《计算机视觉》实验报告

姓名：汪江豪 学号：22121630

实验八

一. 任务 1

采用SIFT特征实现图像检索功能,即输入一张图片,在数据集中检索出相似的图片,数据集自选。

（1）基于词袋模型实现

（2）检索结果按照相似度进行排序

a)核心代码：

- **SIFT 特征：**SIFT(Scale-Invariant Feature Transform，尺度不变特征转换)是一种图像局部特征提取算法。能够从图像中检测出具有尺度不变性和旋转不变性的关键点，并为每个管家点生成一个描述符,用于描述该区域的局部纹理信息。广泛用于图像匹配、目标识别、图像检索、三维重建等领域。
- **词袋模型(Bag of Visual Words,BoVW)**是受自然语言处理中词袋概念启发而提出的图像表示方法。它将图像中的局部特征(如 SIFT)聚类成视觉词汇，从而构建一个长度固定的特征向量(即直方图)，用于图像分类或检索任务。

• BoVW 的核心思想：

1)特征提取：使用 SIFT 提取所有训练图像中的局部特征。

2)聚类生成视觉词典：通过 K-Means 等聚类算法将这些特征聚类成若干簇，每个簇中心作为一个视觉单词，形成视觉词典。

3)图像表示：对于每张图像，统计其特征点落在各个视觉词上的频率，形成一个直方图作为该图像的全局表示。

4)相似度计算：使用余弦相似度、欧氏距离等方法比较查询图像与数据集中图像之间的直方图差异，进行全局排序和检索。

1．提取 SIFT 特征：

```
    def extract_sift_features(self, image_path):
        """从图像中提取 SIFT 特征"""
        img = cv2.imread(image_path, cv2.IMREAD_GRAYSCALE)
        if img is None:
            return np.array([])

        # 调整图像大小，保持特征一致性
        img = cv2.resize(img, (0,0), fx=0.8, fy=0.8)
        # 使用 CLAHE 进行对比度增强，改善特征提取
        clahe = cv2.createCLAHE(clipLimit=2.0, tileGridSize=(8, 8))
        img = clahe.apply(img)
        # 初始化 SIFT 检测器
        sift = cv2.SIFT_create(nfeatures=500)
        # 检测关键点和计算描述符
        keypoints, descriptors = sift.detectAndCompute(img, None)
        if descriptors is None:
            return np.array([])
        return descriptors
```

2.提取 HOG 特征：

```
    def extract_hog_features(self, image_path):
        """从图像中提取 HOG 特征"""
        img = cv2.imread(image_path, cv2.IMREAD_GRAYSCALE)
        if img is None:
            return np.array([])
        # 调整图像大小，保持特征一致性
        img = cv2.resize(img, (128, 128))

        # 计算 HOG 特征
        hog = cv2.HOGDescriptor()
        descriptors = hog.compute(img)
```

3.构建视觉词典：

```
    def build_vocabulary(self, dataset_path):
        """构建视觉词典"""
        all_features = []

        # 获取所有图像路径
        for root, _, files in os.walk(dataset_path):
            for file in files:
                if file.lower().endswith(('.png', '.jpg', '.jpeg')):
                    image_path = os.path.join(root, file)
                    self.image_paths.append(image_path)

        # 从每个图像中提取特征
```

```
        print('正在提取 SIFT 和 HOG 特征...')
        for image_path in tqdm(self.image_paths):
            descriptors = self.extract_sift_features(image_path)
            if descriptors.shape[0] > 0:
                self.features_dict[image_path] = descriptors
                all_features.append(descriptors)

            # 提取并存储 HOG 特征
            hog_descriptor = self.extract_hog_features(image_path)
            if hog_descriptor.shape[0] > 0:
                self.hog_features[image_path] = hog_descriptor

        # 将所有特征连接成一个大矩阵
        all_features = np.vstack(all_features)

        print(f"总共从{len(self.features_dict)}张图像中提取了
{all_features.shape[0]}个特征点")

        # 使用 K-means 聚类来创建视觉词汇
        print(f"正在构建包含{self.vocab_size}个视觉词汇的词袋模型...")
        self.kmeans = KMeans(n_clusters=self.vocab_size, init='k-means++',
random_state=42, n_init=1, verbose=1)

        # 强制采样，加快 KMeans 收敛速度
        max_samples = 50000
        # 如果特征数量过多，可以随机抽样减少计算量
        if all_features.shape[0] > max_samples:
            idx = np.random.choice(all_features.shape[0], max_samples,
replace=False)
            sampled_features = all_features[idx]
            print(f'强制采样后特征点数：{sampled_features.shape[0]}')
        else:
            sampled_features = all_features

        # 始终使用采样后的特征点进行聚类
        self.kmeans.fit(sampled_features)

        print("词典构建完成！")
```

4. 创建视觉词汇直方图：

```
    def create_histogram(self, descriptors):
        """创建视觉词汇直方图"""
        if descriptors.shape[0] == 0:
            return np.zeros(self.vocab_size)
```

```
        # 预测每个特征点属于哪个聚类（视觉词）
        predictions = self.kmeans.predict(descriptors)
        histogram = np.zeros(self.vocab_size)

        # 计算 Term Frequency(TF)
        for prediction in predictions:
            histogram[prediction] += 1

        # 归一化 TF
        if np.sum(histogram) > 0:
            histogram = histogram / np.sum(histogram)

        # 应用 IDF 权重（只有在所有直方图都已生成后才有意义）
        if len(self.histograms) > 0:
            all_hist = np.array(list(self.histograms.values()))
            df = np.sum(all_hist > 0, axis=0)
            idf_weights = np.log((len(self.image_paths) + 1) / (df + 1))
            histogram = histogram * idf_weights
        # 否则不加 IDF

        # L2 归一化
        norm = np.linalg.norm(histogram)
        if norm > 0:
            histogram = histogram / norm

        return histogram
```

