# 数据科学大作业报告

目录

[数据科学大作业报告 1](#_Toc46670753)

[前言 2](#_Toc46670754)

[小组信息： 2](#_Toc46670755)

[组员情况说明： 2](#_Toc46670756)

[研究问题： 2](#_Toc46670757)

[代码开源地址： 2](#_Toc46670758)

[方法一 2](#_Toc46670759)

[1.1方法简述 2](#_Toc46670760)

[1.2研究方法 2](#_Toc46670761)

[1.2.1数据预处理 2](#_Toc46670762)

[A.检测代码编程语言是否是python 2](#_Toc46670763)

[B.检测是否是面向测试用例编程 2](#_Toc46670764)

[C.检测异常提交的准确率 3](#_Toc46670765)

[D.面向对象的可视化 3](#_Toc46670766)

[1.2.2获取软件度量 4](#_Toc46670767)

[1.2.2数据探索 5](#_Toc46670768)

[1.2.3创建模型 6](#_Toc46670769)

[A.无监督学习：聚类分析 6](#_Toc46670770)

[A.1数据清洗 6](#_Toc46670771)

[A.2数据归一化 7](#_Toc46670772)

[A.3模型创建 7](#_Toc46670773)

[B.有监督学习：AdoBoost分类 8](#_Toc46670774)

[B.1获取题目难度标签 9](#_Toc46670775)

[B.2训练模型 9](#_Toc46670776)

[1.3案例分析 8](#_Toc46670777)

[方法二 9](#_Toc46670778)

[2.1方法简述 9](#_Toc46670779)

[2.2研究方法 9](#_Toc46670780)

[2.2.1所采用的数据集 9](#_Toc46670781)

[2.2.2数据采集 9](#_Toc46670782)

[2.2.3数据汇总 9](#_Toc46670783)

[2.2.4特征提取 10](#_Toc46670784)

[2.2.5模型创建 10](#_Toc46670785)

[2.3案例分析 11](#_Toc46670786)

# 前言

## 小组信息：

人数：3

组员基本信息：

刘佳月-181250086-181250086@smail.nju.edu.cn- Python练习完成199道题。

李昉-181250069-181250069@smail.nju.edu.cn- Python练习完成199道题。

胡子华-181250047-181250047@smail.nju.edu.cn- Python练习完成187道题。

组员分工职责：

刘佳月担任组长，负责分工督促，方法一的框架搭建和后期模型改进，方法二和报告修改完善。

李昉担任组员，负责方法一完善，初步报告撰写，后期报告完善和PPT制作。

胡子华担任组员，负责方法一完善，后期报告修改完善，视频录制。

## 组员情况说明：

组长：刘佳月

组员：李昉

组员：胡子华

## 研究问题：分析题目提交情况对题目难度进行预测

## 代码开源地址：<https://github.com/xidao4/2020DataScience>

# 方法一

## 1.1方法简述：

先从test\_data\_json中获取数据后，进行数据预处理过滤不需要的数据，然后进行分析获取软件度量，最后创建相关模型进行预测题目难度。

## 1.2研究方法

### 1.2.1数据预处理

采用给定的数据集test\_data.json，检测异常提交，包括面向用例和非python语言提交。对于面向用例的提交，全都设置为0分；考虑到编程要求为python语言，且部分题目可以在网上找到非python语言的AC代码，对于非Python语言的提交，也全都设置为0分。，因为面向用例编程和网上找到非python语言的AC代码在一定程度可以说明这个题目偏难，把这部分代码当作零分可以一定程度上降低这道题目的平均得分，使得最终得到每道题更真实的平均分。

#### A.检测代码编程语言是否是python

* 检测"#include"、"const"、"int "、"void"等C++常见用语和"public static void main"、"System.out"等JAVA语言常见语句进行检测和判断。
* 对分号数量进行计数，超过3个判定为非python语言，防止部分同学不小心在python代码中写上分号。

#### B.检测是否是面向测试用例编程

统计非空行、非注释的行数作为有效行数，记为n；统计"print"语句的出现次数，记为p；统计"if"、"elif"或"else"语句后面接着出现"print"语句的次数，记为s。

