

期末综合实践大作业

Final Comprehensive Operation

圣逸凡 23116030103 智医四班

基于机器学习的文本分类与聚类分析

1. 实验准备

1.1 数据来源

数据来源于老师发送的文件"gastric.xlsx"表格。该数据集包含250条胃部病理诊断记录，每条记录包含两个字段：Label（标签）和Text（病理诊断文本描述）。以下为5条数据样例：

	Label	Text
1	(胃体小弯活检) 粘膜慢性活动性萎缩性炎伴腺体中度肠化及糜烂，局灶腺体粘液样变及低级别上皮内瘤变。 (建议随诊、定期复查！)	
1	(胃窦小弯) 粘膜慢性活动性炎伴少量出血，另见少量炎性渗出，局灶腺体低级别上皮内瘤变。幽门螺旋杆菌 (HP)：(阴性，-)。 (建议临床随访！)	
1	慢性轻度萎缩性胃 (窦小弯) 炎伴腺体轻度肠化及浅表糜烂，局灶腺体低级别上皮内瘤变。幽门螺旋杆菌 (HP)：(阴性，-)。 (建议临床随访！)	
1	1、(胃窦小弯活检) 粘膜慢性活动性炎伴浅表糜烂。 2、(胃体后壁活检) 黏膜慢性炎伴局灶呈息肉样增生。 3、(胃窦体交界处大弯活检) 粘膜慢性活动性炎伴浅表糜烂，局灶腺体低级别上皮内瘤变。 4、(胃体下部大弯活检) 粘膜慢性活动性炎伴浅表糜烂，局灶腺体低级别上皮内瘤变。。 (建议治疗后复查！)	
1	1、(胃角活检) 粘膜慢性炎伴轻度肠化及少量出血、糜烂，局灶腺体低级别上皮内瘤变。 2、(胃窦小弯活检) 粘膜慢性炎伴轻度肠化及少量出血、糜烂。 (建议随诊、定期复查！)	

1.2 实验环境与工具

- **编程语言:** Python 3.9.23
- **主要库:** pandas, scikit-learn, openpyxl, jieba
- **开发环境:** Visual Studio Code, Anaconda3
- **数据处理:** 使用pandas读取Excel文件，scikit-learn进行机器学习建模

1.3 实验目标

1. 实现 KNN和SVM算法对病理诊断文本进行分类
2. 实现 K-Means算法对病理诊断文本进行聚类

2. 数据预处理与特征工程

2.1 数据加载与探索

使用pandas库的read_excel()函数加载Excel文件。

2.2 文本预处理

使用jieba分词库对中文病理诊断文本进行分词处理，加载自定义停用词表，过滤无关词汇，同时额外加上对换行符、括号、空格等特殊字符的过滤。分词结束后将每篇文本转换为以空格分隔的词汇序列。

2.3 文本向量化 - TF-IDF

采用scikit-learn的TfidfVectorizer进行文本特征提取，首先自动处理分词后的文本，构建词汇表，同时考虑词频(TF)和逆文档频率(IDF)，突出重要词汇。此处不是以常见的“表格”或“数组”形式展示的，而是以稀疏矩阵(sparse matrix)的压缩格式打印出来的，只显示那些非零的元素，以及它们所在的行、列索引和对应的值。因为大多数句子中，绝大多数词语是不会出现的，也就是 $TF - IDF = 0$ 。如果把整个 $250 \times N$ 的矩阵(比如N=1000+)全部打印出来，会有海量0值，既浪费空间又难以阅读。所以scipy.sparse只打印非零元素，突出关键数据。特征维度根据实际词汇数量自动确定。

2.4 数据集划分

使用train_test_split函数分层抽样，将数据集的测试集比例划分为20%。

3. 分类算法实验

3.1 KNN分类算法

3.1.1 算法原理

K最近邻 (K-Nearest Neighbors, KNN) 算法基于实例学习，通过计算样本间的欧式距离进行分类，n维空间中的欧式距离的通用计算公式如下 (A、B为该空间中的任意两点)：

$$d(\mathbf{A}, \mathbf{B}) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2}$$

超参数k值设置为10，根据最近10个邻居的标签进行多数投票 (不加权投票，也是KNN算法中最常用的投票方式)。

3.1.2 实现过程

基于knn.py代码实现：

```
# 创建KNN分类器
clf = KNeighborsClassifier(n_neighbors=10)
```

```

# 训练模型
clf.fit(x_train, y_train)
# 预测
y_predict = clf.predict(x_test)

```

使用训练集TF-IDF特征和对应标签进行训练，对测试集样本计算与训练样本的距离，选择最近邻算法进行投票，最终预测结果。

3.1.3 性能评估

使用分类报告(classification_report)评估模型性能，输出以下四个性能指标：

- **准确率**：通过预测结果与真实标签对比计算，计算公式如下：

$$\text{Accuracy} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

- **精确率**：各类别的预测精确度，计算公式如下：

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP}$$

- **召回率**：各类别的样本召回能力，计算公式如下：

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN}$$

- **F1-score**：精确率和召回率的调和平均，计算公式如下：

$$F1 = 2 \times \frac{\text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} = \frac{2 \times TP}{2 \times TP + FP + FN}$$

