

# 基于拓扑高程模型的室外三维环境建模与路径规划

闫飞<sup>1,2</sup> 庄严<sup>1,2</sup> 白明<sup>1,2</sup> 王伟<sup>1</sup>

**摘要** 针对复杂室外场景,提出一种基于拓扑高程模型的三维环境建模方法.采用自适应可变阈值聚类算法,将映射到二维水平栅格中的激光点云划分为垂直单元和水平单元,可实现三维场景中悬空环境特征的有效表述.在此基础上对垂直单元进行高度离散采样,从而构建与其相对应的拓扑结构,并结合 BOW (Bag of words) 模型对室外三维环境中的典型景物进行辨识.采用面向拓扑结构和高程图单元的分级匹配策略,实现不同场景间的精确匹配,构建具有全局一致性的拓扑高程地图.利用辨识出来的环境特征和高程地图产生双重环境约束,实现与室外地形相适应的自主路径规划.实验结果和数据分析证明了本文环境建模与路径规划方法的有效性和实用性.

**关键词** 拓扑高程模型, 三维环境建模, 场景匹配, 路径规划, 非结构化室外场景

**DOI** 10.3724/SP.J.1004.2010.01493

## 3D Outdoor Environment Modeling and Path Planning Based on Topology-elevation Model

YAN Fei<sup>1,2</sup> ZHUANG Yan<sup>1,2</sup> BAI Ming<sup>1,2</sup> WANG Wei<sup>1</sup>

**Abstract** An approach for 3D environment modeling is proposed to establish the topology-elevation model of outdoor scenes. After projecting laser points into 2D grids, the clustering algorithm classifies the points into vertical units and horizontal units for purpose of describing overhanging structures. The discrete samples of vertical units layered by height are connected to form topological structures, which are utilized to identify typical objects by means of BOW (Bag of words) classifier. A hierarchical strategy, in which topological structures and elevation units are used for scene matching separately, is presented for achieving a globally consistent registration. The constraints extracted from environment features and elevation map are used to guide mobile robot's autonomous path planning in outdoor environment. Experiment results and data analysis show the validity and practicability of the proposed approaches in 3D environment modeling and path planning.

**Key words** Topology-elevation model, 3D environment modeling, scene registration, path planning, unstructured outdoor scene

随着控制理论与人工智能技术的发展,智能无人系统的应用环境已经向室外非结构化场景进行扩展,因而具有高通过能力与自主环境适应能力的地面自主系统成为该领域的研究重点.由于室外环境具有非结构性、随机性和复杂性,地面自主系统对三维环境进行有效建模是其完成自主导航与环境探索等任务的基础.采用何种环境模型对非结构化室外场景进行抽象化的表述,并以一种易于使用的形式提供给自主系统,进而基于生成的环境约束来指导

系统的自主运动规划,成为当前众多学者的研究热点.

针对三维场景,最常用的表示方法包括几何法和高程图法. Cole 等<sup>[1]</sup> 用三维激光点构建室外环境地图,并实现同时定位与地图构建. Borrmann 等<sup>[2]</sup> 应用 ICP (Iterative closest point) 方法以及 LUM (Lu and Milios style simultaneous localization and mapping) 方法匹配局部点来构建激光点云地图. Lim 等<sup>[3]</sup> 实现了对彩色三维激光数据的有效分类. 用激光点表示三维环境需要大量的存储空间,并且空间大小随扫描次数的增加呈线性增长,为了节省存储空间, Soloviev 等<sup>[4]</sup> 将激光点拟合合成平面,利用平面参数的变化修正自主车的位姿,并实现三维环境导航. 但对于室外非结构化场景仅用几何特征不能有效地描述环境,无法满足智能系统自主导航等任务的需求. 针对几何法的局限性,一些学者提出用地形高度特征描述三维环境的高程图法. 高程图是由二维栅格和各个栅格的高度信息组成的 2.5 维地图,虽然缺失了部分信息,但可以显著降低数据存储空间并提高运算速度. Broten 等<sup>[5]</sup> 应用统计学方法

收稿日期 2009-11-27 录用日期 2010-06-12  
Manuscript received November 27, 2009; accepted June 12, 2010

国家高技术研究发展计划 (863 计划) (2007AA04Z257), 国家自然科学基金 (60775048), 辽宁省教育厅高等学校科技研究项目 (2008T228) 资助

Supported by National High Technology Research and Development Program of China (863 Program) (2007AA04Z257), National Natural Science Foundation of China (60775048), and Science and Technology Research Projects of Liaoning Provincial Education Department (2008T228)

1. 大连理工大学信息与控制研究中心 大连 116024 2. 机器人学国家重点实验室 沈阳 110016

1. Research Center of Information and Control, Dalian University of Technology, Dalian 116024 2. State Key Laboratory of Robotics, Shenyang 110016

计算每个栅格的加权平均高度,并将高程图应用于 Raptor 机器人使其能够穿越未知室外环境. Oniga 等<sup>[6]</sup>将栅格内数据点的最大高度作为高程图的栅格高度,利用构建的数字高程图进行市区路面、路岛及障碍物检测. Ye<sup>[7]</sup>用高程图表示室外三维环境并实现机器人导航.在这些方法中,所用高程图的每个栅格仅存储一个高度信息,无法处理环境中的垂直或悬空环境特征. Pfaff 等<sup>[8]</sup>针对这一问题对高程图进行了有效扩展, Rivadeneyra 等<sup>[9]</sup>在高程图中添加概率信息构建概率多层地图,但这些改进都只停留在高程图表示层面上,没有在环境认知方面对高程图进行更进一步的研究.国内一些学者也开展了基于立体视觉或激光传感器的室外环境建模,并取得初步的研究成果.基于立体视觉系统, Wu 等<sup>[10]</sup>和 Chen 等<sup>[11]</sup>分别利用视差图和垂直高度线段投影实现室外三维高程地图构建.由于立体视觉传感器易受光照等环境因素影响,所以在野外等自然场景下的实际应用效果受到限制. Yu 等<sup>[12-13]</sup>利用四线激光雷达扫描周围环境,并结合 DGPS/NS 数据对室外半结构化道路环境进行构建.但由于其实验中车辆所配备的测距仪不能实现大范围的三维激光测距,所获取的激光测距数据量较少,不能有效完成对完全非结构化室外场景的高精度三维环境建模,无法保证自主系统在复杂野外自然环境的可靠运行.

