

基于双路 LDA 的在线学习课程评价分析研究

张成¹ 吕莹²

ZHANG Cheng LYU Ying

摘要

互联网发展使线上教育越发普及,各大在线教育平台上的课程也越来越多,质量参差不齐。学习者在选择一门好的课程学习时需要通过先去试学课程、查看课程评价等方式了解课程信息,在选择的过程中花费了较多的时间精力。首先提出了一种基于双路 LDA 主题挖掘的在线课程评价分析方法,分析通过使用 LDA 的方法进行文本主题的挖掘。然后第一次 LDA 对所有文本进行主题挖掘,粗略地确定出评价内容的学科特征,根据学科特征再次对各学科的评价信息进行细分主题提取。最后将提取的结果进行关联,并进行综合评价分析,通过挖掘评价信息表现出的主题结果帮助学习者较快地了解课程。

关键词

LDA; 在线教育; 网络爬虫; 主题关联; Python

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2024.02.012

0 引言

随着社会整体水平的发展,人们对知识的需求日益增多,远程教育作为一种新型的教育方式,为学生提供自主学习的机会。它以实现教育公平,教育资源共享为目标,迅速进入公众视野。然而新一代远程教育在为用户提供便捷化的学习支持服务的同时却没有能够根据学习者个人学习特征提供具有针对性的服务。为了便于老师制定合适的教学策略,更好地了解学习者的学习需求,借助技术手段对学习互动区域进行分析,已成为当下教育大数据挖掘的重要研究内容。

教育数据挖掘^[1]是一个多学科交叉的新兴研究领域,针对各类教育数据集,它融合应用了大数据、统计学、数据挖掘、深度学习、机器学习和推荐算法等方法,用于解决教育不平衡的问题。它是基于计算机技术的学习系统,通过交互学习环境,模拟学习环境,来实现学校现有学习系统的学生学习行为数据采集。在心理学和学习科学的理论指导下,利用计算机科学、数据挖掘等领域的知识,发现学生是如何学习的。教育数据挖掘在国内外电子学习与电子学系统、自适应教育超媒体系统等方面都有较好应用。教育数据挖掘的研究目标

有通过创建包含学生行为数据的学习行为模型来预测学生未来的学习行为,对最佳教学序列的领域模型进行改进或者去发现。研究当前的学习软件可为教师提供教学支持的效果,或基于当前的效果去改进。构建包含学生学习模型、领域模型和信息化教学方法的计算模型,推动关于学习和专业学科知识的领域提升。

针对教育数据挖掘的研究,有学者使用预测、分类、回归的方法,提出基于决策树分类算法的高校远程教学质量评估算法^[2],提高高校远程教学质量评估效果。又通过聚类分析的方法对学生在线学习行为进行分析,将学习者学习行为划分为细粒度和粗粒度参数分别进行聚类^[3],以使学习行为划分更精确;通过关系挖掘的方法,将关联规则技术应用于在线交互学习平台的个性化信息挖掘^[4],使用性能较高的 FP-Growth 算法挖掘频繁项集,挖掘效果较好;通过模型发现的方法,学者自建模糊神经网络^[5],设计了一个非线性动态系统辨识在线学习模型,使系统具有适应时变特征的能力,模型在预测精准度方面取得较好结果。

本文提出通过使用 LDA (latent dirichlet allocation) 文本主题模型对 MOOC 平台的课程资源课程评价进行主题词提取。通过爬取课程评价信息,并挖掘学习者评价关键词,针对提取出的关键词进行主题展示,通过多次主题挖掘的方式精确提取每一门课程的评价,结合 LDA 主题挖掘的结果进行进一步分析提炼整体反映出的内容。授课教师可以根据反映的评价内容,了解学员的学习动态,方便进一步调整课程教学策略。初学者可以通过查看学生的评

1. 江苏开放大学信息化建设处 江苏南京 210036

2. 江苏开放大学招标投标管理办公室 江苏南京 210036

[基金项目] 江苏开放大学(江苏城市职业学院)“十四五”2022 年度科研规划“校地融合视角下基于‘文脉共生’的江苏开放大学新校区文化空间建设研究”(项目编号: 2022CX006)

