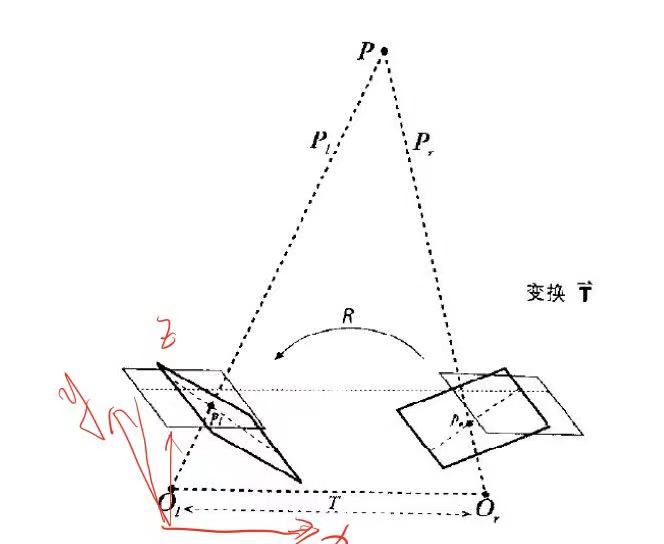
Openmvs



# 极线校正： 将相机在数学上对准到同一观察平面上，使得相机上像素行是严格对齐的， 校正目的：对两幅图像的二维匹配搜索变成一维，节省计算量，排除虚假匹配点

左相机外参Rl， tl， 右相机外参Rr， tr

*openmvs中全部采用的是旋转和光心坐标的方式来表示相机外参p\_c=R\*p\_w+t， p\_c在图像上的坐标，p\_w世界坐标， t平移，相机中心p\_c=[0,0,0]，则p\_w=-R\_invert\*t，p\_w就表示光心坐标C*

## 1.1 首先是X轴的旋转，将X轴旋转到与基线相同的方向，则旋转向量

## 1.2 然后确定新的y轴，只要满足与e1正交即可，选择与旧的主光轴和新的X轴垂直的方向

，这里code中没有tl，平移不会影响旋转之后的方向

## 1.3 新的z轴与新的x轴和y轴互相垂直

坐标转换的旋转矩阵 Rnew=[e1, e2, e3]

左右相机新的旋转矩阵

Rlnew = RnewRlt;

Rrnew = RnewRrt;

校正之后新的基线的计算

1. 先求出未校正之前，右相机光心在左相机坐标系下的坐标
2. 然后在求解左相机光心在右相机校正后的坐标系下的坐标（也等于与右相机校正后的坐标下光心[0, 0, 0]的距离）

（左图到右图的变换）

Tx = t.x，其为负数

# 视差图与深度图转换，矫正后坐标系下的视差图与校正前的坐标系下的深度图的互相转换

## 根据投影方程，先将校正后的视差图转成校正后的深度图

## 2, 写成矩阵形式

## 3, 将校正后的坐标系下的深度图转到校正之前的相机坐标系下

校正之前的相机坐标系下（x, y, z），校正之后的相机坐标系下的坐标（x’,y’,z’）

则有

## 在将校正前相机坐标系下的位置转换成图像坐标可得

## 将上面合并可得校正后坐标系下的视差图（u’， v’， disp）与校正前的坐标系下深度图（u，v, depth）=（X，Y，Z）的转换

# 3 深度估计

1.ComputeDepthMaps

OpenMVS源码中流程（在Scene.h

4. EstimatePointNormals

3. EstimatePointColors

2. FuseDepthMaps

DenseReconstruction

中）

输入：图像，位姿， 输出：depth，点云

数据结构从大到小

DenseDepthMapData -> 所有数据

DepthMapsData-> 用于计算depth maps的类

DepthData ->单帧深度图所需要的数据

其中ComputeDepthMaps中有4个步骤(小写部分都是源码中对应函数的名字) 主要在DepthMapsData对象中在SceneDensify.h文件中。