定义：num（A）即为A的数量

设：

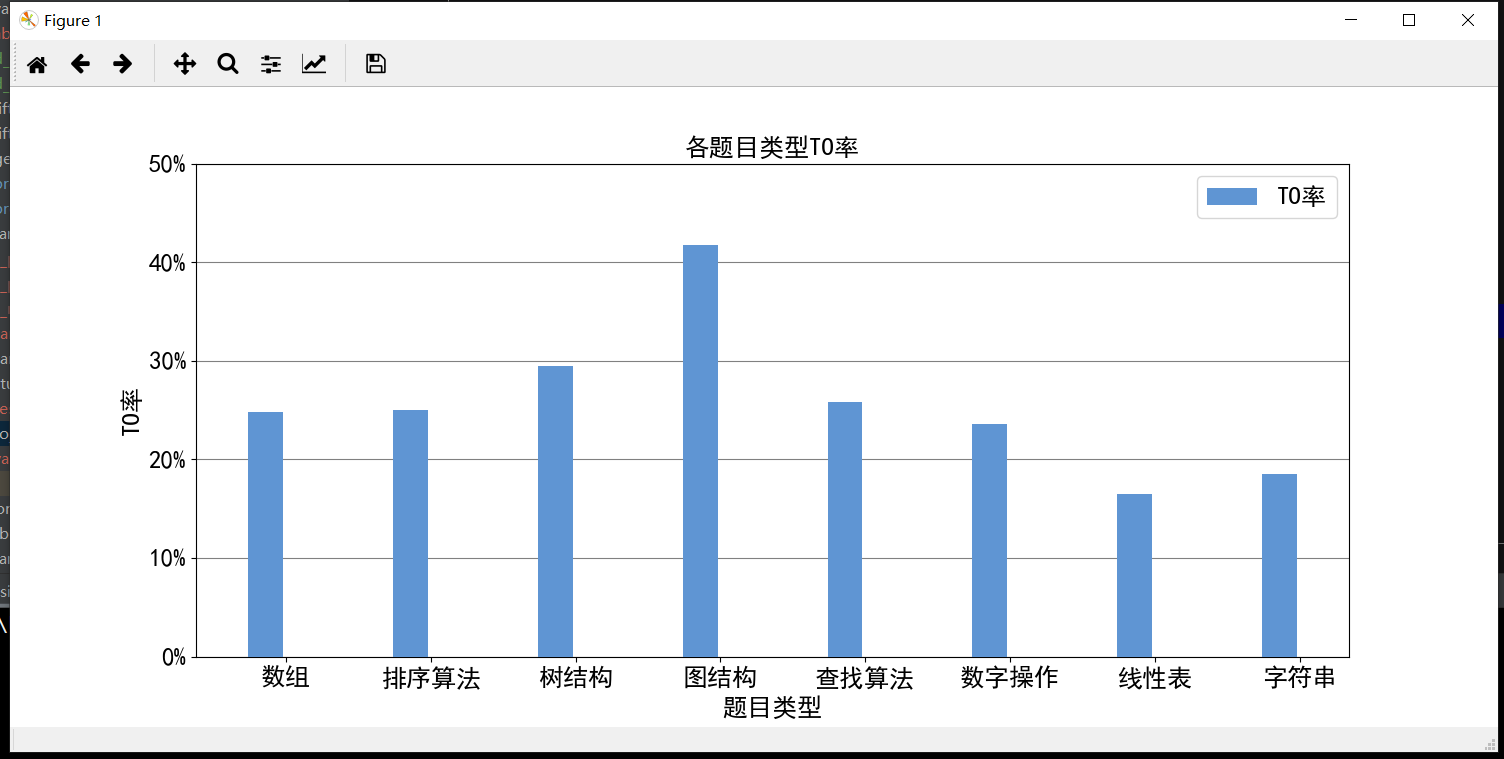
以下情况的代码判定为面向测试用例：

此外,对答案所在代码文本行进行检测，判定是不是所有该题目对应的参考答案都能一一在代码文本里找到，若是，则判断为面向测试用例编程。

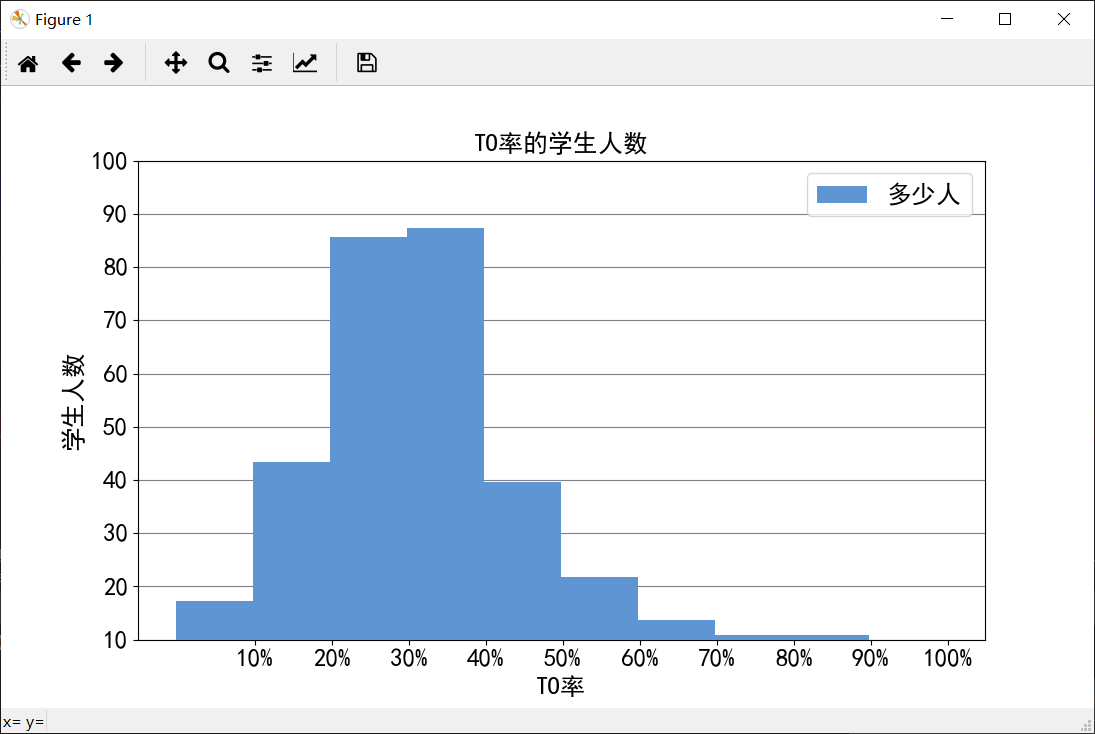
#### C.检测异常提交的准确率

以使用python语言，并且没有使用面向测试用例的样本作为有效数据集；其他一律视为异常数据集。使用random库函数random.sample()分别从有效样本和异常样本抽取50个样本，人工查看提交代码，计算检出率和误诊率。不断优化异常检测的代码，最终检出率达到94%，误诊率为2%。