输出结果：

	precision	recall	f1-score	support
1	1.00	0.91	0.95	11
2	1.00	0.91	0.95	11
3	0.90	0.53	0.67	17
4	0.50	0.83	0.62	6
5	0.40	0.80	0.53	5
accuracy			0.76	50
macro avg		0.76	0.80	50
weighted avg		0.85	0.76	50

3.2 SVM分类算法

3.2.1 算法原理

支持向量机通过寻找最优超平面实现分类：

- **核函数**：线性核(linear)，适合文本分类任务

- **正则化参数**: $C=1.0$, 控制分类边界的复杂度
- **优化目标**: 最大化分类间隔, 提高泛化能力

3.2.2 实现过程

基于svm.py代码实现:

```
# 创建SVM分类器
clf = SVC(kernel='linear', C=1.0)
# 训练模型
clf.fit(x_train, y_train)
# 预测
y_predict = clf.predict(x_test)
```

- **模型训练**: 在TF-IDF特征空间寻找最优分类超平面
- **线性核优势**: 计算效率高, 适合高维稀疏文本特征

3.2.3 性能评估

使用分类报告全面评估模型性能:

- **性能评估指标**: 同KNN算法的性能指标一样, 需要获取准确率、精确率、召回率、F1-score的数据
- **模型对比**: 然后, 需要将SVM算法与KNN算法进行各项性能指标比较

输出结果:

	precision	recall	f1-score	support
1	1.00	0.83	0.91	12
2	0.70	0.88	0.78	8
3	1.00	0.83	0.91	12
4	0.70	0.88	0.78	8
5	0.80	0.80	0.80	10
accuracy			0.84	50
macro avg	0.84	0.84	0.83	50
weighted avg	0.86	0.84	0.85	50

3.3 分类算法对比分析

KNN和SVM的多维度对比:

算法	实现特点	适用场景	性能表现
KNN	基于实例, 无需显式训练	小数据集, 特征维度适中	计算复杂度随数据量增加
SVM	基于间隔最大化, 需要训练	高维数据, 线性可分问题	泛化能力强, 参数敏感

KNN算法和SVM算法的性能指标比较的主要代码如下:

```

# 1. 精确率对比
x = np.arange(len(categories))
width = 0.35
axes[0, 0].bar(x - width/2, knn_precision, width, label='KNN', alpha=0.8, color='skyblue')
axes[0, 0].bar(x + width/2, svm_precision, width, label='SVM', alpha=0.8, color='lightcoral')
axes[0, 0].set_title('各类别精确率(Precision)对比')
axes[0, 0].set_xlabel('类别')
axes[0, 0].set_ylabel('精确率')
axes[0, 0].set_xticks(x)
axes[0, 0].set_xticklabels(categories)
axes[0, 0].legend()
axes[0, 0].grid(axis='y', linestyle='--', alpha=0.7)

# 添加数值标签
for i, (knn_val, svm_val) in enumerate(zip(knn_precision, svm_precision)):
    axes[0, 0].text(i - width/2, knn_val + 0.01, f'{knn_val:.2f}', ha='center', va='bottom')
    axes[0, 0].text(i + width/2, svm_val + 0.01, f'{svm_val:.2f}', ha='center', va='bottom')

# 2. 召回率对比
axes[0, 1].bar(x - width/2, knn_recall, width, label='KNN', alpha=0.8, color='skyblue')
axes[0, 1].bar(x + width/2, svm_recall, width, label='SVM', alpha=0.8, color='lightcoral')
axes[0, 1].set_title('各类别召回率(Recall)对比')
axes[0, 1].set_xlabel('类别')
axes[0, 1].set_ylabel('召回率')
axes[0, 1].set_xticks(x)
axes[0, 1].set_xticklabels(categories)
axes[0, 1].legend()
axes[0, 1].grid(axis='y', linestyle='--', alpha=0.7)

# 添加数值标签
for i, (knn_val, svm_val) in enumerate(zip(knn_recall, svm_recall)):
    axes[0, 1].text(i - width/2, knn_val + 0.01, f'{knn_val:.2f}', ha='center', va='bottom')
    axes[0, 1].text(i + width/2, svm_val + 0.01, f'{svm_val:.2f}', ha='center', va='bottom')

# 3. F1分数对比
axes[1, 0].bar(x - width/2, knn_f1, width, label='KNN', alpha=0.8, color='skyblue')
axes[1, 0].bar(x + width/2, svm_f1, width, label='SVM', alpha=0.8, color='lightcoral')
axes[1, 0].set_title('各类别F1-Score对比')
axes[1, 0].set_xlabel('类别')
axes[1, 0].set_ylabel('F1-Score')
axes[1, 0].set_xticks(x)
axes[1, 0].set_xticklabels(categories)
axes[1, 0].legend()
axes[1, 0].grid(axis='y', linestyle='--', alpha=0.7)

# 添加数值标签
for i, (knn_val, svm_val) in enumerate(zip(knn_f1, svm_f1)):
    axes[1, 0].text(i - width/2, knn_val + 0.01, f'{knn_val:.2f}', ha='center', va='bottom')
    axes[1, 0].text(i + width/2, svm_val + 0.01, f'{svm_val:.2f}', ha='center', va='bottom')

