

doi:10.3772/j.issn.1002-0470.2019.10.006

基于鲁棒高程边界的地面机器人环境建模方法^①

杜文强^② * * * * * 谷 丰^③ * * * 孟祥冬 * * * * * 周 浩 * * * 狄春雷 * * * 杨丽英 * * * 何玉庆 * * * * *

(* 中国科学院沈阳自动化研究所机器人学国家重点实验室 沈阳 110016)
(** 中国科学院机器人与智能制造创新研究院 沈阳 110016)
(*** 中国科学院大学 北京 100049)
(**** 广州中国科学院沈阳自动化研究所分所 广州 511458)

摘 要 如何构建准确可靠的环境模型一直是移动机器人的研究热点。2.5 维地图是环境建模常用的环境描述方法。但是在野外环境中,由于机器人运动过程中存在的振动以及传感器的误差,造成高程地图出现偏差,偏差的范围将直接影响机器人路径规划的成败。传统的概率估计方法易于实现高程值的估计,但无法获得高程的可靠范围。为了解决这一问题,本文提出了一种基于鲁棒高程边界的地面机器人环境建模方法。首先构建传感器测量模型并获取测量误差的边界描述,在此基础上,利用集员估计方法实现高程误差范围边界的估计,并给出了可通过性分析,最后利用实验验证了所提方法的可行性与有效性。与传统的环境感知方法相比,本方法可以获取可靠的高程范围,提升环境模型的鲁棒性和可靠性。

关键词 环境建模;有界噪声;扩展集员滤波;边界分析

0 引 言

随着技术的发展,地面移动机器人系统发展的一个明显特点是其工作空间正在从静态、结构化环境向动态、非结构化环境扩展,在科学考察、野外设

施职守、军事侦察和边境巡逻等领域正逐渐获得越来越多的关注。因此,如何在广域野外非结构化的环境中有效识别周围的环境信息是地面移动机器人的研究热点^[1,2]。

栅格地图(grid map)是环境信息描述的常用方法,与 3 维栅格地图相比,2.5 维的高程栅格地图具有较少的计算资源消耗,较少的存储空间占用等特点^[3],因此得到了广泛的应用。Kleiner 等人^[4]提出了基于卡尔曼滤波建立高程图的方法,该方法解决

了地图中对于垂直物体的高度更新问题,并且利用卡尔曼滤波所得的 3σ 界对估计高度进行了分析。Fankhauser 等人^[5]以机器人为中心的角度制定了一种新的高程图的方法,解决了存在于多数自主机器人中的位置估计不准确的问题,同时有效地降低了计算负担,使实时高频更新高程图成为可能。Maturana 等人^[6]利用环境的 LiDAR 点云数据和 RGB 图像,将 2.5 维栅格高程图与语义地图相结合,有效地提高了环境识别的能力。张金艺等人^[7]提出了一种快速的定位与建图方法,利用栅格地图表达环境的可通行性,其应用更加简单、高效、易行。Henriques 等人^[8]利用深度神经网络动态更新三维空间的方法,解决建立地图和导航的问题,该方法基于 2.5 维关联空间储存器,使用从 RGBD 传感器中提

① 国家自然科学基金(91748130),国家重点研发计划(2018YFC0810100),青促会和中科院联合基金(6141A01061601)和广东省科技计划(2017B010116002)资助项目。
② 男,1994 年生,硕士生;研究方向:空地协作环境建模;E-mail: duwenqiang16@mails.ucas.ac.cn
③ 通信作者,E-mail: fenggu@sia.cn
(收稿日期:2018-12-27)

取的信息动态地寻址和更新栅格地图,有效地减少了环境建模过程中的定位和配准问题。Meng 等人^[9]详细介绍了 2.5 维栅格高程图的建模方法,并基于栅格高程图,分析目标物体的坡度,来计算其可通行性。

野外非结构环境具有多样性、随机性和复杂性的特点,目前围绕野外环境建模研究大多都基于低速运动的机器人^[10-12],对于高速运动的机器人环境建模过程中遇到的振动噪声、测量误差等干扰问题缺乏考虑,导致这些算法无法对周围环境有效地建立地图模型^[13]。Chen 等人^[14]提出了一种相对概率高程图的方法 (relative probabilistic mapping, RPM) 来解决在高速运动情况下的不确定问题,但是利用卡尔曼滤波方法 (Kalman filter, KF) 更新栅格高程值所得的误差界在理论上和实验过程中均缺乏准确性。Maturana 等人^[6]在同一个栅格中储存物体高度的最大最小值,经过计算得到栅格单元可通行性,不过没有对最高、最低高程的误差边界估计,所计算的可通行性结果的安全系数较低。Meng 等人^[9]利用在栅格高程图中同一个栅格中储存最高值、最低值、均值和高度差的方法对地形进行描述,提高对斜坡角度估计的准确度,但是缺乏对测量噪声的分析,使得估计的结果容易受到外界环境影响。

上述方法主要是基于卡尔曼滤波来对测量数据进行处理,实现环境模型的构建。这类方法主要存在两方面的弊端:

(1) 卡尔曼系列滤波器通常是假设噪声服从高斯分布的,在此基础之上能够获得优化估计结果。但是在很多的实际应用中,各种因素引起的噪声并非是高斯分布的,因此得到的环境建模结果通常存在偏差。

(2) 在此基础之上,采用 3σ 准则来构建的高程边界,一方面需要大量的测量数据来保证 3σ 准则的可行性,这在实际应用中无法实现;另一方面, 3σ 准则无法保证 100% 的可靠性。

因此基于概率的方法实现的环境建模不能够实现完全的边界估计,而这对于依赖边界来进行行为规划的地面移动机器人是非常致命的。

针对以上问题,本文提出一种基于鲁棒高程边

界的地面机器人环境建模方法,在地图建立过程中,充分考虑了噪声带来的影响和地图误差的边界,保证了地图构建的鲁棒性,为机器人的路径规划提供可靠的环境信息。激光雷达是地面移动机器人常用的传感器,本文首先构建了激光雷达的测量模型,并标定了测量误差边界。在此基础上利用集员估计方法,结合 2.5 维高程地图模型,设计了鲁棒高程边界的环境建模方法,实现了地面误差边界的估计,并对可通过性进行了分析。最后通过对比实验验证了所提出方法的可行性与有效性。

