

论 文

# 用于室外移动机器人实时自主导航的 2.5 维 角度势场法

邱权<sup>①③\*</sup>, 韩建达<sup>②</sup>

① 北京农业智能装备技术研究中心, 北京 100097

② 中国科学院沈阳自动化研究所, 沈阳 110016

③ 国家农业智能装备工程技术研究中心, 北京 100097

\* 通信作者. E-mail: qiuq@mercita.org.cn

收稿日期: 2010-05-28; 接受日期: 2010-11-17

国家自然科学基金 (批准号: 60775056) 和北京市农林科学院创新能力建设专项 (批准号: KJCX201101014) 资助项目

**摘要** 本文提出了一种针对装备有激光测距仪的地面移动机器人系统的实时自主导航算法. 与现有的专为解决 2 维导航问题所设计的算法不同, 新算法在导航过程中引入了障碍物的高度信息, 并且使用 2.5 维角度势场法来满足在复杂的户外地形条件下的自主导航要求. 首先, 一幅激光测距仪扫描地图被划分为两种不同的功能扇区: “导航扇区”和“监测扇区”. 然后, 在充分利用障碍物高度信息的条件下, 对“导航扇区”和“监测扇区”进行重构, 从而获得一幅虚拟的 2 维激光扫描地图. 最后, 传统的角度势场法被进行了适当的改进, 以便能够顺利的作用到虚拟的 2 维激光扫描地图上, 产生恰当的导航指令. 新算法在履带型地面移动机器人上进行了测试, 实验结果充分的证明了其有效性和可实现性.

**关键词** 机器人 2.5 维 室外 实时 自主导航

## 1 引言

室外地面移动机器人的自主导航问题, 是机器人领域的一个具有挑战性的研究方向, 其中仍然有许多的难题亟待解决, 需要研究人员综合运用尖端的传感器技术和计算方法来逐一攻克.

根据对环境信息要求的详细程度, 自主导航算法可分为路径规划和实时避障两大类. 路径规划算法需要对机器人的工作环境事先有一个比较完备的了解, 然后运用路径搜索的方式产生优化路径. 近几十年, 国际上出现了很多路径规划算法<sup>[1,2]</sup>, 其中最著名的就是 A\* 算法<sup>[3,4]</sup>. A\* 算法先用代价函数描述地图上两点之间的通过代价, 然后使用递归搜索找出一条优化路径, 使目标点与起始点之间的通过代价最小. A\* 算法最早是为静态环境下的导航问题设计的, 所以无法解决动态导航问题. 为了克服这一困难, 研究者提出了很多改进算法, 例如 D\* 算法<sup>[5]</sup>, 增量 A\* 算法 (Incremental A\*)<sup>[6]</sup>, 简化 D\* 算法 (D\* Lite)<sup>[7]</sup> 和势场 D\* 算法 (Field D\*)<sup>[8]</sup> 等. 然而, 由于路径规划类算法原理上的缺陷, 仍然有两个难题极大的限制了其在实际中的应用. 首先, 路径规划算法对环境信息的准确性和完备性有严格

引用格式: 邱权, 韩建达. 用于室外移动机器人实时自主导航的 2.5 维角度势场法. 中国科学: 信息科学, 2011, 41: 875-891

的要求, 而这在很多室外场景中是无法满足的. 其次, 该类算法采用搜索的方式给出优化路径, 造成了庞大的计算量和计算耗时, 直接限制了其在实时决策方面的应用范围.

与路径规划算法不同, 实时避障算法对先验环境信息没有严格的要求, 只是利用当前传感器探测获得的实时环境信息来为移动机器人产生导航指令, 同时还具有良好的实时性表现. 正是基于以上的优点, 实时避障类算法已经在室外移动机器人的实时自主导航领域获得了越来越多的关注.

目前, 研究人员已经提出了很多实时避障类自主导航算法, 例如势场法 (potential field method, PFM)<sup>[9]</sup>、人工势场法 (virtual force field, VFF)<sup>[10]</sup>、向量场直方图法 (vector field histogram, VFH)<sup>[11]</sup>、向量场直方图 Plus 法 (vector field histogram plus, VFH+)<sup>[12]</sup> 和曲率速度法 (curvature velocity method, CVM)<sup>[13]</sup> 等. 其中, 人工势场法是最著名和最经典的一种, 许多其他的实时避障算法都继承了它的“排斥力”和“吸引力”概念. 在人工势场法的设定下, 障碍物会用“排斥力”将机器人推开, 而目标点则会用“吸引力”引导机器人向自己的方向运动. 这种假设成功的将机器人、目标点和障碍物三者之间的关系用数学的方式描述出来, 是非常经典的思想. 但是人工势场法却将所有障碍物对机器人的排斥力笼统的描述为一个排斥力的合力, 没有将每个障碍物对机器人造成的影响刻画清晰, 因而存在一定的缺陷. 典型的例子就是“走廊困境”问题: 当机器人前方存在走廊式的障碍物时, 因为两侧墙壁产生的排斥力合力是向后的, 机器人无法向前通过走廊. 为了解决这一问题, VFH 采用直方图来描述不同前进角度方向上的障碍物对机器人的排斥力影响, 取得了很好的实现结果. 但是 VFH 仍然没有将机器人自身的外形尺寸因素考虑到导航过程中来, 于是又产生了 VFH+ 算法. VFH+ 牺牲了算法的部分优化性能, 通过扩展障碍物水平尺寸的方法将机器人的外形尺寸引入了导航过程.

尽管仍然受到局部极小问题的困扰<sup>[14-16]</sup>, 实时自主导航算法已经能够在 2 维环境下很好的描述机器人与障碍物之间的关系问题. 遗憾的是, 研究人员在将导航算法拓展到 3 维环境、使其能够成功地应用于室外环境方面的努力却并不是很多. 现有的一些不平整地面上导航问题的研究中, 地面障碍情况已知的假设被认为是约定俗成的规律<sup>[17,18]</sup>. 另外, 目前大多数导航算法都是基于声纳传感器的, 而随着传感器技术的进步, 激光测距仪 (laser range finder, LRF) 和视觉相机已经成为了环境感知方面的主流传感器. 视觉相机能够直接获取环境的 3 维场景信息, 但是用于处理图片信息的大量计算耗时限制了其在实时导航方面的应用. 而将激光测距仪安装在一个可以旋转的伺服电机上, 也可以获得环境的 3 维数据信息<sup>[19,20]</sup>, 但是探测无法在机器人的连续运动过程中实现, 只能以一种“走走停停”的方式进行. 为了使机器人能够在运动中获取高维 (高于 2 维) 环境信息, 在本文中, 激光测距仪被以带有一个向下的小的倾角的方式安装在移动机器人的前方, 从而获得额外的障碍物高度信息<sup>[21,22]</sup>. 基于这种信息获取方式, 我们提出了一种针对室外不平整地面环境的 2.5 维实时自主避障导航算法. 这种算法利用障碍物的 2.5 维信息, 同时考虑了机器人自身的外形尺寸问题, 使用改进的角度势场法 (angle potential field, APF)<sup>[23]</sup> 来实现导航目的.

## 2 预备知识

### 2.1 2.5 维信息的获取

激光测距仪能在平面内扫描一个扇形区域, 扇形的中心点是激光测距仪的发光点, 扇形的半径等于激光测距仪的距离量程, 扇形的中心角等于激光测距仪的角度量程. 把扇形内的所有测距信息 (即障碍物到发光点的距离), 按照一定的角度大小顺序排列起来, 就组成了激光测距仪的一个扫描帧.

