

CSIE5429 3D Computer Vision with Deep Learning

Applications HW 1

Cheng-En Tsai

Email: r10525028@ntu.edu.tw

- Briefly explain your method in each step

- Camera calibration

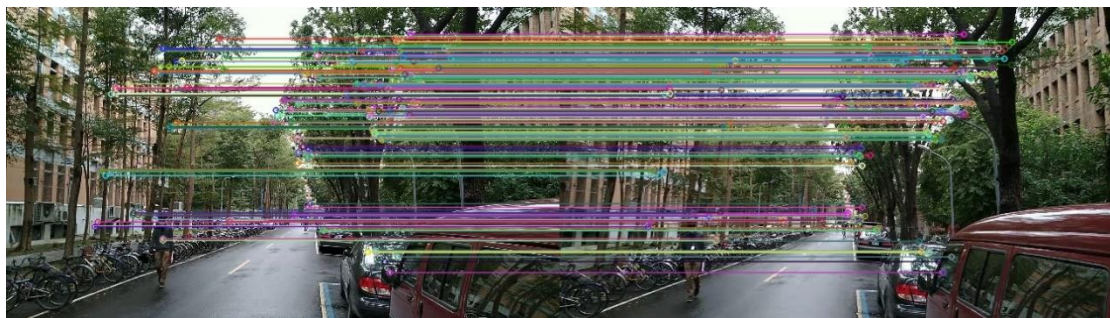
使用助教提供的 camera_calibration.py 與 calib_video.avi 計算相機的

內部參數矩陣，內部參數矩陣計算結果如下：

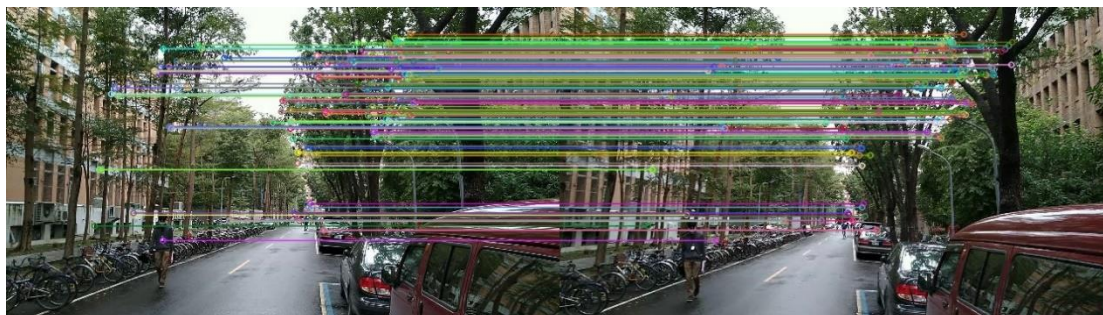
```
Camera Intrinsic
[[524.75727349  0.      315.19705   ]
 [  0.      525.8798624 183.92187059]
 [  0.      0.      1.      ]]
Distortion Coefficients
[[ 1.23562270e-01 -9.32110713e-01 -2.84784337e-03 -1.44326608e-04
  1.76649399e+00]]
```

- Feature matching (orb feature matching 結果)

使用 orb 匹配結果



經過評估 essential matrix 後 inlier 的點



經過 recover pose 後 inlier 的點



■ Pose from epipolar geometry

相機 pose 的計算流程如下，為了達到 scale consistent 我使用了上課講義內的公式，我隨機選擇同時出現在 2 張影像中的 3 維點來計算出 t ，由於 t 會不斷地改變，所以我選擇 t 陣列中的中位數。

