Solution of 第六节课习题 (macOS 平台)

张吉祥

2018年4月7日

- 1 习题说明
- 2 LK 光流
- 2.1 光流文献综述
 - 1. 光流法分类:
 - Forwards Additive
 - Forwards Compositional
 - Inverse Additive
 - Inverse Compositional
 - 2. 因为 Compositional 每次更新的是 $W(x;p) \leftarrow W(x;p) \circ W(x;\Delta p)$ 。该 wrap 的**物理意义**: 表示对原始图像做平移微调或仿射微调。
 - 3. foward 和 inverse 的差别: 交换了图像和模板的角色 (The key to efficiency is switching the role of the image and the template), 故 inverse 的图像梯度只需要计算一次,不随迭代改变。

2.2 forward-addtive Gauss-Newton 光流的实现

- 1. 从最小二乘角度来看,每个像素的误差定义为: 匹配点的灰度差。
- 2. 误差的导数定义为: 原始图像梯度与 wrap 雅可比的复合,即 $J = \nabla I \frac{\partial W}{\partial p}$,针对该题有 $J = \nabla I$,即导数为原始图像的梯度。

正向结果如图 1。

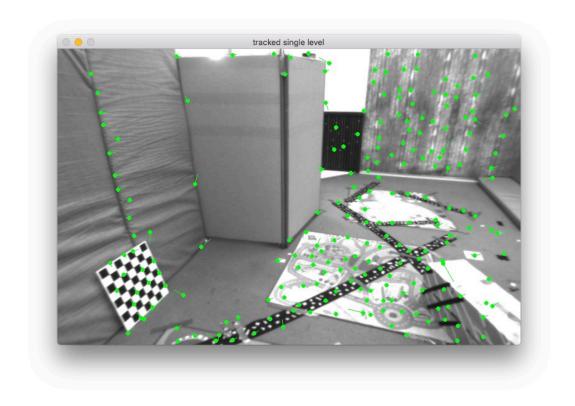


图 1: 单层正向结果

2.3 反向法

反向结果如图 2。

2.4 推广至金字塔

- 1. coarse-to-fine 过程: 首先构造两张图的图像金字塔, 然后从顶层开始用光流法计算匹配点, 再把每次匹配的结果代入下一层作为光流法计算的初始值, 最后底层 (原始图像) 的计算结果作为匹配结果。见图 3。
- 2. 光流法中金字塔用途和特征点法中金字塔的差别:**目的不同**,光流法是为了提供一个较好的初始值,提高匹配的准确性;特征点法中是为了提供稳定的特征点,让特征点分布均匀。

金字塔正向结果如图 4, 金字塔反向结果如图 5。

2.5 讨论

- 在**灰度不变假设**的条件下取图像块的灰度差有一定合理性;但在图像**梯度为零的区域**采用 灰度差显得不合理;解决方法是挑选纹理丰富的区域进行匹配。
- 图像块的大小会影响**单层**的匹配结果,16×16 的单层匹配效果**优于**8×8,而对金字塔光流 法结果影响较小。