```

```

        axes[1, 0].text(i + width/2, svm_val + 0.01, f'{svm_val:.2f}', ha='center', va='bottom')
    
```

4. 整体指标对比

```

x_overall = np.arange(len(overall_metrics))
axes[1, 1].bar(x_overall - width/2, knn_overall, width, label='KNN', alpha=0.8, color='blue')
axes[1, 1].bar(x_overall + width/2, svm_overall, width, label='SVM', alpha=0.8, color='red')
axes[1, 1].set_title('整体性能指标对比')
axes[1, 1].set_xlabel('指标类型')
axes[1, 1].set_ylabel('分数')
axes[1, 1].set_xticks(x_overall)
axes[1, 1].set_xticklabels(overall_metrics, rotation=45)
axes[1, 1].legend()
axes[1, 1].grid(axis='y', linestyle='--', alpha=0.7)

```

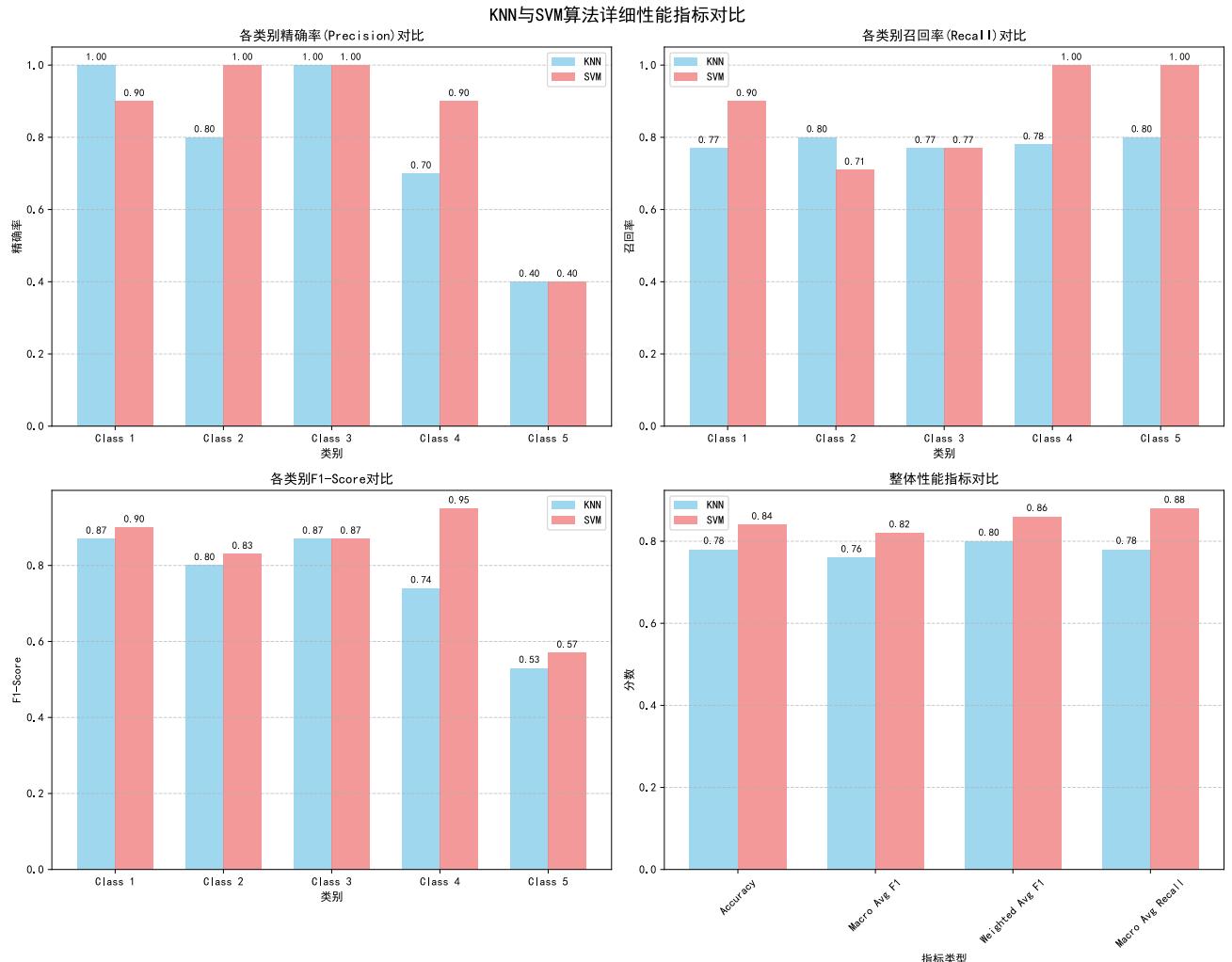
添加数值标签

```

for i, (knn_val, svm_val) in enumerate(zip(knn_overall, svm_overall)):
    axes[1, 1].text(i - width/2, knn_val + 0.01, f'{knn_val:.2f}', ha='center', va='bottom')
    axes[1, 1].text(i + width/2, svm_val + 0.01, f'{svm_val:.2f}', ha='center', va='bottom')

