人从起点到终点的路径复杂

度可表示为 $O(\bar{T}N^4 + \bar{T}^2N^2 \ln(N^2))$.

4 实验及结果分析(Experiments and results analysis)

4.1 仿真(Simulations)

仿真以服务机器人在兼具静态和动态两类障碍环境中指定位置的到达为任务, 仿真环境设置为二维栅格地图, 地图大小 $N = 50 \text{ m}$. 动态障碍初始位于 $(5, 10)$, 以速度 1 m/s 在 $(5, 10)$ 与 $(15, 10)$ 之间往返运动, 静态障碍物为 L 形障碍, 其中静态障碍物1的3个顶点分别为 $(18, 20)$, $(25, 20)$, $(25, 10)$, 静态障碍物2的3个顶点分别为 $(30, 40)$, $(30, 35)$, $(38, 35)$. 服务机器人只能通过其底盘携带的8个声呐传感器获得移动前方8个方向的地图障碍物信息. 为了验证本文提出算法的优越性, 仿真对比了改进型地图学习算法和不同移动速度下地图学习算法的路径规划效果. 在仿真实验中, 为保证对比的有效性, 设置服务机器人在相同的参数下运行. 具体的设置为: 障碍物影响放大系数 $k_a = 500$, 障碍物影响范围 $\sigma_i = 1$, $i = 1, 2, \dots, M$, 服务机器人的探测范围 $R_{\text{detect}} = 10 \text{ m}$, 基础移动速度 $v_0 = 1 \text{ m/s}$. 服务机器人起始点为 $(0, 0)$, 目标点为 $(48, 48)$.

仿真实验在 Intel Core i3-3220, 3.30 GHz, 内存为 4 GB 的计算机上进行, 分为3个案例进行:

案例 1 地图学习规划, 移动速度 $v = v_0$.

案例 2 地图学习规划, 移动速度 $v = 2v_0$.

案例 3 改进型地图学习规划.

案例1的路径规划效果如图2所示, 可以看出服务机器人以速度 v_0 在地图学习算法的规划下能够达到目标位置, 且能够很好地躲避障碍物, 但是当服务机器人临近目标点时, 其路径收敛能力较差. 案例2的规划路径如图3所示, 图3说明提高服务机器人的移动速度后, 规划路径不仅满足避障需求, 而且明显提高了机器人的移动和规划效率使路径更加简洁. 当然, 地图学习规划算法的近目标点收敛能力弱导致规划路径并不是那么优良. 图4显示了改进型地图学习规划算法的良好规划效果, 其继承了地图学习规划算法的良好避障性能, 同时变步长的自适应速度调整策略在保证避障性能的基础上大大提高了服务机器人的规划和移动效率.

从图2-4中可以看出, 3种案例中的路径规划都能使服务机器人克服环境中存在的局部最小问题并安全抵达目标位置. 通过案例1和案例3的对比, 虽然两种算法在临近目标时机器人速度都为 v_0 , 但是改进型地图学习算法通过改进学习过程中的随机选点设置, 极大地改善了算法的近目标点的收敛能力, 而且变步长的移动策略在另一方面也提高了机器人的效率. 在案例2和案例3的对比中, 虽然提高固定移动速度提高

了地图学习算法规划效率,但在另一方面也放大了临近目标点收敛性不佳的问题.另外,改进型地图学习

算法针对服务机器人的非完整性进行了一些限制,其规划路径更具可行性.

