深蓝学院
shenlanxueyuan.com

DSO源码解析

——初始化

主讲人 龚益群

东北大学

预备知识

初始化

跟踪

建图

滑窗优化

总结

预备知识 & 初始化

1、Direct & Sparse

2、几何与光度模型

3、光度误差模型

4、初始化相关理论

5、初始化代码讲解

6、总结

预备知识

1、Direct & Sparse

2、几何与光度模型

3、光度误差模型

4、初始化相关理论

5、初始化代码讲解

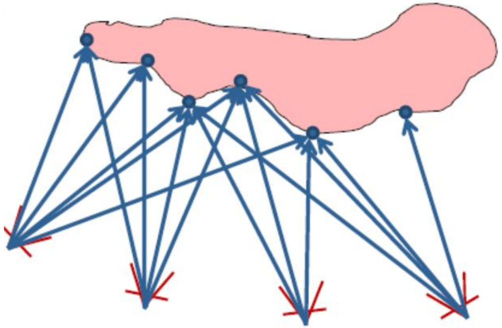
6、总结

1、Direct & Sparse

Direct

- Indirect
  - 第一步建立数据关联，得到中间值包括特征点、线与曲线段提取匹配，稠密光流等。
  - 第二步把中间数据作为测量，进行状态估计。

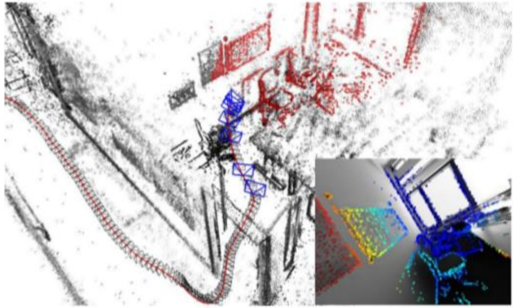
- Direct
  - 没有预处理，直接将传感器的值作为测量。

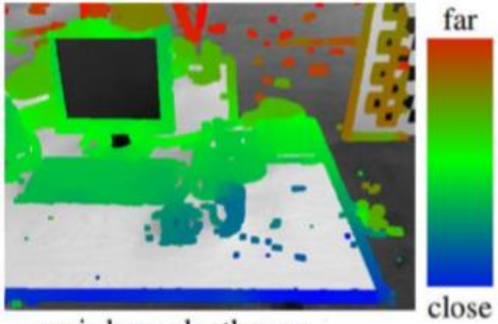


Engel J, Koltun V, Cremers D. Direct sparse odometry[J]. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 2017, 40(3): 611-625.

1、Direct & Sparse

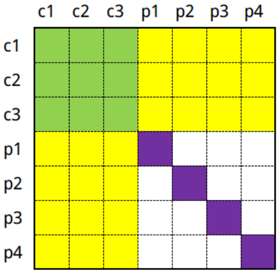
- Sparse
  - 重建出一些独立的像素点。
- Semi-Dense
  - 重建出部分像素点。
- Dense
  - 重建出所有的像素点。



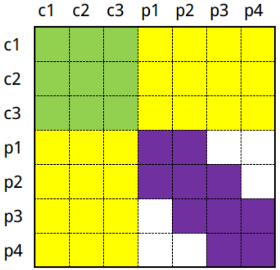


semi-dense depth map

※ 本质差别在于是否有几何先验



① 考虑区域连通性，深度的连续性
② 光流场的平滑性，深度平滑性
③ …….



Engel J, Koltun V, Cremers D. Direct sparse odometry[J]. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 2017, 40(3): 611-625.

预备知识

1、Direct & Sparse

2、几何与光度模型

3、光度误差模型

4、初始化相关理论

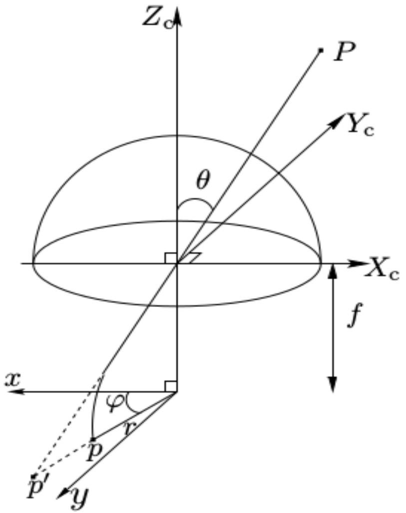
5、初始化代码讲解

6、总结

2、几何与光度模型

- **Pinhole(顺序有调整)**

$$\begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f_x & 0 & c_x \\ 0 & f_y & c_y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \frac{X}{Z} \\ \frac{Y}{Z} \\ 1 \end{bmatrix}$$



- **RadTan**

$$\begin{cases} x_{\ distorted} = x(1 + k_1 r^2 + k_2 r^4) + 2p_1 xy + p_2(r^2 + 2x^2) \\ y_{\ distorted} = y(1 + k_1 r^2 + k_2 r^4) + p_1(r^2 + 2y^2) + 2p_2 xy \end{cases}$$

J. Kannala and S. Brandt (2006). A Generic Camera Model and Calibration Method for Conventional, Wide-Angle, and Fish-Eye Lenses, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 28, no. 8, pp. 1335-1340

几何畸变

- **FOV**

$$\begin{cases} x_{distorted} = \dfrac{r_d}{r} \cdot x_c \\ y_{distorted} = \dfrac{r_d}{r} \cdot y_c \end{cases}$$

$$r_d = \frac{1}{\omega} \arctan\left(2 \cdot r \cdot \tan\left(\frac{\omega}{2}\right)\right)$$

$$r = \sqrt{\left(\frac{X}{Z}\right)^2 + \left(\frac{Y}{Z}\right)^2} = \sqrt{x_c^2 + y_c^2}$$

- **Equidistant(KB)**

$$\begin{cases} x_d = \dfrac{\theta_d}{r} \cdot x_c \\ y_d = \dfrac{\theta_d}{r} \cdot y_c \end{cases}$$

$$r = \sqrt{\left(\frac{X}{Z}\right)^2 + \left(\frac{Y}{Z}\right)^2} = \sqrt{x_c^2 + y_c^2}$$

$$\theta = \operatorname{atan2}(r, |z_c|) = \operatorname{atan2}(r, 1) = \operatorname{atan}(r)$$

