1 SIFT 特征提取

```
vec_dict[data.train_lb[i]]['kp'].extend(list(kp_vector))
vec_dict[data.train_lb[i]]['des'].extend(map(lambda x:np.squeeze(x), np.split(des_vector, des_vector.shape
[0], axis=0)))
```

对于训练集中的每一张图片,直接使用 cv2 内置的 sift 函数提取其 feature,然后将其放入对应 label 的词典中即可。将训练集遍历一遍之后,即可在词典的每个 label 对应的子词典中存放该类的所有 sift 特征点和描述子。

2 选择特征点

助教给出的代码提示我们应该用每个 descriptor 的 response 值来排序,然后取前 bneck_value 个 descriptor。直接对 vec_dict 中的 descriptor 进行排序不行,所以就将其对应的 keypoint 绑定,之后根据 keypoint 的 response 值排序。排序。之后将前 bneck_value 个 descriptor 取出,转换为 np.float64 类型,存入 vec_list 中。

3 Kmeans 聚类

设定参数,然后直接用库函数聚类即可。

4 基于直方图的特征向量

```
kp_vector, des_vector = sift.detectAndCompute(tep, None)
pred = kmeans.predict(np.float64(des_vector))
for category in range(N_clusters):
    hist_vector[i][category] = np.sum(pred == category)
hist_vector[i] = (hist_vector[i] - np.min(hist_vector[i]))/(np.max(hist_vector[i]) - np.min(hist_vector[i]))
```

对于训练集中的每张图片的 descriptor,使用刚才生成的 kmeans 分类器对其 descriptor 进行分类,每个 descriptor 会归属于某个 cluster,而一张图片会有多个 descriptor,所以对于每张图片,我们可以得到一个累计数组,也就是类似于直方图的 hist_vector,最后将各自的直方图归一化,即可得到图片的特征向量。

5 测试集的特征向量

```
kp_vector, des_vector = sift.detectAndCompute(tep, None)
pred = kmeans.predict(np.float64(des_vector))
for category in range(N_clusters):
    hist_test_vector[i][category] = np.sum(pred == category)
hist_test_vector[i] = (hist_test_vector[i] - np.min(hist_test_vector[i]))/(np.max(hist_test_vector[i]) - np.
    min(hist_test_vector[i]))
```

这一部分逻辑和训练集是完全一样的,只不过属于要用测试集的数据。

6 实验结果简述

在基于 response 排序的情况下,准确率为 36.22%,不排序的情况下,准确率为 34.43%。可以看出, descriptor 基于 kepoint 的 response 排序对于准确率的提升的作用有限。