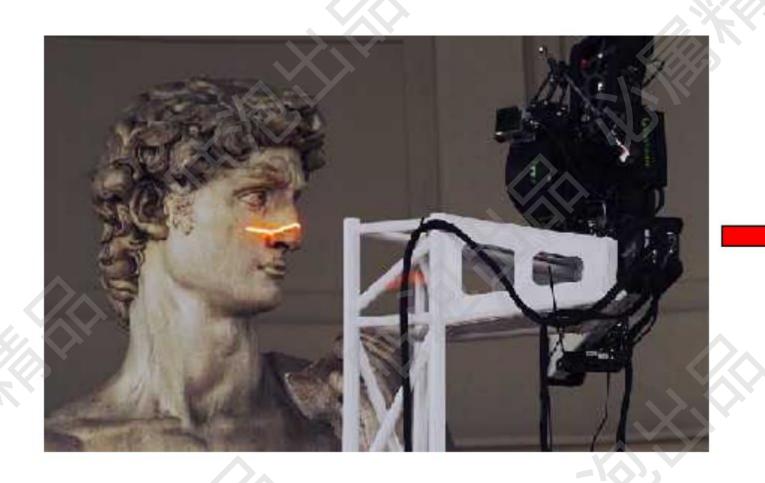


❤ 原型设计





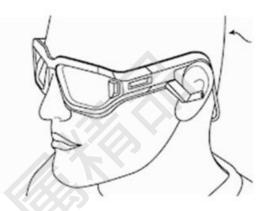
✓ 虚拟现实











- Magic leap
- Daqri
- Meta
- Etc...

❤ 机械手臂

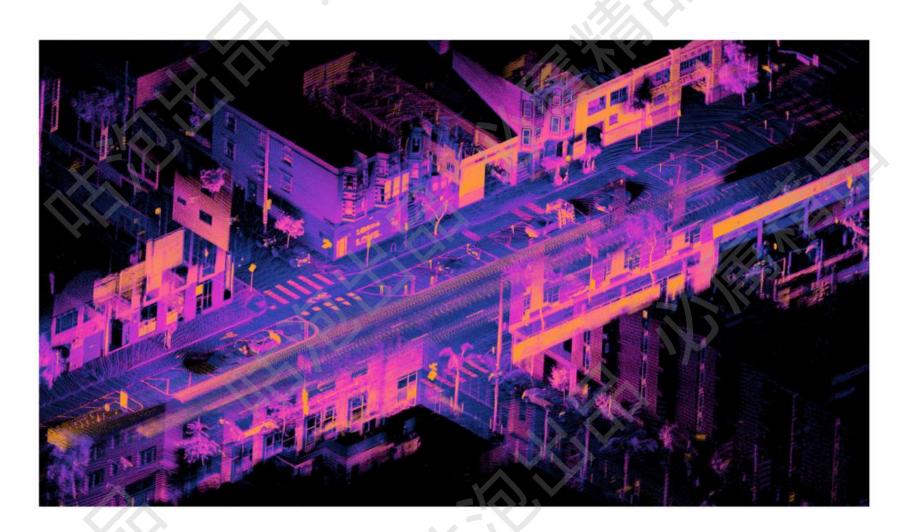




✓ 辅助驾驶



❤ 定位与追踪



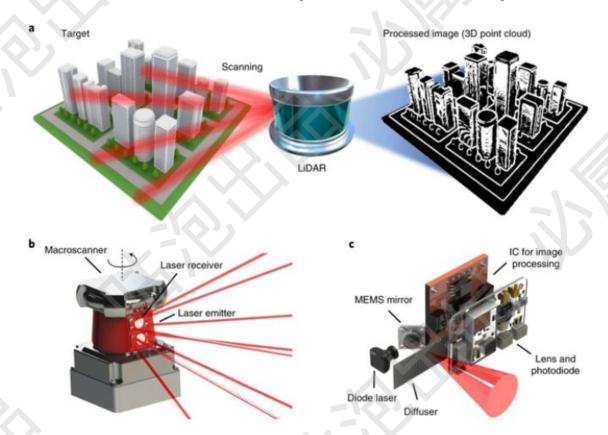
✅ 如何三维重建?

♂人工, 软件等方法慢慢磨 (那是相当的慢啊)



✓ 如何三维重建?