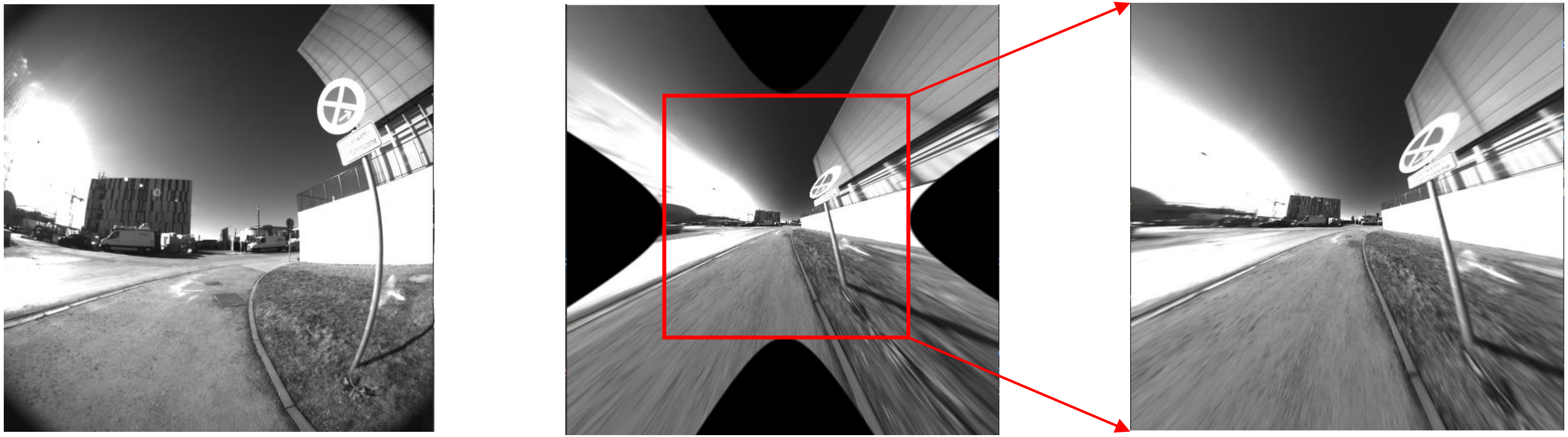
$$\theta_d = \theta(1 + k_1 \cdot \theta^2 + k_2 \cdot \theta^4 + k_3 \cdot \theta^6 + k_4 \cdot \theta^8)$$

Usenko, Vladyslav, Nikolaus Demmel, and Daniel Cremers. “The Double Sphere Camera Model.” 2018 International Conference on 3D Vision (3DV) (2018): n. pag.

2、几何与光度模型

几何畸变

- **去畸变后的新内参**



※**思想**：将校正后的图像加畸变，变换到原图，保证都能落在原图中。

- **去畸变后的新内参**

  - 将单位平面的坐标映射到原图像（畸变），求的单位平面上的范围X_{min}，X_{max}，Y_{min}，Y_{max}

$$\begin{cases} u_{min} = f_x X_{min} + c_x \\ u_{max} = f_x X_{max} + c_x \end{cases} \Rightarrow u_{max} - u_{min} = f_x \cdot (X_{max} - X_{min})$$

$$f_x = \frac{w}{X_{max} - X_{min}}$$

$$c_x = -f_x X_{min}$$

$$\begin{cases} v_{min} = f_y Y_{min} + c_y \\ v_{max} = f_y Y_{max} + c_y \end{cases} \Rightarrow v_{max} - v_{min} = f_y \cdot (Y_{max} - Y_{min})$$

$$f_y = \frac{h}{Y_{max} - Y_{min}}$$

$$c_y = -f_y Y_{min}$$

- 物体一点反射光量为辐射（Radiance）$B_i(\mathbf{x})$，通常假设物体是朗伯面（漫反射）。
- 感光器件单位时间在x位置接收的能量叫辐照（Irradiance）$\mathrm{I}R(\mathbf{x})$。辐照和辐射一一对应，且相机会存在渐晕$\mathrm{V}(x)$，建模成0和1之间数。

$$\mathrm{I}R(\mathbf{x}) = V(\mathbf{x})B_i(\mathbf{x})$$

- 传感器在曝光时间t_i内对辐照进行积分，假设期间辐照恒定，建模为乘积：

$$\mathrm{I}R_{acc}(\mathbf{x}) = t_i IR(\mathbf{x}) = t_i V(\mathbf{x})B_i(\mathbf{x})$$

- 电子器件将积分辐照值输出为图像强度，通常为非线性响应函数G，一般为$[0-255]$，最终光度模型：

$$I_i(\mathbf{x}) = G\big(t_i V(\mathbf{x})B_i(\mathbf{x})\big)$$

- 光度矫正就是去除响应函数和渐晕（辐照衰减）：

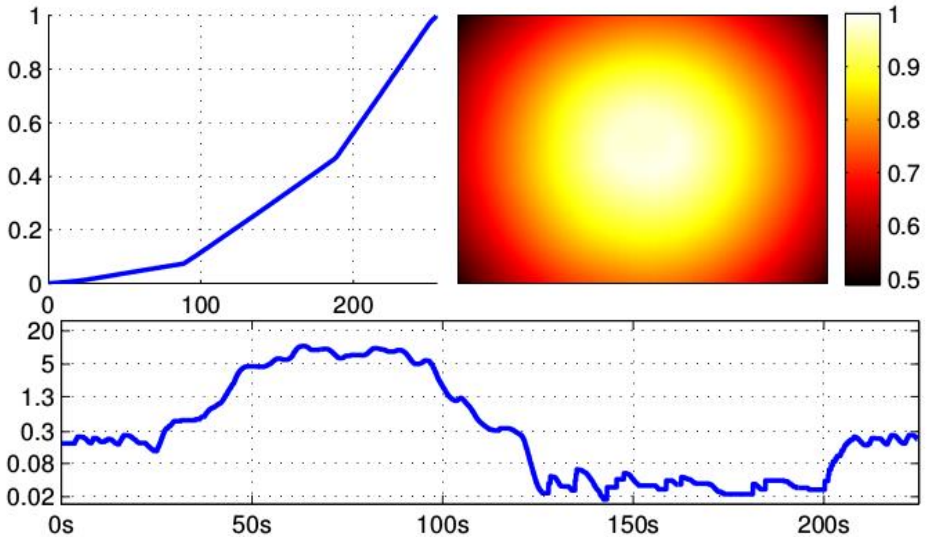
$$I_i'(\mathbf{x}) := t_i B_i(\mathbf{x}) = \frac{G^{-1}\big(I_i(\mathbf{x})\big)}{V(\mathbf{x})}$$