1 激光雷达测量误差边界标定方法

1.1 激光雷达模型分析

激光雷达是由多个激光发射器组合而成的,所以分辨率不同的激光雷达,其模型参数也是不同的^[15]。以 32 线激光雷达为例,图 1 左图表示 32 线的激光雷达的模型简图,在 xz 平面上分布着 32 个激光发射器,每个发射器的相对位置都是固定的,但是不能保证每个发射器都是与同一平面平行,所以每一个激光发射器都需要一个角度补偿 β_i ,以弥补不平行的角度偏差, i 表示从下而上激光雷达的序号。由于原点仅为一个点,每个激光发射器的发射端不能同时处于原点处。如图 1 右图所示,需要一个距离补偿 D_0^i ,通过补偿,使其实际测量的距离始于原点 O 处。

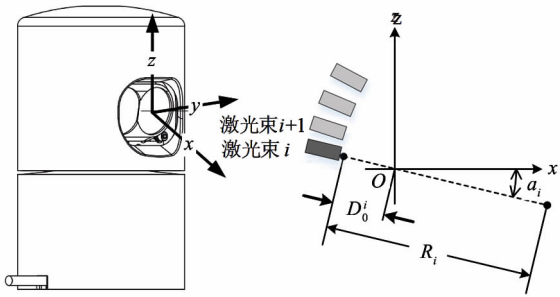


图 1 激光雷达模型

激光发射器通过旋转 360° , 获得 3 维空间中的点云数据。因为其获得的原始数据是处在以传感器为中心的球坐标系中的,所以需要转化为空间笛卡尔直角坐标系中的数值,才有利于下一步高程地图

的建立。

通过分析和计算,可以得到激光雷达第 i 束激光发射器在传感器坐标系下的计算公式如下:

$$\begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} (R_i - D_0^i) \cos \alpha_i \cos(\theta_i - \beta_i) \\ (R_i - D_0^i) \cos \alpha_i \sin(\theta_i - \beta_i) \\ (R_i - D_0^i) \sin \alpha_i \end{bmatrix} \quad (1)$$

由球坐标系与笛卡尔坐标系的转换关系可以得出,该激光雷达的测量方程为

$$\begin{bmatrix} R_i - D_0^i \\ \theta_i - \beta_i \\ i \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sqrt{x^2 + y^2 + z^2} \\ \arctan \frac{y}{x} \\ V_h - \arctan \frac{z}{\sqrt{x^2 + y^2}} \\ 1 + \frac{V_r}{V_r} \end{bmatrix} \quad (2)$$

其中, R_i 表示第 i 束激光测得的从发射端到被测物体之间的距离, α_i 表示第 i 束激光雷达与水平面之间的夹角, θ_i 表示激光雷达第 i 束激光在水平面的投影与 x 轴的夹角, V_h 表示激光雷达的最大垂直测量角度, V_r 表示激光雷达垂直方向分辨率。

1.2 测量误差校准方法

对于 R 和 θ 的分析是本文测量误差标定的重点。在如图 2 所示的环境中,假设障碍物与水平面保持垂直状态,激光雷达与水平面也处于垂直状态。通过几何关系计算,可以得到激光雷达第 i 束激光雷达发射器到达障碍物 B 的真实距离 R_i 和测量的障碍物 A 和障碍物 B 的真实夹角 θ_i 。因为无法保证激光雷达测量角度所使用的坐标系和本文设定的坐标系完全重合,所以,无法直接使用测量的角度 $\hat{\theta}_i$ 计算角度测量误差。

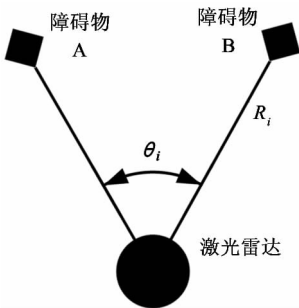


图 2 激光雷达测量误差分析模型

(1) R 的测量误差计算方法

如图 2 所示,激光雷达距离障碍物 B 真实距离为 R_i , 测量值为 $\hat{R}_i$, 有:

$$\hat{R}_i = R_i \pm \Delta R_i$$

其中,测量误差为 ΔR_i 。

(2) θ 的测量误差计算方法

障碍物 A 和 B 与激光雷达的真实夹角为 θ_i , 激光雷达对障碍物 A、B 的测量角度分别为 $\hat{\theta}_i^A$ 、 $\hat{\theta}_i^B$ 。

$$\hat{\theta}_i^A = \theta_i^A \pm \Delta \theta_i$$

$$\hat{\theta}_i^B = \theta_i^B \pm \Delta \theta_i$$

其中, θ_i^A 、 θ_i^B 为激光雷达相对于障碍物 A、B 的真实角度值, $\Delta \theta_i$ 为激光雷达的角度测量误差。所以,测量的两个障碍物与激光雷达的夹角为

$$\hat{\theta}_i = \hat{\theta}_i^A - \hat{\theta}_i^B = \theta_i \pm 2\Delta \theta_i$$

用上述方法,通过设计实验,获取实验数据,可以得到激光雷达的测量误差。

(3) 点集处理并获得边界

对于第 j 束激光发射器的测量误差的计算,首先提取点集 D 中物体 A、B 的边缘点集 D_A 、 D_B :

$$D_A = \{P_i \mid P_i \in (D \cap A_{edge} \cap D_{laserj})\}$$

$$D_B = \{P_i \mid P_i \in (D \cap B_{edge} \cap D_{laserj})\}$$

其中 A_{edge} 、 B_{edge} 分别表示属于 A 和 B 边缘的点。 D_{laserj} 表示属于第 j 束激光发射器的点。使用上述(1)中方法和 D_B 中数据,计算距离测量误差。使用(2)中方法和 D_A 、 D_B 中数据,计算角度测量误差。用椭圆将该误差完整包络起来,得到的椭圆包络就是包络边界。

