山东大学 计算机科学与技术 学院

计算机视觉 课程实验报告

学 号 : | 姓名: 唐超 | 班级: 智能 16

201600181073

实验题目: 特征检测与匹配

实验内容:

- 了解 OpenCV 中实现的 SIFT, SURF, ORB 等特征检测器的用法,并进行实验。将检测到的特征点用不同大小的圆表示,比较不同方法的效率、效果等。
- 了解 OpenCV 的特征匹配方法,并进行实验。

实验过程中遇到和解决的问题:

1. 各个特征检测器的用法

Sift:

Scale Invariant Feature Transform, 尺度不变特征变换。SIFT 特征对旋转、尺度缩放、亮度变化等保持不变性,是一种非常稳定的局部特征。SIFT 算法主要有以下几个步骤:

(1) 高斯差分金字塔的构建:

使用组和层的结构构建了一个具有线性关系的金字塔(尺度空间),这样可以在连续的高斯核尺度上查找图像的特征点;另外,它使用一阶的高斯差分来近似高斯的拉普拉斯核,大大的减少了运算量。

(2) 尺度空间的极值检测及特征点的定位

搜索上一步建立的高斯尺度空间,通过高斯差分来识别潜在的对尺度和旋转不变的特征点。但是,在离散空间中,局部极值点可能并不是真正意义的极值点,真正的极值点有可能落在离散点的间隙中,SIFT 通过尺度空间 DoG 函数进行曲线拟合寻找极值点。

(3) 特征方向赋值

基于图像局部的梯度方向,分配给每个关键点位置一个或多个方向,后续的所有操作都是对于关键点的方向、尺度和位置进行变换,从而提供这些特征的不变性。

(4) 特征描述子的生成

通过上面的步骤已经找到的 SIFT 特征点的位置、方向、尺度信息,最后使用一组向量来描述特征点及其周围邻域像素的信息。

Surf:

Speeded Up Robust Features。加速版的 SIFT。

SURF 的流程和 SIFT 比较类似,这些改进体现在以下几个方面:

特征点检测是基于 Hessian 矩阵,依据 Hessian 矩阵行列式的极值来定位特征点的位置。并且将 Hession 特征计算与高斯平滑结合在一起,两个操作通过近似处理得到一个核模板。

在构建尺度空间时, 使用 box filter 与源图像卷积, 而不是使用 DoG 算子。

ORB:

Oriented FAST and Rotated BRIEF

- (1) 使用非最大值抑制, 在一定区域内仅仅保留响应极大值的角点, 避免 FAST 提取到的角点过于集中。
- (2) FAST 提取到的角点数量过多且不是很稳定, ORB 中可以指定需要提取到的角点的数量 N, 然后对 FAST 提取到的角点分别计算 Harris 响应值,选择前 N 个具有最大响应值的角点作为最终提取到的特征点集合。
- (3) FAST 提取到的角点不具有尺度信息,在 ORB 中使用图像金字塔,并且在每一层金字塔上检测角点,以此来保持尺度的不变性。
- (4) FAST 提取到的角点不具有方向信息,在 ORB 中使用灰度质心法(Intensity Centroid)来保持特征的旋转不变性。

2. 不同检测方法的效果

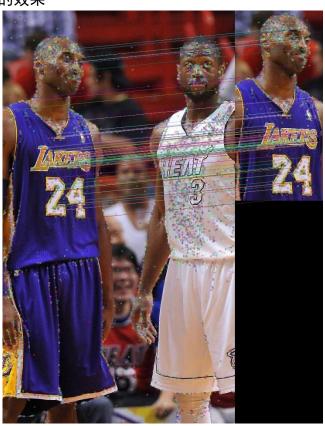


figure 1 SIFT 特征检测与匹配

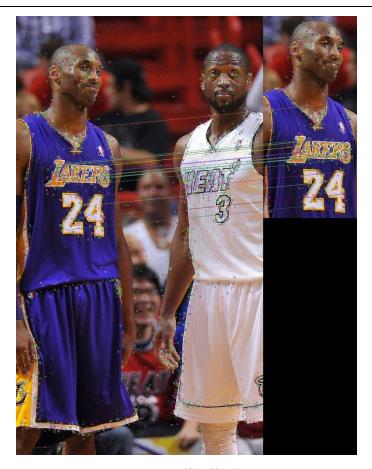


figure 2 SURF 特征检测与匹配

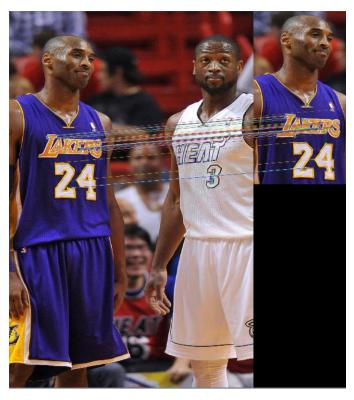


figure 3 ORB 优化后特征匹配点对

3. 遇到的问题

由于 SIFT 和 SURF 算法在 opencv3 中被转移至另一第三方库,需要另外配置 opencv2 进行实验,在配置 opencv2 的过程,由于之前 3 的配置不当造成的干扰,花了大量时间配置 opencv2.

结论分析与体会:		