本文提出一种能有效描述室外三维场景并具有环境认知能力的拓扑高程环境模型.由于室外典型环境特征(如树、石块、墙壁等)大多垂直于水平地面,为了更有效地表述这些垂直特征,通过高度统计从三维激光测距数据中提取出垂直单元和水平单元,并设计一种自适应可变阈值方法将属于不同高度层面的激光数据进行分层划分,从而实现环境中桥梁、树冠等悬空环境特征的准确表述,可降低由于观测点变化所引入的偏差,提高高程图匹配精度.为了在高程图基础上实现对环境的进一步理解和认知,对已构建的高程图中的垂直单元进行高度方向的分层采样,通过二维最近邻聚类算法划分各层的垂直单元投影,连接关联投影聚类构建环境拓扑结构,针对该结构在后续处理中应用 BOW (Bag of words) 思想实现对环境中典型特征的辨识.在广域高程图构建时,先匹配场景中的典型特征对地图进行粗矫正,再利用改进 ICP 算法分别匹配高程图中的垂直单元和水平单元完成地图精匹配,通过两种匹配方法相

结合的策略降低匹配错误率,保证广域高程地图的一致性.在自主系统路径规划应用中,拓扑高程模型不仅能在高程图层面产生环境约束,还能基于环境特征对自主系统通过能力限制的差异产生不同的特征约束,以支持与室外三维环境相适应的优化路径产生.

## 1 基于三维激光测距和高程模型的环境表述

### 1.1 三维激光测距系统及其模型

本文使用如图 1 中的三维激光测距系统是由二维激光传感器、旋转云台以及通讯模块组成.从三维激光测距系统得到的激光数据为极坐标数据,由三个参数表示,  $\mathbf{p}_p = [\rho, \theta, \varphi]$ ,  $\rho$  为激光点到激光传感器光心的距离值,  $\theta$  为激光传感器的扫描角度,  $\varphi$  为旋转云台转动角度.假设它们分别服从高斯白噪声分布且相互独立,参数的均方差分别为  $\sigma_\rho, \sigma_\theta, \sigma_\varphi$ .图 1 描述激光传感器坐标系与机器人坐标系转换关系,其中,  $a, b, c$  三个参数由标定得到.在机器人坐标系下的直角坐标为

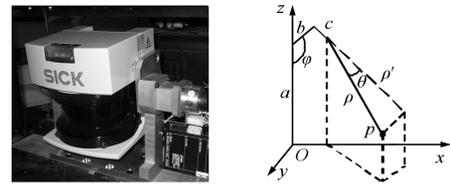


图 1 三维激光测距系统

Fig. 1 3D laser range finder

$$\mathbf{p}_c = \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \varphi \cos \theta & \sin \varphi \\ \sin \theta & 0 \\ -\sin \varphi \cos \theta & \cos \varphi \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \rho \\ b \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} c \cos \varphi \\ 0 \\ a - c \sin \varphi \end{bmatrix} \quad (1)$$

由误差传递公式可知,  $\mathbf{p}_c$  的误差协方差矩阵为

$$\sigma_c = \begin{bmatrix} \sigma_x^2 & \sigma_{xy}^2 & \sigma_{xz}^2 \\ \sigma_{xy}^2 & \sigma_y^2 & \sigma_{yz}^2 \\ \sigma_{xz}^2 & \sigma_{yz}^2 & \sigma_z^2 \end{bmatrix} = \nabla \sigma_p \nabla^T \quad (2)$$

计算后可得:

$$\sigma_c = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} 2\Delta^+ \cos^2 \theta \cos^2 \varphi + 2\sigma_\varphi^2 A^2 & \Delta^- \sin 2\theta \cos \varphi & -\sin 2\varphi (\sigma_\rho^2 - \Delta^- \sin^2 \theta) + 2\sigma_\varphi^2 AB \\ \Delta^- \sin 2\theta \cos \varphi & 2(\sigma_\rho^2 - \Delta^- \cos^2 \theta) & \Delta^- \sin 2\theta \sin \varphi \\ -\sin 2\varphi (\sigma_\rho^2 - \Delta^- \sin^2 \theta) + 2\sigma_\varphi^2 AB & \Delta^- \sin 2\theta \sin \varphi & 2 \sin^2 \varphi (\sigma_\rho^2 - \Delta^- \sin^2 \theta) + 2\sigma_\varphi^2 B^2 \end{bmatrix} \quad (3)$$

其中,  $\Delta^\pm = \sigma_p^2 \mp \sigma_\theta^2 \rho^2$ ,  $A = -\rho \cos \theta \sin \varphi + b \cos \varphi - c \sin \varphi$ ,  $B = -\rho \cos \theta \cos \varphi - b \cos \varphi - c \cos \varphi$ ,  $\nabla$  为  $\mathbf{p}_p$  对  $\mathbf{p}_p$  的雅可比矩阵,  $\sigma_p$  为  $\mathbf{p}_p$  的误差协方差矩阵,  $\sigma_p = \text{diag}\{\sigma_p^2, \sigma_\theta^2, \sigma_\varphi^2\}$ .

## 1.2 非结构化环境的高程表述

假设三维激光测距系统采集的一组数据为  $\{\mathbf{p}_1, \mathbf{p}_2, \mathbf{p}_3, \dots, \mathbf{p}_n\}$ ,  $\mathbf{p}_i$  为一个激光点的三维直角坐标, 相对应的协方差矩阵为  $\{\sigma_1, \sigma_2, \sigma_3, \dots, \sigma_n\}$ ,  $\sigma_i$  为一个激光点的协方差矩阵, 由式 (3) 得到. 在构建环境高程图以前, 在  $xy$  平面上平均划分多个栅格  $C_{ij}$ ,  $i$  和  $j$  表示栅格编号. 把激光点对应到相应的栅格中, 在  $xy$  平面上激光点的分布函数近似为正态分布:

$$P_i(x, y) \approx N(\mathbf{p}_i^{xy}, \sigma_i^{xy}) \quad (4)$$

其中,  $\mathbf{p}_i^{xy}$  为激光点  $x, y$  坐标,  $\sigma_i^{xy}$  为  $x$  和  $y$  的协方差矩阵, 即  $\sigma_i$  的左上子矩阵. 把激光点的有效区域定为  $x$  和  $y$  方向 3 倍标准差范围 (如图 2 所示), 激光点  $\mathbf{p}_i$  影响有效区域内的多个栅格. 设激光点  $\mathbf{p}_i$  为栅格  $C_{ij}$  的第  $h$  个点, 点  $\mathbf{p}_i$  对栅格  $C_{ij}$  的影响因子为

$$\begin{aligned} \mu_i &= \int_{X^-}^{X^+} \int_{Y^-}^{Y^+} P_i(x, y) dX dY \approx \\ &= \int_{X^-}^{X^+} \int_{Y^-}^{Y^+} N(\mathbf{p}_i^{xy}, \sigma_i^{xy}) dX dY \approx \\ &= (X^+ - X^-)(Y^+ - Y^-) N(\mathbf{p}_i^{xy}, \sigma_i^{xy}) \end{aligned} \quad (5)$$

