为城市自动驾驶 提出的一种基于分段的精确鲁棒的激光雷达定位系统

摘要：实时高精度的位置信息对许多无人驾驶模块来说是至关重要的。当前，常见的是昂贵的整合RTK和IMU的导航系统，但是其京都不能够满足需求，甚至在某些场景中会失效。为了降低成本并且提高定位精度和稳定性，我们提出了一种精确、鲁棒的基于分段的激光雷达定位系统，并辅以微机电系统IMU，该系统是为了高级自动驾驶而设计的。首先，我们使用一系列高效的、低层次语义的、基于分段的多类特征提取算法从当前帧中提取特征，包括地面、马路牙子、边缘以及平面。然后，通过先验信息的来思考类别匹配算法和多组步L-M最优化算法，我们使用激光雷达测距模块匹配两个相邻帧，并且使用激光雷达定位模块匹配当前帧和动态加载的预构建的特征点云地图，该模块基于被提取的特征来精确估计姿态，即六个自由度 6DoF。最后，融合激光雷达定位结果和微机电系统IMU数据,通过一个state-error kalman filter（ESKF）产成更加光滑、更加精确的定位信息，频率可以高达200hz。这里所提出的定位系统精度能够达到3～5cm的位置和0.05～0.1度方向均方差的误差，这种精度要比以往最优秀的系统都要好。已经通过超过1000公里的定位测试数据证明了这种定位系统的鲁棒性和适应性，该数据包括了各种具有挑战性的场景，包括拥挤的城市道路，狭窄的隧道，结构不规则的高速公路，和类雨天一样严酷的天气。

关键词：激光雷达定位系统；无人驾驶汽车；基于分段的特征提取；类别匹配；多组步L-M最优化；地图管理

1. 介绍

定位是无人驾驶汽车领域最基础的最核心的技术之一。定位中的许多模块需要用到精确、实时的定位服务，包括行为决策，运动规划，以及反馈控制。目前，无人驾驶汽车领域一般使用的是昂贵的GNSS和IMU集成导航系统。这两个互补的系统解决了GNSS频率过低和IMU集成漂移（Integration drift）的缺点。并且这个集成导航系统单点位置技术的精度过低，大约有5～10m的误差，这种误差是无法满足无人驾驶的需求的。基于实时载波相位差分GNSS技术能够消除卫星轨道和块错误，对流层和电离层的延迟，以达到厘米级别的定位精度，比如RTK技术（实时运动技术）。

然而，差分信号不能在任何地方都能接受到，而且其精度随着距离基站的距离增加而降低。而且GNSS位置信息容易跳跃，原因是在城市低谷区域、在大面积平坦区域的多路效应、平滑的地面或者水景这些环境中信号会被阻挡。另外，昂贵的GNSS接收器和IMU模组配合实时差分服务，这种定位方案的代价会非常高。考虑到以上因素，在大规模自动驾驶技术应用之前，有必要设计一种更加精确、稳定、便宜的定位系统。

雷达能够通过多个旋转激光束获取到周围场景的3D点云。我们能够通过匹配实时帧和预创建的地图（先验地图），来获取全局坐标系中的精确位姿，即6DoF，该位姿可以作为INS（组合导航系统）中比RTK更好的输入，这种获取位姿的方法能够在几乎所有场景下稳定工作。因此，在基于雷达的定位系统中如何获取更加精确的、高效的匹配是相当重要的。

这里，我们提出一种精确的、鲁棒的基于分段的雷达定位系统，辅以微机电系统IMU。这篇文章的贡献总结为以下几点：

1. 一种新颖高效的基于低级语义分割的特征提取算法，用来从实时帧中提取多个类别的稳定的特征，包括地面，马路牙子，边缘和平面。这些特征确保了精确的位姿估计，其将用于帧和帧之间，帧和地图之间的匹配。
2. 提出了一种参考先验信息的类别匹配方法和一种多组步L-M最优化萨算法，这两种方法能避免大多数误匹配以提高精度，并且通过降低雅可比矩阵的维度提高效率。
3. 提出一种高效的先验地图的管理，这种地图按有重合区域的片区域存储，并且动态加载车辆周围的局部地图能够节省计算资源。
4. 通过合理的整合所有模块已经完成了一个复杂的、完整的车辆定位系统，其能够为高级自动驾驶车辆在各种具有挑战的场景中、极端天气下提供高精度、实时的定位服务。

