

文章编号: 1000-8152(2007)03-0337-06

# 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

庄严<sup>1,2</sup>, 王伟<sup>1</sup>, 刘蕾<sup>1,2</sup>

(1. 大连理工大学 信息与控制研究中心, 辽宁 大连 116024;

2. 中国科学院沈阳自动化研究院 机器人学重点实验室, 辽宁 沈阳 110016)

**摘要:** 主要研究了移动机器人在未知动态环境中的路径规划问题. 提出一种将障碍预估与概率方向权值相结合的动态路径规划新方法. 该方法将卡尔曼滤波引入到规划算法中, 使得对障碍物运动状态的实时有效预估成为可能. 同时, 为实现移动机器人的实时路径规划, 提出一种新的概率方向权值方法, 基于周期规划将障碍物与目标信息进行融合, 能够有效处理室内环境下对于障碍物的速度和运动轨迹均未知的动态路径规划问题. 仿真结果以及基于SmartROB2移动机器人平台所进行的实验结果验证了该方法的有效性和实用性.

**关键词:** 动态路径规划; 卡尔曼滤波; 周期规划; 概率方向权值; 障碍预估

**中图分类号:** TP24      **文献标识码:** A

## Mobile robot dynamic path planning based on obstacle prediction and probabilistic directional weighting

ZHUANG Yan<sup>1,2</sup>, WANG Wei<sup>1</sup>, LIU Lei<sup>1,2</sup>

(1. Research Center of Information and Control, Dalian University of Technology, Dalian Liaoning 116024, China;

2. Robotics Laboratory, Shenyang Institute of Automation, Chinese Academy of Science, Shenyang Liaoning 110016, China)

**Abstract:** A novel dynamic path planning approach is presented to integrate obstacle prediction with probabilistic directional weighting and accomplish mobile robot path planning in an unknown and dynamic environment. In order to predict obstacles' states exactly, Kalman filter is employed in the path planning. Based on the concept of period planning, a new probabilistic directional weighting method is presented to complete the real-time path planning combining information of obstacles and goal. The method is applicable to the complex indoor environment without the prior information of moving obstacles' speeds and trajectories. Finally, simulation and experiment results implemented on SmartROB2 mobile robot show the method's validity and practicability.

**Key words:** dynamic path planning; Kalman filter; period planning; probabilistic directional weighting; obstacle prediction

### 1 (Introduction)

路径规划是移动机器人应用中的一个重要研究方向,也是机器人运动控制中的关键问题之一. 根据环境中障碍物的状态,可以将路径规划分为静态路径规划和动态路径规划. 对于静态路径规划,各国学者已提出多种算法,形成了较为系统的理论和方法. 但在机器人的实际工作环境中通常存在着大量位置与速度都随时间而变化的动态障碍物,这使得机器人有效完成动态环境信息的提取并相应进行实时路径规划的难度显著增大. 因此针对未知环境中机器人动态路径规划方法的研究更具实际意义和挑战性.

根据环境的确定性程度,可将动态路径规划进

一步分为动态已知环境规划和动态未知环境规划,其中环境信息包括障碍物的位姿、运动轨迹和速度等要素. 动态已知环境规划可以利用相对速度将原始动态问题转换为若干静态问题后应用已有静态方法来处理<sup>[1,2]</sup>,也可针对动态环境特点将静态方法加以改进后应用<sup>[3]</sup>. 对于动态未知环境的规划,由于障碍物的位姿、运动轨迹和速度的变化都是未知的,因此有效的规划更为困难. 基于随机概率的方法常被应用于动态路径规划当中,例如依据图和路径搜索的随机树方法<sup>[4]</sup>和基于视觉的隐式马尔可夫方法<sup>[5]</sup>都属于此类方法. 智能方法中的滚动规划<sup>[6]</sup>、遗传算法<sup>[7]</sup>和模糊算法<sup>[8]</sup>也被尝试用来解决此类问题. 这些方法虽然都各自具有一定的优越性,但是通常

都较为复杂并且规划时间较长,应用到实际移动机器人平台时受到实时性等因素的制约.