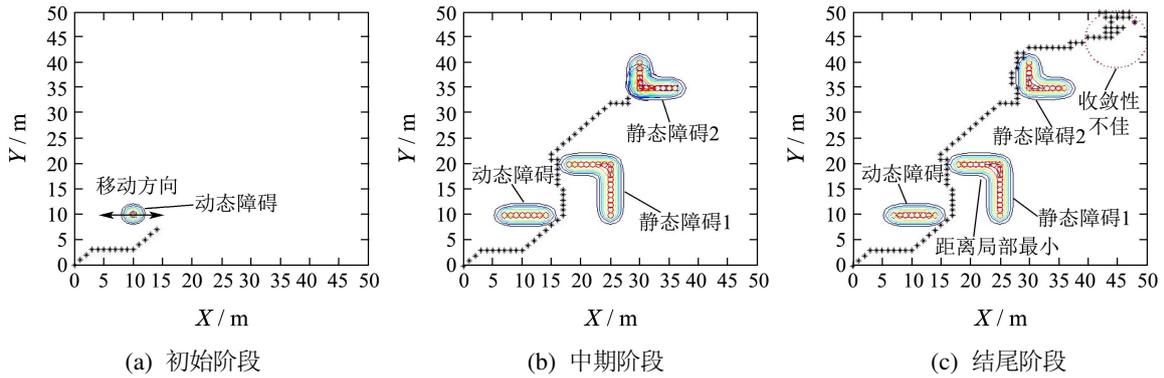


图2 地图学习规划下机器人速度为 v_0 的移动路径

Fig. 2 Robot path under geometrical learning planning with velocity v_0

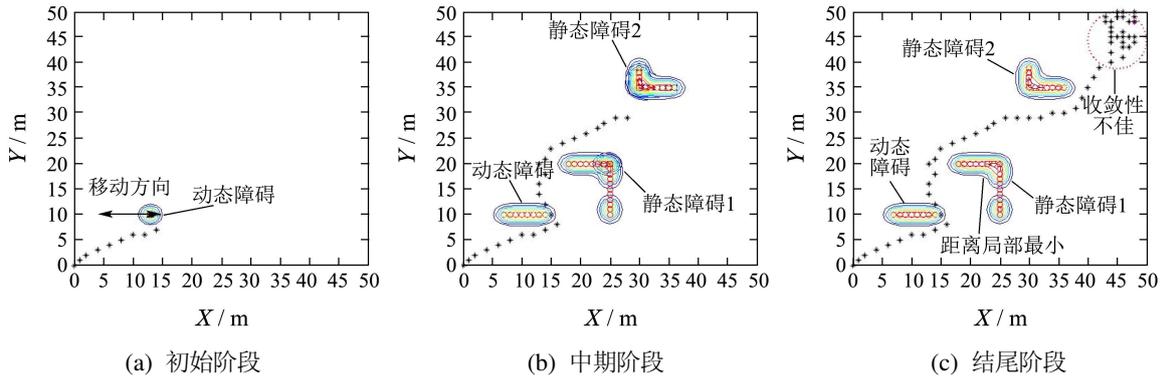


图3 地图学习规划下机器人速度为 $2v_0$ 的移动路径

Fig. 3 Robot path under geometrical learning planning with velocity $2v_0$

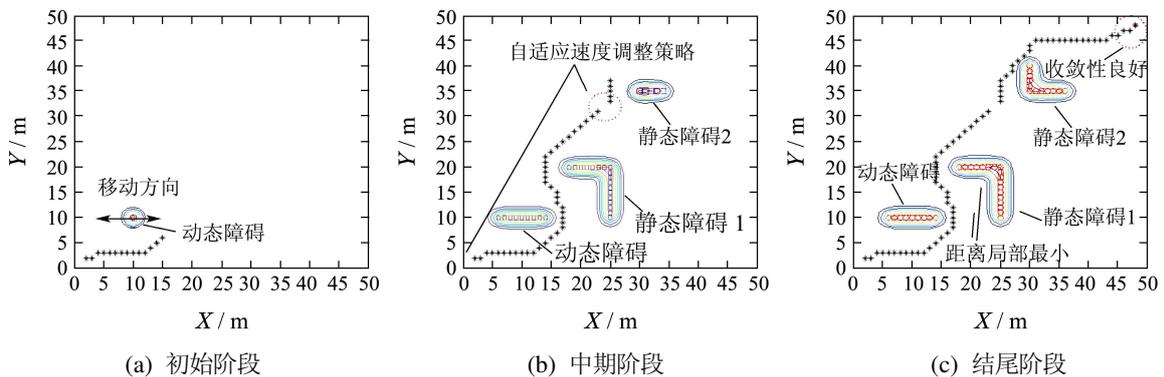


图4 改进型地图学习规划下机器人的移动路径

Fig. 4 Robot path under improved geometrical learning planning

为了精确表现改进型地图学习算法的优越性,各案例实验的量化数据具体见表1.