1. prepare image
2. Select Views
3. Dense Reconstruction Estimate
4. EVT\_PROCESSIMAGE, InitViews
5. EVT\_ESTIMATEDEPTHMAP, extract depth map

ii.i. Patch-Match algorithm EstimateDepthMap

ii.ii. sgm algorithm data.sgm.match

iii. EVT\_OPTIMIZEDEPTHMAP RemoveSmallSegments/GapInterpolation

iiii. EVT\_SAVEDEPTHMAP,

ExportDepthMap/ExportConfidenceMap

/ExportPointCloud

1. Dense Reconstruction Filter
2. EVT\_FILTERDEPTHMAP, data.depthMaps.FilterDepthMap
3. EVT\_ADJUSTDEPTHMAP,
4. EVT\_FAIL return
5. Prepare Image

图片尺寸缩放，相机的内参也进行同样的缩放

=2 \* u, X和Z不变的情况下， 和也要扩大相应的倍数

1. 选择邻域Select Views
2. 搜索该帧的所有邻域帧 data.depthMaps.SelectViews(depthData)
   1. 邻域选择scene.SelectNeighborViews()
   2. 邻域滤波Scene::FilterNeighborViews()
3. 选择该帧的最佳邻域帧用于计算深度 data.depthMaps.SelectViews(data.images, imagesMap, data.neighborsMap)

邻域选择的时候，共有三个条件，分别是

共视点f在两个图像(V,R)的夹角(fV与fR组成的夹角)(夹角设置的阈值为10

度)；

邻域帧R与当前帧V的分辨率是否接近；

共视点在图像中覆盖的面积area 。

参考论文

Multi-View Stereo for Community Photo Collections

夹角的score公式

夹角越接近或者等于该阈值，得分越高，论文中取值为1.6次方，而不是2

邻域帧R与当前帧V的分辨率指的是共视区域的分辨率是否接近

计算方法 空间内共视一点f，在左图中的投影位置为v1，在右图的投影的位置为v2，当f在空间内移动一段距离，在左图中的投影位置为v1’，右图中的投影位置为v2’， SVf = |v1’-v1|, SRf = |v2’-v2|, r=SRf/SVf

代码中直接简化处理f/depth，来等于SVf和SRf，类似disp=fb/depth, 当b为单位长度时，视差的变化值，代码中取值1.6

共视点在图像中覆盖的面积area，当前帧与共视帧的共视点，这些点在共视帧上所占的面积

计算当前帧V和邻域帧R共视所有的共视点，如果该点投影分别在当前帧和邻域帧的图像范围内，则将共视点在当前帧的投影存储起来用于面积的计算。

代码中的计算面积的方法是按比例计算的，先将特征点投影坐标归一化到0-1，然后乘以16，相当于归一化到0-16，然后设置一个16\*16的矩阵，对应位置上设为1，然后计算1的数量除以16\*16，得到共视点在当前帧中覆盖的面积

邻域滤波

对邻域选择时的三个条件分别设置阈值，均满足的话就选择作为邻域

选择该帧的最佳邻域帧

经过上面的计算，每张图片都选出nMaxViews个邻域帧，则构成一个马尔科夫随机场的labeling问题(能量优问题)，即每一个view（node）都有n个邻域（label），优化目标是给每一个node选择一个label使得整体能量最小

该问题的Markov Random Field能量函数：

公式中Y是标签label， X是节点node

UnaryCost:之前计算的score，用平均score归一化后的值

avgScore/score 。view选当前标签（score越大该邻域越合适）的代价， avgScore/score就越小即代价越小则该邻域就越合适

PairwiseCost: 惩罚两个node的label相同的情况即不鼓励任意两个的view相同

area是指两个node之间的覆盖的面积， 指的是xi与li的覆盖面积

1. 深度估计Dense Reconstruction Estimate
   1. init View

将之前的最佳邻域帧放入队列中，如果没有最佳邻域帧，就将得分最高的前几帧放入计算队列中，然后并把该图片按照共视区域的分辨率比值进行缩放

* 1. sgm algorithm data.sgm.match
     1. 极线校正图片，前面推导的Image::StereoRectifyImages（）
     2. 视差图初始化