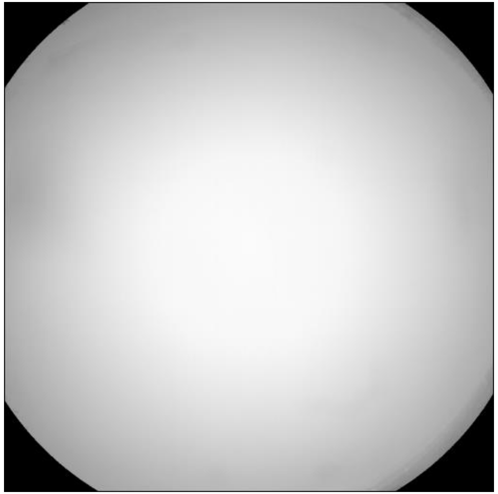
2、几何与光度模型

光度模型

- 若光度参数未知，引入光度仿射变换函数来估计光度变化，指数防止函数变负数：

$$I_i'(\mathbf{x}) = e^{-a_i}(I_i(\mathbf{x}) - b_i)$$





预备知识

1、Direct & Sparse

2、几何与光度模型

3、光度误差模型

4、初始化相关理论

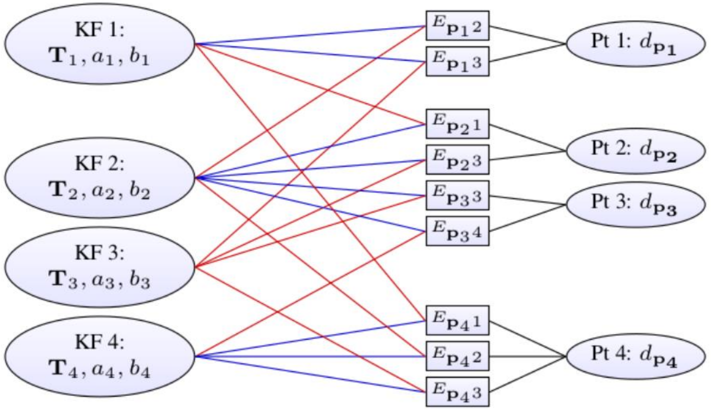
5、初始化代码讲解

6、总结

- **点的能量函数：**

$$E_{\mathbf{p}_j} = \sum_{\mathbf{p}_i \in \mathcal{N}_p} w_p \left\| (I_j[\mathbf{p}_j] - b_j) - \frac{t_j e^{a_j}}{t_i e^{a_i}} (I_i[\mathbf{p}_i] - b_i) \right\|_r$$

$$= \sum_{\mathbf{p}_i \in \mathcal{N}_p} w_p \left\| I_j[\mathbf{p}_j] - \frac{t_j e^{a_j}}{t_i e^{a_i}} I_i[\mathbf{p}_i] - \left(b_j - \frac{t_j e^{a_j}}{t_i e^{a_i}} b_i \right) \right\|_r \quad (1)$$



- **Huber函数：**

$$\rho_H(e) = \begin{cases} \frac{1}{2} e^2 & for\,|e| \le k \\ k|e| - \frac{1}{2} k^2 & for\,|e| > k \end{cases}$$

$$w_H(e) = \begin{cases} 1 & for\,|e| \le k \\ k/|e| & for\,|e| > k \end{cases}$$

$$w_H(e) \times (2 - w_H(e)) \times e^2 = 2 \times \rho_H(e)$$

- **图像梯度加权：**

$$w_{\mathbf{p}} := \frac{c^2}{c^2 + \|\nabla I_i(\mathbf{p})\|_2^2}$$

- **总能量函数：**

$$E_{photo} := \sum_{i \in \mathrm{F}} \sum_{\mathbf{p} \in P_i} \sum_{j \in \mathrm{obs}(\mathbf{p})} E_{\mathbf{p}_j}$$

3、光度误差模型

能量函数

- **对其中一点：**

$$\mathbf{p}_j = \Pi_\mathrm{c}\left(\mathbf{R}\Pi_\mathrm{c}^{-1}\left(\mathbf{p}_i, d_{\mathbf{p}_i}\right) + \mathbf{t}\right) \quad \text{with} \quad \begin{bmatrix} \mathbf{R} & \mathbf{t} \\ 0 & 1 \end{bmatrix} := \mathbf{T}_j \mathbf{T}_i^{-1}$$

$$\mathbf{P}_i' = \pi_C^{-1}(\mathbf{p}_i) = \mathbf{K}^{-1}\begin{pmatrix} \mathbf{p}_i \\ 1 \end{pmatrix} \quad (2)$$

$$\mathbf{P}_j' = \mathbf{R}\mathbf{P}_i' + \mathbf{t}d_{\mathbf{p}_i} \quad (3)$$

$$\begin{pmatrix} \mathbf{p}_j \\ 1 \end{pmatrix} = \pi_\mathbf{c}\left(\omega\left(\mathbf{P}_j'\right)\right) \quad (4)$$

$$\mathbf{P}_j = \frac{\mathbf{P}_j'}{d_{\mathbf{p}_i}}$$

$$\mathbf{P}_i' = \pi_C^{-1}(\mathbf{p}_i) = \mathbf{K}^{-1}\begin{pmatrix} \mathbf{p}_i \\ 1 \end{pmatrix}$$

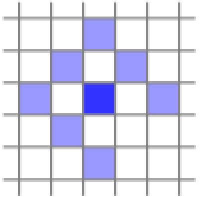
$$\mathbf{P}_j = \mathbf{R}\frac{\mathbf{P}_i'}{d_{\mathbf{p}_i}} + \mathbf{t}$$

$$\begin{pmatrix} \mathbf{p}_j \\ 1 \end{pmatrix} = \pi_\mathbf{c}\left(\omega\left(\mathbf{P}_j\right)\right)$$