针对上述问题,本文提出一种可在具有动态障碍物的未知环境中进行实时有效动态路径规划的方法.该方法基于室内环境下动态障碍物的运动特性构建其运动模型,并利用卡尔曼滤波算法对障碍物运动状态进行有效预估.在实时规划中引入周期规划的概念,结合障碍物状态预估信息和状态的联合密度函数,提出一种新的概率方向权值方法进行在线规划.卡尔曼滤波在处理线性高斯系统的估计问题时具有无偏、稳定和最优的特点<sup>[9]</sup>,因此将其用于对动态障碍物状态预估可以使得算法能够更有效的利用障碍物的运动信息,减少发生碰撞的可能性.概率方向权值法考虑的是障碍物可能扫过某个区域的概率,从而降低障碍物预估信息的不确定性;同时计算复杂度低,可以减少机载计算机的处理负担,更易于该方法在实际移动机器人平台上的应用.

## 2 问题的描述(Problem description)

机器人在二维运动环境中的目标位置是唯一固定的,而环境中的未知静态和动态障碍物均为有限多个.机器人所要完成的任务是从给定的起始位置出发到达目标位置,并在运动过程中避开各种障碍物.根据构形空间(configuration space)理论,将障碍物以机器人宽度的一半进行扩张,机器人则视为质点.为了满足机器人的机械特性和安全性要求,障碍物和机器人要符合如下条件:1) 已知机器人和障碍物最大速度和最大加速度;2) 障碍物运动轨迹事先无法获知,但在机器人的观测时刻其位置是可被有效感知的;3) 与机器人的运动速度和加速度相比,障碍物的运动速度和加速度都不能太大.

考虑到机器人进行环境感知和路径规划都需要一定的处理时间,所以要对障碍物在这一处理时间内的运动轨迹进行预估,然后将实时规划方法与障碍物位置的估计值相结合来实现有效的路径规划,并进一步依据规划结果给出运动指令.

基于上述分析,本文将路径规划的过程视为一个“环境感知—状态预测—规划路径—运动控制”不断循环的过程,当机器人到达目标时该循环终止.这其中环境感知的能力主要取决于机器人传感器的精确程度和处理速度,而运动控制则主要涉及到机器人的各种机械性能.对于路径规划问题本身而言,状态预测和规划路径这两个步骤则尤为重要.

## 3 基于卡尔曼滤波的障碍物状态预估(State prediction of obstacles based on Kalman filter)

### 3.1 周期规划(Period planning)

如上所述可知,规划的整体可视为不断循环的

周期规划过程,而其中每一处理阶段也均可视为周期循环过程<sup>[10]</sup>.下面给出采样周期、运动周期和观测周期的概念,其中 $tv_k$ 为机器人开始观测的时刻, $tm_k$ 为开始运动的时刻.

1) 采样周期( $ps$ ): 机器人对障碍物信息和自身位置进行采样的固定时间间隔.其表达式为 $ps = \{t|tv_k \leq t \leq tv_{k+1}\}$ ,长度为 $\Delta ps = tv_{k+1} - tv_k$ .

2) 运动周期( $pm$ ): 从机器人得到运动命令进行运动到下一个运动命令到达的固定时间间隔.其表达式为 $pm = \{t|tm_k \leq t \leq tm_{k+1}\}$ ,长度为 $\Delta pm = tm_{k+1} - tm_k$ .

3) 观测周期( $pv$ ): 机器人对环境观测的时刻与得到下一个运动命令之间的时间间隔.表达式为 $pv = \{t|tv_k \leq t \leq tm_{k+1}\}$ ,长度为 $\Delta pv = tm_{k+1} - tv_k$ . $tm_k$ 时刻的运动命令要根据在 $tv_k$ 时刻对障碍物在 $tv_k$ 到 $tm_{k+1}$ 时刻之间的运动状态预测得到.

4) 最大处理时间( $T$ ): 为保证运动的连续性,假设运动命令总是在观测时刻以后的一个固定时刻给出,这一时间间隔要大于机器人进行观测和规划所需的处理时间,称之为最大处理时间,其表达式为 $T = tm_k - tv_k$ .

### 3.2 卡尔曼滤波(Kalman filter)

卡尔曼滤波是一个线性递归滤波算法,它按照最小均方误差原则递归的对一个动态系统进行状态估计.与其他状态估计方法相比,卡尔曼滤波计算速度快,易于实现,将其应用到移动机器人路径规划算法中用于对运动障碍物的状态预估,可以满足规划实时性的要求.卡尔曼滤波的迭代过程主要依赖两个方程,状态传播方程和观测方程,具体形式为:

$$X_{k+1} = \Phi_k X_k + W_k, \quad Z_k = H_k X_k + V_k. \quad (1)$$

其中:  $X_k = [x_k \ y_k \ \dot{x}_k \ \dot{y}_k]$ 是状态向量,  $x_k$ 和 $y_k$ 分别为 $tv_k$ 观测时刻障碍物在二维平面中的位置坐标,  $\dot{x}_k$ 和 $\dot{y}_k$ 分别为障碍物沿着两个坐标轴方向的速率.将每一观测时刻对障碍物位置的观测信息作为观测向量 $Z_k = [x_k, y_k]^T$ .