#### D.面向对象的可视化



图表 1各题目类型面向测试用例代码比率条形图



图表 2 使用面向用例的学生的人数和比例

### 1.2.2获取软件度量

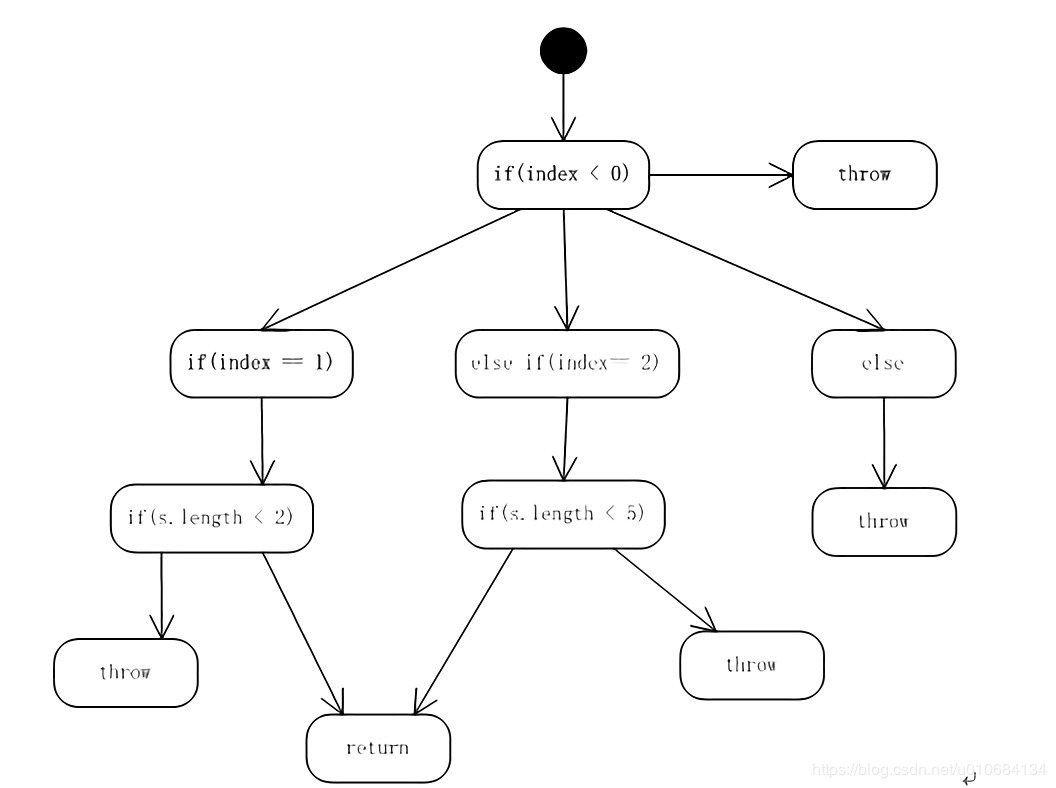
Radon是可以计算各种代码度量（code metrics）的python工具。选择以下的度量指标。

**圈复杂度(Cyclomatic Complexity)**

是一种代码复杂度的衡量标准，可以用来衡量一个模块判定结构的复杂程度，数量上表现为独立现行路径条数，也可理解为覆盖所有的可能情况最少使用的测试用例数。一般而言，当一份代码中含有越多判断分支结构，其逻辑复杂程度就越高。

计算公式为：V(G)=e-n+2。其中，e表示控制流图中边的数量，n表示控制流图中节点的数量（包括起点和终点，所有的叶节点都只算一个节点），求出来的V(G)即是独立现行路径条数。

举例说明：



在这张某个程序生成的流程图中，互不关联的独立路径数目是6。其中除了return叶节点是对应两条两条独立路径外，其他每个叶节点都对应有一条互不相关的独立路径。然后通过公式计算发现，流程图中边的数目是12，即e=12，所有节点数目n（5个叶节点算一个）=8，所以独立路径数目V(G)=e-n+2=12-8+2=6。所以这个流程图对应程序的圈复杂度就是6.

**逻辑代码行数（LLOC，logical lines of code）：**

是Raw Metrics的一种，指源代码经过预编译后的行数，即实际是正确逻辑的行数。

**不同操作符数(unique operand numbers)：**

是Halstead Metrics的一种。

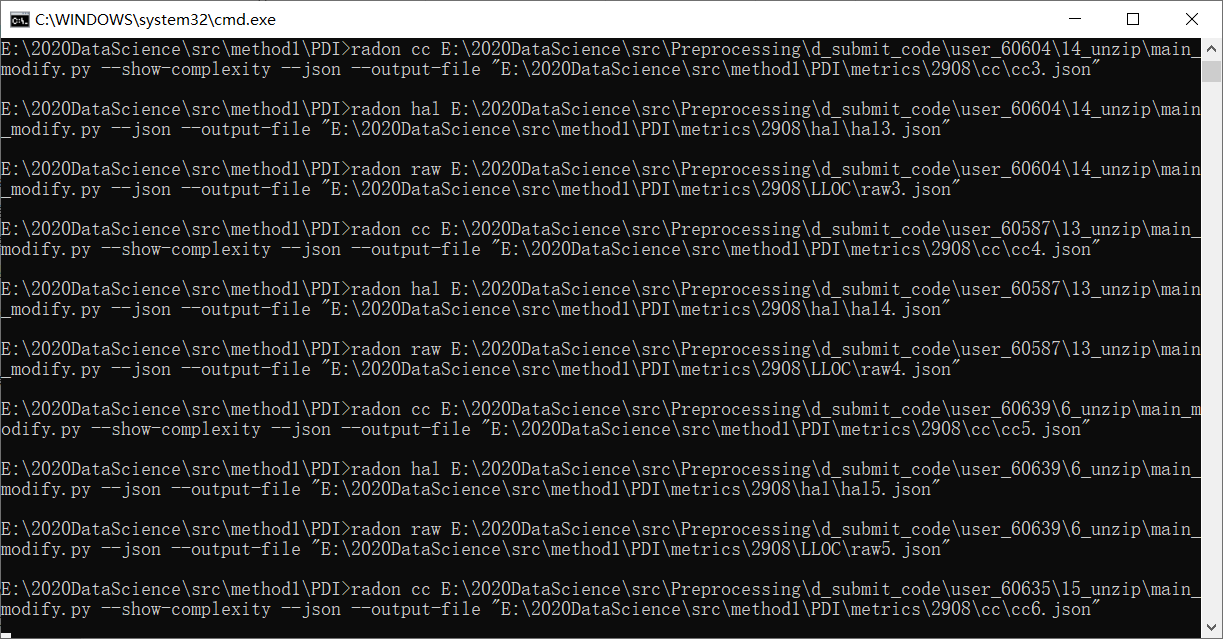
操作符通常包括语言保留字、函数调用、运算符，也可以包括有关的分隔符等。它是Halstead复杂度里面的一个很重要的指标，一般来说，操作符的数量越多，程序结构就越复杂。