2 基于相对高程误差边界的环境建模方法

基于误差边界获取地图可行边界是实现可靠环境建模的基本思想。本部分将重点讨论基于上述标定的误差边界,如何利用集员估计方法实现地图可行边界的估计。

2.1 扩展集员滤波

集员滤波(set-membership filter, SMF)方法是一种基于集员理论的估计方法,与常用的卡尔曼滤波方法不同,这种方法假设噪声是未知但是有界的,

因而其所得到的估计结果包含系统真实状态的可行集。如图 3 所示,利用这种方法虽然不能获得估计对象的准确值,但是可以获得目标可靠的空间区域。这非常有利于避障、跟踪等有高可靠性需求的应用。从图 3 中左图可以看出,扩展集员滤波方法(extended set-membership filter, ESMF)可以得到估计值准确的边界,即真实值必定包含于包络椭球之中。然而传统的扩展卡尔曼滤波(extended Kalman filter, EKF)方法,如右图所示,得到的包络椭球是测量值得 3σ 界,当测量点较多时,就会有大量的测量点位于 3σ 界外,由于测量误差的存在,每一个测量点都有可能处于真实值附近,所以此方法无法保证真实值一定处于该包络椭球之中。经过对比,可以发现,由 ESMF 方法得到的估计值在用于导航过程中时具有极大的优势,可以精确地指引机器人避开障碍物。

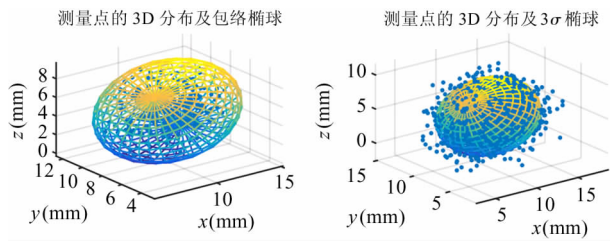


图 3 ESMF(左)与 EKF(右)误差包络比较

针对非线性系统的扩展集员滤波方法首先对系统进行线性化处理,线性化过程并不舍弃高阶项,而是将高阶项与系统噪声融合成新的线性系统噪声,保证了没有系统信息的丢失,保证了估计结果能够包含系统真实状态^[16]。不确定集通常选用椭球集,是因为这种方法可以使用较少的信息表达一个相同的集合,极大地降低了计算复杂度^[17,18]。

对于一个一般的离散的、非线性的状态空间方程:

$$\mathbf{x}_{k+1} = f(\mathbf{x}_k) + \mathbf{w}_k \tag{3}$$

$$\mathbf{y}_k = h(\mathbf{x}_k) + \mathbf{v}_k \tag{4}$$

其中, $\mathbf{x}_k \in \mathbb{R}^n$ 是状态向量, $\mathbf{w}_k \in \mathbb{R}^n$ 是系统的过程误差, $\mathbf{y}_k \in \mathbb{R}^{n_y}$ 是测量值, $\mathbf{v}_k \in \mathbb{R}^{n_y}$ 是测量误差。 f 和 h 被假设为一个 C^2 的函数。需要进行系统的线性化,对式(3)中的 f 在当前状态估计 $\hat{\mathbf{x}}_k$ 时进行泰勒展开可得:

$$\mathbf{x}_{k+1} = f(\hat{\mathbf{x}}_k) + (\nabla_{\mathbf{x}_k} f(\hat{\mathbf{x}}_k))^T (\mathbf{x}_k - \hat{\mathbf{x}}_k) + O(\mathbf{x}_k^2) + \mathbf{v}_k$$

其中, $\nabla_{\mathbf{x}} f$ 为相对于 $\mathbf{x}$ 的梯度, $O(\cdot)$ 表示泰勒展开的 Lagrange 余项式,其具体形式为

$$O(\mathbf{x}_k^2) = \frac{1}{2} (\mathbf{x}_k - \hat{\mathbf{x}}_k)^T \frac{\partial^2 f(\mathbf{x}_k)}{\partial \mathbf{x}_k^2} (\mathbf{x}_k - \hat{\mathbf{x}}_k)$$

传统的 EKF 算法忽略了高阶项 $O(\mathbf{x}_k^2)$, 然而, ESMF 方法没有忽略,它使用区间分析技术,将高阶项和过程误差结合成虚拟过程误差。

2.2 基于相对误差边界的高程地图构建方法

基于上述集员估计方法,设计了基于相对误差边界的高程地图构建方法,实现了鲁棒高程边界的估计,从而获得了可靠高程地图信息。

首先将传感器坐标系中的 3 维坐标转换到世界坐标系下:

$$\begin{bmatrix} \mathbf{P}_i^W \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{R} & \mathbf{T} \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{P}_i^S \\ 1 \end{bmatrix} \tag{5}$$

其中, $\mathbf{P}_i^W \in \mathbb{R}^3$, $\mathbf{P}_i^S \in \mathbb{R}^3$ 分别表示第 i 个点在世界坐标系和传感器坐标系中的坐标值, $\mathbf{R} \in \mathbb{R}^{3 \times 3}$, $\mathbf{T} \in \mathbb{R}^3$ 分别表示旋转矩阵和平移矩阵,位姿变换关系可由 GNSS/INS 系统获得^[19]。

2.5 维地图被定义为一个拥有 3 维信息的 2 维地图,每一个栅格中都储存着对应的高程。而相对高程边界方法则在每个栅格中还存储了最高、最低和相应的误差界 4 个值。

对于无人车(unmanned ground vehicle, UGV)系统,其状态空间系统方程为

$$\begin{bmatrix} x_{k+1} \\ y_{k+1} \\ z_{k+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_k \\ y_k \\ z_k \end{bmatrix} + \mathbf{w}_{k+1} \tag{6}$$

$$\begin{bmatrix} R_{k+1} \\ \theta_{k+1} \\ i_{k+1} \end{bmatrix} = H \left(\begin{bmatrix} x_{k+1} \\ y_{k+1} \\ z_{k+1} \end{bmatrix} \right) + \mathbf{v}_{k+1} \tag{7}$$