2 维避障导航算法中, 传感器被水平放置在移动机器人本体上接近地面的位置, 在水平面内做扫

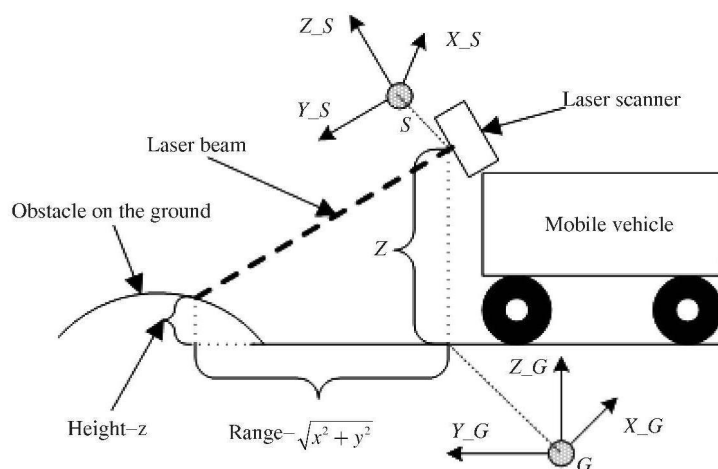


图 1 2.5 维信息的获取

Figure 1 Obtaining the 2.5D information

探测. 这种安放策略不利于引入高度信息. 为了方便高度信息的引入, 我们将激光测距仪安放在机器人的前端, 不是贴近地面, 而是尽量靠近顶部. 同时, 使传感器稍微向下倾斜一个角度, 如图 1. 这样, 激光测距仪的扇形扫描区域能够与地面和地面上的障碍物相交, 凸起和凹陷就很容易被检测到.

图 1 中, 探测射线与水平面有一个交角; 从发光点到地面凸起上的扫描点之间的射线段, 会在水平面上形成一个投影线段, 投影线段的长度, 就是该扫描点到机器人的水平距离 Range; 地面凸起上的扫描点在由机器人底盘确定的平面上也会有一个投影点, 而这个投影点所确定的投影线段的长度, 就是该扫描点的高度 Height. Range 和 Height 都可以通过简单的坐标变换求出, 其过程如下:

首先, 我们由激光测距仪的单个扫描点测量数据, 能够得到该点在激光测距仪极坐标下的表示,

$$\mathbf{r} = (r, \theta)^T, \quad (1)$$

式中  $r$  和  $\theta$  分别为扫描点在激光测距仪坐标系下的极坐标距离和极坐标角度.

然后, 把扫描点  $\mathbf{r}$  表示在激光测距仪直角坐标系  $S$  (如图 1 所示) 下,

$$\mathbf{r}_S = (r \cdot \cos(\theta), r \cdot \sin(\theta), 0, 1)^T. \quad (2)$$

考虑到激光测距仪与车体之间的位置和姿态关系, 我们可以利用一个转换矩阵  $T$  将  $\mathbf{r}_S$  转换到车体坐标系  $G$  (两个坐标系圆点的选择方式参见图 1) 下,

$$T = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \cos(\phi) & \sin(\phi) & 0 \\ 0 & -\sin(\phi) & \cos(\phi) & Z \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad (3)$$

$$\mathbf{r}_G = T \cdot \mathbf{r}_S = (x, y, z, 1)^T. \quad (4)$$

上式中  $\phi$  为激光测距仪的下倾角度,  $Z$  为 LRF 在机器人上的安放高度, 而  $\mathbf{r}_G$  就是扫描点的 2.5 维信息, 它不仅包含了扫描点到机器人本体的水平距离  $\text{Range}(\sqrt{x^2 + y^2})$ , 还包含了扫描点的高度  $\text{Height}(z)$ .

## 2.2 角度势场法

角度势场法是 2002 年由李云翀、何克忠提出的一种适用于 LRF 的 2 维局部避障导航算法. APF 会计算每条激光束对应的角度方向上的通过代价函数 (pass function, PF), 然后根据 PF 值, 在这些角度方向中选择最优的下一步驱动角度方向. 依靠关注角度区域 (concerned angle area, CAA) 的概念, 角度势场法将机器人的外形尺寸引入到导航过程中来. CAA 的确定策略与机器人的宽度相关, 将在第 4 节中进行讨论. 在此, 我们假设 CAA 已知, 那么计算角度  $\psi$  方向上的 PF 的步骤, 可如下进行.

首先, 我们计算角度  $\psi$  方向上的障碍物斥力  $F_R(\psi)$ . 它代表某一宽度的机器人在沿着角度  $\psi$  前进时与障碍物发生碰撞的可能性大小.

$$F_R(\psi) = \max(F_R(\psi, \varphi_i)). \quad (5)$$

$$F_R(\psi, \varphi_i) = \begin{cases} +\infty, & d(\varphi_i) \leq D_{sr}; \\ \frac{1}{d(\varphi_i) - D_{sr}}, & D_{sr} \leq d(\varphi_i) \leq D_m; \\ \frac{1}{D_m - D_{sr}}, & d(\varphi_i) \geq D_m. \end{cases} \quad (6)$$

式中  $\varphi_i$  是关注角度区域内的某个角度,  $d(\varphi_i)$  是相应的距离信息,  $D_{sr}$  是机器人能够躲避障碍物的最小安全距离,  $D_m$  是有效障碍物的最远距离.  $F_R(\psi, \varphi_i)$  是由  $\psi$  确定的关注角度区域内, 角度  $\varphi_i$  对应扇区上所受到的障碍物斥力. 实际上, 这个过程就是把角度  $\psi$  的关注角度区域内, 各个角度扇区所受到的障碍物斥力的最大值, 作为最终障碍物作用在角度  $\psi$  上的斥力  $F_R(\psi)$ . 图 2 可以帮助更好的理解以上两个公式中一些参量的物理意义.

第 2 步, 我们计算目标点作用在角度  $\psi$  上的吸引力  $F_A(\psi)$ .  $F_A(\psi)$  是由当前驱动角度  $\psi$  与目标点角度方向  $\psi_{obj}$  的差值决定的, 差值越大, 吸引力越大. 我们用余弦函数来大体的描述吸引力  $F_A(\psi)$ ,

$$F_A(\psi) = \cos(\psi - \psi_{obj}). \quad (7)$$

最后, 角度  $\psi$  方向上的通过代价函数 PF 可以表示为

$$PF(\psi) = \frac{F_A(\psi)}{F_R(\psi)}. \quad (8)$$

通过寻找具有最优 (或者最大) 通过代价函数的角度, 就能够确定机器人下一步的期望驱动角度.

