

doi: 10.3969/j.issn.0490-6756.2018.05.013

一种针对 VFH 系列算法阈值敏感问题的改进策略

庄宇辉, 赵成萍, 严 华

(四川大学电子信息学院, 成都 610065)

摘要: 针对 VFH 系列算法的阈值敏感问题, 提出了一种新的自适应阈值改进策略. 综合考虑移动机器人硬件特性、运动特性和目标点环境设置初始阈值、确定阈值范围. 使用阈值评价函数, 对可选范围内的每组阈值与可通行方向进行综合评价, 使得机器人能够实时选取适合当前情况的阈值. 最后在 ROS 上实现算法, 并使用 EAI 移动机器人平台进行多次对比实验. 实验结果证明, 使用自适应阈值改进策略后, 机器人能够避免局部死区, 并在目标周围存在障碍物时, 以较短的无碰撞平滑路径顺利到达目标位置.

关键词: VFH; 阈值敏感; 自适应阈值; 移动机器人; ROS

中图分类号: TP312 **文献标识码:** A **文章编号:** 0490-6756(2018)05-0985-08

An improved strategy for VFH threshold sensitive problem

ZHUANG Yu-Hui, ZHAO Cheng-Ping, YAN Hua

(College of Electronics and Information Engineering, Sichuan University, Chengdu 610065, China)

Abstract: In view of the threshold sensitive problem of VFH series algorithms, a new adaptive threshold improvement strategy is proposed. First the initial threshold and the threshold range is determined by the hardware, motion characteristics of the robot and the target environment. Then, a threshold evaluation function is used to comprehensively evaluate each threshold and accessible direction in the optional range, so that the robot can get the threshold suitable for the current situation in real time. Finally, the algorithm is realized in ROS, and several comparative experiments are conducted using the EAI mobile robot platform. The experimental results show that when the improved policy with adaptive threshold is applied, the robot can avoid local dead zone and successfully reach the target position in complex environment, especially when the target is surrounded with obstacles.

Keywords: VFH; Threshold sensitivity; Adaptive threshold; Mobile robot; ROS

1 引言

随着科技不断发展进步, 移动机器人的应用越来越广泛. 有效的自主避障是移动机器人系统必须具备的一项基本能力, 国内外学者对此做了大量研究. 目前比较成熟的理论有 bug 算法^[1,2]、人工势场法^[3]、删格法^[4]等, 其中不断发展完善的经典算

法当属向量场直方图法 VFH (Vector Field Histogram)^[5].

VFH 算法源于 Johann Borenstein 和 Yoram Koren 对虚拟势场法 VFF (Virtual Force Field)^[6] 容易陷入局部最小和数据激变等问题的改进. 随后他们提出了考虑机器人运动学特性和机器人尺寸的 VFH+ 算法^[7]. 为突破 VFH 算法局限性, Iwan

收稿日期: 2018-04-02

基金项目: 国家自然科学基金(61172181)

作者简介: 庄宇辉(1994-), 男, 江西鹰潭人, 硕士生, 研究方向为模式识别与智能系统. E-mail: 1364126356@qq.com

通讯作者: 赵成萍. E-mail: sc_zcp@scu.edu.cn

Ulrich 和 Johann Borenstein 结合 A* 算法提出了更利于趋向目标的 VFH* 算法^[8]. Andrej Babinec 和 Frantisek Duchon 提出了结合 TDT(Time Dependent Tree)的动态环境下的 VFH* TDT 算法^[9]. 另外,国内很多学者对 VFH 算法也做了很多研究并提出了很多改进算法,如针对直方图构建的改进^[10]和针对转弯策略的改进^[11].

目前 VFH 系列算法主要有以下几点不足:

(1)VFH 系列算法依赖所用传感器,受环境设备的制约;(2)VFH 系列算法容易受某些参数影响,如阈值;(3)VFH 系列算法为局部避障规划算法,具有一定的局限性. 基于 ROS(Robot Operating System 机器人操作系统),针对 VFH 系列算法的阈值敏感问题,提出了一种考虑机器人硬件特性、运动特性和目标环境的自适应阈值策略. 最后通过实验证明,采用该方法,能够有效解决 VFH 系列算法的阈值敏感问题,使机器人以一种较短的无碰撞平滑路径顺利到达目标.

2 算法设计

2.1 VFH 算法

VFH 及其系列算法思想是建立以移动机器人为中心的极坐标系,将障碍物对机器人的影响量化为各个角度上的极线障碍物强度值,在障碍物强度值低于某个确定的阈值的角度范围内选择移动方向^[6]. VFH 系列算法的具体实现步骤如下.

(1)对激光雷达数据进行处理,保留机器人正前方 d_{\max} 以内,Block 角度范围内的数据.

