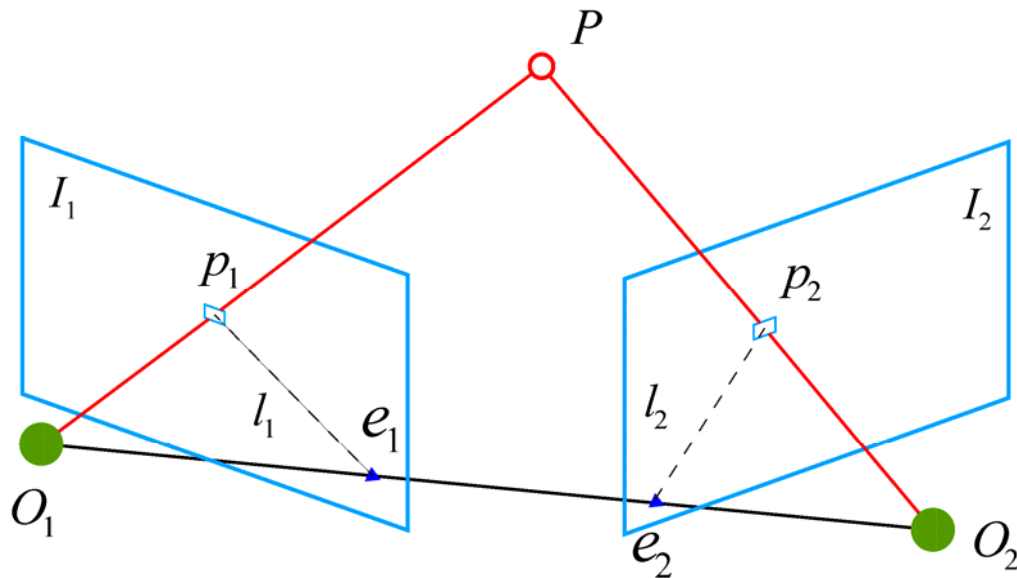


对极几何:

利用若干组两两匹配的像素点, 估计连续两帧之间的运动关系:



- 1) O_1, O_2, P 构成极平面;
- 2) e_1, e_2 是极点, l_1, l_2 与 O_1O_2 交点;
- 3) O_1O_2 是基线,
- 4) l_1, l_2 是极线;

[极线约束]:

如果事先没有经过特征的匹配得到连续两帧上关于空间点 P 在相机上的对应关系 p_1-p_2 。则无法通过三角化计算 P 的深度值。需要在第二帧上找到与 p_1 相对应的 p_2 。则可以利用极线约束。也就是说投影到第一帧上 p_1 处的空间点, 投影到第二帧的时候, 一定位于 l_2 极线上。

$$s_1 p_1 = K P, \quad s_2 p_2 = K (R P + t). \quad (7.1)$$

这里 K 为相机内参矩阵, R, t 为两个坐标系的相机运动 (如果我们愿意, 也可以写成李代数形式)。如果使用齐次坐标, 我们也可以把上式写成在乘以非零常数下成立的 (up to a scale) 等式^①:

$$p_1 = K P, \quad p_2 = K (R P + t). \quad (7.2)$$

现在, 取:

$$x_1 = K^{-1} p_1, \quad x_2 = K^{-1} p_2. \quad (7.3)$$

这里的 x_1, x_2 是两个像素点的归一化平面上的坐标。代入上式, 得:

$$x_2 = R x_1 + t. \quad (7.4)$$

两边同时左乘 t^\wedge 。回忆 $^\wedge$ 的定义, 这相当于两侧同时与 t 做外积:

$$t^\wedge x_2 = t^\wedge R x_1. \quad (7.5)$$

然后, 两侧同时左乘 x_2^T :

$$x_2^T t^\wedge x_2 = x_2^T t^\wedge R x_1. \quad (7.6)$$

观察等式左侧, $t^\wedge x_2$ 是一个与 t 和 x_2 都垂直的向量。把它再和 x_2 做内积时, 将得到 0。因此, 我们就得到了一个简洁的式子:

$$x_2^T t^\wedge R x_1 = 0. \quad (7.7)$$

重新代入 p_1, p_2 , 有:

$$p_2^T K^{-T} t^\wedge R K^{-1} p_1 = 0. \quad (7.8)$$

以上两个式子就称为对极约束。

对极约束: $p_2^T K^{-T} t^\wedge R K^{-1} p_1 = 0$

本质矩阵 (Essential): $E = t^\wedge R$

基本矩阵 (Fundamental): $F = K^{-T} t^\wedge R K^{-1}$

说明:

本质矩阵 E 的奇异值必定是 $[\sigma, \sigma, 0]^T$ 的形式;

E 有 5 个自由度 (尺度等价性消除了其中一个自由度)

可以由 8 点/5 点法求解

$E \Rightarrow R, t$ 可以由 SVD 分解得到; $E = U \Sigma V^T$

单应矩阵 H (Homogeneous): 用于描述共同平面上的一些点在两张图像上的关系, 判断相机的运动关系;

单应矩阵通常描述处于共同平面上的一些点, 在两张图像之间的变换关系。考虑在图像 I_1 和 I_2 有一对匹配好的特征点 p_1 和 p_2 。这些特征点落在某平面上。设这个平面满足方程:

$$\mathbf{n}^T \mathbf{P} + d = 0. \quad (7.16)$$

稍加整理, 得:

$$-\frac{\mathbf{n}^T \mathbf{P}}{d} = 1. \quad (7.17)$$

然后, 回顾本开头的式 (7.1), 得:

$$\begin{aligned} \mathbf{p}_2 &= \mathbf{K}(\mathbf{R}\mathbf{P} + \mathbf{t}) \\ &= \mathbf{K}\left(\mathbf{R}\mathbf{P} + \mathbf{t} \cdot \left(-\frac{\mathbf{n}^T \mathbf{P}}{d}\right)\right) \\ &= \mathbf{K}\left(\mathbf{R} - \frac{\mathbf{t}\mathbf{n}^T}{d}\right)\mathbf{P} \\ &= \mathbf{K}\left(\mathbf{R} - \frac{\mathbf{t}\mathbf{n}^T}{d}\right)\mathbf{K}^{-1}\mathbf{p}_1. \end{aligned}$$

于是, 我们得到了一个直接描述图像坐标 \mathbf{p}_1 和 \mathbf{p}_2 之间的变换, 把中间这部分记为 \mathbf{H} , 于是

$$\mathbf{p}_2 = \mathbf{H}\mathbf{p}_1. \quad (7.18)$$

\mathbf{H} 矩阵可以由 DLT 分解得到 \mathbf{R}, \mathbf{t} ;

当特征点共面, 或者相机发生纯旋转时, 基础矩阵的自由度下降。