其中,  $X^+, X^-, Y^+$  和  $Y^-$  为栅格范围, 是常量, 所以在计算中取  $\mu_i \propto N(\mathbf{p}_i^{xy}, \sigma_i^{xy})$ , 对栅格  $C_{ij}$  中每个  $\mu$  进行归一化处理, 栅格的高度值为栅格中所有激光点高度的加权平均, 即

$$H_{C_{ij}} = \frac{1}{S_\mu} \sum_{i=1}^k \mu_i z_i \quad (6)$$

$S_\mu$  为栅格中激光点的影响因子之和.

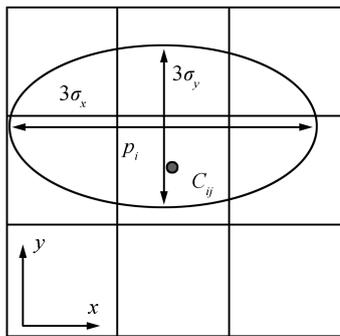


图 2 激光点对周围栅格产生影响

Fig. 2 Effects of a laser point on nearby grids

## 2 基于拓扑高程模型的室外三维环境建模

用高程模型表示环境时, 栅格高度值会产生较大的偏差, 在进行多场景高程图匹配时, 很容易发生误匹配, 无法满足移动机器人路径规划、导航等任务要求. 针对高程模型的局限性, 提出一种新的拓扑高程模型来表示室外环境. 将高程模型中的激光点分为垂直单元和水平单元两类, 用上下两个高度值描述垂直单元, 而对于水平单元用加权平均值表示. 根据实际环境, 一个栅格中可能包含多个单元, 这样便有效抑制了由于观测点不同所产生的高度偏差. 用多层水平面对栅格中的垂直单元进行水平分层, 对每个分层上的垂直单元投影, 进行最近邻聚类形成投影堆, 属于同一环境特征的投影堆存在一定的拓扑关系, 将相关投影堆连接起来建立多个拓扑结构模型, 基于这种拓扑结构对环境特征进行有效辨识, 丰富环境模型信息, 用于构建具有全局一致性的拓扑高程地图以及约束移动机器人路径规划任务.

### 2.1 非结构化场景的拓扑高程模型构建

考虑到环境中的树、石块、墙壁等特征都垂直地面, 根据栅格中激光点分布特点分别提取垂直单元和水平单元. 同时, 为了表示栅格中可能存在悬空特征, 例如: 地面数据与树冠数据在高度上存在悬空特征, 将栅格中的激光点进行多单元分层. 因为三维激光测距系统所获得的激光数据具有近密远疏的特征, 需要采用一种可以适应不同疏密点云的方法对栅格内的激光点进行分层处理.

图 3 为相邻两组激光数据高度变化示意图, 图中以扫描垂直墙面为例, 垂直情况高度变化最大. 在图 1 中二维激光并不绕其光心旋转, 但  $b$  和  $c$  两参数固定, 三维激光测距系统在采集数据时二维激光光心仍沿圆弧旋转, 设该圆弧的圆心为系统虚拟光心  $O'$ ,  $\mathbf{p}_1$  和  $\mathbf{p}_2$  为同一栅格中相邻两组激光数据的两个激光点,  $\alpha$  为射线  $O'\mathbf{p}_1$  与垂直方向的夹角,  $\Delta\alpha$  为相邻两个扫描面夹角,  $S$  为激光点离光心的  $x$  轴方向距离,  $\Delta h$  为激光点高度差.

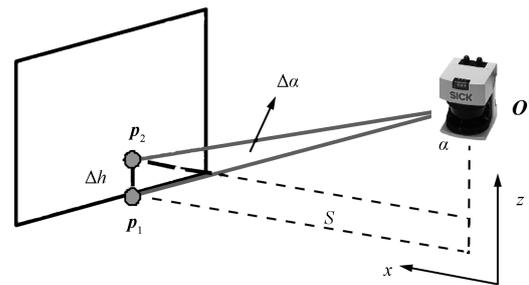


图 3 相邻激光点高度变化与距离  $S$  和角度  $\alpha$  相关

Fig. 3 Height difference  $\Delta h$  depended on  $S$  and  $\alpha$

从图 3 可见, 同一栅格中相邻两组激光数据的高度变化, 与激光点离光心的  $x$  轴方向距离以及激光射线与垂直方向的夹角有关.  $\Delta h$  的计算公式为

$$\Delta h = \frac{S}{\tan \alpha} - \frac{S}{\tan(\alpha + \Delta\alpha)} = \frac{S}{\tan \alpha} - \frac{S(1 - \tan \alpha \tan(\Delta\alpha))}{\tan \alpha + \tan(\Delta\alpha)} \quad (7)$$

其中,  $\Delta\alpha \ll \alpha$ , 所以  $\tan \alpha + \tan(\Delta\alpha) \approx \tan \alpha$ , 则  $\Delta h \approx S \tan(\Delta\alpha)$ . 三维激光测距系统的旋转云台近似匀速转动,  $\Delta\alpha$  固定不变, 所以  $\Delta h$  只与  $S$  有关. 在对一个栅格中的激光点进行高度预估时, 假设每个激光点的距离  $S$  为栅格中心点与光心的  $x$  轴方向距离, 当栅格确定时  $S$  值不变, 所以在一个栅格中  $\Delta h$  为固定值. 因此, 栅格中的每个激光点都可以由其中一个激光点的高度和若干  $\Delta h$  计算得到:

$$\underbrace{z_1}_{p_1} = h, \underbrace{z_2}_{p_2} = h + \Delta h, \dots, \underbrace{z_i}_{p_i} = h + (i-1)\Delta h, \dots$$

激光点高度方差公式为

$$\begin{aligned} E\{[z - \bar{z}]^2\} &= \sum_{i=1}^n (z_i - \bar{z})^2 = \\ &= \sum_{i=1}^n \left[ (i-1)\Delta h - \frac{n-1}{2}\Delta h \right]^2 = \\ &= \frac{n(n-1)(n+1)}{12} \Delta h^2 \end{aligned} \quad (8)$$

