

未知环境下移动机器人静态与动态实时避障方法研究^①

江 超^② 邢科新^③ 林叶贵 张兴盛 张贵军

(浙江工业大学信息工程学院 杭州 310023)

摘 要 本文研究了场景地图未知的情况下,移动机器人运行至目标点过程中遇到的障碍物问题。针对移动机器人移动过程中遇到的静态障碍物的情况,本文提出一种自适应阈值的前沿目标点选取方法,得到局部目标点,从而有效地避开障碍物。针对移动机器人运动过程中遇到的动态障碍物的情况,首先,通过 K-mean 聚类方法对激光雷达采集的障碍物信息进行聚类;其次,根据聚类得到的障碍物位置信息,采用最小二乘法拟合障碍物的运动学模型,并确定障碍物的运动速度与方向;再次,根据机器人的运动学模型与障碍物的运动学模型预测机器人与障碍物的碰撞情况;然后,考虑威胁距离和机器人自身尺寸对避障效果的影响,提出了一种改进的相对坐标系下的移动机器人避障策略。仿真和实验结果验证了所提方法的有效性和可行性。

关键词 未知环境;移动机器人;避障;自适应阈值;相对坐标系

0 引 言

移动机器人避障是移动机器人控制领域的热点之一^[1-3],移动机器人避障主要分为 2 个步骤,首先,通过移动机器人自身携带的传感器探测环境信息。其次,根据传感器获得的环境信息,制定相应的避障策略,使移动机器人避开前进道路上的障碍物,到达目标点。目前,国内外很多学者对此做了大量的研究。Borenstein 和 Koren^[4] 提出向量场直方图法(vector field histogram, VFH),以机器人为中心建立 1 维极线直方图来表示环境,通过此环境信息对机器人进行避障控制。徐玉华等人^[5] 通过设置一个阈值 R 的区间,在区间中选择合适阈值,从而在一定程度上解决了 VFH 算法对阈值敏感的问题。Qu 等人^[6] 在 VFH 算法的基础上考虑机器人的非完整性约束,通过设定两级阈值,解决机器人的避障问题。孙兵等人^[7] 提出了粒子群优化的避障策略,该

方法利用粒子群算法的快速收敛特性,解决了动态障碍物的避让问题并提高了路径规划的效率。Boujelben 等人^[8] 将向量场直方图法与 SIISO 模糊逻辑控制方法相结合,避障的同时降低了计算复杂度。Takeuchi 等人^[9] 通过对道路情况的连续观察,很好地解决了十字路口的动态障碍物避障问题。张凤等人^[10,11] 通过建立相对坐标系,利用相对速度在加速度空间中进行避障。朱齐丹等人^[12] 提出基于速度变化空间的避障方法,在考虑速度的动态变化以及碰撞时间和距离的情况下,解决了机器人避障过程中的保守规划问题。Cherubini 等人^[13] 采用卡尔曼滤波器估计障碍物速度和方向,借助栅格地图判断机器人和障碍物的位置情况,从而有效避开动态障碍物。但是上述方法均未考虑机器人行驶过程中轨迹平滑度、机器人自身尺寸以及避障效率的问题,从而忽略了机器人避障的最优轨迹。

综上所述,本文针对机器人避障过程中存在的避障效率、自身尺寸对避障效果的影响以及可行性

① 国家自然科学基金(61773346)资助项目。
② 男,1991 年生,硕士生;研究方向:移动机器人避障;E-mail: 704252630@qq.com
③ 通信作者,E-mail: xkx@zjut.edu.cn
(收稿日期:2018-11-15)

等问题,分别提出了针对静态障碍物的自适应阈值避障方法和针对动态障碍物改进的相对坐标系下的避障方法,解决了在未知环境下机器人在静态障碍物避障时遇到的阈值敏感问题以及陷入死区的问题。在对动态障碍物避障时,提前预测碰撞时间和距离,并且考虑机器人自身尺寸对避障效果的影响,提出了一种改进的相对坐标系下的避障策略,解决了机器人在遇到动态障碍物时的避障问题,并提高了避障的效率。

1 静态障碍物避障方法

1.1 可行区域判断方法

针对环境信息部分未知的场景下,机器人运行至全局目标点的过程中遇到的静态障碍物问题,本文选取的实验场景为生活中最常见的过道场景(见图1)。首先根据激光雷达判断场景信息,如图2所示,长直过道为实验区域 W ,假设 W 中存在静态障碍物 D , $D \subseteq W$ 为简单多边形,其角点集合 $G_i = \{g_i \mid i = 1, 2, 3, \dots, m\}$, 移动机器人A可视为以 O 为圆心, r 为半径的圆,激光雷达位于圆心 O 处,可视为质点,以该质点 O 建立直角坐标系,机器人前进方向为 x 轴正半轴方向,机器人逆时针旋转的方向为 y 轴正半轴方向。任意时刻 t ,激光雷达的位置为 $O_t(0,0)$, 激光雷达扫描的最大距离为 H , 机器人的可视区域为 $S_t = \{q(x,y) \mid \forall q \in W, q \notin D, \text{dist}(O_t, q) \leq H\}$, 如图1所示,其中 q 为可视区域中的任意坐标点, $\text{dist}(O_t, q)$ 为 t 时刻激光雷达位置 O_t 与可视点 q 的欧式距离。