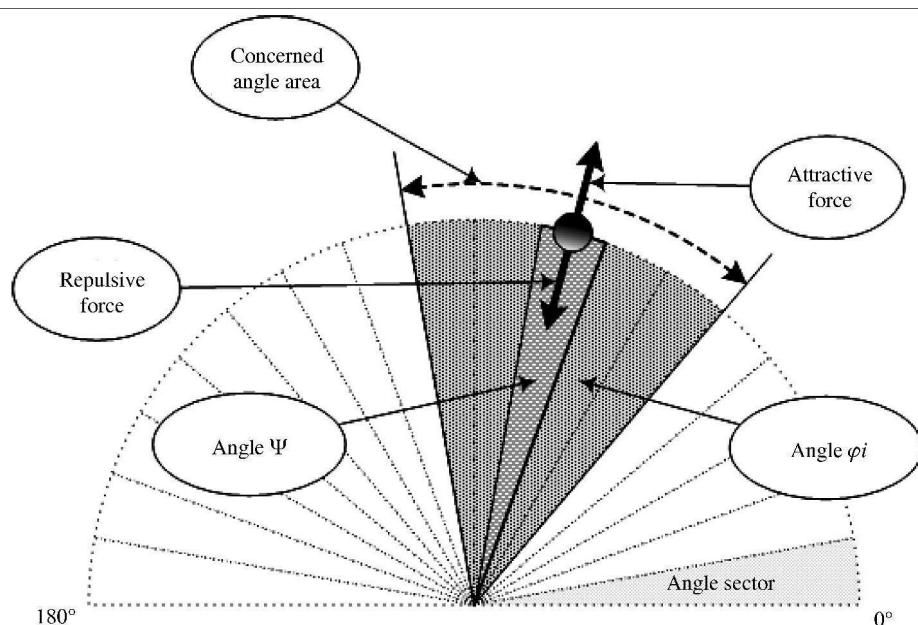
角度势场法有一个非常突出的优点: 他不需要对测量数据进行预处理, 能够直接从测量数据计算出导航所需的期望角度值. 但是, 在实验过程中, 我们发现 APF 还是存在着一定的缺陷. 在第 4 节中, 我们将给出对角度势场法进行改进的方法, 并在第 5 节中通过实验证明改进的有效性.

## 3 虚拟扫描帧的构建

为了将 2.5 维信息整合到自主导航算法中, 本节我们给出一种对 LRF 扫描帧进行重建的方法.

### 3.1 功能扇区的定义

当激光测距仪如图 1 放置时, 其获得的信息与 2 维情形相比, 增加了一些新的特性. 第一, 从扫描数据中能够计算获得障碍物点的高度信息; 第二, 2 维扫描数据是各向同性的, 新的扫描数据则不同.

图 2 通过关注角度区域计算角度  $\psi$  方向上的障碍物斥力Figure 2 Relationship between  $\varphi_i$  and  $\psi$ 

其扇区有的部分会与地面相交. 与地面相交的扇区, 既能探测到高度高于地面的障碍物, 又能扫描到地面, 还能探测到高度低于地面的障碍物 (如坑、水池等), 是能够充分反映地面信息的扇区部分. 其他的扇区, 则只能探测到高度高出地面的障碍物, 其包含的信息不足以产生保守性强的导航命令. 由于不同扇区所包含的信息丰富程度不同, 他们在导航算法中发挥的作用也会有所区别. 根据是否与地面相交, 我们定义了两类“功能扇区”.

**定义 1** 在整个扫描扇区中, 最小的、包含所有与理想水平地面相交区域的子扇区, 称为“导航扇区”.

**定义 2** 在整个扫描扇区中, 所有与理想水平地面没有相交区域的子扇区, 都是“监测扇区”.

图 3 描述了角度范围为 180 度的 LRF 扫描帧中, 不同功能扇区的位置关系. 在“导航扇区”中, 地面的 2.5 维信息 (包括凸起和凹陷的信息) 都可以直接获得; 在“监测扇区”中, 只有那些突出地面达到一定高度的障碍物才会被探测到. 我们自然希望导航期望驱动角度的得出是建立在对地面环境信息充分掌握的基础之上, 所以新算法只在“导航扇区”中寻找期望驱动角度. “监测扇区”只起辅助监测的作用, 比如当探测障碍物的时候可以通知算法在导航扇区中选择远离障碍物的导航驱动角度.

### 3.2 功能扇区的划分

考虑到不同的地面材质以及机器人不同的通过能力, 地面上“地面容许度”范围以内的小起伏都可以被直接忽视、不作为障碍物处理. 只有那些高度超出“地面容许度”的凸起或者凹陷, 才被视为障碍物. “地面容许度”是根据地面材质和机器人的通过能力预先设定好的, 由“地面上限”(upper terrain boundary, UTB) 和“地面下限”(lower terrain boundary, LTB) 共同确定 (如图 4), 在划分不同的功能扇区的过程中发挥着重要的作用.

**定义 3** 将地面与地面凸起障碍物区分开的正高度值, 叫做“地面上限”(upper terrain boundary).

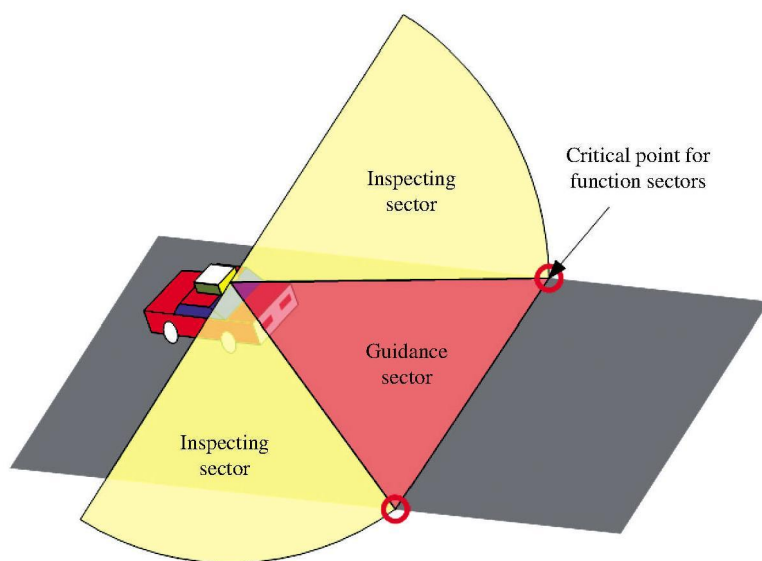


图 3 “导航扇区”与“监测扇区”

Figure 3 G-sector and I-sectors

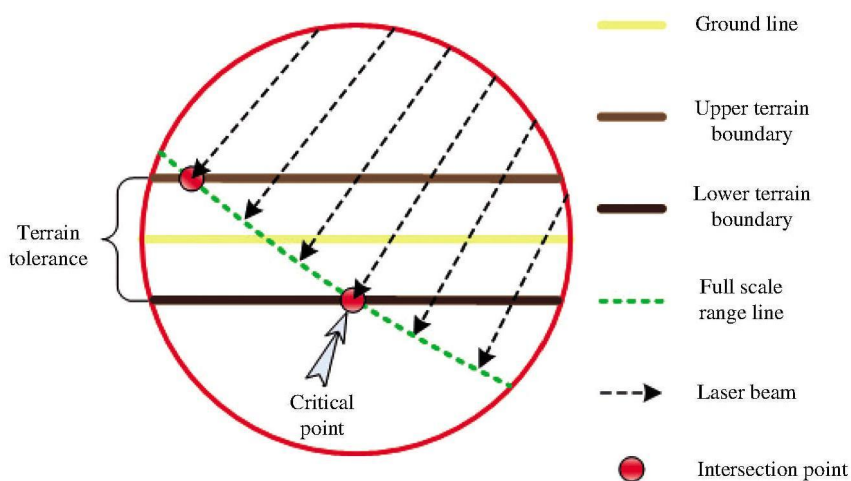


图 4 临界点的确定

Figure 4 Finding the critical point

**定义 4** 将地面与地面凹陷障碍物区分开的负高度值, 叫做“地面下限”(lower terrain boundary).

图 4 是图 3 中圆圈部分的剖面图放大版. 图中黄线表示地面, 浅褐色线表示地面上限, 深褐色线表示地面下限. 黑色带箭头的虚线表示激光探测射线, 箭头位置就是激光探测射线在无遮挡的情况下达到的满量程位置. 绿色虚线就是将这些箭头位置连接起来得到的满量程线 (full scale range line). 在给出划分功能扇区的方法之前, 我们再给出一个“临界点”(critical point) 的定义.

