Final: KLT 角点跟踪算法的实现和加速

一、 算法背景

KLT 角点跟踪算法全称 Kanade-Lucas-Tomasi Tracking, 又称 LK 跟踪算法。是经典的角点跟踪算法。算法假设目标在视频流中,只产生一致性的小位移,并且目标的灰度变化不大。那么算法必须是在以下 3 个假设成立的前提下发挥良好的效果:

- (1) 亮度恒定。
- (2) 时间连续或者运动位移小。
- (3) 空间一致性,邻近点有相似运动,保持相邻。

满足假设1保证目标不受亮度的影响;满足假设2保证在目标领域内能够对应的特征点;满足假设3保证在同一窗口内,所有点的位移相同。

在局部窗口 w 上,所有(x, y)都往一个方向移动了(dx, dy),从而得到(x', y'),即 t 时刻的(x, y)点在 t+ τ 时刻为(x+dx, y+dy),所以寻求匹配的问题可化为对以下的式子寻求最小值,或叫做最小化以下式子:

$$\epsilon(\mathbf{d}) = \epsilon(d_x, d_y) = \sum_{x = u_x - \omega_x}^{u_x + \omega_x} \sum_{y = u_y - \omega_y}^{u_y + \omega_y} \left(I(x, y) - J(x + d_x, y + d_y) \right)^2.$$

用积分来表示上述式子,以上式子可等效为:

$$\epsilon = \int \int_{W} [J(\mathbf{x} + \frac{\mathbf{d}}{2}) - I(\mathbf{x} - \frac{\mathbf{d}}{2})]^{2} w(\mathbf{x}) d\mathbf{x},$$

这个式子的含义,即找到两副图像中,在 W 窗口中,I、J 的差异,其中 I 以 x-d/2 为中心,J 以 x+d/2 为中心,w/2 为半径的一个矩形窗口间的差异,函数 ϵ (d)要取得最小值,这个极值点的导数一定为 0,即

$$\frac{\partial \epsilon}{\partial \mathbf{d}} = 2 \int \int_{W} \left[J(\mathbf{x} + \frac{\mathbf{d}}{2}) - I(\mathbf{x} - \frac{\mathbf{d}}{2}) \right] \left[\frac{\partial J(\mathbf{x} + \frac{\mathbf{d}}{2})}{\partial \mathbf{d}} - \frac{\partial I(\mathbf{x} - \frac{\mathbf{d}}{2})}{\partial \mathbf{d}} \right] w(\mathbf{x}) d\mathbf{x}$$

的值为 0, 由泰勒展开的性质:

$$I(\mathbf{x} - \frac{\mathbf{d}}{2}) \approx I(\mathbf{x}) - \frac{d_x}{2} \frac{\partial I}{\partial x}(\mathbf{x}) - \frac{d_y}{2} \frac{\partial I}{\partial y}(\mathbf{x})$$

$$J(\mathbf{x} + \frac{\mathbf{d}}{2}) \approx J(\mathbf{x}) + \frac{d_x}{2} \frac{\partial J}{\partial x}(\mathbf{x}) + \frac{d_y}{2} \frac{\partial J}{\partial y}(\mathbf{x}).$$

于是,问题转化为:

$$\begin{split} \frac{\partial \epsilon}{\partial \mathbf{d}} &= 2 \int\!\!\int_W [J(\mathbf{x} + \frac{\mathbf{d}}{2}) - I(\mathbf{x} - \frac{\mathbf{d}}{2})] [\frac{\partial J(\mathbf{x} + \frac{\mathbf{d}}{2})}{\partial \mathbf{d}} - \frac{\partial I(\mathbf{x} - \frac{\mathbf{d}}{2})}{\partial \mathbf{d}}] w(\mathbf{x}) \, d\mathbf{x} \\ &\approx \int\!\!\int_W [J(\mathbf{x}) - I(\mathbf{x}) + \mathbf{g}^T \mathbf{d}] \mathbf{g}(\mathbf{x}) w(\mathbf{x}) \, d\mathbf{x}, \end{split}$$

其中:

$$\mathbf{g} = \begin{bmatrix} \frac{\partial}{\partial x} \left(\frac{I+J}{2} \right) & \frac{\partial}{\partial y} \left(\frac{I+J}{2} \right) \end{bmatrix}^T$$

