

引用格式:祝泽亚,谢君,王智.未知环境下双机器人协同探索方法[J].电光与控制,2020,27(4):32-37,102. ZHU Z Y, XIE J, WANG Z. A method of dual robot collaborative exploration in unknown environment[J]. Electronics Optics & Control, 2020, 27(4):32-37, 102.

未知环境下双机器人协同探索方法

祝泽亚, 谢君, 王智
(海军工程大学, 武汉 430033)

摘要: 针对在未知环境和未知目标位置情况下的目标搜索与地图导航问题,提出了一种双机器人协同探索方法。首先,第一台移动机器人利用摸墙算法进行目标搜索,分别运用改进的RBPF-SLAM算法和Hector-SLAM算法构建未知环境的地图,比较两种算法建图花费的时间和获得的结果,选择其中更适合搜救任务的算法。接着,第二台机器人读取来自第一台机器人的地图信息,运用A*算法规划到达目标点的最优路径,并沿着规划出的路径移动至目标点。同时,针对实际中随时可能发生变化的受灾区域,采用动态窗口法进行动态的局部路径规划。最后,对该种方法进行了仿真实验,实验结果验证了该方法的实用性和有效性。

关键词: 移动机器人; 协同探索; 改进的RBPF-SLAM算法; Hector-SLAM算法; A*算法; 动态窗口法

中图分类号: TP242.6 **文献标志码:** A **doi:**10.3969/j.issn.1671-637X.2020.04.007

A Method of Dual Robot Collaborative Exploration in Unknown Environment

ZHU Zeya, XIE Jun, WANG Zhi

(Naval University of Engineering, Wuhan 430033, China)

Abstract: In order to solve the problems of target search and map navigation under the circumstance of unknown environment and unknown target orientation, a method of dual robot collaborative exploration is proposed. Firstly, the first mobile robot uses the wall-touching algorithm to search for the target autonomously. The improved RBPF-SLAM algorithm and the Hector-SLAM algorithm are utilized to construct the map of the unknown environment respectively, and then the algorithm more suitable for the search task is selected by comparing the results and time spent on building a map. Next, the second robot reads the map from the first robot and moves along the optimal path planned by using the A* algorithm to the target point. Meanwhile, the dynamic window approach is used for dynamic local path planning for the damage area which may change at any time. Finally, simulation experiment is carried out and the practicability and effectiveness of this method are verified.

Key words: mobile robot; collaborative exploration; improved RBPF-SLAM algorithm; Hector-SLAM algorithm; A* algorithm; dynamic window approach

0 引言

火灾、爆炸、坍塌事故时有发生,救援过程中因缺少食物、药品、水等补给导致被困人员在恶劣条件下难以坚持。为避免此类情况,应用移动机器人及时探知险情和被困人员的情况,并为被困人员提供一定的补给,争取尽量多的救援时间,这对实施救援有着极大的

应用意义^[1]。相比体积较大的机器人,体积较小的机器人更适合进入狭窄空间执行救援任务,由于机器人的工作续航能力和平台搭载工具的数量会受机器人自身尺寸影响,一台机器人在执行救援任务时很难同时完成不同类型的任务,这就需要由两台以上的机器人分工协同完成救援任务:第一台机器人在未知目标位置的情况下对未知环境进行自主搜索;第二台机器人根据获得的目标位置进行实时导航。

未知环境下机器人自主搜索的方法主要有针对类迷宫环境的摸墙算法和人工势场法^[2]、动态窗口法^[3]、强化学习法^[4]以及模糊逻辑算法^[5]等。文献[2-4]

收稿日期:2019-03-21

修回日期:2019-05-10

基金项目:国家自然科学基金(61773395)

作者简介:祝泽亚(1996—),男,江西上饶人,硕士生,研究方向为智能机器人。

运用不同的方法解决了在已知目标方位的情况下的未知环境搜索问题,但无法解决未知目标方位情况下的搜索问题;文献[5]利用模糊逻辑方法和动态模板匹配方法,实现了在未知环境和未知目标位置情况下的目标搜索,但是其中仿真的搜索区域较为简单,很难验证该方法在复杂的现实环境中的有效性。

在已知受灾区域的内部环境和目标方位的情况下,运用A*算法^[6]、遗传算法^[7]、蚁群算法^[8]等方法能够得到从起点到目标点的最优路径。文献[6]在A*算法的基础上结合跳点搜索算法,提高了算法的寻路速度,且加速效果随着环境地图的增大更加明显;文献[7]针对全局规划算法收敛慢和容易陷入局部最小值的问题,分别引进了灰狼优化算法和领域变异算子改进了传统的遗传算法的选择算子和变异算子,增强了算法的全局搜索能力,并加快了得到可行解的速度;文献[8]提出了一种移动机器人路径规划的改进势场蚁群算法,采用人工势场法避免了传统蚁群算法的局部最优问题,并提出了初始信息素不均衡分配原则,提高了算法的搜索效率。上述文献虽然都对搜索算法进行了改进,提高了搜索效率,但面对随时可能发生变化的受灾环境,这些方法仍无法确保机器人顺利到达目标点。