♂ 激光雷达等获取深度与3维信息(这个可贼拉贵)



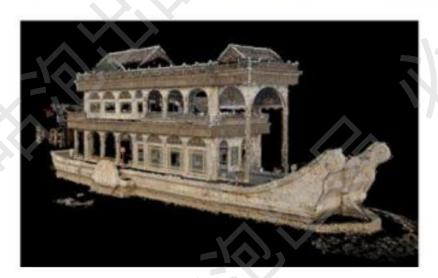
✓ 如何三维重建?

∅ 使用各个视角图像进行三维重建(这个便宜还容易)



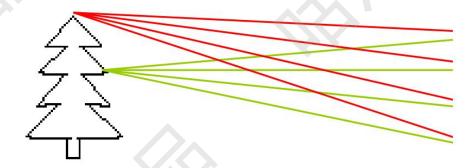






- ✓ 相机成像
 - ❷ 这件事有几百年了!
 - ♂ 为啥需要小孔成像?
 - ❷ 没有小孔,同一点会落很多

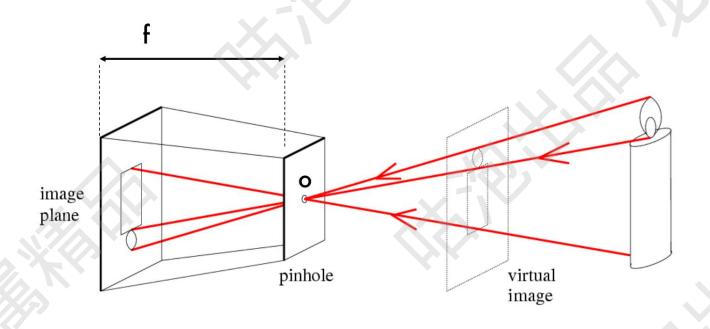
 object

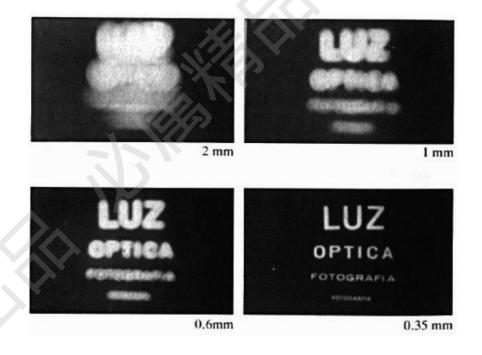


illum in tabula per radios Solis, quam in cœlo contingit: hoc est, si in cœlo superior pars deliquiñ patiatur, in radiis apparebit inferior deficere, vt ratio exigit optica. Sols delignium Anno (hrish 15 4.4. Die 24: January Sic nos exacte Anno . 1544 . Louanii eclipsim Solis

observauimus, inuenimusq; deficere paulò plus q dex-

Ø f就是焦距,o就是光圈;右图为光圈大小对清晰度的影响





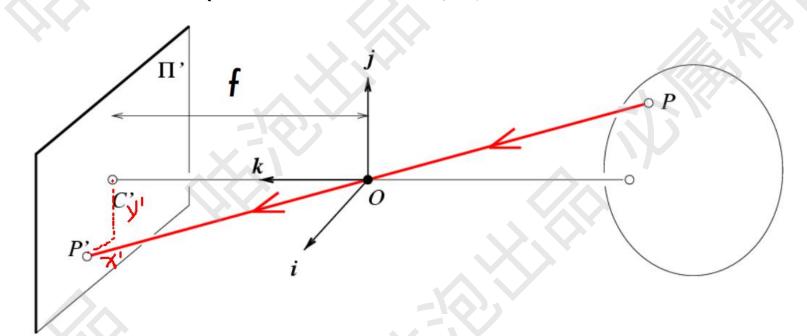
❤ 相机坐标系与像平面坐标系

❷ 空间点p在图像中哪呢?

$$P = \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} \rightarrow P' = \begin{bmatrix} x' \\ y' \end{bmatrix} \qquad \begin{cases} x' = f \frac{x}{z} \\ y' = f \frac{y}{z} \end{cases}$$

$$y' = f \frac{y}{z}$$

❷ 要得到其映射关系(通过相似三角形,将摄像机坐标系P->像平面坐标系p')