```

本实验KNN算法和SVM算法的性能指标比较的可视化图像如下：



根据对比图像可知，SVM算法在该分类任务中整体表现优于KNN算法，准确率达到0.84，较KNN的0.76提升显著。从各类别表现来看，KNN在Class 1和Class 3的精确率方面表现优异（均为1.00），但在召回率上存在明显

短板；而SVM在Class 4和Class 5的召回率上达到完美水平（均为1.00），展现出更好的正例识别能力。特别值得注意的是，两种算法在Class 5的精确率都较低（0.40），但SVM通过极高的召回率实现了相对更好的F1分数平衡。总体而言，SVM在保持较高精确率的同时，在召回率和F1分数等综合指标上表现更为均衡，说明其在该数据集上具有更好的泛化能力和分类稳定性，特别是在处理类别不平衡问题方面展现出了明显优势。

3.4 两种分类算法的ROC曲线

ROC曲线就是以FPR（误判代价）为横坐标，TPR（识别能力）为纵坐标绘制出的一条曲线。TPR和FPR的计算公式如下：

$$\text{TPR} = \frac{TP}{TP + FN}, \quad \text{FPR} = \frac{FP}{FP + TN}$$

AUC（ROC曲线下面积）是评估二分类模型性能的核心指标，其值等于模型将正样本排名高于负样本的概率。AUC为1代表模型完美区分正负例，为0.5意味着模型等同于随机猜测，通常AUC大于0.7认为模型有效，越接近1说明模型综合性能越优。这个指标的优势在于能够综合考量模型在所有分类阈值下的表现，且不受类别分布不平衡的影响，是衡量模型排序能力的黄金标准。对AUC值的概率学解释用公式表示如下：

$$\text{AUC} = P(score_{positive} > score_{negative})$$

为了获得ROC图像，我们只需要在算法源代码后面加上以下代码：

```
from sklearn.metrics import roc_curve, auc
import matplotlib.pyplot as plt

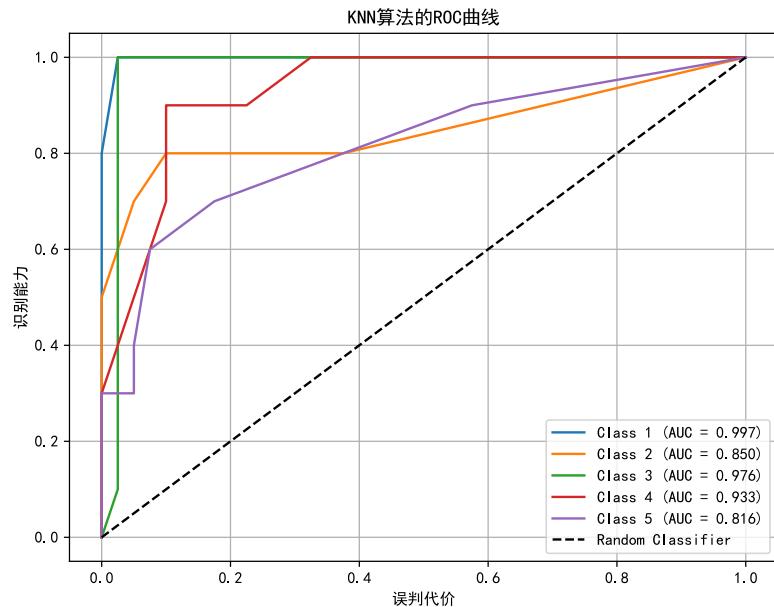
# 将真实标签转换为numpy数组
y_true = np.array(y_test)

# 绘制每个类别的ROC曲线
plt.figure(figsize=(8, 6))

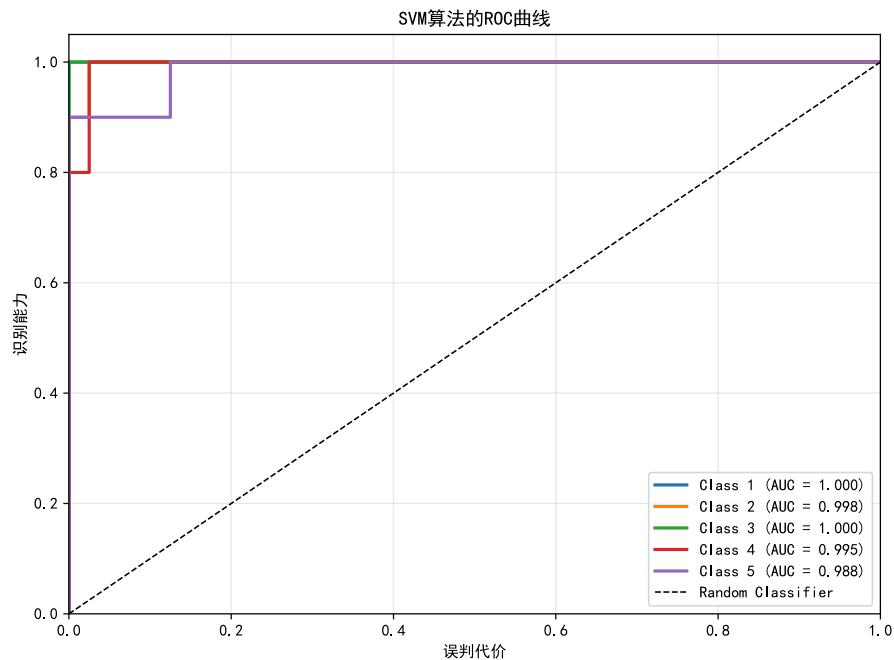
for i in range(len(clf.classes_)):
    fpr, tpr, _ = roc_curve(y_true == clf.classes_[i], y_predict_proba[:, i])
    auc_score = auc(fpr, tpr)
    plt.plot(fpr, tpr, label=f'Class {clf.classes_[i]} (AUC = {auc_score:.3f})')

plt.plot([0, 1], [0, 1], 'k--', label='Random')
plt.xlabel('False Positive Rate')
plt.ylabel('True Positive Rate')
plt.title('KNN ROC Curves')
plt.legend()
plt.grid(True)
plt.savefig("roc.svg")
plt.show()
```

