

# ORB-SLAM2源码解析



主讲人 吴博 许可 高成强

东北大学  
机器人算法工程师





预备知识



视觉VO与重定位



局部优化



全局闭环



代码串讲



总结



预备知识



视觉VO与重定位



局部优化



全局闭环



代码串讲

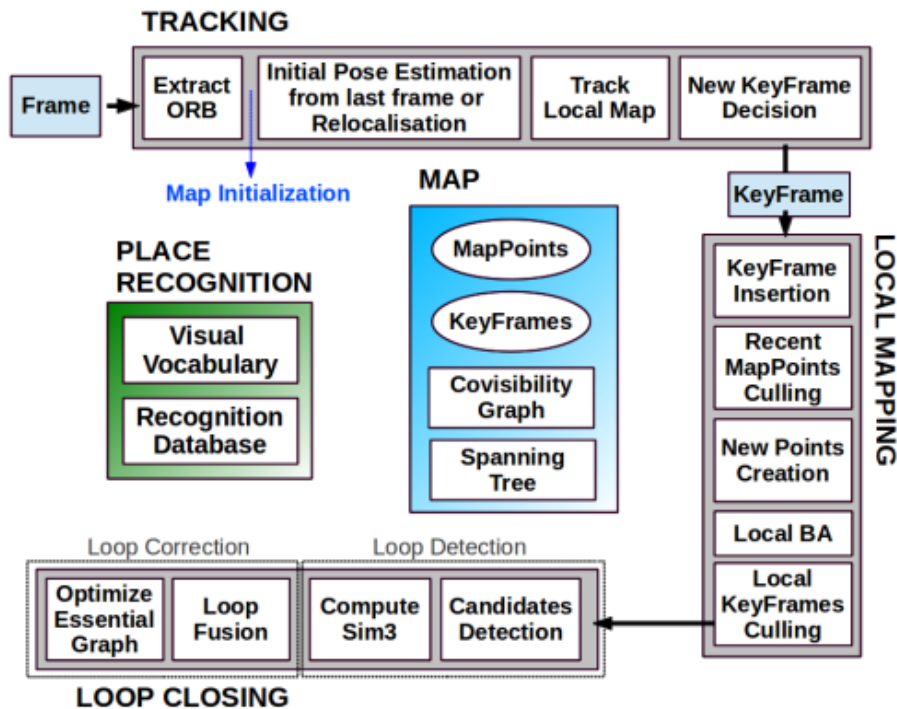


总结



## 整体软件结构

主要线程:



主要逻辑文件:

System.cpp --> class System

Initializer.cpp --> class Initializer

Tracking.cpp --> class Tracking

LocalMapping.cpp --> class LocalMapping

LoopClosing.cpp --> class LocalClosing

Viewer.cpp --> class Viewer

主要类:

