

在线气象科普知识竞赛试题的自动组卷方法

彭云建^{1*}, 欧善国², 梁进¹

(1. 华南理工大学 自动化科学与工程学院, 广东 广州 510640;

2. 广州市气象学会, 广东 广州 511430)

摘要:针对科普活动对气象知识竞赛的趣味性、新颖性、便捷性和适应性要求,通过建立试题文本分析和自动组卷模型,结合多目标优化的层次分析法和支持向量机(SVM),提出了一类试题文本特征分析和自动组卷方法。通过确定以题型、学科关联性、知识难度、趣味性为指标的试题归类权重,基于层次分析法确定多目标寻优的结构,以试卷的特征参数为寻优目标模式,采用SVM文本分类方法对试题文本进行模式匹配实现自动组卷功能。其次,分析答卷中试题作答情况,计算试题难度指标和答题时间等,增强智能组卷算法寻优结果的一致性,提高竞赛试题与试卷的质量,在线知识竞赛系统的建设中具有很高的应用价值。

关键词:气象科普;在线知识竞赛;自动组卷;多目标优化;智能优化算法

中图分类号:TP301.6;TP273

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2021)05-0209-06

doi:10.3969/j.issn.1673-629X.2021.05.036

Method of Automatic Test Paper Formation in Online Meteorological Science Contest

PENG Yun-jian^{1*}, OU Shan-guo², LIANG Jin¹

(1. School of Automation Science and Engineering, South China University of Technology, Guangzhou 510640, China;

2. Guangzhou Meteorological Society, Guangzhou 511430, China)

Abstract: In view of the requirements like interest, novelty, convenience and adaptability of popular science activities for meteorological knowledge competition, an intelligent method of automatic test paper formation and test paper analysis is proposed by establishing the model of test paper analysis and automatic test paper formation, combined with the analytic hierarchy process of multi-objective optimization and support vector machine (SVM). Through determining the weight of test paper classification, which is based on the index of question type, subject relevance, knowledge difficulty, interest, etc., the structure of multi-objective optimization is determined based on AHP. Taking the characteristic parameters of test paper as the optimization target mode, SVM text classification method is used to model match the test paper to realize the function of automatic test paper formation. Secondly, the situation of answering questions is analyzed, the difficulty index and the time of answering questions are calculated, so as to enhance the consistency of the results of the intelligent algorithm of generating papers and improve the quality of the contest questions and papers. The construction of online knowledge contest system has a high application value.

Key words: meteorological science popularization; online knowledge competition; automatic test paper formation; multi-objective optimization; intelligent optimization algorithm

0 引言

近年来,在线考试系统已经得到了广泛的研究和推广,不仅应用于自学考试、在线练习、远程教学和职业培训等专业教育领域,而且在专业辅导、气象科普和社会调查等知识互动领域也逐步得到应用。其中,气

象科普组织在线知识竞赛或抢答活动,能够很好地提高科普活动的趣味性和效率。科普知识竞赛涉及的知识面较广,涵盖很多学科交叉的知识点,采用的试题具有碎片化特点^[1],因此,建立智能的在线考试系统及题库管理系统才能满足气象科普工作的长期需要,对

收稿日期:2020-06-08

修回日期:2020-10-10

基金项目:2018年度广东省科技创新战略专项资金(科技创新普及领域)(粤财教[2018]377号);广东省气象局软科学项目(M201707);广州市气象科普信息交互平台建设(201621)

作者简介:彭云建(1974-),男,通讯作者,博士,副教授,硕导,研究方向为随机优化、强化学习控制与信息系统工程;欧善国(1964-),男,高级工程师,研究方向为气象科学传播和教育、应用气象、农业气象。

科普知识竞赛实现规范化、科学化、系统化的管理与实施。

通过气象专家或气象工作者提供试题,基于网络化的信息服务系统组建气象科普知识题库,采用计算机自动或者辅助人工组卷和题库分析,可以避免非专业的人工干预,保证气象知识竞赛的试题质量。由于试卷的严肃性、指标要求的综合性(在内容、深度、难度、题型、时间、分数等方面必须满足科普知识竞赛要求)、规格多样性,在系统实现上要求题型分析与组卷的智能方法具有良好的适应性,在抽题过程中要做到随机、无法预知、不重复、优化数据存取和快速组卷等目标需要有完整可行的技术方案^[2]。

