

基于子图分割和自适应噪音方差的 2D 移动机器人定位方法

张 贺^{1,2} 刘国良² 李南君² 侯紫峰^{1,2}

(中国科学院计算技术研究所 北京 100080)¹ (联想研究院 北京 100085)²

摘 要 基于子图分割和自适应噪音方差的 2D 移动机器人定位方法,不仅能有效地检测闭环,而且能更精准地估计移动机器人的位姿。首先,子图分割能够有效提高移动机器人的定位效率,通过匹配局部子图也能提高闭环检测的准确性,减少测量噪音的影响。与之前工作不同的是,根据 2D 几何特征点的个数来分割子图,使得子图中有足够的特征点,进而提高闭环检测的准确性。其次,在利用 unscented 卡尔曼滤波(UKF)模型时,使用自适应的噪音方差来估计移动机器人运动路径,使得每次 UKF 的预测方差与移动机器人当前环境有关,当检测到闭环时,通过 UKF 融合闭环定位信息,可以更准确地估计机器人位姿。在实验中,首先使用两组经典的移动机器人地图数据来比较基于特征点分割子图的方法与基于帧数分割子图的方法在闭环检测时的准确性;然后使用真实的移动智能车在室内环境进行实验,证明了自适应方差比常量方差有更高的定位精度。

关键词 2D 移动机器人,子图分割,自适应方差,闭环检测,自主定位

中图分类号 TP242.6 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2014.10.005

Submap and Adaptive Covariance Based Method for 2D Localization

ZHANG He^{1,2} LIU Guo-liang² LI Nan-jun² HOU Zi-feng^{1,2}

(Institute of Computing Technology, Chinese Academy of Science, Beijing 100080, China)¹

(Lenovo Corporate Research and Development, Beijing 100085, China)²

Abstract Submap and adaptive covariance based 2D SLAM solution can not only achieve efficient loop-closure detection but also accurate localization. Firstly, the loop-closure is detected by efficiently matching 2D geometric features between local submaps. Unlike the previous methods which often use the number of the measure frames as the criteria of the division, we employed the number of features as the main criteria. To achieve accurate localization, we proposed an adaptive Kalman filter to estimate the final pose. Moreover, the prediction and observation covariance are adaptive and estimated by the scan-matching algorithm. Finally, if a loop-closure is detected, the optimized transformation and covariance from the backend can be fused directly in the Kalman filter. In the first experiment, the comparison between the two kinds of submap division mechanism verifies the validity of the proposed method. The second experiment shows that the proposed method can accurately localize the robot only using a single lidar.

Keywords 2D mobile robot, Submap division, Adaptive covariance, Loop closure detection, Localization

1 引言

机器人定位技术是移动机器人能够进行自主控制的核心技术,并且是机器人提供运输、救援和探测等服务的前提。其中,机器人位姿估计与路径闭环检测是两个非常重要的环节。目前的方法主要通过假设运动误差和测量噪音为高斯分布,来建立卡尔曼滤波模型,对机器人运动位姿进行估计。然后,提取出测量数据中的特征点或者人为的特征地标(二维码、色标等),通过特征匹配来检测闭环。当检测到闭环时,通过卡尔曼模型融合闭环观测信息,更新当前机器人位姿。但是,在不同的环境中,机器人观测的噪音误差是不同的,在卡尔曼滤波中使用不变的常量方差会降低移动机器人对位姿估计的精

度。另外,当机器人测量数据中的特征点数较少或者特征点区分度不高时,闭环检测的失败率比较高,对卡尔曼模型反馈了很多错误的位姿信息,这会极大程度地降低移动机器人的定位精度。为此,本文提出了基于特征点分布的子图分割与自适应方差的 2D 移动机器人定位方法,一方面可以极大地提高闭环检测的精度,另一方面,可以更精确地利用卡尔曼模型估计机器人位姿。因此,本文主要的贡献在于解决如下两个问题:

1) 子图分割问题:子图分割是经典的移动机器人定位研究方法^[2,3,5,12]。首先,通过把机器人计算空间放在局部子图中,保证移动机器人定位功能的高效性;其次,通过合并子图中的测量信息,降低数据冗余;最后,通过匹配子图中的测量

到稿日期:2013-03-20 返修日期:2013-08-15

张 贺(1987-),男,博士生,主要研究方向为移动机器人同时定位与地图构建,E-mail: fuyinzhang@163.com;刘国良(1983-),男,博士,主要研究方向为基于滤波器的机器人自主定位方法;李南君(1972-),男,博士后,主要研究方向为计算机网络技术;侯紫峰(1961-),男,研究员,主要研究方向为计算机系统结构、软件工程与数字信号处理。

信息而不是单帧数据信息,极大地降低噪音的影响,增加闭环检测的准确性。在本文中,不像之前使用固定帧数来分割子图,我们使用提取的 2D 几何特征点^[10]的个数来分割子图,这样保证了每个子图都有足够多的特征点,进而有效地检测闭环。

2) 噪音方差估计问题: 先前的机器人定位方法将卡尔曼模型中的运动噪音假设为常量方差的高斯噪音。而当在不同环境中该噪音变化剧烈时,卡尔曼模型很难得到精准的位姿估计。本文根据对机器人在不同环境下的测量信息,估计出自适应的噪音方差,然后通过 Unscented 卡尔曼滤波(UKF)^[11]对机器人位姿进行估计。通过实验证明,使用自适应噪音方差可以更精确地融合定位信息。

本文接下来介绍了相关的研究工作;然后阐述了基于子图分割的机器人定位系统架构;紧接着介绍了基于自适应方差的 UKF 工作原理;通过实验,证明了本文提出的方法的优越性;最后进行了总结。

2 相关工作

基于 Extended 卡尔曼滤波(EKF)的 2D 移动机器人的定位方法^[14]要求机器人所在的环境有特定的几何形状,不适用于更一般的环境。Nieto 等人^[15]融合了原始的 2D 激光观测模型和 EKF,扩展了基于 EKF 定位方法的适用范围。但是 EKF 中假定预测值满足高斯分布,因此当预测值不满足高斯分布时,EKF 的精度将会下降。R. Van Der Merwe 和 E. A. Wan^[11]提出的 UKF,不仅可以在非高斯分布情况下更鲁棒地预测出目标状态,而且不需要近似计算预测方程的雅各比矩阵,因此,基于 UKF 的定位方法在非高斯噪音下更加精准^[16]。

基于粒子滤波的方法^[17,18]在位姿估计比较发散的时候,需要大量的粒子才能估计出准确的机器人位姿,此时效率较低。在文献^[17]中,需要人为预先定义的特征,不适用于一般环境。A. Eliazar 和 R. Parr^[18]通过比较 2D 网格图与当前激光器观测数据的一致性来计算每个粒子的权重。而 Olson^[19]则通过比较原始激光器数据的关联性来给粒子赋权值。这些方法只有当机器人位姿估计的误差在一定范围内,才比较准确。但如果当前机器人位姿估计方差较大而发生闭环,那么机器人位姿预测值与真实值相差较大,很难得到正确的数据关联关系,继而可能无法正确检测闭环,定位误差随之不断加大。

因此,基于 2D 数据的特征信息比如拐角^[20]、直线^[21]和曲线^[22]等被用来计算 2D 数据相关性,其它还有计算 2D 数据中尺度不变性的特征点^[10,23]都是用来更准确地进行场景识别,进而实现闭环检测。但是单一帧中的 2D 特征点不足以更准确地表示一个场景信息,或者说一个局部地图,因此类似文献^[13],使用一个局部子图中的特征而不是单一帧的特征可以更准确地计算观测数据之间的相关性,从而提高闭环检测的准确性。