$$\frac{\|{}^{k-1}\mathbf{t}_k\|}{\|{}^k\mathbf{t}_{k+1}\|} = \frac{\|{}^k\mathbf{X}_{k-1,k} - {}^k\mathbf{X}'_{k-1,k}\|}{\|{}^k\mathbf{X}_{k,k+1} - {}^k\mathbf{X}'_{k,k+1}\|}$$

```
#TODO: compute camera pose here
# -----Step2 Extract and match feature between Img_k+1 and Img_k -----
kp0, kp1, points0, points1 = self.get_correspond_points("orb", img0, img1)
# draw_match(img0, img1, points0, points1)

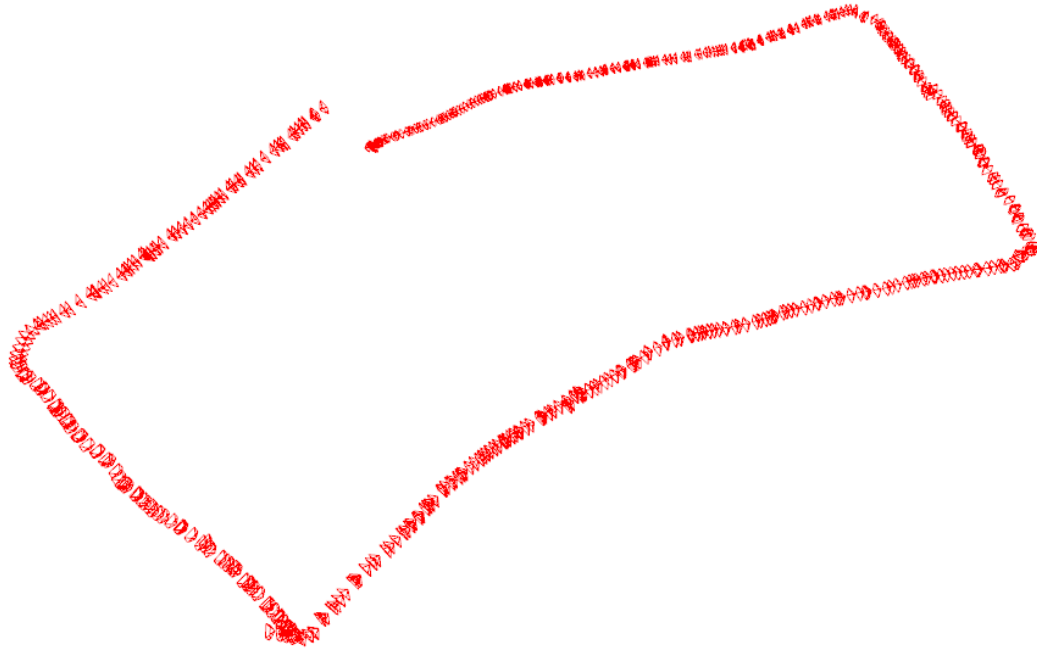
# -----Step3 Estimate the essential matrix -----
E, inlier = cv.findEssentialMat(points0, points1, self.K, cv.RANSAC, 0.999, 1.0)
points0, points1 = self.sort_inliers(points0, points1, inlier)
# draw_match(img0, img1, points0, points1)

# -----Step4 Decompose the E_k,k+1 into R_k,k+1 and t_k,k+1 -----
rerval, R, t, inlier, triangularpoints = cv.recoverPose(E, points0, points1, self.K, distanceThresh=1000)
points0, points1, points3d = self.sort_inlier3d(points0, points1, triangularpoints, inlier)
# draw_match(img0, img1, points0, points1)
```

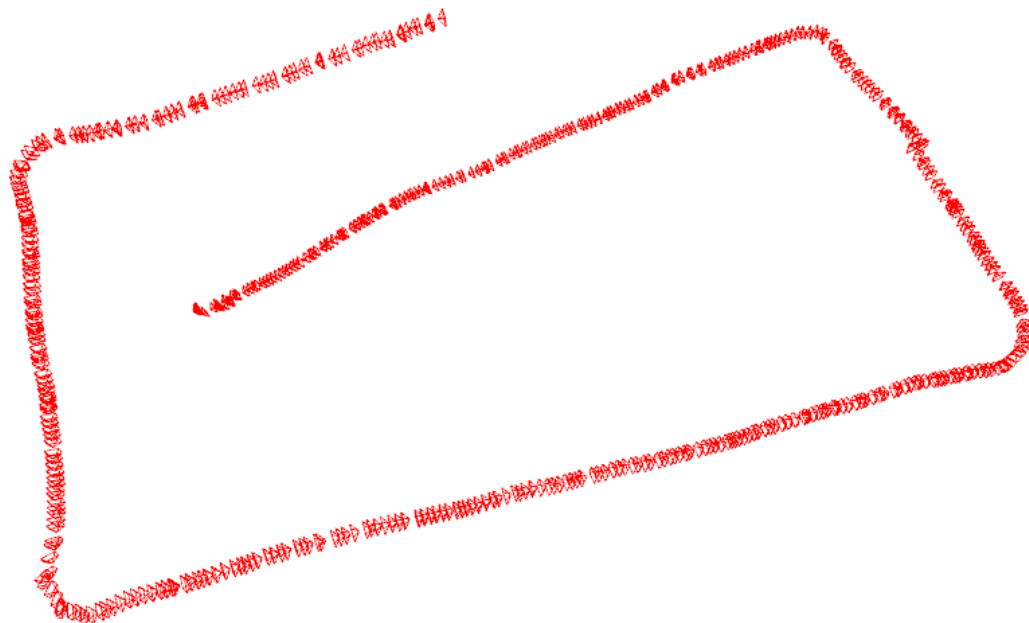
■ Result visualization: 以下呈現出使用 orb feature 的結果，此外