这篇文章那个的其余部分按以下安排：第二部分，简单回顾了以下很受欢迎的SLAM系统和融合其他感知传感器的激光雷达定位技术。第三部分，介绍了我们提及的基于分段的激光雷达定位系统框架，并且描述了每个模块中使用的算法。第四部分演示了在各种具有挑战性场景下定性定量的性能表现。最后，第五部分我们总结了我们的工作并且讨论了将来的研究方向。

1. 相关工作

最近这些年雷达定位问题以及变成了一个相当热门的研究课题，其由SLAM技术进化而来。SLAM技术的任务是估计位姿同时创建一个点云地图，这个方法是一个基于视觉和雷达的方法。

Raul et al.提出了ORB-SLAM2，一个完整的基于特征的视觉SLAM系统，适用于单目、立体、RGB-D相机，该系统包括地图重用，基于DBoW2的回环封闭，以及重定位功能。Gao et al.提出一种扩展直接备件量距，用于单目视觉SLAM系统中的回环检测及位姿图谱最优化。最然基于视觉的方法在回环检测中有许多优势，但是这些方法对光照和视角的变化非常敏感，如果使用视觉传感器作为唯一的导航传感器可能导致定位功能变的不可靠。

雷达甚至能够在夜间获取到大范围环境详细的三维信息。【17，26】中提出了一种低漂移，实时性的雷达测距及制图方法（LOAM），作者将复杂问题分为了两个算法，一个算法使用一个高频率低精度的里程计来估计速度；另一个算法在较低数量级的频率下运行，用于点云的精准匹配和注册。LOAM结果的准确性最好是通过在KITTTI测程基准站点中仅使用激光雷达估计方法获取。

以LOAM为基础，leGO-LOAM是一个轻量级的、地面优化过的LOAM，leGO-LOAM用于无人驾驶车辆（UGVs）在复杂环境中的姿态估计；由于它是轻量级的，所以如实时姿态估计和制图这些功能可以在一个嵌入式系统中实现。点云分割能够在分离地面后去除那些可能产生不可靠特征的雷达点；并且点云分割集成了基于迭代最近点的回环闭合功能，以达到纠正运动估计漂移。IMLS-SLAM提出一种扫描模型,其使用隐式移动最小二乘曲面表示方法进行匹配，能够达到仅仅0.69%的漂移。

虽然有许多优秀的后端优化算法和回环闭合检测算法，使用SLAM方案的时候，姿态估计漂移在长时间的运动后仍将持续累积，最后累积的错误将大到不能满足无人驾驶的要求。因此，将来非常有必要建立一个高效的地图，并且通过匹配实时帧和先验地图实现精确定位。

Ryan W利用环境中的结构与高斯混合映射进行扫描匹配，高斯混合映射是z高度分布上高斯混合的集合。其能够通过开发一种新的分制定界、多分辨率的方法达到实时性，这种方法利用高斯混合的珊格化查找表。Levinson在基于之前的工作上实现了车辆定位实质性的提升，包括更高的精度，随着时间学习、提升提图的能力，并且增加了环境变化和动态障碍物条件下的鲁棒性。他们将环境构建成空间网格，其中每个格子使用一个贡献值的高斯分布，然后，贝叶斯推断法能够优先加权地图中最有可能是静止的部分，以及具有一致的角反射率的部分，从而减少不确定性和灾难性错误。

在仅使用雷达的定位系统中，定位信息的输出频率太低不能满足高速无人驾驶的要求，并且轨迹不够平滑。因此，一些研究着眼于多种感知器信息的融合，以获取更加可靠的定位结果。为了高精度森林映射，【39】提出了GNSS，INS和雷达-SLAM定位方法的集成，从GNSS中获取方向角和速度，INS用来提高SLAM方案的定位精度。在【41】中，开发了一种定位系统，适应性的使用一些互补感知器的信息，包括RTK，雷达，IMU，以达到高精度定位和严酷环境下的应变能力；激光雷达强度和高度由3D几何信息代替，以提升精度和鲁棒性；使用state-error kalman filter（ESKF）融合不同来源的定位测量值，得到新的不确定的估计值，能够达到相当高的精度，误差在5～10cm平方根。这个方法依靠点云的强度信息，但是校准激光雷达强度并不容易，而其每个激光雷达都有自己的不同点。另外，其定位精度仍有待提高。

