2 LK 光流

- 2.1 光流文献综述 Lucas-Kanade 20 Years On: A Unifying Framework
- 1. 分为 additive 加法算法 or compositional 复合算法;forward 正向算法 or inverse 逆向算法。
- 2. compositional 的两种算法(Forward Compositional & Inverse Compositional)中,都需要在当前位姿估计之前引入增量式warp(incremental warp)以建立半群约束要求(the semi-group requirement)。
- 3. 反向光流中,(To derive an efficient inverse additive algorithm, Hager and Belhumeur assumed that the warp W has a particular form.)梯度使用的是第一张图像的,Jacobian 和 Hessian 是保持不变的,可以在第一次迭代时保留结果,后续中持续使用。这样每次迭代只需要计算残差即可。而正向光流中,增量 Δp 是使用被匹配对象计算的。
- 2.2 forward-addtive Gauss-Newton 光流的实现
- 1. 最小二乘法定义的误差:

$$\begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix}^* = -(A^TA)^{-1}A^Tb$$

2. 误差相对自变量的导数:

$$\begin{bmatrix} \frac{\sigma I}{\sigma X} \\ \frac{\sigma I}{\sigma Y} \end{bmatrix}$$

2.4 推广到金字塔

- 1. coarse-to-fine 是指在 pyrDown 顶层的图像(最小的)开始计算,把上一层的追踪结果提供给下一层做为计算的初始值。
- 2. 特征点法的图像金字塔是用来解决对极约束中的尺度不变问题,如果相机在向后运动,那么就需要用前一帧的图片与下一帧 pyrDown 的图片寻找匹配;反之,相机向前运动,就需要用前一帧的图片与下一帧 pyrUp 的图片寻找匹配。因为尺度的变换对极约束条件仍成立。

光流法的图像金字塔用于解决局部极小值的问题,当相机移动速度快时,光流法很容易陷入局部极小值得不到全局最优解,用图像金字塔 coarse-to-fine,顶层更容易移动相对于底层较大的像素,以逼近最优解。

2.5 讨论

- 1. 如果是纯白墙面,或者是有很少特征的场景,图像块就会出现多个与目标块匹配的,这种情况下是不合理的。
- 2. 图像块越小会误匹配吧,但是过大的话我觉得可能会没有合适的匹配块,相机运动的过程受到干扰,如果匹配块过大,干扰 就越多,匹配成功的概率就越小。
- 3. 如果金字塔层数不够,对目标运动尺度的缩小程度也不够,不能满足 LK 算法所需的前提;金字塔的层数过多,会导致顶层图像分辨率过低,影响图像块匹配。

3直接法

3.1 单层直接法

1. 误差项:

$$e(T) = I_1(p_1) - I_2(u)(u = rac{1}{Z_2}KTP)$$

2. 雅可比维度:

$$rac{\sigma e}{\sigma T} = rac{\sigma I_2}{\sigma u} rac{\sigma u}{\sigma q} rac{\sigma q}{\sigma \delta \xi} (q = TP)$$

上图↑维度分别为 1×2、2×3、3×6。

$$rac{\sigma I_2}{\sigma u} = \left[egin{array}{cccc} rac{\sigma I_2}{\sigma X} & rac{\sigma I_2}{\sigma Y} \end{array}
ight] & rac{\sigma u}{\sigma q} = \left[egin{array}{cccc} rac{f_x}{Z} & 0 & -rac{f_x X}{Z^2} \ 0 & rac{f_y}{Z} & -rac{f_y Y}{Z^2} \end{array}
ight] & rac{\sigma q}{\sigma \delta \xi} = \left[egin{array}{ccccc} 1 & 0 & 0 & 0 & -Z' & Y' \ 0 & 1 & 0 & Z' & 0 & -X' \ 0 & 0 & 1 & -Y' & X' & 0 \end{array}
ight]$$

(公式用 LeTeX 打的截图下来的)

3. 书上窗口取的是 4×4。 我觉得不能取单个像素,可能会因为误匹配计算出错误的变换矩阵 T。

3.3 延伸讨论

这个讨论的问题不是特别会,之后再想一想听听讲评。