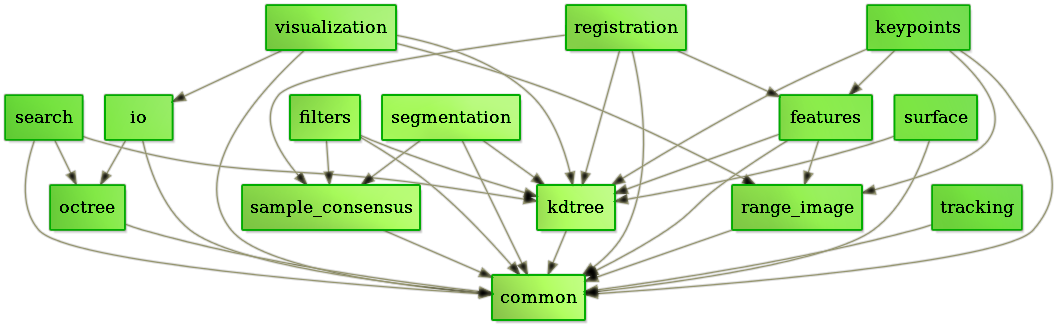
**PCL学习报告**

PCL是在吸收了前人点云相关研究基础上建立起来的大型跨平台开源C++编程库，它实现了大量点云相关的通用算法和高效数据结构，涉及点云获取、滤波、分割、配准、检索、特征提取、识别、追踪、曲面重建、可视化等，支持多种操作系统平台。



Filtering

在获取点云数据时，由于各种不可抗的影响，获取到的点云数据中将不可避免地出现一些噪声点。此外，实际应用中由于受到外界干扰（如视线遮挡，障碍物），点云数据中往往存在着一些离主体点云较远的离散点，即离群点。

PCL中点云滤波方案

需要进行点云滤波处理的情况

* 点云数据密度不规则需要平滑。
* 因为遮挡等问题造成离群点需要去除。
* 大量数据需要进行下采样。
* 噪声数据需要去除。

对应的处理方法

* 按具体给定的规则限制过滤去除点。
* 通过常用滤波算法修改点的部分属性。
* 对数据进行下采样。

Range Image

定义

距离影像(Range Image) 又称深度图像(Depth Image)。是指将从图像采集器到场景中各点的距离(深度)值作为像素值的图像，它直接反映了景物可见表面的几何形状。在PCL中深度图像与点云最主要的区别在于其近邻的检索方式不同，并且可以互相转换。

Visualization

pcl\_visualization库提供了可视化相关的数据结构和组件。可将其他模块的算法处理后的结果可视化。

Octree

定义

树为空，或树中任意节点的子节点恰好有8个或0个。

PCL中octree库提供了octree数据结构，利用FLANN进行快速邻域检索，邻域检索在匹配、特征描述子计算、领域特征提取中是非常基础的核心操作，其依赖于pcl\_common模块。

Kd-tree

定义

一个包含特定约束的二叉搜索树，用于组织和表示k维空间中点的集合。

构建kd-tree

* Input:无序点云，维度k。
* Output:点云对应的kd-tree。
* Algorithm:

1. 对每个维度的数据计算方差，取最大方差的维度作为分割轴，记为r。
2. 在轴r的维度上找出中位数点，作为树的根。
3. 划分子树：
   1. 对r轴所在维度上，所有小于根的点划分为左支。
   2. 对r轴所在维度上，所有大于跟的点划分为右支。
4. 跟新分割轴：r=(r+1)%k。 5.确定子树的根节点，从步骤2继续。

Keypoints

定义

关键点亦称兴趣点，它是2D图像或3D图像或曲面模型上，可以通过定义检测标准来获取的具有稳定性、区别性的点集。

从技术上说，关键点的数量相比于原始点云或图像的数据量减小很多，与局部特征描述子结合一起，组成关键点描述子常用来形成原始数据的紧凑表示，而且不失代表性与描述性，从而加快后续识别、追踪等对数据的处理速度。

关键点提取的探测步骤

1. 遍历每个深度图像点，通过寻找在近邻区域有深度突变的位置进行边缘检测。
2. 遍历每个深度图像点，根据近邻区域的表面变化决定一测度表面变化的系数，以及变化的主方向。
3. 根据第二步找到的主方向计算兴趣值，表征该方向与其他方向的不同，以及该处表面的变化情况，即该点有多稳定。
4. 对兴趣值进行平滑过滤。
5. 进行无最大值压缩找到最终的关键点，即为NARF关键点。

Sample Consensus

PCL中以随机采样一致性算法(RANSAC)为核心，同时实现了五种类似于随机采样一致性估计参数算法的随机参数估计算法，所有的估计参数算法都符合一致性准测。

RANSAC随机采样一致性算法

RANSAC是RANdom SAmple Consensus的缩写，它是一种迭代方法，用于从包含异常值的一组数据中估计数学模型的参数。

RANSAC算法假定我们要查看的所有数据均由内部值(inliers)和异常值(outliers)组成。可以用带有一组特定参数值的模型来解释离群值，而离群值在任何情况下都不适合该模型。其过程可以从数据中估计所选模型的最佳参数。