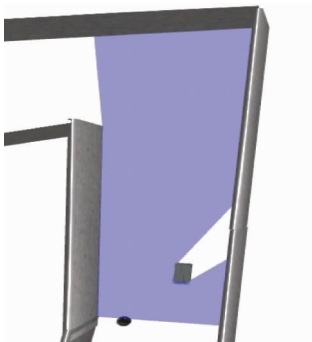


图1 可视区示意图

物 D 相交的最边上一个点定义为关键角点(关键角点有2个,优先选择其中 $\text{dist}(O_t, q)$ 值较小的一个),如图2中的 g 所示。

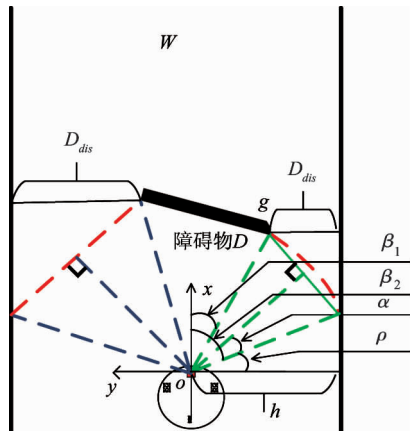


图2 关键角点示意图

判断可行区域。根据激光雷达与关键角点的距离 $\text{dist}(O_t, g_i)$ 构建扇形区域(如图2所示的虚线所围成的扇形区域),扇形区域中的每束激光雷达扫描的值 ρ_i , 满足 $\rho_i \geq \text{dist}(O_t, g_i)$ 。根据激光雷达的扫描特性,激光雷达每次从右至左扫描一周,得到一个对称的扇形 Q ,如图3所示,机器人前进方向即为扇形 Q 的对称中心,图形 Q 最右端为最小角度 $\text{angle}_{\min}$, 最左端为最大的扫描角度 $\text{angle}_{\max}$, 扇形的对称中心的角度为 0° 。激光雷达每扫描一周获得 N 个扫描点,按从右至左依次排序为 $1, 2, 3, \dots, N$, 相邻扫描点之间的角度分辨率为 incre 。图2中角点 g 所对应的激光束 i 的角度为 β_1 , 扇形区域另外一条边所对应激光束 j 的角度为 β_2 , 扇形的角平分线所对应的角度为 σ , 机器人与墙壁的最短距离为 h , 激光束 j 与 h 的夹角为 ρ , 则:

$$\beta_1 = \text{angle}_{\min} + i \cdot \text{incre} \quad (1)$$

$$\beta_2 = \text{angle}_{\min} + j \cdot \text{incre} \quad (2)$$

$$\sigma = \beta_1 + \beta_2 \quad (3)$$

机器人与障碍物的安全距离 D_{dis} :

$$D_{\text{dis}} = 2 \cdot \text{dist}(O_t, g_i) \cdot \sin(\alpha) \cdot \sin(\beta + \alpha) \quad (4)$$

其中 α 为扇形区域所对应的圆心角的一半:

$$\alpha = \frac{1}{2} |\beta_1 - \beta_2| \quad (5)$$

当 D_{dis} 大于 d 时(d 为机器人直径),即可判定

定义关键角点。可视区域 S_t 中激光束与障碍

该扇形区域为机器人的一个可行区域。

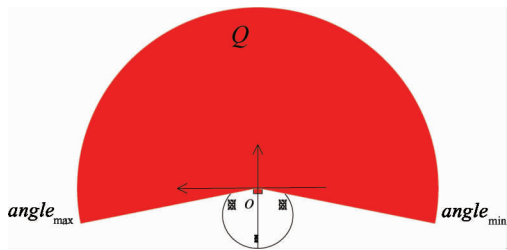


图 3 雷达扫描区域示意图

1.2 自适应阈值的前沿目标点选取

根据 1.1 小节的可行区域判断方法,同时考虑机器人运动的路径代价,控制机器人避开障碍物的实际旋转角可由式(5)计算得到:

$$\gamma = \begin{cases} \beta_1 + \sin^{-1} \frac{d}{\text{dist}(O_t, g_i)}, & D_{dis} > 2d \& \sigma > 0 \\ \beta_1 - \sin^{-1} \frac{d}{\text{dist}(O_t, g_i)}, & D_{dis} > 2d \& \sigma < 0 \\ \sigma, & D_{dis} > 2d \end{cases} \quad (5)$$