从表1中可以看出,移动速度快的路径规划算法使用更少的步数和时间到达目标点,速度为 v_0 的地图学习算法需要最长的移动路径.

两种不同移动速度下的地图学习算法的目标点收敛性均不佳,当机器人进入目标点半径5 m内时,案例1算法用34步到达目标点,案例2算法用28步到

达目标点,案例3算法仅需8步到达目标点,收敛性不佳产生过多的移动步数直接导致了规划路径长度的增加.案例1算法在最后5 m内移动路径长度为32.2842 m,案例2算法为44.5028 m,案例3仅为9.2426 m.

由此可以看出,改进型地图学习路径规划算法以增加小部分计算时间和移动步数为代价,获得了较好的规划路径,具有高可行性和高效率.

表 1 性能指标对比

Table 1 Performance comparison

项目	地图学习 规划速度 v_0	地图学习 规划速度 $2v_0$	改进型地图 学习规划
路径长度/m	120.0539	113.5592	83.8406
移动步数	100	62	69
距目标半径 5 m 时已走路 径长度/m	77.7696	69.0564	74.5980
距目标半径 5 m 时已用移 动步数	67	34	61
耗时/s	88.179	46.862	62.874
收敛性能	不佳	不佳	较好
避障性能	良好	良好	良好

4.2 实验(Experiments)

实验在本课题组自行研制的室内服务机器人上进行,其底座选用Pioneer-2DX移动机器人,底座自带8个声呐雷达可获取前方8个方向上的障碍物信息.服务机器人安装有底部和顶部两个摄像头,底部摄像头为前方路径探测摄像头,顶部摄像头为环境信息摄像头.通过研祥工控主板调用控制硬件部分,其硬件结构如图5所示.

实验时,设定机器人的任务是从起始点达到位于正前方10 m处的目标点,服务机器人探测半径为2 m,运动过程中要避免遇到的一个动态障碍物(足球移动机器人)和一个静态障碍物.服务机器人最大速率为1.6 m/s,为了安全避障,运动障碍物最大速率应小于机器人最大速率,在实验中将动态障碍物平均速率设置为0.5 m/s.