其中, x_k, y_k, z_k 表示在世界坐标系下物体的坐标值, $H(\cdot)$ 表示测量方程, $\mathbf{w}_k \in E(0, Q_k)$ 表示过程误差, $\mathbf{v}_k \in E(0, R_k)$ 表示测量误差, $E(c, \mathbf{P})$ 表示中心为 c 、包络矩阵为 $\mathbf{P}$ 的椭球集。

由激光雷达的测量方程式(2)可得:

$$H \begin{pmatrix} x_{k+1} \\ y_{k+1} \\ z_{k+1} \end{pmatrix} = \begin{bmatrix} \sqrt{x_{k+1}^2 + y_{k+1}^2 + z_{k+1}^2} + D_0^i \\ \arctan \frac{y_{k+1}}{x_{k+1}} + \beta_i \\ V_h - \arctan \frac{z_{k+1}}{\sqrt{x_{k+1}^2 + y_{k+1}^2}} \\ 1 + \frac{V_h}{V_r} \end{bmatrix}$$

由式(5)可得:

$$\begin{bmatrix} x_{k+1} \\ y_{k+1} \\ z_{k+1} \end{bmatrix} = \mathbf{R} \cdot \begin{bmatrix} x_{k+1}^S \\ y_{k+1}^S \\ z_{k+1}^S \end{bmatrix} + \mathbf{T}$$

其中, $x_{k+1}^S, y_{k+1}^S, z_{k+1}^S$ 表示第 $k+1$ 时刻,该点在传感器坐标系下的坐标值。

在世界坐标系下,每一个栅格都是固定的,用于更新该栅格中高程值的数据均是来自落在该栅格中的点,所以这里的 x_k, y_k 是一个常数。基于此,本文结合 UGV 的状态空间系统方程式(6)和(7),在对非线性方程式(7)进行基于泰勒展开的线性化之后,给出每一个栅格中基于 ESMF 更新高程的方法。

ESMF 预测:

$$\hat{\mathbf{X}}_{k+1,k} = \hat{\mathbf{X}}_{k,k} \quad (8)$$

$$\mathbf{P}_{k+1,k} = \frac{\mathbf{P}_{k,k}}{1 - \beta_k} + \frac{\hat{\mathbf{Q}}_k}{\beta_k} \quad (9)$$

其中,式(9)是线性化预测误差椭圆 $E(\mathbf{x}_k, \mathbf{P}_k)$ 和虚拟过程误差椭圆 $E(0, \hat{\mathbf{Q}}_k)$ 的直和过程。

$$\hat{\mathbf{X}}_{k,k} = \begin{bmatrix} x \\ y \\ \hat{z}_{k,k} \end{bmatrix}$$

$$\beta_k = \frac{\sqrt{\text{tr}(\hat{\mathbf{Q}}_k)}}{\sqrt{\text{tr}(\mathbf{P}_{k,k})} + \sqrt{\text{tr}(\hat{\mathbf{Q}}_k)}}$$

ESMF 更新:

$$\hat{\mathbf{X}}_{k+1,k+1} = \hat{\mathbf{X}}_{k+1,k} + \mathbf{K}_k (\mathbf{Z}_{k+1} - H(\hat{\mathbf{X}}_{k+1,k}))$$

$$\mathbf{P}_{k+1,k+1} = (1 - \delta_k) \cdot \frac{\mathbf{P}_{k+1,k}}{1 - \rho_{k+1}} - (1 - \delta_k) \cdot \frac{\mathbf{P}_{k+1,k}}{1 - \rho_{k+1}} \cdot \mathbf{C}_k^T \mathbf{W}_k \mathbf{C}_k \cdot \frac{\mathbf{P}_{k+1,k}}{1 - \rho_{k+1}}$$

其中,

$$\mathbf{C}_k = \nabla_{\mathbf{X}_k} H(\mathbf{X}_k) |_{\mathbf{X}_k = \hat{\mathbf{X}}_k}$$

$$\mathbf{W}_k = \left[\mathbf{C}_k \frac{\mathbf{P}_{k+1,k}}{1 - \rho_{k+1}} \mathbf{C}_k^T + \hat{\mathbf{R}}_{k+1} \right]^{-1}$$

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_{k+1,k} \mathbf{C}_k^T \mathbf{W}_k$$

$$\delta_k = [\mathbf{Z}_{k+1} - H(\hat{\mathbf{X}}_{k+1,k})]^T \mathbf{W}_k [\mathbf{Z}_{k+1} - H(\hat{\mathbf{X}}_{k+1,k})]$$