**定义 5** 在满量程线上, 能够与激光测距仪的射线光源一起确定不同功能扇区之间的边界线的那个点, 叫做“临界点”.

如果地面是一个理想的没有厚度的平面的话, 临界点就是满量程线与地面的交点. 现在地面有了厚度, 交点就变成了两个 (如图 4 所示). 为了满足导航扇区的定义, 我们选取临界点的时候应使导航

扇区的满量程线都位于地面下限之下, 从而保证导航扇区可以把地面上的凸起、凹陷障碍物全部探测到. 所以, 我们选择满量程线与地面下限的交点, 作为划分导航扇区与监测扇区的临界点.

另外, “地面上限” 和 “地面下限” 是可以根据不同的地面情况 (如沙地、雪地等) 进行调整的. 该特点使导航算法具有很强的地形适应性, 我们将在第 5 节中通过具体的实验来证明这一特性.

### 3.3 功能扇区的重构

完成了对功能扇区的定义和划分之后, 我们就可以对整个包含 2.5 维信息的扫描地图进行处理, 实现虚拟 2 维扫描地图的重构了.

#### 3.3.1 “导航扇区” 的重构

“导航扇区” 内的扫描点可以划分为 3 类:

1. Class-I: 高度值超过地面上限的扫描测量点;
2. Class-II: 高度值处于地面容许区域内的扫描测量点;
3. Class-III: 高度值低于地面下限的扫描测量点.

不同类别的扫描点将被采用不同的方式进行处理. 首先, 在临界点的帮助下, 我们为虚拟扫描设定了一个虚拟满量程值  $r_{v-\max}$ . 如果只考虑第 1 类点的情况, 虚拟扫描可以近似的看成是原始的激光测距仪扫描在地面上的投影. 这样的话, 虚拟扫描的最大测距值必然出现在临界点所对应的角度上. 临界点有两个, 相应的满量程值候选者就出现了两个. 为了保证导航的保守性, 我们希望虚拟导航扇区的满量程越小越好. 因此, 我们选择两个候选者中绝对值小的那个作为最后的虚拟扫描满量程值. 有了虚拟满量程值后, 对三类点的处理方法可以如下给出:

$$m_v = \begin{cases} \sqrt{x^2 + y^2}, & \text{Class I;} \\ r_{v-\max}, & \text{Class II;} \\ \frac{h+l}{z} \cdot \sqrt{x^2 + y^2}, & \text{Class III.} \end{cases} \quad (9)$$

对于第 1 类点, 其物理意义是表示传感器探测到了地面上的凸起障碍物, 它们的  $\text{Range}(\sqrt{x^2 + y^2})$  可以直接被拿来作为虚拟扫描中的虚拟测距值.

对于第 2 类点, 它们的高度值处于地面容许区域内, 其物理意义就是激光测距仪探测到了近似平整的地面. 近似平整的地面正是机器人行驶的媒介基础, 自然不是障碍物, 所以我们认为在该扫描测量点对应的角度上, 虚拟扫描没有探测到障碍物, 虚拟测距值应该是虚拟满量程值.

对于第 3 类点, 其高度值小于地面下限, 物理意义是 LRF 探测到了凹陷障碍物. 与第一类点不同的是, 我们不能用扫描线段的投影线段来表示新的虚拟测距. 因为此时的扫描探测点实际上是凹陷障碍物内一点的位置, 而机器人在躲避一个凹陷障碍物的时候, 并不需要知道其内部的具体情况, 只是关注这个障碍物与地面连接的凹陷边缘在哪里. 当车体到达凹陷边缘的时候 (虽然未达到该扫描点的位置), 就和障碍物 “碰撞” 了. 凹陷的边缘很难在单次扫描中被探测到, 对于他的位置, 我们只能依据现有信息进行估计. 估计的方法有很多中, 我们这里只给出一种简单的方法, 即相似三角形估计法.

如图 5, 我们用  $h$  表示 LRF 的离地高度,  $u$  表示地面上限,  $l$  表示地面下限, 假定凹陷边缘在激光射线与地面下限的交点位置, 则凹陷边缘到车体的距离, 即第 3 类点的虚拟测距  $m_v$ , 等于  $\frac{h+l}{z} \cdot \sqrt{x^2 + y^2}$ .

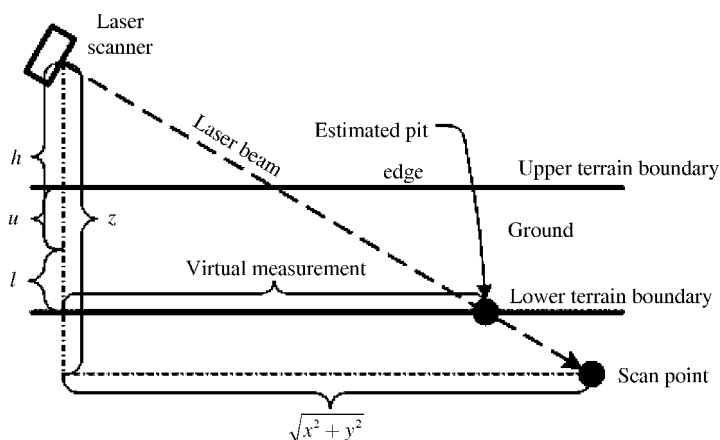


图 5 使用相似三角形估计地面凹陷边缘

Figure 5 Estimating the position of the pit edge

### 3.3.2 “监测扇区”的重构

相比导航扇区, 监测扇区的数据处理简单很多. 因为监测扇区内的所有扫描点性质相似, 只需采取统一的处理法则即可, 具体如下: 如果在虚拟量程范围内探测到障碍物, 则直接把该测量点的测距作为虚拟扫描的距离信息; 反之, 则在虚拟扫描中用虚拟满量程信息充当距离信息, 表示没有探测到障碍物. 其数学表达式如下:

$$m_v = \begin{cases} \sqrt{x^2 + y^2}, & \text{if } r < r_{v-\max}; \\ r_{v-\max}, & \text{if } r \geq r_{v-\max}. \end{cases} \quad (10)$$

式中  $r$  是对应角度的原始测距值. 需要注意的是, 在监测扇区的虚拟扫描重构中, 我们并没有用到扫描点的高度信息, 而是直接利用了扫描点的实际测距值.

图 6 中给出了虚拟扫描重建的一个例子, 其中“地面上限”设定为 0.1 m, “地面下限”设定为 -0.1 m. 为了使高度信息的排列顺序与扫描地图中扫描点的排列顺序一致, 高度信息也是按照逆时针的角度方向排列的. 两条地面界限标示出了“地面容许度”的范围, 高度落在这一区间的扫描点都会被当做地面进行处理. 在图 6(b) 中, 蓝色点集表示原始扫描地图, 红色点集表示重建获得的虚拟扫描地图. 在本文的余下部分中, 如果不进行特殊说明, 原始扫描地图与虚拟扫描地图都会采用这一方式进行表示. 我们可以看到, 原始地图中, 将高度信息在“地面容许度”范围内的扫描点错误的当成了近处的障碍物, 而重构获得的虚拟扫描地图则纠正了这一错误.