5. 检索相似图片：

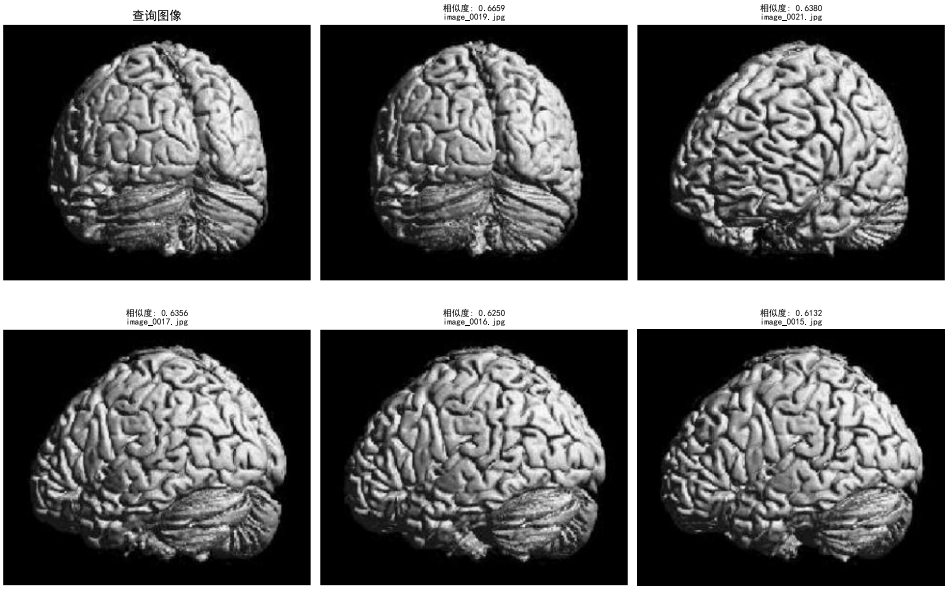
```
    def search_image(self, query_image_path, top_n=5):
        """根据查询图像检索相似图像"""
        # 提取查询图像的 SIFT 和 HOG 特征
        query_sift_descriptor =
self.extract_sift_features(query_image_path)
        query_hog_descriptor = self.extract_hog_features(query_image_path)

        if query_sift_descriptor.shape[0] == 0 or
query_hog_descriptor.shape[0] == 0:
            print("无法从查询图像中提取特征")
            return []

        # 为查询图像创建直方图(SIFT)
        query_histogram = self.create_histogram(query_sift_descriptor)

        # HOG 直接作为特征向量
        query_hog_vector = query_hog_descriptor.reshape(1, -1)
```

```
        # 计算查询直方图与所有图像直方图之间的相似度
        similarities = {}
        query_image_path_normalized =
os.path.normpath(os.path.abspath(query_image_path))
        for image_path, histogram in self.histograms.items():
            # 规范化图像路径
            image_path_normalized =
os.path.normpath(os.path.abspath(image_path))
            # 跳过原图本身
            if query_image_path_normalized == image_path_normalized:
                continue
            # SIFT 相似度
            cosine_sim = cosine_similarity([query_histogram],
[histogram])[0][0]
            euclidean_dist = 1- np.linalg.norm(query_histogram - histogram)
/ np.sqrt(self.vocab_size)
            chi2_dist = 1 - sum([(a - b) ** 2 / (a + b + 1e-10) for a, b in
zip(query_histogram, histogram)]) / 2

            # HOG 相似度
            hog_vector = self.hog_features[image_path].reshape(1, -1)
            hog_sim = cosine_similarity(query_hog_vector, hog_vector)[0][0]

            # 综合相似度（可根据效果调整权重）
            similarity = 0.6*cosine_sim + 0.4*hog_sim
            # similarity = 0.7*cosine_sim + 0.2*euclidean_dist +
0.1*chi2_dist
            similarities[image_path] = similarity

        # 按相似度降序排序
        sorted_results = sorted(similarities.items(), key=lambda x: x[1],
reverse=True)

        return sorted_results[:top_n]
```

b) 实验结果截图

本实验使用 caltech-101 数据集，该数据集主要用于目标识别、图像分类和图像检索任务。其中每个类别有数十张图片

1. 检索 brain 下的与 image_0018. jpg 相似的数据集中的图片：



2.检索 windsor_chair 下的椅子图片：

可以看出该模型在形状上的相似度检测较为准确。

c) 实验小结

本实验只在实现一个基于 SIFT(Scale-Invariant Feature Transform)特征提取和词袋模型(Bag of Visual Words, BoVW)的图像检索系统。SIFT 特征对于图像变换具有鲁棒性，我在训练完后，及时保存了模型的数据字典，避免了每次启动任务都要训练模型的繁琐步骤，提升了计算效率。同时，我添加了 HOG 特征提取，来综合考量不同维度的特征，计算更加准确的相似度。但与此同时，图像的复杂背景会引

入噪声特征，减低检索精度。后续可以通过结合 CNN 深度学习特征，提升语义理解能力。