注意，radon库计算圈复杂度时，以类、函数和类中方法为单位分别计算，故需要为没有"if \_\_name\_\_==main:"的提交代码增加main主函数入口；由于radon库不支持中文，还需要去除代码中的注释。

做完上述处理后，对于每一道题，选择10份AC代码，分别计算度量指标并取平均，以避免个别特别精巧或者冗余的满分代码的影响，更客观地获取每道题的代码度量。

本研究使用命令行终端中调用Radon库API。先将命令写入.bat文件，双击.bat，终端开始运行所有写入的命令，批量计算每道题目的各个度量指标。

双击bat文件运行情况图：



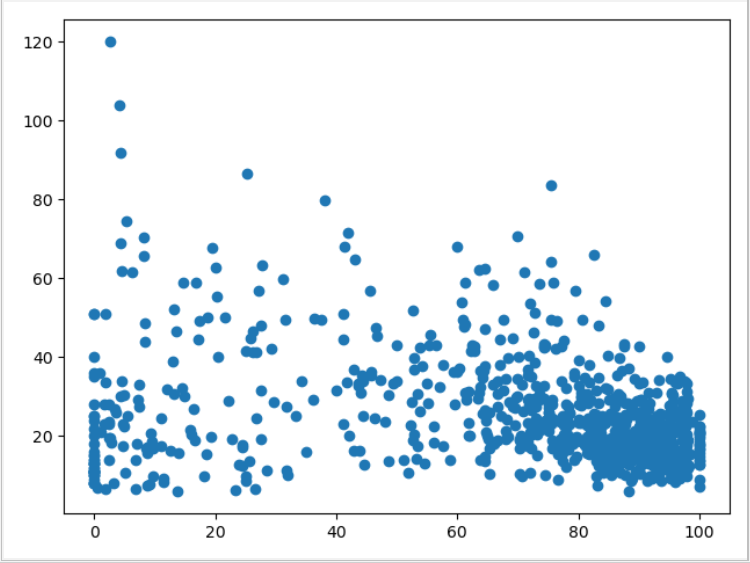
运行截图 1 使用终端调用Radon库API，计算提交代码的软件度量

最终，得到以题目编号为关键字的训练数据集，特征属性为逻辑代码行数（LLOC）、圈复杂度(Cyclomatic complexity)和不同操作符数目(unique operand numbers)。

### 1.2.2数据探索

分别绘制以题目平均分为X轴，三种软件度量为Y轴的散点图。

观察发现：均分在35分以下的题目，各指标的不确定性大，没有规律。可能原因是面向用例或者非python语言提交过多，或者同学们来不及做直接放弃不做导致得分很低甚至零分。因此本研究只分析均分35-100分的题目。