class Frame

class KeyFrame

class KeyFrameDatabase

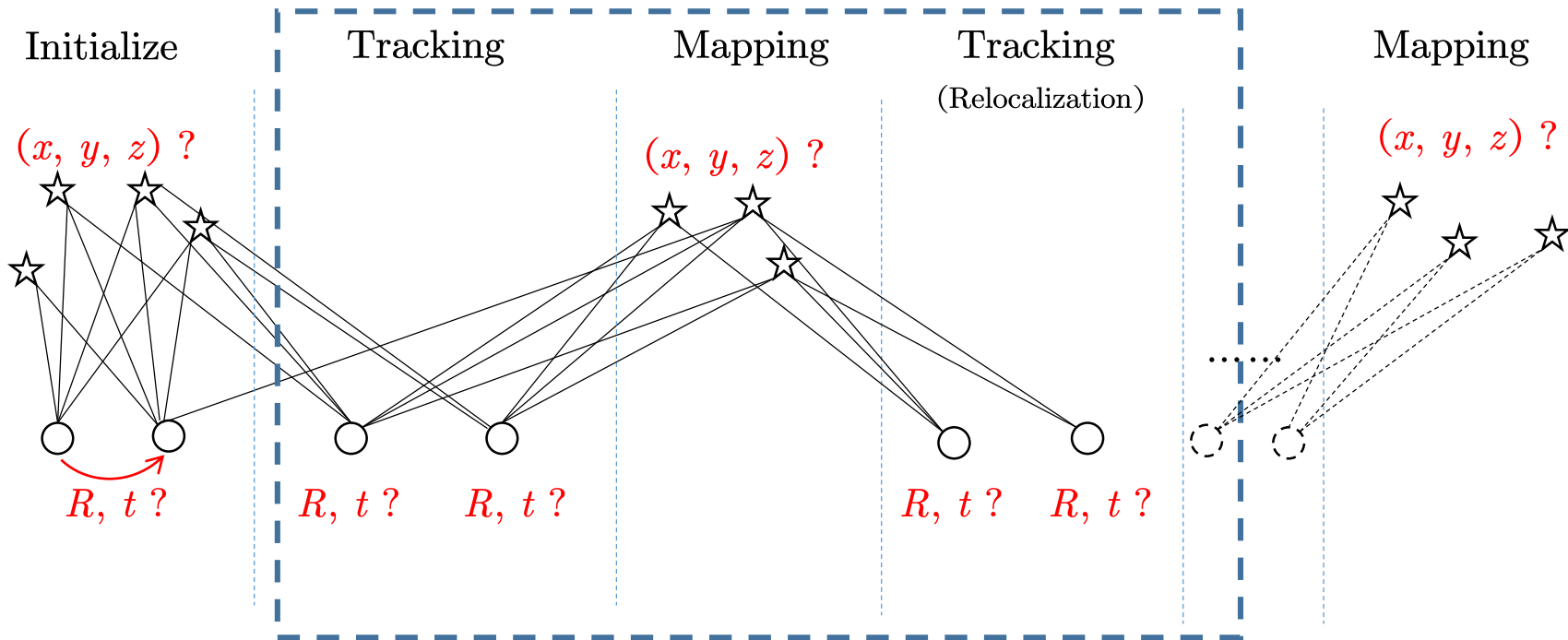
class Map

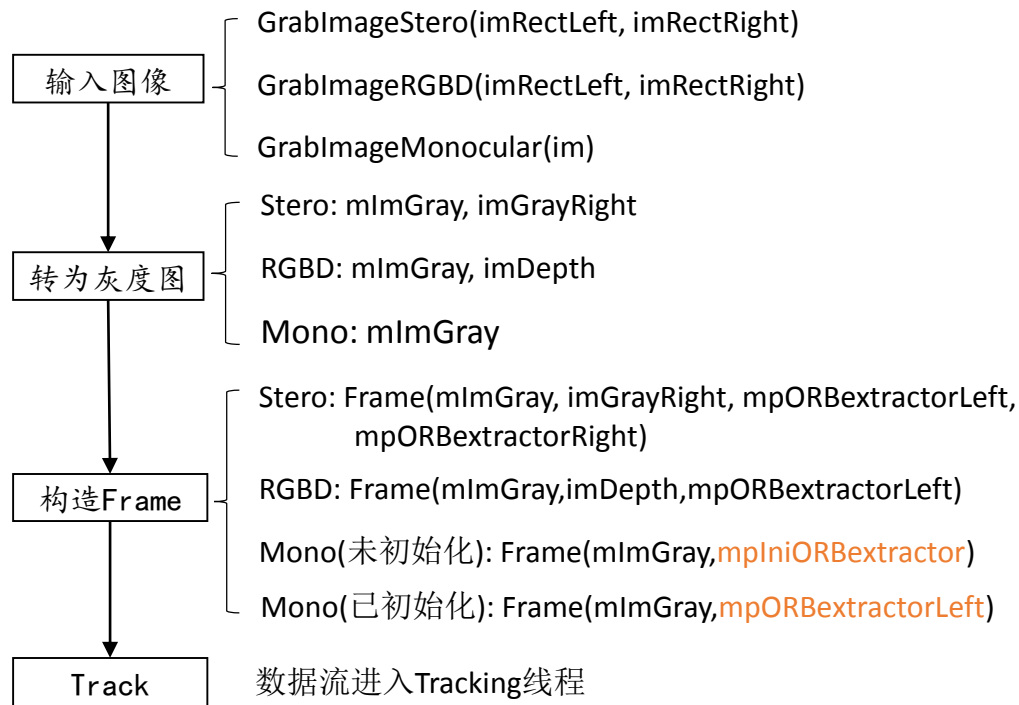
class Optimizer



# 最简单的VO流程

## Local Bundle Adjustment





双目构造Frame需要左右相机找到匹配特征点:

step1: 为左目每个特征点建立一个带状区域搜索表, 限定搜索区域。(已提前极线矫正)

step2: 通过描述子进行特征点匹配, 得到每个特征最佳匹配点scaledR0

step3: 通过SAD滑窗得到匹配修正量bestincR

step4:  $(bestincR, dist)$   $(bestincR - 1, dist)$   $(bestincR + 1, dist)$  三个点拟合抛物线, 得到亚像素修正量deltaR