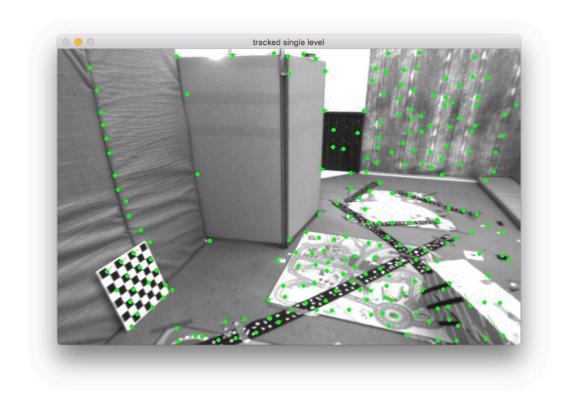


图 2: 单层反向结果

Coarse-to-fine optical flow estimation

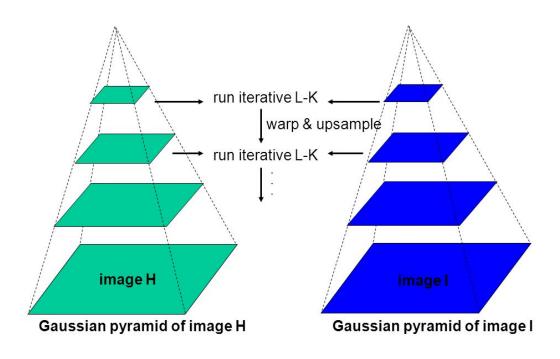


图 3: coarse-to-fine 流程

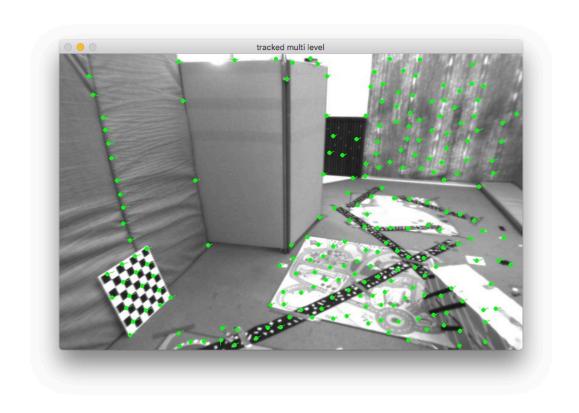


图 4: 金字塔正向结果

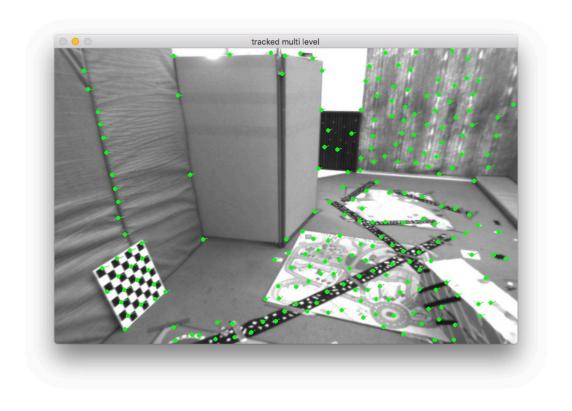


图 5: 金字塔反向结果

• 金字塔层数越多,结果越好;缩放倍率越小,结果则越好,缩放倍率为 2 优于缩放倍率为 4。

3 直接法

3.1 单层直接法

- 1. 误差项是**光度误差** $I_{ref}(p_i) I_{cur}(\pi(T_{cur,ref}\pi^{-1}(p_i)))$ 。
- 2. 雅可比矩阵维度是 1×6, 求解方法:

$$J = -\frac{\partial I_2}{\partial u} \frac{\partial u}{\partial \delta \xi} \tag{1}$$

其中

$$\frac{\partial u}{\partial \delta \xi} = \begin{bmatrix} \frac{f_x}{Z'} & 0 & -\frac{f_x X'}{Z'^2} & -\frac{f_x X' Y'}{Z'^2} & f_x + \frac{f_x X^2}{Z'^2} & -\frac{f_x Y'}{Z'} \\ 0 & \frac{f_y}{Z'} & -\frac{f_y Y'}{Z'^2} & -f_y - \frac{f_y Y'^2}{Z'^2} & \frac{f_y X' Y'}{Z'^2} & \frac{f_y X'}{Z'} \end{bmatrix}$$
(2)

3. 窗口可以取 8×8 等;可以取单个点,但是单个像素没有区分性,周围很可能有好多像素和它的亮度差不多,故取图像块的方式更好。

3.2 多层直接法

1. f_x, f_y, c_x, x_y 的缩放和图像缩放倍率一致。

多层直接法结果 (图像 000001) 见图 6,7。

多层直接法结果 (图像 000005) 见图 8,9。

3.3 延伸讨论

- 1. 直接法没有 inverse 和 compositional 的概念,因为光流法是为了寻找配对点,而直接法不需要角点信息。
- 2. patch 中的**图像梯度**和**雅可比矩阵** \mathbf{J} 可以缓存。
- 3. patch 假设:
 - (a) 一个窗口内的像素具有相同的运动
 - (b) 一个窗口内的像素具有相同的深度
- 4. 随机取点可以缩短运算时间。不是角点的地方可以根据周围点的信息计算得到正确的投影。
- 5. 优点:

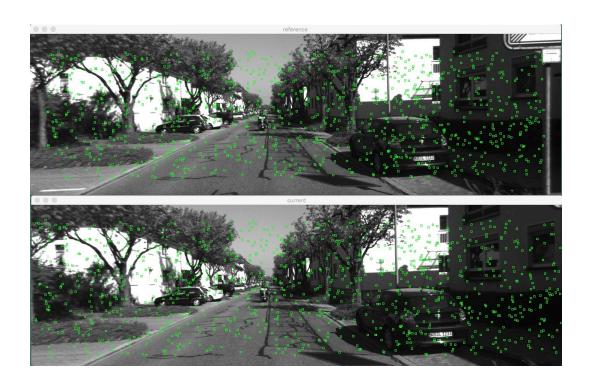


图 6: 多层直接法 reference 和图像 000001

```
● ● 1../build/direct_method (direct_method)

T21 =
    0.999991   0.00241475   0.00336707   -0.00199552
    -0.00242209   0.999995   0.00217881   0.00292426
    -0.00336179   -0.00218695   0.9999992   -0.724148
    0     0     1
```

图 7: 图像 000001 的变换矩阵



图 8: 多层直接法 reference 和图像 000005

```
T21 =
0.999799 0.000879533 0.0200162 0.00541608
-0.00100793 0.999979 0.00640533 -0.00657791
-0.0200102 -0.00642422 0.999779 -3.77479
0 0 0 1
```

图 9: 图像 000005 的变换矩阵

- 直接法省略了特征提取和描述子计算时间;
- 直接法只需要像素梯度信息而非角点;
- 直接法可以生成稠密或半稠密地图。

缺点:

- 灰度不变假设难以成立;
- 单像素区分性差;
- 图像非凸性导致不一定能找到最优解。

4 使用光流计算视差

利用水平视差计算公式:

$$d = u_L - u_R \tag{3}$$

计算结果见图 10,只有部分角点 (**图像中部**)的水平视差计算结果约等于给定值,而**图像边界**的水平视差结果较差。

```
1. zhangjixiang@matheecs: ~/Desktop/SLAM理论与实践/L6/code (zsh)
计算结果:16.6506~真实视差:17
计算结果:22.2603 ~ 真实视差:22
计算结果:22.8624~真实视差:23
计算结果:16.9146~真实视差:17
计算结果:11.2785 ~ 真实视差:13
计算结果:-1.78607 ~ 真实视差:61
计算结果:19.8985 ~ 真实视差:20
计算结果:5.34902 ~ 真实视差:35
计算结果:4.56945 ~ 真实视差:36
计算结果:31.46 ~ 真实视差:31
计算结果:-8.93574 ~ 真实视差:34
计算结果:27.0925 ~ 真实视差:22
计算结果:181.006~真实视差:95
计算结果:17.6683 ~ 真实视差:16
计算结果:15.4125~真实视差:95
计算结果:13.8867 ~ 真实视差:13
计算结果:21.4426~真实视差:22
计算结果:-4.56287 ~ 真实视差:94
计算结果:9.01251 ~ 真实视差:8
计算结果:16.3392 ~ 真实视差:59
计算结果:-8.95129~ 真实视差:53
计算结果:-15.8677 ~ 真实视差:36
计算结果:37.7026~真实视差:38
计算结果:8.6716~真实视差:9
计算结果:34.4664 ~ 真实视差:35
计算结果:22.2911 ~ 真实视差:22
计算结果:-0.384644 ~ 真实视差:58
计算结果:9.3609 ~ 真实视差:31
计算结果:46.3003 ~ 真实视差:54
计算结果:-0.733307 ~ 真实视差:25
计算结果:19.2279 ~ 真实视差:19
计算结果:30.6624~真实视差:28
计算结果:-2.77042~真实视差:62
计算结果:16.7925 ~ 真实视差:20
计算结果:23.3843 ~ 真实视差:24
计算结果:-10.0217 ~ 真实视差:39
计算结果:-7.24616~真实视差:37
计算结果:31.4265 ~ 真实视差:31
计算结果:-24.6046 ~ 真实视差:30 ~/Desktop/SLAM理论与实践/L6/code
```

图 10: 视差计算结果