本文提出的方法属于层次类机器人同时定位与构图(SLAM)方法^[2,3,5,12],先前的方法主要聚焦在解决大尺度 SLAM 问题上,而本方法的目的主要是提高闭环检测的精确性,因此,我们主要依据 2D 特征点的个数来分割子图。不仅

如此,我们还进一步对子图中的特征点进行滤波处理,删除噪音特征点,均值处理相同的特征点,进而提高子图中特征点的精度。另外,虽然不是本文的聚焦点,但是我们的方法同样具备处理大尺度 SLAM 问题的能力。

Howard 等人^[4]通过匹配子图中的人为灯标(beacon)实现全局定位,而我们从激光器(SICK-LMS 151)扫描得到的 2D 点帧中提取几何特征点^[10]来进行匹配,因此不需要借助人为的虚拟特征来辅助定位。Zlot 和 Bosse^[13]也使用子图特征匹配来实现闭环检测,在他们的实验中,2D 特征点是近似均匀分布的,所以基于固定帧数的子图分割方法可以有效地检测闭环。而当特征点非均匀分布时,该方法可能因子图中含有较少的特征点而误匹配。通过实验证明,当特征点分布不均匀时,我们的方法更加鲁棒。

另外,我们不依靠任何码盘信息,而是通过匹配相邻激光器观测数据^[7]来预测机器人的当前位姿,而该方法的误差是随着环境的不同而变化的^[6],因此观测误差不满足高斯分布,我们使用 UKF 来预测机器人运动。随着机器人不断运动,位姿估计的方差也不断发散,因此粒子滤波的方法将会使效率不断降低,而通过匹配 2D 特征点可以有效地检测闭环信息。检测到闭环,进一步估计匹配特征点的误差矩阵,然后把该误差矩阵作为测量的噪音方差,通过 UKF 测量模型来更新机器人的最终位姿,但这会降低当前机器人位姿的估计方差。

3 层次化 2D SLAM 框架

由图 1 可见,本文提出的系统框架主要包含两个不同的部分:前端和后端。前端主要是利用 UKF 模型预测机器人当前位姿,同时融合后端发送过来的闭环信息。后端主要是把当前局部子图的信息进行融合,然后将融合后的子图与之前的子图进行匹配来检测闭环。在本系统中,由于只是聚焦了机器人定位问题,我们没有使用任何全局优化技术^[9]。

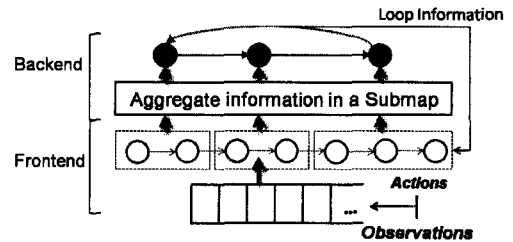


图 1 层次化 2D SLAM 框架

每一次循环,前端通过迭代匹配 2D 激光扫描点(PLICP)^[7]预测机器人当前位姿,然后把位姿信息与激光器数据发送给后端来构建局部子图,后端把每一个局部子图视为一个结点,该结点代表了一个局部坐标系,而结点之间的边代表了不同坐标系间的转换关系。从图 1 中可见,后端系统中实心黑色结点之间相邻的边反映了机器人连续的路径拓扑关系,而非相邻的边则反映了机器人路径发生闭环,包含了闭环的约束信息。当后端检测到闭环时,相应的坐标转换关系与点对匹配方差将会发送给前端,通过 UKF 对机器人当前位姿进行更新。关于前端和后端过程的细节将在下面的部分分别进行阐释。