(2)将 Block 大小的扫描区域分成 n 个扇区,按正前方从左往右 0 到 $n-1$ 进行编号. 其中 n 为正整数, $n < Block/resolution$ (激光雷达分辨率).

(3)求取每个扇区的障碍物强度值 H_i ,构建向量场直方图,障碍物强度值 H_i 与障碍物距离 d_i 的计算关系为

$$H_i = cv^2(a - bd_i^2) \quad (1)$$

其中, cv, a, b 均为常数, a, b 满足 $a = bd_{\max}^2$. H_i 越大表示障碍物强度越大.

(4)设距离阈值 d_{th} 对应的障碍物强度值为 M ,对向量场直方图进行二值化,若 $H_i < M$ 则令 $H_i = 0$,若 $H_i > M$ 则令 $H_i = M$. 由此可得到可通行扇区直方图.

例如取 $Block = 270^\circ, n = 270, cv = 10, d_{\max} = 4, b = 2.5, d_{th} = 2$ 得到如图 1 所示的向量场直方图和可通行扇区直方图.

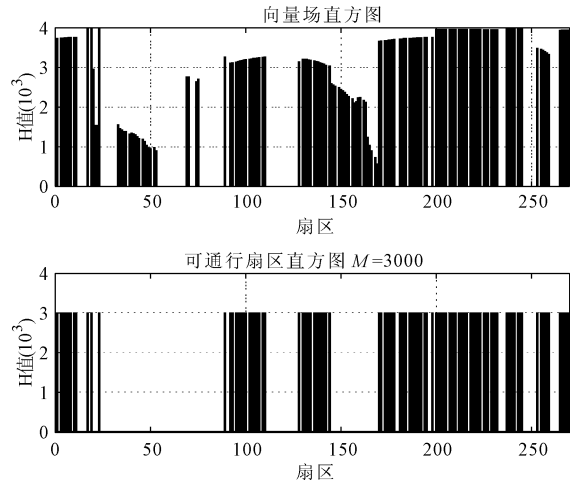


图 1 VFH 直方图
Fig. 1 VFH histogram

对可通行扇区直方图中扇区宽度大于一定值的扇区取中间值作为候选方向,对所有候选方向 k_i 使用代价函数进行代价计算,找到代价最小的 k_i 作为运动方向 k_b, k_b 的初始值为 0,代价函数如下.

$$g(c) = \mu_1 \Delta(c, k_i) + \mu_2 \Delta(c, k_r) + \mu_3 \Delta(c, k_{b_pre}) \quad (2)$$

式中, $\Delta(c, k_i)$ 为可选方向与目标方向的夹角; $\Delta(c, k_r)$ 为可选方向与机器人当前运动方向的夹角; $\Delta(c, k_{b_pre})$ 表示可选方向与上一次运动方向的夹角. c 为可选方向 k_i, k_r 为机器人当前运动方向, kb_pre 为机器人上一次运动方向. μ_1, μ_2, μ_3 均为常数且满足 $\mu_1 > \mu_2 + \mu_3$.

2.2 VFH 系列算法的缺陷

由 2.1 节可以看出,代价函数的作用是从可通行扇区直方图得出的诸多候选方向中选取最优. 可通行扇区直方图是方向选择的基础与前提,而可通行扇区直方图的构造与阈值 d_{th} 的取值密切相关,因此阈值 d_{th} 的选取对 VFH 系列算法至关重要.

对图 1 中的向量场直方图分别取 $d_{th} = 1 (M = 3750)$ 和 $d_{th} = 3 (M = 1750)$,得出可通行扇区直方图如图 2 所示.

由图 2 可知不同阈值 d_{th} 对应的可通行扇区直方图、扇区(空白部分)宽度和数量不一致. 假设此时机器人的目标方向与运动方向都在第 100 个扇区上.

使用 $d_{th} = 1$ 时,机器人将在下一刻继续向前行驶,无法提前避开障碍物,若此时机器人行驶速度较大则极有可能与障碍物碰撞.

使用 $d_{th} = 3$ 时,机器人将在下一刻进行转向,

提前避开障碍物, 偏离目标方向行驶, 此时机器人可能无法到达目标位置.

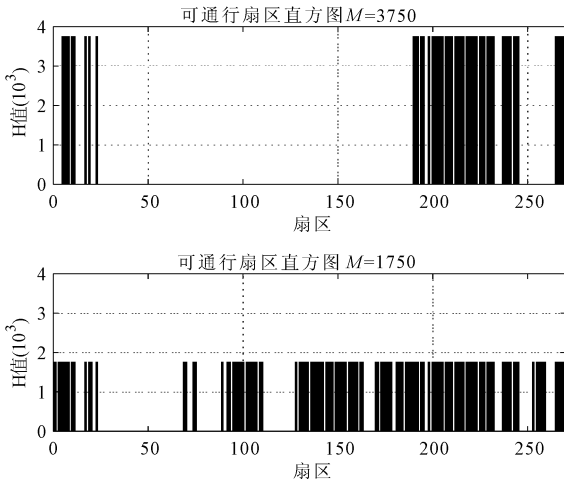


图 2 可通行扇区直方图
Fig. 2 The histogram of accessible sector

结合文献[12], 文献[13]与上述分析, 阈值 d_{th} 大小对机器人避障规划结果有如下影响.