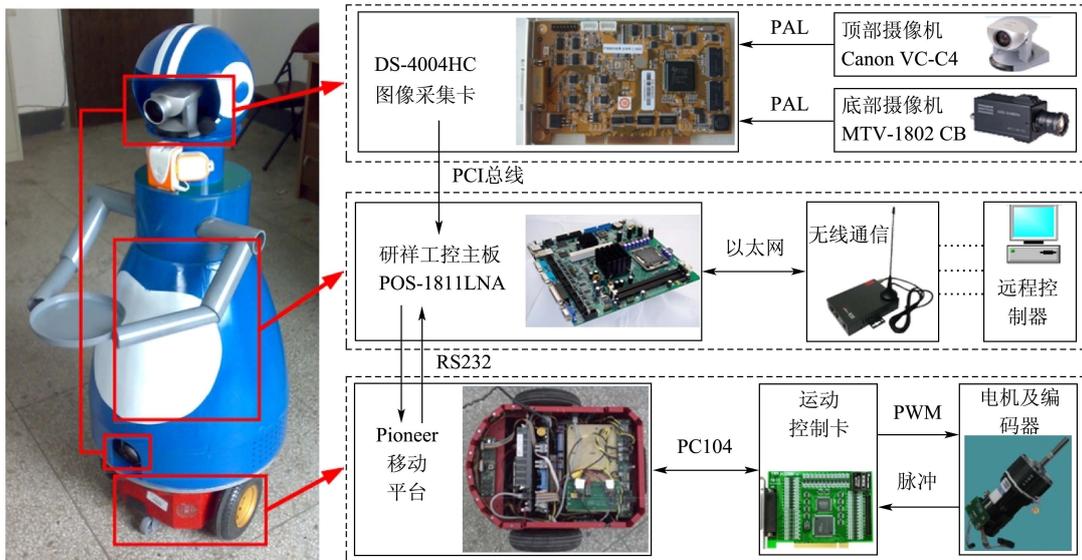


图 5 服务机器人硬件结构

Fig. 5 Hardware structure of the service robot

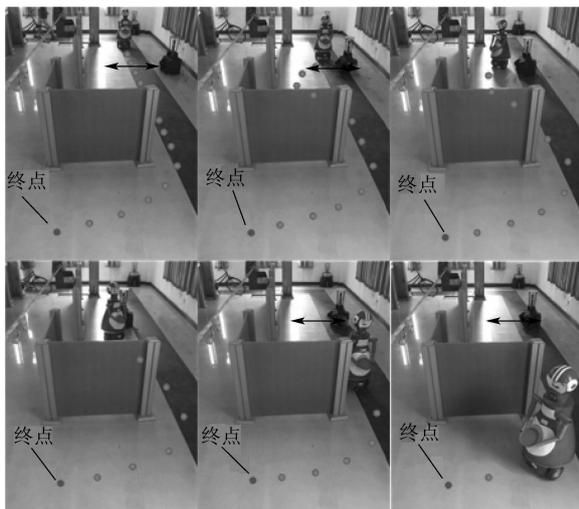


图 6 实验结果

Fig. 6 Experimental results

实验场景和实验结果如图6所示.实验布置了两类经典问题,分别为移动障碍物的躲避和局部最小问题的克服.实验与仿真中的动态障碍物和静态障碍物的布置一致.服务机器人首先需要躲避动态障碍物,然后面对的静态障碍物又存在距离局部最小问题.实验结果进一步验证了改进型地图学习规划算法能够指导机器人有效地避开遇到的障碍物并到达目标位置.

4.3 结论(Conclusions)

针对具有动态障碍物的未知室内环境,本文提出了一种改进型地图学习路径规划算法,该方法基于障碍物的概率建模,利用传感器信息获取障碍物位置,通过学习算法对地图信息不断深入理解,实时规划得到最具可行性的路径.仿真和实验都验证

了该方法能够实现静态障碍和动态障碍的实时躲避和目标点到达,能够满足室内服务的工作需求.同时,该方法较传统的地图学习算法具有更好的规划效率和目标点收敛能力,具有很高的可行性.进一步研究工作将在继续提高地图学习效率上进行.

参考文献(References):