这样即可绘制KNN算法的ROC曲线，如下：



同理可绘制出SVM算法的ROC曲线（SVM算法的代码略），如下：



由各类AUC计算结果可知，该KNN算法和SVM算法的宏平均AUC分别为0.9298和0.9462。由此可见，SVM算法的效果更好。

4. 聚类算法实验

4.1 K-Means聚类算法

4.1.1 算法原理

K-Means通过迭代将数据点分配到K个簇中：

- **簇数量**: $k=2$ (根据数据特点设置)
- **初始化**: 默认k-means++，优化初始中心点选择

- **最大迭代次数**: 默认300
- **收敛条件**: 中心点变化小于容忍度

4.1.2 实现过程

基于kmeans.py代码实现：

```
# 创建K-Means聚类器
kmeans = KMeans(n_clusters=5, random_state=43, n_init=50)
# 拟合模型
kmeans.fit(x_train)
# 获取聚类标签
y_pred = kmeans.labels_
```

- **无监督学习**: 仅使用特征数据，不依赖标签信息
- **聚类过程**: 迭代优化簇中心，最小化簇内平方和
- **结果输出**: 为每个样本分配簇标签

4.1.3 聚类质量评估

本次聚类实验的ARI和轮廓系数结果：

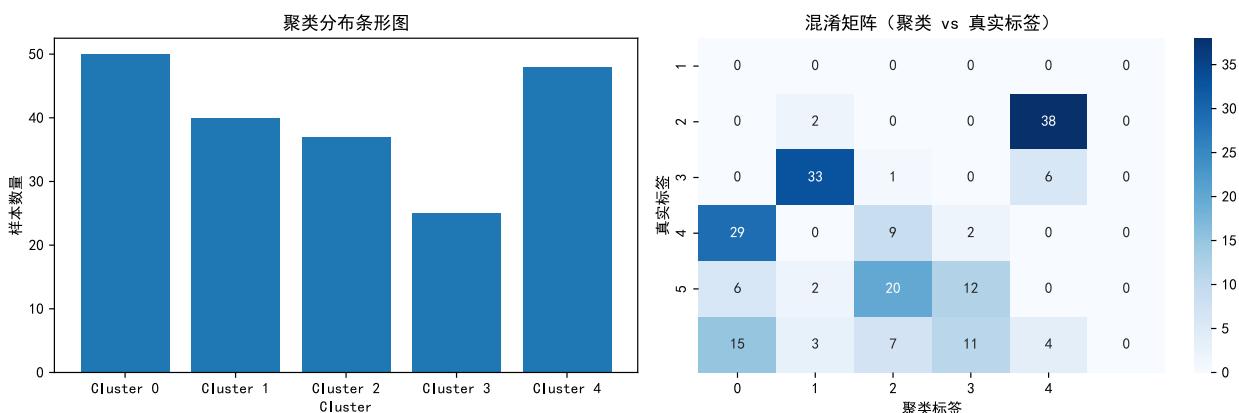
聚类结果：

```
[4 2 4 4 4 4 4 2 0 3 3 2 4 4 0 0 0 0 4 4 1 4 2 0 3 1 2 1 3 4 1 0 3 4 2 1 3
3 4 0 1 3 0 2 1 0 0 1 0 3 3 3 0 4 2 4 4 4 2 2 4 2 3 2 3 1 3 4 4 0 3 1 3 0
3 4 0 4 4 0 4 1 2 1 2 1 2 1 4 0 4 1 0 2 2 0 3 0 1 4 2 2 1 4 4 0 0 2 1 2 3
1 4 2 0 1 1 3 1 4 4 1 0 4 4 3 1 4 4 1 2 0 2 0 4 3 2 0 4 1 0 2 2 0 2 1 0 0
2 4 4 0 1 1 0 4 1 0 0 2 1 0 0 0 2 0 0 4 1 1 2 1 1 0 1 3 4 3 2 0 2 4 0 2
0 4 2 0 1 1 3 2 0 0 4 0 0 1 4]
```