针对灾害救援过程中面临的环境和目标方位均未知的情况,本文提出了一种双机器人协同探索方法,其中包括自主搜索和地图导航两个模式。第一台机器人进入自主搜索模式,对未知区域进行自主的目标搜索,分别运用两种不同的算法实现地图的构建;之后,第二台机器人读取地图信息,并进入地图导航模式,按照A*算法规划出的最优路径进行运动。当遇到新出现的障碍物时,机器人运用动态窗口法进行动态的局部路径规划。实验结果验证了该方法的实用性和有效性^[9-10]。

1 双机器人协同探索方法

本文以Turtlebot3差分驱动机器人作为研究对象。Turtlebot3搭载了一个2D激光传感器和一个视觉传感器。激光传感器置于机器人顶端,扫描面与地面平行,其中心与机器人重心重合,有效探测距离为 R_{\max} ,探测范围为 360° ,角分辨率为 1° 。视觉传感器用于识别目标物体,可以通过30帧/s的速度拍摄1080像素的高清视频,该机器人可达到的最大速度为0.22 m/s。

机器人运动区域平坦有界,区域边界相互连通,障碍物与区域边缘表面粗糙,激光信号不会出现镜面反射。在运动区域中建立全局直角坐标系,以机器人任务起点作为坐标原点 P_0 ,实时运动位置用 P_t 表示,模型如图1所示。

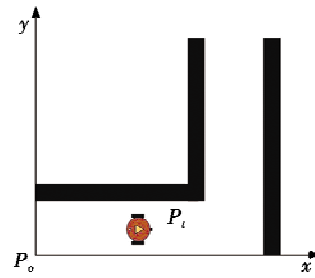


图1 机器人在未知环境下的仿真模型

Fig.1 Simulation model of the robot in unknown environment

第一台机器人在开始执行救援任务时进入自主搜索模式,利用激光雷达的信息进行未知环境下的受灾人员搜索并构建受灾区域地图,当发现目标时,迅速保存地图,同时操作员记录目标在地图中的位置;操作员将保存的地图信息以及记录的目标位置发送给第二台机器人,第二台机器人进入地图导航模式,根据地图信息和目标位置快速生成最优路径,并沿着生成的路径运动到目标点处。双机器人协同探索方法在操作员的协助下将两个独立的部分结合在一起,进一步提高了实际情况中的救援效率。

1.1 自主搜索模式

第一台机器人的任务是未知环境下的目标搜索和地图构建。机器人进入自主搜索模式,运用摸墙算法中的右手法则进行目标搜索。当机器人右侧可通行,则右转 90° 再继续前进;当机器人右侧不可通行而前侧可通行,则保持原速度直行;当机器人右侧和前侧均不可通行,则左转 90° 再继续前进;当机器人右侧、前侧、左侧均不可通行,则认定为死胡同,机器人右转 180° 。机器人在利用激光雷达等传感器感知环境信息和寻找目标的同时,利用获得的环境信息构建地图,最后当通过视觉传感器发现受灾目标时,救援人员记录受灾人员位置和情况,并迅速保存实时地图,将地图发送给第二台机器人,而第一台机器人继续运用摸墙算法返回起点。

1.1.1 改进RBPF-SLAM算法

改进RBPF-SLAM算法^[11]是在蒙特卡罗定位算法的基础上融合激光雷达的观测信息,提出了地图未知情况下的解决方法。基于Rao-Blackwellized的粒子滤波器的实质问题是计算地图 m 和机器人的轨迹 $x_{1:t} = x_1, x_2, \dots, x_t$ 的后验概率 $p(x_{1:t}, m | z_{1:t}, u_{1:t-1})$,经过因式分解可得

$$p(x_{1:t}, m | z_{1:t}, u_{1:t-1}) = p(m | x_{1:t}, z_{1:t}) p(x_{1:t} | z_{1:t}, u_{1:t-1}) \quad (1)$$

分析式(1)可知,计算地图和轨迹的后验概率时,首先使用粒子滤波器估计机器人轨迹的后验概率 $p(x_{1:t} | z_{1:t}, u_{1:t-1})$,其中,每一个粒子都代表一种可能的