当可行区域的安全距离大于 2 倍机器人直径且扇形的角平分线在 y 轴正半轴时,机器人的运动方向为 $\beta_1 + \sin^{-1} \frac{d}{\text{dis}(O_t, g_i)}$,当可行区域的安全距离大于 2 倍机器人直径且扇形的角平分线在 y 轴负半轴时,机器人的运动方向为 $\beta_1 - \sin^{-1} \frac{d}{\text{dis}(O_t, g_i)}$,当可行区域的安全距离小于 2 倍机器人的直径时,机器人的运动方向为 σ 。运行至局部目标点的距离为 $L_{half1} = \text{dist}(O_t, g_i) \cdot \cos(\alpha)$,机器人到达局部目标点之后,根据扇形角平分线所属 y 轴正负半轴情况,顺时针或逆时针旋转 $(90 - (\rho + \alpha))$ 角度,使得机器人沿着墙壁继续行驶 L_{half2} m:

$$L_{half2} = \text{dist}(O_t, g_i) \cdot \sin(\alpha) \cdot \cos(\rho + \alpha) \quad (6)$$

当机器人完成避障操作之后继续向全局目标点前进。如果行驶的过程中再次遇到障碍物,则继续采取自适应阈值的前沿目标点选取方法避开障碍物,本文所提的自适应阈值的前沿目标点选取方法即根据激光雷达与关键角点 g_i 的距离 $\text{dist}(O_t, g_i)$

自适应地改变扇形可行区域的边长。

2 动态障碍物避障方法

针对环境信息部分未知的情况下,机器人行驶至目标点的过程中遇到动态障碍物的问题,分以下 4 个步骤进行避障。

2.1 障碍物信息提取

激光雷达提取障碍物的有效数据为 (ρ_T, n_T) ,其中 ρ_T 为 T 时刻激光雷达扫描到障碍物的距离, n_T 为 T 时刻所属的扫描周期内该激光束所对应的编号,根据上一节的信息,计算 T 时刻障碍物在机器人坐标系下的位置:

$$\begin{cases} X'_T = \rho_T \cdot \cos(\varphi_T) \\ Y'_T = \rho_T \cdot \sin(\varphi_T) \end{cases} \quad (7)$$

其中:

$$\varphi_T = \text{angle}_{\min} + n_T \cdot \text{incre} \quad (8)$$

根据机器人里程信息获取机器人在全局坐标系下的位置,再根据 tf 变换^[14]将障碍物坐标转换至全局坐标系下的坐标 (X_T, Y_T) ,下文所述的 X 轴 Y 轴均为全局坐标系下的坐标轴。

2.2 障碍物信息聚类

由于障碍物为不规则的任意形状,以及激光雷达存在高斯噪声等影响,所以对障碍物信息的聚类是检测障碍物位置与运动状态的重要环节,本文采用 K-mean 算法^[15]对每个时刻的障碍物信息进行聚类。并采用平方误差准则作为停止条件,平方误差的定义如下式所示:

$$E = \sum_{i=1}^k \sum_{p \in C_i} (p - c_i)^2 \quad (9)$$

其中, p 是空间中的样本, c_i 是簇 C_i 的质心,当平方误差达到最小时,聚簇结果满足条件:

$$\begin{aligned} \forall p \in Z, \text{distance}(p, \text{getCluster}(p)) \\ \leq \min_{0 < i \leq K} \{ \text{distance}(p, C_i) \} \end{aligned} \quad (10)$$

其中, Z 表示样本集合, distance 表示样本与聚簇中心的距离, $\text{getCluster}(p)$ 表示样本所属的聚簇中心, K 表示聚簇的个数, C_i 表示第 i 个聚簇。聚类效果如图 4 所示。

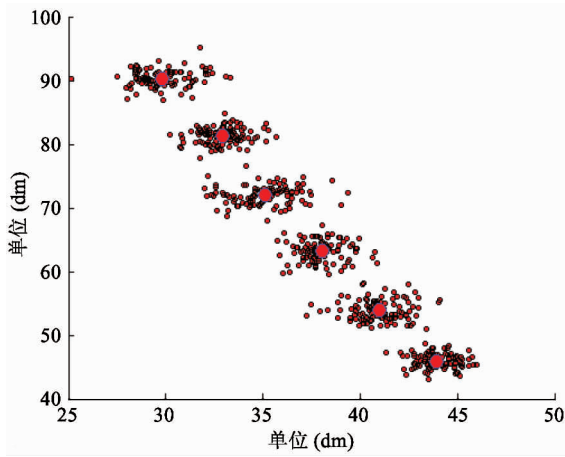


图4 点云聚类效果示意图

2.3 障碍物运动模型拟合

本文考虑障碍物为趋近直线运动的情况,由于环境噪声等因素的存在,聚类得到的障碍物位置信息呈非线性分布,本文采用最小二乘法对障碍物位置信息的回归模型进行拟合,取前 m 个时刻内障碍物的位置信息 $(X_i, Y_i) \mid \{i = 1, 2, 3, \dots, m\}$ 为样本,则障碍物的运动模型为

$$Y_i = aX_i + b + e \quad (11)$$

其中 e 为样本的 (X_i, Y_i) 误差。平方损失函数:

$$f = \sum_{i=1}^m e_i^2 = \sum_{i=1}^m (Y_i - aX_i - b)^2 \quad (12)$$

欲使平方损失函数 f 的值最小,对 f 分别求 a 和 b 的偏导数,使得式(12)为0,即可得:

$$a = \frac{\sum_{i=1}^m X_i Y_i - \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m X_i \sum_{i=1}^m Y_i}{\sum_{i=1}^m X_i^2 - \frac{1}{m} \left(\sum_{i=1}^m X_i \right)^2} \quad (13)$$

$$b = \bar{Y} - a \cdot \bar{X} \quad (14)$$

其中, $\bar{Y} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m Y_i$, $\bar{X} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m X_i$ 。拟合之后的障碍物回归模型如图5所示。

