

# 移动机器人基于多传感器信息融合的室外场景理解

闫飞, 庄严, 王伟

(大连理工大学 信息与控制研究中心, 辽宁 大连 116024; 中国科学院 机器人学国家重点实验室, 辽宁 沈阳 110016)

**摘要:** 本文研究了移动机器人多传感器信息融合技术, 提出一种融合激光测距与视觉信息的实时室外场景理解方法. 基于三维激光测距数据构建了高程图描述场景地形特征, 同时利用条件随机场模型从视觉信息中获取地貌特征, 并以高程图中的栅格作为载体, 应用投影变换和信息统计方法将激光信息与视觉信息进行有效融合. 在此基础上, 对融合后的环境模型分别在地形和地貌两个层面进行可通过性评估, 从而实现自主移动机器人实时室外场景理解. 实验结果和数据分析验证了所提方法的有效性和实用性.

**关键词:** 多传感器信息融合; 室外场景理解; 移动机器人

**中图分类号:** TP242      **文献标识码:** A

## Outdoor scene comprehension of mobile robot based on multi-sensor information fusion

YAN Fei, ZHUANG Yan, WANG Wei

(Research Center of Information and Control, Dalian University of Technology, Dalian Liaoning 116024, China;  
State Key Laboratory of Robotics, Chinese Academy of Sciences, Shenyang Liaoning 110016, China)

**Abstract:** We propose for the mobile robot an algorithm for real-time outdoor scene comprehension based on multi-sensor information fusion. An elevation map is built from 3D laser points for describing the terrain features, while the ground surface characters are acquired from visual information by using the conditional random field model. By projecting the grids of the elevation map onto the image, the fusion of terrain features and ground surface characters are achieved by using the statistical method. Then, the grids which fuse multi-sensor information are evaluated for the traversability of the outdoor environments, thus achieving the outdoor scene comprehension of the mobile robot. Experimental results and data analysis show the validity and practicability of the proposed approaches.

**Key words:** multi-sensor information fusion; outdoor scene understanding; mobile robot

### 1 引言(Introduction)

场景理解一直以来是国内外学者密切关注的研究课题之一. 自主移动机器人对所处环境的理解程度决定了其自主完成运动规划等任务的可能性, 尤其在具有随机性和复杂性的室外环境. 为了更好的理解室外场景, 提高机器人对环境的感知能力是一个有效途径. 但单一的传感器感知能力有限, 这就需要有效协调不同传感器之间的工作, 并在不同层次上对多源传感器数据进行融合, 从而加强机器人对场景的理解, 确保其在室外场景中高效稳定的工作.

自主移动机器人所配备的激光, 视觉等外部传感器是其获取场景信息的主要途径. 由于激光传感器可以快速准确地获得场景的深度信息, 因此其常用于描述三维室外场景. 文献[1,2]利用三维激光测距传感器获取原始三维激光点云描述室外场景. 文献[3]将激光点拟合成平面描述环境, 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. 而文献[4]应用统计学方法基于激光点构建高程图, 应用于Raptor机器人使其能够穿越未知室外环境. 由于激光传感器缺乏颜色和纹理信息, 对环境描述不全面, 应用于复杂室外环境时会出现漏报和误报现象, 给自主机器人的安全运行带来威胁. 因此, 近年来许多学者尝试将激光信息和图像信息相融合, 利用视觉传感器获取的丰富物体或场景信息来弥补激光传感器的不足, 从而增强物体或场景表达与信息利用. 文献[5]在激光点上添加颜色属性, 实现了对激光数据的有效分类. 文献[6]利用融合信息实现物体表面重构, 所提方法可应用与场景中的物体辨识. 目前, 应用于室外场景的数据融合方法是在激光点上添加颜色信息. 文献[7]利用激光和视觉传感器融合实现同时高精度的位姿估计和三维场景重构. 文献[8]将ICP方法应用于融合了颜色信息的激光数据,

实现三维室外场景的重构. 这种方法虽然可以简单有效的实现两种传感器的信息融合, 但在实际应用中存在一些问题: 原始激光点数据量很大, 直接融合激光数据和视觉信息要占用较大存储资源和运算资源; 由于激光点不利于机器人的后续应用(例如: 运动规划和导航), 需要对激光点进行后续处理, 而激光点上的颜色信息无疑会产生额外的计算负担; 此外仅在激光点中添加颜色信息, 弱化了视觉系统在场景理解中的优势和作用.