可以将室内环境下动态障碍物的运动看作符合二维离散时间近似常速度运动模型<sup>[11]</sup>,其状态转移矩阵 $\Phi_k$ 及观测矩阵 $H_k$ 分别为:

$$\Phi_k = \begin{bmatrix} 1 & 0 & \Delta pv & 0 \\ 0 & 1 & 0 & \Delta pv \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad H_k = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}, \quad (2)$$

$W_k$ 和 $V_k$ 分别为状态传播方程和观测方程的随机干

扰向量, 并且假设二者均为两两互不相关的零均值高斯白噪声序列, 协方差矩阵分别为

$$Q_k = E[W_k W_k^T], R_k = E[V_k V_k^T],$$

$$Q_k = \begin{bmatrix} \frac{1}{3}q_x\mathcal{A}^3 & 0 & \frac{1}{2}q_x\mathcal{A}^2 & 0 \\ 0 & \frac{1}{3}q_y\mathcal{A}^3 & 0 & \frac{1}{2}q_y\mathcal{A}^2 \\ \frac{1}{2}q_x\mathcal{A}^2 & 0 & q_x\mathcal{A} & 0 \\ 0 & \frac{1}{2}q_y\mathcal{A}^2 & 0 & q_y\mathcal{A} \end{bmatrix}, \quad (3)$$

$$R_k = \begin{bmatrix} \sigma_x(k) & 0 \\ 0 & \sigma_y(k) \end{bmatrix},$$

$q_x$ 和 $q_y$ 分别为 $x$ 和 $y$ 的噪声协方差增益;  $\mathcal{A} = \Delta pv$ .

卡尔曼滤波对障碍物状态 $X_k$ 的后验估计的递归计算如下:

$$\begin{cases} \hat{X}_k = \Phi_{k-1}X_{k-1}, \\ X_k = \hat{X}_k + K_k(Z_k - H_k\hat{X}_k), \end{cases} \quad (4)$$

其中 $K_k$ 为卡尔曼滤波增益矩阵, 用来在递归算法中使得后验误差协方差矩阵 $P_k$ 取得平方最优意义下的最小值, 并且同样可以利用 $P_k$ 以及先验误差协方差矩阵 $\hat{P}_k$ 迭代的计算得到:

$$\begin{cases} \hat{P}_k = \Phi_{k-1}P_{k-1}\Phi_{k-1}^T + Q_{k-1}, \\ K_k = \hat{P}_k H_k^T (H_k \hat{P}_k H_k^T + R_k)^{-1}, \\ P_k = \hat{P}_k - K_k H_k \hat{P}_k. \end{cases} \quad (5)$$

#### 4 基于概率方向权值法的实时规划(Real-time planning based on probabilistic directional weighting method)

方向权值法是利用方向权值进行移动机器人静态路径规划的一种方法<sup>[12]</sup>, 本文在此基础上提出一种新的概率方向权值算法, 用来进行实时的动态路径规划. 该方法的基本思想是, 估计出运动障碍物的状态后, 将估计信息由概率的形式表现出来用于规划, 这样能够减少由估计所带来的不确定性对路径规划造成的影响; 然后将所得的概率与方向权值结合, 共同作用获得可行的规划结果.

##### 4.1 概率函数(Probability function)

如上所述, 经过卡尔曼滤波器的计算后估计出 $tm_{k+1}$ 时刻障碍物位置 $(x(tm_{k+1}), y(tm_{k+1}))$ , 又由于动态障碍物由二维离散时间近似常速度运动模型表示, 因此 $x(tm_{k+1})$ 和 $y(tm_{k+1})$ 可表示为:

$$\begin{cases} x(tm_{k+1}) = x(tv_k) + \varepsilon_x, \\ y(tm_{k+1}) = y(tv_k) + \varepsilon_y, \end{cases} \quad (6)$$

其中 $\varepsilon_x$ 和 $\varepsilon_y$ 均为零均值高斯白噪声, 二者的协方差分别为 $\sigma_x^2 = \frac{1}{3}q_x(\Delta pv)^3$ 和 $\sigma_y^2 = \frac{1}{3}q_y(\Delta pv)^3$ . 又