4 前端 UKF 模型

在前端,我们使用 UKF 预测模型连续预测机器人位姿,当有后端闭环信息时,我们使用 UKF 测量模型来更新机器人位姿。

方程(1)是 UKF 预测模型中机器人位姿的方差估计公式,其中, P_k^- 是 k 时刻机器人位姿方差, $W_i^{(e)}$ 是第 i 个西格玛的权重, $X_{i,k|k-1}^*$ 是从 $k-1$ 时刻到 k 时刻第 i 个西格玛点的预测位姿, \hat{x}_k^- 是 k 时刻机器人位姿的预测期望值, R^V 是位姿预测模型的噪声方差。我们使用最近迭代点对的方法 (PLICP)^[7] 来估计机器人位姿,同时计算出相应的点对误差矩阵^[6]来替代公式中的 R^V ,因此当机器人处于噪音比较大的环境中时,匹配点对的误差将会加大,反之,则会变小,从而使得 UKF 更精确地估计移动机器人的运动状态。

$$P_k^- = \sum_{i=0}^{2L} W_i^{(e)} [X_{i,k|k-1}^* - \hat{x}_k^-][X_{i,k|k-1}^* - \hat{x}_k^-]^T + R^V \quad (1)$$

方程(2)是 UKF 测量模型中机器人的测量方差计算公式,其中, $P_{y_t y_t}$ 是测量方差, $W_i^{(e)}$ 是第 i 个西格玛点的权重, $y_{i,t|t-1}$ 是第 i 个西格玛点的测量值, \hat{y}_t^- 是 t 时刻机器人测量期望, R 是观测方差。同样,在后端进行子图匹配时,我们利用匹配子图中 2D 点对的误差矩阵 $Q^{[1]}$ 来替代 R ,进而更精确地利用 UKF 测量模型更新机器人当前位姿。关于 UKF 更全面的细节,请参考文献[11]。

$$P_{y_t y_t} = \sum_{i=0}^{2L} W_i^{(e)} [y_{i,t|t-1} - \hat{y}_t^-][y_{i,t|t-1} - \hat{y}_t^-]^T + R \quad (2)$$

5 后端子图分割与闭环检测

后端从前端接收到机器人位姿与激光器扫描数据,然后加入到当前局部子图中,当子图中的 2D 几何特征点的个数达到一定数值时,把局部子图中的数据信息进行合并和过滤,再与之前的子图进行匹配来检测闭环。

5.1 子图分割

2D 几何特征点^[10]具有良好的可检测性和尺度不变性,因此,以特征点数作为分割子图的依据,可以有效地提高闭环检测的准确度。另外,这里的特征点指的是不同的 2D 特征点,而相同的两个特征点指的是它们的坐标值 L 和描述符值 D 满足下面的关系:

$$L_i - L_j < \xi_{dis} \cap D_i - D_j < \xi_{des} \quad (3)$$

ξ_{dis} 和 ξ_{des} 分别是特征点之间坐标值和描述符值的欧氏距离阈值。尽管子图的大小不会一样,但是它们都包含足够多的 2D 特征值,从而减少了子图之间的错误匹配。

当子图包含了足够多的不同的特征值时,后端对局部子图进行合并和过滤。将那些观测次数少于一定阈值(实验中为 2)的特征值删除。然后对于那些多次观测到的满足方程(3)的特征值 k ,利用下面的公式来更新其坐标值。

$$L_k = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n L_i^k \quad (4)$$

更详细的结点规约过程请参考我们先前的工作^[12]。

5.2 闭环检测

当得到新的局部子图结点 j 时,后端会把结点 j 与之前的结点 $i \in \{1, 2, \dots, j-2\}$ 依次进行匹配。而相邻的结点 $j-1$ 与 j 的拓扑关系是移动机器人连续路径的关系映射,正如图 1 中 Frontend 模块中相邻空心圆圈箭头所示,所以不进行闭