## 4 导航指令的生成

### 4.1 期望驱动角度的求取

与 VFH+ 不同, 角度势场法在考虑机器人自身的外形尺寸的时候, 并不是将障碍物的外沿进行扩张, 而是为每一个候选的期望角度方向确定一个关注角度区域. 角度势场法中, 原有的确定关注角度区



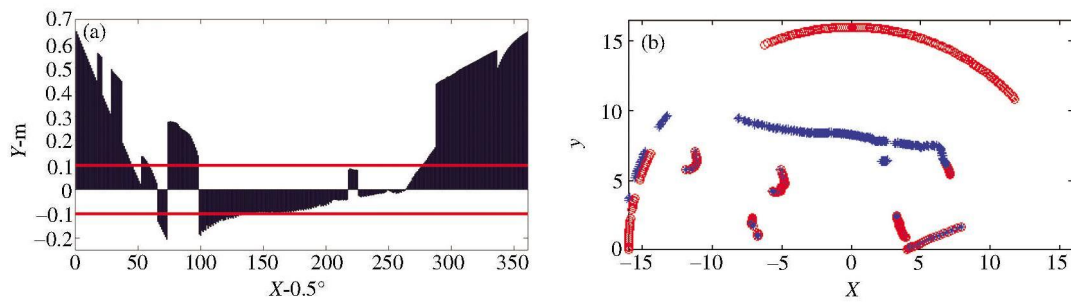


图 6 (a) 扫描角度域上的高度信息; (b) 重建结果

**Figure 6** (a) The height information on the scan angle domain; (b) a reconstruction example

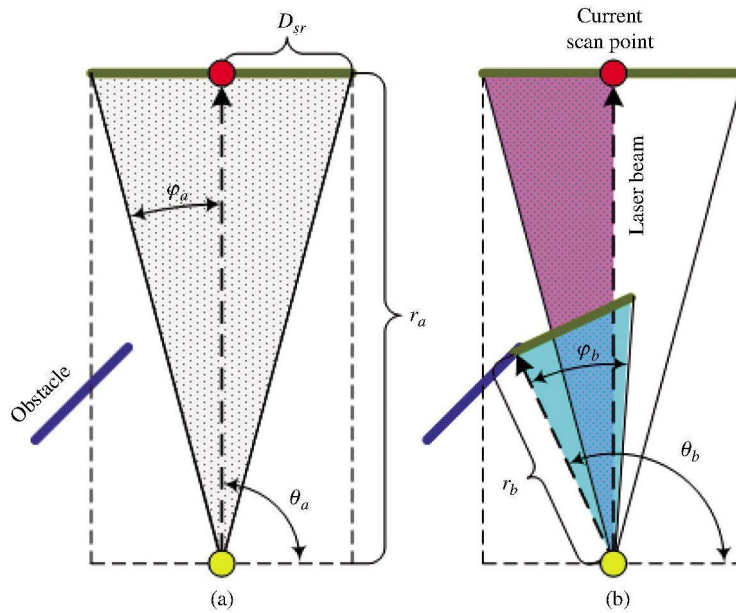


图 7 不同的关注角度区域确定策略

**Figure 7** Different strategies for determining the concerned angle area

域的策略如图 7(a) 所示, 计算得到关注角度区域是  $[\theta_a - \varphi_a, \theta_a + \varphi_a]$ , 其中  $\varphi_a$  的计算方法如下:

$$\varphi_a = \arctan\left(\frac{D_{sr}}{r_a}\right). \quad (11)$$

但是这种策略确定的关注角度区域, 却无法保证在某些情形下引导机器人安全的躲避障碍物. 如图 7(a) 中所示, 如果障碍物出现在虚线围成的矩形区域内, 原有方法确定的关注角度区域忽视了障碍物的影响, 如果沿着该角度方向前进, 碰撞就无法避免了.

为了解决这一问题, 我们提出了新的 CAA 确定策略, 从而演化出了一种改进的 APF. 图 7(b) 是这种新确定策略的示意图. 新策略分为 3 步: 首先, 使用原有的确定策略给出一个 CAA 的候选区域; 第 2 步, 将候选区域从正中划分为左右两个半区  $[\theta_a, \theta_a + \varphi_a]$  和  $[\theta_a - \varphi_a, \theta_a]$ ; 第 3 步, 在每个半区内进行扩展搜索, 如果出现障碍物的影响区域同候选区域重叠的情况, 就把 CAA 扩大, 将障碍物包进来.

扩展搜索的原则, 以左半区域为例进行说明. 图 7(b) 中, 紫色半区是候选关注角度区域的左半区域, 蓝色区域表示落在障碍物上的一个扫描测量点的影响区域. 如果障碍物的影响区域与紫色半区有了重叠, 则关 CAA 的左侧边界角度就由  $\varphi_a + \theta_a$  扩展到  $\theta_b$ . 具体的搜索过程用一组伪代码表示如下:

```

for ( $\theta_b = \theta_a + \varphi_a; \theta_b \leq 180^\circ; \theta_b++$ )
    if ( $\theta_b - \varphi_b < \theta_a + \varphi_a$ )
         $\varphi_l = \theta_b;$ 
    end
end.

```

(12)

其中  $\varphi_l$  表示关注角度区域的左侧边界,  $\varphi_b$  是扫描测量点的影响区域张角, 是由障碍物的距离信息  $r_b$  与  $D_{sr}$  共同决定的:

$$\varphi_b = \arctan\left(\frac{D_{sr}}{r_b}\right). \quad (13)$$

新的关注角度区域确定策略能够把障碍物的影响更加全面的引入到算法中来, 克服了原策略的缺陷, 提高了 APF 躲避障碍物的可靠性. 需要说明的一点是, 虽然“监测扇区”中的角度不会被选作期望角度方向, 但是他们仍然可以出现在“导航扇区”中角度的 CAA 中, 从而起到辅助导航的作用.

## 4.2 期望速度的求取

原有的 APF 不考虑机器人的转动角速度, 只考虑机器人的行进线速度, 这样的控制指令对于实际的机器人运动控制显然是不足的. 另外, 连续变化的速度控制指令对于电机来说也是比较难以接受的. 为了解决速度控制中存在的问题, 我们提出了一种新的离散化速度控制策略. 新策略把线速度输出分成离散化的几个档位, 根据环境中障碍物的情况将线速度输出在几个档位之间进行调节. 为了操控的简单起见, 我们将这几个档位按等差数列的形式进行设置. 线速度输出只有几个确定的档位, 大大降低了电机响应速度指令的难度. 同时, 新速度控制策略也兼顾了对机器人转动角速度的控制, 在进行线速度控制的同时也进行角速度控制. 具体的控制策略如图 8 中的流程图所示.

图 8 中  $\omega_{\max}$ ,  $v_{\max}$  分别为机器人的角速度上限和线速度上限,  $v_{\text{scale}}$  是设定档位间的速度差,  $\theta_{\text{exp}}$  是期望驱动角度. 如果  $\text{sign}$  和  $\omega$  为正值, 则机器人的旋转方向是行进方向的左侧, 反之, 就是行进方向的右侧.  $\text{Dist}_{\min}$  是位于安全带内的所有障碍物到机器人的最小距离, 其确定方法如图 9 所示.

图 9 中, 安全带的宽度与机器人的宽度相同, 或者说由  $D_{sr}$  确定. 在 A, B, C, D, E 五个障碍物点中, 点 A 到机器人的距离最近, 但它并不位于设定的安全带内, 所以不以它到机器人的距离作为  $\text{Dist}_{\min}$ . 点 C 是位于安全带内且到机器人距离最近的点, 所以  $\text{Dist}_{\min}$  就等于点 C 到机器人的距离.