(1) 使用较大阈值 d_{th} , 机器人可以提前发现可行通道和障碍物, 及时调整运动策略; 但容易使机器人忽略一些可行通道, 导致丧失到达目标的能力.

(2) 使用较小的阈值 d_{th} , 机器人可以发现更多可行方向, 利于找到更接近目标的方向, 但容易使机器人陷入局部“死区”.

因此, 使用合理的阈值策略是移动机器人避障规划的关键.

2.3 阈值策略分析

针对 2.2 节提出的阈值敏感问题, 一般使用以下三种应对策略.

(1) 根据实际情况凭经验选择一个较为合理的阈值. 这是大多数研究者最常用的一种方法. 经验阈值在给定情况下可用, 但若机器人周围环境或者机器人运行速度发生改变, 则经验阈值就不再适用.

(2) 按一定步长对给定范围内的阈值逐个计算可行方向, 选取接近目标方向中阈值最大的可行方向作为机器人行驶方向^[12]. 该策略存在两个问题, 一是其始终把可行方向接近目标方向作为前提, 当目标方向上存在障碍物时, 机器人无法找到可行方向. 二是其算法分析都是基于一种特殊的廊道环境, 限制了机器人偏离目标行驶的可能性.

(3) 以目标距离作为最大阈值, 当环境中存在

障碍物时, 若障碍物在目标方向上, 则使用较大阈值, 否则使用较小阈值^[13]. 文献[13]只对最大阈值设置进行了简要描述而并未说明机器人具体运行过程中的如何调整阈值. 且使用该算法会出现航向剧变问题^[13].

为使机器人自适应调整阈值, 首先要确定阈值的可调整范围, 影响机器人阈值调整范围的主要因素有以下几点.

(1) 机器人硬件特性.

假设机器人中心点到边缘的最长距离为 R_r , 则阈值需满足 $d_{th} > R_r$. 机器人使用的激光雷达传感器具有一定的扫描范围, 假设最大扫描距离为 L_{max} 和最小扫描距离 L_{min} , 则阈值需满足 $L_{max} > d_{th} > L_{min}$.

(2) 机器人运动特性.

假设机器人运动的线速度大小为 v , 减速运动时的最大加速度 a , 则其从减速运动到停止运动的缓冲距离 D 为

$$D = \frac{v^2}{2a} \tag{3}$$

一般 $D > L_{min}$, 故结合机器人硬件特性则有

$$L_{max} > d_{th} \geq \lambda(D + R_r) \tag{4}$$

其中, λ 为大于 1 的常数, 称之为安全放大系数.

(3) 目标环境.

如图 3 所示环境, 目标方向与机器人行驶方向一致, 目标周围存在障碍物, 虚线表示阈值范围. 当机器人接近目标位置时, 若要使机器人顺利到达目标其阈值要逐渐减小, 才能保证机器人向目标方向行驶.

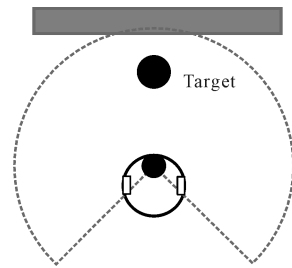


图 3 一种目标环境示意图
Fig. 3 Schematic diagram for a target environment

假设目标距离为 d_T , 则阈值 d_{th} 应满足 $d_{th} \leq d_T$.

2.4 一种考虑全局的自适应阈值策略

通过 2.3 节的分析, 提出一种考虑机器人硬件特性、运动特性和目标环境的全局自适应阈值调整策略, 算法基本结构如算法 1 所示.

Algorithm 1 Adaptive threshold**Function:** Initial d_{th}

- 1) $d_{th} = d_{th_{max}}$
- 2) if $d_{th_{min}} < d_T$ & $d_{th_{max}} > d_T$
- 3) $d_{th} = d_T$
- 4) end if
- 5) if $d_{th_{min}} > d_T$
- 6) $d_{th} = d_{th_{min}}$
- 7) end if
- 8) return d_{th}

Function: find k_{best}

- 1) repeat
- 2) direction_count \leftarrow find_All_Direction(d_{th})
- 3) if direction_count > 0 then
- 4) $k_b \leftarrow$ find_suitable_direction(direction_count)
- 5) cost \leftarrow $f(d_{th_i}, k_{b_i})$
- 6) add($d_{th}, k_b, cost$) to Set
- 7) end if
- 8) $d_{th} = d_{th} - \Delta d_{th}$
- 9) until $d_{th} < d_{th_{min}}$
- 10) if Set.length > 1
- 11) $i \leftarrow$ get the minimum cost group number in Set
- 12) $k_{best} \leftarrow$ Set[i]. k_b
- 13) end if
- 14) return k_{best}