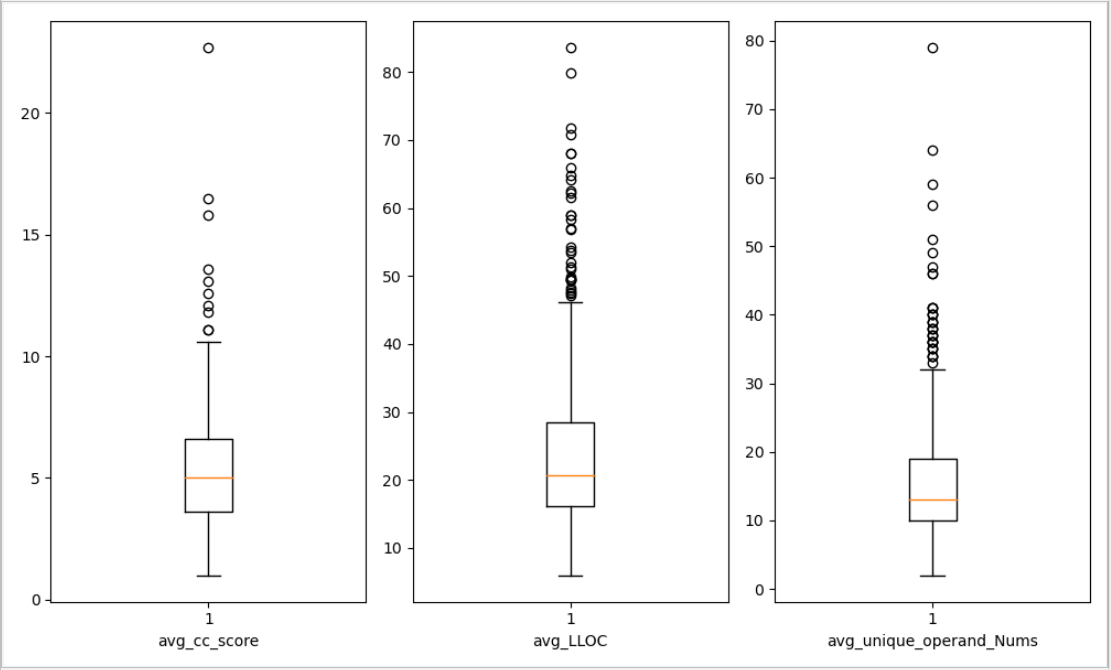


图表 3 LLOC与题目平均分的散点图

### 1.2.3创建模型

#### A.无监督学习：聚类分析

##### A.1数据清洗

由于个别异常点影响聚类结果，故分别绘制三种度量指标的箱式图，以便去除离群点。

图表 4 圈复杂度、逻辑代码行数、不同操作符个数的箱式图

具有以下特征的数据点视为异常离群点

①平均圈复杂度 > 12

②平均逻辑行数 > 50

③平均特殊操作符数 > 35

##### A.2数据归一化

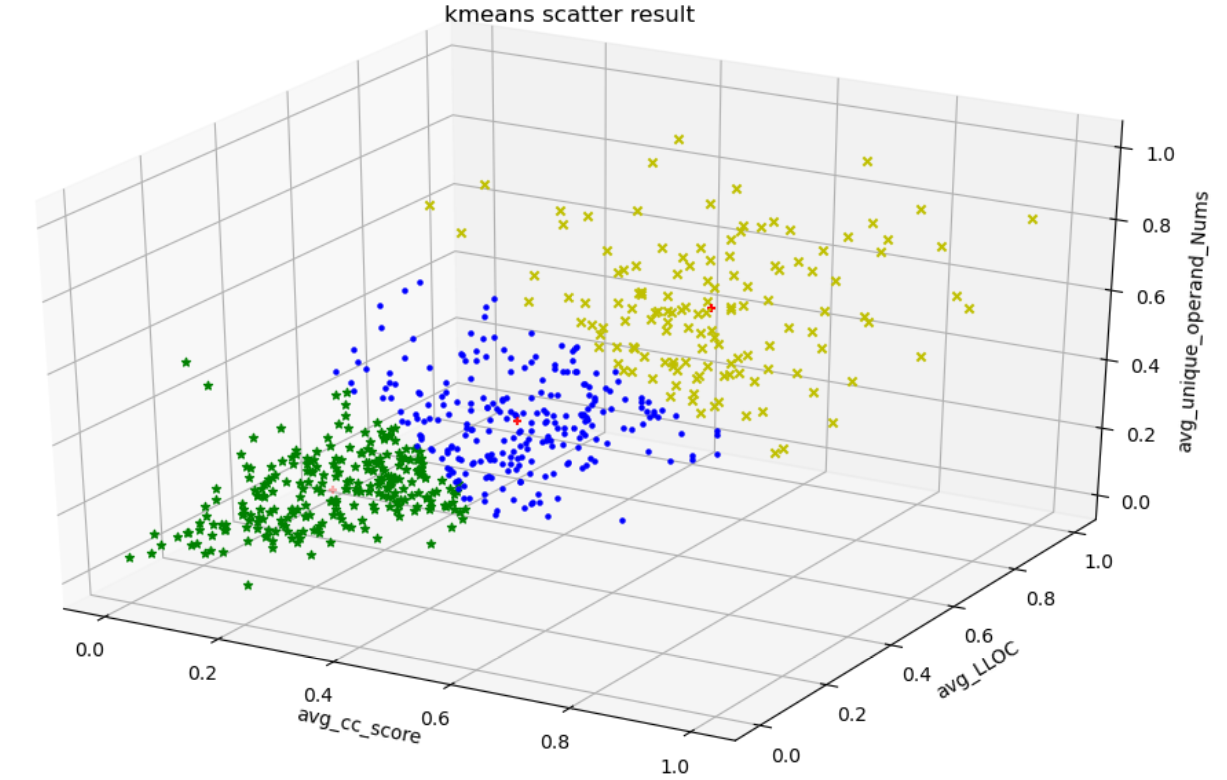
不同特征往往具有不同的量纲和单位，为了消除特征之间的量纲影响，需要进行数据标准化处理，以解决数据特征之间的可比性。本研究所有特征都使用离差标准化方法，对数据进行线性变换，将结果值映射到[0-1]之间。



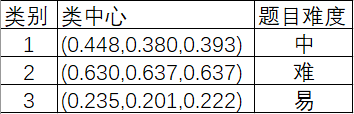
##### A.3模型创建

本研究使用K-Means聚类算法，对数据进行无监督学习。使用calinski\_harabasz\_score来表征分类效果，尝试调整参数n\_clusters（表示类别的数量）。

Calinski-Harabasz-scores ，其中m为训练集样本数，k为类别数，Bk为类别之间的协方差矩阵，为类别内部数据的协方差矩阵，tr为矩阵的迹。

通过比较，选择n\_clusters为3，其聚类结果如下图所示。

图表 5根据(逻辑代码行数、圈复杂度、不同操作符数)三维特征的聚类结果



表格 1 聚类的质心

#### B.有监督学习：AdoBoost分类

##### B.1获取题目难度标签

经典测试理论中，试题的难度通常用来确定，其中P表示试题难度，S表示被测试者在该题上得分的平均值，F表示该题的满分分数。此外，由于数据集中的编程者不是在规定时间中进行编程，题目的AC率、1A率、AC时长等类似指标的可参考性不大。故使用本数据集进行有监督学习时，仅采用题目平均分来表征题目难度。

将学生代码的平均得分（记为x）划分为A、B、C、D四个等级作为实际难度指数RDI

A ：88<=x<100

B ：60<=x<88

C ：35<=x<60

D ：x<35

##### B.2训练模型

对于每一道题，使用（逻辑代码行数，圈复杂度，不同操作符数量）三维特征来表示。由于“1.2.2数据探索”阶段的观察，本研究只分析均分35-100分的题目，故将难度类型取值范围为{A,B,C}的题目作为机器学习的输入。

使用AdoBoost集成算法，通过构造和使用多个CART弱分类器，对数据进行监督分类。AdoBoost模型首先使用GridSearchCV对框架参数n\_estimators（即学习器个数）进行择优，然后对CART弱学习器参数max\_depth、min\_sample\_split进行择优。