## 5 实验结果

### 5.1 实验系统说明

实验采用的机器人平台是履带式极地探测机器人, 如图 10 所示. 机器人上安装有数字罗盘、编码器、全球定位系统 (global positioning system, GPS) 接收器和激光测距仪. 其中, 数字罗盘、编码器和 GPS 是共同用于机器人的定位的; 激光测距仪则主要用于机器人的主动环境探测和导航. 我们采用的

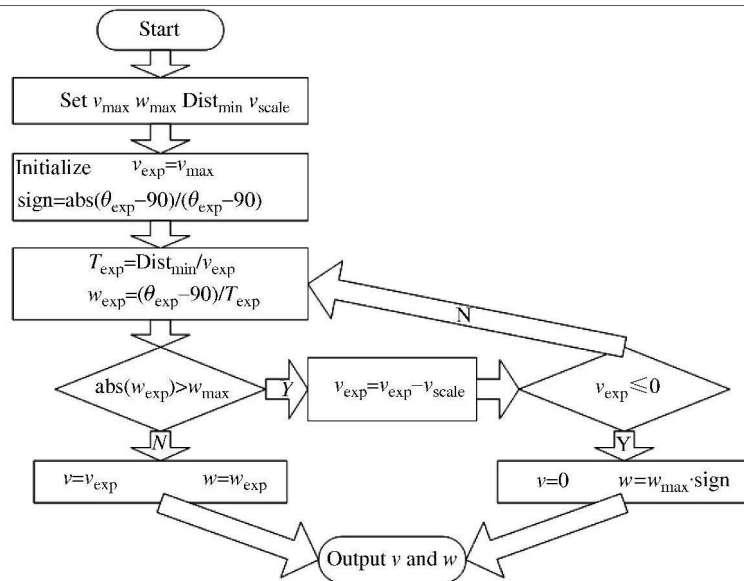


图 8 速度控制流程图

Figure 8 The flowchart of getting the velocity output

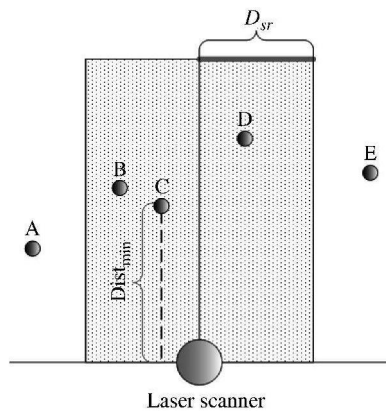
图 9  $Dist_{min}$  的确定方法Figure 9 Determining  $Dist_{min}$ 

图 10 实验平台—履带式极地探测机器人

Figure 10 The experimental robot

激光测距仪是德国施克 (SICK) 公司生产的 LMS-221 型激光测距仪, 其扫描扇形区域的角度范围是  $180^\circ$ , 距离量程可以在 8, 16, 32 和 80 m 四个档位之间调节. 激光测距仪被安装在车体前部离地 0.65 m 的位置, 并带有一个向下的倾角, 倾角大小为  $5.1^\circ$ .

## 5.2 不同关注角度区域确定策略的影响

首先我们来看一下不同的 CAA 确定策略对于避障导航结果带来的影响, 如图 11. 我们在 Matlab

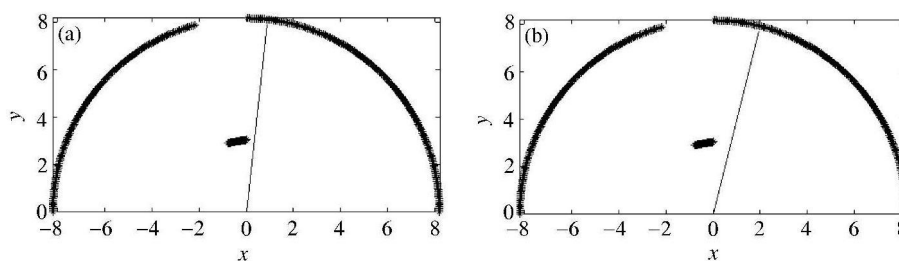


图 11 (a) 原始 APF 的导航结果; (b) 改进 APF 的导航结果

Figure 11 (a) Navigation result of the original APF; (b) navigation result of the new APF

下做了一个仿真实验. 假定扫描中只有一个障碍物, 他位于机器人正前方偏左的位置, 如图 11(a) 和 (b) 中间位置的线段. 同时我们设定目标点的位置是在机器人的正前方 (即激光测距仪扫描中的 90 度角度方向), 且位于扫描范围之外. 然后在同样的设定下, 采用原有的角度势场法和改进的角度势场法分别求取期望驱动角度, 比较不同的关注角度区域确定策略对于避障导航结果的影响. 图 11(a) 中从原点发出的射线方向, 就是未经改进的角度势场法的避障导航结果. 我们可以看到, 该期望驱动角度受目标点的引力作用比较明显, 而对于障碍物的斥力反应则不是很明显, 最终导致期望驱动角度基本上是直接朝向目标点, 为躲避障碍物留出的转角很小. 图 11(b) 中射线的指示方向, 就是经过改进的角度势场法的避障导航结果. 由于使用了新的关注角度区域确定策略, 改进的角度势场法更加充分的考虑到了障碍物的斥力以及机器人自身的尺寸, 在尽量引导机器人向目标点前进的情况下, 也为躲避障碍物留出了更大的转角空间. 通过比较两幅导航结果, 我们可以很直观的判断出, 新的关注角度区域确定策略, 使避障导航算法能够更好的引导机器人对障碍物进行躲避, 具有更好的安全性能.

### 5.3 可变“地面容许度”对地形的适应情况

在实际应用中, 不同的地形条件会使机器人的越障能力有所差别. 同样的机器人, 在草地和水泥地上, 其运动性能是不同的. 高 10 cm 的草丛对极地探测机器人来说与平地无异, 所以“地面上限”在草丛上完全可以提高到 10 cm. 同样的道理也适用于雪地环境. 于是, 新算法可以针对不同的地形特征, 调整“地面容许度”的设定, 改善导航效果. 我们在雪地上做了一个实验, 来验证这个功能.

雪地的实验环境如图 12 上部所示, 两个树干是真正的凸起障碍物, 分别位于机器人的右侧约 1 m 处和前方约 3 m 处. 由于覆盖着冰雪的地面被机器人碾压后下陷, 所以对机器人的底部平面来说, 前方未被碾压的冰雪地面的高度就会高一些. 图 12 左下方给出的, 是将地面上下限都设为 0.1 m 时的原始扫描地图和重建后的虚拟扫描地图. 我们可以看到, 在重构的过程中, 很大一块雪地被误判为地面凸起障碍物了, 这显然是与机器人在雪地上的运动性能不相符的. 为了改善重构和导航的效果, 我们又将地面上下限都设定为 0.2 m, 这一次, 重构的效果就比较接近实际情况了, 原来被误判的冰雪地面都得到了正确的处理, 只有树干被作为凸起障碍物保留在虚拟地图中. 应该说, 这种对于“地面容许度”的调整能力, 使我们的算法对于不同的地面条件具有了更强的适应性.