根据拟合之后的障碍物回归模型以及时间 m ,可知全局坐标系下动态障碍物在 X 轴和 Y 轴的平均速度分量为

$$V_x^o = (X_m - X_1) / (m - 1) \quad (15)$$

$$V_y^o = a \cdot V_x^o + b$$

2.4 动态避障控制策略

本文动态障碍物避障策略主要包括以下3个步

骤。

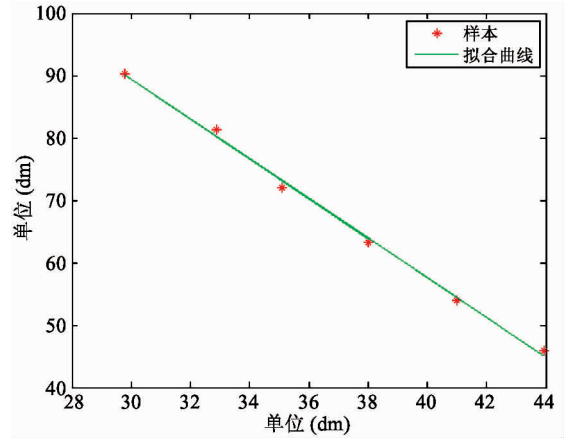


图5 障碍物回归模型图

步骤1 根据激光雷达的扫描范围,确定机器人的探测距离,当有障碍物进入机器人的探测距离之内,机器人即可确定障碍物在全局坐标系下的位置,通过观察连续 m 个时间段内障碍物位置信息,判断障碍物是否属于动态的障碍物并根据上文计算其在 X 轴和 Y 轴的速度分量。

步骤2 确定障碍物为动态障碍物且进入机器人的威胁距离 D_{pre} 之内(记该时刻为 t),根据动态障碍物在 t 时刻的位置信息 (X_t, Y_t) , X 轴和 Y 轴的速度分量 V_x^o 、 V_y^o 以及机器人的运动模型预测障碍物是否会进入机器人的安全区域 D_{safe} 。

机器人的运动学模型如式(16)所示。

$$\begin{cases} R_x^T = R_x^t + T \cdot V_r \cdot \cos\omega \\ R_y^T = R_y^t + T \cdot V_r \cdot \sin\omega \end{cases} \quad (16)$$

其中 (R_x^t, R_y^t) 为 t 时刻机器人的位置信息,机器人的速度为 V_r , ω 为机器人速度方向与 X 轴正半轴的夹角。任意时刻 T 机器人与动态障碍物的距离公式如式(17)所示。

$$F(T) = \sqrt{(R_x^t + T \cdot V_r \cdot \cos\omega - (X_t + T \cdot V_x^o))^2 + (R_y^t + T \cdot V_r \cdot \sin\omega - (Y_t + T \cdot V_y^o))^2} \quad (17)$$

判断动态障碍物是否会进入机器人的安全距离,即判断 $F(T)$ 最小值是否小于 D_{safe} ,问题即转化为求 $F(T)$ 的最小值问题。由于 $F(T)$ 为关于 T 的一元二次方程,通过 $F(T)$ 对 T 求导等于0得:

$$T = - \frac{AB + CD}{B^2 + C^2} \tag{18}$$

其中 $A = R'_y - Y_t$, $B = V_r \cdot \sin\omega - V_y^o$, $C = V_r \cdot \cos\omega - V_x^o$, $D = R'_x - X_t$ 。

将 T 带入 $F(T)$, 即可求得 $F(T)$ 的最小值 $F_{\min}$, 当 $F_{\min} \leq D_{safe}$ 时, 即进入步骤 3。

步骤 3 基于相对坐标系下的动态实时避障原理^[12], 提出改进的相对坐标系下的实时动态避障方法, 在原始算法的基础之上, 考虑机器人的尺寸对避障效果的影响。原始的避障策略为

$$\begin{cases} \Delta V_r = \bar{V} \cdot \Delta\gamma \cdot \sin\delta \\ V_r \cdot \Delta\omega = \bar{V} \cdot \Delta\gamma \cdot \cos\delta \end{cases} \tag{19}$$

其中 ΔV_r 为机器人速度的改变量, $\Delta\omega$ 为机器人角度的改变量, δ 为 t 时刻机器人与障碍物的相对速度 $\bar{V}$ 与机器人速度 V_r 的夹角, $\Delta\gamma$ 为机器人行驶过程中相对于障碍物需要产生的转动, 如图 6 所示, ε_1 和 ε_2 为 t 时刻机器人与障碍物边缘的连线与机器人速度 V_r 的夹角, 则:

$$\Delta\gamma = \delta - \varepsilon_1 \mid \Delta\gamma = \delta - \varepsilon_2 \tag{20}$$