从而,问题即为:

$$\frac{\partial \epsilon}{\partial \mathbf{d}} = \int \int_{W} [J(\mathbf{x}) - I(\mathbf{x}) + \mathbf{g}^{T}(\mathbf{x}) \mathbf{d}] \mathbf{g}(\mathbf{x}) w(\mathbf{x}) d\mathbf{x} = 0$$

$$\int \int_{W} [J(\mathbf{x}) - I(\mathbf{x})] \mathbf{g}(\mathbf{x}) w(\mathbf{x}) d\mathbf{x} = -\int \int_{W} \mathbf{g}^{T}(\mathbf{x}) \mathbf{d} \mathbf{g}(\mathbf{x}) w(\mathbf{x}) d\mathbf{x},$$

$$= -\left[\int \int_{W} \mathbf{g}(\mathbf{x}) \mathbf{g}^{T}(\mathbf{x}) w(\mathbf{x}) d\mathbf{x} \right] \mathbf{d}$$

即其等式可看作为:

$Z\mathbf{d} = \mathbf{e}$

其中, Z 为一个 2*2 的矩阵, e 为一个 2*1 的向量,

$$Z = \int \int_{W} \mathbf{g}(\mathbf{x}) \mathbf{g}^{T}(\mathbf{x}) w(\mathbf{x}) d\mathbf{x}$$
$$\mathbf{e} = \int \int_{W} [I(\mathbf{x}) - J(\mathbf{x})] \mathbf{g}(\mathbf{x}) w(\mathbf{x}) d\mathbf{x}$$

求解方程,不一定能得到精确解,可以利用牛顿迭代法求解,当残差小于一定阈值时, 就认为得到了近似解。

KLT 对于图像中的目标,并不是目标框和跟踪框内的所有的点都求取偏移量,而是选择一些特征不变的角点(corners),可以不同的特征不变的角点作为跟踪点,比如 SIFT、SURF、FAST、SUSAN、HARRIS 等。

在这里 shi-tomasi 提出了一种 Good Features 的角点。他们认为,式中的对称矩阵 Z 包含了噪声和良好条件,当矩阵 Z 的两个特征值较小时,意味着以该点为中心 W 为窗口内是平坦的;一大一小的两个特征值,对应无方向的纹理特征;两个较大的特征值代表了当前点是角点或者椒盐纹理。所以,当两个特征值大于一定阈值时,选择这个点作为角点。

$$min(\lambda_1, \lambda_2) > \lambda$$

其中 2 是设置的阈值。

综上所述,当我们采用角点进行跟踪时,如果通过方程解得的残差 e 足够小(设定的阈值),认为是跟踪到的一个角点,并求出了角点的偏移 \mathbf{d} 。

二、 算法设计

1.CPU 朴素

依照公式计算,其中图像长*宽*窗口大小*窗口大小的四重循环为主要优化目标。

2.CPU 优化

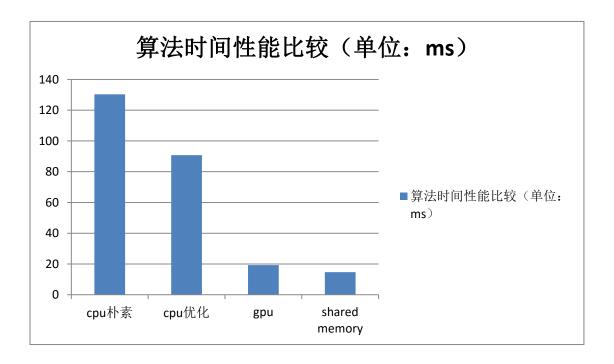
利用相邻子矩阵里大部分元素相同的特性,每个相邻矩阵相差为两行/列,在计算元素之和时可以减去一行/列并加上一行/列的形式计算,起到加速效果。