环检测。

在匹配子图结点时,首先利用 RANSAC^[8]的方法来匹配子图中的特征点,如果匹配成功,就认为检测到闭环,并且得到位姿转换关系 T_{mi} 。然后把 T_{mi} 作为初始位姿估计,再利用最近迭代点对的方法^[1]对子图中包含的 2D 激光扫描点进行匹配,得到最终的位姿转换关系 T_{loop} 与相应的点对误差矩阵 Q ,然后将 $\{T_{loop}, Q\}$ 发送到前端,利用 UKF 观测模型更新机器人位姿。反之,如果 RANSAC 匹配失败,则认为该子图之间没有闭环关系。

6 实验分析

我们进行了 3 个实验来评估本文所提出的方法。在第一个实验中,我们使用了两个经典的 2D-SLAM 地图数据 intel-lab 和 fr079 来显示本文基于 2D 特征数的子图分割方法的优越性。然后,我们使用实际的移动智能车完成实验二和实验三。我们不使用任何码盘信息,仅仅使用单一的 SICK-LMS151 激光雷达传感器实现了精确的 2D 移动机器人室内定位,从而进一步证明了本文方法的有效性和鲁棒性。

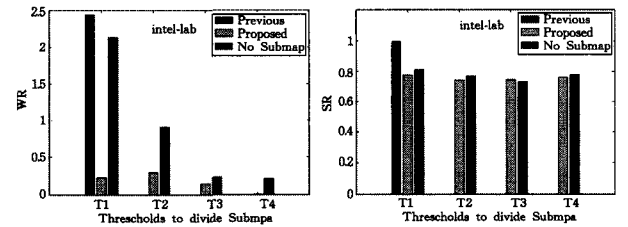
6.1 实验一

首先,对于给定的地图,我们用 3 种方法来建立子图库:每一帧激光数据分割一个子图、每 N 帧激光数据分割一个子图、每 M 个 2D 特征分割一个子图。我们随机地从机器人路径中选择一个位姿 P_g ,然后分别按照上面 3 种方法建立子图 j ,用子图 j 与相应子图库中的所有子图进行匹配,如果匹配成功,得到对当前位姿的估计 P_q ,如果 P_g 与 P_q 的距离小于一定阈值(实验中为 1.5m),则认为该匹配是正确的,否则,该匹配属于误匹配。通过比较这 3 种方法的成功匹配的概率(记作 SR)和误匹配的比率(记作 WR)来评估其性能。

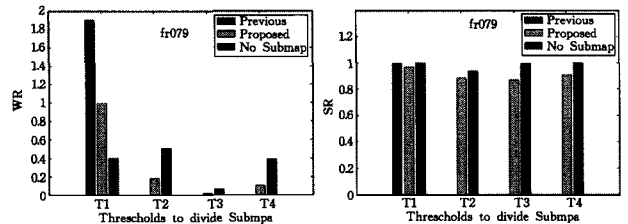
$$SR = \frac{RM}{M} \quad (5)$$

$$WR = \frac{WM}{RM} \quad (6)$$

其中, M 为总的随机实验的次数, RM 为正确匹配的次数, WM 为错误匹配的次数。



(a)使用 intel-lab 的 WR,SR 比较结果



(b)使用 fr079 的 WR,SR 比较结果

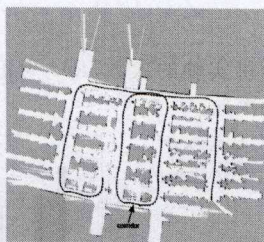
图 2 3 种子图分割方法的性能比较

如图 2 所示,最左侧条带表示了第一种分割方法的结果,浅色条带代表了使用第二种分割方法时参数 $\{T_1, T_2, T_3, T_4\}$ 分别为 N 为 $\{2, 4, 6, 8\}$ 时的结果,而最右侧深色条带是本文