根据相关文献,一般性的考试系统组卷方法包括:(1)随机抽取算法,主要采取两种随机策略,一是蒙特卡罗随机抽样,选择试题并匹配试卷的基本条件,通过反复抽题的迭代过程实现组卷;另一种根据指定的试题指标(如题型、知识点、分值等),随机从题库中寻找试题,指标符合则选入试卷,否则放弃,循环抽题直至组卷完毕或者遍历完题库^[3]。该方法实现简单,抽题速度较快,应用广泛,但自动组卷的效率和成功率较低,没有优化试卷质量的能力。当题库中各题型的平均出题量较低时,组卷往往以失败而告终;(2)回溯试探法,改进了随机抽取算法,在搜索问题解的过程中采用了深度优先的方式。随机抽取试题并记录每一个试题组合类型,当搜索失败时释放前一次所记录的试题组合类型,再重新进行试探,直到完成组卷或返回到抽题起点^[4]。该算法适用于题库规模较小的情况,但对于题库规模较大时,算法收敛性较差;(3)遗传算法^[5],将选择试题的过程作为基因组的进化变异和寻优处理,最后可以收敛到一个最适应约束条件的试题集上,产生最优组卷结果^[6]。该算法适用范围广,容错性强,但容易陷入局部最优解,即出现“早熟”现象。

针对现有自动组卷方法的不足,该文把自动组卷分为两步工作实现:一面向多目标优化的题库分析,采用层析分析法^[7]建立以权重矩阵表示的试题关联性模型;其次,基于多指标权重模型,采用文本分类方法来处理组卷中试题相关性,用支持向量机(support vector machine, SVM)完成分析题库和智能优化自动组卷。支持向量机^[8]是一种监督学习模式下广义线性分类器,其应用涵盖了文本识别、人体部位、车辆交通、医疗检测及其他领域。现阶段基于 SVM 的文本分类^[9]主要有以下 3 种:(1)改进混合核函数分类方法,使混合核函数具有较强的学习能力和泛化能力,提高了文本分类效果;(2)基于增量学习的 SVM 分类方法^[10],引入边界支持向量来改进算法,提高了训练速度和精度;(3)特征选择分类模型^[11],采用能弥补传统

方法局限性的新类内信息优化卡方统计特征选择方法,对特征选取性能有进一步改善。该文根据试题组卷操作,改进了 SVM 方法,实现了气象科普知识竞赛组卷的智能优化,应用于气象科普知识竞赛系统的开发,取得了很好的效果。

1 在线知识竞赛流程及其组卷优化问题

气象科普知识竞赛是由科普工作者来组织和实施,而竞赛内容往往需要气象专家来提供,如何举办好此类知识竞赛,除了采用在线考试系统之外,关键是有丰富、科学和趣味性强的气象科普试题,而且针对不同的科普对象,譬如青少年或从事某一职业的成年人群众体,需要因人出题,才能获得科普知识竞赛的效果。因此,对于长期举办气象科普活动的单位,需要建设在线科普竞赛系统和完整丰富的试题库,每次科普活动抽选题目组成竞赛试卷,发布竞赛活动和考试页面,参与者在在线提交答卷到考试系统,系统自动判分或人工判分后,工作人员在后台可以看到分数统计结果,利用考试系统竞赛试题分析模块对答题情况分析评估,确定试题的难度和答题时间合适度,保存到题库,整个过程如图 1 所示。