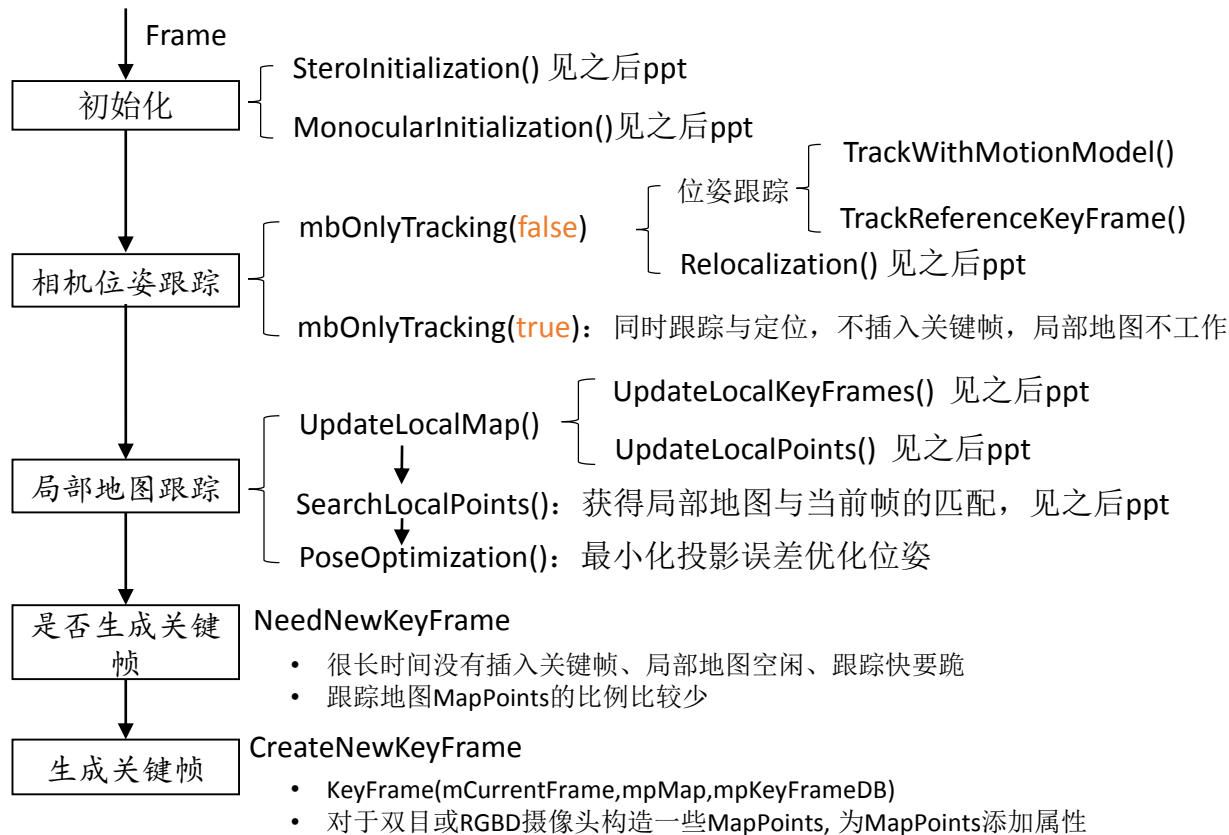
step5: 最终匹配点位置为:  
 $scaleduR0 + bestincR + deltaR$

注: `mpIniORBextractor`相比`mpORBextractorLeft`提取的特征点多一倍



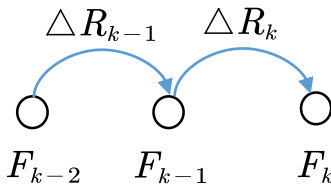
# 视觉跟踪与建图

## Tracking线程



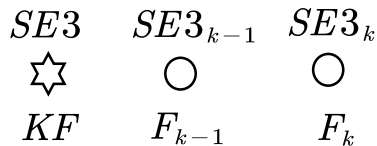
注: **mbOnlyTracking**默认为false, 用户可通过运行界面选择仅跟踪定位模式

## TrackWithMotionModel



恒速模型: 假设  $\Delta R_k \approx \Delta R_{k-1}$

## TrackReferenceKeyframe



跟踪参考帧模型:  $SE3_k \approx SE3_{KF}$



对于双目或RGBD，可直接恢复一些3D点。  
因此单帧即可创建Mappoints, KeyFrame等等

对于单目，通过时序上两帧观测恢复H和F模型、分解、以及三角化恢复3D点，并通过得分的方式选择一个更好的模型结果进行初始化

Fundamental模型评分

$$\text{scoreF} = \sum_{i=0}^N \rho(T_F - \|x' F x\|^2 / \sigma^2)$$

$$\rho(x) = \begin{cases} 0 & x \leq 0 \\ x & \text{else} \end{cases} \quad T_F = 3.84$$

Homography模型评分

$$\text{scoreH} = \sum_{i=0}^N \rho(T_H - \|x' - Hx\|^2 / \sigma^2)$$

$$\rho(x) = \begin{cases} 0 & x \leq 0 \\ x & \text{else} \end{cases} \quad T_H = 5.99$$