价信息更快地了解该课程,节约了课程选择的时间,提高学习效率。

1 相关研究

1.1 LDA 主题模型

LDA 文本主题模型由 Blei 等人^[6]于 2003 年提出,它可以用来推测文档中主题的分布,通过概率分布的形式表示文档集合中的每一篇文档的主题,对文档的主题进行抽取,提取出主题分布,再根据主题的分布进行文本或主题聚类。在对大规模文档处理中通常会使用这种主题生成概率模型,其工作思想是:文档由多个隐含主题构成,而隐含的主题由若干特征词构成。文档中的每个词通过“以一定概率选择某个主题并且该主题以一定的概率选择了某个词”来得出,生成一篇文档,其词出现的概率通过公式(1)得出:

$$P(\text{Word}|\text{doc})=\sum_{\text{topic}}P(\text{Word}|\text{topic})\times P(\text{topic}|\text{doc}) \quad (1)$$

式中: Word 表示文档中的词语, topic 表示文档中的主题, doc 表示文档。 $P(\text{Word}|\text{topic})$ 表示主题中词语的概率分布, $P(\text{topic}|\text{doc})$ 表示文档中主题的概率分布。

LDA 作为一种无监督学习算法,是常见的主题挖掘模型之一,在进行数据训练时不需要手工对数据集进行标注,需要的仅仅是文档集以及指定主题的数量 k 即可。此外对于每一主题 LDA 均可找出一些词语来描述它,该模型在文本主题识别、文本分类以及文本相似度计算方面都有较多的相关领域的应用研究。LDA 概率模型如图 1 所示, LDA 模型中一篇文档生成的方式如下。

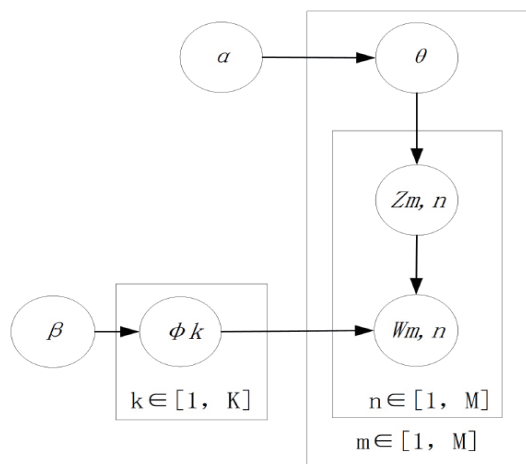


图 1 LDA 概率图

(1) 从 dirichlet 分布 α 中取样生成文档 m 的主题分布 θ_m 。

(2) 从主题的多样分布 θ_m 中取样生成文档 m 的第 n 个词的主题 $Z_{m,n}$ 。

(3) 从 dirichlet 分布 β 中取样生成主题 $Z_{m,n}$ 对应的词语

分布 ϕ_k 。

(4) 从词语的多项分布 ϕ_k 中采样最终生成词语 $W_{m,n}$ 。

α 表示生成每篇文档的主题分布, β 表示生成每个主题的词汇分布。

通常使用困惑度(perplexity)指标确定最终分类的主题数,主题困惑度通常用于评估主题模型预测结果与测试样本之间的拟合优度,若困惑度处于低水平,则主题结构越稳定,误差相当于较小。

1.2 Gibbs 采样算法

Gibbs 采样是一种特殊的马尔可夫链算法,用于在难以直接采样时从某一多变量概率分布中近似抽取样本序列,该序列可用于近似联合分布、部分变量的边缘分布或计算积分。Gibbs 采样常被用于解决包括矩阵分解、张量分解等在内的一系列问题,也被称为交替条件采样。

通常采用 Collapse Gibbs Sampling^[7]的方法应用到 LDA 概率主题模型求解中,该方法通过积分的方式避开实际预估参数 θ_m 和 ϕ_k , 转而对文档中的词 W 的主题 Z 采样,如果词 W 和主题 Z 确定,则 θ_m 和 ϕ_k 可在统计频数后求得。