其中,  $\bar{z} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n z_i = h + \frac{n-1}{2}\Delta h$ , 根据式 (8) 求得的高度方差为预估方差. 在实际数据中, 利用通过式 (6) 得到的加权平均高度  $H_c$  计算激光点的实际加权高度方差为

$$E'\{[z - \bar{z}]^2\} = \sum_{i=1}^n \frac{\mu_i (z_i - H_c)^2}{S_\mu} \quad (9)$$

其中,  $S_\mu = \sum \mu_i$ . 当满足  $E'\{[z - \bar{z}]^2\}_{i=1, \dots, n} > aE\{[z - \bar{z}]^2\}_{i=1, \dots, n}$  时, 认为  $i = 1, \dots, n-1$  点属于同一个高度单元, 而第  $n$  个点属于不同高度单元. 由于在实际情况中激光点有一定概率会丢失, 为了提高判断准确度, 添加一个鲁棒系数  $a > 1$ , 放宽激光点分布方差判断尺度. 激光点高度划分结果如图 4 所示, 一个栅格中的激光点分为上下两个单元. 每个单元的属性可以根据激光点高度分布进行划分,  $E'[z - \bar{z}]^2$  反映激光点在高度方向上的分布情况, 值越大激光点越分散, 当其大于给定域值  $THR\_STR$  时, 就认为该聚类为垂直单元, 反之为水平单元. 如图 5 所示, 其中圆点表示激光点  $p_i$ , 激光点上的线段

表示激光点对所属栅格的影响因子  $\mu_i$  的大小,  $\mu_i$  值越大线段越长, 图 5 中左栅格  $G_v$  为垂直单元, 右栅格  $G_h$  为水平单元. 垂直单元有上下两个高度值  $H_c$  和  $H_f$ , 对应方差为  $\sigma_c$  和  $\sigma_f$ ; 水平单元仅有一个加权高度值  $H_h$ , 对应方差为  $\sigma_h$ .

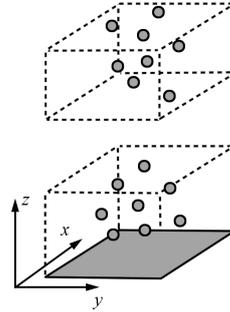


图 4 对栅格中的激光点进行高度分段

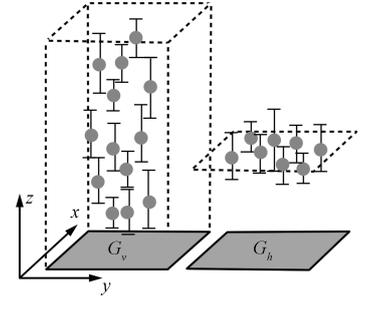


图 5 垂直单元和水平单元

Fig. 4 Assign laser points to different sections Fig. 5 Vertical structure and horizontal structure

图 6 为室外场景的垂直单元和水平单元表示, 图中用立方体表示  $G_v$ , 平面表示  $G_h$ . 路两边的石块用  $G_v$  表示, 与石阶进行有效区分, 减小由于观测点变化所引入的高度偏差, 提高多场景匹配精度.

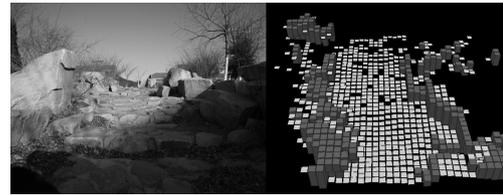


图 6 垂直单元和水平单元组成的高程图

Fig. 6 Elevation map composed of vertical and horizontal structures

目前, 基于三维激光数据的环境特征建模主要是针对激光点之间或激光点组成的几何模型之间的相互关系而展开, 由于是被动地查找几何关系, 环境复杂程度以及激光点数量对建模处理过程起着决定性作用, 对一个场景进行处理时往往要占用较多资源. 为了克服这个问题, 对垂直单元进行高度方向的分层采样, 每组采样数据提供了每个截面的二维信息, 如果将不同截面上的二维信息按照空间关系依次排列, 便可组成环境特征的三维模型. 借助这种思想用多个平面对  $G_v$  进行连续分层处理 (如图 7 所示), 这些平面都进行与高程图相同的栅格化, 与水平面相交的  $G_v$  将在平面的栅格上留下投影. 对每层的投影进行二维最近邻聚类, 聚类算法如下:

1) 设  $PG_{1 \times N_{PG}}$  存储一个平面上的  $N_{PG}$  个投影栅格,  $CL_{1 \times N_{CL}}$  表示  $N_{CL}$  个聚类;

2) 选取平面上一个投影栅格  $PG_i$ , 且

$PG_i.find == false$  ( $find$  为  $PG$  成员变量, 表示  $PG_i$  查询状态), 建立一个新聚类  $CL_n$ ,  $CL_n.push\_back(PG_i)$ ;

3) 从  $CL$  中提取栅格  $CL.pop\_back(PG_j)$ , 且  $PG_j.find == false$ ;

4) 搜索  $PG_j$  周围栅格  $PG_k$ , 若满足  $DIS(PG_j, PG_k) < THR\_DIS$ , 则  $CL.push\_back(PG_k)$ , 且  $PG_j.find == true$ ;

5) 转 3) 直到所有  $PG_j \in CL_n$  满足  $PG_j.find == true$ ;

6) 转 2) 直到  $PG_i.find == true$  ( $i = 1, \dots, N_{PG}$ ).