3. GPU

将图像按像素分块,每个像素点作为一个线程计算。

4. GPU shared memory

将同一个线程块内的公共元素提前从 global memory 加载到 shared memory, 起到加速效果。



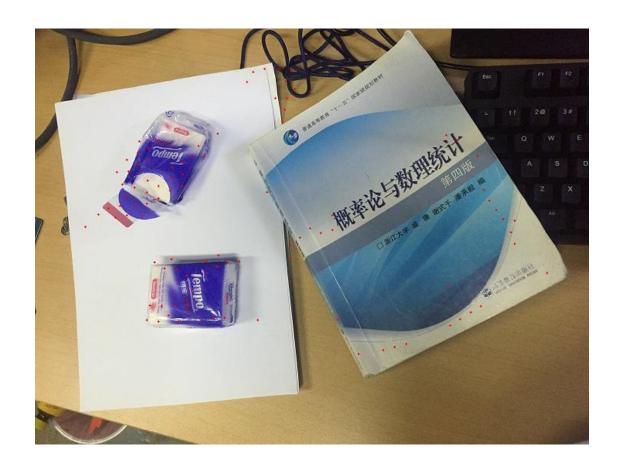
角点跟踪率: 91%

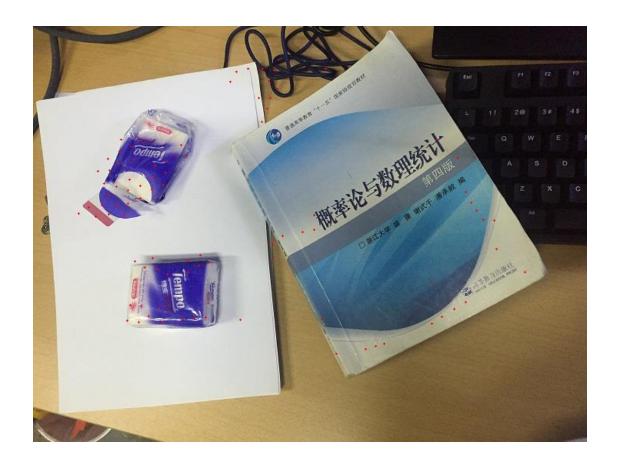
加速比:约是 cpu 朴素算法的 10倍,约是 cpu 优化算法的 7倍。

三、 实际意义

作为计算机视觉中的一个基本问题,目标跟踪需要尽可能地达到实时效果,人的舒适感官需要大约每秒 60 帧左右,即需要在 20ms 内完成一帧图像的检测和跟踪。而 CPU 实现难以达到该效果,经测试基本在 100ms 左右,因此需要用 GPU 加速以更好的应对相关实际问题。经 GPU 加速后,基本已经达到需要的效果。

四、 实验结果





五、 参考文献

- [1]. Lucas B D, Kanade T. An iterative image registration technique with an application to stereo vision[J]. 1981.
- [2]. Marroquim R. Kanade-Lucas-Tomasi Tracker[J].
- [3]. Shi J. Good features to track[C]//Computer Vision and Pattern Recognition, 1994. Proceedings CVPR'94., 1994 IEEE Computer Society Conference on. IEEE, 1994: 593-600.
- [4]. Birchfield S. Derivation of kanade-lucas-tomasi tracking equation[J]. unpublished notes, 1997.
- [5]. Tomasi C, Kanade T. Detection and tracking of point features[J]. 1991.

六、 附录

CPU: i5-4590

GPU: NVIDIA GeForce GTX 750

Device Query

```
PS C:\Program Files\NVIDIA GPU Computing Toolkit\CUDA\v8.0\extras\demo_suite\.\deviceQuery.exe
C:\Program Files\NVIDIA GPU Computing Toolkit\CUDA\v8.0\extras\demo_suite\.\deviceQuery.exe Starting...

CUDA Device Query (Runtime API) version (CUDART static linking)

Detected 1 CUDA Capable device(s)

Device 0: "GeForce GTX 750"

CUDA Driver Version / Runtime Version

CUDA Capability Major/Minor version number:

Total amount of global memory:

(4) Multiprocessors, (128) CUDA Cores/MP:

(5) CUDA Cores

Memory Bus Width:

L2 Cache Size:

Maximum Texture Dimension Size (x,y,z)

Maximum Texture Dimension Size (x,y,z)

Maximum Texture Dimension Size (x,y,z)

Maximum Layered D1 Texture Size, (num layers

Total amount of constant memory:

Total amount of constant memory:

Total amount of threads per maltiprocessor:

Maximum number of threads per maltiprocessor:

Maximum layered D1 Fexture Size, (num layers

Maximum layered D1 Fexture Size, (num layers

Maximum
```