Gibbs 采样^[8]首先为文档中的词语分配主题,并计算每个主题下出现的词语和每个文档下的主题数,计算文档在不含当前为他分配的主题下,根据其他词的主题分布计算当前词语的主题分布,并为当前词语分配一个新的主题,每一轮对每个词进行一次采样,更新主题,当 θ_m 和 ϕ_k 收敛时,停止采样。出现多步 Gibbs 采样情况时会出现训练速度过慢的情况,李飞等人^[9]基于动态 Gibbs 采样有效解决问题。当前服务聚类方法面临服务表示质量不高,缺乏对服务协作的考虑的问题, Hu Qiang 等人^[10]提出一种改进的主题模型生成高质量的服务表示向量,通过生成高质量的服务表示向量,提高服务聚类性能。

1.3 在线学习课程评价

随着终身教育理念的提出,在线学习成为一种新的学习潮流,为了促进教育资源的共享,将世界顶尖高校的教育资源引入到国内,激励高校创建慕课平台,一批如“MOOC”“学堂在线”等学习平台应运而生。老师将录制好的课程放在学习平台上,学生可自行在平台学习,同时可将课程设置对外开放,互联网用户均可自由选择课程。但由于平台上课程数量越来越多,学员在学习课程的选择上会花费较多的时间去看课程评价,通过其他学员对课程的评价来帮助自己寻找合适的课,如何选择一套好的课程学习,而不浪费时间在课程选择上,成为大家急需解决的问题。同时,为了了解学生对课程的评价,更好地对课程

进行改进,老师往往会通过课程评价去了解学生的真实需求。由于互联网用户较多,针对一套课程学生的评价至少有几千条,在课程评价查看时会花费较多时间。因此,需要通过采取一系列手段帮助老师和学生分析其他人对课程评价的主题,更高效地了解课程。

学者针对在线课程评价的研究做了大量的工作,陈广明等人提出通过建立多元化的在线课程评价体系模型促进传统面授向在线课程的改革^[11]。Pu等人利用双向长短时间网络和卷积神经网络用于网络课程学习的情感分析,结果表明不同情感水平的识别结果效果较稳定^[12]。金贤利用能力成熟度模型的动态管理测评优势,对开放在线课程质量评价指标进行标准定义,测评出课程评价当前管理水平,并有针对性地提出改进措施,保障课程质量可持续发展^[13]。尼格拉木结合BERT基于LDA及TextRank进行文本挖掘,通过LDA得到候选关键词,再结合TextRank算法计算主题的候选关键词及在线课程质量评价指标^[14-15]。

2 研究思路

使用selenium、BeautifulSoup等对课程评价信息进行爬取,当程序运行时,首先获取初始页面的代码做简单解析,然后通过模拟浏览器点击查看课程评价功能,对课程评价部门进行自动翻页,使程序能够爬取到每一页的评价内容,爬取到每一页的评论信息后再进行解析,提取每一个用户的评论内容。操作过程如图2所示,从评论第一页开始爬取,直到爬取到最后一页将内容保存,如果存在爬取失败的情况,则进行多次遍历,直到程序结束。

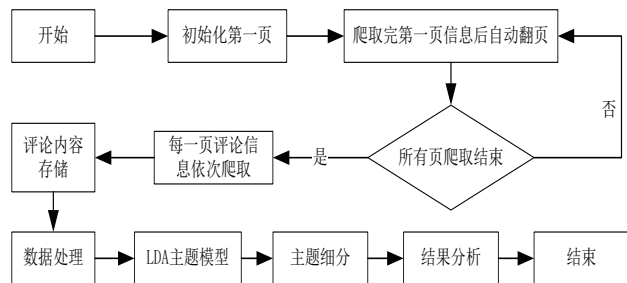


图2 主题挖掘流程

获取到多门课程的评价信息后,对数据进行初步处理,使用jiebe库进行分词操作,对词语进行词性标注,去除停用词及特殊文本。所有数据被划分成一个个词语后,构建LDA模型对其进行文本主题挖掘。

初次较难精确地确定文本主题数,使用Perplexity困惑度模型确定初始主题,从划分后的主题词概率分布中找出每个主题具有学科特征的词语,并将每个主题中概率分布最高的学科词语确定为该记录的主题,找出所有学科特征词汇总