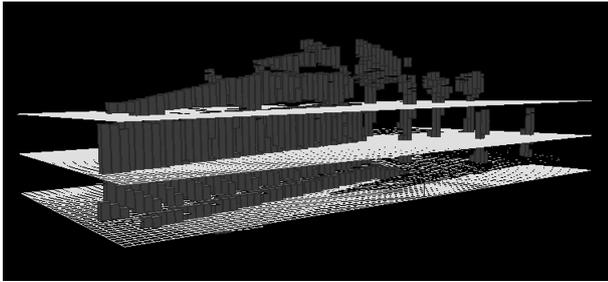
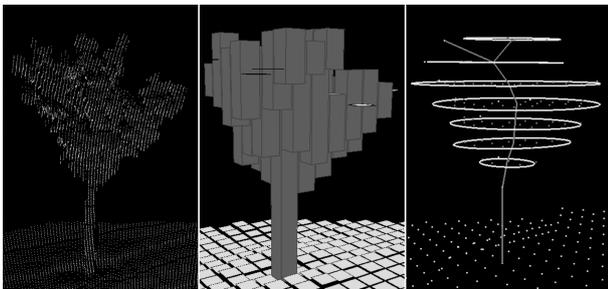


图 7 用多个平面对高程图进行分层

Fig. 7 Elevation map is divided into several levels

聚类处理后, 每个投影堆用三个参数表示:  $L_p$  是指堆中所有栅格在  $xy$  平面拟合的一条线段长度;  $L_s$  是垂直于主轴的线段长度;  $A_p$  是堆主轴与  $x$  轴的方向夹角. 这样每个投影堆抽象描述环境特征某一截面的二维信息, 如果视投影堆为拓扑节点, 相邻分层中的堆用线段连接起来, 便可还原环境特征的三维拓扑结构模型. 图 8 (a) 为环境中树特征的原始激光点云数据, 图 8 (b) 为由垂直单元和水平单元组成的树特征的高程图, 图 8 (c) 为使用 11 层平面对图 8 (b) 中高程图进行分层后构建的拓扑结构模型, 每层聚类后的投影堆用椭圆描述, 椭圆中点之间的连线表示每层投影堆之间的链接关系.



(a) 激光点表示 (b) 高程图表示 (c) 拓扑结构表示  
(a) Laser points (b) Elevation map (c) Topological structure

图 8 树特征的拓扑结构构建过程

Fig. 8 Process of topological structure building for a tree

## 2.2 广域拓扑高程地图构建

在进行局部地图匹配时, 先匹配场景中的典型特征对地图进行粗矫正, 再利用改进 ICP 算法分别匹配高程图中的垂直单元和水平单元完成地图精匹配, 通过两种匹配方法相结合的策略保证广域高程地图的一致性.

暂不考虑复杂拓扑结构, 仅以如图 8 所示的规则拓扑结构为例进行环境特征辨识. 应用于自然语言处理和信息修复 BOW 模型可以将二维的图像信息映射成视觉关键词集合, 既保存了图像的局部特征又有效地压缩了图像的描述, 使得自然语言处理的各种技术和方法能十分有效地应用于物体识别领域<sup>[14]</sup>. 借鉴这种 BOW 模型的思想, 在拓扑结构模型中将  $L_p$ ,  $L_s$ ,  $A_p$  三个参数的变化曲线作为关键字, 用这些关键字来描述模型属性, 实现环境中的树、石块和墙三种特征的简单分类 (如图 9 所示). 由于树特征有从树干到树冠的变化过程, 使其与另两种特征差别较大, 容易辨识. 而石块与墙上下形状比较规则,  $L_p$  和  $L_s$  曲线波动没有树特征明显, 两种特征之间相似度较高, 只存在尺寸上的差异, 当石块与墙壁尺寸相近时, 无法借助 BOW 模型对特征进行有效区分, 需引入更多特征信息来进行特征辨识.

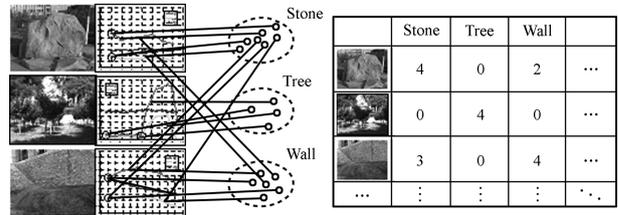


图 9 BOW 模型分类

Fig. 9 Classification based on BOW model

在局部地图匹配时, 对地图中的特征进行配对, 如果存在同类特征, 对特征进行一致性评估. 以拓扑结构中的投影堆为单位, 计算每个堆三个参数的变化梯度, 将两个特征中所有堆的参数梯度进行比较:

$$\Delta E = \frac{1}{N} \left( K_p \sum \Delta L_p + K_s \sum \Delta L_s + K_A \sum \Delta A_p \right) \quad (10)$$

其中,  $\Delta L_p$ ,  $\Delta L_s$  和  $\Delta A_p$  分别是三个参数的梯度,  $K_p$ ,  $K_s$  和  $K_A$  为各梯度的权值,  $N$  为堆个数. 当  $\Delta E$  小于给定域值  $THR\_GRA$  时, 将这两个特征视为同一个特征. 把存在于堆中的栅格中点作为相关点进行匹配, 对两个局部地图进行初步矫正.

利用 ICP 方法实现  $G_v$  和  $G_h$  的精细匹配. ICP 理论是由 Besl 等于 1991 年提出的, 主要用于匹配计算, 目的是使两组点  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$  和  $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_n\}$  匹配后的误差最小, 其中  $x_i$  和

$y_i$  是相关点. 假设旋转矩阵为  $R$ , 转移向量为  $\mathbf{t}$ , 两组点之间的误差函数为

$$E(R, \mathbf{t}) = \sum_{i=1}^L \|x_i - Ry_i - \mathbf{t}\|^2 \quad (11)$$

其中,  $\|\cdot\|$  为欧几里德距离. 经过多次迭代, 当误差函数  $E$  最小时的  $R$  和  $\mathbf{t}$  即是两组点的最佳旋转矩阵和转移向量. 先要提取相关点, 为了保留各结构的特点, 针对不同类型的结构采用不同取点方式: 对于  $G_v$  做等高分层, 在每个分层取点; 对于  $G_h$ , 直接在结构范围内取点. 当多个  $G_v$  比较密集时, 会使两组匹配点密度较大, 很容易产生误匹配. 为了克服这个缺点, 对密集的  $G_v$  进行边缘提取, 使其稀疏化, 在边缘  $G_v$  中提取相关点, 降低匹配点密度; 对  $G_v$  和  $G_h$  进行分别匹配, 误差函数改写为

$$\begin{cases} E_v(R_v, \mathbf{t}_v) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{L_v} d_v^2 \\ E_p(R_p, \mathbf{t}_p) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{L_p} d_p^2 \end{cases} \quad (12)$$

其中,  $d = \|x_i - Ry_i - \mathbf{t}\|$ ,  $E_v$  为  $G_v$  误差函数,  $E_p$  为  $G_h$  误差函数. 通过特征匹配、 $G_v$  和  $G_h$  分层匹配保证全局拓扑高程地图的一致性.

### 3 基于拓扑高程约束的路径规划

在拓扑高程地图中, 如果不考虑自主系统机构本身的约束, 环境地图所产生的约束主要体现在两个方面: 高程地图本身约束和环境特征约束.

