人工智能基础

编程作业 2

完成截止时间: 2020/6/27 提交方式: bb 系统中提交

助教: 郭俊良 [guojunll@mail.ustc.edu.cn]

李丹 [lidan528@mail.ustc.edu.cn] 李继权 [lijiquan@mail.ustc.edu.cn] 刘苏源 [lsysue@mail.ustc.edu.cn] 张铁 [tiezhang@mail.ustc.edu.cn]

P1: 监督学习问题——学生表现预测

实验目的:

本部分实验目的为加强同学们对于 SVM, KNN 以及其他经典机器学习算法的掌握, 感受数据科学的魅力。

数据集介绍:

本次实验采用数据集 Student Performance Data Set

(https://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/Student+Performance),数据属性包括学生成绩、家庭背景,生活习惯等知识,目的为预测学生最终的成绩(G3)。两个数据集提供了两个不同的科目的数据:数学(mat)和葡萄牙语(por)。其中目标属性G3与属性G2、G1有很强的相关性,这是因为G3是最终成绩(在第三期发布),而G1和G2为第一阶段和第二阶段的成绩。在本次实验的实验目的为预测最终成绩G3,为了简化要求,我们将成绩做二等级制处理,大于等于10分为合格。小于10分为不合格。

实验要求:

- 1. 提交一个 main.py, 在其中实现数据的读取,测试集训练集的划分(7:3),算法的调用,结果的评价等。可以对数据进行适当的预处理,对数据属性进行任意加工处理,比如删减、降维、组合等。
- 2. 提交一个 KNN.py 文件, 在其中实现 K 近邻算法模块来解决二分类的问题:

自己实现 knn 算法并在 main. py 文件中调用解决预测学生的 G3 成绩是否合格的问题。允许使用 sklearn. preprocessing 中的 LabelEncoder()函数将数据集中的字符型属性转换成整型,其他 不允许调库,请自己实现。

- 3. 提交一个 SVM.py 文件, 在其中实现 SVM 模块解决二分类问题:
- 1. 要求实现支持软间隔与除线性核外至少一种核函数的 SVM。根据数据的特点,选择你认为合适的核函数进行实现。
- 2. 函数的参数应至少包含 trainset, trainlabel, testset, C(软间隔的参数), kernel(使用的核函数),以及其他在你的算法中对结果起重要影响的参数,方便在实现算法后进行调参优化。返回值为 predictlabel,在 main.py 中进行评测。
 - 3. 在实验报告中,关于本部分内容应至少包括
 - (1) 采用核函数与否对实验结果的影响,和你使用该核函数的原因。(如果没有原因,可以多实现几种核函数进行比较测试)
 - (2) 对你实现的算法进行描述。并在代码中进行注释,至少让助教可以看懂每一块代码的功能。
 - 4. 在实现算法的过程中,不允许调用 SVM 算法库与计算优化库。
- 4. 提交一个 other.py, 实现其他的机器学习算法。
 - (1) 选择一个你感兴趣的机器学习算法(课内或课外),进行相关资料的查询,学习相关库的使用。在本数据集中,选择一个你感兴趣的标签进行预测。
 - (2) 在实验报告中,对你设计的任务,所用的方法与实验结果进行描述。
- 5. 对于 KNN 与 SVM 算法,应评测使用属性 G1、G2 和不使用 G1、G2 时的性能。评价指标如下:

F1 score
$$= \frac{2 \times P \times R}{P + R}$$

准确率 P = TP / (TP + FP), 召回率 R = TP / (TP + FN) 真正例 (True Positive, TP): 真实类别为正例, 预测类别为正例。 假正例(False Positive, FP): 真实类别为负例,预测类别为正例。 假负例(False Negative, FN): 真实类别为正例, 预测类别为负例。 真负例(True Negative, TN): 真实类别为负例, 预测类别为负例。

P2: 无监督学习问题(30%)

问题描述:

