代码阅读进度：

1.

代码阅读收获

1. orb-slam特征匹配：

通常估计两帧之间的运动, 我们需要分别计算两帧中的所有特征点, 然后计算特征点之间的匹配关系. 再通过对应特征点的移动情况来估计两帧之间的摄像机运动.

这中间会涉及好很多问题, 至今未能得到有效解决:

提取特征点的类型: 众所周知, 对于自然场景图像, SIFT和SURF特征点具有非常好的特性, 充分考虑了尺度, 光照, 旋转等因素的影响. 然而SIFT, SURF特征的计算非常耗时, 很难满足实时应用的需要. 于是我们只能转而使用质量较差但计算较为简单的图像特征点, 如FAST, ORB等.

特征点匹配的问题: 在确定特征点位置后, 我们可以计算这个特征点的descriptor. 然后在两帧之间两两对比descriptor, 当descriptor之间的distance低于某个阈值时, 便认为这两个特征是同一个点. 然而这里存在两个问题:

(1) 到底distance阈值应该设为多少, 大多凭实验经验获得, 并没有什么理论依据.

(2) 特征点之间两两比对, 计算量非常大. 而且其实有很多比对是不需要的. 目前的解决方案主要是假设两帧之间的相对运动不大, 于是可以在第一帧的特征点位置附近来搜索对应特征即可. 但是即使如此, 计算量还是难以满足实时需要. 所以在ORB-SLAM中, 还有很多其它的工程上的优化被考虑进去.

刚开始接触ORB的时候, 误解了作者对bow模块的使用, 还以为bow只是简单地用于loop closure detection, 后面仔细查看代码后发现并没有那么简单.

在作者使用的Bag of Word词典中, 词典是一个事先训练好的分类树, 而BOW特征有两种:

1. BowVector: 即是分类树中leaf的数值与权重

2. FeatureVector: 是分类树中leaf的id值与对应输入ORB特征列表的特征序号.

ORB SLAM中, 在利用帧间所有特征点比对初始化地图点以后, 后面的帧间比对都采用Feature vector.进行, 而不再利用所有特征点的descriptor两两比对. 这样做的好处当然是加快了处理速度, 但是信息再次被压缩抽象化, 不可避免会造成性能降低. 然而根据作者在之前的文章[1]及github上的描述, 对一幅图片的BOW特征抽取可以在5ms以内完成, 而在19000张图片构成的database中, 图片搜索可以在10ms内完成, 且保证False Positive为0. 具体的实验我没有进行验证, Whatever, ORB-SLAM证明了这样处理是有效的, 至少在数据集上, 及速度较慢的应用上, 可以实现令人满意的精度.

其实处理非常简单, 在已经获得图像特征点集合的基础上, 再根据词典, 对每个特征做一次分类. 再对第二幅图像提取特征, 然后也根据词典, 也对这幅图像的所有特征进行分类. 用分类后的特征类别代替原本的特征descriptor, 即用一个数字代替一个向量进行比对, 显然速度可以大大提升.

这一方案在ORB SLAM整个project中被大量应用, 除了初始化时, 因为需要较准确的地图点及初始位姿估计, 而采用descriptor进行暴力比对. 后面的在SearchForTriangulation, SearchByBoW的过程中, 都是直接使用Feature vector作为特征的值的. 在实际应用中发现效果十分不错.

然而这一种方法有一个最恼人的问题就是, 每次在初始化系统的时候必须载入一个100多m的词典库, 在我的android orb下测试, 这个载入的过程长达2分钟以上.

当前使用的词典是使用K-Nearest-Neighbor算法生成的分类树, 学过机器学习的童鞋都知道, 这是一种instance based的聚类算法, 分类速度快, 但是所需存储空间大. 所以如果使用其它的聚类算法生成分类器, 不知是否还能达到real time的需求.

另外, 是否可以通过一些online learning的方法进行词典学习, 或者把特征descriptor转为二进制表达, 加速运算. 这些都是待考究的问题

ORBextractor.cc 79行计算特征点方向代码没懂

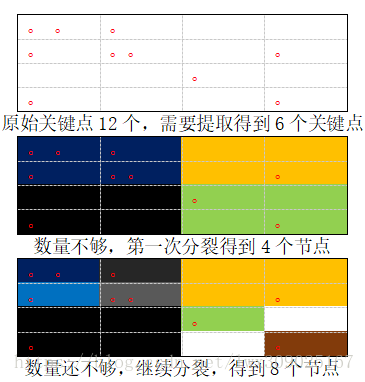
1. Orb特征点提取：

（1）构建图像金字塔，根据总的features数量阈值，在图像金字塔的每张图片按比例提取一定的FAST，最后的总数为feature数量（2000），

（2）为了防止角点扎堆，则将每张图片分块处理，分别在（iniX, iniY）(maxX, maxY)范围内提取FAST关键点, 并开启非极大值抑制（防止在一个很小的区域内提取过多的特征点）（opencv库函数）当使用iniThFAST提取不到角点时，会使用minThFAST重新提取一次。

（3）实际提取的关键点数一般超过目标数量，需要做取舍，作者在该过程中使用一些方法使得选取的特征点评分较高（质量较好）且分布尽量均匀（DistributeOctTree()函数）。具体操作为首先构造一种改进的4叉树来表示实际提取的关键点，4叉树中每个节点拥有自己占有的物理空间和在内的关键点。之后将会根据物理空间等大小做“1分4”的分裂，一个父节点分裂为4个子节点，同时把原有的关键点根据位于那个子节点内部划分给该子节点。当满足一定条件时（4叉树叶子节点数量大于等于目标关键点数量时或者叶子节点数量不再变化时）4叉树不再分裂。此时4叉树中每个叶子节点的实际物理位置在图像中是比较均匀的。当4叉树叶子节点具有的关键点数目大于1时，选取其中评分最高的一个作为代表性关键点。此时就完成了关键点的选取工作。

有关对关键点使用4叉树做类似于聚集操作的过程，可参考下图。下图中红色圆点代表关键点，由于目标关键点数小于原始关键点数，我们通过对原始空间做均匀大小地4等划分，在空间内节点数量不大于1时不对该空间继续划分。图中划分至第二次时，存在了8个空间节点，已经超过了目标数量。此时代码中把当前节点按照包含的关键点数量降序排列，选取前6个作为目标关键点所在的空间节点。同时存在一些空间节点具有大于1个的关键点，我们可以根据这些关键点的评分（规则可自己定义，作者选取的是 opencv中KeyPoint类的response成员变量表征其质量高低）选取最优的那个作为该节点的代表关键点。



（4）提取描述子，然后把关键点的尺度恢复到原本图片大小