### 5.4 新算法的完整导航实验

为了测试新的 2.5 维局部避障导航算法的实用性, 我们进行了完整的避障导航实验. 实验环境如图 13 所示, 在平整地面上有许多的雪堆, 作为静态的凸起障碍物. 目标点在图中上方银色轿车附近, 机

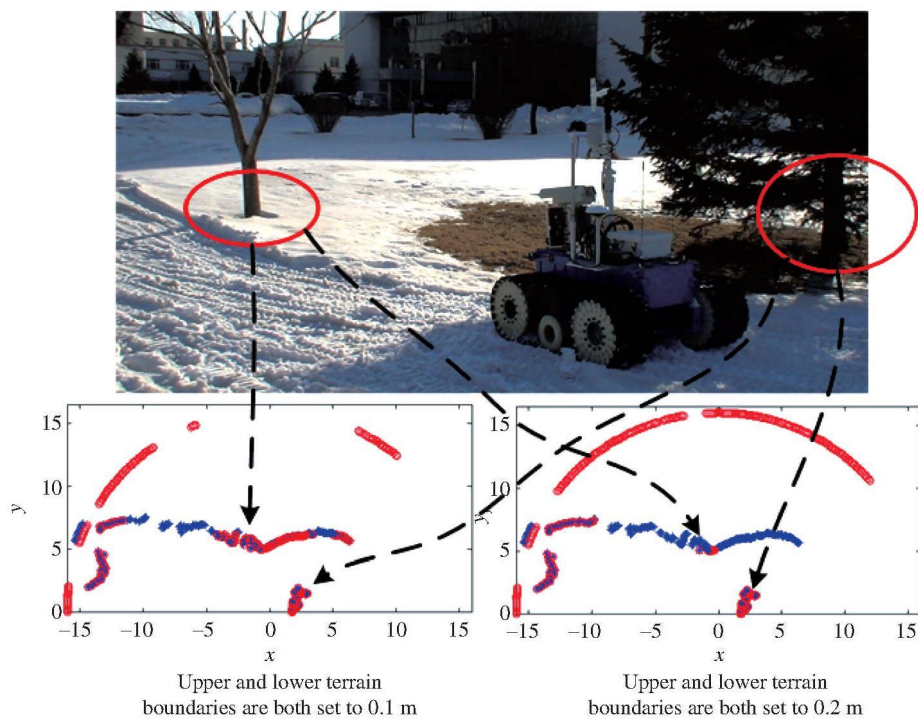


图 12 可变“地面容许度”的影响

Figure 12 Different terrain tolerances



图 13 人作为动态障碍物的实验场景

Figure 13 Different routines of 2D and 2.5D algorithms

机器人的出发点在图的左下方, 距离目标点约 30 m. 机器人从出发点向目标点前进, 途中要成功的躲避所有的障碍物 (如静态的雪堆和动态的人), 最后顺利到达目标点.

首先, 我们进行了静态环境下的避障导航实验, 即在实验过程中不设置动态障碍物, 让机器人仅躲避雪堆, 完成到达目标点的任务. 实验结果如图 14(a) 所示. 这是一个简单的示意图, 我们用椭圆指示静态障碍物雪堆的位置, 用带箭头的实曲线近似描述机器人的行进路线. 图中还给出了一幅实时导航决策的扫描地图, 显示了机器人行进到图中红色圆圈位置时的一帧扫描地图 – 包括实际扫描地图 (蓝

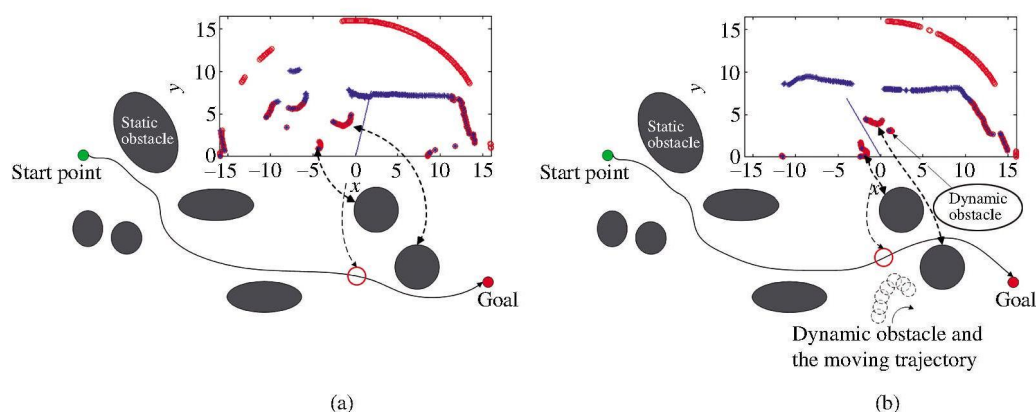


图 14 (a) 静态导航结果示意图; (b) 动态导航结果示意图

Figure 14 (a) Navigation result under static scenario; (b) navigation result under dynamic scenario

色) 和重构得到的虚拟地图 (红色), 以及基于这幅扫描地图得出的实时期望驱动角度 (蓝线所示). 当行进到红色圆圈位置时, 机器人探测到前方左侧出现两个相邻的障碍物, 此时右侧的行进角度空间较大, 通过代价函数的最优值出现在右侧, 所以导航算法引导机器人向右转. 最终机器人成功的到达了目标点, 验证了新算法在静态导航应用上的有效性.

然后, 我们进行了动态环境中的导航实验. 与静态导航实验不同, 当机器人到达红色圆圈所示的位置时, 我们安排实验人员作为一个动态障碍进入实验环境, 运动到机器人的前方右侧位置, 挡住其右侧的行进角度, 看机器人如何做出反应. 实验的结果如图 14(b). 我们用灰色虚线表示实验人员的运动轨迹. 通过在红色圆圈位置的实时扫描决策图, 我们可以看到, 由于动态障碍物的出现, 机器人右侧的行进角度被遮挡了. 新算法经过处理计算, 认为从左侧两个障碍物之间通过, 代价函数达到最优值, 所以给出了向左侧两个障碍物之间运动的期望驱动角度指令 (如图中蓝线所示). 最终, 机器人从另外的一条路径, 也顺利到达了目标点, 新算法在动态导航应用方面的有效性也得到了验证.

### 5.5 新算法对地面凹陷障碍物的处理

新的 2.5 维局部避障导航算法对于地面凸起障碍物的处理, 与二维平面局部避障导航算法相比, 并没有本质上的提升. 如果将激光测距仪略微向下倾斜放置, 但是仍然采用普通的 2 维平面局部避障导航方法进行导航, 往往也会得到差强人意的导航结果, 只是在这样的情况下, 突起的障碍物被认为是近处的障碍物, 而地面也往往被认为是障碍物.

新的 2.5 维局部避障导航算法相比 2 维平面局部避障导航算法的突出优势, 在于增加了对于地面凹陷障碍物的探测和躲避能力. 在处理高度低于地面的障碍物时, 平面 2 维局部避障导航策略往往是将凹陷误判为距离较远的障碍物, 产生不良的导航后果, 我们用一个实验来说明这一情况.

实验场景如图 15, 机器人的前方大部分区域是平整地面, 但在右前方 1.5 m 左右有一个水池. 如果采用普通的 2 维导航方法, 那么水池将被当作远处的障碍物进行处理 (图 16(a) 圆圈内的部分), 同时, 由于地面被当成是近处的障碍物, 导航策略经过分析, 最后给出了向水池前进的错误导航结果, 如图 16(a) 中箭头所示方向. 同样情况下, 我们的 2.5 维局部避障导航方法就能够避免这样的情况发生. 由于在重构虚拟扇区的过程中, 新算法将水池变成了近处的障碍物 (图 16(b) 圆圈内), 同时地面上的测量点也被恰当的处理了 (不作为障碍物, 被处理为满量程点), 导航策略就会指挥机器人躲避水池, 从而给出正确的导航结果 (图 16(b) 箭头所示).