(1) 设置初始阈值,其中 $d_{th_{max}}$ 和 $d_{th_{min}}$ 为满足阈值条件的最大阈值和最小阈值.一般取 $d_{th_{max}}$ 略小于 L_{max} ,取 $d_{th_{min}} = \lambda(D + R_r)$.

d_T 为目标距离,设目标点坐标为 (x_{goal}, y_{goal}) ,机器人即时坐标为 (x_{temp}, y_{temp}) ,则有:

$$d_T = \sqrt{(x_{goal} - x_{temp})^2 + (y_{goal} - y_{temp})^2} \quad (5)$$

(2) 以一定步长 Δd_{th} ,对区间 $[d_{th_{min}}, d_{th_{max}}]$ 内所有 $d_{th} = \{d_{th_{max}} - i * \Delta d_{th} \mid i = 0, 1, 2, \dots\}$,求取可行方向,若该阈值下的可行方向数不为零,则用式(2)计算出代价最小的可行方向作为 k_b .并将 d_{th}, k_b 代入式(6)计算代价值 $cost$,并将 $(d_{th}, k_b, cost)$ 存入集合.

$$f(d_{th_i}, k_{b_i}) = \omega(d_{th_{max}} - d_{th_i}) + \Delta(k_{b_i} - k_t) \quad (6)$$

式中 $\omega(d_{th_{max}} - d_{th_i})$ 为阈值权重项, ω 为阈值权重系数, $\omega(d_{th_{max}} - d_{th_i})$ 越小表示阈值越大(安全). ω 取值与当前机器人的运动状态有关,机器人行驶速

度越大越容易发生碰撞,则 ω 取值越大,表示与更接近目标相比机器人此时更注重安全性.

$\Delta(k_{b_i} - k_t)$ 称为方向权重项,其中 k_t 为目标方向, $\Delta(k_{b_i} - k_t)$ 越小表示 k_{b_i} 越接近目标方向.

(3) 若集合长度大于 1,则取最小代价值对应的 k_b 为最终的参考行驶方向称之为 k_{best} ,若集合长度为零则表示使用区间 $[d_{th_{min}}, d_{th_{max}}]$ 内的所有阈值都找不到可行方向,此时机器人不再朝前行驶,进行自转.

理论上在所有 d_{th_i}, k_{b_i} 中,取函数值最小的一组 d_{th_i}, k_{b_i} 即为最优解.但对区间内的所有阈值逐个遍历并不利于算法实时性,尤其在激光雷达传感器数据更新较慢且机器人运行速度较大时容易引起误差.因此,当机器人行驶速度较快时可以适当增大步长 Δd_{th} .或者当遍历到 $f(d_{th_i}, k_{b_i})$ 小于某个值时,即认为该阈值找出的方向接近目标方向,满足机器人当前运动的要求,不再继续遍历.文献[12]认为参考行驶方向与目标方向之差小于 45° 表示接近目标方向. $f(d_{th_i}, k_{b_i})$ 小于某个值的意义在于接近目标方向的判定与阈值有关,例如 $\omega = 10$ 时, $d_{th} = 3$ m 和 $d_{th} = 1$ m 参考行驶方向接近目标方向的判定标准相差 20° .

3 实验

为验证本文算法的有效性和可靠性,将本文算法移植到 Ubuntu14.04 搭载的 ROS 上,在实际环境中进行实验.实验平台是 EAI 科技公司的双轮差动驱动式机器人底盘 Dashgo D1.激光雷达传感器为 SLAMTEC 公司制造的 RPLIDAR A1.实物如图 4 所示,其两个差动驱动轮分布在机器人左右两侧,前后各一个万向轮保持平衡.使用 ROS 消息订阅和发布的处理机制可以实时处理传感器数据、发布机器人运动控制指令.机器人线速度和角速度都不为零时,机器人进行转弯,转弯圆弧半径为两者之商;角速度为零时,机器人直线行驶;线速度为零时,机器人做零半径转向运动;角速度线速度都为零时机器人停止运动.

机器人底盘 Dashgo D1 的参数为 $Rrt = 0.2$ m, $v_{max} = 0.7$ m/s, $\omega_{max} = 3.5$ rad/s;激光雷达的扫描速率为 5.5 Hz,扫描角度范围为 $0 \sim 360^\circ$,扫描距离范围为 0.15 m~6 m.