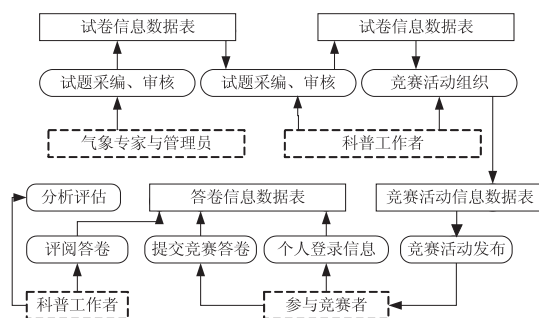


图 1 在线知识竞赛基本流程示意图

在线科普知识竞赛流程中,设计好竞赛试卷和对考试结果进行合理评价是整个系统中的关键问题。首先,如何保证生成的试卷能最大程度地满足不同主题的科普活动需要,并具有随机性、科学性、合理性,是实现自动组卷的难点问题。其次,对竞赛结果的答题情况进行科学分析,评价试题对参与人员的难度和题型的合适度,不仅可以增加考试的客观性和公正性,还可以将分析结果关联到试题,对试题难度做出更科学的评价。因此,研发一套具有自动组卷、自动阅卷、题库分析功能的在线竞赛系统,需要根据气象科普知识竞赛的考卷特点和要求,应用组卷经验知识和规则,设计出相应的试题智能归类模式,按试题归类模式选取试题组成试卷。为此,如何表示试题组卷的约束和规范以及试题的匹配模式,寻找优化的自动组卷方法从而得到高质量的试卷,是非常重要的问题。自动组卷优化问题具有文本数据的不精确性、模糊性、解的多样

性、多类特征性等特点,需要满足如下条件:

(1)可以随机产生多目标、内容与题序不同的试题分组;

(2)可以按学科、科目、知识点、题型等确定试题组织模式,各类试题可以根据考点重点改变分数所占比例;

(3)可以按照知识竞赛的主题、考试对象或考试时间的不同,优化试题的覆盖面,保证检测的知识点合理且具有代表性;

(4)可以通过气象知识竞赛的不同目的和不同类型来确定题类和题型比例。

根据自动组卷的功能特点,基于知识竞赛的目标和被选试题的属性调整试卷的总体指标,通过迭代寻优方法实现组卷的优化目标。

表1 试卷中试题的评价参数结构

试题类型	题量 a_1	难度 a_2	学科分类 a_3	主题相关性 a_4	答题时长 a_5
选择题 (b_1)	a_{11}	a_{12}	a_{13}	a_{14}	a_{15}
判断题 (b_2)	a_{21}	a_{22}	a_{23}	a_{24}	a_{25}
填空题 (b_3)	a_{31}	a_{32}	a_{33}	a_{34}	a_{35}
简答题 (b_4)	a_{41}	a_{42}	a_{43}	a_{44}	a_{45}
综合题 (b_5)	a_{51}	a_{52}	a_{53}	a_{54}	a_{55}

由于试题类型可分为选择题、填空题、判断题、简答题和综合(计算)题,因此可以对不同题型的试题按照题量、难度、知识点类型、主题内容相关性、答题时长五个方面确定评估值,其中,题量、难度、学科分类与答题时间是数值或模糊量,即: $a_{1i} = b_i$, $a_2 \in \{容易, 一般, 较难, 很难\}$, $a_3 \in \{基础科学, 专业知识, 气象技术, 科普应用\}$, $a_5 \in R^+$ 。

试题难度和答题时间在系统初始化时可以采用专家预估值,在线竞赛系统使用后可以对考生的答卷进行统计分析,提高对试题难度和答题所需时间的评估值进行修正。

试卷由不同类型和不同数量的试题组成,每道试题可以从难度、学科分类、主题相关性和答题时长四个方面评估,构成层析分析法(PHP)^[12]的底层元素。因此,设试卷中各题的分数为 p_i , i 为试题编号,即 $i = 1, 2, \dots, n$, $n = \sum_{j=1}^5 b_j$, 以试题在试卷中的分值占比 w_i 来表示每道题的重要性,则 $w_i = \frac{p_i}{\sum_{i=1}^n p_i}$ 。设试题评价变量

的权重为 \hat{w}_j , $j = 2, 3, 4, 5$, 对应表1, 根据试题的各项评估值 a_{ij} , 可以得到试卷的评价分值计算式为:

$$W_e = \sum_{i=1}^n w_i \left(\sum_{j=2}^5 \hat{w}_j a_{ij} \right) \quad (1)$$

在权重和评价值的各类约束下,自动组卷的优化

2 自动组卷智能优化模型

气象科普知识竞赛的考试内容具有学科交叉性的特点,涉及到气象学基础理论、气象技术、气候现象、云知识、气象谚语、气象应用和学科综合等,建立气象知识题库,根据不同学科收集试题,表征试题的基本特征,组卷时则可以根据试题特征和试卷要求进行组合分析。而试卷整体包括题量、分数、平均难度程度、基础题型比例、知识点的交叉与综合、单题分数等。因此,通过题库分析建立试题的特征模型,其次建立试题分类模型,从而实现智能组卷优化方法。