- **对光度仿射参数：**

$$e^{a_{ji}} = \frac{t_j e^{a_j}}{t_i e^{a_i}} \quad (5)$$

$$b_{ji} = b_j - e^{a_{ji}} b_i \quad (6)$$



- **求导的参数包括：**
  - 相对的光度参数
  - 相对位姿（j帧位姿）
  - 第一帧（host）上的逆深度

- **对光度参数求导**
  - 将公式（1）中的残差取出，与公式（5）（6）结合得到：

$$r_k = I_j[\mathbf{p}_j] - e^{a_{ji}} I_i[\mathbf{p}_i] - (b_{ji})$$

$$\delta_{\mathrm{photo}} = [a_{ji}, b_{ji}]$$

$$\mathbf{J}_{photo} = \frac{\partial r_k}{\partial \delta_{photo}} = \begin{bmatrix} \frac{\partial r_k}{\partial a_{ji}} & \frac{\partial r_k}{\partial b_{ji}} \end{bmatrix}$$

$$= \begin{bmatrix} -e^{a_{ji}} I_i[\mathbf{p}_i] & -1 \end{bmatrix}$$

- **对相对位姿求导**

  - 将公式（1）中的残差取出，与公式（3）（4）结合得到：

$$r_k = I_j[\mathbf{p}_j] - e^{a_{ji}} I_i[\mathbf{p}_i] - (b_{ji})$$

$$\mathbf{P}_j' = \mathbf{R}\mathbf{P}_i' + \mathbf{t} d_{\mathbf{p}_i} \qquad (3)$$

$$\begin{pmatrix} \mathbf{p}_j \\ 1 \end{pmatrix} = \pi_{\mathbf{c}}\left(\omega\left(\mathbf{P}_j'\right)\right) \qquad (4)$$

$$\frac{\partial r_k}{\partial \delta\xi} = \mathbf{J}_I \cdot \boxed{\frac{\partial \mathbf{p}_j}{\partial \mathbf{P}_j'}} \cdot \boxed{\frac{\partial \mathbf{P}_j'}{\partial \delta\xi}}$$

公式（4） 公式（3）

  - 残差对图像导数：

$$\mathbf{J}_I = \frac{\partial I_j}{\partial \mathbf{p}_j} = \left(\frac{\partial I_j}{\partial \mathbf{p}_x} \; \frac{\partial I_j}{\partial \mathbf{p}_y}\right) = (d_x \, d_y) \quad (7)$$

  - 把公式（4）展开：

$$\mathbf{p}_x = f_x \cdot \frac{P_x'}{P_z'} + c_x \quad (8)$$

$$\mathbf{p}_y = f_y \cdot \frac{P_y'}{P_z'} + c_y \quad (9)$$

3、光度误差模型 Jacobian

- **对相对位姿求导**

$$
\begin{aligned}
\frac{\partial r_k}{\partial \delta\xi} &= \mathbf{J}_I \cdot \frac{\partial \mathbf{p}_j}{\partial \mathbf{P}'_j} \cdot \frac{\partial \mathbf{P}'_j}{\partial \delta\xi} \\
&= \begin{pmatrix} d_x f_x & d_y f_y \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \frac{1}{P'_z} & 0 & -\frac{P'_x}{P'^2_z} \\ 0 & \frac{1}{P'_z} & -\frac{P'_y}{P'^2_z} \end{pmatrix} d_{\mathbf{p}_i} \left(\mathbf{I} \quad -\frac{1}{d_{p_i}} [\mathbf{P}'_j]^{\wedge} \right) \\
&= \begin{pmatrix} d_x f_x & d_y f_y \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \frac{1}{P'_z} & 0 & -\frac{P'_x}{P^2} \\ 0 & \frac{1}{P'_z} & -\frac{P'_y}{P'_z} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} d_{\mathbf{p}_i} & 0 & 0 & 0 & P'_z & -P'_y \\ 0 & d_{\mathbf{p}_i} & 0 & -P'_z & 0 & P'_x \\ 0 & 0 & d_{\mathbf{p}_i} & P'_y & -P'_x & 0 \end{pmatrix} \\
&= \begin{pmatrix} d_x f_x & d_y f_y \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \frac{d_{\mathbf{p}_i}}{P'_z} & 0 & -\frac{d_{\mathbf{p}_i}}{P'_z}\frac{P'_x}{P'_z} & -\frac{P'_x P'_y}{P'_z} & 1 + \frac{P'^2_x}{P'^2_z} & -\frac{P'_y}{P'_z} \\ 0 & \frac{d_{\mathbf{p}_i}}{P'_z} & -\frac{d_{\mathbf{p}_i}}{P'_z}\frac{P'_y}{P'_z} & -1 - \frac{P'^2_y}{P'^2_z} & \frac{P'_x P'_y}{P'^2_z} & \frac{P'_y}{P'_z} \end{pmatrix}
\end{aligned}
$$

3、光度误差模型 Jacobian

- **对逆深度求导**
  - 将公式（1）中的残差取出，与公式（3）（4）结合得到：

$$r_k = I_j[\mathbf{p}_j] - e^{a_{ji}} I_i[\mathbf{p}_i] - (b_{ji})$$

$$\mathbf{P}_j' = \mathbf{R}\mathbf{P}_i' + \mathbf{t}d_{\mathbf{p}_i} \qquad (3)$$

$$\begin{pmatrix} \mathbf{p}_j \\ 1 \end{pmatrix} = \pi_{\mathbf{c}}\left(\omega\left(\mathbf{P}_j'\right)\right) \qquad (4)$$

  - 结合公式（7）（8）（9）：

$$\frac{\partial r_k}{\partial \delta d_{\mathbf{p}_i}} = \mathbf{J}_I \cdot \frac{\partial \mathbf{p}_j}{\partial \mathbf{P}_j'} \cdot \frac{\partial \mathbf{P}_j'}{\partial \delta d_{\mathbf{p}_i}}$$

$$= \begin{pmatrix} d_x & d_y \end{pmatrix} \begin{pmatrix} f_x & 0 \\ 0 & f_y \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \frac{1}{P_z'} & 0 & -\frac{P_x'}{P_z'^2} \\ 0 & \frac{1}{P_z'} & -\frac{P_y'}{P_z'^2} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} t_x \\ t_y \\ t_z \end{pmatrix}$$

$$= \begin{pmatrix} d_x f_x & d_y f_y \end{pmatrix} \frac{1}{P_z'} \begin{pmatrix} t_x - \frac{P_z'}{P_z'} t_z \\ t_y - \frac{P_y'}{P_z'} t_z \end{pmatrix}$$

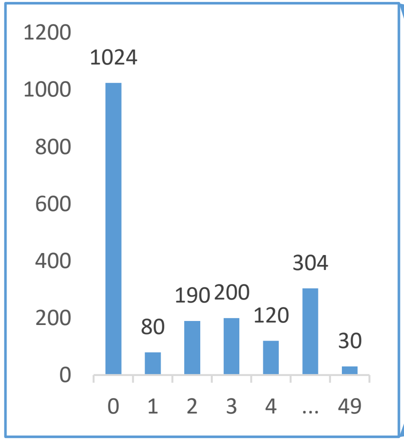
$$= \frac{1}{P_z'} d_x f_x \left(t_x - \frac{P_x'}{P_z'} t_z\right) + \frac{1}{P_z'} d_y f_y \left(t_y - \frac{P_y'}{P_z'} t_z\right)$$