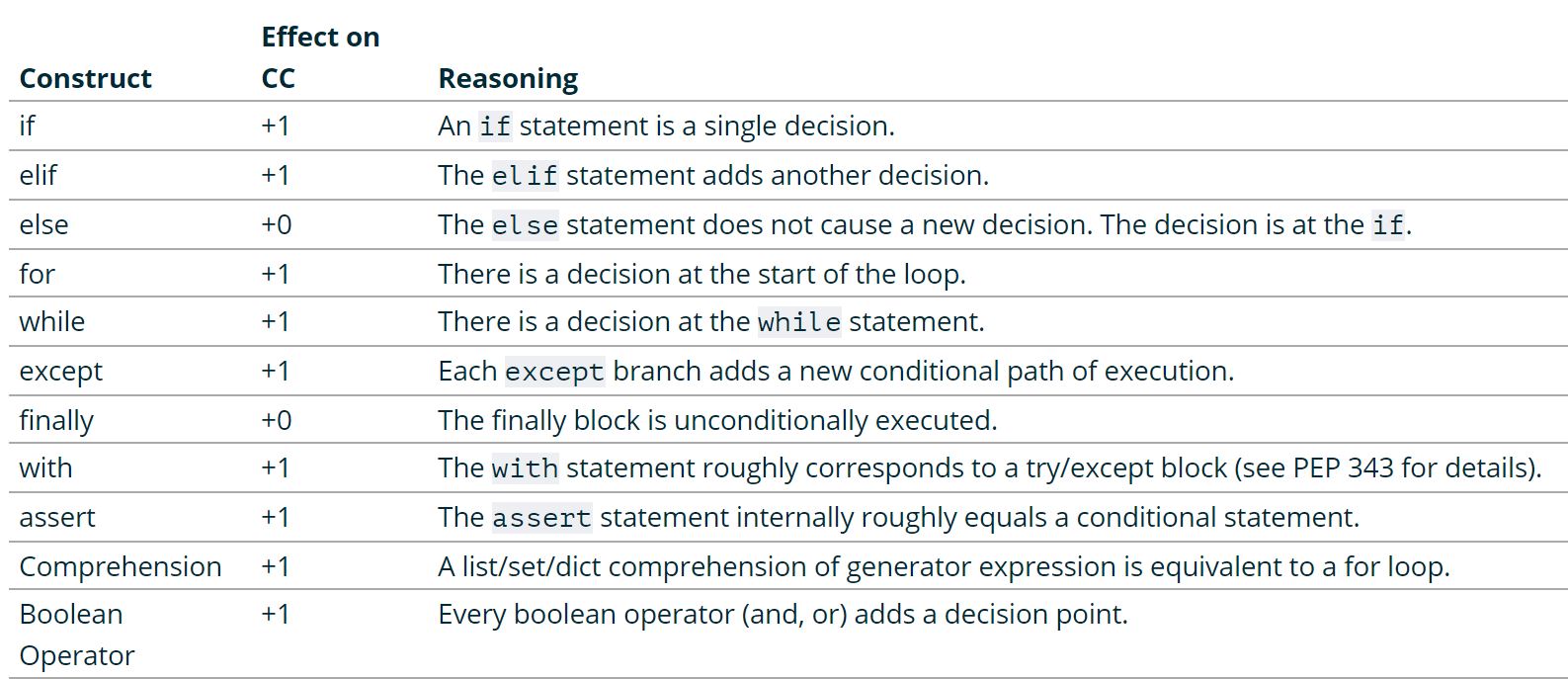
最终分类准确率达到71.35%。

## 1.3案例分析

#### 1.3.1数据的选择

在下载解包获取数据后，发现许多提交记录的代码并非python语言，不同的编程语言会给后续的复杂度分析造成困难，故我们在预处理阶段加入了对编程语言的检测；一些提交代码中存在使用面向测试用例的方法实现AC的现象，故我们加入了对面向测试用例代码的检测以排除它们对平均得分的干扰；考虑到同学们做题习惯和时间安排的不同，我们没有将提交次数和提交时间纳入题目难度的评估。

#### 1.3.2 radon的使用

分析预测题目难度时，我们以代码的复杂度作为衡量题目难度的依据。radon工具可以计算多种与代码复杂度相关的数据，我们选取了逻辑代码行数，圈复杂度和不同操作符数量作为难度预测的参数，并对数据进行清洗和统计学处理以排除异常和无效数据的干扰。

radon的圈复杂度(CC)计算模型

#### 1.3.3训练模型的使用

机器学习模型我们从无监督学习和有监督学习中各选取了一种：

无监督学习我们选择了数据聚类（K-means），随机地选择k个数据对象，每个数据对象代表一个簇中心，即选择k个初始中心；对剩余的每个对象，根据其与各簇中心的相似度（距离），将它赋给与其最相似的簇中心对应的簇；然后重新计算每个簇中所有对象的平均值，作为新的簇中心。不断重复这个过程，直到簇中心不再发生明显的变化。

有监督学习我们选择了AdaBoost。用cart（决策分类树）作为弱分类器，按照AdaBoost算法进行迭代：通过构造和使用多个CART弱分类器（指定深度的cart决策树），对数据进行监督分类，选出最优的分类器进行预测，记录预测结果，并相应样本的权重。通过改变样本的权重来实现弱分类器的迭代，最终获得更优的分类器。择优的方法为首先使用GridSearchCV对框架参数（学习器个数）进行择优，然后对CART弱学习器参数最大深度和最小样本划分进行择优。

# 方法二

## 2.1方法简述

先从OJ上爬取多场比赛的提交记录，汇总数据，从而获取AC率、1A率、AC用时等有望用于表征题目难度的指标，分析相关性并创建相关模型来预测题目难度。

## 2.2研究方法

### 2.2.1所采用的数据集

本研究的实验数据来自英国在线评测系统Atcoder（https://atcoder.jp/）。选择该OJ的重要原因是它为每道编程试题按照难度赋予分值。系统标记的经验难度分值可以作为本研究AdoBoost模型的输入参数和性能检测标准。为了使采集的样本更客观地反映题目难度，我们选择爬取Atcoder上定期举办的Grand Contest（https://atcoder.jp/contests/archive）的提交记录，因为比赛过程中的时间限制促使编程者更专心，较少受到其他因素的影响。

### 2.2.2数据采集

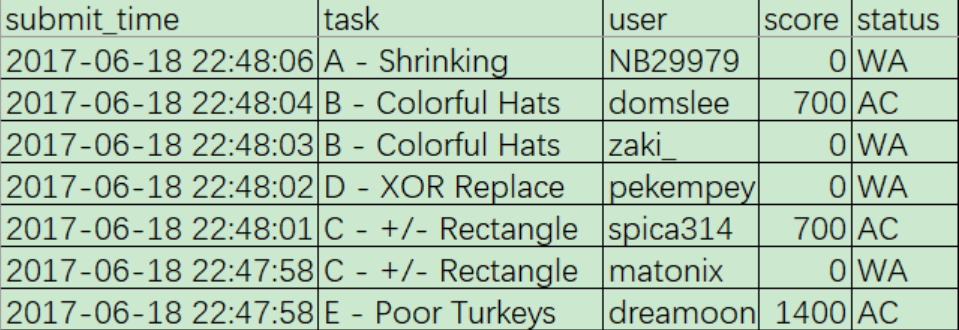
首先爬取从2016年7月至今AtCoder定期举办的共45场Grand Contest的基本情况，包括题量、每题所赋予的分值、提交记录页数。可以得知：每场比赛基本都是6题，但也有比赛存在一题两问且分别计分的情况；提交记录少则300多页（约6000条提交记录），多则高达900多页（近20万条提交记录）。