本文提出一种将三维激光测距系统所获取的三维地形信息与视觉传感器获得的地貌信息有效融合的实时室外场景理解方法. 为了提高算法效率, 对激光信息和视觉信息进行并行处理, 利用三维激光点构建高程图描述场景地形特征, 同时基于条件随机场模型将测试图片与训练图片进行匹配, 获取图片区域的地貌属性. 由于高程图可以简化环境信息, 以高程图中的栅格作为载体, 应用投影变换和信息统计方法实现激光信息和视觉信息的有效融合, 以解决由于激光点数据量庞大而导致的存储和运算问题. 在此基础上, 对多传感器信息融合后的环境模型分别从地形和地貌两个角度进行可通过性评估, 从而提高机器人在室外场景进行实际操作的安全性.

## 2 传感器模型(The sensor models)

### 2.1 三维激光测距系统(3D laser range finder)

三维激光测距系统是由一个二维激光传感器, 旋转云台以及通讯模块组成(如图1中左图所示). 从三维激光测距系统得到的激光数据为极坐标数据, 由3个参数表示

$$p_p = (\rho, \theta, \varphi),$$

其中:  $\rho$ 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. 由于受数据传输速率, 漂移, 物体表面的光学特性, 激光光束入射角以及混和像素现象的影响, 激光数据存在一定误差, 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中右图描述激光传感器坐标系与机器人坐标系转换关系. 图1中 $a, b, c$ 这三个参数由标定得到.

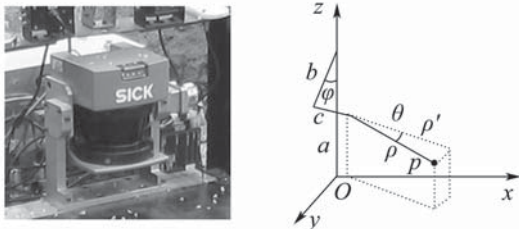


图1 三维激光测距系统

Fig. 1 The 3D laser range finder

在机器人坐标系下的直角坐标为

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

由误差传递公式可知,  $p_c$ 的误差协方差矩阵为

$$\sigma_c = \begin{bmatrix} \sigma_x^2 & \sigma_{xy}^2 & \sigma_{xz}^2 \\ \sigma_{xy}^2 & \sigma_y^2 & \sigma_{yz}^2 \\ \sigma_{xz}^2 & \sigma_{yz}^2 & \sigma_z^2 \end{bmatrix} = \nabla \cdot \sigma_p \cdot \nabla^T = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} \mathcal{L} & l \cos \varphi & \mathcal{X}_\rho \\ l \cos \varphi & 2(\sigma_\rho^2 - \Delta^- \cos^2 \theta) & l \sin \varphi \\ \mathcal{X}_\rho & l \sin \varphi & \mathcal{M} \end{bmatrix}, \quad (2)$$

其中:

$$\begin{aligned} \mathcal{L} &= 2\Delta^+ \cos^2 \theta \cos^2 \varphi + 2\sigma_\varphi^2 A^2, \\ \mathcal{X}_\rho &= -\sin 2\varphi(\sigma_\rho^2 - \Delta^- \sin^2 \theta) + 2\sigma_\varphi^2 AB, \\ \mathcal{M} &= 2\sin^2 \varphi(\sigma_\rho^2 - \Delta^- \sin^2 \theta) + 2\sigma_\varphi^2 B^2, \\ l &= \Delta^- \sin 2\theta, \quad \Delta^\pm = \sigma_\rho^2 \mp \sigma_\theta^2 \rho^2, \\ A &= -\rho \cos \theta \sin \varphi + b \cos \varphi - c \sin \varphi, \\ B &= -\rho \cos \theta \cos \varphi - b \cos \varphi - c \cos \varphi, \end{aligned}$$

$\nabla$ 为 $p_c$ 对 $p_p$ 的雅克比矩阵,  $\sigma_p$ 为 $p_p$ 的误差协方差矩阵,

$$\sigma_p = \text{diag}\{\sigma_\rho^2, \sigma_\theta^2, \sigma_\varphi^2\}.$$

### 2.2 视觉传感器(Vision sensor)

本文采用的摄像头为Flea2(如图2所示). 图3描述了摄像机的成像模型, 由该模型得到摄像头观测模型为:

$$x = f_x \left( \frac{X}{Z} \right) + u_x, \quad y = f_y \left( \frac{Y}{Z} \right) + u_y, \quad (3)$$