其中, ρ_k 表示测量噪声对于误差椭圆的影响,测量过程的初始的误差椭圆,可以通过实验测得。 $\mathbf{Z}_k$ 表示第 k 次的测量值。

这种基于 ESMF 的环境建模方法的主要流程机制如图 4 所示。

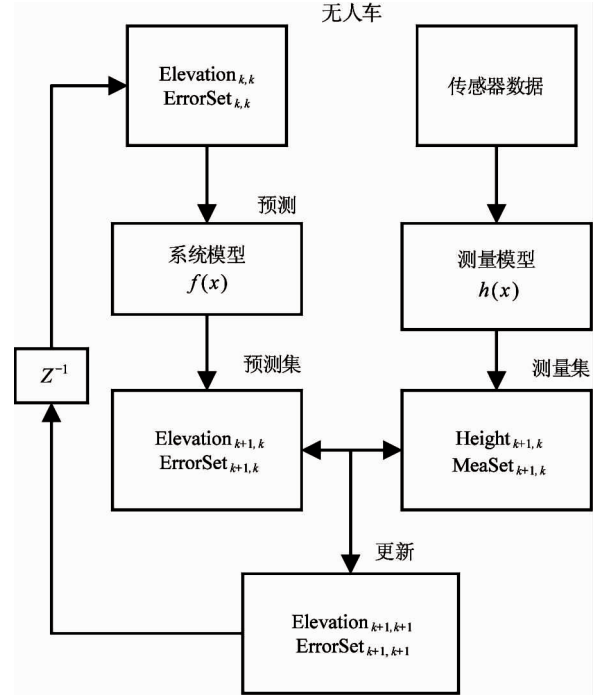


图 4 基于 ESMF 的环境建模流程机制

使用上述更新过程来更新最高、最低高程值之后,就可以得到最高值和最低值的误差边界,如图 5 中栅格图的每一个栅格的高程和误差界所示。

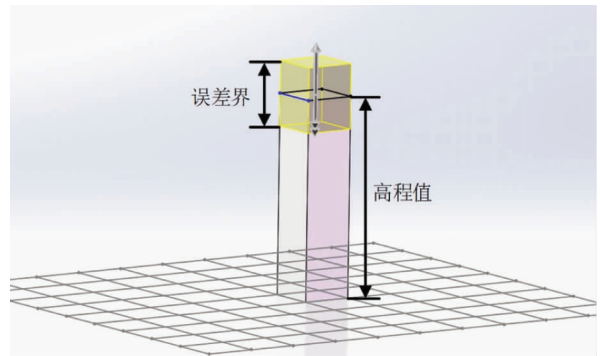


图 5 栅格地图的每一个栅格的高程和误差界

2.3 可通行性分析

在传感器视野范围内的每一个栅格单元都储存着最高、最低高程还有它们的误差边界,使用前面介绍的环境模型的更新机制,传感器测量得到的每一个非噪声点都会对栅格单元的值产生影响。为了在导航中应用上面得到的高程地图,机器人需要计算每一个栅格单元的可通行代价。这一部分会介绍一个可通行性分析方法,来决定某一个栅格单元的可通过与否,这个方法会很好地利用误差界的值,即最高高程和最低高程值。

为了方便,在这里分别用 h 和 l 表示待估计值的最高高程值和最低高程值。最高高程值和最低高程值的差值可以计算出来 $\delta = h - l$ 。因为 ESMF 算法的特点,最高、最低高程值相对应的误差椭圆集可以被计算出来,最高、最低高程值的真实值肯定处于误差椭圆之中。所以,很显然,真实的最高值和最低值分别处于这个范围内 $[h - \sqrt{\sum^h}, h + \sqrt{\sum^h}]$ 和 $[l - \sqrt{\sum^l}, l + \sqrt{\sum^l}]$ 。结合这 2 个范围,真实的最高和最低高程值的差所在的范围就可以被计算出来 $\delta \in [(h - l) - (\sqrt{\sum^h} + \sqrt{\sum^l}), (h - l) + (\sqrt{\sum^h} + \sqrt{\sum^l})]$ 。根据这个差值,该栅格的可通行性便可以通过下式计算得到:

$$\gamma = \begin{cases} 100 & \delta \geq \Delta \\ 100\delta/\Delta & \delta < \Delta \end{cases}$$

其中, Δ 是判断是否是障碍物的阈值,它是根据实验中机器人的性能决定的。如果多于一个点落入这个栅格中,并且 $\delta \geq \Delta$, 则判断这个栅格所在的位置为不可通行区域。如果多于一个点落入这个栅格中,并且 $\delta < \Delta$, 则判断个区域是可通行的,其通行的代价为 γ , 它被归一化为 0 到 100 之间的值。当遇到只有一个点落入的栅格时,直接认为该栅格是可通行的,因为障碍物区域内的感知信息往往不止一个点。对于其他情况,就被标记为未知区域,因为栅格中没有数据可以分析。这样的规则建立之后,结合 δ , 对于一种地形的可通行性便可以很容易地分析出来。以一个斜坡为例,可以从图 6 中看到,其斜坡高度的真值处在上下两条虚线之间,再使用上

面的可通行性分析,便可以很快分析出该斜坡的可通行性。

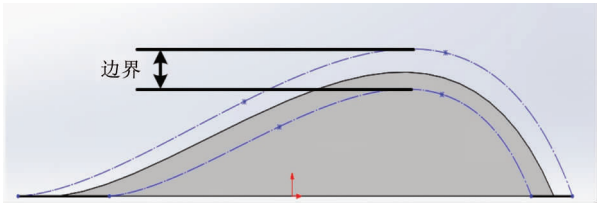


图 6 斜坡的误差界

3 实验部分

实验主要以 HDL-32E 的 32 线激光雷达为环境信息感知传感器验证所提出方法的可行性与有效性。实验中用到的激光雷达的参数如表 1 所示。

表 1 激光雷达相关参数

参数名称	参数值
激光器数	32
测量范围	70 m [1 m ~ 70 m]
扫描频率	10 Hz
距离精度	< 2 cm (在 25 m 处的标准差)
垂直测量范围	+ 10.67° ~ - 30.67°
水平测量范围	360°
水平角分辨率	~ 0.16°

3.1 传感器测量噪声标定

由于激光雷达的测量值为旋转角度和物体到激光雷达的距离,所以设计的实验主要计算这 2 个测量值的测量误差。

实验场景 如图 7 所示,使用 2 个垂直于地面的平板的边缘的数据来计算误差,为了保证平板与地面保持垂直,使用定位精度为亚毫米级的动作捕捉

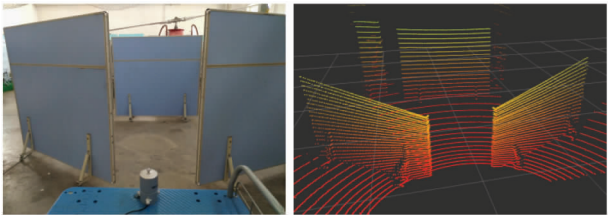


图 7 噪声实验场景和点云

系统来校准其位置,并且定位出激光雷达和平板的相对位置。动捕系统如图 8 所示。



图 8 动作捕捉系统

对于长度测量误差,可以利用激光雷达测量其中心到平板右边缘的距离来进行计算。对于角度测量误差,可以使用 2 个与地面垂直的平板的边缘分别与激光雷达中心之间的夹角来测量,并使用区间分析方法得出水平测量角的误差:

$$\theta_i \in [\theta_i - \Delta\theta_i^l, \theta_i + \Delta\theta_i^m]$$

$$\theta_i^R - \theta_i^L \in [\theta_i - 2\Delta\theta_i^l, \theta_i + 2\Delta\theta_i^m]$$