由 $x(tm_{k+1})$ 和 $y(tm_{k+1})$ 均服从高斯分布, 可得:

$$\begin{cases} f_{x(tm_{k+1})}(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_x} \exp\left[-\frac{(x - \bar{x}(tv_k))^2}{2\sigma_x^2}\right], \\ f_{y(tm_{k+1})}(y) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_y} \exp\left[-\frac{(y - \bar{y}(tv_k))^2}{2\sigma_y^2}\right]. \end{cases} \quad (7)$$

其中:  $\bar{x}(tv_k) = (x(tv_k) - x(tv_{k-1}))/\Delta ps$ ,  $\bar{y}(tv_k) = (y(tv_k) - y(tv_{k-1}))/\Delta ps$ . 将环境空间进行离散化, 划分为等间距栅格, 于是某个栅格的中心位置 $(x, y)$ 在 $tm_{k+1}$ 时刻被障碍物扫过的联合密度函数为

$$f(x, y) = \frac{1}{(\Delta pv)^2} f_{x(tm_{k+1})}(x) f_{y(tm_{k+1})}(y). \quad (8)$$

密度函数中的两个自变量相互独立, 于是该栅格在 $tm_{k+1}$ 时刻被运动障碍物扫过的概率为:

$$F(x, y) = \int_{y-c_y}^{y+c_y} \int_{x-c_x}^{x+c_x} f(m, n) dm dn = \frac{1}{(\Delta pv)^2} * \int_{x-c_x}^{x+c_x} f_{x(tm_{k+1})}(m) dm \int_{y-c_y}^{y+c_y} f_{y(tm_{k+1})}(n) dn. \quad (9)$$

##### 4.2 概率方向权值(Probabilistic directional weighting)

在机器人坐标系下, 以机器人当前位置指向目标位置的方向为目标方向. 设 $\Delta\theta$ 为角度间隔,  $\theta_i (i = 1, 2, \dots, n)$ , 其中 $n = 180/\Delta\theta$ 为机器人当前位置向前 $180^\circ$ 范围内的各方向与目标方向的夹角. 每个 $\theta_i$ 均与一个实数值相对应, 该实数值称为方向权值 $w_i$ , 目标方向对应的 $\theta_i$ 具有最大的权值. 符合这种要求的二元函数被称为方向权值函数 $\phi(\theta_i)$ ,  $w_i$ 由 $\phi(\theta_i)$ 确定, 该函数值随 $\theta_i$ 的变化而变化. 各个障碍物形成的合方向权值为

$$f_i = \sum w_i d_i^{(k)}. \quad (10)$$

其中 $d_i^{(k)}$ 为机器人与第 $k$ 个障碍物的距离.  $f_i$ 的最大值所对应的 $\theta_i$ 代表的方向即为机器人可能行驶方向.

为了使机器人完成避开障碍物的同时到达目标位置的任务, 将目标信息与障碍物信息结合在一起考虑, 由公式(9)(10)得

$$G_i = f_i(1 - F(x, y)). \quad (11)$$

$G_i$ 最大值所对应的 $\theta_i$ 代表的方向为机器人可能的行驶方向.

为了进一步提高机器人规划的实时性, 将机器人周围一定距离内的环境作为一次规划的规划数据, 这个距离称为观测距离:  $D_{\text{view}}(tv_{i+1}) = (v_r(tv_{i+1}) + v_o(tv_{i+1})) \cdot \Delta pv_{i+1}$ . 为了保证机器人的安全, 要考虑一定的安全运动策略, 即引入安全距离并且当机器人与障碍物的距离小于一定值时机器人