图 15 水池作为地面凹陷障碍物

Figure 15 Moving around a water pool

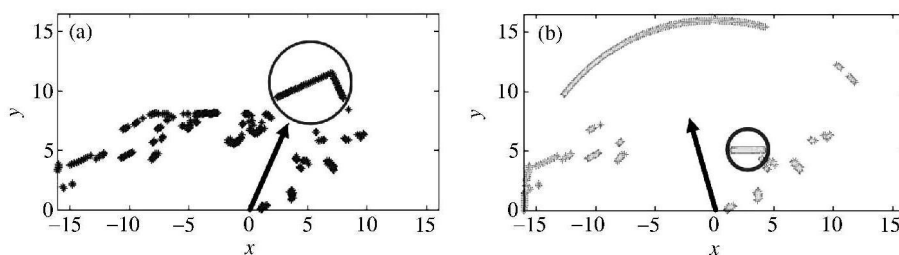


图 16 对地面凹陷障碍物的不同处理结果

Figure 16 Different trajectories due to minus height

## 6 结论

本文提出了一种利用激光测距仪获取 2.5 维环境信息, 并对地面移动机器人实现自主导航的新算法. 为了方便对 2.5 维信息进行有效的处理, 我们定义了两类功能扇区. 为了将测量点的高度信息和测距信息表示在同一个 2 维地图中, 我们提出了一种对激光测距仪扫描地图进行虚拟重建的策略. 另外, 我们对角度势场法进行了有效的改进, 提高了其引导机器人躲避障碍物时的安全性能. 新算法并没有尝试着解决自主避障类算法的原理性缺陷 – 局部极小问题, 而是致力于将自主避障算法从 2 维平面情形扩展到 2.5 维情形, 从而获得了处理地面凹陷障碍物的突出优势. 利用履带式极地探测机器人, 我们在室外的各种地面条件下, 对新算法进行了测试, 充分的证明了算法的有效性和可实现性.

**致谢** 感谢卜春光老师、鲁京立同学和常飞同学在算法实验验证过程中的大力协助.

## 参考文献

- 1 Nilsson N J. A mobile automaton: an application of artificial intelligence techniques. In: Proceedings of the 1st International Joint Conference on Artificial Intelligence. Washington, 1969
- 2 Latombe J C. Robot Motion Planning. Norwell: Kluwer Academic Publishers, 1991
- 3 Hart P, Nilsson N, Rafael B. A formal basis for the heuristic determination of minimum cost paths. IEEE Trans Syst Sci Cybern, 1968, 4: 100–107
- 4 Nilsson N J. Principles of Artificial Intelligence. Palo Alto: Tioga Publishing Company, 1980

- 5 Stentz A. The focussed D\* algorithm for real-time replanning. In: Proceedings of the International Joint Conference on Artificial Intelligence, 1995
- 6 Koenig S, Likhachev M. Incremental A\*. Advances in Neural Information Processing Systems. MIT Press, 2002
- 7 Koenig S, Likhachev M. Improved fast replanning for robot navigation in unknown terrain. In: Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2002
- 8 Ferguson D, Stentz A. Field D\*: an interpolation-based path planner and replanner. In: Proceedings of the International Symposium on Robotics Research, 2005
- 9 Khatib O. Real-time obstacle avoidance for manipulators and mobile robots. Int J Robot Res, 1986, 5: 90–98
- 10 Borenstein J, Koren Y. Real-time obstacle avoidance for fast mobile robots. IEEE Trans Syst Man Cybern, 1989, 19: 1179–1187
- 11 Borenstein J, Koren Y. The vector field histogram—fast obstacle avoidance for mobile robots. IEEE Trans Robot Automat, 1991, 7: 278–288
- 12 Ulrich I, Borenstein J. VFH+: reliable obstacle avoidance for fast mobile robots. In: Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation. Leuven, 1998
- 13 Simmons R. The curvature velocity method for local obstacle avoidance. In: Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation. Minneapolis, 1996
- 14 Xu W L, Tso S K. Sensor-based fuzzy reactive navigation of a mobile robot through local target switching. IEEE Trans Syst Man Cybern, 1999, 28: 451–459
- 15 Xu W L. A virtual target approach for resolving the limit cycle problem of a fuzzy behavior-based mobile robot. Robot Autonom Syst, 2000, 30: 315–324
- 16 Xu W L, Lu Z K. Virtual target strategy in fuzzy navigation of reactive mobile robots. Int J Intell Automat Soft Comput, 2000, 16: 303–315
- 17 Shimoda S, Kuroda Y, Iagnemma K. Potential field navigation of high speed unmanned ground vehicles on uneven terrain. In: Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation. Barcelona, 2005
- 18 Spenko M, Kuroda Y, Dubowsky S, et al. Hazard avoidance for high-speed mobile robots in rough terrain. J Field Robot, 2006, 23: 311–331
- 19 Walther M, Steinhaus P, Dillmann R. A foveal 3D laser scanner integrating texture into range data. In: Proceedings of the 9th International Conference on Intelligent Autonomous Systems, 2006
- 20 Surmann H, Lingemann K, Nüchter A, et al. A 3D laser range finder for autonomous mobile robots. In: Proceedings of the 32nd International Symposium on Robotics, 2001
- 21 Evans J M, Chang T, Hong T H, et al. Three dimensional data capture in indoor environments for autonomous navigation. NIST Internal Report No. 6912. 2002
- 22 Qiu Q, Yang T W, Han J D. A new real-time algorithm for off-road terrain estimation using laser data. Sci China Ser F-Inf Sci, 2009, 52: 1658–1667
- 23 Li Y C, He K Z. A novel obstacle avoidance and navigation method for outdoor mobile robot based on laser radar (in Chinese). Robot, 2006, 28: 275–278

## 2.5-Dimensional angle potential field algorithm for the real-time autonomous navigation of outdoor mobile robots

Qiu Quan<sup>1,3\*</sup> & Han JianDa<sup>2</sup>

1 *National Research Center for Intelligent Agricultural Equipment, Beijing 100097, China;*

2 *State Key Laboratory of Robotics, Shenyang Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Shenyang 110016, China;*

3 *Beijing Research Center of Intelligent Equipment for Agriculture, Beijing 100097, China*

\*E-mail: qiuq@nercita.org.cn



**Abstract** A new real-time algorithm for the autonomous navigation of mobile robots equipped with laser scanners is proposed in this paper. Different from the existing algorithms designed for two-dimensional navigation problems, the new algorithm introduces the height information of the obstacles into the guidance process and behaves as a 2.5-Dimensional Angle Potential Field Algorithm (2.5D-APF) to fulfill the navigation requirements under complex outdoor terrain conditions. First, one laser scan is partitioned into two kinds of function sectors: “Guidance Sector” and “Inspecting Sector”. Then, the Guidance Sector and the Inspecting Sectors are reconstructed to form a virtual guidance scan, where the 2.5D information is taken into account. Finally, the conventional APF is improved to analyze the virtual guidance scan and generate the navigation orders. The new algorithm is tested on a tracked mobile robot, and the experimental results validate the proposed algorithm.

**Keywords** robot, 2.5-dimensional, outdoor, real-time, autonomous navigation