其中, θ_i 表示激光雷达的第 i 个激光发射束水平方向的测量角度, $\Delta\theta_i^m$ 、 $\Delta\theta_i^l$ 分别表示角度测量误差上下边界, θ_i^R 、 θ_i^L 分别表示激光雷达测量的右边缘和左边缘的角度。

激光雷达的每一束激光发射器在整个实验过程中可以获得 1 420 组边缘点的数据,共 32 束激光发射器。通过对点云数据中感兴趣的边缘进行分割,可以将这些边缘点数据分别提取并投射在坐标系中。图 9 所示为其中一束激光雷达发射器的实验数据,用一个椭圆去包络误差数据,就可以得到该束激光发射器的测量误差边界。该椭圆边界的包络矩阵为

$$Q = \begin{bmatrix} \Delta R^2 & 0 \\ 0 & \Delta\theta^2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.01^2 & 0 \\ 0 & 0.38^2 \end{bmatrix}$$

3.2 相对误差界栅格高程图

在得到传感器测量误差之后,利用本文提出的基于误差边界的栅格高程图方法对实际野外环境进行环境建模,可以得到图 10 所示的栅格高程图。

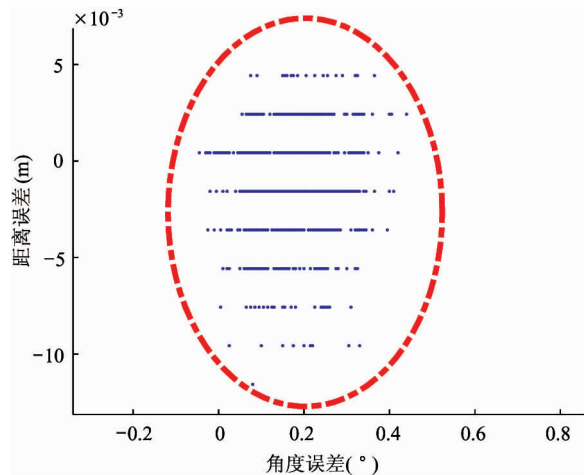
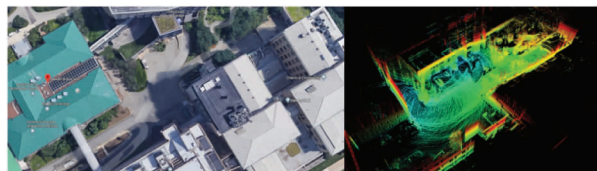
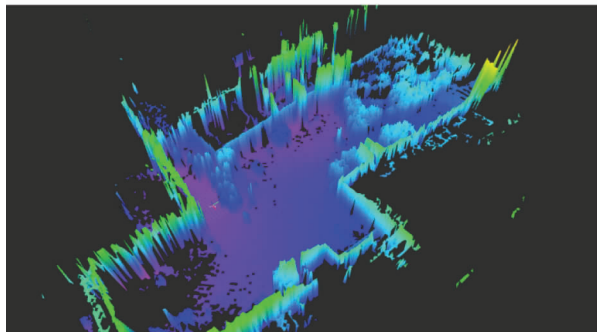


图 9 测量误差椭圆包络

该环境为户外环境,包含树木、车辆、围墙等。图 10(a) 左图表示户外真实环境,右图表示相应的点云地图,图 10(b) 表示利用基于误差边界的栅格高程图方法建立的栅格高程地图,从实验结果可见,该栅格高程图可以很好地表达环境信息,验证了所提出方法的可行性。



(a) 真实环境及其点云地图



(b) 栅格高程地图

图 10 栅格地图实验结果

基于上述点云地图,对环境进行分割,得到局部地图中一个物体边缘在 xy 平面上的位置数据,图 11 ~ 14 所示的为边缘信息的估计结果和误差界。

从图 11 和图 12 可以看出,与测量值相比,估计值更加接近于真实值。表明所提出的建模方法能够消除传感器噪声的影响,实现环境的建模。

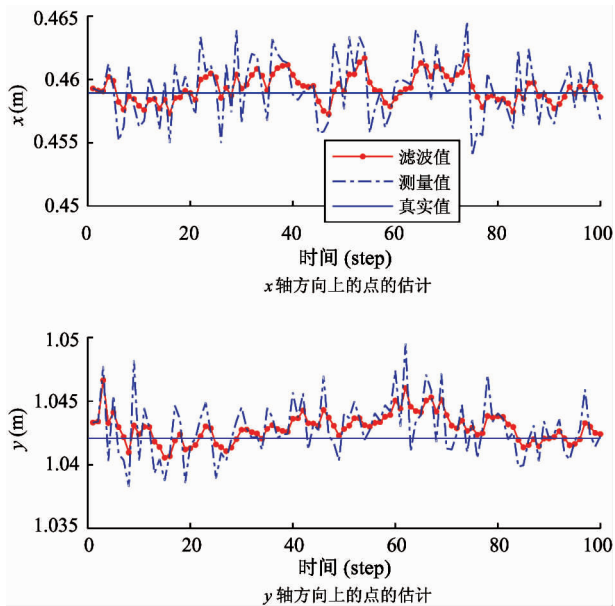


图 11 点在 x, y 轴上的估计值和测量值

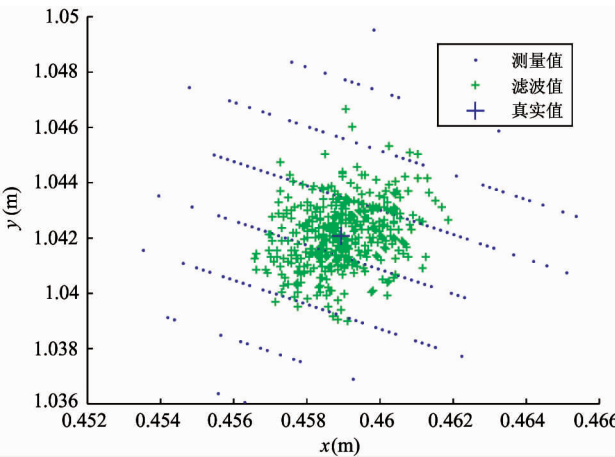


图 12 测量值和估计值的二维表示

图 13 和 14 所示的是建模结果误差边界的结果,从图中可以很清楚地看出,每一个估计值的误差椭圆都包含真实值,并且随着迭代次数的递增,估计的误差椭圆逐渐变小并收敛为一个固定大小的椭圆,其具体数值如图 14 所示。此结果表明,本文所提出的方法能够实现稳定地对高程误差边界的估计,并且包含真实的高程值。