综合考虑，我们选择不存在“一题两问且分别计分”情况的比赛，便于爬取；选择提交记录页数不过多的比赛，以提高研究效率。最终我们选取了18场Grand Contest，共爬取了107道编程题的约15万条比赛期间的提交记录。

### 2.2.3数据汇总

根据数据采集阶段爬取的各道题目的分值，我们将题目划分为A、B、C由易到难三种难度等级。

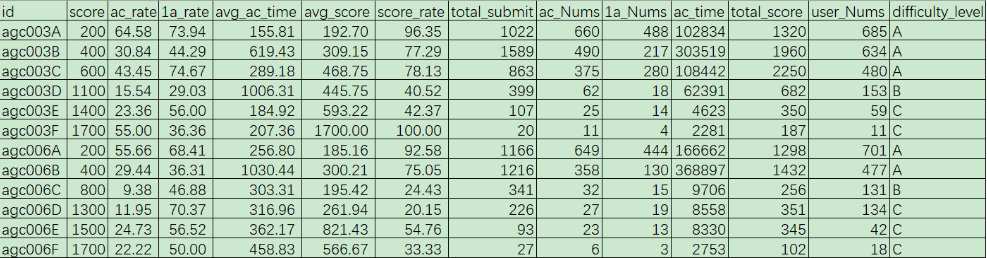
同时爬取的原始数据集为各场比赛用户的提交记录，包含的特征属性有提交时刻、题目名称、提交用户、运行结果、所得分数。



表格 2 某场比赛部分的提交记录

我们将原始数据集里的提交记录按照题目编号统计汇总，统计该题的总提交次数、AC量、1A量、AC总时长、所有用户所得的总分、参与的用户数量。然后计算AC率、1A率、AC平均时长、平均得分率、提交总次数，最终得到以题目编号为关键字的训练数据集。