1. 方法论
2. 系统概述

图表一和算法一展示了该激光雷达定位系统的整体结构及完整的算法流程。该系统的输入包括原始点云，原始MEMS IMU数据，及先验地图数据集；输出实时精确的6DoF位姿信息。

高系统分为以下五个主要模块：

1. 特征提取：重新组织实时点云并且消除道路中的移动物体，然后通过高效低级语义分割算法提取地面，马路牙子，面，边缘特征。接下来的点云匹配就是基于特征提取。
2. 雷达测距：获取两个相邻帧之间的帧间运动来实现帧到帧匹配。该结果作为激光雷达定位模块中帧地图匹配的初始值。
3. 局部地图加载：基于当前车辆定位信息动态加载局部先验特征地图。
4. 雷达定位：匹配当前帧和局部地图来获取精确的全局姿态，并且反馈结果给过滤器。
5. state-error kalman filter（ESKF）:state-error kalman filter（ESKF）使用雷达定位结果和IMU原始数据作为测量输入，输出高频率、精确的6DoF姿态 。在过滤器初始化后，过滤结果代替雷达测程作为帧到地图匹配的初始值。雷达测程节点之后将失去存在的意义，并且关闭该节点以节约计算资源。

进一步，为了平衡计算资源，确保定位精度，每个节点按图一所示以不同频率运行形成了完整的基于分割的激光雷达定位系统。每个模块的算法原理细节将在接下来的章节中介绍。

1. 雷达特征地图管理

高精度雷达定位系统依靠一个先验地图。因此，设计一个高效的方法来存储、加载大范围的地图是相当重要的。我们的先验地图被分割存储，每块存储被提取的多种特征点云，3.3中演示了具体的特征提取方法。为了管理大范围的点云地图，我们将二维地图片扩展到三维地图片，每个片使用(i,j,k)来标识，(i,j,k)分别表示x,y,z方向的下标。另外，点云文件路径和片下标之间的关系也被存储，用来方便查找和加载指定的片。

在这个定位系统中，根据车辆位置信息、雷达视角、雷达测量范围计算当前的可见区域。然后加载这个可见区域的地图片，来构建当前的局部地图。当加载地图数据时，每个片中点云的k-d树也会被构建，为在Lidar定位模块中寻找点云匹配过程的最近邻点做准备。为了避免重复加载点云浪费计算资源、重复构建k-d树，随着车辆位置的更新变化，我们保留已加载的地图片，仅仅加载新的额外的地图片，并且移除不使用的地图片。

【41】中地图是以相切的片存储的，造成了在搜索最邻近点的时候，片边缘区域的k-d树不能够反映真实的最邻近关系，并产生错误的结果。所以，我们提出一种重叠片来存储地图。图2是一个二维展示相切片（蓝色）和重叠片（绿色）之间的关系。在保持片中心位置不变的基础上，重叠片相比相切片来说，重叠片扩展了原地图片尺寸，一边相邻的片之间有重叠区域。因此，原始片边缘的k-d树能够确保是正确的，能够真实的反映边缘的最邻近关系。重叠区域不需要太大，以免浪费存储空间和计算资源，同时能保证边缘的正确性。我们设置重叠区域有6m宽，并且实验证明是有效的。注意，重叠区域和原地图片尺寸之间并没有关系，我们不需要因为实际实验中原地图片尺寸变化而调整重叠区域的尺寸。

图3展示了这项研究和宗的测试场地，长宽为3 x 4km；(b)是被分片的地面特征点云地图，每个片给定一个随机颜色。每个原始地图片大小为长宽各50m，两个相邻片之间的重叠区域有6m。地图的精度保证了定位精度。我们使用一个总站来测量一些实时明显的特征点，并且在已制作的点云地图中搜索类似的点，以便估计地图的精度，这样能够达到厘米级的精度并且满足基于激光雷达定位系统的需求。