初始化

4、初始化相关理论

提取像素

- **提取像素前设置阈值**
  - 每个格32*32大小
  - 在格内创建直方图**hist0**
  - 统计直方图中的像素点占50%位置的梯度作为阈值**ths**
  - 对阈值进行3*3的均值滤波**thsSmoothed**

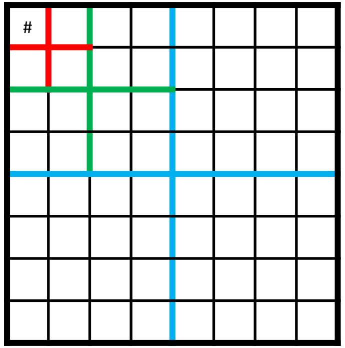


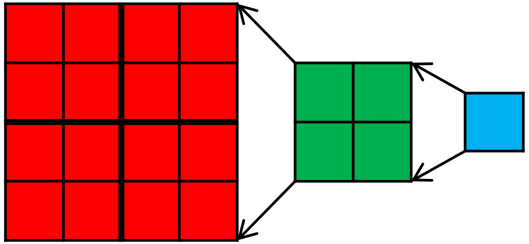
hist0 ths thsSmo othed	hist0 ths thsSmo othed	hist0 ths thsSmo othed	hist0 ths thsSmo othed
hist0 ths thsSmo othed	hist0 ths thsSmo othed	hist0 ths thsSmo othed	hist0 ths thsSmo othed
hist0 ths thsSmo othed	hist0 ths thsSmo othed	hist0 ths thsSmo othed	hist0 ths thsSmo othed
hist0 ths thsSmo othed	hist0 ths thsSmo othed	hist0 ths thsSmo othed	hist0 ths thsSmo othed

提取第0层的金字塔图像像素

- 遍历每一个像素，取大于所求阈值，且在pot内最大的
- 红pot对应4个像素，绿pot对应4个红pot，蓝pot对应4个绿pot
- 红色的使用金字塔0层上的梯度，阈值为thsSmoothed
- 绿色的使用金字塔1层上的梯度，阈值为红色的0.75倍
- 蓝色的使用金字塔2层上的梯度，阈值为绿色的0.75倍
- 比较大小都使用零层随机方向上的梯度
- 优先级红 > 绿 > 蓝，优先级高的找到了就不在低的里面找

4*pot

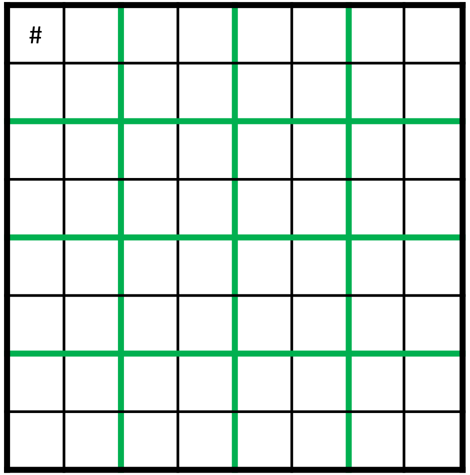




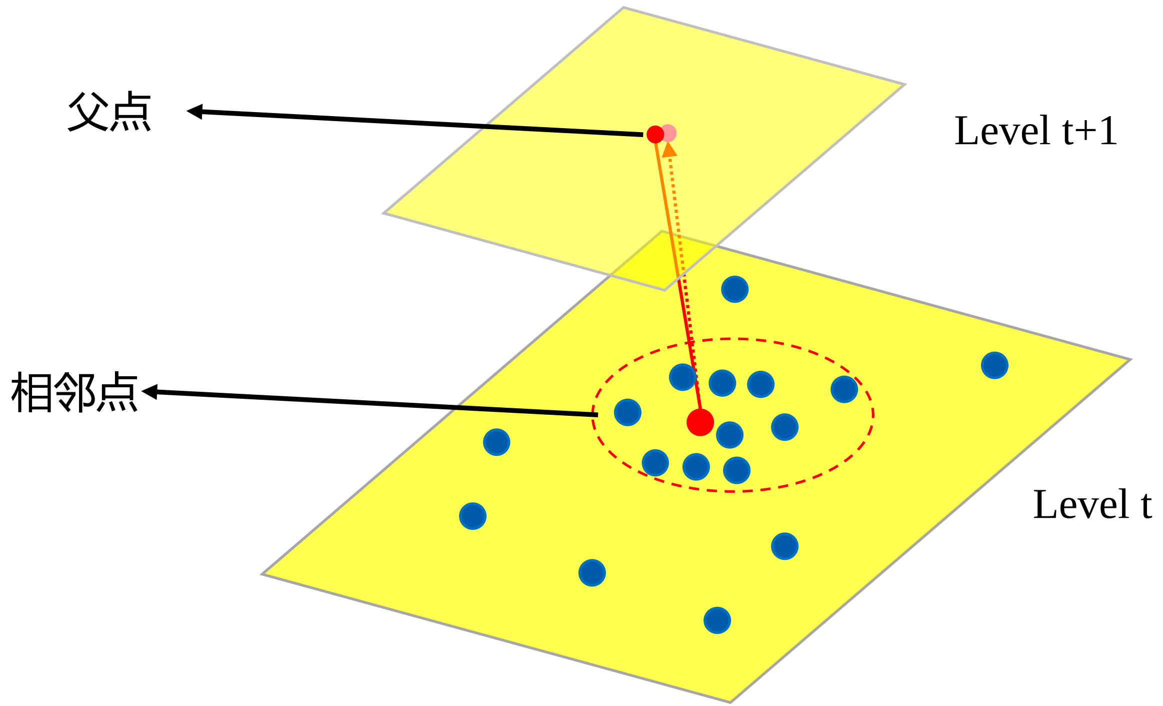
提取像素

- **提取第1-5层的金字塔图像像素**
  - 同样动态调节pot的大小，来保证提取合适的数目
  - 每个pot内梯度大于阈值，且gradx / grady / gradx-grady / gradx+grady 中有最大值的则被选中