其中:  $(x, y)$ 为图像空间的像素坐标,  $(X, Y, Z)$ 为三维空间中物体的坐标,  $f_x$ 是 $x$ 方向的焦距, 单位为像素, 即实际物理焦距长度与单位长度像素值的乘积. 同理 $f_y$ 是 $y$ 方向的焦距.  $(u_x, u_y)$ 是主点相对于图像中心的偏移向量.  $[f_x, f_y, u_x, u_y]$ 是单目视觉传感器的内部线性参数.



图2 Flea2摄像头

Fig. 2 Flea2 camera

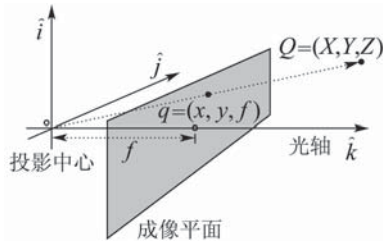


图3 针孔摄像机模型

Fig. 3 Pinhole camera model

### 3 室外场景理解(Outdoor scene comprehension)

本文提出一种激光信息和视觉信息融合方法, 分别对激光点和视觉信息进行前期处理, 在激光点基础上构建环境高程图, 同时对图像信息中的典型特征进行辨识, 之后在高程图中融合图像的辨识结果. 由于对激光数据的处理和对图像的处理并行进行, 可以提高整个算法运算速度; 并且高程图可以简化环境信息, 在高程图层面实现数据融合可以克服由于数据量大而导致的存储和运算问题; 此外高程图可以描述环境地形特征, 而图像处理结果可以描述环境地貌特征, 融合后的环境模型可以从地形和地貌两个角度进行可通过性评估, 以修正由激光传感器所产生的漏报和错报现象, 为机器人在室外作业提供安全保障.

#### 3.1 高程图表示(Elevation representation)

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. 假设三维激光测距系统采集的一组数据为 $\{p_1, p_2, p_3, \dots, p_n\}$ ,  $p_i$ 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. 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:

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

其中:  $p_i^{xy}$ 为激光点的 $x, y$ 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, 激光点 $p_i$ 影响有效区域内的多个栅格. 设激光点 $p_i$ 为栅格 $C_{ij}$ 的第 $h$ 个点, 点 $p_i$ 对栅格 $C_{ij}$ 的影响因子为

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

其中 $X^+, X^-, Y^+$ 和 $Y^-$ 为栅格范围, 为常量, 所以在

计算中取 $\mu_i \propto N(p_i^{xy}, \sigma_i^{xy})$ , 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

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

$S_\mu = \sum \mu_i$ 为栅格中激光点的影响因子之和. 考虑到环境中的树, 石头, 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栅格和水平栅格. 为了确定各栅格类型, 对每个栅格中激光点进行高度统计, 根据公式(6)计算激光点的加权平均高度 $H_C$ , 激光点的高度方差表示为

$$D_C = \sum_{i=1}^h \frac{\mu_i (z_i - H_C)^2}{S_\mu}, \quad (7)$$

$D_C$ 越大, 栅格中的激光点在高度方向上的分布范围越大, 当 $D_C$ 值大于给定阈值 $THR\_STR$ 时, 就认为该栅格为垂直栅格 $C_v$ , 反之为水平栅格 $C_C$ .

虽然高程图可以描述环境的地形特点, 但是由于仅依赖于激光的距离信息, 对地面或物体表面的颜色和纹理特征分析不足, 在实际应用中易出现漏判(例如: 泥路和路面在高程图中表示相同, 而泥路往往会对机器人安全运行造成威胁)和误判(例如: 机器人可以通过的高草丛, 在高程图中作为障碍物排除掉), 这两种缺点束缚了高程图在机器人自主运动规划中的应用.