轨迹,通过每个粒子对应的轨迹 x_t 和观测值 z_t , 计算基于地图的后验概率 $p(m | x_{1:t}, z_{1:t})$ 。RBPF-SLAM 算法的一般步骤^[12]如下。

1) 采样:根据提议分布 π 进行采样,从粒子集合 $\{x_{t-1}^{(i)}\}_{i=1,2,\dots,N}$ 中产生下一代粒子集合 $\{x_t^{(i)}\}_{i=1,2,\dots,N}$ 。

2) 重要性权重计算:根据重要性采样原则,计算每个粒子的重要性权重,即

$$\omega_t^{(i)} = \frac{p(x_{1:t}^{(i)} | z_{1:t}, u_{1:t-1})}{\pi(x_{1:t}^{(i)} | z_{1:t}, u_{1:t-1})} \quad (2)$$

利用马尔可夫假说,对提议分布 π 进行如下分解

$$\pi(x_{1:t} | z_{1:t}, u_{1:t-1}) = \pi(x_t | x_{1:t-1}, z_{1:t}, u_{1:t-1}) \cdot \pi(x_{1:t-1} | z_{1:t-1}, u_{1:t-2}) \quad (3)$$

联立式(2)与式(3),计算重要性权重,得

$$\begin{aligned} \omega_t^{(i)} &= \frac{p(x_{1:t}^{(i)} | z_{1:t}, u_{1:t-1})}{\pi(x_{1:t}^{(i)} | z_{1:t}, u_{1:t-1})} = \\ &= \frac{\eta p(z_t | x_{1:t}^{(i)}, z_{1:t-1}) p(x_t^{(i)} | x_{1:t-1}^{(i)}, u_{1:t-1})}{\pi(x_t^{(i)} | x_{1:t-1}^{(i)}, z_{1:t}, u_{1:t-1})} \cdot \\ &\frac{p(x_{1:t-1}^{(i)} | z_{1:t-1}, u_{1:t-2})}{\pi(x_{1:t-1}^{(i)} | z_{1:t-1}, u_{1:t-2})} \propto \frac{p(z_t | m_{t-1}^{(i)}, x_t^{(i)}) p(x_t^{(i)} | x_{t-1}^{(i)}, u_{t-1})}{\pi(x_t | x_{t-1}^{(i)}, z_{1:t}, u_{1:t-1})} \cdot \omega_{t-1}^{(i)} \end{aligned} \quad (4)$$

3) 重采样:根据重要性权重成比例地生成新粒子。重采样后,所有粒子具有相同的重要性权重。

4) 地图估计:根据每个粒子的轨迹 $x_{1:t}^{(i)}$ 和观测信息 $z_{1:t}$, 计算出对应的地图估计 $p(m^{(i)} | x_{1:t}^{(i)}, z_{1:t})$ 。

典型的粒子滤波器使用里程计运动模型 $p(x_t | x_{t-1}, u_{t-1})$ 作为提议分布 π , 重要性权重也因此能根据观察模型 $p(z_t | m, x_t)$ 计算出来, 将式(4)中的提议分布 π 用里程计运动学模型代替, 可得

$$\begin{aligned} \omega_t^{(i)} &= \omega_{t-1}^{(i)} \cdot \frac{\eta p(z_t | m_{t-1}^{(i)}, x_t^{(i)}) p(x_t^{(i)} | x_{t-1}^{(i)}, u_{t-1})}{p(x_t^{(i)} | x_{t-1}^{(i)}, u_{t-1})} \propto \\ &\omega_{t-1}^{(i)} \cdot p(z_t | m_{t-1}^{(i)}, x_t^{(i)}) \end{aligned} \quad (5)$$

当机器人携带的其他传感器信息的精度明显高于里程计运动模型时,可以通过将最近一次的观测信息 z_t 整合到提议分布中有效地缩小采样范围,减少了计算需要的粒子数,使提议分布更加接近目标分布,显著降低了计算复杂度。整合 z_t 后的提议分布表示为

$$p(x_t | m_{t-1}^{(i)}, x_{t-1}^{(i)}, z_t, u_{t-1}) = \frac{p(z_t | m_{t-1}^{(i)}, x_t^{(i)}) p(x_t^{(i)} | x_{t-1}^{(i)}, u_{t-1})}{p(z_t | m_{t-1}^{(i)}, x_{t-1}^{(i)}, u_{t-1})} \quad (6)$$