实验首先在一种典型栅格环境下进行,设置机



图 4 EAI 移动机器人平台
Fig. 4 EAI mobile robot platform

机器人起点为(0,0),目标点为(5,2.4). VFH 算法各参数为: $Block = 270^\circ, n = 270, cv = 10, d_{max} = 4 \text{ m}, b = 2.5$. 自适应阈值调整算法各参数为: $\lambda = 1.5, \omega = 10, d_{th\min} = 1 \text{ m}, d_{th\max} = 3 \text{ m}, \Delta d_{th} = 0.2 \text{ m}$. 机器人直线行速度设置为 0.25 m/s;转弯行驶线速度设置为 0.15 m/s;转弯半径统一设置为 0.5 m. 当机器人与目标距离小于 0.3 m 时,认为机器人顺利到达目标. 实验环境及不同阈值策略机器人轨迹如图 5 所示,图中黑色为障碍物,边框为墙壁,中间栅格由纸盒拼接而成.

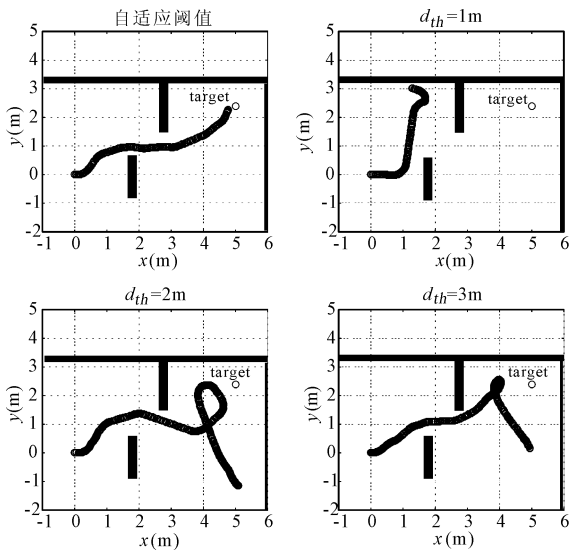


图 5 避障结果示意图(1)

Fig. 5 Result of obstacle avoidance(1)

图 5 实验结果表明,使用自适应阈值策略,机器人顺利到达目标位置. $d_{th} = 1 \text{ m}$ 时,机器人在离第一个障碍物很近时,才进行转弯,从而陷入局部死区,无法顺利到达目标点; $d_{th} = 2 \text{ m}$ 和 $d_{th} = 3 \text{ m}$ 时,机器人没有顺利到达目标点. 为验证阈值对机器人的影响,绘制机器人起点和距离终点约 0.7 m 某点的直方图,如图 6 所示.

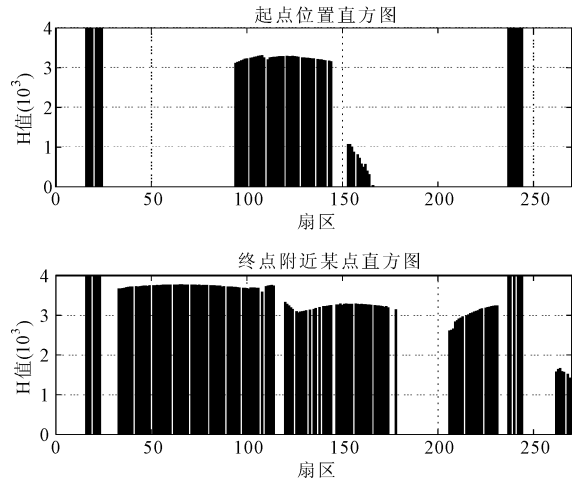


图 6 避障结果分析直方图

Fig. 6 Result of obstacle avoidance histogram

图 6 左右两边强度值为满值的扇区角度为图 4 所示机器人的支架. 对图 6 的直方图分别取阈值为 1 m 和 3 m,得到如图 7 所示的可通行扇区直方图.