1. 基于分段的特征提取

每个帧数据中包含百万的激光点，如果所有点都用作位姿估计，其计算量太大不能满足实时处理的需求。另外，在道路场景中有许多移动的物体，相当于注册过程中的噪点，会降低注册精度甚至导致注册失败。在这项研究中，我们首先要通过预先构建的RoadROI（the pre-built RoadROI）消除道路中的移动物体，预先构建的RoadROI（道路中的感兴趣区域）通过地面分割和区域生长方式形成。下文中，分别介绍了一系列基于语义分割的特征提取算法，包括地面、马路牙子、平面、边缘。

1. 地面

激光雷达通过不断旋转的激光臂扫描收集数据，并且将这些数据以小数据包发布。这些数据包以感知器运行时间的某个间隔收集，称之为帧；对于elodyne32线激光雷达来说这个时间间隔是100ms。在运行地面特征提取算法之前，通过IMU或者测程信息，首先修改因为车辆运动造成的帧畸变。

然后，将点云投射到一个圆柱体上，并且将其扩展为二维范围图像，该图像称之为排序点云。范围图像的行代表一条激光线，行中的每个点都有相同的垂直角th\_v；每列表示不同激光线中拥有相同方位角th\_a的激光点。所以，在不增加额外计算资源的情况下，利用二维范围图像中清晰的邻域关系构建k-d树，而且二维范围图像有更多灵活的运用。例如，能够轻易获取指定激光线或者列中的激光点，而且二维范围图像能够方便进行点云分割。接下来介绍的基于分割的特征提取算法都是基于有序点云实现的。

地面提取是基于规则点云分割的基本任务，体面提取通过计算复杂正常差分和梯度，然后执行区域增长，从雷达帧中提取地面。整个任务将会占用太多的计算资源，对于一个复杂、实时的系统来说不适用。图4显示一张图片，激光扫描平滑地面。根据图中显示，同一列中的两个相邻点在z轴方向的差分远远小于x，y轴方向的差分，而且z轴方向的差分几乎等于0。考虑到这种几何特征，定义一个术语alpha\_i 表示同列的两个相邻点之间的垂直方向夹角：

其中deta\_c\_x,i deta\_c\_y,i deta\_c\_z,i 分别代表第c列激光点中两个相邻点之间在x,y,z方向的差分。遍历范围图像中m行中的所有点，计算alpha\_i，因为仅有这些激光线才能扫描到地面，对于velodyne32C来说m值为17。当alpha\_i 小于2.5度，deta\_c\_z,i小于0.05，表明这两个点为地面上的激光点。而且，在地面分割中，垂直夹角相比高度差距来说更加重要。阈值相对来说是宽松的，所以该地面特征提取算法在平滑或者倾斜的地势之间的过渡地段也能够起到相应的作用。不管车辆是在平面还是斜坡，这个算法都能够起到预期的作用，因为点云总是处于一个与地面平行的激光雷达坐标系中，所以点云向对与地面来说总是平行的，不管是在平地上还是斜坡上。分割结果不仅包含道路平面，还包括普通平滑的地面，两者在优化姿态中起的作用相同，所以我们的定位系统同样需要平滑地面。

1. 马路牙子

在复杂场景中稳定的边、面很少，比如高速公路，这种场景中的约束条件更少，极易增加匹配失败的可能性，所以使用特征点作为约束来解决姿态的问题。马路牙子也是一种结构稳定的特征，能提供多DoF约束。如图4，马路牙子有许多不同于地面的空间特征。例如，马路伢子的评估变化剧烈，而地面激光点之间表现出一种平滑和连续性。基于以上描述的特征，提出马路伢子检测方法。

首先基于空间特征计算理论阈值，以便区分马路伢子和地面。Deta\_l\_x deta\_l\_y deta\_l\_z 分别表示第l条激光线中，地面部分两个相邻点之间在x,y,z方向上的差分（如图4中红色方框中的两个点），其中这三个式子如下：