从而粒子的重要性权重算式变为

$$\begin{aligned} \omega_t^{(i)} &= \omega_{t-1}^{(i)} \cdot \frac{\eta p(z_t | m_{t-1}^{(i)}, x_t^{(i)}) p(x_t^{(i)} | x_{t-1}^{(i)}, u_{t-1})}{p(x_t | m_{t-1}^{(i)}, x_{t-1}^{(i)}, z_t, u_{t-1})} \propto \\ &\omega_{t-1}^{(i)} \cdot p(z_t | m_{t-1}^{(i)}, x_{t-1}^{(i)}, u_{t-1}) \end{aligned} \quad (7)$$

在重复上述步骤的过程中,有效粒子数逐渐减少,为了避免粒子耗散的问题出现,需要对重采样阶段进

行改进。根据 DOUCET 等提出的有效粒子算式^[13]

$$N_{\text{eff}} = \frac{1}{\sum_{i=1}^N (\tilde{\omega}^{(i)})^2} < \frac{N}{2} \quad (8)$$

有效粒子数小于原粒子数的一半时进行重采样,采用自适应重采样解决粒子耗散问题。

1.1.2 Hector-SLAM 算法

Hector-SLAM 算法最初设计的应用场合就是针对城市搜索和救援 (Urban Search and Rescue, USAR) 任务展开的^[14],适用于地面起伏不平、里程计容易失效的环境,该算法要求使用大范围、高精度的激光传感器来构建地图,与 RBPF-SLAM 算法不同, Hector-SLAM 算法不需要里程计信息,所以可以在占用较少计算资源的情况下实现高精度、高鲁棒性的 SLAM。

Hector-SLAM 算法采用栅格表示地图,通过扫描匹配的方法实现地图的构建和机器人实时定位,但是栅格地图的离散性限制了算法的精度,并且难以直接计算插值和导数。针对这个问题, Hector-SLAM 算法通过双线性插值方法在每次估计占据概率和导数时,保证了子栅格单元的精度,同时用这两个参数表达映射到栅格地图上的激光点是否对应被占据的栅格以及对应的程度。图2所示为双线性滤波方法原理。

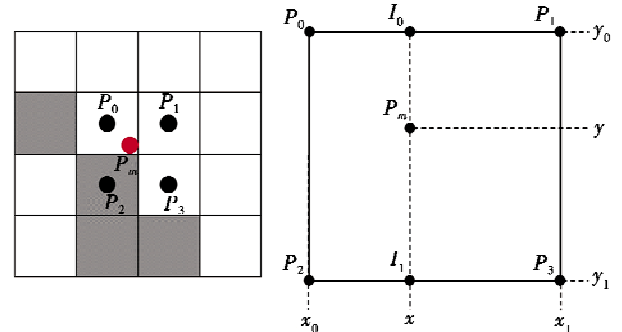


图2 双线性滤波方法原理

Fig.2 The principle of bilinear filtering method

利用图2中邻近的4个栅格中心 P_0, P_1, P_2, P_3 的坐标近似估算,得到了连续地图坐标 P_m 的占据值 $M(P_m)$ 和梯度 $\nabla M(P_m)$ ^[15] 分别为

$$\begin{aligned} M(P_m) &\approx \frac{y-y_0}{y_1-y_0} \left(\frac{x-x_0}{x_1-x_0} M(P_3) + \frac{x_1-x}{x_1-x_0} M(P_2) \right) + \\ &\frac{y_1-y}{y_1-y_0} \left(\frac{x-x_0}{x_1-x_0} M(P_1) + \frac{x_1-x}{x_1-x_0} M(P_0) \right) \end{aligned} \quad (9)$$

$$\nabla M(P_m) = \left(\frac{\partial M}{\partial x}(P_m), \frac{\partial M}{\partial y}(P_m) \right) \quad (10)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial M}{\partial x}(P_m) &\approx \frac{y-y_0}{y_1-y_0} (M(P_3) - M(P_2)) + \\ &\frac{y_1-y}{y_1-y_0} (M(P_1) - M(P_0)) \end{aligned} \quad (11)$$

$$\frac{\partial M}{\partial y}(P_m) \approx \frac{x-x_0}{x_1-x_0}(M(P_3)-M(P_2)) + \frac{x_1-x}{x_1-x_0}(M(P_1)-M(P_0)) \quad (12)$$

Hector-SLAM 算法采用激光束末端和已有地图进行扫描匹配,对地图进一步优化,这里需要通过求解 $\xi = (P_x, P_y, \psi)^T$ 的函数最小值来表示激光雷达数据和地图的最优匹配,构造的目标函数为

$$\xi^* = \arg \min_{\xi} \sum_{i=1}^n [1 - M(S_i(\xi))]^2 \quad (13)$$

式中, $S_i(\xi)$ 是激光束末端 $s_i = (s_{i,x}, s_{i,y})^T$ 在世界坐标系下的坐标,它的具体表达式为

$$S_i(\xi) = \begin{pmatrix} \cos \psi & -\sin \psi \\ \sin \psi & \cos \psi \end{pmatrix} \begin{pmatrix} s_{i,x} \\ s_{i,y} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} P_x \\ P_y \end{pmatrix} \quad (14)$$