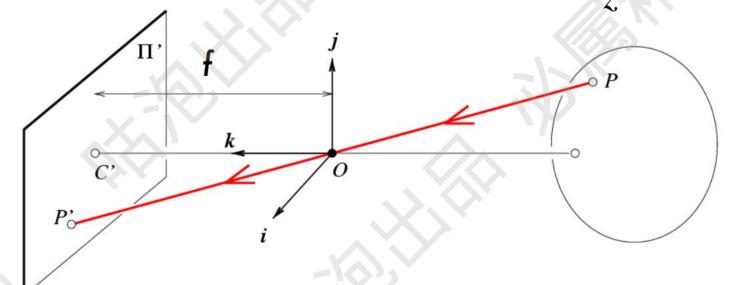
❤ 像素坐标系

$$(x, y, z) \rightarrow (f k \frac{x}{z} + c_x, f l \frac{y}{z} + c_y)$$
 $\alpha \beta$

❷ 注意偏置(像素不是以中心开始) Units: k,l: pixel/m(看你设备咋样0.01m/像素)

♂ 注意还需要转换单位:

$$P = (x, y, z) \rightarrow P' = (\alpha \frac{x}{z} + c_x, \beta \frac{y}{z} + c_y)$$



❤ 线性?

Ø对应关系是线性的?(例如两个坐标系X的对应,其中α固定,但是Z呢?)

$$P = (x, y, z) \rightarrow P' = (\alpha \frac{x}{z} + c_x, \beta \frac{y}{z} + c_y)$$
 (X变了, Z大概率也变了)

- ∅ 如何解决这个问题呢? (如果非线性的, 那就很难转换了)
- Ø 使用齐次坐标来完成这个任务

✅ 齐次坐标

❷ 其实就是增加一个维度,欧氏空间->齐次空间

❤ 坐标转换

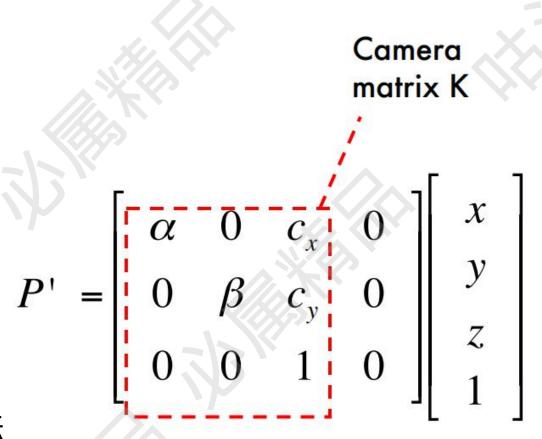
$$P_{h}' = \begin{bmatrix} \alpha & x + c_{x}z \\ \beta & y + c_{y}z \\ z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \alpha & 0 & c_{x} & 0 \\ 0 & \beta & c_{y} & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \\ 1 \end{bmatrix}$$

Euclidian

$$P_h' \to P' = (\alpha \frac{x}{z} + c_x, \beta \frac{y}{z} + c_y)$$

✓ 摄像机内参K

- ❷ 相机本身参数,固定的
- ❷ 也是三维重建中必须知道的一个指标



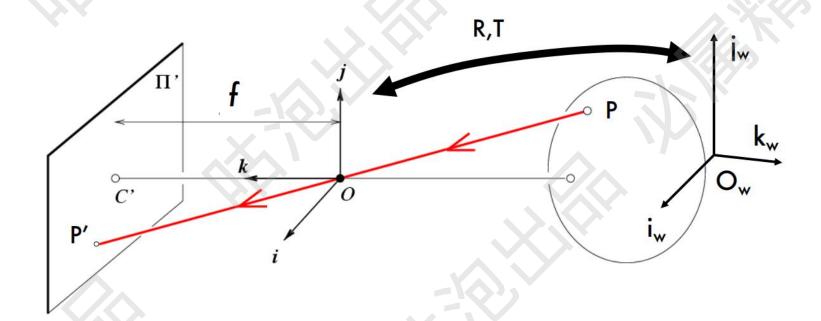
- ❤ 任何定义物体的位置呢?
 - ♂ 你往左,我往右会撞上吗?
 - ❷ 这个就需要世界坐标系了
 - ♂ 来捋一捋咱们现在有3个坐标系了



❤ 世界坐标系与相机坐标系

② 世界->相机,需要一个旋转平移矩阵: $P = \begin{bmatrix} R & T \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$