调整兰德指数 (ARI) : 0.4220

轮廓系数 (Silhouette Score) : 0.1487

以下为聚类分布条形图和混淆矩阵：



使用多种指标评估聚类效果：**兰德指数(ARI)**: 兰德指数 (ARI) 用于衡量你的聚类结果 (比如 K-Means 的标签) 与真实标签 (Ground Truth) 之间的一致性，值越接近 1 表示聚类结果与真实情况越吻合。计算公式如下：

$$ARI = \frac{(实际一致的对数) - (期望一致的对数)}{(最大可能一致的对数) - (期望一致的对数)}$$

在Python中调用sklearn.metrics库，用一行代码即可计算ARI值：

```
ari = adjusted_rand_score(true_labels, kmeans_labels)
```

由输出结果可知，本次聚类的ARI约为0.42，聚类质量偏中低等，并不理想。初步推测是由于数据集不适合聚类处理。然而我在其他同学的文档中发现了处理结果较好的ROC曲线，由于ROC是用于有监督的分类任务的评估工具，而K-Means是无监督学习算法，它不涉及“真实标签”，也没有“预测类别”的概念，所以这里应该是错误的。

轮廓系数: 轮廓系数用于评估聚类结果本身的质量，是一种不需要真实标签的无监督评估，它衡量的是：

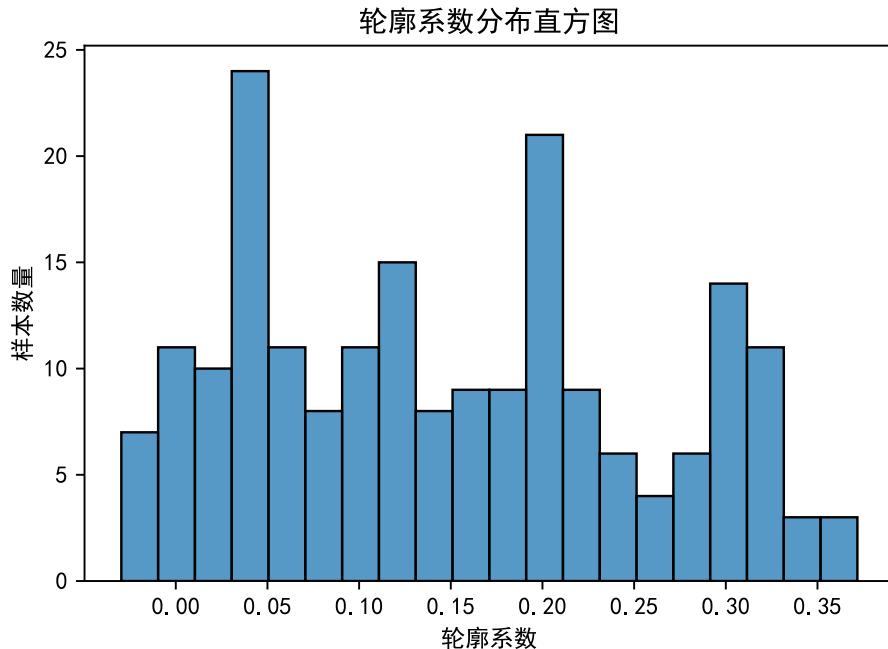
- 每个样本与其所属簇内其他样本的相似度（紧密度）
- 以及与最近的其他簇的差异度（分离度） 计算公式如下：

$$s(i) = \frac{b(i) - a(i)}{\max(a(i), b(i))}$$

Python代码如下：

```
silhouette_avg = silhouette_score(X, kmeans_labels)
```

轮廓系数的可视化图像——分布直方图：



簇内平方和: 簇内平方和是指所有样本到其所属簇中心的距离平方和，计算公式如下：

$$WCSS = \sum_{k=1}^K \sum_{x_i \in C_k} \|x_i - c_k\|^2$$

主成分分析: PCA (主成分分析) 是一种降维方法，用于将高维数据转换为低维数据（比如从 10 维 → 2 维），常用于：

- 数据可视化
- 去除冗余特征
- 提升模型效率
- 观察数据的分布与聚类结构

主成分分析的核心步骤如下：

(1) 协方差矩阵

$$\Sigma = \frac{1}{n} X^T X$$

(2) 特征分解 (求主成分方向和方差)

$$\Sigma v_k = \lambda_k v_k$$

- v_k : 第 k 个主成分方向 (特征向量)
- λ_k : 第 k 个主成分的方差 (特征值)