的速率减小. 设安全距离为:  $D_{\text{safe}} = r_{\text{omax}} + 1/2w_r + \zeta$ , 其中  $r_{\text{omax}}$  为各障碍物半径的最大值,  $w_r$  为机器人的宽度,  $\zeta$  为一常量  $0 < \zeta < \min[r_o, 1/2w_r]$ . 得到机器人的可能前进方向后, 判断机器人沿此方向运动是否能够保证与障碍物的距离大于  $D_{\text{safe}}$ , 如果不能保证则应将此方向对应的  $G_i$  值赋为零, 重新寻找  $G_i$  最大值. 当机器人到动态障碍物的最小距离  $\min(D_{\text{rtomo}}^{(k)}) < \eta D_{\text{safe}}$  ( $\eta$  为权重系数,  $D_{\text{rtomo}}^{(k)}$  为机器人到第  $k$  个运动障碍物的距离), 机器人的速率应减小, 以防止与障碍物可能发生碰撞时对机器人造成损坏. 为了同时满足机器人的加速度限制, 定义速率的表达式为:  $v_r(tv_{i+1}) = v_r(tv_i)(1 - \frac{1}{\min(D_{\text{rtomo}}^{(k)}) + \xi})$ , 其中  $\xi$  为常量, 且  $1/\xi \leq a_r$ ,  $a_r$  为机器人的加速度. 图 1 给出了观测距离内各栅格被运动障碍物扫过的概率和  $G_i$  的图形.

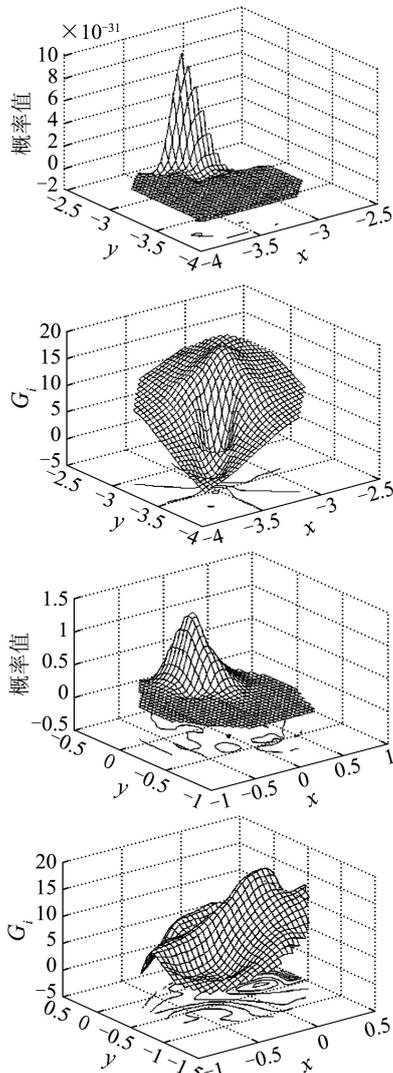


图 1 观测距离内各栅格被障碍物扫过的概率值与  $G_i$  函数图形

Fig. 1 Probability that each grid is swept by obstacles and graph of function  $G_i$

假设机器人起始位置为  $(-4, -4)$ , 目标位置为  $(4, 4)$ . 前两组是机器人远离障碍物的情况, 第 1 个图表明观测距离内的每个栅格被障碍物扫过的概率值都非常小(小于  $10^{-31}$ ), 第 2 个图表明由于障碍物没有对机器人的前进造成威胁, 所以  $G_i$  最大值对应的方向为目标方向. 后两组是靠近机器人左侧存在一个障碍物的情况, 第 1 个图表明障碍物周围的栅格被障碍物扫过的概率值很大(接近 1), 第 2 个图表明由于障碍物靠近机器人左侧, 机器人要避开障碍物就必须转向右侧, 所以  $G_i$  最大值对应的方向为右前方.