根据式(9)计算坐标 $S_i(\xi)$ 的栅格地图占据值 $M(S_i(\xi))$ 。给定机器人初始状态的估计值 ξ , 优化测量误差的算式为

$$\sum_{i=1}^n [1 - M(S_i(\xi + \Delta\xi))]^2 \rightarrow 0 \quad (15)$$

对 $M(S_i(\xi + \Delta\xi))$ 进行一阶泰勒展开,对展开的方程求关于 $\Delta\xi$ 的偏导数,并令偏导数为零,运用高斯牛顿法求解关于 $\Delta\xi$ 的最小值问题,即

$$\Delta\xi = H^{-1} \sum_{i=1}^n \left[\nabla M(S_i(\xi)) \frac{\partial S_i(\xi)}{\partial \xi} \right]^T [1 - M(S_i(\xi))] \quad (16)$$

式中,

$$H = \left[\nabla M(S_i(\xi)) \frac{\partial S_i(\xi)}{\partial \xi} \right]^T \left[\nabla M(S_i(\xi)) \frac{\partial S_i(\xi)}{\partial \xi} \right] \quad (17)$$

由式(14)可得

$$\frac{\partial S_i(\xi)}{\partial \xi} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & -s_{i,x} \sin \psi & -s_{i,y} \cos \psi \\ 0 & 1 & s_{i,x} \cos \psi & -s_{i,y} \sin \psi \end{pmatrix} \quad (18)$$

最后利用计算出的 $\nabla M(S_i(\xi))$ 和 $\frac{\partial S_i(\xi)}{\partial \xi}$ 解出高斯牛顿方程式(16),从而找到激光束末端与地图完成匹配后的最优位姿估计 ξ 。除此之外,为了避免初始值选择不合理导致陷入局部最优,利用激光数据生成多分辨率的地图,按照地图分辨率对栅格地图进行排序,再使用爬山算法从分辨率最低的地图开始搜索,得到最优解后代入上一层高分辨率的栅格地图重新进行搜索。

1.2 地图导航模式

完成第一阶段的任务后,第二台机器人进入地图导航模式,读取第一台机器人发送来的地图信息,针对随时可能发生变化的受灾区域,机器人采用结合动态窗口法的 A* 算法进行动态路径规划,流程如图3所示。

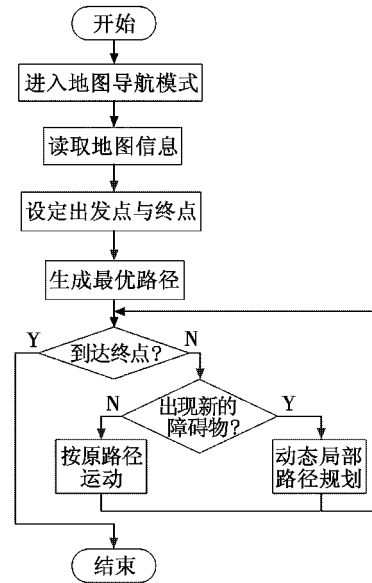


图3 地图导航模式流程图

Fig.3 The flow chart of map navigation mode

A* 算法通过一个估价函数来确定搜索方向,从起点开始向周围扩展,计算周围每个节点的代价值,选择最小代价值节点作为下一个扩展节点,重复这一过程直至到达目标点,生成最终路径。其中估价函数形式为

$$f(n) = g(n) + h(n) \quad (19)$$

式中: $f(n)$ 表示对当前节点 n 的总的估价函数; $g(n)$ 表示从初始点到当前点的实际代价值; $h(n)$ 表示当前点到终点的估计值,这里用曼哈顿距离来表示。 $g(n)$ 和 $h(n)$ 的构造函数分别为

$$g(n) = \sum_{i=1}^n \rho_i D(A_{i-1}, A_i) \quad (20)$$

$$h(n) = D_x(G - A_n) + D_y(G - A_n) \quad (21)$$

式中: A_i 表示地图中的第 i 个节点, A_0 表示起点, A_n 表示当前节点 n ; $D(A_{i-1}, A_i)$ 表示节点 A_{i-1} 与节点 A_i 之间的欧氏距离; ρ_i 是节点 A_{i-1} 与节点 A_i 之间的环境加权系数,和路径的易通行程度、能量消耗系数相关; $D_x(G - A_n)$ 表示目标点 G 与当前节点 A_n 在 X 轴上的距离长度; $D_y(G - A_n)$ 表示目标点 G 与当前节点 A_n 在 Y 轴上的距离长度。