#### 3.2 室外场景分类(Scene classification)

为了基于图像实现室外场景的有效分类, 先要选择适当的图像特征. 针对室外环境特点, 首先选取用于处理的图像特征. 对于RGB颜色空间, 经过统计发现, 在室外环境中 $G$ 分量的变化相对比较大,  $R$ 和 $B$ 分量则较小, 所以在RGB空间上本文选取 $G$ 分量作为一个统计量; 由于Lab颜色空间弥补了RGB和CMYK等色彩模式必须依赖于设备色彩特性的不足, 在Lab颜色空间选取 $L$ 作为统计量; 另外, 考虑到光线变化的影响, 还加入了HSV颜色空间的信息, 测试后选取了 $H$ 作为特征量. 在对图片进行处理时选取 $8 \times 8$ 像素的区域单元, 分别统计每个区域中3种颜色特征的均值和方差:

$$\bar{X} = \frac{\sum_{i=1}^n X_i}{n}, \quad E_x = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2}{n}. \quad (8)$$

式(8)中 $n$ 表示区域中像素个数,  $X_i$ 表示每一个像素的颜色信息量. 通过统计这3个颜色信息量, 可以得到6维的特征量. 为了表现物体的纹理信息, 选取每一个小区域里灰度空间分布的标准差和熵作为统计量:

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^m (Y_i - Y)^2}{m-1}}, \quad (9)$$

$$e = - \sum_{i=1}^m p(Y_i) \log_2 p(Y_i). \quad (10)$$

式(9)(10)中 $m$ 为图像可能的灰度等级,  $Y_i$ 表示灰度的随机数,  $p(Y_i)$ 为区域灰度直方图. 统计每一个 $8 \times 8$ 像素区域上的标准差、水平方向上的熵和垂直方向上的熵可以得到一个三维特征量. 加上6个颜色特征向量, 可以得到9维的特征向量.

对图片进行训练时, 提取样本的多个9维特征向量, 对特征向量进行 $K$ 均值聚类, 这样对于该样本得到多个特征向量类. 在测试阶段, 按照之前的方法提取每个区域的9维特征向量, 利用条件随机场模型将测试图片的特征向量与训练得到的特征向量进行匹配. 根据CRF的定义, 本文直接构造条件概率

$$p(y|x) \propto e^{-U(f(x))}, \quad (11)$$

其中 $U(f(x))$ 为势能函数, 这里主要选取之前的特征向量作为参考:

$$U(f(x)) = \sum_{c \in C} w_c S(f(x)). \quad (12)$$

这里 $C$ 为类的总数目,  $S(\cdot)$ 为提取到的特征向量. 通过最优化方法对权值进行训练, 使目标函数为逻辑似然最大, 即 $\max \log p(y|x)$ .

图4为对一幅室外图像的处理结果, 其中横线一下浅色区域表示草地, 深色区域表示柏油路. 由于横线以上部分已经超出激光可视范围, 为了提高计算速度对该区域不做处理.



图4 图像处理结果

Fig. 4 The result of image processing

### 3.3 场景理解(Scene comprehension)

当三维激光测量系统与视觉传感器相对于机器人的位置固定时, 两个传感器之间的位置关系固定, 应用标定算法可以求出两者之间的相对外部参数, 则高程图中的栅格与图片中的区域的对应关系确定, 在视觉传感器可视范围内的每个高程图栅格通过坐标变换都可以对应到图片中的一个或多个区域. 高程图中的栅格分为垂直和水平两类, 在与图像信息进行融合时采用不同的策略.

对于水平栅格, 四边形是其主体, 在对应的图像中一般也对应一个四边形. 图5显示了水平栅格在图片中的对应区域, 其中右图为一个示意图, 根据公式(3), 水平栅格的4个顶点对应图像中的像素 $P_1$ 至 $P_4$ , 形成一个梯形结构, 梯形中的原点表示像素点, 每个像素点都附带图像处理后的环境地貌信息. 根

据公式(13)对梯形结构中的像素点进行统计, 以确定梯形结构的地貌分类 $g_i$ , 并反投到水平栅格中.