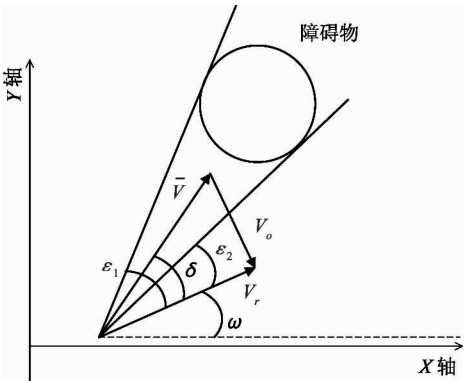


图 6 未考虑机器人尺寸的矢量图

机器人要避开动态的障碍物, 则机器人相对于运动的障碍物需要产生 $\Delta\gamma$ 的转动, 使相对速度与障碍物边缘的夹角 $\Delta\gamma$ 趋近于 0。假如机器人作为一个质点, 该方法能够在施加最小的力的情况下避开动态障碍物。但是当机器人自身尺寸较大时, 仍然视机器人为质点, 则原始的相对坐标系下的避障方法就会失效。为了解决该问题, 提出以下改进的避障策略: 假设机器人为半径 0.3 m 的圆, 作该圆与障碍物的公切线 L_1 与 L_2 , 分别与机器人的速度 V_r 的夹角为 ε'_1 和 ε'_2 , 如图 7 所示, 其中 V_o 为障碍物的

速度, 机器人为了避开动态障碍物, 需要机器人在行驶的过程中相对于动态障碍物产生 $\Delta\gamma$ 的转动:

$$\Delta\gamma = \delta - \varepsilon'_1 \mid \Delta\gamma = \delta - \varepsilon'_2 \tag{21}$$

当 $F_{\min} \leq D_{safe}$ 时, 机器的运动方向和速度大小的调整量即为

$$\begin{cases} \Delta V_r = \bar{V} \cdot \Delta\gamma \cdot \sin\delta \\ \Delta\omega = \bar{V} \cdot \Delta\gamma \cdot \cos\delta / V_r \end{cases} \tag{22}$$

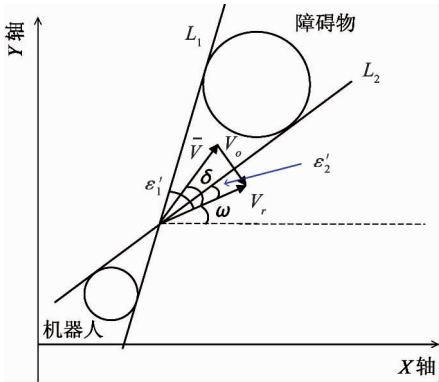


图 7 考虑机器人尺寸的矢量图

3 实验结果与分析

3.1 静态障碍物的避障实验结果与分析

静态障碍物的实验平台为装载 URG-04LX-UG01 激光雷达的 MROBOT 机器人, 如图 8 所示, 通过串口连接一台装有 Ubuntu14.04 的笔记本电脑, 该笔记本电脑配有英特尔酷睿双核处理器, 主频为 2.6 GHz, 内存为 4 G。利用机器人操作系统(robot operation system, ROS)^[14] 的分布式实验平台设计避障程序。

根据本文所提的静态障碍物避障方法进行实验, 在运行避障程序的同时启动构建场景地图的

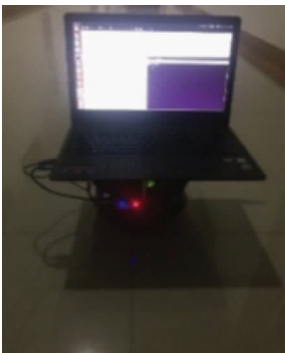


图 8 实验平台



图 9 机器人实时避开静态障碍物的情况

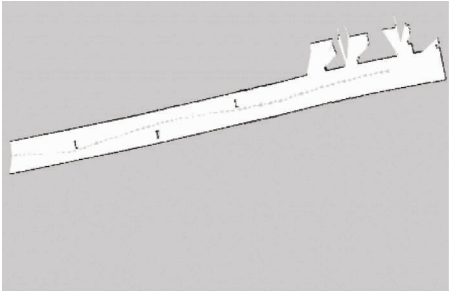


图 10 间距为 5 m 时静态避障效果图

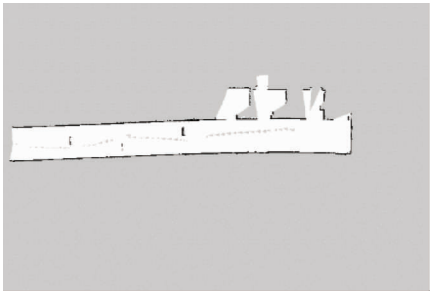


图 11 间距为 2 m 和 3 m 时静态避障效果图

gridmapping 节点^[16]来记录场景信息和机器人的运动轨迹,图 9(a)、(b)、(c)为机器人避开 3 个静态障碍物的实时场景图。图 10 为障碍物间距为 5 m 的情况下的避障实验结果,图 11 为障碍物间距为 2 m 和 3 m 的情况下的避障实验结果,图中虚线为机器人运行的轨迹,从图中可以明显地看出机器人从走廊的一端到达另一端的过程中,在静态障碍物间距不同的情况下有效地克服了阈值敏感的问题并顺利避开障碍物。