为进一步验证所提方法的可靠性,本实验与 EKF 方法进行了对比,基于激光传感器给出的误差参数 ($<2\text{ cm}$ (在 25 m 处的标准差)),设计了基于 EKF 的相对高程估计方法,并将结果与本文所提出方法进行了对比,结果如图 15 和图 16 所示。图 15 为

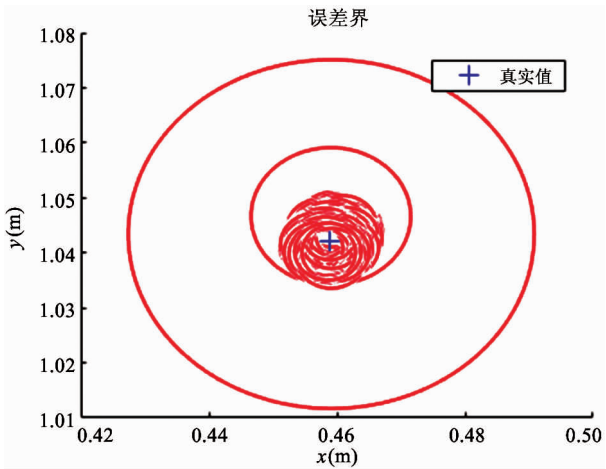


图 13 所有估计值误差椭圆

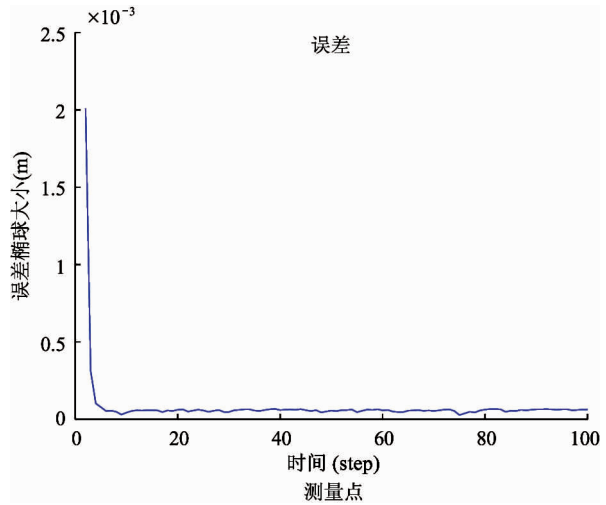


图 14 误差边界大小

本文所提出的基于 ESMF 建模方法的实验结果,是对某一物体的高程上下边界的估计结果曲线。在每次进行高程估计运算时,ESMF 方法都会计算得到一个一定包含物体真实值的包络椭圆,在一维环境中就是上下边界。从实验结果中也可以看出,物体估计的高程边界可以完全地包络真实值。虽然传统的 EKF 建模方法也可以给出 3σ 界,但是该边界无法确保包含真实值。图 16 中基于 EKF 方法的环境建模实验结果显示(局部放大图中圈出部位更为明显),有部分估计的下边界处于真实值上方,导致真实值不在估计的边界之中,即部分时刻无法准确估计真实值。如果基于该结果进行路径规划,则极易造成机器人与环境之间的碰撞,即规划失败。通过对比,基于 ESMF 的建模方法具有鲁棒的高程边界

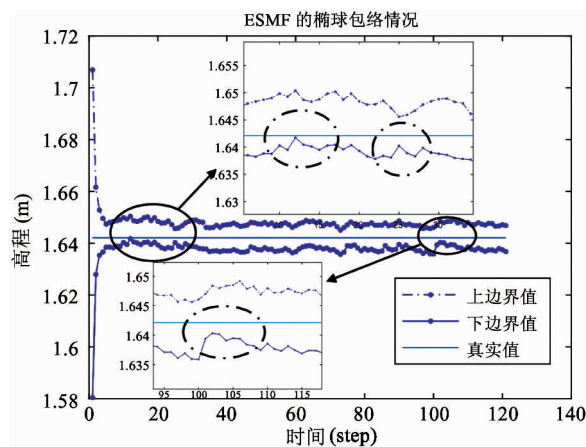


图 15 ESMF 高程估计分析

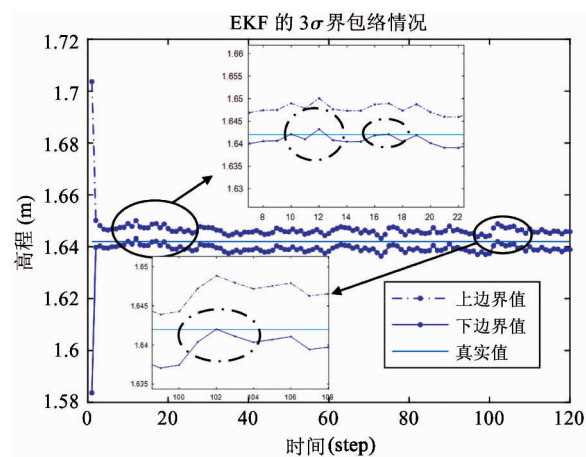


图 16 EKF 高程估计分析

的特性,在机器人安全的路径规划方面具有很大优势。

通过对误差界的分析可以看出,该方法得到的误差界可以准确地估计出物体的真实位置和高度。通过与传统的环境建模方法相比,本文提出的相对误差界栅格高程图方法具有更好的鲁棒性和可靠性,结合本文提出的可通行分析方法,可以为机器人的路径规划提供充分的可靠性。