4*pot



- **生成每层的每个点的neighbors和parent点**



- **使用归一化积计算点的逆深度**

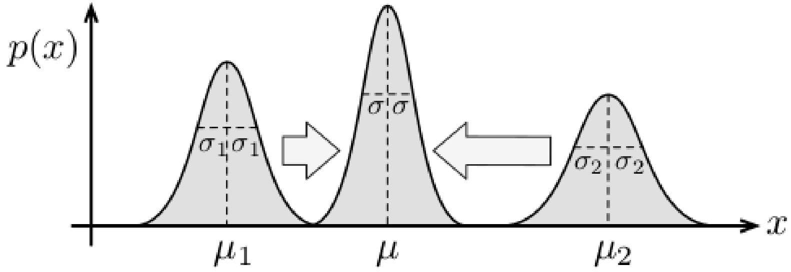
逆深度在不同层之间传递使用parent点来作为关联，融合策略采用高斯归一化积

$$\frac{1}{\sigma^2} = \frac{1}{\sigma_1^2} + \frac{1}{\sigma_2^2}$$

$$\frac{\mu}{\sigma^2} = \frac{\mu_1}{\sigma_1^2} + \frac{\mu_2}{\sigma_2^2}$$

$$\boldsymbol{\Sigma}^{-1} = \sum_{k=1}^{K} \boldsymbol{\Sigma}_k^{-1}$$

$$\boldsymbol{\Sigma}^{-1}\boldsymbol{\mu} = \sum_{k=1}^{N} \boldsymbol{\Sigma}_k^{-1}\,\boldsymbol{\mu}_k$$



- **当位移不足够时：**
  - 能量函数：$$E_{\mathbf{p}_j} := E_{\mathbf{p}_j} + E'_{\mathbf{p}_j} = E_{\mathbf{p}_j} + \alpha_w\left[\left(d_{\mathbf{p}_i} - 1\right)^2 + \|\mathbf{t}\|^2 \cdot N\right]$$
  - Jacobian：$$\mathbf{Jr} = \frac{\partial E'_{\mathbf{p}_j}}{\partial d_{\mathbf{p}_i}} = 2\alpha_w(d_{\mathbf{p}_i} - 1) \qquad \mathbf{Jr} = \frac{\partial E'_{\mathbf{p}_j}}{\partial \mathbf{t}} = 2\alpha_w \mathbf{t} N$$
    $$\mathbf{H} = \frac{\partial^2 E'_{\mathbf{p}_j}}{\partial d^2_{\mathbf{p}_i}} = 2\alpha_w \qquad \mathbf{H} = \frac{\partial^2 E'_{\mathbf{p}_j}}{\partial \mathbf{t}^2} = 2\alpha_w N$$
- **当位移足够时：**
  - 能量函数：$$E_{\mathbf{p}j} := E_{\mathbf{p}_j} + E'_{\mathbf{p}_j} = E_{\mathbf{p}j} + \left(d_{\mathbf{p}_i} - d_{iR}\right)^2$$
  - Jacobian：$$\mathbf{Jr} = \frac{\partial E'_{\mathbf{p}_j}}{\partial d_{\mathbf{p}_i}} = 2(d_{\mathbf{p}_i} - d_{iR}) \qquad \mathbf{H} = \frac{\partial^2 E'_{\mathbf{p}_j}}{\partial d^2_{\mathbf{p}_i}} = 2$$

- **对逆深度进行Schur消元：**

$$\begin{bmatrix} \mathbf{U} & \mathbf{W} \\ \mathbf{W}^{\mathrm{T}} & \mathbf{V} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta x_c \\ \Delta x_p \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} b_A \\ b_B \end{bmatrix}$$

- 把逆深度消掉

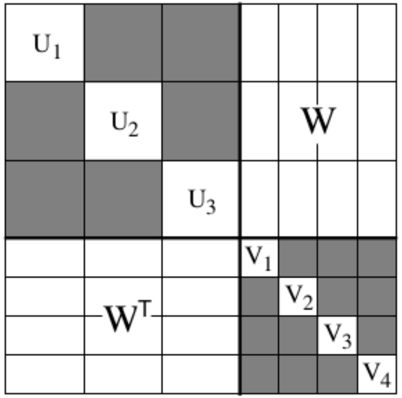
$$\begin{bmatrix} \mathbf{U} - \mathbf{W}\mathbf{V}^{-1}\mathbf{W}^{\mathrm{T}} & 0 \\ \mathbf{W}^{\mathrm{T}} & \mathbf{V} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta x_c \\ \Delta x_p \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} b_A - \mathbf{W}\mathbf{V}^{-1} b_B \\ b_B \end{bmatrix}$$

- 求解位姿

$$\left(\underbrace{\boxed{\mathbf{U}}}_{\text{H\_out}} - \underbrace{\boxed{\mathbf{W}\mathbf{V}^{-1}\mathbf{W}^{\mathrm{T}}}}_{\text{H\_out\_sc}}\right) \Delta x_c = \underbrace{\boxed{b_A}}_{\text{b\_out}} - \underbrace{\boxed{\mathbf{W}\mathbf{V}^{-1} b_B}}_{\text{b\_out\_sc}}$$

- 反代求解逆深度

$$\mathbf{V}\Delta x_p = b_B - \mathbf{W}^{\mathrm{T}}\Delta x_c$$



- **求位姿部分Hessian：**

$$J_0 = \frac{\partial r_k}{\partial \delta x}$$
$$J_1 = \frac{\partial r_k}{\partial \delta y}$$
$$J_2 = \frac{\partial r_k}{\partial \delta z}$$
$$J_3 = \frac{\partial r_k}{\partial \delta \phi_x}$$
$$J_4 = \frac{\partial r_k}{\partial \delta \phi_y}$$
$$J_5 = \frac{\partial r_k}{\partial \delta \phi_z}$$
$$J_6 = \frac{\partial r_k}{\partial \delta a}$$
$$J_7 = \frac{\partial r_k}{\partial \delta b}$$
$$J_8 = r_k$$

$J_0^TJ_0$	$J_0^TJ_1$	$J_0^TJ_2$	$J_0^TJ_3$	$J_0^TJ_4$	$J_0^TJ_5$	$J_0^TJ_6$	$J_0^TJ_7$	$J_0^TJ_8$
	$J_1^TJ_1$	$J_1^TJ_2$	$J_1^TJ_3$	$J_1^TJ_4$	$J_1^TJ_5$	$J_1^TJ_6$	$J_1^TJ_7$	$J_1^TJ_8$
		$J_2^TJ_2$	$J_2^TJ_3$	$J_2^TJ_4$	$J_2^TJ_5$	$J_2^TJ_6$	$J_2^TJ_7$	$J_2^TJ_8$
			$J_3^TJ_3$	$J_3^TJ_4$	$J_3^TJ_5$	$J_3^TJ_6$	$J_3^TJ_7$	$J_3^TJ_8$
				$J_4^TJ_4$	$J_4^TJ_5$	$J_4^TJ_6$	$J_4^TJ_7$	$J_4^TJ_8$
					$J_5^TJ_5$	$J_5^TJ_6$	$J_5^TJ_7$	$J_5^TJ_8$
						$J_6^TJ_6$	$J_6^TJ_7$	$J_6^TJ_8$
							$J_7^TJ_7$	$J_7^TJ_8$
								$J_8^TJ_8$