拓扑高程地图中每个栅格存储的主要信息为环境高度信息, 因此栅格之间的高度差成为约束路径规划的一个条件. 计算某一栅格  $C_{ij}$  与它相邻 8 个栅格的高度差, 差值小于设定值  $THR\_TRA$  的相邻栅格被记录下来 (如图 10 所示), 如果记录的栅格个数  $n_p$  大于设定域值  $THR\_NUM$  时, 将栅格  $C_{ij}$  以及记录的相邻栅格  $C_{n_p}$  都标记为可通过栅格, 同时划入可行区域. 为了便于路径规划, 给每个可行区域附加一个可通过权值, 权值可由式 (13) 计算得到.

$$\rho_c = \begin{cases} \frac{n_p}{\sigma_C}, & C = C_{ij} \\ \frac{1}{\sigma_C}, & C \in C_{n_p} \end{cases} \quad (13)$$

第 2 节所辨识出来的环境典型特征对自主系统的路径规划产生约束, 这里只考虑树、石块和墙三种特征. 这些特征在室外环境中所在区域都被视为自主系统不可通过的障碍区域, 但各个特征的障碍区域的定义有所不同. 石块和墙存在一定的相似处, 对于自主系统都是必须躲避的特征, 因此在石块和墙

周围的栅格标记为危险区域. 自然环境中的树有高有矮, 如果树冠较低, 将给自主系统的穿越带来一定的危险性, 所以根据树冠高低的不同, 树周围危险区域的划分也不同 (如图 11 所示).

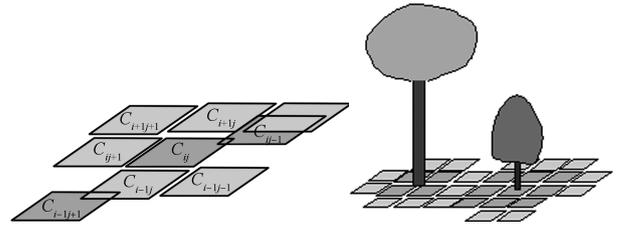


图 10 对栅格分类  
Fig. 10 Classification of grids based on heights

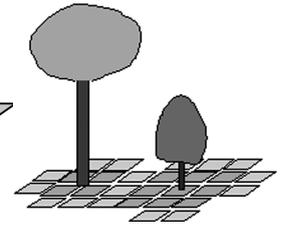


图 11 树周围的危险区域  
Fig. 11 Dangerous region nearby a tree

采用  $A^*$  算法在可通过区域中搜索路径,  $A^*$  算法通过定义的代价函数来评估代价大小, 进而确定最优路径. 算法实现过程如下:

- 1) 设起始栅格  $C_s$  和终止栅格  $C_e$ ;
  - 2) 建立带权邻接矩阵  $Arcs_{n \times n}$  ( $n$  为备选栅格个数),  $Arcs[C_i, C_j]$  表示弧  $[C_i, C_j]$  权值, 当  $C_i$  与  $C_j$  不相邻时  $Arcs[C_i, C_j] = \infty$ ;
  - 3) 初始化相量  $D[C_i] = Arcs[C_s, C_i]$  ( $i = 1, \dots, n$ ),  $S = \{C_s\}$ ,  $S$  为已搜索的点的集合;
  - 4) 加入启发项, 得到最终的栅格权值  $W[C_i] = D[C_i] + H[C_i]$ , 其中启发项  $H[C_i]$  正比于  $Dis[C_i, C_e]$ ;
  - 5) 查找栅格  $C_i$  使得  $W[C_i] = \min\{W[C_i \in C - S]\}$ ,  $S = S \cup \{C_i\}$ ;
  - 6) 修改从  $C_s$  出发到集合  $C - S$  上任意栅格  $C_k$  可达的最短路径长度, 如果  $D[C_i] + Arcs[C_i, C_k] < D[C_k]$ , 则修改  $D[C_k] = D[C_i] + Arcs[C_i, C_k]$ ;
  - 7) 转 4), 直到找到栅格  $C_e$ .
- $\langle C_i, C_j \rangle$  权值  $Arcs[C_i, C_j]$  如式 (14) 所示:

$$Arcs[C_i, C_j] = \sum_h \omega_h f_h \quad (14)$$

其中,  $f_h$  为约束项, 是综合考虑机器人能耗、路径长度、安全性等因素设定的,  $\omega_h$  为约束项的权值. 本文采用 5 个约束项:

$$\begin{cases} f_1 \propto \frac{\sigma_{C_i} + \sigma_{C_j}}{2} \\ f_2 \propto \text{abs}(\text{Height}_{C_i} - \text{Height}_{C_j}) \\ f_3 \propto \text{DIS}(C_j, C_e) \\ f_4 \propto \rho_c \\ f_5 \propto \frac{1}{\text{DIS}(C_j, T_i)} \end{cases} \quad (15)$$

其中,  $\sigma$  为栅格高度均方差,  $\text{abs}(\text{Height}_{C_i} -$

$Height_{C_j}$ ) 为栅格高度差,  $DIS(D_j, D_e)$  为栅格到目标栅格的距离,  $\rho_c$  为栅格可通过权值,  $DIS(C_j, T_i)$  为栅格与环境特征距离.

### 4 实验结果

#### 4.1 局部拓扑高程图构建

用激光测距系统对多个室外场景进行扫描, 获取三维激光数据, 扫描范围  $180^\circ$ , 角度分辨率  $0.5^\circ$ . 图 12 显示了对多个室外场景的拓扑高程图构建过程, 第 1 行为室外场景, 第 2 行为激光点云图, 第 3 行为垂直单元和水平单元组成的高程图, 栅格尺寸  $0.2\text{m}$ , 第 4 行为拓扑高程图.

第 1 个场景为人工阶梯场景, 扫描范围  $8\text{m}$ , 包含约 6.9 万个激光点, 对于室外机器人来说, 石阶属于可通过区域, 在拓扑高程地图中表示为  $G_h$ , 石块和灌木表示为  $G_v$ ; 第 2 个场景是带缓坡的自然场景, 扫描范围  $8\text{m}$ , 包含约 6.9 万个激光点, 缓坡也是可通过区域, 表示为  $G_h$ , 石块和灌木同样表示为  $G_v$ ; 最后一个场景是一片树林, 扫描范围  $16\text{m}$ , 包含约 11 万个激光点, 从结果可见, 用拓扑高程地图清晰地把环境中的树特征用  $G_v$  表示出来. 在前两个场景中, 虽然石块和灌木用拓扑结构表示出来, 但由于这些特征的距离较近, 在拓扑高程地图中多个  $G_v$  叠加在一起, 使拓扑结构十分复杂, 需要进行更加深入的研究才能对环境特征进行辨识; 在第 3 个场景中, 树与树之间距离较大, 构建的拓扑结构清晰, 便于用第 2 节的方法进行特征辨识.