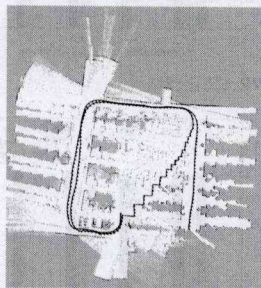
提出的分割方式参数 $\{T_1, T_2, T_3, T_4\}$ 分别为 M 为 $\{20, 30, 40, 50\}$ 时的结果。很显然,方法1的SR始终为1,但是WR却非常高,说明单一帧匹配产生很高的误匹配率。方法2和方法3都能随着子图信息的增加而降低WR,而方法3明显要优于方法2。但是方法3的SR略低于方法2。为了更精确地估计机器人位姿,适当减少SR而大幅度减少WR将使得2D移动机器人定位方法的鲁棒性大幅提高。图2(b)中在 T_4 时的WR高于 T_3 ,这主要是因为fr079是在一个大厅环境中多次循环扫描得到的结果,因此,当子图尺寸较大时,子图之间含有的相似特征会明显增多,使得误匹配率提高。

6.2 实验二

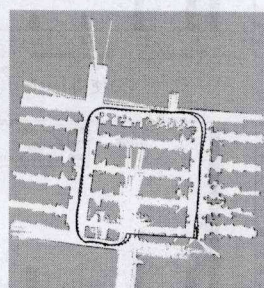
实验二中,我们控制移动小车绕着工作区(14m宽,19m长)外圈运行两个闭环。由于有一段走廊区间,在该区间中,移动小车对自己的位姿估计方差非常大,因此,使用常量方差时,即使检测到闭环信息,也使UKF测量模型无法正确估计出当前移动小车的位姿。图3中白色区域中的黑色线段代表移动小车的运动轨迹,而上面的黑点代表小车不同时刻的位置。如图3所示,(a)为没有使用任何闭环检测,仅依靠最近迭代点对的位姿估计方法,得到的结果没有闭环,误差会不断发散,尤其在走廊区域位姿偏差非常大。(b)为使用常量方差和闭环检测的方法得到的结果,可见,当移动小车经过走廊时,常量方差使得对机器人位姿的估计置信度过高,当检测到闭环时,通过UKF更新得到的位姿与实际小车的位姿偏差非常大,需要多次的闭环校正才能得到正确的结果,这也是(b)中锯齿状路径的原因。(c)为本文提出的方法得到的结果。很明显,使用自适应噪声方差,可以根据不同的环境信息来更准确地估计出移动机器人的位姿。当移动机器人经过走廊时,UKF预测模块会快速增大对机器人位姿方差的估计,当检测到闭环时,可以通过UKF测量模块更准确地更新机器人当前位姿。



(a) 只使用 PLICP 的结果



(b) 使用常量方差和闭环检测



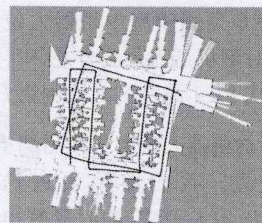
(c) 本文的方法

图3

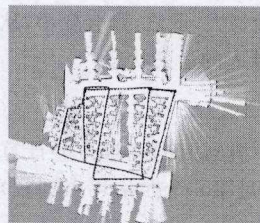
6.3 实验三

实验三中,我们控制移动小车绕着工作区内圈运行一个S型闭环。图4(a)依然是发散的误差结果。(b)为使用常量方差和闭环检测的方法得到的结果。(c)为本文提出的方法

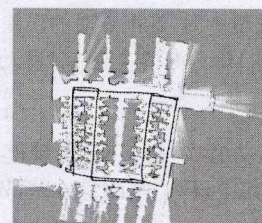
得到的结果。(b)和(c)差异的原因在于,(b)中使用常量的方差,对于2D位姿中 $\{x, y, \theta\}$ 3个分量的误差假设是不变的,而实际上3者是根据不同的环境动态变化的,(c)中就是更进一步计算出点对匹配的误差矩阵来动态估计位姿方差,因而通过UKF测量更新能够得到更准确的位姿结果。