Fundamental模型与Homography模型选择

$$R_H = \frac{s_H}{s_H + s_F}, R_H \geq 0.45$$





### UpdateLocalKeyFrames

能观测到当前帧mCurrentFrame的Mappoints的关键帧--->keyframeCounter

除去无效的关键帧--->.mvpLocalKeyFrames

- .mvpLocalKeyFrames中与其它（共视）连接最多的关键帧作为参考帧mpReferenceKF

共视关键帧也添加进来

- .mvpLocalKeyFrames中每一帧共视比较好的10帧也添加进来
- 自己的子关键帧
- 自己的父关键帧

### UpdateLocalPoints

收集.mvpLocalKeyFrames中每帧关键帧的Mappoints --->mvLocalMapPoints



## SearchLocalPoints

标记当前帧的Mappoints，这些Mappoints不同搜索匹配

遍历mvpLocalMappoints判断是否在mCurrentFrame视野内

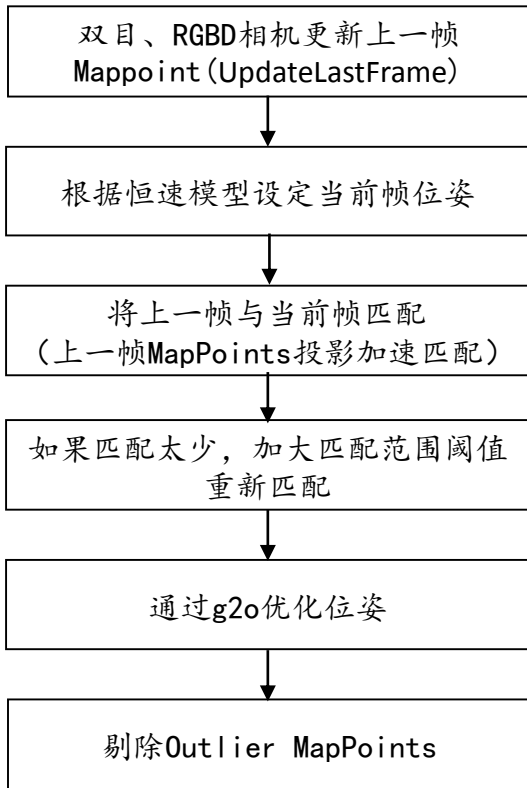
- 如果在视野内，则该mappoint被观测的统计值加1

当前帧mCurrentFrame通过投影匹配mvpLocalMappoints

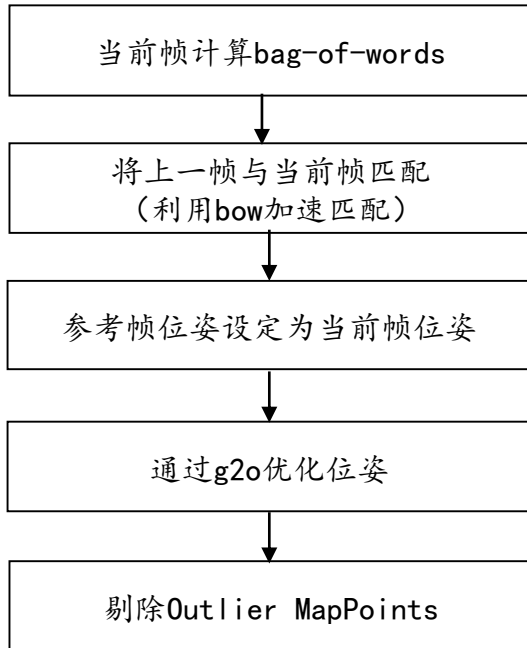
- 调用SearchByProject

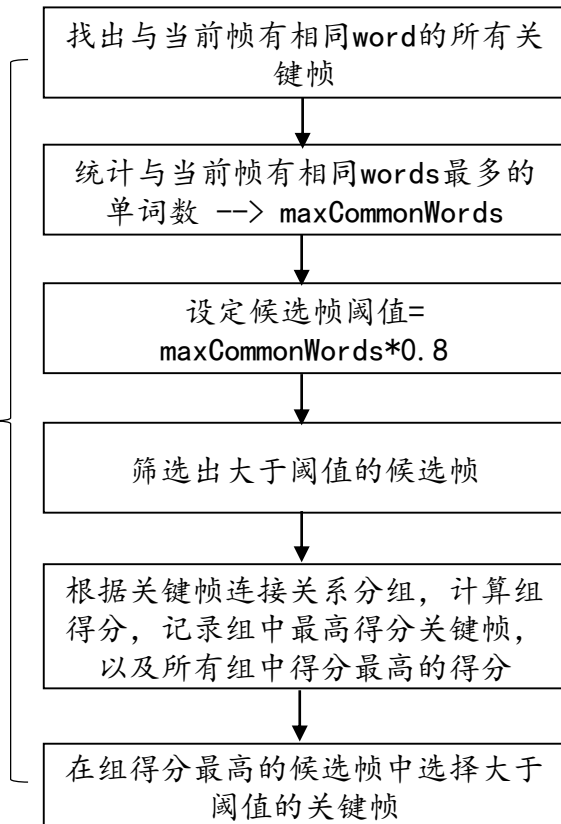
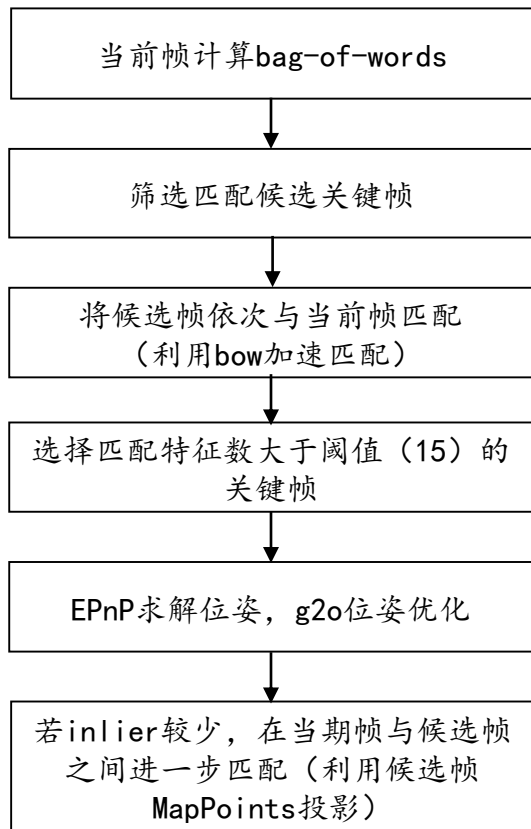