♂ 其中R是3*3矩阵,T是3*1矩阵(X,Y,Z三个方向),RT就是摄像机位姿



❤ 坐标系变换

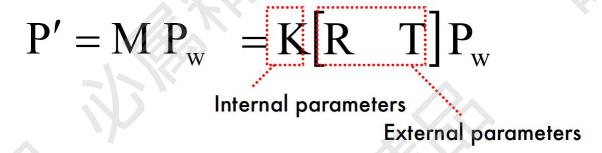
❷ 像素与世界坐标系的关系(其实需要我们知道内外参就可以映射)

❷ 像素坐标系->相机坐标系->世界坐标系的对应:

Internal parameters
$$P' = K \begin{bmatrix} I & 0 \end{bmatrix} P = K \begin{bmatrix} I & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R & T \\ 0 & 1 \end{bmatrix}_{4\times4} P_w = K \begin{bmatrix} R & T \end{bmatrix} P_w$$
External parameters

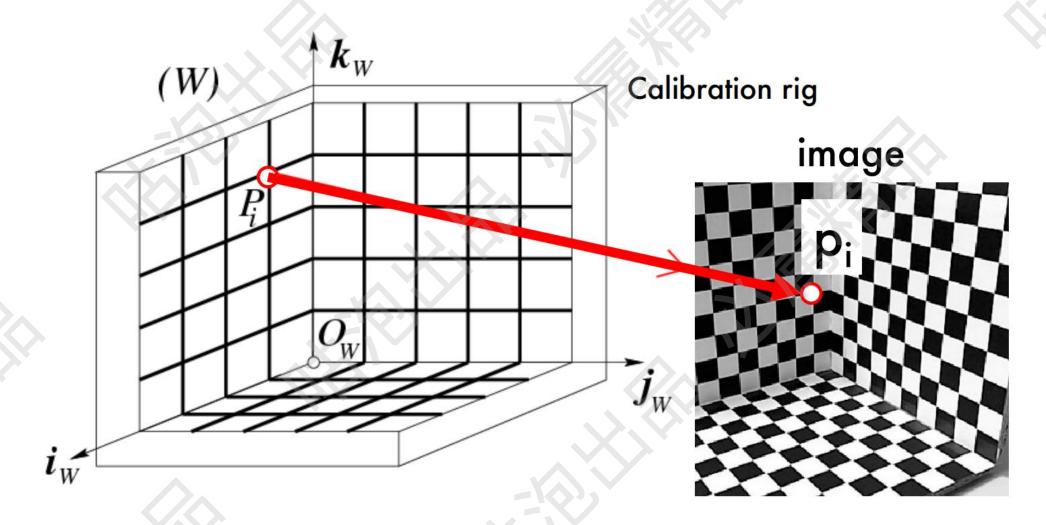
৺ 相机标定

❷ 要做一件什么事呢?



- 就是求解相机的内外参数
- 那你就得告诉我像素坐标和世界坐标,才能求解中间的参数
- 相机标定就是利用多组对应位置,如上图,来求解相机内外参数的过程

❤ 相机标定



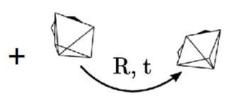
♂ 矛盾点: 落地所需的设备

但很多应用要集成到普通摄像头中

NeuralRecon就是单目解决方案







❤ 传统任务流程

❷ 输入序列选择,深度估计,点云,融合

Multi-view Depth

Estimation

♂ 你能确定每一步都做的准嘛?

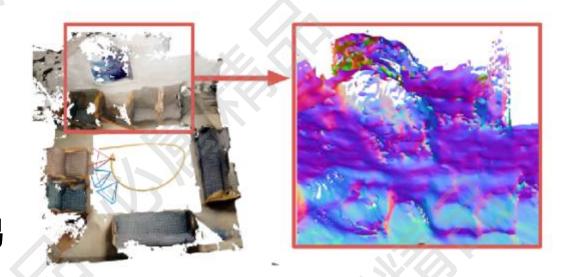
Key-frame Selection



✅ 可能遇到的问题

❷ 深度估计结果尺度不一致:

❷ 各自为政,想玩到一块不容易



- 必 重复的计算非常多,输入序列中肯定很多位置重复了
- 每个位置都要取计算它的深度信息,速度大打折扣

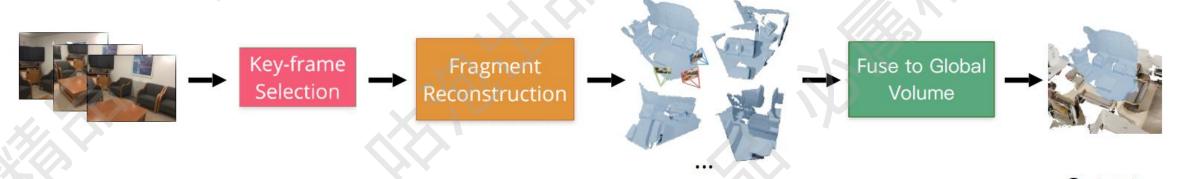
- ✓ NeuralRecon要做的事
 - ∅ 一句话总结就是: 擒贼先擒王, 省略掉中间过程, 直接预测想要的
 - ❷ 中间过程就相当于深度信息,点云信息等统统不需要,直接输出结果

- 那中间的事谁管呢?爱谁谁吧,交给神经网络就得了
- Ø 既不用高端设备,也不计算中间结果,直接End2End的一个框架

❤ 整体框架

∅ 1.关键帧选择; 2.输入序列(9张图); 3.片段重建; 4.全局合成

Ø 核心就是中间的网络,如何利用图像信息估计TSDF值



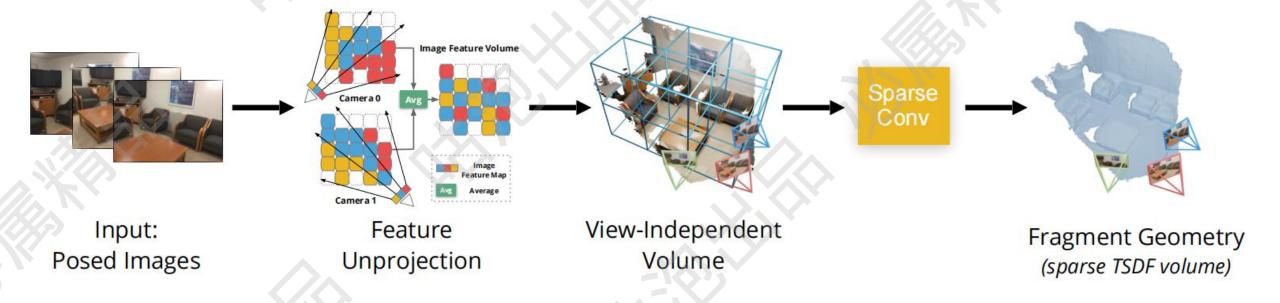
Input: Posed Images Fragment Geometry (sparse TSDF volume)

Output: Scene Geometry (sparse TSDF volume)

✓ NeuralRecon框架

Ø 核心就是特征映射,如何将图像中的特征映射到重建的结果上

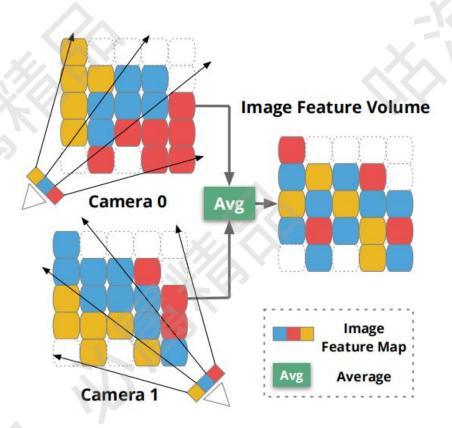
❷ 其实就是通过相机的内外参将像素坐标系与世界坐标系对应



❤ 映射细节

❷ 例如输入特征图: 40*40*80

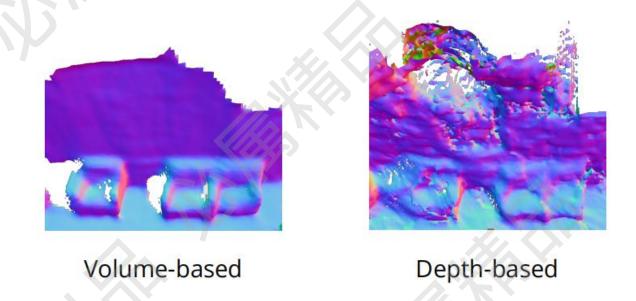
砂映射方法: $P' = M P_w = K[R] P_w$ Internal parameters
External parameters