$$\max_{g_i} \sum_{i=1}^n p_j, p_j \in g_i. \quad (13)$$

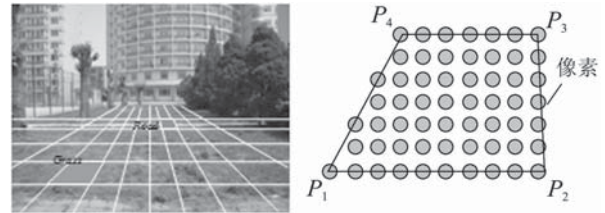


图5 栅格在图片中的对应关系

Fig. 5 Projections of the grids

垂直栅格在高程图中用立方体表示, 每个栅格拥有6个外表面, 若能找到对应观测点的有效面, 则在图片中的对应关系可以沿用水平栅格的融合方法. 对于垂直栅格, 四个立面是它的主体, 相对于观测点每次最多能同时观测到垂直栅格的两个立面, 而栅格的地貌特征将由这些可观测立面决定. 图6显示了垂直栅格相对于观测点的4种对应位置关系, 其中 $\alpha_1$ 和 $\alpha_2$ 为两个立面相对于观测点的夹角, 当 $\alpha_1 = 0$ 或 $\alpha_2 = 0$ 时从观测点只能观测到一个立面, 否则可以同时观测到两个立面. 在与图像信息进行融合时, 采用处理水平单元策略分别对可观测到的立面进行地貌统计, 而 $\alpha_1$ 和 $\alpha_2$ 两个参数作为权值, 用于计算垂直栅格的融合结果.

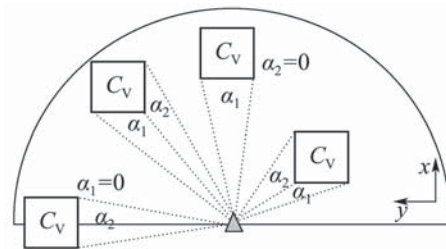


图6 垂直栅格与观测点的相对关系

Fig. 6 The different relationships from the observation point to the position of vertical grids

由于高程图反映的是环境地形特征, 融合地貌信息后, 使机器人可以从地形和地貌两个角度对环境模型进行全面的可通过性评估, 矫正由单一传感器所造成的漏判和误判现象, 提高机器人在室外作业安全性.

用于表述地形特征的高程地图中每个栅格存储的主要信息为环境高度信息, 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7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.

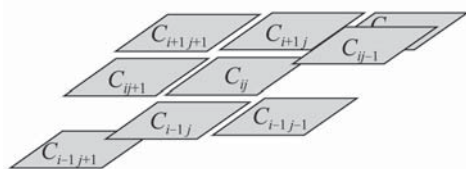


图 7 根据高度差对栅格分类

Fig. 7 Classification of grids based on heights

根据前面的融合结果, 高程图中的每个栅格除了对应的地形信息, 给每个栅格添加一个可通行权值  $1/e^{D_C}$ ,  $D_C$  为栅格中激光点的高度方差, 其值越大, 栅格的可通过权值越小, 针对不同的地貌特征, 给可通行权值添加一个惩罚因子  $\gamma$ , 使权值表达式变为  $\eta = \gamma/e^{D_C}$ , 其中  $\gamma$  值对应表 1. 为了便于运动规划算法处理, 当垂直栅格的  $\eta > 0.5/e^{\text{THR\_STR}}$  时, 说明该栅格已经满足移动机器人通过条件, 该垂直栅格被重判定为水平栅格.

表 1 地貌惩罚因子

Table 1 Penalty factor for topographical features

	沥青路	砖路	草地	泥路	树桩	石头	...
$\gamma$	1	0.9	0.7	0.5	0.1	0.1	...

#### 4 实验结果(Experiment results)

本文所使用的机器人平台为中科院沈阳自动化研究所自主研发的可变机构 6 轮自主机器人, 为其配备三维激光测距系统由 SICK 公司的 LMS291 激光传感器和 maxon 云台系统组成, 视觉传感器为 Point Grey 公司的 Flea2 摄像头, 此外该机器人平台还配有 GPS 导航系统及惯导系统, 如图 8 所示, 实验场地为图 5 中的室外场景. 场景理解实验分为静态和动态两个部分, 在实验开始阶段配有三维激光测距系统和视觉传感器的移动机器人静止在起始位置不动, 通过云台转动获取环境三维激光数据, 同时采集图片, 将构建的高程图与图像处理结果相融合, 作为机器人进行自主行为规划的初始地图. 其中, 激光扫描范围  $180^\circ$ , 角度分辨率  $0.5^\circ$ , 云台旋转角速度为  $9^\circ/\text{s}$ .