### TrackWithMotionModel



### TrackWithReferenceKeyframe





```
lAccScoreAndMatch =  
{(accScore, pBestKF)}  
bestAccScore = max{accScore}
```



预备知识



视觉VO与重定位



局部优化



全局闭环



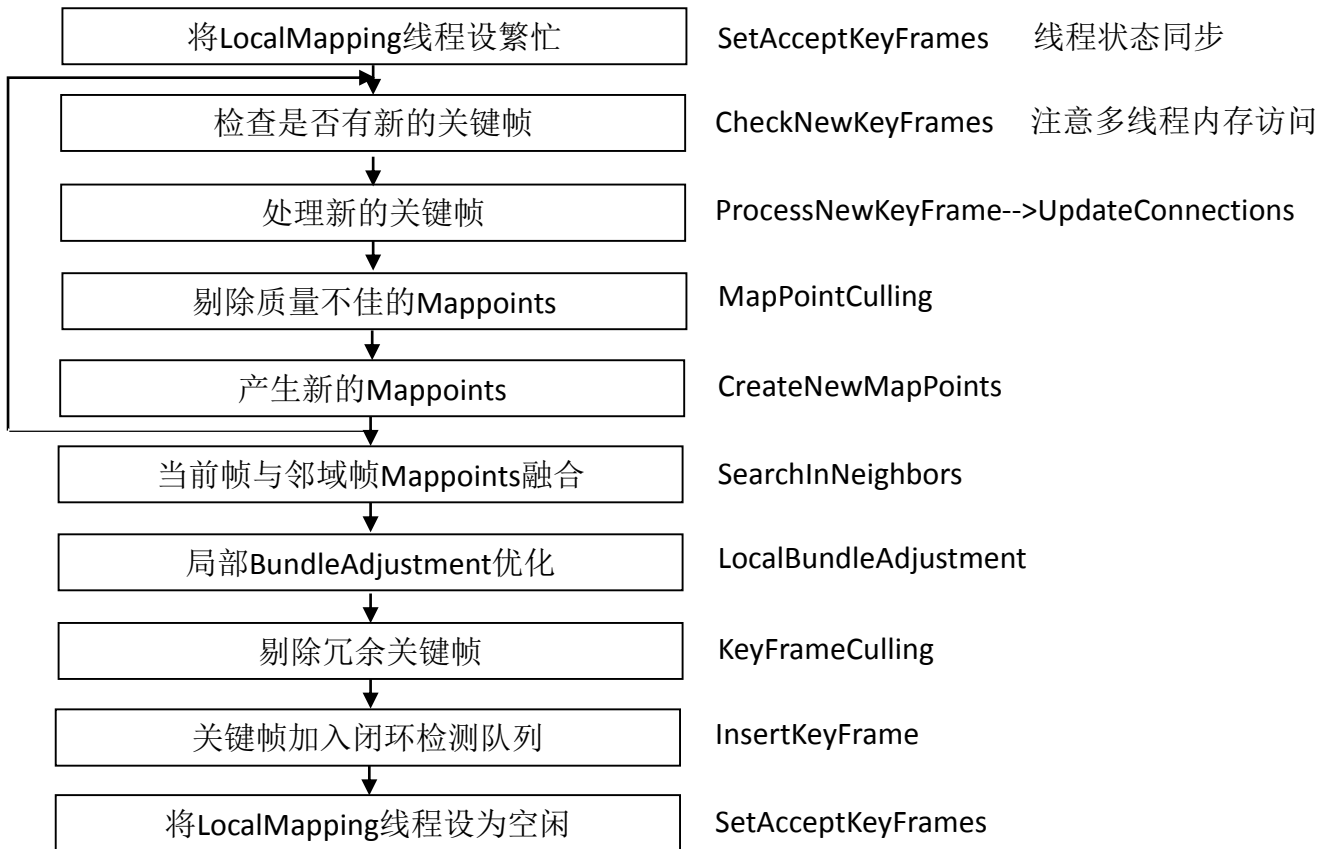
代码串讲



总结



## 局部优化





## 局部优化

### UpdateConnections

1. 取出当前关键帧mpCurrentKeyFrame所有的MapPoints--->mvpMapPoints
2. 取出能观测到这些MapPoints的关键帧--->observations
3. 统计每个关键帧观测到这些MapPoints的个数--->Kfcounter<KeyFrame\*, int>
4. 建立共视有向连接图
  - 如果这些关键帧中观测到MapPoints的个数大于阈值，则与当前关键帧建立连接 ---> vPairs
  - 得到共视关系最好的关键帧 --->pKFmax
  - 如果这些关键帧中观测到MapPoints的个数均小于阈值，则将pKFmax与当前帧建立连接---> vPairs
  - 对vPairs按照共视的程度进行排序
  - vPairs中共视关系最强的关键帧作为mpCurrentKeyFrame的父关键帧，同时mpCurrentKeyFrame作为该帧的子关键帧