#### 4.2 具有全局一致性的拓扑高程地图构建

取一组室外场景数据, 人为添加位移或旋转误差, 对拓扑高程地图匹配方法进行验证. 图 13 显示的是在  $x, y, z$  方向各移动  $0.2\text{m}$ , 绕  $x, y, z$  轴各旋

转  $5^\circ$  后所得激光数据的匹配结果, 第 1 幅图片为原始激光点云数据, 其中较低的为原始点云数据, 较高的为添加误差后的激光点云; 第 2 幅图片显示匹配结果. 表 1 是对拓扑高程图与高程图的多组匹配结果对比, 其中余差是 ICP 匹配的残余误差. 从表中可见旋转误差对两种方法匹配精度影响都较大,  $z$  方向位移误差对匹配精度影响最小. 对于旋转或偏移误差单独存在的情况, 两种方法的匹配时间相近, 但拓扑高程图匹配精度明显优于高程图匹配精度. 而在现实环境中, 往往两种误差同时存在, 此时拓扑高程图不但耗时更少, 而且匹配精度有明显提高.



图 12 多个场景的拓扑高程图构建过程  
Fig. 12 Topology-elevation map building for several typical scenes

表 1 多种误差情况下高程图和拓扑高程地图匹配结果比较

Table 1 Comparison of elevation map and topology-elevation map for registration with different errors

$x$ 方向	$y$ 方向	$z$ 方向	绕 $x$ 轴	绕 $y$ 轴	绕 $z$ 轴	高程图	拓扑高程图	高程图	拓扑高程图
位移误差 (m)	位移误差 (m)	位移误差 (m)	旋转误差 ( $^\circ$ )	旋转误差 ( $^\circ$ )	旋转误差 ( $^\circ$ )	ICP 余差	ICP 余差	匹配时间 (s)	匹配时间 (s)
0.2	0	0	0	0	0	0.150252	0.000012	0.391	0.484
0	0.2	0	0	0	0	0.084064	0.000011	0.422	0.483
0	0	0.2	0	0	0	0.000024	0.000009	0.391	0.468
0	0	0	5	0	0	0.027633	0.006620	0.578	0.469
0	0	0	0	5	0	0.030051	0.006554	0.734	0.467
0	0	0	0	0	5	0.198430	0.010912	0.407	0.484
0.2	0.2	0.2	5	5	5	0.238518	0.008355	0.750	0.469

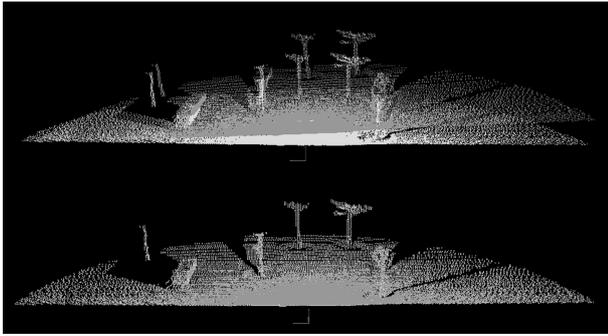


图 13 人为添加误差的局部地图匹配结果

Fig. 13 A registration result of two local maps with artificial error

在室外沿一条小路采集 7 组激光数据, 每组数据平均包含约 11 万个激光点, 扫描范围  $180^\circ$ , 角度分辨率  $0.5^\circ$ , 扫描距离 8 m, 栅格尺寸 0.2 m, 图 14 是把各组原始激光数据通过机器人位姿从局部转换到全局坐标的点云表示, 以及应用第 2 节的匹配算法, 把局部地图进行逐个匹配构建的全局拓扑高程地图。

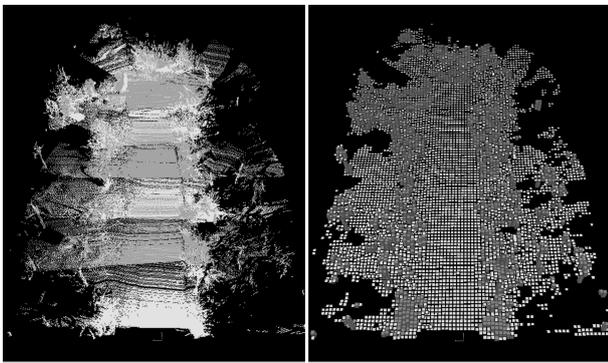
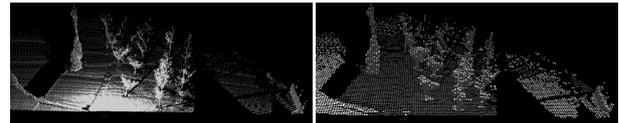


图 14 全局拓扑高程地图

Fig. 14 A global topology-elevation map

#### 4.3 基于拓扑高程地图的路径规划

在基于拓扑高程模型的路径规划实验中, 根据相邻栅格之间的高度差大小, 把高程图划分为多个可通过区域, 可行区域主要以  $G_h$  为主, 地图中的  $G_v$  用长方体表示. 图 15 (a) 为一室外场景的原始激光点云表示, 其中包括多个树特征, 以及左下角处的一块悬空区域; 图 15 (b) 显示的是区域划分之后的高程图, 主要有 4 个可行区域, 其中左侧区域面积最大为主要区域, 其上有一段悬空区域, 这两个区域之间高度差较大, 在进行路径规划时两区域之间不生成路径, 右侧有两个小面积可行区域, 它们与主区域之间存在无数据区域, 因为环境未知存在安全隐患, 所以也不会跨区进行路径规划。



(a) 原始激光点

(b) 多个可行区域

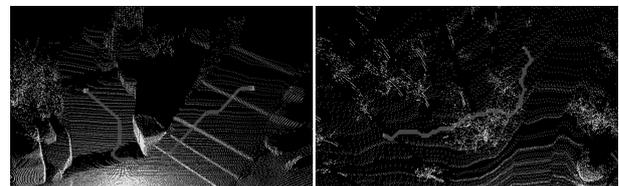
(a) Laser points

(b) Several traversable areas

图 15 可行区域划分后的拓扑高程地图

Fig. 15 Several traversable areas in a topology-elevation map

选取几处典型场景进行路径规划实验, 图 16 是两个场景的路径规划结果. 图 16 (a) 是一个石阶场景, 路径起点在低台阶处, 终点在高台阶处. 在转角处有一个石块特征, 在进行规划时, 石块特征作为障碍物对路径产生约束, 使路径远离石块. 图 16 (b) 是树林场景, 从左到右生成路径. 从规划结果可以看出, 路径有效地避开环境中的树特征, 且在终点处, 由于环境中的树冠离地面距离较高, 根据第 3 节中的特征约束产生方法, 树冠所占栅格不属于危险栅格, 因此规划出的路径能穿越树特征较密集的区域。