U

b_A

每次同时计算Pattern中的4个点！！

正规方程计算

- **求逆深度部分HSC：**

$$\mathbf{H_{sc}} = \mathbf{W}\mathbf{V}^{-1}\mathbf{W}^{\mathrm{T}} \qquad \mathbf{b_{sc}} = \mathbf{W}\mathbf{V}^{-1}\boldsymbol{b_B}$$

W

$$\mathrm{J}_0 = \frac{\partial r_k}{\partial \delta x}\frac{\partial r_k}{\partial \delta d_{\mathbf{p}_i}}$$

$$\mathrm{J}_1 = \frac{\partial r_k}{\partial \delta y}\frac{\partial r_k}{\partial \delta d_{\mathbf{p}_i}}$$

$$\mathrm{J}_2 = \frac{\partial r_k}{\partial \delta z}\frac{\partial r_k}{\partial \delta d_{\mathbf{p}_i}}$$

$$\mathrm{J}_3 = \frac{\partial r_k}{\partial \delta \phi_x}\frac{\partial r_k}{\partial \delta d_{\mathbf{p}_i}}$$

$$\mathrm{J}_4 = \frac{\partial r_k}{\partial \delta \phi_y}\frac{\partial r_k}{\partial \delta d_{\mathbf{p}_i}}$$

$$\mathrm{J}_5 = \frac{\partial r_k}{\partial \delta \phi_z}\frac{\partial r_k}{\partial \delta d_{\mathbf{p}_i}}$$

$$\mathrm{J}_6 = \frac{\partial r_k}{\partial \delta a}\frac{\partial r_k}{\partial \delta d_{\mathbf{p}_i}}$$

$$\mathrm{J}_7 = \frac{\partial r_k}{\partial \delta a}\frac{\partial r_k}{\partial \delta d_{\mathbf{p}_i}}$$

$\boldsymbol{b_B}$

$$\mathrm{J}_8 = \frac{\partial r_k}{\partial \delta d_{\mathbf{p}_i}} r_k$$

$\mathbf{V}^{-1}$

$$\mathrm{w} = \left(\frac{\partial r_k}{\partial \delta d_{\mathbf{p}_i}}\frac{\partial r_k}{\partial \delta d_{\mathbf{p}_i}}\right)^{-1}$$

$J_0^T w J_0$	$J_0^T w J_1$	$J_0^T w J_2$	$J_0^T w J_3$	$J_0^T w J_4$	$J_0^T w J_5$	$J_0^T w J_6$	$J_0^T w J_7$	$J_0^T w J_8$
	$J_1^T w J_1$	$J_1^T w J_2$	$J_1^T w J_3$	$J_1^T w J_4$	$J_1^T w J_5$	$J_1^T w J_6$	$J_1^T w J_7$	$J_1^T w J_8$
		$J_2^T w J_2$	$J_2^T w J_3$	$J_2^T w J_4$	$J_2^T w J_5$	$J_2^T w J_6$	$J_2^T w J_7$	$J_2^T w J_8$
			$J_3^T w J_3$	$J_3^T w J_4$	$J_3^T w J_5$	$J_3^T w J_6$	$J_3^T w J_7$	$J_3^T w J_8$
				$J_4^T w J_4$	$J_4^T w J_5$	$J_4^T w J_6$	$J_4^T w J_7$	$J_4^T w J_8$
					$J_5^T w J_5$	$J_5^T w J_6$	$J_5^T w J_7$	$J_5^T w J_8$
						$J_6^T w J_6$	$J_6^T w J_7$	$J_6^T w J_8$
							$J_7^T w J_7$	$J_7^T w J_8$
								$J_8^T w J_8$