## 局部优化

### MapPointCulling

作用：剔除mlpRecentAddedMapPoints中不好的MapPoints

mlpRecentAddedMapPoints来自于：

- 对于双目会在创建关键帧时新建一些MapPoints
- 通过CreateNewMapPoints函数，关键帧之间三角化恢复一些MapPoints

剔除MapPoint的标准为（观测一致性，从被创建开始，未被连续可靠观测到）：

- $mnFound / mnVisible < 25\%$
- 从MapPoint被创建开始，到现在已经过了不小于2帧关键帧，但是该MaPoints被观测到的关键帧数小于阈值（单目为2，双目为3）
- 从MapPoint被创建开始，到现在已经超过帧关键帧





## 局部优化

### CreateNewMapPoints

1. 取出与当前关键帧mpCurrentKeyFrame共视关系比较好的关键帧 ---> vpNeighKFs, (单目20, 双目10)
2. 对vpNeighKFs中每一个关键帧pKF2, 判断视差角是否足够
  - 对于双目, 相机光心距离不小于双目基线
  - 对于单目, 相机光心距离 / pKF2中MapPoints中值深度  $\geq 0.01$
3. 计算mpCurrentKeyFrame与pKF2之间Fundamental矩阵  $F_{12} = K_1^{-T} [t]_{\times} R_{12} K_2^{-1}$
4. 通过SearchForTriangulation函数查找特征匹配 (借助F矩阵剔除Outlier) ---> vMatchedIndices
5. 对匹配特征点DLT法三角化恢复3D点 (对于双目, 关键帧视差角大时用三角化法恢复3D点, 反之则直接反投影) 检查3D点有效性: a. 恢复3D点 b. 检测3D点是否在相机前方 c. 重投影误差。d. 3D点到俩相机距离之比和特征点金字塔层数之比接近
6. 将3D点构造为MapPoint并mlpRecentAddedMapPoints进行一致性观测检查



## 局部优化

### SearchInNeighbors

1. 取出与当前关键帧一级共视的关键帧与二级共视（共视关键帧的共视关键帧）的关键帧
2. 将当前帧的MapPoints分别与一级二级相邻帧(的MapPoints)进行融合。matcher.Fuse函数
  - 投影当前帧的MapPoints到相邻关键帧pKFi中，并判断是否有重复的MapPoints
  - 如果MapPoint能匹配关键帧的特征点，并且该点有对应的MapPoint，那么将两个MapPoint合并
  - 如果MapPoint能匹配关键帧的特征点，并且该点没有对应的MapPoint，那么为该点添加MapPoint
3. 将一级二级相邻帧的MapPoints分别与当前帧（的MapPoints）进行融合
4. 更新与其它帧的连接关系



## 局部优化

KeyFrameCulling: 从当前共视关键帧中剔除冗余关键帧

1. 取出与当前关键帧共视的所有关键帧vpLocalKeyFrames
2. 对于vpLocalKeyFrames中每个关键帧判断是否是冗余关键帧
  - 取出该关键帧对应的MapPoints---> vpMapPoints
  - 如果vpMapPoints中有90%的MapPoints可被至少3帧尺度近似的關鍵帧观测到，则为冗余关键帧



预备知识



视觉VO与重定位



局部优化



全局闭环



代码串讲



总结



# 全局闭环优化

↓ mlploopKeyFrameQueue

队列中取一帧

↓ mpcurrentKF

判断距离上一次闭环检测是否超过10帧

计算当前帧与相连关键帧的Bow最低得分

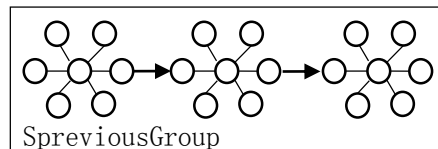
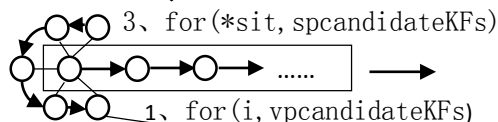
↓ mpcurrentKF

↓ minscore

检测得到闭环候选帧

↓ vpLoopCandidate

检测候选帧连续性

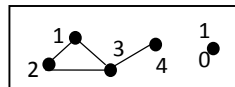


2、for(iG, mvConsistentGroup)

1、三个阈值都是计算获得，鲁邦性好  
minscore mincommons minscoreToRetain

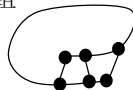
2、通过分组可以将单独得分很高的无匹配关键帧剔除

分组示意图：

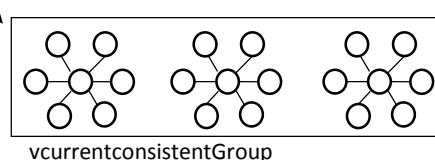
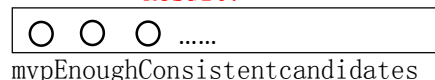