2.1 试卷权重矩阵和试题增益特征向量

如果用五个变量(题量、难度、知识点类型、主题内容相关性、答题所需时长)表示试卷的主要特征,则可以定义出试卷的参数结构,如表1所示。

目标函数是:

$$\max W_e = \sum_{i=1}^n \max_{i=1,2,\dots,n} [w_i \left(\sum_{j=2}^5 \hat{w}_j a_{ij} \right)] \quad (2)$$

通过对每道题的优化选择实现试卷整体的优化,这是一类典型的多目标优化问题。其中,试题分析可以采用每次知识竞赛答卷中各题的正误率和平均答题时间来评估试题难度 a_{2i} 和答题需要时间 a_{5i} 。主题相关性 a_{4i} 是组卷时考虑考试内容与科普活动主题相关性的主要因素,在式(1)中占有比较大的权重,也是试题内容归类的重要依据。因此,该文从文本分类角度,实现试题归类,需要分析试题文本,提取特征词非常重要。

试题文本一般较短,可以提取出2~6个关键词作为特征值。该文采用一种特征词增量模型实现特征词的扩容,保证试题匹配模式的完整性。首先,分析试题文本并提取特征词,记 $E(E_1, E_2, \dots, E_u)$ 为特征向量,通常 u 的取值不大于4;其次,“春耕”、“夏种”、“秋收”、“冬藏”等词语描述了农事信息,可能会连带带农节气和气候问题,将其可以看作是新增的特征词,记为 E_{u+1} , 当 $u = 5, 6, \dots, m$, 得到增益特征向量 $E(E_1, E_2, \dots, E_m)$ 。当 $u \geq 5$ 时,增强了特征向量的代表性。

2.2 试题文本预处理方法

预处理试题文本的过程分为三个步骤:(1)从数据库读取试题图文内容,如果包含图片,则从图片中提取文字;(2)文本过滤,将停用词、介词和连接词等过

滤,清除与试题内容匹配无关的字词;(3)利用分词工具对试题的纯文本进行分词处理,提取主题词或专业词。

该文设计的系统主要采用最基础和自然的模式,即分词工具精确模式,在最大程度上对试题的字句进行精确地划分,适合试题文本分析。

2.3 试题文本 TF-IDF 特征提取法

针对试题的主题词,需要采用 TF-IDF 特征提取法建模^[13]。对于特征词 w ,其特征提取函数为:

$$f(w) = \text{TF}(w) \times \text{IDF}(w) \times \log[N/n(w) + 1] \quad (3)$$

其中,TF 表示特征词(或主题词)的频率,IDF 是反文档频率,它能使在大量文本中都含有特征词的重要程度得到减弱,也能在只有少量文本包中含特征词的重要程度得到增强。因此,通常 TF 与 IDF 配合使用。常用的 IDF 计算公式为:

$$\text{IDF}(w) = \log[N/n(w) + 1] \quad (4)$$

其中, N 和 $n(w)$ 分别表示文本总数和含有 w 的文本数。各个主题词在组卷的试题集中的 TF-IDF 权重值可由式(3)得出,组卷筛选条件可以预先确定以使用来选取经过 TF-IDF 特征提取法降序排序后的前 n 个特征词,进而对试题文本特征空间进行降维。

2.4 支持向量机(SVM)的试题分类器

试题文本分类方法可以确定试题文本的若干个特征词^[14]。采用 SVM 方法将寻找一个使样本之间的间隔达到最大的最优超平面,能有效加强分类器对于未知待分类文本数据的泛化能力^[15]。对于构建支持向量机分类器,该文主要以二维线性可分文本数据为例进行探讨,如图 2 所示。

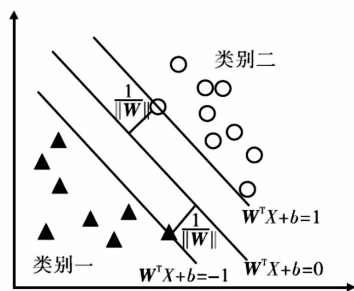


图 2 支持向量机(SVM)试题分类器的模型分析

假设 m 个线性可分的带有特征值的试题样本 $\{(X_1, d_1), (X_2, d_2), \dots, (X_m, d_m)\}$, $d_m \in \{-1, 1\}$, 对于某一输入样本 X_k , 期望输出其分类结果 d_k , 则定义超平面方程为:

$$\mathbf{W}^T \mathbf{X} + b = 0 \quad (5)$$

其中, \mathbf{W} 为权值向量, \mathbf{X} 为输入, b 为偏置误差。任一训练的试题样本满足:

$$d_k(\mathbf{W}^T \mathbf{X}_k + b) \geq 1 \quad (6)$$

当取等号时,则样本点分布在超平面附近,称为支持向量。样本空间内任一点 \mathbf{X} 到最优超平面的距离可定义为:

$$r = \frac{\mathbf{W}_0^T \mathbf{X} + b_0}{\|\mathbf{W}_0\|} \quad (7)$$

由式(7),支持向量到超平面的代数距离为:

$$r = \pm \frac{1}{\|\mathbf{W}_0\|} \quad (8)$$

可知,需要 $\|\mathbf{W}\|$ 最小。此时优化问题可以转换为在式(6)约束下,求

$$\min \frac{\|\mathbf{W}\|^2}{2} \quad (9)$$

引入 Lagrange 函数,设样本数据偏离超平面的距离因子为 α_k , 则有:

$$L(\mathbf{W}, b, \alpha) = \frac{1}{2} \mathbf{W}^T \mathbf{W} - \sum_{k=1}^m \alpha_k [d_k(\mathbf{W}^T \mathbf{X}_k + b) - 1] \quad (10)$$

根据拉格朗日极大值原理,最优超平面对应 Lagrange 函数的最小值,则对 \mathbf{W} 和 b 分别求偏导得到极小值条件为:

$$\mathbf{W} = \sum_{k=1}^m \alpha_k d_k \mathbf{X}_k, \sum_{k=1}^m \alpha_k d_k = 0 \quad (11)$$

根据式(10)和式(11)可得对应 \mathbf{W} 和 b 的极值为:

$$L(\mathbf{W}, b, \alpha) = -\frac{1}{2} \mathbf{W}^T \mathbf{W} + \sum_{k=1}^m \alpha_k \quad (12)$$

则有:

$$\max W(\alpha) = \sum_{k=1}^m \alpha_k - \frac{1}{2} \sum_{k,j=1}^m \alpha_k \alpha_j d_k d_j (X_k)^T X_j \quad (13)$$

确定 α 最优值后,根据式(5)和式(11)可得出 \mathbf{W} 和 b , 则最优分类判别函数为:

$$f(X_k) = \text{sgn}(\mathbf{W}^T \mathbf{X}_k + b) = \text{sgn}\left(\sum_{k=1}^m \alpha_k d_k (X_k)^T \mathbf{X} + b_0\right) \quad (14)$$

对于大多数线性不可分的试题样本,可采用合适的映射函数将其映射到足够高维数的特征向量空间,从而非线性可分模式则在特征空间中可转换为线性可分模式。

3 基于 SVM 试题分类的组卷算法和流程

结合 SVM 文本分类器,自动组卷处理流程如图 3 所示。经过预处理的试题文本存在词语对分类贡献不明确的问题,不能被计算机所识别,因此,除了提取文本特征要选择的方法适当外,还要对特征词的影响进行强化,以及对非特征词的干扰进行减弱。通过 TF 与 IDF 的计算,特征词关于试题分类的贡献能通过 TF-IDF 文本特征提取算法有效标志出来。在训练试题分类器前,将试题文本的训练集和测试集按 7 : 3 比例随

机分配,SVM 分类器经过训练集训练后,输入测试集可验证试题分类器性能。

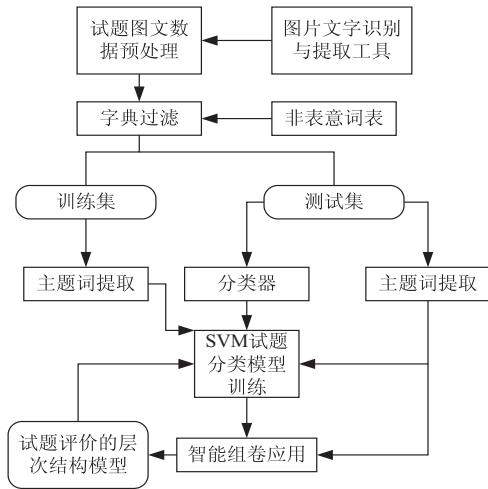


图 3 自动组卷的处理流程

采用 SVM 试题分类器进行组卷操作时还需要选择一个合适的核函数^[16],主要从四种内积核函数中选择:

(1) 线性核函数。

$$H(X_k, X) = X_k X \tag{15}$$

(2) 多项式核函数。

$$H(X_k, X) = [(XX_k) + 1]^k \tag{16}$$

(3) 径向基核函数(RBF)。

$$H(X_k, X) = e^{-\gamma \|X - X_k\|^2} \tag{17}$$

其中, γ 为径向基核函数的参数。

(4) Sigmoid 核函数。

$$H(X_k, X) = \tanh[u(XX_k) - r] \tag{18}$$

其中, u, r 为 Sigmoid 的参数。

四种核函数应用在不同场景,其表现也会有差异。当特征词数远超过样本数时,一般采用线性核函数即可满足分类要求。

该文采用混淆矩阵检验方法,用来检验试题分类模型的灵敏度和准确率,分析被错误分类的情况。

对于 n 阶的混淆矩阵, $T = \begin{bmatrix} t_{21} & t_{22} & \dots & t_{2n} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \end{bmatrix}$,

当 $i=j$ 时, t_{ij} 表示预测样本被正确判别到 C_i 的个数,当 $i \neq j$ 时, t_{ij} 表示属于 C_i 类的样本被归为 C_j 类的个数。

对自动组卷的检验,主要分析分类器的准确度和处理不同试题样本的分类算法收敛性。对于准确度的检验,准确率记为 A_r ,指在抽取分类样本中,分类正确的样本个数与样本总数之比,即混淆矩阵的迹与样本总数的比值:

$$A_r = \frac{\text{tr}(T)}{N} = \frac{\sum_{i=1}^n t_{ii}}{N} \tag{19}$$

在试题库不变时,对于被抽取的多组试题样本,抽

样和分类器将其分类多次,每分类一次产生一个随机的准确率。从试题库中抽取使用的试题训练样本数量大,分类器会有较高准确度,在 100 次实验后,准确度达到 98.5% 左右。

对于算法的收敛性和稳定性,相对于总分类的试题样本,误分类的数量越少,表明分类算法越稳定,为此,主要采用误分度 E_r 刻画算法的稳定性,即:

$$E_r = \frac{\prod_{i,j=1}^n t_{ij}!}{\sum_{i=1}^n t_{ij} \times \prod_i PC_i!} \quad i, j = 1, 2, \dots, n \tag{20}$$

其中, PC_i 为第 i 个试题分类所处理的样本个数。对于误分度,在 $(t_{ij}, i \neq j) = 0$ 时:

$$E_r = \frac{1}{N} \tag{21}$$

在极少误分情况时,误分度和分类样本数的倒数相近似,如果有大量预测样本,选取的试题文本特征向量较为合理,则误分度和实际情形相符合地趋近于 0。

综上所述,该文采用准确性与稳定性的共同检验为 1-0 检验方法,在满足检验条件时,分类结果理想,此类方法在考虑试卷分类和自动组卷成功率时,也兼顾了多类型试题的适用性。

4 智能组卷算法的实现与应用

通过题库管理系统收集气象科普知识试题 5 200 多个,包含气象知识、气象人文、农事节气、广东气候、云知识等主题内容。选择各类试题 40% 左右,提取文本用于分类器的训练,然后采用该分类器进行分类检验。将评价分类器的性能指标选为精确度(Precision)、召回率(Recall)以及 F1 值(F1-score)。检验结果如表 2 所示,结果表明,SVM 均具有良好的指标表现,有更好的试题分类结果。

此外,在相同的训练试题集下,从题库中分别抽取 600、1 200、2 100 道进行实验的试题。随着逐步增加试题量,分类器的误分度在稍微大于样本数倒数的收敛值周围波动,和样本数倒数相趋近。因此,该文选择的 SVM 方法在大规模题库场景下性能较优。

基于支持向量机的组卷算法实现中,目前核函数选择的主要依据是文献提供的经验和实验结果对比。该文通过对比实验可知,线性核函数分类准确率能达到 98% 以上,而其他核函数只有 45% 左右,因此选择线性核函数。

该分类方法应用在广州市气象局的气象科普知识竞赛系统中,该系统运行 4 年多,累计有 3 万多学生参加在线知识竞赛,规模和影响力大,成为广州校园气象科普第一品牌活动,也是全国唯一持续举办线上气象知识竞赛活动的平台。在系统技术创新上采用了高度

