

# 学号姓名

- 201900150221 张进华

## 班级

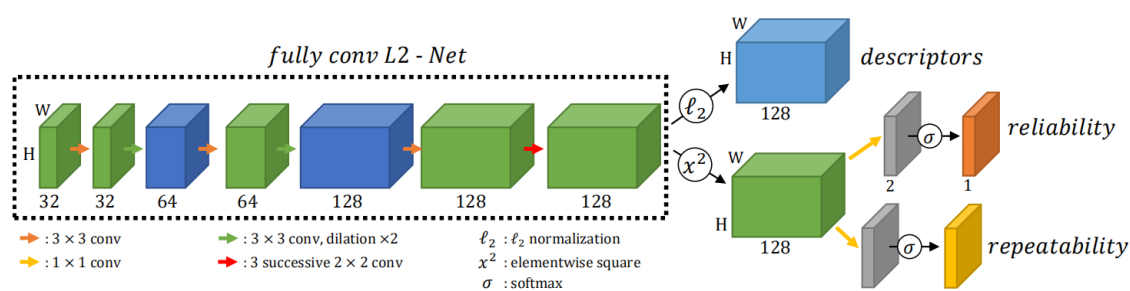
- 19人工智能

## 实验E11：基于学习的局部特征

- 设计实验，对比SIFT和R2D2特征匹配的效果，并重点对比分析特征的旋转不变性、尺度不变性。
- R2D2代码和预训练模型可以从github下载 (<https://github.com/naver/r2d2>，不需要自己重新训练)
- 实验数据可以自己构建，也可以用公开数据集

## 了解r2d2

- r2d2全称为**可靠且可重复的检测器和描述符 (Reliable and Repeatable Detector and Descriptor)**，我了解的大概意思就是说在抽取一个图像特征的时候，对于图像特征的检测和描述是联系密切的，当我们选择一个关键点时，应该选择同时具有重复性和区分度的，但这个确实是一个矛盾。所以，r2d2将特征的检测和描述过程运用神经网络联合在一起，在共同训练的过程中提高描述子的可靠性，最终的网路结构如下



- 网络在输出每个像素的描述子的同时，也输出两个相关的可重复性和可靠性的maps,前者用来估计关键点是可重复的，后者用来估计描述子是可区分的，而最终关键点取自两张图响应最大化的位置。

## 实验步骤

### 利用r2d2模型提取图像特征

- 首先我为本次实验准备了三张图片，分别为原图，尺度变换后的图以及旋转变换后的图，然后用如下命令利用r2d2提取图像特征，将提取出的描述子和关键点信息存储

```
1 python extract.py --model models/r2d2_WASF_N16.pt --images
  imgs/wechat1.jpg --top-k 5000
2 python extract.py --model models/r2d2_WASF_N16.pt --images
  imgs/wechat2.png --top-k 5000
3 python extract.py --model models/r2d2_WASF_N16.pt --images
  imgs/wechat2_1.png --top-k 5000
```

- 提取过程如图所示

```

PS F:\computer-vision\Exp11\2d2-master> python extract.py --model models\2d2_WASF_M16.pt --images imgs\wechat1.jpg
[0] 5000
Launching on GPU 0

>> Creating net = Quad_L2Net_ConfFS()
[ Model size: 489K parameters ]

Extracting features for imgs\wechat1.jpg
extracting at scale x1.00 = 500x500
extracting at scale x0.84 = 428x428
extracting at scale x0.71 = 356x356
extracting at scale x0.59 = 297x297
Saving 1827 keypoints to imgs\wechat1.jpg.2d2
PS F:\computer-vision\Exp11\2d2-master> python extract.py --model models\2d2_WASF_M16.pt --images imgs\wechat2.png --t
[0] 5000
Launching on GPU 0

>> Creating net = Quad_L2Net_ConfFS()
[ Model size: 489K parameters ]

Extracting features for imgs\wechat2.png
extracting at scale x1.00 = 193x193
extracting at scale x0.84 = 162x162
extracting at scale x0.71 = 136x136
extracting at scale x0.59 = 113x113
Saving 1187 keypoints to imgs\wechat2.png.2d2
PS F:\computer-vision\Exp11\2d2-master> python extract.py --model models\2d2_WASF_M16.pt --images imgs\wechat3.png
[0] 5000
  