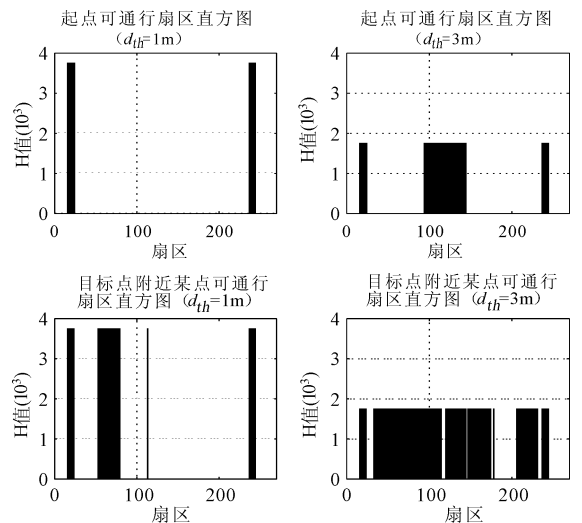


图 7 避障结果分析可通行扇区图

Fig. 7 The histogram of accessible sector of result

机器人在起点时, k_t 约为 160° 对应扇区编号为 160,由图 6 和图 7 可知, $d_{th} = 1 \text{ m}$ 时计算出的 k_b 约为 135° ; $d_{th} = 2 \text{ m}$ 和 $d_{th} = 3 \text{ m}$ 时计算出 k_b 约为 190° . 根据 2.4 代价计算公式,将 $k_t = 160, \omega = 10$ 以及上面三组值分别代入式(6),可以得出: $f(3, 190) = 30, f(2, 190) = 40, f(1, 135) = 45$. 按照自适应阈值策略,此时选取 $d_{th} = 3 \text{ m}$ 对应的 k_b . 终点附近障碍物强度较高,如图 6 和图 7 中所描述的终点附近某点,该点目标角度约 140° ,算法在该点时选取 $d_{th} = 1 \text{ m}, k_b = 175^\circ$.

为验证提出的自适应阈值策略对 VFH 系列

算法改进的有效性,在一种障碍物更少,目标点更易到达的环境中,重复前文实验.设置机器人目标点坐标为(0,0),终点坐标为(4,2),其不同阈值策略的避障规划结果如图 8 所示.

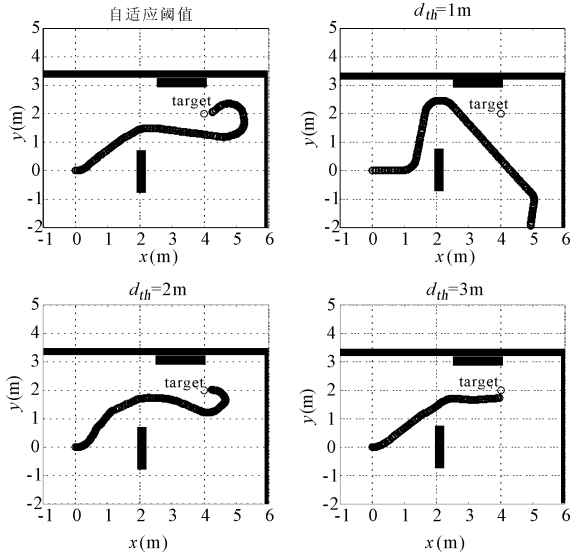


图 8 避障结果示意图(2)

Fig. 8 Result of obstacle avoidance(2)

由图 8 可知,该环境下 $d_{th} = 2\text{ m}$, $d_{th} = 3\text{ m}$ 时机器人都能有效避开障碍物,顺利到达目标点. $d_{th} = 1\text{ m}$ 时,机器人由于无法探知较远障碍物,并受机器人支柱影响,导致其可通行扇区直方图大部分时候与图 7(左上)一致即 k_b 为 135° ,所以机器人总是朝正前方行驶从而错过目标.使用自适应阈值策略和 $d_{th} = 2\text{ m}$ 时,因采用固定半径转弯,使得机器人靠近目标点时,不能以更短路径转向目标.

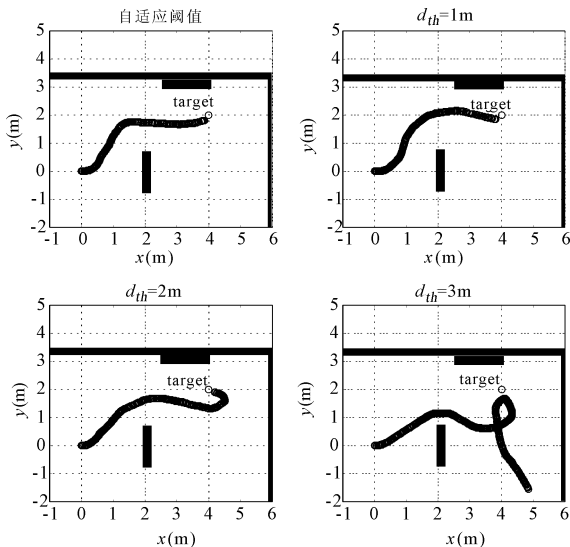


图 9 避障结果示意图(3)

Fig. 9 Result of obstacle avoidance(3)

为消除支柱影响,当可通行扇区直方图与图 7(左上)一致时,令 $k_b = k_t$,并在目标距离小于阈值时,以目标距离的一半为机器人转弯半径.修改后,在相同条件下重复图 8 和图 5 的实验,其结果如图 9 和图 10 所示.