## 5 实验结果及分析(Experiment results and analysis)

### 5.1 仿真结果及分析(Simulation results and analysis)

为了说明此规划方法的有效性, 下面给出典型的仿真结果. 仿真实验范围为  $8 \text{ m} \times 8 \text{ m}$  的矩形空间, 实验中环境栅格的分辨率为  $0.2 \text{ m} \times 0.2 \text{ m}$ , 机器人要避开 6 个障碍物, 其中  $O_1 \sim O_3$  为速度和运动方向均可变的未知运动障碍物,  $O_4 \sim O_6$  为静态障碍物. 3 个静态障碍物  $O_4 \sim O_6$  所在的位置分别为  $(-1.5, -1.1)$ ,  $(0, 2)$ ,  $(2.4, 2.3)$ . 3 个运动障碍物  $O_1 \sim O_3$  的起始位置分别为  $(-3.3, -1)$ ,  $(-2, 0.8)$ ,  $(3.5, 0)$ , 它们的运动速率都是在满足一定加速度限制的情况下随机生成的,  $O_2$  的运动角度随机生成,  $O_1$  和  $O_3$  沿折线运动. 机器人从初始位置  $(-4, -4)$  出发避开障碍物向目标位置  $(3.5, 3.5)$  运动. 在多数时间内机器人以恒定速度  $v_r = 0.8$  运动, 但当  $\min(D_{\text{rtomo}}^{(k)}) < \eta D_{\text{safe}}$  时, 机器人的速率要适当减小(见 4.2 节). 实验中激光测距的有效半径设为  $3 \text{ m}$ . 由于机器人最大速度为  $0.8 \text{ m/s}$ , 路径规划的观测周期为  $0.8 \text{ s}$ , 为了降低计算负担, 保证路径规划的实时性, 机器人在每个观测周期内只需要考虑半径为  $0.8 \text{ m} \times 0.8 \text{ s} = 0.64 \text{ m}$  范围内的环境信息即可满足移动机器人路径规划的需求. 在仿真中卡尔曼滤波的主要参数设定如下:  $q_x = q_y = 5$ ,  $\sigma_x = \sigma_y = 0.05$ . 仿真中用到的其他参数为: 机器人最大速度:  $0.8 \text{ m/s}$ , 最大加速度  $0.2 \text{ m/s}^2$ ; 障碍物最大速度:  $0.6 \text{ m/s}$ , 最大加速度  $0.2 \text{ m/s}^2$ , 最大半径  $0.4 \text{ m}$ ; 规划中最大处理时间为  $0.3 \text{ s}$ , 观测时间  $0.8 \text{ s}$ , 运动周期  $0.5 \text{ s}$ .

图 2 为仿真结果图. 在第 1 个图中, 机器人成功的避开静态障碍物  $O_4$  后遇到运动障碍物  $O_2$ ; 由第 2 个图可知机器人避开运动障碍物  $O_2$  后继续向着目标前进, 并且遇到运动障碍物  $O_3$ ; 第 3 个图显示了机器人避开环境中所有静态和动态障碍物后最终到达目标点完成任务. 图 3 为整个路径规划过程中利用卡尔曼滤波对 3 个运动障碍物位置的估计效果.

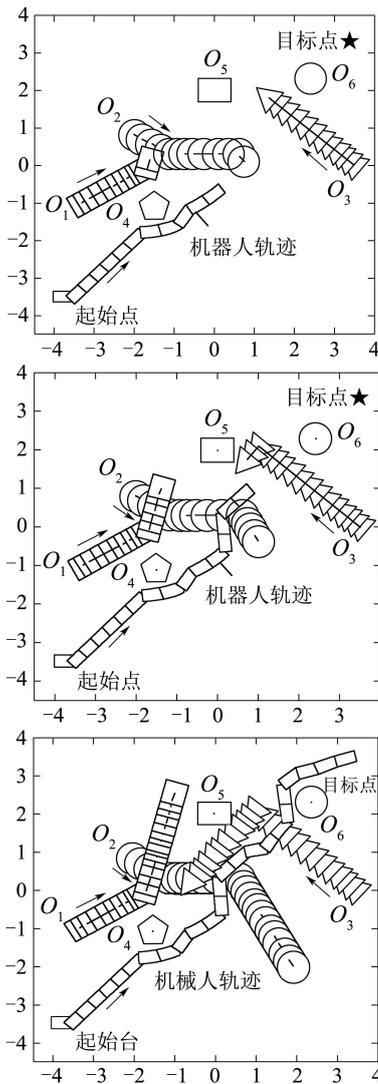


图 2 未知动态环境下的仿真结果

Fig. 2 Simulation result in an unknown dynamic environment

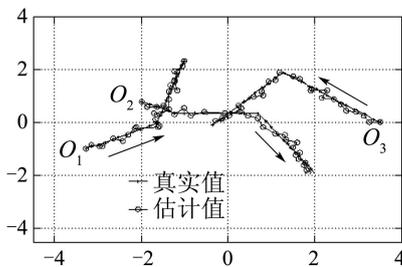


图 3 基于卡尔曼滤波的估计效果图

Fig. 3 Prediction results based on Kalman filter

仿真中, 动态路径规划结果会受到来自机器人自身和障碍物的影响, 这些影响因素包括: 1) 对机器人的角度约束越严格机器人的轨迹就会越平滑, 但是错过可能路径的机会也会相应增大. 2) 较短的观测周期和处理时间也会相应提高机器人运动路径的平滑程度. 3) 安全距离越大, 可选择的前进方向越多, 但是同时可能发生碰撞的可能性也越大. 4) 安全策

略中 $\eta$ 的取值越大, 机器人与障碍物发生碰撞的可能性越小, 但是运动到目标位置所需要的时间也相应越长. 仿真中对多种影响因素进行了综合考虑.