A* 算法还需要两个队列集合来实现,称为开集和闭集^[16],其中,开集用于保存所有生成但未访问的节点,闭集用于记录已经访问过的节点。A* 算法具体步骤如下。

1) 初始化开集和闭集,并将起点加入闭集。

2) 将起点周围的节点加入到开集中,同时设置起点为其周围节点的前驱节点,分别计算开集中各个节点的 $g(n)$ 和 $h(n)$ 。

3) 找到开集中 $f(n)$ 最小的节点 A_{n+1} , 将其加入到闭集中并从开集中删除。

4) 将 A_{n+1} 的周围节点加入开集中。如果该点已经在闭集中则跳过;如果该点已在开集中,则比较该点的原有代价 $g(n)$ 和当 A_{n+1} 为其前驱节点时的代价 $g'(n)$,若 $g'(n) < g(n)$,则更新 $g(n)$ 并修改当前节点 A_{n+1} 为其前驱节点。

5) 重复步骤3)和4),直至目标点 G 加入开集或已经遍历所有可扩展节点。如果目标点 G 成功加入到开集中,则可计算出到达目标点的实际代价,并从目标点开始依次回溯其前驱节点直至起点,获得当前评价函数 $g(n)$ 下的最优路径;如果已经遍历所有可扩展节点且目标点不在开集中,则说明不存在到达目标点的可行路径。

实际上,未知环境随时都可能发生变化,所以这里结合动态窗口法进行局部路径规划^[17]。该算法主要分为以下两步:

1) 采样获得所有能够绕过障碍物的速度组 (v, ω) 。

2) 定义一个考虑了多项指标的目标评价函数,在采样获得的速度组中有若干组是可行的,因此采用评价函数的方式进行评价。这里的目标评价函数为

$$G(v, \omega) = c_1 \cdot A(v, \omega) + c_2 \cdot V(v, \omega) + c_3 \cdot D(v, \omega) \quad (22)$$

式中: $A(v, \omega)$ 为方位角评价函数,表示在当前速度下,模拟轨迹终点方向与目标之间的方位角偏差,其中,角度偏差越小,评价函数值越大,则该模拟轨迹的接受程度越高; $D(v, \omega)$ 为距离评价函数,表示机器人在预测轨迹上与障碍物的最小距离,若轨迹与障碍物相交,则将轨迹舍弃; $V(v, \omega)$ 为当前时刻速度的评价函数,该评价函数的值与线速度、角速度成正比。在计算评价函数时需要先对函数的3个部分进行归一化处理。

图4是基于Matlab利用动态窗口法实现局部路径规划的仿真图,图中,红色五角星表示目标点,黑色方块表示障碍物,机器人(黑色圆形物体)正在进行实时路径规划,机器人前方的蓝色区域由数十条表示下个阶段机器人运动轨迹的曲线组成,每一条运动轨迹都对应着一组速度。

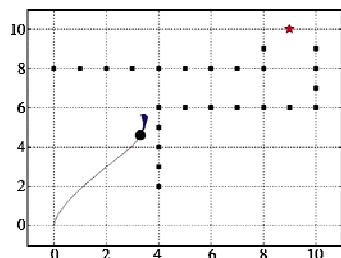


图4 动态窗口法局部路径规划示意图

Fig.4 The diagram of local path planning by using dynamic window method

2 仿真结果

为了验证所提出的双机器人协同探索方法的有效

性,本文在ROS仿真环境下利用Turtlebot3差分驱动机器人对该方法进行仿真验证。

仿真中的受灾区域如图5所示。

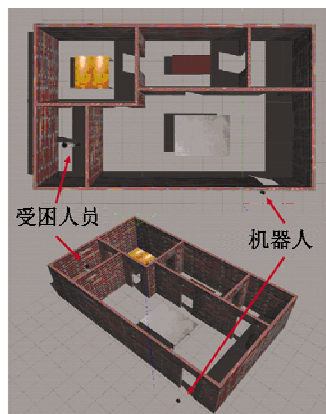


图5 受灾区域三维仿真地图

Fig.5 The 3D simulation map of the disaster-stricken area

首先第一台机器人进入自主搜索模式,对未知环境进行搜索,图6显示的是利用两种不同的算法机器人构建的地图。单从得到的地图信息上不能准确地比较出两种算法的优缺点,但在自主搜索的过程中,机器人运用Hector-SLAM建图时速度不能超过0.1 m/s,否则构建的地图就会出现偏移现象,这就大大延长了搜索时间,如图7所示,这一现象出现的主要原因是Hector-SLAM算法没有使用里程计的数据。