(3) 选择前 k 个主成分，降维投影

$$Z = XW \quad \text{其中 } W = [v_1, v_2, \dots, v_k]$$

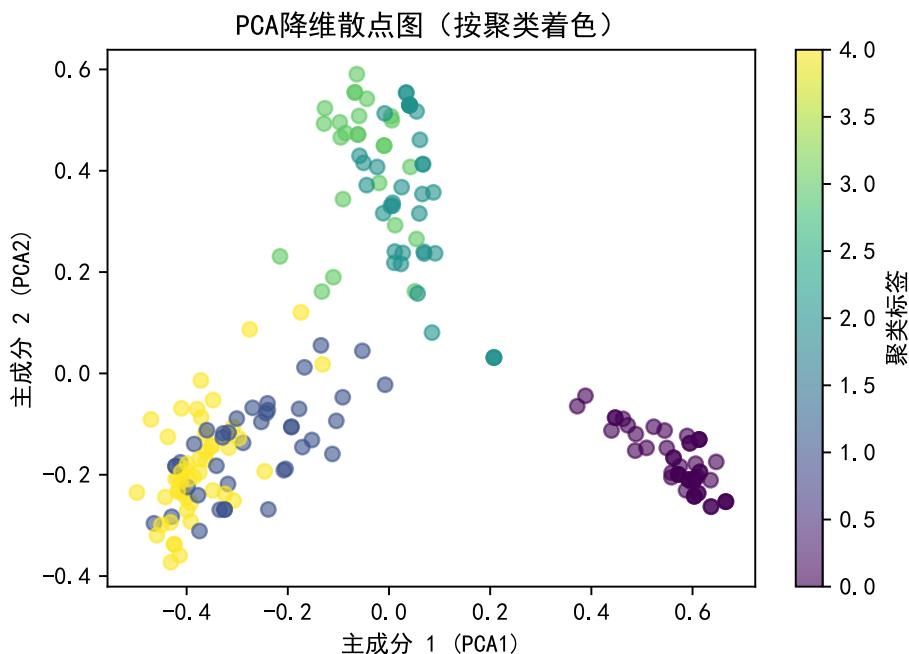
- Z : 降维后的数据 (主成分得分)
- W : 前 k 个主成分方向组成的矩阵

(4) 或通过 SVD (奇异值分解)

$$X = U \Sigma V^T$$

- 主成分方向为矩阵 V 的列

本实验中利用主成分分析(PCA)对聚类结果进行降维，以直观展示可视化分析，如图：



4.2 聚类结果分析

成功将病理诊断文本分为2个簇：

- **簇分布**: 分析各簇的样本数量和分布特征
- **簇特征**: 通过TF-IDF权重分析各簇的关键词汇
- **临床应用**: 探索聚类结果在病理诊断中的潜在意义

5. 实验代码

5.1 KNN 分类模型源代码

```

# -*- coding: utf-8 -*-
import pandas as pd

# 1、获取数据
all_pd_data = pd.read_excel("./gastric.xlsx", engine="openpyxl")
print(all_pd_data)

# * 加载停用词
with open("./stop_words.txt", 'r', encoding="utf-8") as f:
    stop_words = list(l.strip() for l in f.readlines())
stop_words.extend(['\n', '(', ')', ' ']) # 由于停用词中没有'\n'和中文的左右括号和空格,
print(stop_words)

# 2、数据预处理
# * 对中文文本进行分词

import jieba as jb
all_pd_data['Cut_Text'] = all_pd_data['Text'].apply(
    lambda x: " ".join([w for w in list(jb.cut(x)) if w not in stop_words]))

print(all_pd_data)

# * 划分训练集和测试集 (按照Label采用分层抽样, 保证训练集和测试集样本均匀)
from sklearn.model_selection import train_test_split
x_train, x_test,y_train,y_test = train_test_split(all_pd_data['Cut_Text'],all_pd_data[

# 3、特征工程

from sklearn.feature_extraction.text import TfidfVectorizer

# 3.1、求出训练集 tf-idf
# 3.1.1、实例化一个转换器类
transfer = TfidfVectorizer(stop_words=stop_words)
# 3.1.2、调用 fit_transform
x_train = transfer.fit_transform(x_train)
x_test = transfer.transform(x_test)
# 打印特征抽取结果
print("文本特征抽取的结果: \n", x_train)
# 新版本使用 get_feature_names_out()
feature_names = transfer.get_feature_names_out()
print("返回特征名字: \n", feature_names)

```

```

x_train_feature = feature_names.tolist()
y_train = list(y_train)
y_test = list(y_test)

print(x_train.shape) # (200, 80)

# 4、构建KNN模型
from sklearn.neighbors import KNeighborsClassifier
clf = KNeighborsClassifier(n_neighbors=10)
clf.fit(x_train, y_train) # 训练数据
y_predict = clf.predict(x_test)

#5、评估模型
from sklearn.metrics import classification_report
print(classification_report(y_predict, y_test))