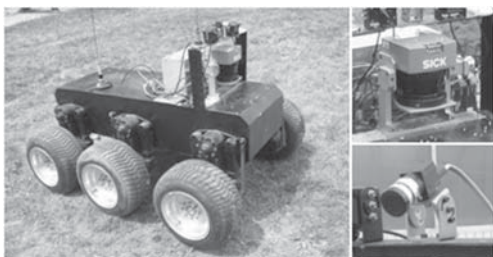


图 8 自主移动机器人

Fig. 8 Autonomous mobile robot

图 9 显示了静态情况下, 融合视觉信息后的高程图构建效果, 栅格大小为  $0.2\text{m}$ , 立方体表示垂直单

元, 正方形表示水平单元. 图 9 的中间部分的深色区域为图像处理所辨识出来的草地区域, 由于摄像头的观测范围小于激光测距系统的测量范围, 所以只有中间部分区域栅格融合了图像处理的地貌信息, 其它栅格的地貌信息初始化为未知.

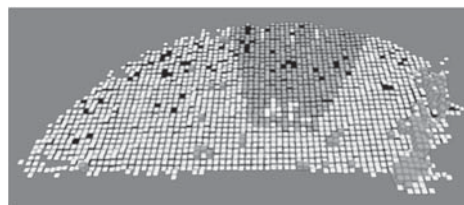


图 9 静止状态下的融合结果

Fig. 9 The result of fusion when the robot is stationary

在动态阶段, 机器人开始向前运动, 云台向下固定一定倾角, 以保证激光传感器可以扫描到机器人前方固定距离的地面, 通过惯导系统和机器人定位算法估算机器人移动距离, 当距离约为  $4\text{m}$  时采集图片进行图像处理, 将此过程中获取的激光数据转换到统一坐标系下, 构建高程图并融合图像信息. 为了验证图像信息对高程图中漏判和错判现象的纠正效果, 本文分两次构建动态地图, 第一次并不对高程图中的各个单元进行融合视觉信息的可行性评估, 图 10 中上图为没有经过评估的高程图, 机器人在草地上运动距离为  $23\text{m}$ , 由于机器人在草地运行时会发生颠簸, 会使激光数据在高度方向上产生“Z”字型突变.

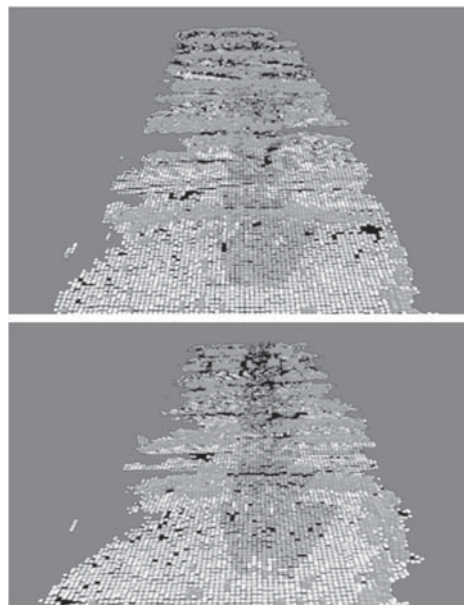


图 10 动态状态下融合结果

Fig. 10 The result of fusion when the robot is moving

图 11 显示了由于机器人颠簸所产生的激光数据突变现象. 激光数据的突变反映在高程图中, 就出现了图 10 中上图的横向条状垂直单元带, 很明显这些垂直单元带将直接影响机器人路径规划结果. 第二

次实验加入可行性评估,高程图构建结果如图10中下图所示,此次机器人在草地上运动距离为22 m,构建一个静态高程图,4个动态高程图,中间原来由于机器人颠簸产生的垂直单元带经过可行性评估之后,矫正为可行栅格,以确保机器人在进行运动规划时能找到可行路径,表2记录了各阶段图像处理以及高程图构建所用时间,静态扫描时激光点个数较多,构建高程图所用时间也相对较长,从表2可见这一方法可以满足机器人实时地图构建的需求。

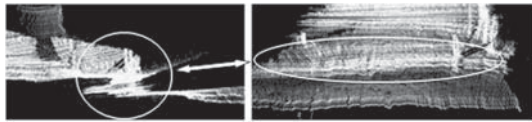


图 11 机器人颠簸对激光数据的影响

Fig. 11 The distortion of laser points when the robot jolted

表 2 图像处理以及高程图构建时间

Table 2 Time for image processing and elevation map building

	静态/ms	动态/ms			
		No.1	No.2	No.3	No.4
地图构建	0.56	0.31	0.28	0.35	0.32
图像处理	0.19	0.18	0.20	0.19	0.18

