

006-定位-DELIGHT:An Efficient Descriptor for Global Localisation using LiDAR Intensities

序号：006

名称：DELIGHT:An Efficient Descriptor for Global Localisation using LiDAR Intensities

DELIGHT：使用LiDAR反射强度进行全局定位的高效描述符

作者：Konrad P Cop^{1,2}, Paulo V K Borges¹, and Renaud Dube²

文献类型：ICRA2018 会议

年份：2018

关键词：

整理日期：2019年5月10日

论文链接：[006-DELIGHT An Efficient Descriptor for Global Localisation using LiDAR Intensities.pdf](#)

主要解决问题

解决相机、GPS等传感器失效情况下机器人如何根据局部的点云地图及全局地图进行自身的定位，即机器人唤醒问题（wake-up）或启动问题（start-up）。
如何在没有先验信息的情况下估计机器人位置。

解决思路

作者提出了一种新方法，只使用LiDAR数据，并且可以在没有机器人运动信息的情况下执行。与其他方法相比，我们的系统利用到了激光反射强度信息（与仅使用距离信息相对），将其编码成LiDAR强度的描述符，作为一组直方图，名为DELIGHT。描述符编码周围强度的分布直方图，使用卡方检验进行比较。算法流程分为两个阶段，包括基于激光反射强度的先验估计和基于几何的验证。对于220k平方米的地图，该方法仅使用大约3s即可实现定位，成功率为97%，说明该方法在实际环境中的适用性。

主要贡献

- 提出了DELIGHT，一个基于激光雷达反射强度的全局定位描述符。
- 提出了一种基于DELIGHT描述符进行地点识别的方法。
- 提出了一种可靠且快速的仅使用激光雷达的全局定位解决方案，结合基于DELIGHT的识别和基于关键点的验证。
- 对提出的算法进行了详尽的验证，在真实世界的环境下解决机器人定位的“唤醒”问题。

核心知识点

1、DELIGHT描述子

- 强度的概念
激光雷达可以提供每个点的强度信息，即从一个表面反射后返回的强度。一旦传感器校准后，每一个强度值都对应着该表面独有的特征信息。
- 描述子架构

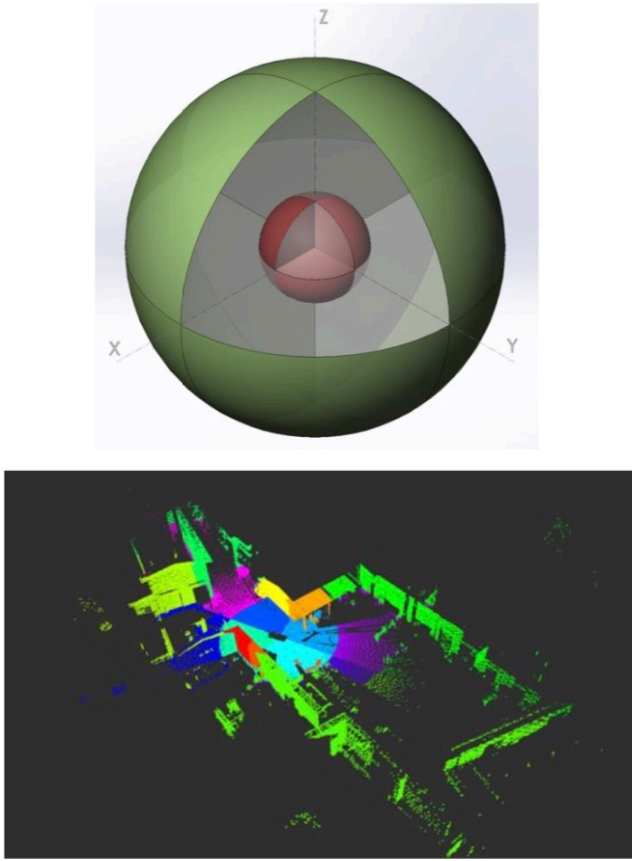


Fig. 3: The structure of the DELIGHT descriptor is shown in the top picture. The red colour depicts the inner sphere while the outer sphere is shown in green. Each sphere is divided in 8 bins which results in a total of 16 bins. The example of a point cloud division is shown in the bottom picture. In our system, DELIGHT is a global descriptor and for each cloud it contains an entire point cloud with the origin in the robot's position. The colours in the bottom picture correspond to the bins of the descriptor.