其中，，。

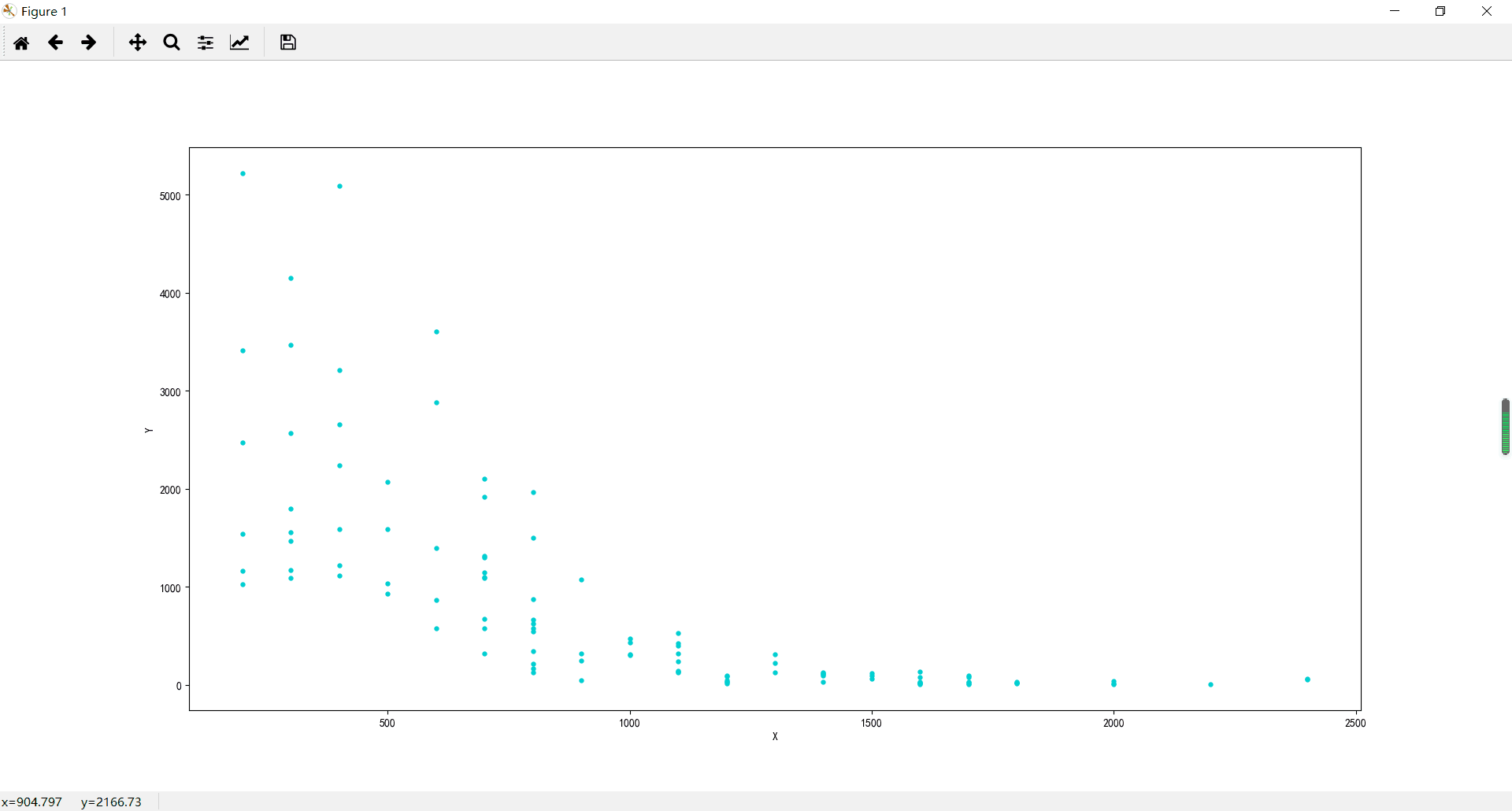


表格 3处理后的数据集（部分）

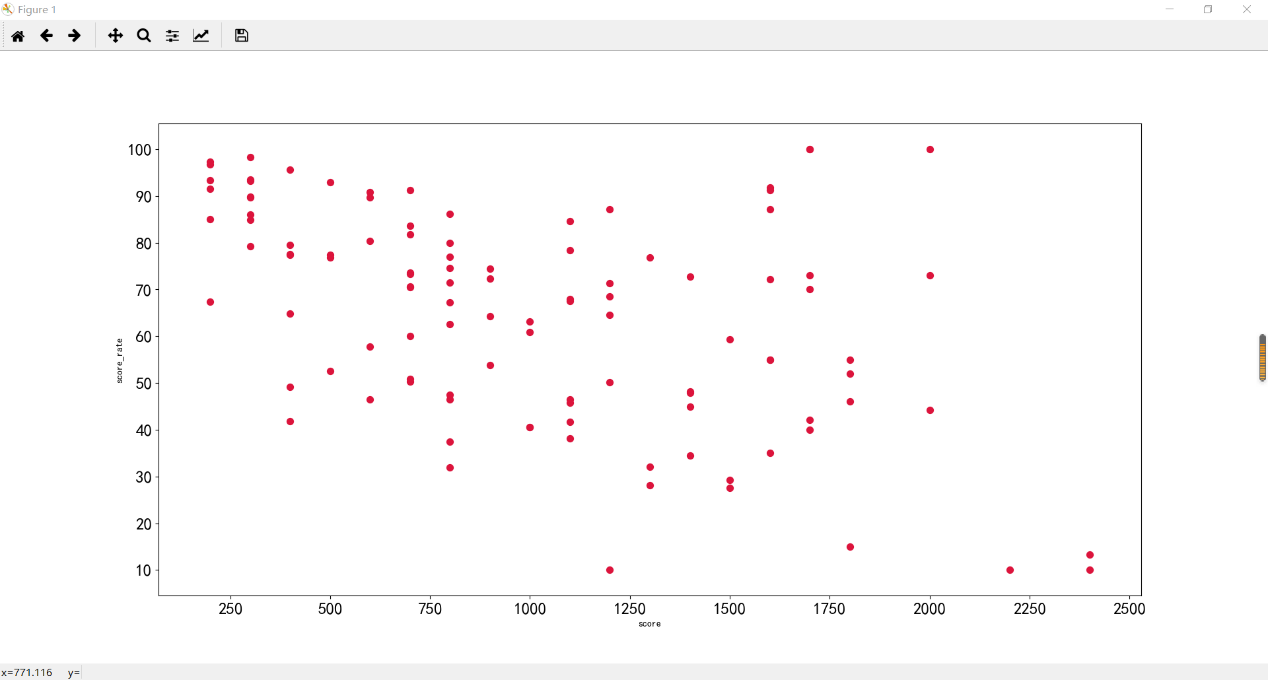
### 2.2.4特征提取

一般情况下，我们认为AC率、1A率、AC平均时长在一定程度上可以衡量题目难度。接着我们采用斯皮尔曼（spearman）等级相关系数来分析提交总次数、平均得分率与题目难度的相关性。仍然根据OJ赋予题目的分值来衡量题目难度，分值越高，题目难度越大。结果得到提交总次数与题目分值的spearman系数为-0.906，平均得分率与题目分值的spearman系数为-0.461。





图表 6total\_submit总提交次数与score难度分数呈负相关



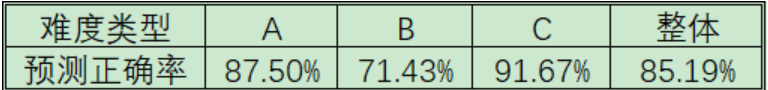
图表 7平均得分率与score难度分数呈负相关

综合以上，对于每一道题，经验难度类型取值范围为{A,B,C}，由数据汇总阶段划分所得；同时使用（AC率，1A率，AC总时长，平均得分率，提交总次数）五维特征来表示。

### 2.2.5模型创建

本研究使用AdoBoost集成算法，通过构造和使用多个CART弱分类器，对数据进行监督分类。AdoBoost模型首先使用GridSearchCV对框架参数n\_estimators（即学习器个数）进行择优，然后对CART弱学习器参数max\_depth、min\_sample\_split进行择优。

对分类结果的测试如下表所示。



表格 4

## 2.3案例分析

#### 2.3.1方法二的设计初衷

在方法一部分我们使用了两种机器学习模型来预测编程题目难度，并且两个模型都具有一定的准确率。然而基于1.3案例分析中数据选择的考虑，我们只使用代码复杂度作为预测难度的参数。为了检验其他参数和题目难度的关系，以及验证研究方法是否具有可重复性，我们决定选取别的数据源进行难度预测并计算预测正确率，从而更好地验证预测模型的稳定性和准确率。

#### 2.3.2数据的选择

在方法一部分，题目真实难度采用的是有效提交的平均得分，这样的评估标准可能有些不稳定。所以我们想到可以使用给出了具体题目难度的OJ，从中找到具有稳定题量、提交记录数量适中的比赛作为数据源。由于比赛有时间限制，提交必须集中在特定时间内，所以在这种情况下AC率，1A率，AC总时长和提交总次数对题目难度预测具有参考价值。故不同于方法一，此处我们选取了AC率，1A率，AC总时长，平均得分率和提交总次数五项作为特征值。

#### 2.3.3训练模型验证

训练模型也采用了方法一中使用过的有监督学习——用cart（决策分类树）作为弱分类器，使用AdaBoost算法进行迭代。从上面的准确率可以看到，方法二也具有良好的正确率，从而证明通过代码复杂度分析和提交情况分析预测题目难度的可行性，以及两种预测模型的有效性。