我另外比較了使用 **sift feature** 的結果，結果發現到因為 **sift** 偵測到更多的特徵點，所以計算結果會比 **orb** 好更多，但也會花更多時間。

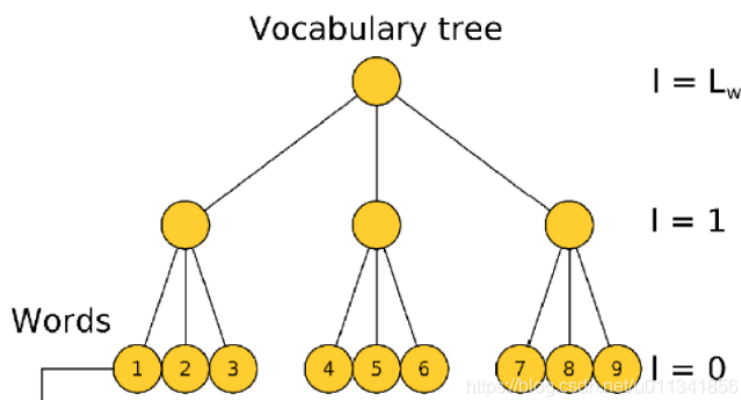
Orb feature (total time 125.62sec):



Sift feature (total time 156.90sec)



- Youtube link
 - ORB feature: <https://youtu.be/jTRPueav8nl>
 - SIFT feature: <https://youtu.be/Mfknrjl1T1I>
- Loop detection: 此部分有與吳泓毅(r11922029)同學一起討論。
 - 程式參考來源: <https://github.com/itswcg/DBow-Python>
 - 方法: 我參考的程式碼是實作 DBoW 演算法，此演算法輸入是 descriptor，針對這些 descriptor 不斷地 clustering，樹的深度與 clustering 是可以自己手動輸入。



- 應用: 我將字典設定為($k=5, L=4$)，由於相鄰的照片分數會相當高，所以程式碼有寫假如照片編號相減大於 400 才可以印出"loop detection"。
- Loop 偵測結果: 本程式碼 loop detection 偵測結果有: (#456, #2), (#463, #4), (#464, #10), (#465, #13), (#466, #11), (#467, #13), (#468, #14), (#475, #24), (#489, #36), (#490, #36), (#492, #36), (#494, #39), (#499, #40), (#506, #44)。

■ Loop detection 結果：

```
loop detection 463, 4.jpg  
Processing Frmae 464  
loop detection 464, 10.jpg  
Processing Frmae 465  
loop detection 465, 13.jpg  
Processing Frmae 466  
loop detection 466, 11.jpg  
Processing Frmae 467  
loop detection 467, 13.jpg  
Processing Frmae 468  
loop detection 468, 14.jpg
```

● How to execute my codes: `python vo.py ./frames`

■ 如果要更換不同的 feature 需修改 `vo.py` 第 206 行

`get_correspond_points()` 的第一個變數

● Package used and the environment:

- Python: 3.9.7
- open3d: 0.15
- numpy: 1.20
- opencv: 4.6.0