### 5.2 基于SmartROB2移动机器人平台的实验结果及分析(Experiment results and analysis on SmartROB2 mobile robot)

实验中采用的SmartROB2中型全自主移动机器人基于CompactPCI工业标准, 由Motorola MPC8240单一中央处理器控制, 使用XO/2实时嵌入式操作系统, 路径规划作为一种强实时任务在该操作系统中被执行. SmartROB2移动机器人是长度为44 cm, 宽度为32 cm的非完整移动机器人, 配备有光电码盘、两个激光扫描仪和摄像机等传感器设备.

自主移动机器人动态路径规划实验的实际环境为室内环境, 包括一台用于完成动态路径规划任务的SmartROB2自主移动机器人和作为动态障碍物的(见图4). 机器人通过自身配备的激光扫描仪对环境进行感知, 实时获取动态障碍物的位置变化信息和墙壁等静态信息. 根据实验环境, 将机器人周围2米作为观测范围, 并基于环境特征提取和地图构建等前期工作<sup>[13]</sup>, 将墙壁等静态信息滤除, 获得动态障碍物的位置信息. 将该位置信息作为卡尔曼滤波对障碍物的状态进行预估和更新的依据, 同时采用概率方向权值法进行路径规划. 避障机器人最大速率为0.4 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, 在实验中将障碍物平均速率取为0.3 m/s.



图 4 实验环境图

Fig. 4 Experimental environment

选取多组实验中有代表性的两组, 图5给出了这两种不同情况下, 上位机基于在线监控软件实时显示的实验结果图. 图中滤去了墙壁等静态环境信息, 相邻两网格点的间距为0.2 m, 矩形表示机器人, 圆形表示动态障碍物. 第1组图中障碍物起始位置为(2,2), 障碍物与机器人反方向运动, 从右上方出发向着左下方运动; 第2组图中障碍物的起始位置为(0.2,1.4), 障碍物运动方向与机器人垂直, 从左上

方向着右下方运动. 两组图中机器人的起始位置和目标位置相同, 均分别为(0,0)和(2,2). 如图所示, 机器人从起始位置出发向着目标点运动, 当观测距离内出现运动障碍物时, 机器人按照本文所提方法规划合理路径, 避开障碍物, 随后继续向着目标点运动, 并最终到达目标位置. 通过在全自主移动机器人平台上的实验结果可知, 本文所提方法能够有效处理具有非恒定运动速度障碍物干扰的移动机器人动态路径规划问题.

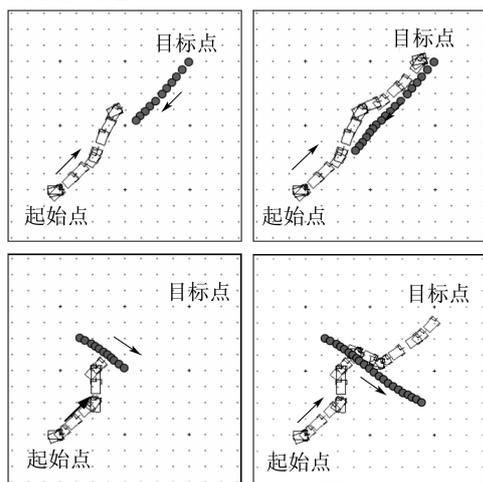


图5 监控软件实时实验结果显示

Fig. 5 Real-time experiment results on the monitor software

当机器人靠近运动障碍物时, 为保证安全避让并获取更准确的障碍物信息, 机器人的速率应根据4.2节所述适当降低. 障碍物的速率变化不能过于剧烈, 否则对障碍物轨迹的预估信息将偏离真实值过大, 无法确保机器人成功避让. 同时, 地面的平整程度和机器人自身嵌入式处理器的处理速度也会对路径规划的结果产生影响.

## 6 结论(Conclusion)

针对具有动态障碍物的未知室内环境, 本文提出一种实用的移动机器人动态路径规划方法. 该方法基于障碍物的运动模型, 通过传感器信息获取障碍物当前位置, 采用卡尔曼滤波实现对障碍物下一时刻状态的有效预估, 以满足实时动态规划的要求. 在实时规划过程中, 机器人根据障碍物的预估信息, 基于概率方向权值方法完成避碰并准确到达目标位置的任务. 与其他动态路径规划方法相比较, 本文所提的规划方法能够较为准确的估计出动态障碍物的状态, 进一步减少估计的不确定性对规划产生的影响, 从而更好的适应动态环境. 同时该方法更为快速, 从而减轻了嵌入式处理器的计算负担, 具有更好的实时性. 仿真和实验结果都验证了此规划方法在动态未知环境下的有效性和实用性. 进一步工作将包括机器人规划路径的平滑以及该方法在更为复杂的动

态环境中的应用研究.