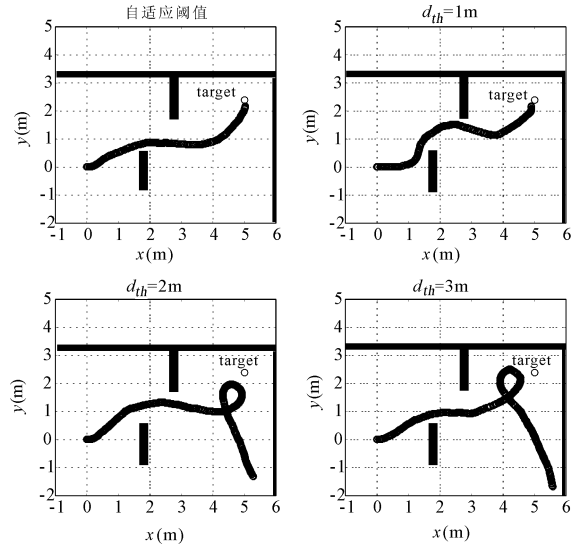


图 10 避障结果示意图(4)

Fig. 10 Result of obstacle avoidance(4)

由图 9 和图 10 结果可知,消除支柱影响后,机器人在简单环境下都能顺利到达目标.在栅格环境下, $d_{th} = 1\text{ m}$ 时,机器人顺利通过栅格并到达目标,但轨迹较弯曲;使用自适应阈值策略时,机器人则以较短的平滑路径到达目标.而在其他阈值下机器人都不能到达目标.

为进一步验证自适应阈值策略的可靠性与稳定性,证明提出算法的优越性,在其他条件不变的情况下,使图 10 中的栅格环境的栅格通道更窄,上方矩形障碍物更长.自适应阈值策略与各固定阈值策略的避障规划结果如图 11 所示.图 12 为使用自适应阈值策略的实验过程中方向、阈值变化情况.图 13 为分别使用文献[12],文献[13]提出的阈值策略的机器人行驶路径与方向变化情况.设置文献[13]策略中的较大阈值为 2.6 m ,较小阈值为 1.6 m .图 13 中参考行驶方向为零表示机器人没有找到参考行驶方向.

图 11 和图 12 表明, $d_{th} = 1\text{ m}$, $d_{th} = 2\text{ m}$ 时机器人陷入局部死区,而无法顺利到达目标. $d_{th} = 3\text{ m}$,机器人错过了目标.自适应阈值策略下,前期 $d_{th} = 3\text{ m}$,路径与固定阈值 3 m 时一致,机器人顺利通过栅格,后期阈值逐渐减小直至最小阈值,机器人顺利达到目标.

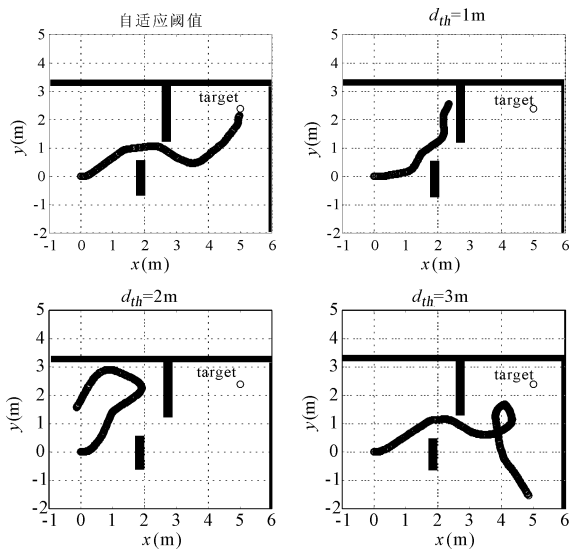


图 11 避障结果示意图(5)

Fig. 11 Result of obstacle avoidance(5)

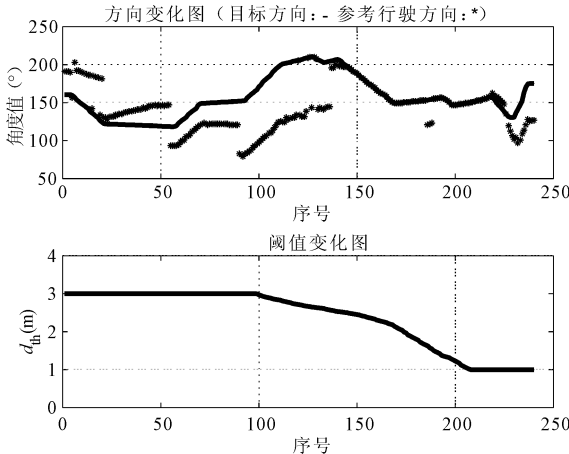


图 12 方向与阈值变化图

Fig. 12 Diagram of direction and threshold change

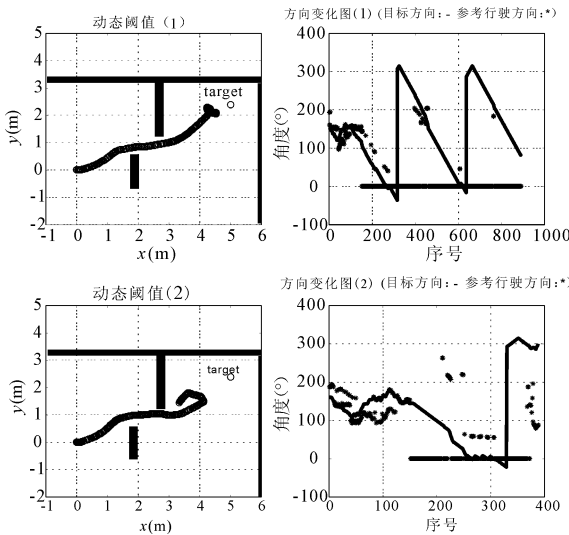


图 13 避障结果示意图(6)