其中h\_s是激光雷达距地面高度，theta\_l\_v 为第l条激光线的垂直角度，theta\_h为激光雷达分辨率角度（就是一条激光线中两个采样点之间以激光雷达为中心的夹角），velodyne32C中这个角度为0.2度。如果地面满足完全平滑的条件，那么 theta\_l\_z=0，即地面上所有点都在同一个平行于激光雷达坐标系xOy平面的平面上。但是考虑到测量误差和地面或多或少的粗糙程度，设置theta\_l\_z=0.003m，即3mm。接下来遍历地面上第c条激光线中相邻两个点之间在x,y,z方向的差分Deta\_l\_x,i deta\_l\_y,i deta\_l\_z,i。如果同时满足 deta\_l\_x,i > deta\_l\_x deta\_l\_y,i>deta\_l\_y deta\_l\_z,i>deta\_l\_z，这个点就作为马路伢子的候选激光点。考虑到马路伢子也只是接近于直线，而不是完美的直线，所以在候选点中存在一些噪点，通过反复迭代从候选点中提取所有的马路伢子线。

以上所述的算法基于一个假设，马路伢子应该几乎平行于激光雷达坐标系统中x轴或者y轴。但是当车辆转弯的时候这个假设就不成立了。通过theta\_yaw yaw角判定车辆的转弯状态，该yaw角是通过定位信息获取的，然后使用累积的转弯角度将点云进行转换矫正以满足之前提及的假设。最后，能够精确的检测到马路伢子，并且能够在各种场景下，如直线、转弯，召回马路伢子，即马路伢子的召回率，（精确率：检测为马路伢子的集合中，实际也为马路伢子的比例；召回率：原样本所有马路伢子集合中，被检测为马路伢子的比例）。

1. 表面

除了地面之外，还有其他结构也包含表面特征，包括建筑物的墙面、交通标志牌，广告牌。根据水平安装的激光雷达的扫描特点，在平面上扫描激光线时，该扫描出来的激光线的三维坐标值是平滑、连续、对称的。对于稀疏的某一帧激光雷达点云，当激光线扫描到远距离墙面的时候，虽然可能仅仅只有一条激光线扫描到墙面，但是该激光线也应该表现出的是平面的特征而不是边缘特征。在【26】中，定义了点的平滑性，用来区分面和边；但是这种方法在复杂的城市道路环境中表现不好，而且在这种环境中最后的提取结果相当混乱。所以，我们定义一个更加精确的式子P，该式子能够很好的获取描述局部表面的平面特征的结果：

式子P中 I\_l\_c-1 I\_l\_c I\_l\_c+1分别代表范围图像中第l行中三个相邻点。当P\_x P\_y P\_z均小于某个阈值，那么这个点就作为平面点的候选点。该阈值设置为0.03m，而且该阈值与激光雷达的水平分辨率成比例，其中velodyne32C的水平分辨率为0.02度，即0.02度对应0.03m。遍历拥有地面特征的所有点，获取表面候选点集，并且消除不连续的候选点，获取最终高质量的表面特征点云。

1. 边缘

在道路场景中，稳定的边特征包括灯柱、树干、建筑脊，这些结构都是垂直的。有序点云的在列方向的一致性比行方向的一致性差。使用类似于表面特征提取的方法，这种方法假设边缘特征点的分布同其在范围图像中的列方向的分布类似，并不能精确的提取边缘特征。结下俩提出一种更加高效的方法。

边缘特征提取的方法流程按图五所示。首先，移除地面和表面的点之后，对剩余的点聚类，接下来使用传统的欧几里德聚类方法需要大量的计算资源。在这里，我们使用基于网格的方法将点云映射到激光雷达坐标系统中x轴和y轴组成的xOy平面上。然后，根据平面上的距离实现区域增长，这种方法能够迅速高效的聚类点云。然后用RANSAC（随机抽样一致性）方法对每个聚类进行直线拟合，得到点集和归一化直线参数。当该直线大约平行于z轴，或者换句话说直线参数中z的值接近于1；x,y接近与0，该点集表现为点云中的边缘特征。

1. 先验信息策略匹配

基于被提取的特征点，使用激光雷达测程模块，其中帧与帧之间的匹配用来估计感知器在两个连续帧之间的自我运动（自我运动，即感知器估计自己的运动轨迹）；使用激光雷达定位模块，其中帧和地图之间的匹配能获取精确的全局定位信息。第四部分和第五部分中，这两个模块除了在数据联合部分有些许不同之外，其余处理过程几乎相同。该过程的细节将在接下来几个章节中介绍。