3.2 动态障碍物避障的仿真实验结果与分析

利用 Matlab 工具进行动态障碍物避障的实验,在仿真过程中障碍物膨化为半径 0.5 m 的圆,机器人半径为 0.3 m,机器人中心与障碍物中心的安全距离为 0.8 m,威胁距离为 4.5 m,探测距离为 5.6 m,

正常情况下,机器人行驶速度 0.3 m/s,机器人的加速度为 0.1 m/s²,角速度为 0.5 rad/s。为了对比本文所提的方法与未提前预测情况下的避障方法以及停车等待的方法的效率,考虑在以下 6 种不同的情况(图12),对机器人避开障碍物到达目标点的时间

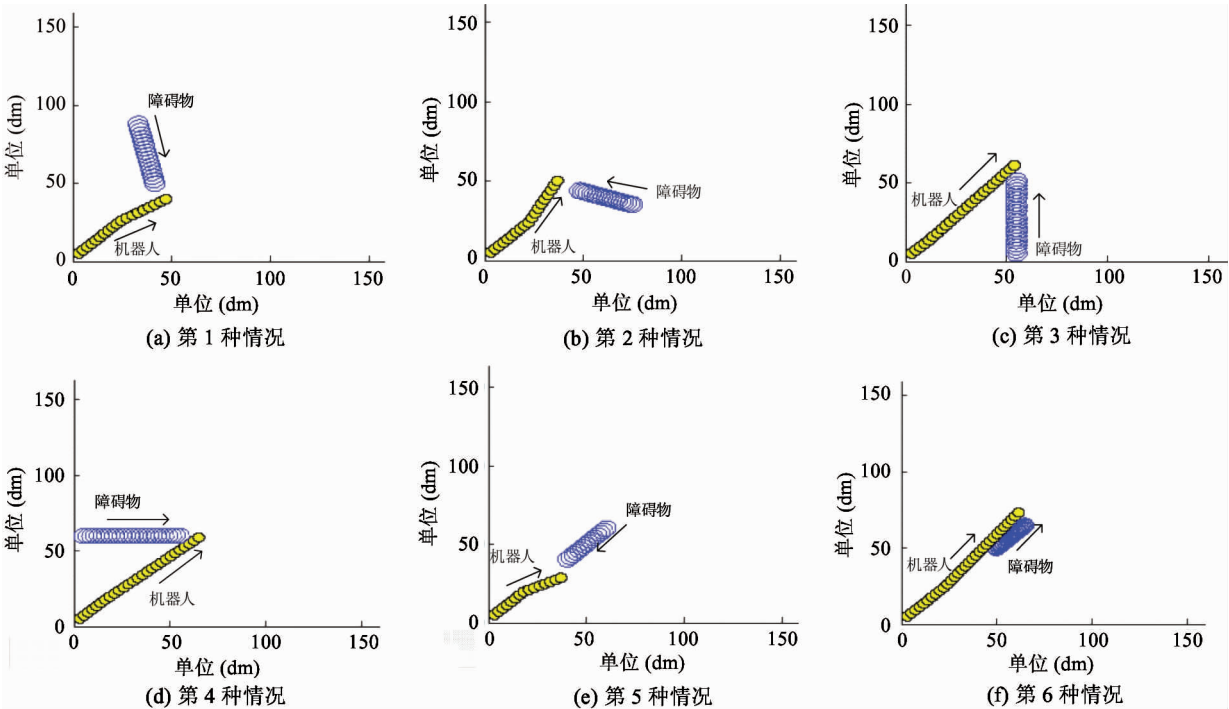


图 12 机器人实时避开动态障碍物的情况

进行对比,机器人起始点为(0,0),终点为(100,100)。第1种情况:机器人的运动方向与障碍物的运动方向的夹角为钝角,障碍物向机器人右下方运动,如图12(a)所示。第2种情况:机器人运动方向与障碍物的运动方向的夹角为钝角,障碍物向机器人左上方运动,如图12(b)所示。第3种情况:机器人运动方向与障碍物的运动方向的夹角为锐角,障碍物向机器人的左上方运动,如图12(c)所示。第4种情况:机器人的运动方向与障碍物的运动方向的夹角为锐角,障碍物向着机器人的右下方运动,如图12(d)所示。第5种情况:机器人与障碍物相对运动,如图12(e)所示。第6种情况:机器人与障碍物相向运动,且机器人运动一定的时间会追上障碍物,如图12(f)所示(图12(a)~(f)均为本文方法的动态避障效果图)。为了叙述方便,下文所述的最短距离与安全距离均为机器人中心点与障碍物中心点的距离。6种情况下,机器人到达终点的平均时间、旋转角的平均值以及平均最短距离如表1所示(其中平均最短距离为6种情况下最短距离的平均值)。