(a) 改进的RBPF-SLAM (b) Hector-SLAM

图6 不同算法构建的受灾区域地图

Fig.6 Maps of the disaster-stricken area constructed by different algorithms

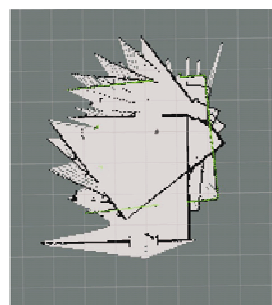


图7 机器人偏移现象

Fig.7 The deviation phenomenon of the robot

相反地,运用改进的 RBPF-SLAM 算法建图时,机器人能够保持最快速度完成搜索任务。在搜索的过程中,机器人利用里程计数据对正在构建的地图进行修正,最终得到比较准确的地图信息。图 8 是机器人运用改进 RBPF-SLAM 算法的建图过程。



图 8 改进 RBPF-SLAM 算法的建图过程

Fig. 8 The process of map construction using improved RBPF-SLAM algorithm

对比图 8 的第 2、第 3 张图可以看出,原本出现偏差的地图被摆正,确保机器人在地图导航模式下能够准确顺利地到达目标位置。考虑到救援任务对效率的要求,本文选择将改进 RBPF-SLAM 算法构建的地图用于接下来的地图导航模式。

当地图信息保存完毕后,第二台机器人进入地图导航模式开始读取地图信息,救援人员在上位机中标注地图中的起点和终点,标注完毕后,机器人利用 A* 算法进行路径规划并立刻沿着规划出来的路线前进,直到到达目标点时停止运动,图 9 所示为机器人规划出的最优路径。

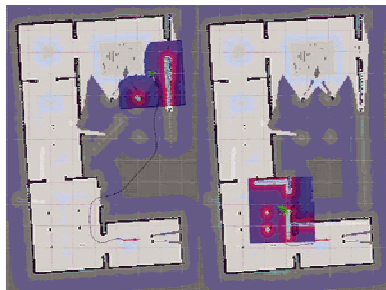


图 9 沿着最优路径运动的机器人

Fig. 9 The robot moving along the optimal path

在机器人按照规划的路线移动时,如果激光雷达发现了新出现的障碍物挡住了规划出的路径,机器人会通过动态窗口法进行局部的路径规划,以避免机器人与新出现的障碍物发生碰撞。为了验证动态窗口法局部路径规划的有效性,如图 10 所示,方形障碍物(红色方框内)封堵住了机器人的原路径,导致机器人无法

沿着原路径到达目标位置。比较图 11 与图 9 的路径,图 11 中机器人的初始路径与图 9 中的路径基本一致,但是当机器人的激光雷达扫描发现原路径被障碍物堵住时,机器人会迅速规划出新的路径绕过障碍。



图 10 障碍物阻碍机器人的最优路径

Fig. 10 An obstacle blocks the optimal path of the robot

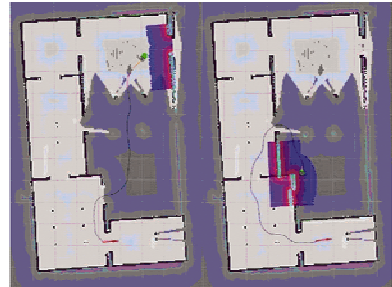


图 11 出现新障碍物后的地图导航模式

Fig. 11 The map navigation mode after a new obstacle appears

3 结束语

本文设计了一种在未知内部环境和未知目标位置的情况下双机器人协同探索方法。首先,第一台机器人在寻找被困人员的过程中,运用了两种不同的算法完成未知受灾区域的地图构建,并选择适合救援任务的 SLAM 算法。其次,针对随时可能发生变化的环境,提出了一种结合动态窗口法的改进 A* 算法,第二台机器人通过改进算法实现了动态路径规划。最后,将该方法应用于模拟的受灾区域中,验证了该方法的有效性。

参考文献

[1] 张涛,尚红,许建华,等. 机器人技术在地震废墟搜索救援中的应用[J]. 自然灾害学报,2012,21(5):108-112.

[2] AMIRYAN J, JAMZAD M. Adaptive motion planning with artificial potential fields using a prior path[C]//The 3rd RSI International Conference on Robotics and Mechatronics, 2015:731-736.

[3] 张琳,章新杰,郭孔辉,等. 未知环境下智能汽车轨迹规划滚动窗口优化[J]. 吉林大学学报:工学版,2018,48(3):652-660.