```

5.2 SVM 分类模型源代码

```

# -*- coding: utf-8 -*-
import pandas as pd

# 1、获取数据
all_pd_data = pd.read_excel("./gastric.xlsx", engine="openpyxl")
print(all_pd_data)

# * 加载停用词
with open("./stop_words.txt", 'r', encoding="utf-8") as f:
    stop_words = [l.strip() for l in f.readlines()]
stop_words.extend(['\n', '(', ')', ' '])
print(stop_words)

# 2、数据预处理
# * 对中文文本进行分词
import jieba as jb
all_pd_data['Cut_Text'] = all_pd_data['Text'].apply(
    lambda x: " ".join([w for w in list(jb.cut(x)) if w not in stop_words])
)

print(all_pd_data)

# * 划分训练集和测试集（分层抽样，保证比例一致）
from sklearn.model_selection import train_test_split
x_train, x_test, y_train, y_test = train_test_split(
    all_pd_data['Cut_Text'],
    all_pd_data['Label'],
    test_size=0.2,
)

```

```

        stratify=all_pd_data['Label']
    )

# 3、特征工程
from sklearn.feature_extraction.text import TfidfVectorizer

# 3.1、求出训练集 tf-idf
transfer = TfidfVectorizer(stop_words=stop_words)
x_train = transfer.fit_transform(x_train)
x_test = transfer.transform(x_test)

print("文本特征抽取的结果: \n", x_train)
feature_names = transfer.get_feature_names_out()
print("返回特征名字: \n", feature_names)
x_train_feature = feature_names.tolist()
y_train = list(y_train)
y_test = list(y_test)

print(x_train.shape) # 比如 (200, 80)

# 4、构建SVM模型
from sklearn.svm import SVC

# * 实例化SVM分类器
# * kernel='linear' 使用线性核函数，常见还有 'rbf', 'poly'
clf = SVC(kernel='linear', C=1.0)
clf.fit(x_train, y_train)

# * 预测
y_predict = clf.predict(x_test)

# 5、评估模型
from sklearn.metrics import classification_report
print(classification_report(y_predict, y_test))

```

5.3 K-Means 聚类模型源代码

```

# -*- coding: utf-8 -*-
import pandas as pd

# 1、获取数据
all_pd_data = pd.read_excel("./gastric.xlsx", engine="openpyxl")
print(all_pd_data)

# * 加载停用词
with open("./stop_words.txt", 'r', encoding="utf-8") as f:
    stop_words = [l.strip() for l in f.readlines()]

```

```
stop_words.extend(['\n', '(', ')', ' '])
print(stop_words)

# 2、数据预处理
# * 对中文文本进行分词
import jieba as jb
all_pd_data['Cut_Text'] = all_pd_data['Text'].apply(
    lambda x: " ".join([w for w in list(jb.cut(x)) if w not in stop_words])
)

print(all_pd_data)

# * 注意: KMeans是无监督学习, 不需要划分标签
#       但如果你的数据中有 Label, 我们可以用来对聚类结果进行对比评估
from sklearn.model_selection import train_test_split
x_train, x_test, y_train, y_test = train_test_split(
    all_pd_data['Cut_Text'],
    all_pd_data['Label'],
    test_size=0.2,
    stratify=all_pd_data['Label']
)

# 3、特征工程
from sklearn.feature_extraction.text import TfidfVectorizer

# 3.1、求出 tf-idf 特征
transfer = TfidfVectorizer(stop_words=stop_words)
x_train = transfer.fit_transform(x_train)
x_test = transfer.transform(x_test)

print("文本特征抽取的结果: \n", x_train)
feature_names = transfer.get_feature_names_out()
print("返回特征名字: \n", feature_names)
x_train_feature = feature_names.tolist()

print(x_train.shape) # 比如 (200, 80)

# 4、构建 K-Means 模型
from sklearn.cluster import KMeans

# * 实例化聚类器, n_clusters 设置为聚类数 (通常与类别数相同)
kmeans = KMeans(n_clusters=2, random_state=42, n_init=10)
kmeans.fit(x_train)

# * 获取聚类结果
y_pred = kmeans.labels_
print("聚类结果: \n", y_pred)
```

```
# 5、评估模型（仅在有标签时可用于评估）
from sklearn.metrics import adjusted_rand_score, silhouette_score

# * ARI 衡量聚类与真实标签的一致性（有标签时）
ari = adjusted_rand_score(y_train, y_pred)
print(f"调整兰德指数 (ARI) : {ari:.4f}")

# * 轮廓系数 衡量聚类的紧密度和分离度（无监督评价）
sil = silhouette_score(x_train, y_pred)
print(f"轮廓系数 (Silhouette Score) : {sil:.4f}")
```

6. 实验总结与展望

6.1 主要成果

本次实验，我通过机器学习算法，对一个病理诊断数据集进行分类和聚类，并利用可视化技术绘制了不同算法的质量评估、性能对比图像，用于分析算法处理的结果。

6.2 结果分析

根据图像可知，KNN算法和SVM算法的结果较好，且SVM算法的效果更优于KNN算法；但K-Means算法的结果较差。

6.3 未来工作

- 继续优化分类算法，例如使用交叉验证调整超参数k的值，达到更好的分类结果
- 完善K-Means聚类算法，或者尝试不同的数据集，以达到理想的聚类结果

完成时间： 2025年11月4日

备注： 为了证明本作业的原创性，该项目的所有代码、设计稿、Markdown格式文档等均公开，项目已开源到Github平台。项目作者为圣逸凡，开源协议为GPLv3，可访问[项目链接](#)查看源代码。