由表1可知,当机器人避开运动模型相同的障碍物时,在确保安全距离大于0.8 m的情况下,本文方法的避障效率明显优于停车等待的避障方法,假如不考虑机器人旋转角所需的耗时,则本文所提方法的避障效率略优于未提前预测的避障方法,假如考虑机器人旋转角所需的耗时,本文方法的效率明显优于未提前预测的避障方法。

表 1 3 种方法的避障效率对比

	平均最短 距离(m)	旋转角 平均值(rad)	平均时间(s)
停车等待	1.057	0.00	53
未提前预测	0.822	0.51	45
提前预测	0.836	0.27	43

为了对比本文方法与原始相对坐标下的避障方法的效果,分别记录上述6种情况下,本文方法与原始相对坐标系下方法的避障数据,具体的参数如表2所示。

由表2可知,当不考虑机器人半径时,6种情况

— 1018 —

下,采用原始相对坐标系下的避障方法避障时,最短距离小于0.8 m,故避障失败,而本文考虑机器人自身尺寸的方法则能顺利地避开障碍物。

表 2 2 种方法的避障实验结果

	平均最短 距离(m)	旋转角 平均值(rad)	避障结果
相对坐标系	0.528	0.34	失败
本文方法	0.836	0.27	成功

为了测试本文方法在不同情况下的连续避障效果,对下面4种不同情况下的动态障碍物进行连续避障实验,图13为机器人的整个避障过程,期间机器人运行至坐标(24.3,24.1)时发现障碍物1进入威胁距离之内,预测9 s后机器人会与障碍物相遇,相遇时最短距离0.097 m,小于0.800 m,机器人及时根据本文方法采取相应的避障措施,安全地避开动态障碍物1,期间与障碍物1的最短距离为0.837 m,离开障碍物1后继续向目标点运动。机器人运行至坐标(55.7,45.0)时发现障碍物2进入机器人的威胁区域内,预测21 s后机器人与障碍物2相遇,相遇时最短距离为0.098 m,小于0.800 m,机器人采取避障措施,避开动态障碍物2,期间与障碍物2的最短距离为0.818 m。机器人运行至坐标(125.3,127.1)时发现障碍物3进入机器人的威胁区域内,预测10 s后机器人与障碍物3相遇,相遇时最短距离为0.262 m,小于0.800 m,机器人采取避障措施,避开动态障碍物3,期间与障碍物3的最短距离为

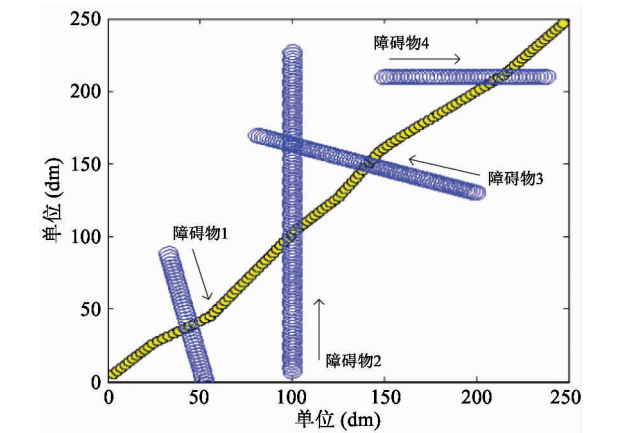


图 13 连续避障示意图

0.825 m。机器人运行至坐标(156.4,166.6)时发现障碍物4进入机器人的威胁区域内,预测22 s后机器人与障碍物4相遇,相遇时最短距离为0.174 m,小于0.800 m,机器人及时采取相应的避障措施,安全地避开动态障碍物4,期间与障碍物4的最短距离为0.826 m,图14为机器人朝向与X轴夹角随时间 T 的变化情况。实验证明本文所提的动态障碍物避障方法能够有效避开动态障碍物,且运行轨迹平滑顺畅。

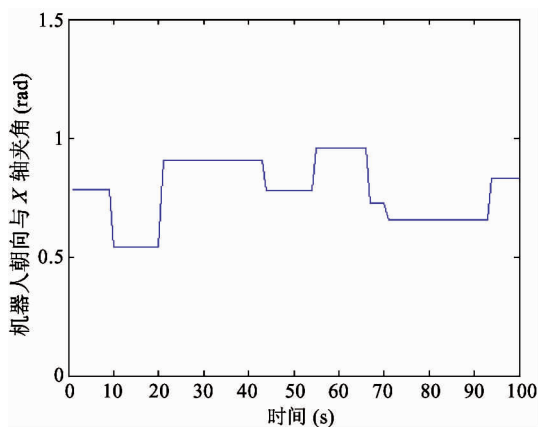


图14 机器人朝向角变化示意图

4 结论

本文针对未知环境下静态障碍物和动态障碍物分别提出了自适应阈值的前沿目标点选取方法和改进的相对坐标系下的避障方法,在静态障碍物避障时,解决了VFH算法对于阈值敏感的问题。在动态障碍物避障时,提前预测机器人与障碍物的碰撞情况,事先调整机器人的运动方向和速度,从而规划出一条平滑轨迹的机器人运动路径,加快了机器人避障的效率。同时,本文在原始相对坐标系下的动态避障方法的基础上,考虑机器人自身尺寸对于避障效果的影响,通过作机器人与障碍物的公切线的方法调整机器人行驶的角度和速度,从而有效地避开动态障碍物。仿真和实验结果验证了本文算法的可行性和有效性。