$\mathbf{H_{sc}}$ $\mathbf{b_{sc}}$

初始化

1、Direct & Sparse

2、几何与光度模型

3、光度误差模型

4、初始化相关理论

5、初始化代码讲解

6、总结

- **Code**

Undistort.cpp

globalCalib.cpp

PixelSelector2.cpp

FullSystem.cpp

ImageAndExposure.h

CoarseInitializer.cpp

初始化

1、Direct & Sparse

2、几何与光度模型

3、光度误差模型

4、初始化相关理论

5、初始化代码讲解

6、总结

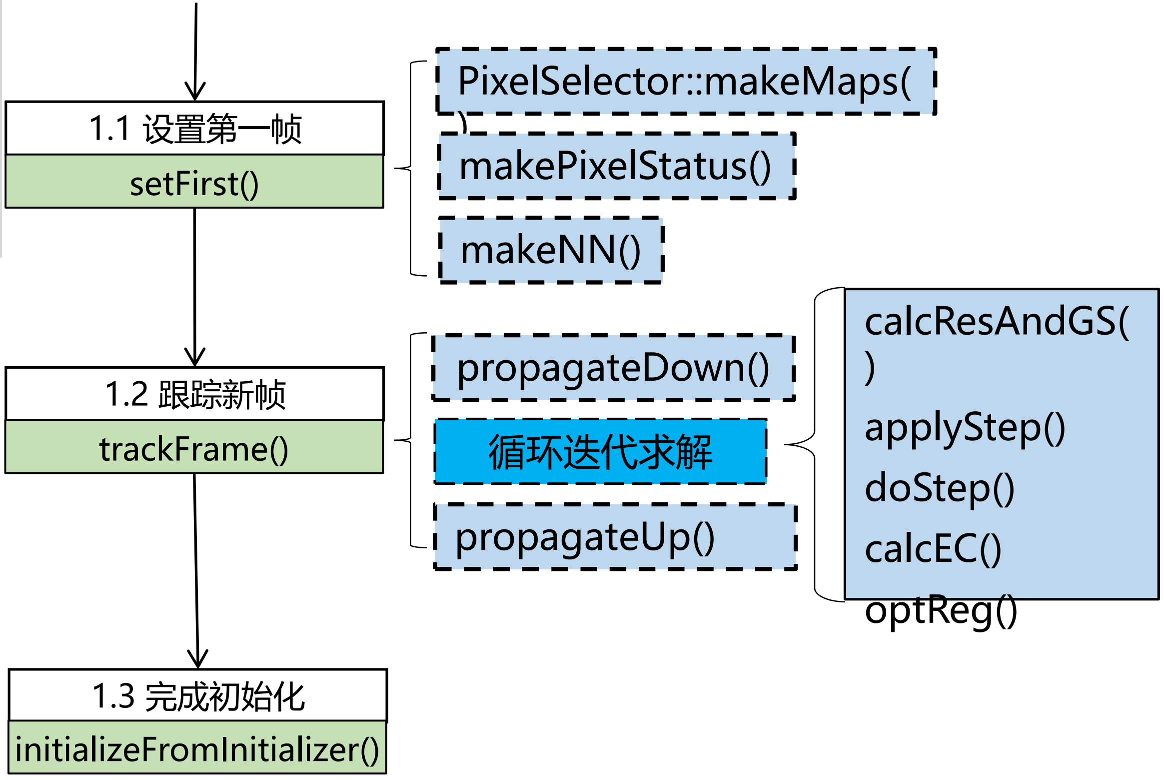
6、总结

初始化梳理

- 提取第0层的特征，取网格内随机方向梯度最大点
- 提取1-5层的特征，取网格内具有dx/dy最大梯度点
- new用于初始化的点，得到每个点同层最近的10个点(neighbours)，和上一层最近的点(parent)

- 当检测到位移足够大时，开始从金字塔顶层向底层使用LM优化位姿，光度参数，逆深度。
- 然后将逆深度由底层向顶层传播逆深度，用于下次优化做初值。
- 优化到满足位移的后5帧，位移小或中间的帧删除fh。

- 将第一帧插入关键帧，插入能量方程中（后面也会把这个最新帧插入关键帧）
- 使用第0层点的均值作为归一尺度
- 把第0层点创建为PointHessian，并插入能量方程insertPoint()（有先验）
- 设置第一帧和最新帧的FrameShell信息，作为待估计量



6、总结

数据结构

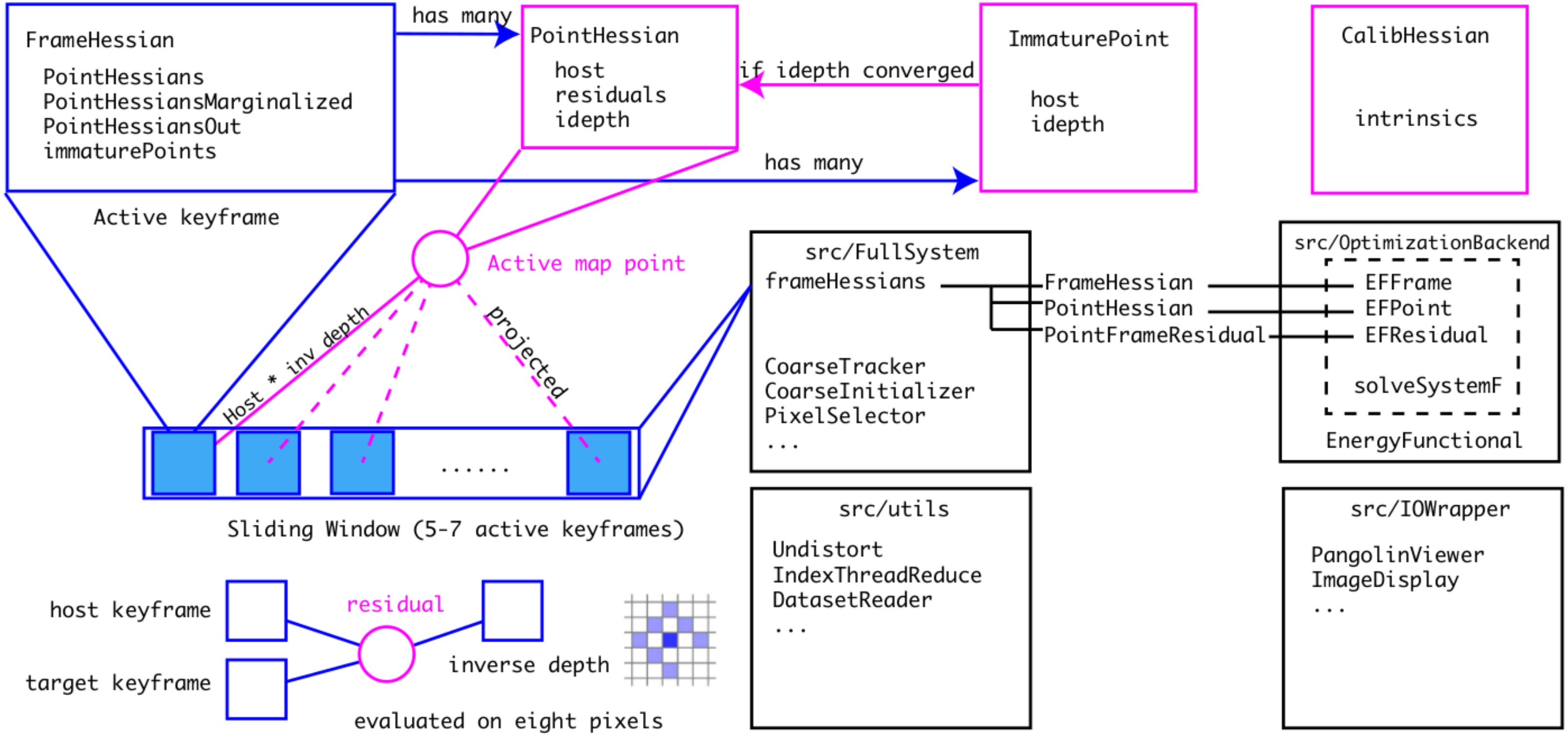


Figure 1: Framework of DSO.

Reference

- Engel J, Koltun V, Cremers D. Direct sparse odometry[J]. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 2017, 40(3): 611-625.
- J. Kannala and S. Brandt (2006). A Generic Camera Model and Calibration Method for Conventional, Wide-Angle, and Fish-Eye Lenses, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 28, no. 8, pp. 1335-1340
- Usenko, Vladyslav, Nikolaus Demmel, and Daniel Cremers. “The Double Sphere Camera Model.” 2018 International Conference on 3D Vision (3DV) (2018): n. pag.
- Xiang Gao. Notes on DSO. October 4, 2018
- https://zhuanlan.zhihu.com/p/29177540

结语

感谢各位聆听!

Thanks for Listening