DELIGHT描述子由 m 个互不重叠的区域组成：以激光雷达为中心，定义半径分别为 r_1 和 r_2 的两个内外球体，接着将球体划分为上下两个部分，最后横向的每 90° 划分一个区域，故 $m=16$ 。落入每个区域的 n 个点的强度值被计算成直方图，直方图进行 b 等分，且计算复杂度为 $O(n \log b)$ 。

我们选取雷达坐标原点为关键点计算描述子， $r_1=R$ （雷达的范围）。本例中 $r_1=R=100m$ ， $r_2=15m$ 。

- 描述子对齐
 - 需要参考帧来判断点属于哪一个区域。
使用Tombari提出的主成分分析PCA（通过正交变换将一组可能的变量转换为一组线性不相关的变量，转换后的变量称为主成分）来建立参考帧，即基于对最近领域的方差矩阵和总体最小二乘估计的特征值进行的分解。
 - 计算每个区域的强度直方图，复杂度为 $O(b)$
- 匹配
 - 描述子A的第 i 个区域，与描述子B的第 i 个区域的相似度可以基于卡方测试定义为：（ $i=1,...,m$ ）

$$S_{AB}^i = \sum_{k=1}^b \frac{2 \cdot (A(k) - B(k))^2}{A(k) + B(k)} \quad (1)$$

其中， $A(k)$ 和 $B(k)$ 分别指A和B的直方图的第 k 个区域。AB描述子间的整体相似度 S_{AB} 通过计算所有 S_{AB}^i 的均值得到。

也可以使用其他例如欧氏距离来衡量相似度

- 由于激光雷达的采集密度以及某些对称的环境下，使用PCA来决定对齐方向有时会具有歧义。（在 x 、 z 轴确定的情况下， y 轴是唯一的。但是 x 、 z 总共有4种不同的组合情况，即 x 可为左右， z 可为上

下)

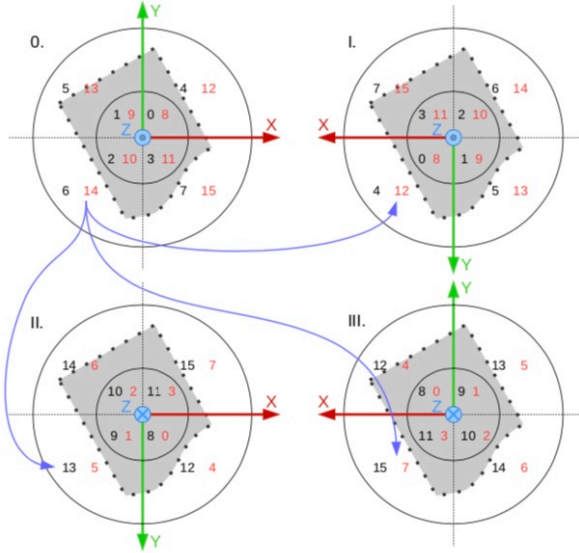


Fig. 4: Combination of bins depending on the direction of x and z . The point cloud is represented by a shaded area within the descriptor. In all cases the position and orientation of the point cloud remain unaltered but the directions of the axes change. It is important to compare bins that contain the same parts of the point cloud. Case 0 shows the original reference frame, where the digits correspond to the unique bin identifiers. Cases I., II. and III. show the reference frames and bin sequences in case of different axes orientations. Red numbers correspond to the unique identifiers of bins in the bottom hemisphere and black in the upper. During the similarity check the corresponding bins should be compared. An example is shown using the blue arrows. Bin 0.6 should be compared with 0.6, I.4, II.13 and III.15, while bin 0.14 with 0.14, I.12, II.5 and III.7.