4 结 论

本文提出了一种鲁棒高程边界的估计方法,实现环境模型的构建,解决了基于卡尔曼滤波的相对高程环境建模方法存在无法获取可靠高程边界的问题。首先构建了激光传感器的测量模型,并设计了其噪声边界的标定方法。基于该测量模型,提出了

基于 ESMF 的相对高程估计方法,实现了鲁棒的相对高程地图构建,并进行了可通过性分析,利用精确的高度边界值的优势,给出了相对安全的可通行性分析方法。最后通过与传统的 EKF 方法的对比,验证了本文所提出方法的鲁棒性和可靠性。

此外,该方法在动态环境中仍然存在一些不足之处,在未来的工作中,将在动态环境中完成对方法的改进与验证。

参考文献

- [1] Han J, Yin P, He Y, et al. Enhanced ICP for the registration of large-scale 3D environment models: an experimental study [J]. *Sensors*, 2016, 16(2):228-229
- [2] 梅元刚. 空地机器人协作环境建模与路径规划[D]. 沈阳:中国科学院沈阳自动化研究所, 2014: 1-77
- [3] Souza A A, Goncalves L M. Occupancy-elevation grid: an alternative approach for robotic mapping and navigation [J]. *Robotica*, 2016, 34(11): 2592-2609
- [4] Kleiner A, Dornhege C. Real-time localization and elevation mapping within urban search and rescue scenarios [J]. *Journal of Field Robotics*, 2007, 24(8):723-745
- [5] Fankhauser P, Bloesch M, Gehring C, et al. Robot-centric elevation mapping with uncertainty estimates [C] // International Conference on Climbing and Walking Robots, Poznań, Poland, 2014; DOI: 10.3929/ethz-a-010173654
- [6] Maturana D, Chou P W, Uenoyama M, et al. Real-time semantic mapping for autonomous off-road navigation [C] // Conference on Field and Service Robotics, Zürich, Switzerland, 2018: 335-350
- [7] 张金艺, 梁滨, 唐笛恺, 等. 粗匹配和局部尺度压缩搜索下的快速 ICP-SLAM [J]. *智能系统学报*, 2017, 12(3):413-421
- [8] Henriques J F, Vedaldi A. MapNet: an allocentric spatial memory for mapping environments [C] // IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Utah, USA, 2018: 8476-8484
- [9] Meng X, Cao Z, Liang S, et al. A terrain description method for traversability analysis based on elevation grid map [J]. *International Journal of Advanced Robotic Systems*, 2018, 15(1): DOI:10.1177/1729881417751530
- [10] Zhang J, Singh S. Aerial and ground-based collaborative

- mapping: an experimental study [C] // Conference on Field and Service Robotics, Zürich, Switzerland, 2018: 397-412
- [11] Zhang J, Singh S. LOAM: Lidar odometry and mapping in real-time[C]// Robotics Science and Systems Conference, Berkeley, USA, 2014: DOI: 10. 15607/RSS. 2014. X. 007
- [12] Zhang J, Singh S. Low-drift and real-time lidar odometry and mapping[J]. *Autonomous Robots*, 2017, 41 (2): 401-416
- [13] 刘强, 段富海, 桑勇, 等. 复杂环境下视觉 SLAM 闭环检测方法综述[J]. *机器人*, 2019, 41(1):112-123
- [14] Chen C, He Y, Bu C, et al. A real-time relative probabilistic mapping algorithm for high-speed off-road autonomous driving[C] // International Conference on Intelligent Robots and Systems, Hamburg, Germany, 2015: 6252-6258
- [15] Glennie C L, Lichti D D. Static calibration and analysis of the Velodyne HDL-64E S2 for high accuracy mobile scanning[J]. *Remote Sensing*, 2010, 2(6): 1610-1624
- [16] Scholte E, Campbell M E. A nonlinear set-membership filter for on-line applications[J]. *International Journal of Robust & Nonlinear Control*, 2003, 13(13):1337-1358
- [17] Garulli A, Vicino A. Set membership localization of mobile robots via angle measurements[J]. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, 2001, 17(4):450-463
- [18] Shamma J S, Tu K. Approximate set-valued observers for nonlinear systems[J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 1997, 42(5):648-658
- [19] Hewitson S, Wang J. Extended receiver autonomous integrity monitoring (eRAIM) for GNSS/INS integration [J]. *Journal of Surveying Engineering*, 2010, 136(1): 13-22

Robust elevation bound based environment mapping of ground robot

Du Wenqiang^{* * * * *}, Gu Feng^{* * *}, Meng Xiangdong^{* * * * *}, Zhou Hao^{* * *},

Di Chunlei^{* * *}, Yang Liying^{* * *}, He Yuqing^{* * * * *}

(^{*} State Key Laboratory of Robotics, Shenyang Institute of Automation,
Chinese Academy of Sciences, Shenyang 110016)

(^{**} Institute for Robotics and Intelligent Manufacturing, Chinese Academy of Sciences, Shenyang 110016)

(^{***} University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049)

(^{****} Shenyang Institute of Automation (Guangzhou), Chinese Academy of Sciences, Guangzhou 511458)

Abstract

Accurate and reliable environment model is a key issue for mobile robots. However, in the field environment, due to the vibrations and sensor errors, the elevation of the 2.5D map is always deviated. Focused on this problem, a robust elevation bound based environment modeling method is proposed in this work. In the first, the laser measurement model is researched and built. Based on the model, the bound description of measurement error is analyzed for describing the area of the measurement error. In the second, the estimation of elevation bound is realized by the extended set-member filter, which shows the elevation bound of the 2.5D map built by the mobile robots. Then the traversability of mobile robots is analyzed based on the elevation bound. In the last, the feasibility and effectiveness of the proposed method are verified by experiments. Compared with the common EKF based environment modeling methods, the robustness and reliability of the environmental map can be improved due to the reliability elevation bound.

Key words: environment model, bounded noise, extended set-membership filter, bound analysis