算法简述

RANSAC从样本中随机抽选出一个样本子集，使用最小方差估计算法对这个子集计算模型参数，然后计算所有样本与该模型的偏差，再使用一个预先设定好的阈值与偏差比较，当偏差小于阈值时，该样本点属于模型内样本点(inliers)，否则为模型外样本点(outliers)，记录下当前的inliers的个数，然后重复上述过程。每一次重复都记录当前最佳的模型参数(最佳=best\_ninliers=inliers数目的最大值)。每次迭代的末尾都会根据期望的误差率、best\_ninlers、总样本个数、当前迭代次数，计算一个迭代结束评判因子，据此决定是否迭代结束。迭代结束后，最佳模型参数就是最终的模型参数估计值。

RANSAC存在的问题

1. 需事先设定阈值，但阈值不易设定。
2. 不能预知迭代的确切次数。

Features

3D点云特征描述与提取是点云信息处理中最基础且最关键的部分。点云的识别、分割、重采样、配准、曲面重建等大部分算法都十分依赖特征描述与提取的结果。

3D形状内容描述子(3D shape contexts)

构造方法

在以指定点p为中心的球形支撑域内，沿径向、方向角和俯仰角3个坐标方向划分成网格，统计落入网格内的点数，构造向量V。V的每个元素与支撑域内的一个网格对应，元素的值应为对应网格中的点数，向量V即为点p的描述子。

特点

* 构造简单
* 辨别力强
* 对噪声不敏感

点特征表示(point feature representations)

通过包括周围的领域，特征描述子能够表征采样表面的几何性质，它有助于解决不适定的对比问题。理想情况下，相同或相似表面上的点的特征值将非常相似（相对特定度量准则），而不同表面上的点的特征描述子将有明显差异。

通过能否获得相同的局部表面特征值，可以判定点特征表示方式的优劣

* 刚体变换(rigid transformations)：即三维旋转和三维平移变化不会影响特征向量F估计，即特征向量具有平移旋转不变性。
* 改变采样密度(varying sampling density)：原则上，一个局部表面小块的采样密度无论是大还是小，都应该有相同的特征向量值，即特征向量具有抗密度干扰性。
* 噪声(noise)：数据中有轻微噪声的情况下，点特征表示在它的特征向量中必须保持相同或者及其相似的值，即特征向量对点云噪声具有稳健性。

Registration

定义

由于点云的不完整、旋转错位、平移错位等，使得要得到完整点云就需要对局部点云进行配准。

为了得到被测物体的完整数据模型，需要确定一个合适的坐标变换，将从各个视角得到的点集合并到一个统一的坐标系下形成一个完整的数据点云，然后方便地进行可视化等操作。

点云配准方法

粗配准

指在点云相对位姿完全未知的情况下对点云进行配准，找到一个可以让两块点云相对近似的旋转平移变换矩阵，进而将待配准点云数据转换到统一的坐标系内，可以为精配准提供良好的初始值。常见的粗配准算法：

* 基于特征匹配(PFH)的配准算法
* SAC-IA，基于FPFH
* 基于穷举搜索的配准算法
* 4PCS(4-Point Congruent set)四点一致集配准算法
* Super4PCS

精配准

指在粗配准的基础上，让点云之间的空间位置差异最小化，得到一个更加精准的旋转平移变换矩阵。该算法的运行速度以及向全局最优化的收敛性在很大程度上依赖于给定的初始变换估计，以及在迭代过程中对应关系的确立。所以需要各种粗配准技术为ICP算法提供较好的位置，在迭代过程中确立正确对应点集能避免迭代陷入局部极值，决定了算法的收敛速度和最终的配准精度。常见的精配准算法：

* ICP迭代最近点算法
* GICP
* NICP
* MBICP
* NDT正态分布变换算法(Normal Distributions Transform)

PCL中实现的配准算法

两两配准(pairwise registration)

称一对点云数据集的配准问题为两两配准。通常通过应用一个估计得到的表示平移和旋转的4×4刚体变换矩阵来使一个点云数据集精确地与另一个点云数据集(目标数据集)进行完美配准。

实现步骤

1. 从两个数据集中按照同样的关键点选取标准，提取关键点。
2. 对选择的所有关键点分别计算其特征描述子。
3. 结合特征描述子在两个数据集中的坐标的位置，以二者之间特征和位置相似度为基础，来估算它们的对应关系，初步估计对应点对。
4. 假定数据是有噪声的，除去对配准有影响的错误点对应点对。
5. 利用剩余的正确对应关系来估算刚体变换，完成配准。

对应估计(correspondences estimation)

假设我们已经得到由两次扫描的点云数据获得的两组特征向量，在此基础上，我们必须找到相似特征再确定数据的重叠部分，然后才进行配准。根据特征的类型，PCL使用不同方法来搜索特征之间的对应关系。

针对有序点云数据和无序点云数据的不同处理策略

* 穷举配准(brute force matching)
* kd-tree最近邻查询(FLANN)
* 在有序点云数据的图像空间中查找。
* 在无序点云数据的索引空间中查找。