## 参考文献(References):

- [1] FIORINI P, SHILLER Z. Motion planning in dynamic environments using the relative velocity paradigm[C] //Proc of 1993 IEEE Int Conf on Robotics and Automation. [S.l.]: [s.n.], 1993, 1: 560 - 565.
- [2] 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. (ZHANG Feng, TAN Dalong. Mobile robot real-time motion planning based on the relative coordinates in dynamic and unknown environments[J]. Robot, 2004, 26(5): 434 - 438.)
- [3] STENTZ A. *Optimal and Efficient Path Planning for Unknown and Dynamic Environments*. CMU-RI-TR-93-20[R]. Pittsburgh, PA: Carnegie Mellon University, 1993.
- [4] LAVALLE S M. *Rapidly-Exploring Random Trees: A New Tool for Path Planning*, TR, 98-11[R]. IA: Iowa State University, 1998: 98 - 101.
- [5] ZHU Q. Hidden Markov model for dynamic obstacle avoidance of mobile robot navigation[J]. IEEE Trans on Robotics and Automation, 1991, 7(3): 390 - 397.
- [6] 席裕庚, 张纯刚. 一类动态不确定环境下机器人的滚动路径规划[J]. 自动化学报, 2002, 28(2): 161 - 174. (XI Yugeng, ZHANG Chungang. Rolling path planning of robots in a kind of dynamic uncertain environment[J]. Acta Automatica Sinica, 2002, 28(2): 161 - 174.)
- [7] WOONGGIE H, SEUNGMIN B, TAEYONG K. Genetic algorithm based path planning and dynamic obstacle avoidance of mobile robots, systems, man, and cybernetics[C]//IEEE Int Conf on Computational Cybernetics and Simulation. Orlando: IEEE Press, 1997, 3(12-15): 2747 - 2751.
- [8] TANG P, YANG Y M, LI X. Dynamic obstacle avoidance based on fuzzy inference and transposition principle for soccer robots[C]//Proc of The 10th IEEE Int Conf on Fuzzy Systems. [S.l.]: [s.n.], 2001, 3: 1062 - 1064.
- [9] G C 古德温, 孙贵生. 自适应滤波、预测与控制[M]. 北京: 科学出版社, 1992. (GOODWIN G C, SUN Guisheng. Adaptive Filtering, Prediction and Control[M]. Beijing: Science Press, 1992.)
- [10] NAM Y S, LEE B H, KIM M S. View-time based moving obstacle avoidance using stochastic prediction of obstacle motion[C] //Proc of 1996 IEEE Int Conf on Robotics and Automation. [S.l.]: [s.n.], 1996, 2: 1081 - 1086.
- [11] CORALUPPI S, GRIMMETT D. Intra-ping timing issues in multistatic sonar tracking[C] //Proc of The 7th Int Conf on Information Fusion. [S.l.]: [s.n.], 2001: 510 - 517.
- [12] CHA Y Y, GWEON D G. Local path planning of a free ranging mobile robot using the directional weighting method[J]. Mechatronics, 1996, 6(1): 53 - 80.
- [13] 庄严, 王伟, 王珂, 等. 移动机器人基于激光测距和单目视觉的室内同时定位和地图创建[J]. 自动化学报, 2005, 31(6): 925 - 933. (ZHUANG Yan, WANG Wei, WANG Ke, et al. Mobile robot indoor simultaneous localization and mapping using laser range finder and monocular vision[J]. Acta Automatica Sinica, 2005, 31(6): 925 - 933.)

## 作者简介:

庄 严 (1975—), 男, 博士, 研究领域为移动机器人定位、地图创建与导航、多机器人协作, E-mail: zhuang@dlut.edu.cn;

王 伟 (1955—), 男, 教授, 博士生导师, 研究领域为预测控制、智能控制及机器人控制技术, E-mail: wangwei@dlut.edu.cn;

刘 蕾 (1980—), 女, 硕士研究生, 研究领域为移动机器人路径规划及运动控制.