本实验需要同学使用 PCA 算法对实验数据进行降维,并且使用 kmeans 算法对降维后数据 进行聚类及可视化。请结合课上学习的内容以及自行查阅的资料完成实验。

数据集介绍:数据集是自意大利同一地区但来自不同品种的葡萄酒的化学分析,是一经典 的分类数据集,数据集共 13 个维度,第一个维度为葡萄酒的实际品种,其他维度均为葡萄 酒化学分析特征,数据集的其他相关信息可见

http://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/Wine

实验要求

1 数据预处理:

该数据集未经过预处理,请使用数据除第一维以外部分,对数据进行缩放到合理范围, 标准化。

2 实现 PCA 算法:

使用 pca 算法处理预处理后的数据,要求提交一个 python 函数 PCA (data, threshold) 其中 threshold 表示特征值的累计贡献率。即选择前 m 个特征向量,使得

$$\frac{Sum(first\ m-1\ eigenvalues)}{Sum(all\ eigenvalues)} < threhold \leq \frac{Sum(first\ m\ eigenvalues)}{Sum(all\ eigenvalues)}$$

返回值为降维后的矩阵。

3 实现 kmeans 算法:

基于降维后的数据,使用 kmeans 算法将数据进行聚类,计算分为不同数量类别的轮 廓系数(Silhouette Coefficient)和兰德系数,根据轮廓系数选择最优的聚类数量,输出聚类 结果。

使用未经过 pca 算法处理的数据,使用 kmeans 算法将数据进行聚类,计算分为不同数 量类别的轮廓系数(Silhouette Coefficient). 根据轮廓系数选择最优的聚类数量. 输出聚类 结果,比较该聚类结果与前者的兰德系数,分析结果。

要求提交一个 python 函数 KMeans(k, data) , data 为需要聚类的数据, k 为聚类后的 数量。要求以元组的形式返回聚类后的数据和聚类的轮廓系数。并将前者保存至 csv 文件 中。然后根据数据真实的分类计算兰德系数。

备注:

1)兰德系数: $RI = \frac{a+d}{a+b+c+d}$

假设用 C 表示真实的分组情况, K 表示聚类结果, 那么:

- a 为在 C 中为同一类且在 K 中也为同一类别的数据点对数
- b 为在 C 中为同一类但在 K 中却隶属于不同类别的数据点对数
- c 为在 C 中不在同一类但在 K 中为同一类别的数据点对数 d 为在 C 中不在同一类且在 K 中 也不属于同一类别的数据点对
- 2) 轮廓系数: $S(i) = \frac{b(i) a(i)}{\max(a(i),b(i))}$

其中a(i) = average (i 向量到所有它属于的簇中其它点的距离) 其中b(i) = average (i 向量到与它相邻最近的一簇内的所有点的平均距离) 将所有点的轮廓系数求平均,就是该聚类结果总的轮廓系数

- 3) kmeans 距离度量使用欧式距离
- 4 实验报告要求:
 - 1分析不同threhold的降维结果
 - 2图表分析不同数量类别的轮廓系数。分析降维前后的 kmeans 聚类结果。

作业要求:

- 1. 使用 pvthon 实现算法,不可以调用 sklearn 等机器学习库
- 2. 实验报告使用 PDF 格式提交,实验报告包含以下几点:
 - 1) 算法思想
 - 2) 实验结果说明与分析。

实验提交:

- 1. 提交方式: bb 系统中提交
- 2. 请组织好文件结构, 提交的目录结构树应如下例所示:

```
PBXXXXXXX__张三_exp2\
|---supervise\
      |---src\
          |---main.py
          I---KNN.py
          I---SVM.py
          |---other.py(可以自己取名字)
      I---data\
          |---数据(不用上传)
      |---report1.pdf
|---unsupervise\
      |---src\
          |---{your_code}
      |---input\
          |---{your_input_file}
      |---output\
          |---
      |---{readme.txt}
      |---report2.pdf
```

将文件夹 PBXXXXXXXX__张三_exp2 压缩为 PBXXXXXXXX__张三_exp2.zip,将压缩包提交

- 3. 请务必按时完成实验,不接受逾期提交的实验。
- 4. 实验中有任何问题请联系助教。