随着智能驾驶技术的不断发展,移动机器人避障技术将越来越得到重视。在今后的研究中,将重点放在以下几点:(1)考虑多传感器融合的情况,解

决不同水平面上的障碍物与机器人的碰撞问题;(2)研究在机器人运行过程中同时遇到多个动态障碍物时的避障方法;(3)考虑在同时遇到静态障碍物和动态障碍物的情况下,解决机器人的避障问题。

参考文献

- [1] Rosolia U, Bruyne S D, Alleyne A G. Autonomous vehicle control: a nonconvex approach for obstacle avoidance[J]. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2017, 25(2):469-484
- [2] Rashid A T, Ali A A, Frasca M, et al. Path planning with obstacle avoidance based on visibility binary tree algorithm[J]. *Robotics and Autonomous Systems*, 2013, 61(12):1440-1449
- [3] 段勇,王猛,徐心和. 基于人工免疫与可视图相结合的移动机器人路径规划方法[J]. *高技术通讯*, 2014, 24(3):278-283
- [4] Borenstein J, Koren Y. The vector field histogram-fast obstacle avoidance for mobile robots[J]. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, 1991, 7(3):278-288
- [5] 徐玉华,张崇巍,徐海琴. 基于激光测距仪的移动机器人避障新方法[J]. *机器人*, 2010, 32(2):179-183
- [6] Qu P, Xue J, Ma L, et al. A constrained VFH algorithm for motion planning of autonomous vehicles[C]// 2015 IEEE Intelligent Vehicles Symposium, Seoul, Korea, 2015: 700-705
- [7] 孙兵,朱大奇,杨元元. 基于粒子群优化的自治水下机器人模糊路径规划[J]. *高技术通讯*, 2013, 23(12):1284-1291
- [8] Boujelben M, Ayedi D, Rekik C, et al. Fuzzy logic controller for mobile robot navigation to avoid dynamic and static obstacles[C]// 2017 14th International Multi-Conference on Systems, Signals and Devices(SSD), Marrakech, Morocco, 2017:293-298
- [9] Takeuchi E, Sugawara N, Ohno K, et al. Path planning with observation prediction to avoid collisions with unknown dynamic obstacles[C]// IEEE/SICE International Symposium on System Integration, Nagoya, Japan, 2015: 629-633
- [10] 张凤,谈大龙. 一种基于相对坐标系下移动机器人动态实时避碰的新方法[J]. *机器人*, 2003, 25(1): 31-34, 79

- [11] 张凤,谈大龙. 动态未知环境下基于相对坐标系的移动机器人实时运动规划[J]. 机器人, 2004, 26(5): 434-438
- [12] 朱齐丹,仲训昱,张智. 基于速度变化空间的移动机器人动态规划[J]. 机器人, 2009, 31(6): 539-547
- [13] Cherubini A, Spindler F, Chaumette F. Autonomous visual navigation and laser-based moving obstacle avoidance [J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2014, 15(5):2101-2110
- [14] 张建伟,张立新,胡颖等. 开源机器人操作系统——ROS[M]. 北京:北京科学出版社, 2012:1-6
- [15] 左进,陈泽茂. 基于改进 K 均值聚类的异常检测算法[J]. 计算机科学, 2016, 43(8): 258-261
- [16] 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

Research on static and dynamic real-time obstacle avoidance methods for mobile robots in unknown environment

Jiang Chao, Xing Kexin, Lin Yegui, Zhang Xingsheng, Zhang Guijun
(College of Information Engineering, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310023)

Abstract

In view of the obstacles encountered in the process of mobile robots to the target point in the case of unknown scene maps, in order to find the local target and avoid the static obstacles, an adaptive threshold method in selecting the frontier edge of local target is proposed. In view of dynamic obstacles, firstly, the K-mean clustering method is used to cluster the obstacle information collected by lidar. Secondly, based on least square method, the kinematic model of the dynamic obstacle is fitted by employing the data resulting from the K-means clustering method, then the speed and direction of dynamic obstacle are determined. Thirdly, the condition of collision between robot and obstacle is predicted by considering the kinematic model of robot and the kinematic model of the obstacle. Finally, an improved obstacle avoidance strategy based on relative coordinates is proposed by considering the threatening distance and the radius of robot. The simulation and experiment results verify the effectiveness and rapidity of the proposed method.

Key words: unknown environment, mobile robot, obstacle avoidance, adaptive threshold, relative coordinate