(下转第 102 页)

5 结 论

本文设计了一种红外/激光/毫米波共孔径光学系统,是实现多模复合制导的关键技术。为满足技术要求,三模共用整流罩和抛物面主镜,次镜反射红外和激光,透射毫米波。长波红外模式采用光学被动无热化技术,设计的光学系统保证了高低温下的成像性能。仿真分析表明,半主动激光制导模式在线性区内的激光光斑满足四象限探测器使用要求。利用远场光强分布获得毫米波模式的方向图,进而求解半功率波束角和旁瓣电平。

以上分析表明,本文设计的红外/激光/毫米波共孔径光学系统,各项性能均符合设计要求,为三模导引头的研发奠定了技术基础,对提高精确制导武器的适应性和作战效能非常关键。

参 考 文 献

- [1] 刘智颖,邢天祥. 激光半主动导引头光学系统设计[J]. 激光与红外,2016,46(5):527-531.
- [2] 陈蕾,姜允东,张峰,等. 烟雾干扰下电视导引头作用距离研究[J]. 弹箭与制导学报,2013,33(1):17-18,24.
- [3] 陈玉波,陈乐,曲长征,等. 红外制导技术在精确打击武器中的应用[J]. 红外与激光工程,2007,36(s):35-38.
- [4] 黄雨辰. 毫米波成像方法及系统关键技术研究[D]. 成都:电子科技大学,2016.
- [5] 毛延凯,仇振安,罗金平,等. 共孔径红外/激光复合导引头系统仿真研究[J]. 电光与控制,2018,25(1):19-22.
- [6] 胡体玲,李兴国. 毫米波/红外复合导引头关键技术分析[J]. 激光与红外,2007,37(2):101-103,116.
- [7] FAWCETT J M, SCHWERDT C B. Tri-mode seeker: US6606066[P]. 2003-08-12.
- [8] 林昌禄,聂在平. 天线工程手册[M]. 北京:电子工业出版社,2002.
- [9] 申碧云,高明. 红外光学系统被动式无热化设计方法[J]. 电光与控制,2012,19(6):70-73,78.
- [10] 胡博,常伟军,孙婷,等. 激光半主动制导导引头光学系统的设计[J]. 应用光学,2012,33(2):402-405.
- (上接第 37 页)
- [4] TAI L, PAOLO G, LIU M. Virtual-to-real deep reinforcement learning: continuous control of mobile robots for mapless navigation[C]//IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, 2017:31-36.
- [5] 肖潇,方勇纯,贺锋,等. 未知环境下移动机器人自主搜索技术研究[J]. 机器人,2007,29(3):224-229.
- [6] 赵晓,王铮,黄程侃,等. 基于改进 A* 算法的移动机器人路径规划[J]. 机器人,2018,40(6):903-910.
- [7] 刘二辉,姚锡凡. 基于改进遗传算法的自动导引小车路径规划及其实现平台[J]. 计算机集成制造系统,2017,23(3):465-472.
- [8] 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):1775-1781.
- [9] LI M H, HONG B R, LUO R H, et al. A novel method for mobile robot simultaneous localization and mapping[J]. Journal of Zhejiang University: Science A, 2006,7(6):937-944.
- [10] 梁明杰,闵华清,罗荣华. 基于图优化的同时定位与地图创建综述[J]. 机器人,2013,35(4):500-512.
- [11] GRISETTI G, STACHNISS C, BURGARD W. Improved techniques for grid mapping with Rao-Blackwellized particle filters[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2007,23(1):34-46.
- [12] 罗元,苏琴,张毅,等. 基于优化 RBPF 的同时定位与地图构建[J]. 华中科技大学学报:自然科学版,2016,44(5):30-34.
- [13] DOUCET A, DE FREITAS N, GORDON N. Sequential Monte Carlo methods in practice[M]. New York:Springer, 2001.
- [14] KOHLBRECHER S, MEYER J, GRABER T, et al. Hector open source modules for autonomous mapping and navigation with rescue robots[C]//RoboCup 2013: Robot World Cup XVII, 2013:624-631.
- [15] KOHLBRECHER S, STRYK O V, MEYER J, et al. A flexible and scalable SLAM system with full 3D motion estimation[C]//IEEE International Symposium on Safety, Security, and Rescue Robotics, 2011:1-6.
- [16] 王伟,储林波,马玉林. 一种改进的机器人路径规划算法[J]. 哈尔滨工业大学学报,1998,30(2):97-98.
- [17] 程传奇,郝向阳,李建胜,等. 融合改进 A* 算法和动态窗口法的全局动态路径规划[J]. 西安交通大学学报,2017,51(11):137-143.