如图：1、2、3、4、10都是闭环候选帧。  
节点1：与2、3相连，1与2、3分为一组  
节点2：与1、3相连，2与1、3分为一组  
节点3：与1、2、4相连，3与1、2、4分为一组  
节点4：与3相连，4与3分为一组  
节点10：10自己单独一组

连续性检测示意图：



Result:



↓ (pKF, minscore)

找出与当前帧有公共单词的关键帧，  
但不包括与当前帧相连的关键帧

↓ lKFsharingwords

统计候选帧中与pKF具有共同单词最多的单词数

↓ maxcommonwords

得到阈值

$\text{mincommons} = 0.8 * \text{maxcommonwords}$

↓ maxcommonwords

↓ mincommons

↓ minscore

筛选共有单词大于mincommons且Bow得分大于minscore的关键帧

↓ lscoreAndMatch

将存在相连的分为一组，计算组最高得分bestAccScore，同时得到每组中得分最高的关键帧

↓ lscoreAndMatch

bestAccScore

得到阈值minScoreToRetain

$= 0.75 * \text{bestAccScore}$

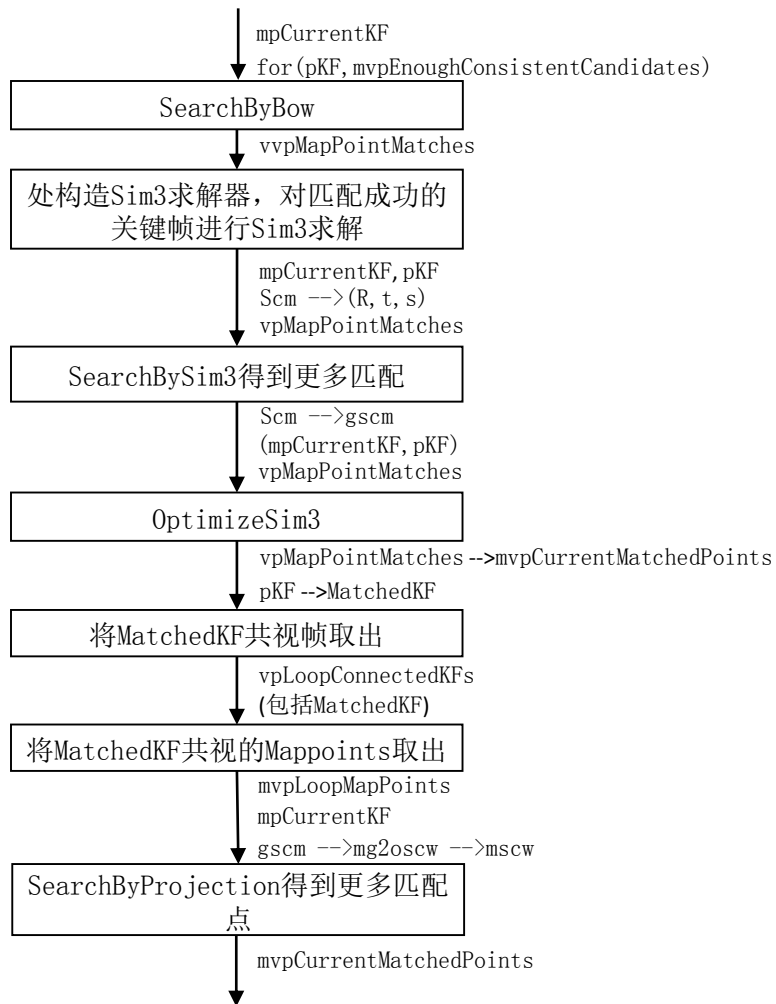
↓ lscoreAndMatch

minScoreToRetain

vpLoopCandidates

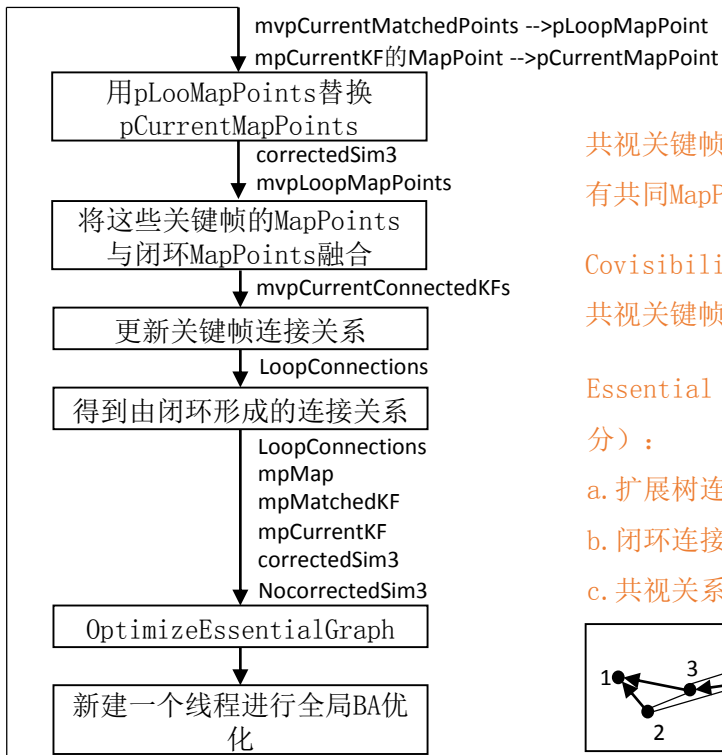
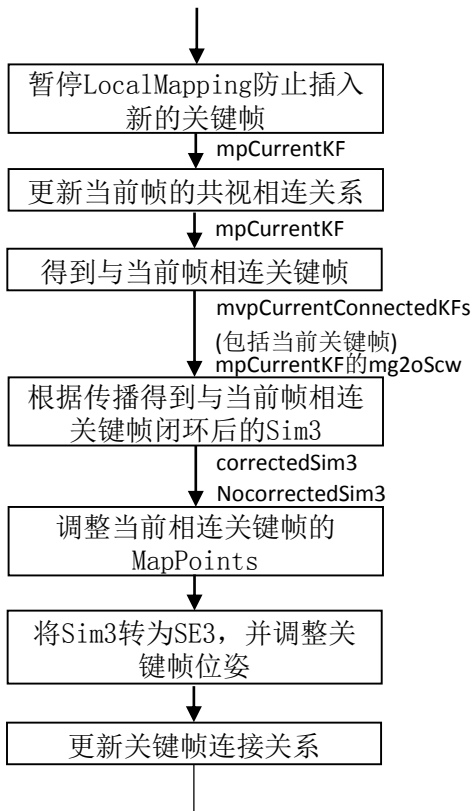


# 全局闭环优化





# 全局闭环优化



共视关键帧:

有共同MapPoints观测的关键帧

Covisibility Graph:

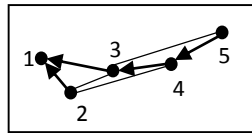
共视关键帧及它们的连接关系构成的图

Essential Graph (包含3部分):

a. 扩展树连接关系

b. 闭环连接关系

c. 共视关系非常好的连接关系





## g2o优化

GlobalBundleAdjustemnt与LocalBundleAdjustment: 同时优化3D点和位姿

3D-2D 最小化重投影误差  $e = (u,v) - \text{project}(T_{cw} * P_w)$

Vertex: `g2o::VertexSE3Expmap()`, 即当前帧的`Tcw`

`g2o::VertexSBAPointXYZ()`, `MapPoint`的`mWorldPos`

Edge: `g2o::EdgeSE3ProjectXYZ()`, `BaseBinaryEdge`

Vertex: 待优化当前帧的`Tcw`

Vertex: 待优化`MapPoint`的`mWorldPos`