- [1] 王耀南, 余洪山. 未知环境下移动机器人的同步地图创建与定位研究进展 [J]. 控制理论与应用, 2008, 25(1): 51 – 65.
(WANG Yaonan, YU Hongshan. A review of simultaneous localization and map building algorithm for mobile robots in unknown environment [J]. *Control Theory & Applications*, 2008, 25(1): 51 – 65.)
- [2] 沈晶, 顾国昌, 刘海波. 未知动态环境中基于分层强化学习的移动机器人路径规划 [J]. 机器人, 2006, 28(5): 544 – 547.
(SHEN Jing, GU Guochang, LIU Haibo. Mobile robot path planning based on hierarchical reinforcement learning in unknown dynamic environment [J]. *Robot*, 2006, 28(5): 544 – 547.)
- [3] 庄严, 王伟, 刘蕾. 基于障碍预估与概率方向权值的移动机器人动态路径规划 [J]. 控制理论与应用, 2007, 24(3): 337 – 342.
(ZHUANG Yan, WANG Wei, LIU Lei. Mobile robot dynamic path planning based on obstacle prediction and probabilistic directional weighting [J]. *Control Theory & Applications*, 2007, 24(3): 337 – 342.)
- [4] GARCIA M A, MONTIEL O, CASTILLO O, et al. Path planning for autonomous mobile robot navigation with ant colony optimization and fuzzy cost function evaluation [J]. *Applied Soft Computing*, 2009, 9(3): 1102 – 1110.
- [5] 陈刚, 沈林成. 复杂环境下路径规划问题的遗传路径规划方法 [J]. 机器人, 2001, 23(1): 40 – 44.
(CHEN Gang, SHEN Lincheng. Genetic path planning algorithm for complex environment path planning [J]. *Robot*, 2001, 23(1): 40 – 44.)
- [6] 段征宇, 杨东援, 王上. 时间依赖型车辆路径问题的一种改进蚁群算法 [J]. 控制理论与应用, 2010, 27(11): 1557 – 1563.
(DUAN Zhengyu, YANG Dongyuan, WANG Shang. Improved ant colony optimization algorithm for time-dependent vehicle routing problem [J]. *Control Theory & Applications*, 2010, 27(11): 1557 – 1563.)
- [7] WANG Y, YANG Y, YUAN X, et al. Autonomous mobile robot navigation system designed in dynamic environment based on transferable belief model [J]. *Measurement*, 2011, 44(8): 1389 – 1405.
- [8] ZHANG B, MAO Z, LIU W, et al. Geometric reinforcement learning for path planning of UAVs [J/OL]. *Journal of Intelligent & Robotic Systems*, Netherlands: Springer, 2013. <http://dx.doi.org/10.1007/s10846-013-9901-z>.
- [9] 郝钊钊, 方舟, 李平. 基于Q学习的无人机三维航迹规划算法 [J]. 上海交通大学学报, 2012, 46(12): 1931 – 1935.
(HAO Chuanchuan, FANG Zhou, LI Ping. A 3-D route planning algorithm for unmanned aerial vehicle based on Q-learning [J]. *Journal of Shanghai Jiao-tong University*, 2012, 46(12): 1931 – 1935.)
- [10] ZHANG B, LIU W, MAO Z, et al. Cooperative and geometric learning algorithm (CGLA) for path planning of UAVs with limited information [J]. *Automatica*, 2014, 50(3): 809 – 820.
- [11] KIM Y, GU D, POSTLETHEAITE Ian. Real-time path planning with limited information for autonomous unmanned air vehicles [J]. *Automatica*, 2008, 44(3): 696 – 712.
- [12] 蔡自兴, 郑敏捷, 邹小兵. 基于激光雷达的移动机器人实时避障策略 [J]. 中南大学学报(自然科学版), 2006, 37(2): 324 – 329.
(CAI Zixing, ZHENG Minjie, ZOU Xiaobin. Real-time obstacle avoidance for mobile robots strategy based on laser radar [J]. *Journal of Central South University (Science and Technology)*, 2006, 37(2): 324 – 329.)
- [13] YANG S, MENG M. Real-time collision-free motion planning of a mobile robot using a neural dynamics-based approach [J]. *IEEE Transactions on Neural Network*, 2003, 14(6): 1541 – 1552.

作者简介:

陈彦杰 (1988–), 男, 博士研究生, 目前研究方向为路径规划、智能控制技术, E-mail: chenyanjie@hnu.edu.cn;

王耀南 (1957–), 男, 教授, 博士生导师, 目前研究方向为智能控制理论及应用、智能机器人技术、智能图像处理技术等, E-mail: yaonan@hnu.edu.cn;

钟杭 (1990–), 男, 硕士研究生, 目前研究方向为智能控制理论、非完整移动机器人, E-mail: zhonghang@hnu.edu.cn;

缪志强 (1989–), 男, 博士研究生, 目前研究方向为智能控制, E-mail: miaozhiqiang@hnu.edu.cn.