(a) 场景 a

(b) 场景 b

(a) Scene a

(b) Scene b

图 16 不同典型场景的路径规划结果

Fig. 16 Results of path planning in different scenes

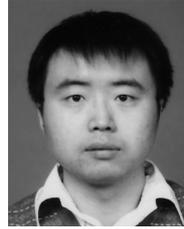
## 5 结论

本文重点研究了室外三维环境建模和具有环境约束的路径规划问题. 提出一种新的拓扑高程模型来表示室外环境, 从三维激光数据中提取垂直单元和水平单元, 替代传统高程图中的栅格进行场景表示, 并基于拓扑结构实现环境特征有效辨识. 该模型不仅提高了具有全局一致性的拓扑高程地图构建精度, 还产生与非结构化场景相关联的约束条件, 以生成与室外地形相适应的三维路径. 利用自主研发的 3D 激光测距系统, 针对不同种类的室外场景进行了一系列的三维环境建模与路径规划实验, 验证了所提方法的有效性和实用性. 下一步的工作将通过训练学习完善对环境特征的辨识与场景的理解。

## References

- 1 Cole D M, Newman P M. Using laser range data for 3D SLAM in outdoor environments. In: Proceedings of the

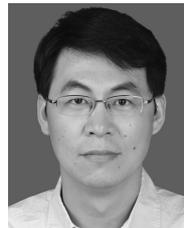
- IEEE International Conference on Robotics and Automation. Orlando, USA: IEEE, 2006. 1556–1563
- 2 Borrmann D, Elseberg J, Lingemann K, Nüchter A, Hertzberg J. Globally consistent 3D mapping with scan matching. *Robotics and Autonomous Systems*, 2008, **56**(2): 130–142
  - 3 Lim E H, Suter D. Multi-scale conditional random fields for over-segmented irregular 3D point clouds classification. In: Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Anchorage, USA: IEEE, 2008. 1–7
  - 4 Soloviev A, de Haag M U. Three-dimensional navigation with scanning ladars: concept and initial verification. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2010, **46**(1): 14–31
  - 5 Broten G, Collier J. Continuous motion, outdoor,  $2\frac{1}{2}$ D grid map generation using an inexpensive nodding 2-D laser rangefinder. In: Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation. Orlando, USA: IEEE, 2006. 4240–4245
  - 6 Oniga F, Nedeveschi S. Processing dense stereo data using elevation maps: road surface, traffic isle and obstacle detection. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2010, **59**(3): 1172–1182
  - 7 Ye C. Mixed pixels removal of a laser rangefinder for mobile robot 3-D terrain mapping. In: Proceedings of the IEEE International Conference on Information and Automation. Changsha, China: IEEE, 2008. 1153–1158
  - 8 Pfaff P, Triebel R, Burgard W. An efficient extension to elevation maps for outdoor terrain mapping and loop closing. *International Journal of Robotic Research*, 2007, **26**(2): 217–230
  - 9 Rivadeneyra C, Miller I, Schoenberg J R, Campbell M. Probabilistic estimation of multi-level terrain maps. In: Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation. Kobe, Japan: IEEE, 2009. 1643–1648
  - 10 Wu Ling-Dong, Chen Hua-Hua, Du Xin, Gu Wei-Kang. Real-time 3D map-building based on stereo vision. *Chinese Journal of Sensors and Actuators*, 2006, **19**(1): 175–178 (郭领东, 陈华华, 杜歆, 顾伟康. 基于立体视觉的实时三维地图构建. *传感技术学报*, 2006, **19**(1): 175–178)
  - 11 Chen H H, Ye X Y. Local 3D map building based on projection of virtual height line. In: Proceedings of the 1st International Conference on Intelligent Networks and Intelligent Systems. Wuhan, China: IEEE, 2008. 475–478
  - 12 Yu C H, Zhang D P. A new 3D map reconstruction based mobile robot navigation. In: Proceedings of the International Conference on Signal Processing. Beijing, China: IEEE, 2006. 3082–3085
  - 13 Yu Chun-He, Liu Ji-Lin. 3-D map reconstruction in cross-country environment. *Journal of Nanjing University of Science and Technology*, 2007, **31**(2): 180–183
  - 14 Li Yuan-Ning, Liu Ting, Jiang Shu-Qiang, Huang Qing-Ming. Video matching method based on “bag of words”. *Journal on Communications*, 2007, **28**(12): 147–151 (李远宁, 刘汀, 蒋树强, 黄庆明. 基于“bag of words”的视频匹配方法. *通讯学报*, 2007, **28**(12): 147–151)



闫飞 大连理工大学信息与控制研究中心博士研究生. 主要研究方向为移动机器人三维环境建模.

E-mail: cat\_yf@tom.com

(YAN Fei Ph.D. candidate at the Research Center of Information and Control, Dalian University of Technology. His research interest covers 3D environment modeling for mobile robot.)



庄严 大连理工大学自动化系副教授. 主要研究方向为机器人导航、探索、自主环境建模与环境认知. 本文通信作者.

E-mail: zhuang@dlut.edu.cn

(ZHUANG Yan Associate professor in the Department of Automation, Dalian University of Technology. His research interest covers mobile robot navigation, exploration, autonomous environment modeling and cognition. Corresponding author of this paper.)



白明 大连理工大学信息与控制研究中心博士研究生. 主要研究方向为统计模式识别和机器人立体视觉导航.

E-mail: bai.ming@hotmail.com

(BAI Ming Ph.D. candidate at the Research Center of Information and Control, Dalian University of Technology. His research interest covers statistical pattern recognition and stereo vision based robot navigation.)



王伟 大连理工大学信息与控制研究中心教授. 主要研究方向为预测控制, 机器人学及智能控制.

E-mail: wangwei@dlut.edu.cn

(WANG Wei Professor at the Research Center of Information and Control, Dalian University of Technology. His research interest covers predictive control, robotics, and intelligent control.)