measurement: `MapPoint`在当前帧中的二维位置 $(u,v)$

InfoMatrix: `invSigma2`(与特征点所在的尺度有关)





## g2o优化

PoseOptimization: 只优化位姿

3D-2D 最小化重投影误差  $e = (u,v) - \text{project}(T_{cw} * P_w)$

只优化Frame的 $T_{cw}$ ，不优化MapPoints的坐标

Vertex: `g2o::VertexSE3Expmap()`，即当前帧的 $T_{cw}$

Edge: `g2o::EdgeSE3ProjectXYZOnlyPose()`，BaseUnaryEdge

Vertex: 待优化当前帧的 $T_{cw}$

measurement: MapPoint在当前帧中的二维位置 $(u,v)$

InfoMatrix: `invSigma2`(与特征点所在的尺度有关)

Edge: `g2o::EdgeStereoSE3ProjectXYZOnlyPose()`，BaseUnaryEdge

Vertex: 待优化当前帧的 $T_{cw}$

measurement: MapPoint在当前帧中的二维位置 $(u_l, v, u_r)$

InfoMatrix: `invSigma2`(与特征点所在的尺度有关)



## g2o优化

OptimizeEssentialGraph在成功进行闭环检测后，全局BA优化前进行

Vertex: `g2o::VertexSim3Expmap`，Essential graph中关键帧的位姿

Edge: `g2o::EdgeSim3()`，BaseBinaryEdge

Vertex: 关键帧的Tcw，MapPoint的Pw

measurement: 经过CorrectLoop函数步骤2，Sim3传播校正后的位姿

InfoMatrix: 单位矩阵



## OptimizeSim3在筛选闭环候选帧时用于位姿Sim3优化

Vertex: `g2o::VertexSim3Expmap()`, 两个关键帧的位姿

`g2o::VertexSBAPointXYZ()`, 两个关键帧共有的MapPoints

Edge: `g2o::EdgeSim3ProjectXYZ()`, `BaseBinaryEdge`

Vertex: 关键帧的Sim3, MapPoint的Pw

measurement: MapPoint在关键帧中的二维位置(u,v)

InfoMatrix: `invSigma2`(与特征点所在的尺度有关)

Edge: `g2o::EdgeInverseSim3ProjectXYZ()`, `BaseBinaryEdge`

Vertex: 关键帧的Sim3, MapPoint的Pw

measurement: MapPoint在关键帧中的二维位置(u,v)

InfoMatrix: `invSigma2`(与特征点所在的尺度有关)



结语

谢谢大家！