```

- 接下来开始读取三张图片的关键点以及描述子的信息，并将读取出的特征点<KeyPoint 000001957DAA31E0>数据结构转为普通的点类型

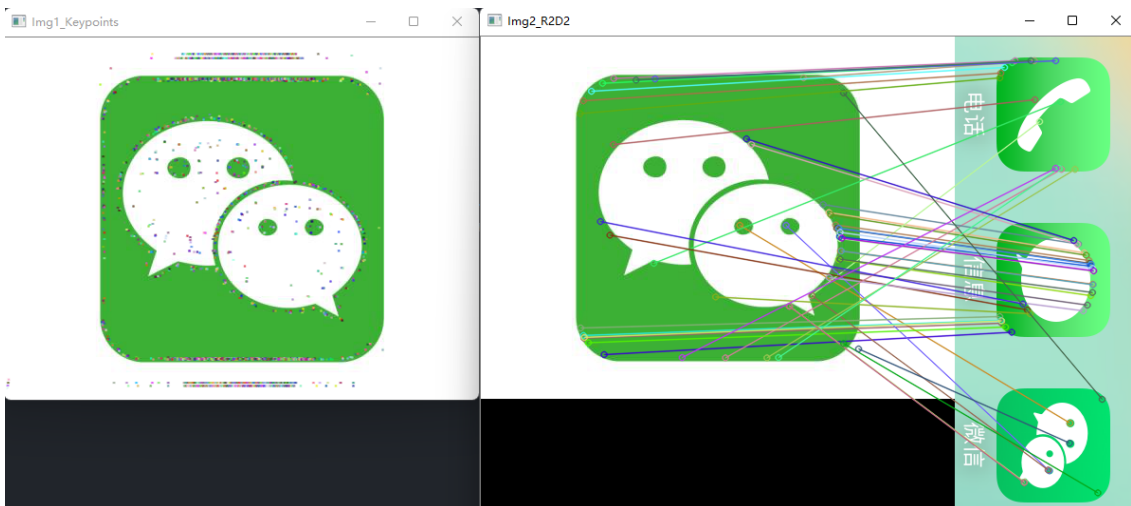
```

1 | key1 = [cv2.KeyPoint(key1[i][0], key1[i][1], 1) for i in
    | range(key1.shape[0])]
  
```

- 最终提取出的特征如图,然后进行特征匹配, 根据特征匹配子和描述子信息建立match, 选择匹配度最高的进行绘制
- 对于尺度变化的, 最后的匹配效果如下, 可以发现检测出很多重复性的特征, 而在匹配的时候, 大多数都匹配错误

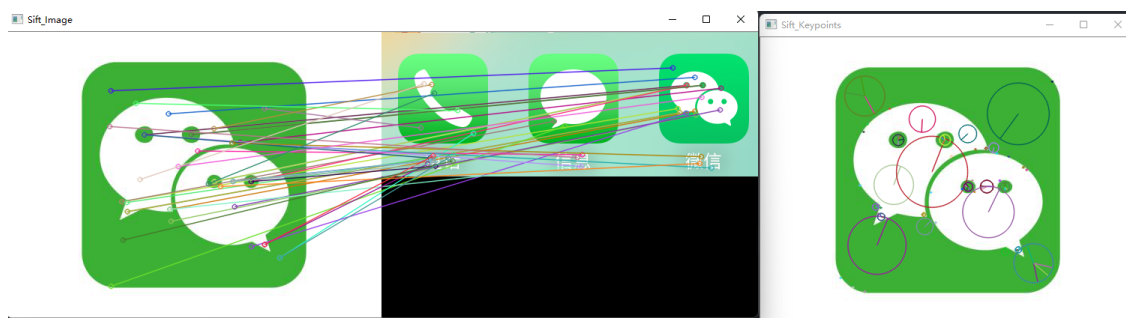


- 而对于旋转变换的, 效果如下, 发现效果比上面要好一点

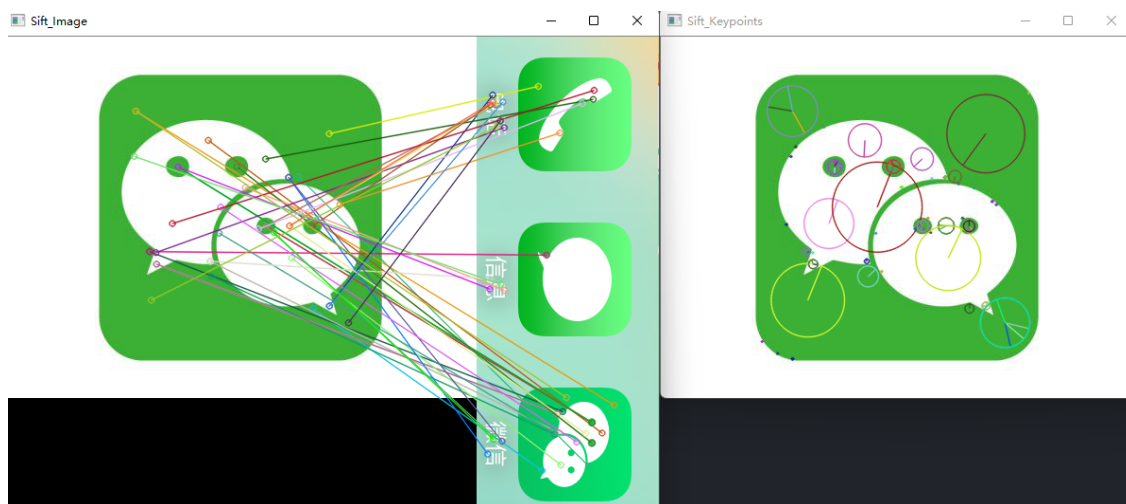


## 利用sift模型提取图像特征

- 利用SIFT提取特征并绘制之前实验做过，这里直接调用之前的代码，实现效果如下
- 对于**尺度变换**后的图，匹配效果如下，可以发现有很多匹配错误的点，但是大体上匹配到了我们的特征点



- 对于**旋转变换**后的图，匹配效果如下，同样可以发现有很多匹配错误的点，但是大体上也匹配到了我们的特征点



## 实验结果

- R2D2对于**尺度变化**的，可以发现检测出很多重复性的特征，而在匹配的时候，大多数都匹配错误，而对于**旋转变换**的,发现效果比尺度变换要好一点
- 利用SIFT提取特征，对于**尺度变换**后的图，可以发现有很多匹配错误的点，但是大体上匹配到了我们的特征点，对于**旋转变换**后的图，同样可以发现有很多匹配错误的点，但是大体上也匹配到了我们的特征点