图12显示了针对图8中的自主机器人所研发的远程监控系统。左侧两个窗口实时提供机器人所处场景的地形和地貌特征,以及两种信息的融合结果。其中,左上为摄像头监视窗口,可以显示机器人前端环境;左下为数据融合显示窗口,显示与摄像头监视窗口相对应的数据融合结果。右侧窗口为辅助窗口,右上窗口为GPS定位显示窗口,右下为场景特征参数显示窗口。该监控系统已经成功应用于基于本文方法的机器人室外场景理解与自主运动规划实验。

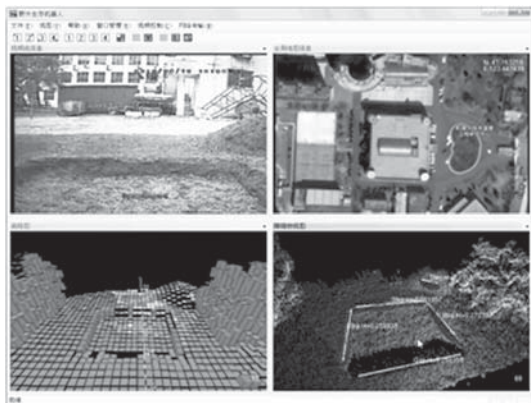


图 12 远程监控系统

Fig. 12 Long-range Monitor System

## 5 结论(Conclusion)

本文研究了基于三维激光测距系统和视觉传感

器的信息融合技术,提出一种实时室外场景理解方法。基于三维激光数据,用高程图的形式表示室外场景,并以高程图中的栅格作为载体,将从图像处理所获得的地貌信息与高程图描述的地形信息有效融合,由于对激光数据的处理和对图像的处理并行进行,可以提高算法运算速度,此外高程图可以简化环境信息,在高程图层面实现数据融合可以克服由于数据量大而导致的存储和运算问题。对融合后的环境模型从地形和地貌两个角度进行可通行性评述,以修正由单一距离传感器所产生的漏报和错报现象,从而提高机器人在室外场景进行实际操作的安全性。将提出的场景理解方法应用于实际自主移动机器人系统,针对室外场景进行场景理解实验,验证了所提方法的有效性和实用性。本文将在多传感器信息融合的基础上围绕室外场景中典型物体的分类与辨识展开进一步研究。

## 参考文献(References):

- [1] MICHAEL B, ROBERT Z. Continuous 3D scan-matching with a spinning 2D Laser[C] // *Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation*. New York: IEEE, 2009: 4312 – 4319.
- [2] DORIT B, JAN E, KAI L, et al. Globally consistent 3D mapping with scan matching[J]. *Journal of Robotics and Autonomous System*, 2008, 56(2): 130 – 142.
- [3] ANDREY S, MAARTEN UIJT D H. Three-dimensional navigation with scanning ladars: concept & initial verification[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2010, 46(1): 14 – 31.
- [4] GREGORY B, JACK C. Continuous motion, outdoor,  $2\frac{1}{2}$ D grid map generation using an inexpensive nodding 2-D laser range finder[C] // *Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation*. New York: IEEE, 2006: 4240 – 4245.
- [5] EE H L, DAVID S. Multi-scale conditional random fields for over-segmented irregular 3D point clouds classification[C] // *Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops*. New York: IEEE, 2008: 1 – 7.
- [6] DENIS K, NORMAN H, JIANWEI Z. Multi sensor fusion of camera and 3D laser range finder for object recognition[C] // *Proceedings of IEEE International Conference on Multisensor Fusion and Integration for Intelligent Systems*. New York: IEEE, 2010: 236 – 241.
- [7] YUNSU B, YOUNGBAE H, IN S K. Accurate motion estimation and high-precision 3D reconstruction by sensor fusion[C] // *Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation*. New York: IEEE, 2007: 4721 – 4726.
- [8] JI H J, KWANG H A, JUNG W K, et al. 3D environment reconstruction using modified color ICP algorithm by fusion of a camera and a 3D laser range finder[C] // *Proceedings of IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems*. New York: IEEE, 2009: 3082 – 3088.

## 作者简介:

闫 飞 (1981—),男,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;

庄 严 (1975—),男,副教授,主要研究方向包括机器人导航、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;

王 伟 (1955—),男,教授,研究方向包括预测控制、机器人学及智能控制等, E-mail: wangwei@dlut.edu.cn.