(a) 只使用 PLICP 的结果



(b) 使用常量方差和闭环检测



(c) 本文的方法

图4

结束语 本文提出了一种基于子图分割和自适应方差的2D移动机器人定位方法,该方法可以增强闭环检测的准确性,并且利用UKF更精确地对机器人位姿进行估计。经过实验发现,以2D几何特征数为分割依据,可以极大降低闭环检测时误匹配率。另外,本方法可以使得2D移动机器人在经过走廊这样的环境时,更准确地反映出当前位姿估计的实际方差,通过UKF测量模型在检测到闭环时正确地估计出机器人位姿。

参考文献

- [1] Bengtsson O, Baerveldt A J. Robot localization based on scan-matching:estimating the covariance matrix for the icd algorithm [J]. Robotics and Autonomous Systems, 2003, 44(1): 29-40
- [2] Blanco J L, Fern'andez-Madrigal J A, Gonzalez J. A new approach for large-scale localization and mapping: Hybrid metric-topological slam[C]// 2007 IEEE International Conference on Robotics and Automation. IEEE, 2007: 2061-2067
- [3] Bosse M, Zlot R. Map matching and data association for large-scale two-dimensional laserscan-based slam[J]. The International Journal of Robotics Research, 2008, 27(6): 667-691
- [4] Howard A, Mataric M J, Sukhatme G. Relaxation on a mesh: a formalism for generalized localization[C]// 2001 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. IEEE, 2001, 2: 1055-1060
- [5] Bosse M C. Atlas: a framework for large scale automated mapping and localization[D]. Massachusetts Institute of Technology, 2004
- [6] Censi A. An accurate closed-form estimate of icp's covariance [C]// 2007 IEEE International Conference on Robotics and Automation. IEEE, 2007: 3167-3172
- [7] Censi A. An icp variant using a point-to-line metric[C]// ICRA 2008. IEEE International Conference on Robotics and Automation. IEEE, 2008: 19-25

(下转第30页)