分别计算A和四种情况下B之间的相似度，并取最小值（对应最大的相似度），唯一的改变是对应区域的标号：

$$S_{AB} = \min\{^1S_{AB}, ^2S_{AB}, ^3S_{AB}, ^4S_{AB}\}.$$

程序功能分块说明

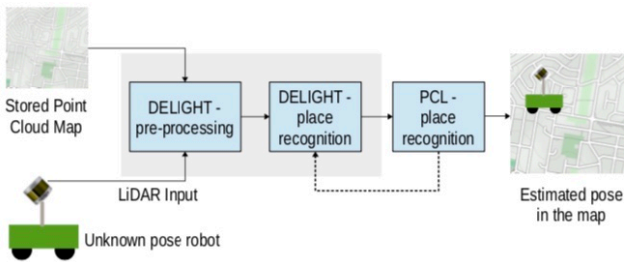


Fig. 2: Diagram illustrating the system structure, combining the global localisation (grey shaded area) with the local descriptors for the precise localisation (based on PCL). The grey shaded area also indicates the key contributions of this paper, based on DELIGHT.

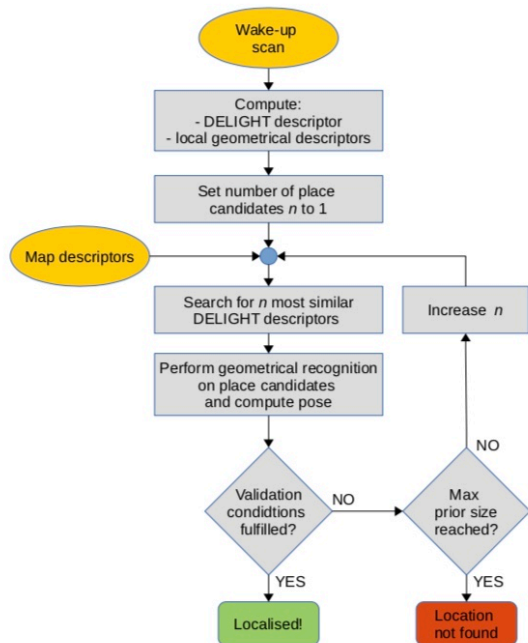


Fig. 5: High-level scheme of the localisation pipeline.

1、全局地图的预处理

这个步骤对于一个新生成的地图只需进行一次。

全局地图通过机器人预先进行SLAM得到。

根据SLAM轨迹每k米划分一个区域，每个区域内所有可见的点建立一个点云，并且区域的中心为点云的坐标原点。k的选取要尽可能使得划分的区域与先前所采集到的每一帧区域相似，本例中k=2m。

对每一个区域计算DELIGHT描述子（见上），并且计算局部、几何描述子（见下）。

2、生成局部帧（local scans）

本例中采用VLP-16，绕z轴旋转，且与垂直方向夹角45°。



Fig. 7: The John Deere Gator platform automated by the CSIRO. The LiDAR Velodyne sensor is mounted above the vehicle and is rotated by a motor at a 45° angle.

采用均匀采样的方法对点进行高分辨率的下采样。

3、基于几何的验证

- 得到两个点云之间的变换关系
 - 通过下采样得到点云的关键帧，然后对所有的关键帧计算SHOT描述子 (<https://www.cnblogs.com/BellaVita/p/10019409.html>)。
 - 找到点云间的对应关系correspondences，并利用几何一致性对云之间的对应关系进行滤波。

- 使用RANSAC来应用Absolute Orientation算法消除不连续的匹配。
- 使用ICP来优化变换，并将唤醒后的扫描与全局地图进行匹配（定位）
- 验证基于强度的定位的正确性