Fig. 13 Result of obstacle avoidance(6)

图 13 上方两图说明, 机器人不能保证每次都能找到接近目标方向的参考行驶方向, 文献[12]的阈值策略具有一定缺陷. 当找不到参考行驶方向时, 机器人进行自转运动, 如图 13(右上)所示, 此时机器人的目标方向在周期性改变. 图 13 下方两图表明, 机器人无法到达目标, 结合图 12 可知, 此时的较小阈值 1.6 m 还是不够小, 导致机器人错过目标, 说明文献[13]的策略自适应程度不够, 存在一定局限.

进一步分析不同阈值顺利到达目标的路径情况. 消除支柱影响后的不同阈值策略顺利到达目标时的路径点数如表 1 所示. 路径点数为“—”表示机器人未到达目标, 路径点数越少表示路径越短.

表 1 算法效果对比表

Tab. 1 Comparison of algorithm effect

场景	自适应	$d_{th}=1\text{ m}$	$d_{th}=2\text{ m}$	$d_{th}=3\text{ m}$
图 9	184	192	328	227
图 10	228	240	—	—

表 1 表明, 使用自适应阈值策略的机器人能以更短的路径到达目标.

4 结 论

针对 VFH 系列算法的阈值敏感问题, 提出了一种新的自适应阈值策略, 分析了阈值及机器人硬件特性和转弯策略对机器人避障规划结果的影响. 并通过多次实验对提出算法与三种固定阈值、两种动态阈值策略进行分析比较. 结果证明在不同环境下, 使用提出的自适应阈值策略, 机器人都能够有效解决阈值敏感问题, 并能以更短的无碰撞平滑路径顺利到达目标.

参考文献:

- [1] Lumelsky V J, Stepanov A A. Path-planning strategies for a point mobile automaton moving amidst unknown obstacles of arbitrary shape[J]. Algorithmica, 1987, 2: 403.
- [2] 谭志斌, 赵祚喜, 赵汝祺, 等. 非 360°探测范围四轮导航车辆的平滑路径避障算法[J]. 机器人, 2013, 35: 527.
- [3] Khatib O. Real-time obstacle avoidance for manipulators and mobile robots[J]. Int J Robot Res, 1986, 5: 90.
- [4] Sharir, Micha. Robot motion planning[J]. Commun Pur Appl Math, 1995, 18: 1173.

- [5] Borenstein J, Koren Y. The vector field histogram-fast obstacle avoidance for mobile robots[J]. IEEE Trans Robot Autom, 2002, 7: 278.
- [6] Borenstein J, Koren Y. Real-time obstacle avoidance for fast mobile robots[J]. IEEE Trans Syst Man CY-S, 1989, 19: 1179.
- [7] Ulrich I, Borenstein J. VFH+: Reliable obstacle avoidance for fast mobile robots[J]. IEEE Int Conf Robot Autom, 1998, 2: 1572.
- [8] Ulrich I, Borenstein J. VFH*: local obstacle avoidance with look-ahead verification[C]// Proceedings of International Conference on Robotics and Automation. San Francisco, CA: IEEE, 2000.
- [9] Babinec A, Duchoň F. VFH* TDT (VFH* with time dependent Tree): A new laser rangefinder based obstacle avoidance method designed for environment with non-static obstacles [J]. Robot Auton Syst, 2014, 62: 1098.
- [10] 刘荣, 庄毅, 薛羽. 未知环境下的智能体避障算法研究[J]. 小型微型计算机系统, 2014, 35: 602.
- [11] 向亚军, 严华. 基于激光雷达的移动机器人避障策略研究[J]. 四川大学学报: 自然科学版, 2017, 54: 529.
- [12] 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: 179.
- [13] 刘杰, 闫清东, 唐正华. 基于激光雷达的移动机器人避障规划仿真研究[J]. 计算机工程, 2015, 41: 306.

引用本文格式:

中文: 庄宇辉, 赵成萍, 严华. 一种针对 VFH 系列算法阈值敏感问题的改进策略[J]. 四川大学学报: 自然科学版, 2018, 55: 985.

英文: Zhuang Y H, Zhao C P, Yan H. An improved strategy for VFH threshold sensitive problem [J]. J Sichuan Univ: Nat Sci Ed, 2018, 55: 985.