在下一步的工作当中,我们将寻求从系统源头提高后台采集数据的准确率的方法,真正做到在获取较高的数据准确率的同时提供较好的用户使用体验。

参 考 文 献

- [1] Lu H, Yang J, Liu Z, et al. The Jigsaw continuous sensing engine for mobilephone applications[C]//Proceedings of the 8th ACM Conference on Embedded Networked Sensor Systems. ACM New York, 2010; 71-84
- [2] Hattori, Technol Y I O, Kitakyushu, et al. A Large Scale Gathering System for Activity Data with Mobile[C]//Proceedings of the 15th Annual International Symposium on Wearable Computers. 2011; 97-100
- [3] Rachuri K, Musolesi M, Mascolo C. Energy-Accuracy Trade-offs in Querying Sensor Data for Continuous Sensing Mobile Systems[C]//Proc. of Mobile Context-Awareness Workshop. 2010
- [4] Zheng Yu, Liu Li-ke, Wang Long-hao, et al. Learning transportation mode from raw gps data for geographic applications on the Web[C]//Proceedings of the 17th international conference on World Wide Web. ACM New York, 2008; 247-256
- [5] Li Quan-nan, Yu Zheng-chen, Xie Xing. Mining user similarity based on location history[C]//Proceedings of the 16th ACM SIGSPATIAL international conference on Advances in Geographic Information Systems. ACM New York, 2008
- [6] Miluzzo E, Lane N, Fodor K, et al. Campbell. Sensing meets mobile social networks; The design, implementation and evaluation of the CenceMe application[C]//Proceedings of the 6th ACM Conference on Embedded Network Sensor Systems. ACM New York, 2008; 337-350
- [7] Ouchi K, Doi M. Living activity recognition using off-the-shelf sensors on mobile phones[J]. *annals of telecommunications*, 2012, 67(7-8); 387-395
- [8] Bao L, Intille S S. Activity recognition from user annotated acceleration data[C]//Proceedings of the 2nd International Conference on Pervasive Computing. 2004; 1-17
- [9] Lane N D, Xu Y, Lu H, et al. Enabling large-scale human activity inference on smartphones using community similarity networks (csn)[C]//Proceedings of the 13th International Conference on Ubiquitous Computing. ACM New York, 2011; 355-364
- [10] Liao L, Patterson D J, Fox D, et al. Learning and Inferring Transportation Routines[C]//Proceedings of the National Conference on Artificial Intelligence. 2007; 311-331
- [11] Patterson D J, Liao L, Fox A D. Inferring High-Level Behavior from Low-Level Sensors[C]//Proceedings of the 13th International Conference on Ubiquitous Computing. 2003; 73-89
- [12] Tukey J W, Cooley J W. An Algorithm for the Machine Calculation of Complex Fourier Series[J]. *Mathematics of Computation*, 1965, 19(90); 297-301
- [13] (上接第 26 页)
- [8] Schnabel R, Wahl R, Klein R. Efficient RANSAC for Point-Cloud Shape Detection[J]. *Computer Graphics Forum*, 2007, 26(2); 214-226
- [9] Kummerle R, Grisetti G, Strasdat H, et al. g2o: A general framework for graph optimization[C]//2011 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). IEEE, 2011; 3607-3613
- [10] Tipaldi G D, Arras K O. Flirt-interest regions for 2d range data [C]//2010 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). IEEE, 2010; 3616-3622
- [11] Van Der Merwe R, Wan E A. The square-root unscented kalman filter for state and parameter-estimation[C]//2001 IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, 2001(ICASSP'01). IEEE, 2001, 6; 3461-3464
- [12] Zhang H, Hou Z, Li N, et al. A graph-based hierarchical slam framework for large-scale mapping[J]. *Intelligent Robotics and Applications*, 2012, 7507; 439-448
- [13] Zlot R, Bosse M. Place recognition using keypoint similarities in 2D lidar maps[C]//Experimental Robotics. Springer Berlin Heidelberg, 2009; 363-372
- [14] Guivant J, Nebot E. Optimization of the simultaneous localization and map building algorithm for real time implementation [J]. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, 2001, 17(3); 242-257
- [15] Nieto, Juan, Bailey T, et al. Scan-slam: Combining ekf-slam and scan correlation[C]//Field and service robotics. Springer Berlin Heidelberg, 2006; 167-178
- [16] Martinez-Cantin R, Castellanos J A. Unscented slam for large-scale outdoor environments[C]//IEEE/RSJ Intl. Conf. on Intelligent Robots and Systems. 2005; 328-333
- [17] Montemerlo M, Thrun S. Simultaneous localization and mapping with unknown data association using FastSLAM[C]//the Proceedings of the 2003 IEEE International Conference on Robotics & Automation (ICRA'03). IEEE, 2003; 1985-1991
- [18] Eliazar A, Parr R. Dp-slam: Fast, robust simultaneous localization and mapping without predetermined landmarks[C]//International Joint Conference on Artificial Intelligence. Lawrence Erlbaum Associates LTD, 2003, 18; 1135-1142
- [19] Olson E B. Real-time correlative scan matching[C]//IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA'09). IEEE, 2009; 4387-4393
- [20] Olson E B. Robust and efficient robotic mapping[D]. Massachusetts Institute of Technology, Department of Electrical Engineering and Computer Science, 2008
- [21] Borges G A, Aldon M J. Line extraction in 2d range images for mobile robotics[J]. *Journal of Intelligent & Robotic Systems*, 2004, 40(3); 267-297
- [22] Nunez P, Vazquez-Martin R, del Toro J C, et al. Feature extraction from laser scan data based on curvature estimation for mobile robotics[C]//Proceedings 2006 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA 2006). IEEE, 2006; 1167-1172
- [23] Li Y, Olson E B. Extracting general-purpose features from lidar data[C]//2010 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). IEEE, 2010; 1388-1393