对应关系去除(correspondences rejection)

由于噪声的影响，通常并不是所有估计的对应关系都是正确的。由于错误的对应关系对于最终的刚体变换矩阵的估算会产生负面影响，所以必须去除它们，可以使用RANSAC估计或者其他方法剔除错误对应关系。有助于提高变换矩阵的估计精度和配准速度。

变换矩阵估算(transformation estimation)

实现步骤

1. 在对应关系的基础上评估一些错误的度量标准。
2. 在摄像机位姿(运动估算)和最小化错误度量标准下估算一个(刚体)变换。
3. 优化点的结构。
4. 使用刚体变换把源旋转/平移到目标所在的同一坐标系下，用所有点、点的一个子集或关键点运行一个内部ICP循环。
5. 进行迭代，直到符合收敛性判断标准为止。

迭代最近点算法(Iterative Closest Point, ICP)

ICP算法对待拼接的2片点云，首先根据一定的准则确定对应点击P与Q，其中对应点对的个数为n。然后通过最小二乘法迭代计算最优的坐标变换，即旋转矩阵R和平移矢量t，使得误差函数最小。

实现步骤

1. 对原始点云数据进行采样
2. 确定初始对应点集
3. 去除错误对应点对
4. 求解坐标变换

Segmentation

定义

点云分割是根据空间、几何和纹理等特征对点云进行划分，使得同一划分区域内的点云拥有相似的特征。

聚类分割算法

基本原理

考察m个数据点，在m维空间内定义点与点之间某种性质的亲疏聚类，设m个数据点组成m类，然后将具有最小距离的两类合为一类，并重新计算类与类之间的距离，迭代直到任意两类之间的距离大于指定的阈值，或者类的个数小于指定的数目，完成分割。

基于随机采样一致性(RANSAC)的分割

基本思想

在进行参数估计时，不是不加区分地对待所有可能的输入数据，而是首先针对具体问题设计出一个判断准则模型，利用此判断准则迭代地剔除那些与所估计的参数不一致的输入数据，然后通过正确的输入数据来估计模型参数。

算法过程

1. 首先从输入的点云数据集中随机选择一些点并计算用户给定模型的参数，对数据集中的所有点设置距离阈值，如果点到模型的距离在距离阈值范围内，则将该点归为局内点，否则为局外点。
2. 统计所有局内点的个数，判断是否大于设定的阈值
   1. 如果是，则用内点重新估计模型，作为模型输出，存储所有内点作为分割结果。
   2. 如果不是，则与当前最大的局内点个数对比，如果大于则取代当前最大局内点个数，并存储当前的模型系数，然后进行迭代计算，直到分割出用户满意的模型。

Surface

根据重建曲面和数据点云之间的关系可将曲面重建分为插值法和逼近法两大类：

* 插值法得到的重建曲面完全通过原始数据点
* 逼近法用分片线性曲面或其他形式的曲面来逼近原始数据点，从而使得得到的重建曲面是原始点集的一个逼近。

根据重建曲面的表现形式的不同又可以将它分为以下5种：

* 参数曲面重建
* 隐式曲面重建
* 变形曲面重建
* 细分曲面重建
* 分片线性曲面重建

voronoi图概念

对于平面内n个离散点而言，它是由连接这n个离散点中相邻两点直线的垂直平分线所组成的连续多边形组成的。它将平面分为若干区，每个区包含一个点。将n个离散点称作基点。某基点所在的区中的任意一点p到该区的基点的距离一定小于p到其他区的基点的距离。

Ear clipping 三角化算法

算法思路

多边形的一个顶点和与它相邻的两个顶点可以组成一个三角形，如果该三角形内部不存在该多边形的其他顶点，就将由该顶点和其相邻顶点组成的三角形当作一个ear，并沿两个相邻顶点切下这个ear，每切一次能得到一个三角形和一个少了一个顶点的多边形，重复上述操作，直到该多边形只剩下3个顶点。

贪婪投影三角化算法(Greedy Projection Triangulation)

该算法是一种对原始点云进行快速三角化的算法，算法假设曲面光滑，点云密度变化均匀，不能在三角化的同时对曲面进行平滑和孔洞修复。

移动立方体算法(Marching Cubes, MC)

找出所有与等值面相交的体素，再分别找出每个体素与等值面相交的交面，这些交面连在一起就是所求的等值面。

泊松曲面重建算法(Poisson Surface Reconstruction)

算法思路

算法输入数据S是一个样本集，每个样本包含一个点p和一个内法线N，即输入数据为包含法线的点云数据，假设所有点位于或邻近一个未知模型的表面（设为M）。算法目标是估计模型的指示函数和提取等值面，再基于指示函数和等值面利用MC算法完成曲面重建，最终输出为曲面模型数据。

I/O

I/O库实现了读写PCD(Point Cloud Data)和从各种传感设备中捕获点云的类和函数。

Common

common库包含了许多基础的数据结构和方法。核心数据结构包括PointCloud类和各种point type。

Search

search库提供了适应不同数据结构的最近邻搜索的函数。

参考：

1. 《点云库PCL学习教程》——北京航空航天大学出版社