Feature Unprojection

- ✅ 直接预测的优势

 - ❷ 看来更平滑稳定

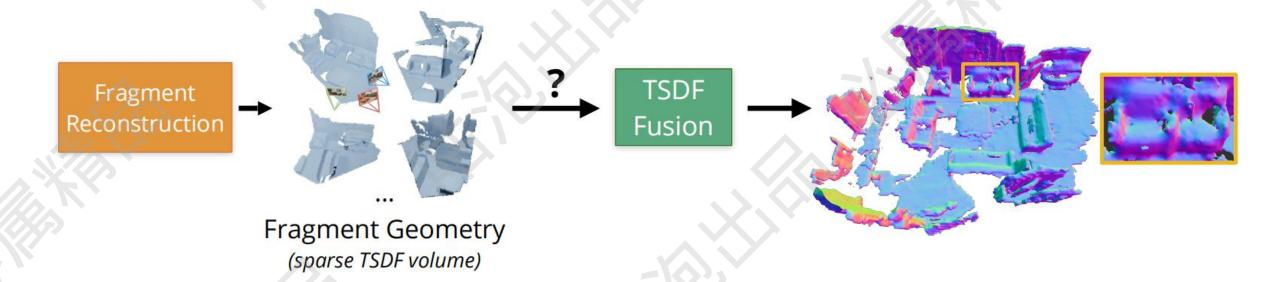


- ❷ 更大的优势就是简单方便,一步搞定;(要把大象放冰箱里,第一步。。。)
- ❷ 但是现在咱们只说了一个片段该怎么做,那实际场景中多个片段呢?

✓ 片段合并

₫ 直接合并到一起,每个片段都挺好,但是整体来说还有挺多瑕疵

∅ 因为每个片段都单独做的,他们没交流啊,所以配合不咋地

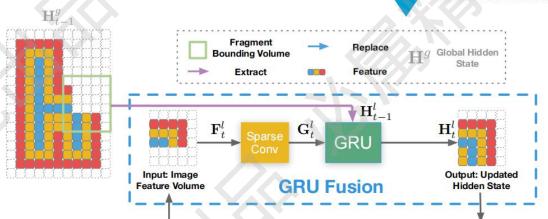


整体融合思路:

Hidden State GRU **Fusion** ∅ 迭代式融合输入片段 Directly fusing the features with GRU

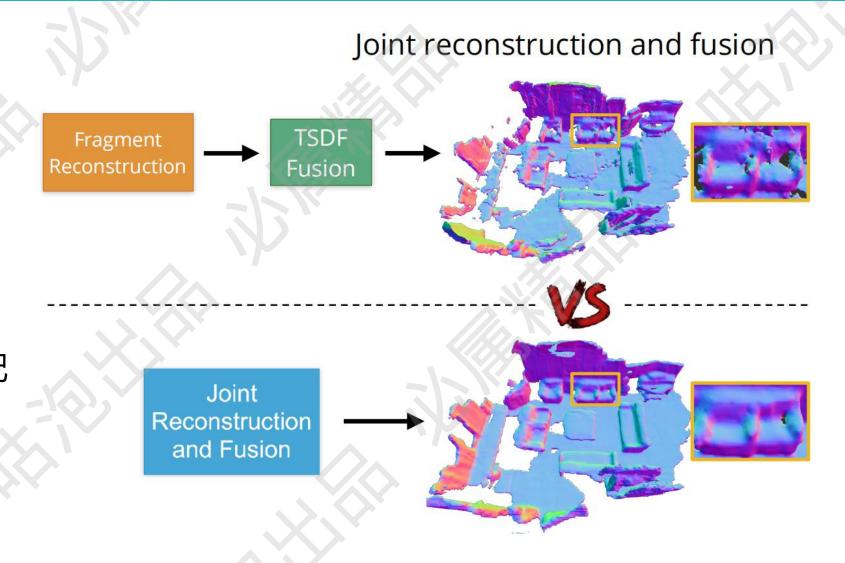
个有启定,按顺序执行

GRU就是利用前面的信息



❤ 效果分析

∅ 手动挡换自动挡



- ✓ 整体架构
 - Ø 粗到细的过程
 - ❷ 这招挺眼熟的
 - **❷** GRU不断融合
 - 輸出最終结果

NeuralRecon

Coarse-to-fine architecture