在【17】中扩展了点到线、点到平面的匹配策率，【17】中的方法比传统的稀疏激光雷达数据点到点之间的匹配策率更加合理、鲁棒性更强。为了简介起见，点到线、点到平面匹配过程的细节在【17】中有详细介绍。这里，我们提出一种先验信息策略匹配的方法提高精确度和效率。

1. 匹配策略：在雷达测距和激光雷达定位模块中，需要在当前帧C\_i中找出与上一帧C\_i-1、当前被加载的局部地图M\_i各自对应的特征点。在帧和地图匹配中，计算当前帧C\_i中每个点在地图中对应的地图片下标，然后在对应的地图片中找到k最邻近点np\_k。使用相同的方法在C\_i , C\_i-1和M\_i中提取四种特征点云（我猜测是地面、马路伢子、表面、边缘），并且这些特征点云是相互分离的。因此，因为特征点的结构是稳定的，所以仅仅搜索对应的种类。因此，可以在不同的帧中重复提取同一类别的特征。例如，在帧C\_e\_i中的边缘特征，在C\_e\_i-1 、M\_e\_i点集中搜索对应的点。该方法通过减少潜在候选点，提高效率和数据相关性的精度.
2. 先验信息：在计算点线、点面距离之前，需要计算线、面的等式。线、面的等式可以使用一个方向向量 d(d\_x,d\_y,d\_z)或者法向量 n(n\_x,n\_y,n\_z)这两者结合一个点来表示，该点能够通过最邻近搜索来获取，关键和困难之处在于向量的解。在【17】和【28】中帧帧之间的匹配，首先获取不同激光线中两个或者三个最邻近点，然后使用等式5、6分别计算方向向量和法向量。

在帧和地图的匹配中，通过5个最邻近点执行PCA（主成分分析）来获取向量，并且这个计算量相对来说过高。更进一步来说，因为雷达数据的稀疏性，该向量不能够精确的表示出局部空间几何。所以，我们使用提取的特征的先验信息。例如，边特征的方向是垂直的，地面特征的面平行于雷达坐标系XOY平面。因此，当对边特征使用点线匹配方法时，在获取到最邻近点后，使用d(0,0,1)作为方向向量来构建一个直线等式。为了表达的简洁性，表一展示了匹配算法，所需最邻近点的数量，帧帧匹配、帧地图匹配中不同特征类型的方向向量和法向量的计算方法。帧帧和帧地图两者的匹配方法相同，但是最邻近点数量和方向向量、法向量的计算方法不同。PCA，直接赋值和公式（指该论文中的第5、6个公式），这三种向量计算方法的复杂度依次递减，但是精度依次递增。通过充分考虑先验信息来简化方向向量和法向量的解，提高数据相关的精度，位姿估计的精度和效率能够得到提高。

1. 多组步L-M优化

通过点线、点面距离公式计算所有对应特征点云之间的距离。因此，通过最小化总体距离来还原雷达运动轨迹。优化位姿的公式使用的是基于高斯梯度的L-M方法，该公式在【26】中被详细推导出来了，其中使用所有点来优化6DoF。该方法产生了更高维的雅可比矩阵j，并且增加了计算机资源的消耗。另外，地面点对{t\_x,t\_y,theta\_yaw}的优化没有意义，甚至会降低精度。

由于每种类型的特征点的空间特征不同,约束位姿变量的能力明显不同。例如，地面点对{t\_z,theta\_roll,theta\_pitch}约束较强，但是对其它变量无效。更进一步，边缘点对{t\_x,t\_y}约束较强，但是对{t\_z}没有意义。在这里建议使用多组步优化方法，图6展示了流程。该过程成功的通过边、马路伢子、地面、表面这四步优化了这些变量，根据特征类型每步优化不同的变量（方框底部），每步被优化的结果作为下一步的初始值，更好的初始值能降低陷入局部最优值的可能性。在一趟四步优化之后，能够获取相比初始粗略位姿更精确的位姿。另外，因为每步中的雅可比矩阵维度相对来说更低，能够减少计算时间。注意优化过程是有序的，边缘特征具有的最小约束作为优化过程第一步，表面特征具有的最大约束作为优化过程的最后一步，实验过程确认了使用这个顺序能够获得最好的结果。该多组步L-M优化方法不仅能降低计算资源消耗，而且能够提升位姿估计的精度。

1. 雷达、IMU融合