正确匹配需要满足以下两个条件：

- 局部描述子之间对应关系correspondences的数量大于阈值 T_1
- ICP计算得到的fitness score低于阈值 T_2

若不满足则对下一个候选区域进行匹配，候选区域的数量 n 有上限限制。

具体实验

机器人移动4km建图，提取了2055个区域，覆盖面积220000平方米。在101个位置保持机器人静止进行唤醒测试，故我们令直方图的划分数量 $b=256$ 。

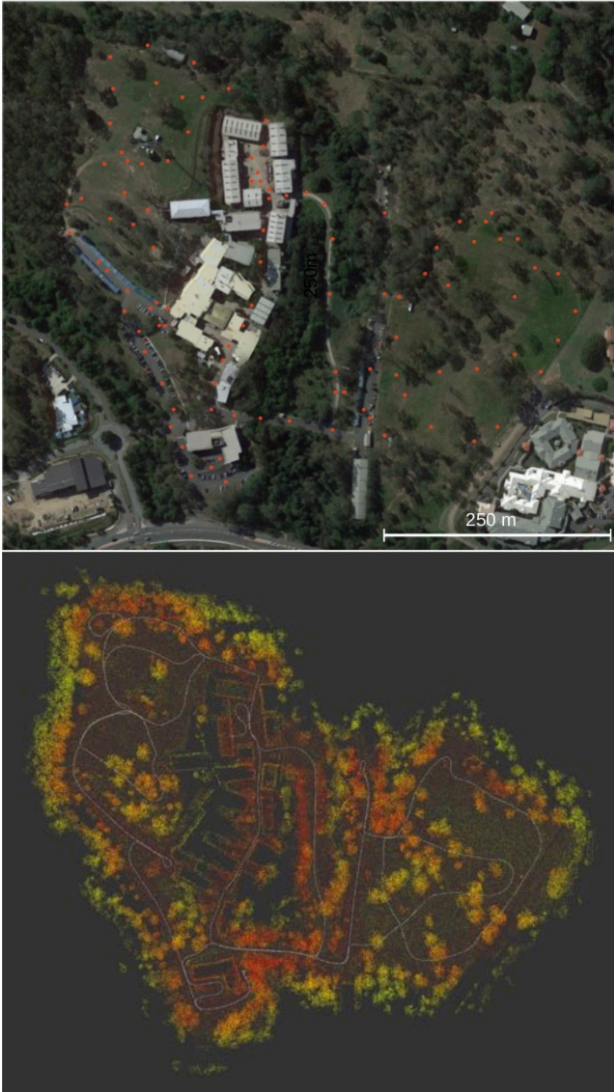
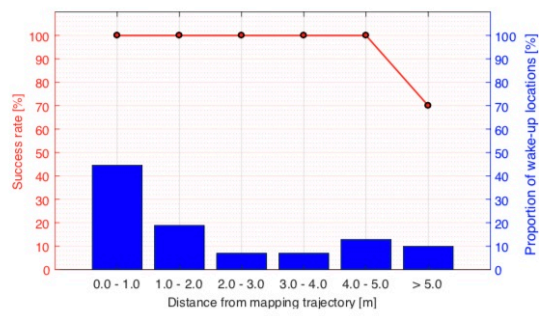
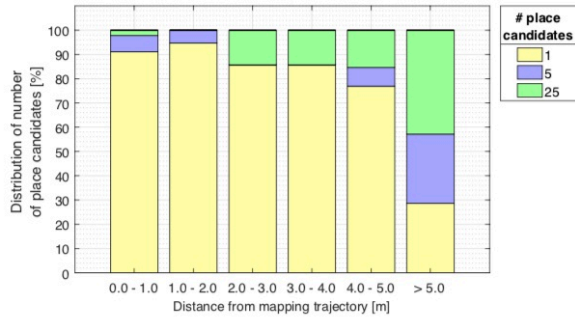


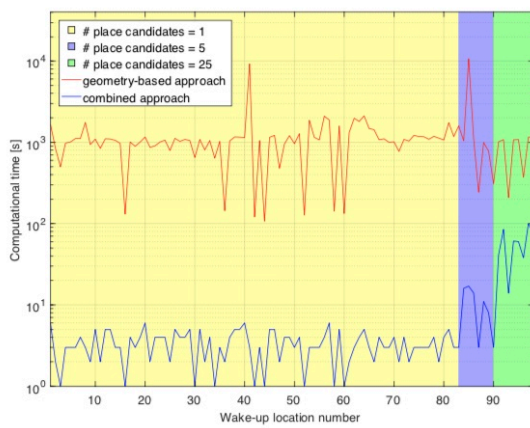
Fig. 8: Overview of the test environment. The top image shows the satellite picture with red dots indicating the wake-up locations in the tests. The bottom picture shows the corresponding point cloud with the mapping trajectory depicted in white.



(a) Success rate for different distances from trajectory depicted with the red curve. The blue bars show the proportion of wake-up locations at different distances from the mapping trajectory.



(b) Required number of place candidates to successfully localise at different distances from the mapping trajectory.



(c) Time reduction using the proposed system (combined approach) versus the geometry-based approach only. Note that the vertical axis is logarithmic.

Fig. 9: Success rate, statistics and computational timings resulting from 101 localisation attempts in a 220k square meters multi-characteristics environment.

总体成功率为97%，距离原始轨迹越远位置越难确定，本例中最远距离为15m。

存在的问题

改进的思路