集成的在线考试智能管理系统,可以低成本、便捷地开展活动,社会效益显著,该气象知识竞赛平台对覆盖广

州市、辐射全国具有示范引领作用。

表 2 不同分类器对试题分类的试验结果

算法选择	评价指标	试验次数				
		1	2	3	4	5
支持向量机	F_1 -score	0.98	0.98	0.98	0.98	0.98
	recall	0.98	0.98	0.98	0.98	0.98
	precision	0.98	0.98	0.98	0.98	0.98
贝叶斯	F_1 -score	0.89	0.88	0.88	0.88	0.88
	recall	0.90	0.89	0.89	0.89	0.89
	precision	0.91	0.89	0.88	0.88	0.88
决策树	F_1 -score	0.97	0.97	0.97	0.97	0.97
	recall	0.97	0.97	0.97	0.97	0.97
	precision	0.97	0.97	0.97	0.97	0.97
逻辑回归	F_1 -score	0.95	0.95	0.94	0.95	0.96
	recall	0.96	0.95	0.95	0.95	0.95
	precision	0.94	0.95	0.96	0.95	0.96

5 结束语

探讨了在线气象科普知识竞赛系统中题库分析和自动组卷关键问题,提出了试卷评价的层次分析模型和 SVM 试题分类与自动组卷方法。该分类器通过试题的特征词提取实现了分类模型的合理性,在实际系统中进行了检验,结果表明该分类方法对试题组卷具有较高的准确性和稳定性,在技术上也是易于实现的一类方法,可以应用于实际的在线竞赛系统。后续工作中将采用文本分类方法研究主观题的智能判分问题。

参考文献:

- [1] 刘元涛. 面向碎片化试题的智能题库设计与实现[D]. 武汉:华中师范大学,2016.
- [2] 于欣薇. 通用试题库管理系统的设计与实现[D]. 长春:吉林大学,2019.
- [3] 杨 洁,郭喜凤,冯贵良. 基于 web 考试系统的智能组卷算法的研究与实现[J]. 河北北方学院学报:自然科学版,2013,29(1):20-23.
- [4] 赵忠平,杨 浩. 智能组卷系统的设计与实现[J]. 山西师范大学学报:自然科学版,2008,22(2):28-32.
- [5] TANG H T. Strategy for test paper composition based on genetic algorithm[J]. Applied Mechanics & Materials,2014,513-517:1688-1691.
- [6] 张 琦,郑河荣,刘 志,等. 基于优化遗传算法的智能组卷系统研究[J]. 浙江工业大学学报,2009,37(3):306-310.
- [7] 丰 霞,宋 丹,何 宏. 基于多目标优化与层次分析法的
- [8] CHAUHAN V K, DAHIYA K, SHARMA A. Problem formulations and solvers in linear SVM:a review[J]. Artificial Intelligence Review,2018,52(2):803-855.
- [9] SABBAH T, SELAMAT A, SELAMAT M H, et al. Modified frequency-based term weighting schemes for text classification[J]. Applied Soft Computing,2017,58(9):193-206.
- [10] 曾 一,冉 忠,郭永林. 试题库中自动组卷的算法及试卷测评策略[J]. 计算机工程与设计,2006,27(16):3024-3027.
- [11] 陈青青. 递归随机分割算法在考试系统中的应用[J]. 计算机工程,2011,37(14):268-270.
- [12] MACHARIS C, SPRINGAEL J, BRUCKER K D, et al. PROMETHEE and AHP; the design of operational synergies in multicriteria analysis; strengthening PROMETHEE with ideas of AHP[J]. European Journal of Operational Research,2007,153(2):307-317.
- [13] 王 杨,许闪闪,李 昌,等. 基于支持向量机的中文极短文本分类模型[J]. 计算机应用研究,2020,37(2):347-350.
- [14] 秦玉平,王秀坤,艾 青,等. 多主题文本分类的实现算法[J]. 计算机工程,2008,34(2):190-192.
- [15] MAO X, ZHAO G, SUN R. Naive Bayesian algorithm classification model with local attribute weighted based on KNN [C]//2017 IEEE 2nd information technology, networking, electronic and automation control conference (ITNEC). Chengdu:IEEE,2017:904-908.
- [16] 刘志康. 一种改进的混合核函数支持向量机文本分类方法[J]. 工业控制计算机,2016,29(6):113-114.

高校信息化教学评价指标体系研究[J]. 科教导刊,2018(24):13-14.