后,依次对相应的文档进行主题细分,此时文档的主题数不会太多,以学科的总分类数作为其主题数参数即可。

将LDA划分后的主题进行关联,结合划分的主题词语对课程信息进行具体分析,描述内容能够反映学生对该课程的评价。

3 实验分析与评价

3.1 课程特征提取

使用PyCharm工具编写程序自动爬取MOOC平台的多门课程的评价信息,将爬取的数据保存到本地TXT文本格式存储,再通过Spyder数据分析工具做后续的处理工作。对数据进行分词处理,通过Python中的jieba库对文档进行分词,配置停用词库并设置特定不需要分词的专有名词,对词性进行标注,保留常见的词性,并存储相应的词语进行LDA主题挖掘。

在对课程进行特征提取时选择主题数确定的方法比较粗略,使用困惑度(perplexity)的方法确定主题数,初次设置主题数为50进行挖掘,得到如图3所示的困惑度模型图分布结果。

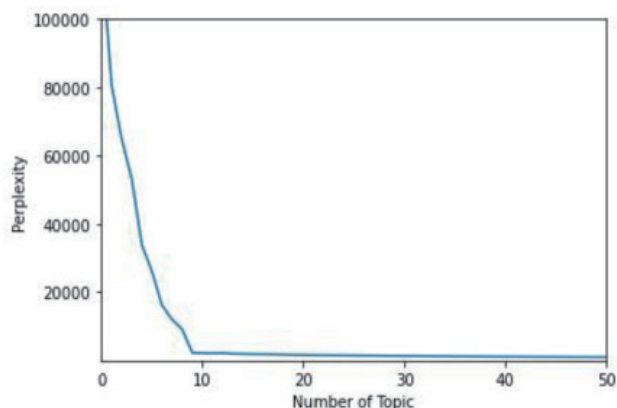


图3 perplexity分布

perplexity困惑度的方法确定主题数的个数如图3所示,计算主题数量在50以内的困惑度,随着主题数的个数越大,困惑度逐渐减小,直至达到一定数量的主题数后不再发生变化。根据手肘法原则,当主题数为9时,困惑度模型存在一个显著拐点,即主题数大于9之后,困惑度变化幅度逐渐减小,模型越趋稳定,因此本次研究确定9为较合适的主题数。表1中所示的是主题个数为9时主题词及其概率分布,找出每个主题中涉及学科的主题词语,概率最大的即为该主题的主要内容。从以上每个概率主题词分布看,较高分布的都是“知识”“课程”“案例”等这些词语,词语描述比较宽泛,不能体现具体的学科特征,需要找出每个主题描述的学科特征,才能对主题进行学科分类。

表 1 主题词及其概率分布

主题序号	主题词
1	知识 0.009 讲课 0.007 案例 0.005 学到 0.005 体育 0.005
	体质 0.004 生活 0.004 知识点 0.004 学科 0.004 锻炼 0.004
2	知识 0.015 学到 0.011 讲课 0.008 基础 0.007 知识点 0.007
	案例 0.007 地理 0.007 地貌学 0.005 学科 0.005 山体 0.005
3	知识 0.019 学到 0.015 讲课 0.011 基础 0.01 案例 0.009
	生活 0.007 知识点 0.007 课程 0.006 地理 0.006 心理学 0.006
4	知识 0.02 学到 0.013 讲课 0.011 案例 0.01 基础 0.009
	生活 0.007 地理 0.007 知识点 0.006 学科 0.006 体质 0.006
5	知识 0.026 讲课 0.015 学到 0.014 案例 0.008 基础 0.008
	编程 0.007 Java 0.007 生动 0.007 体育 0.006 体质 0.006
6	知识 0.013 讲课 0.012 案例 0.012 学到 0.009 基础 0.008
	Java 0.007 生活 0.007 体质 0.007 知识点 0.006 地理 0.006
7	知识 0.017 案例 0.012 讲课 0.01 基础 0.009 学到 0.008
	辅导 0.008 知识点 0.008 心理学 0.008 生活 0.007 疾病 0.007
8	知识 0.02 学到 0.017 讲课 0.013 案例 0.009 基础 0.008
	生活 0.008 地理 0.007 知识点 0.007 Java 0.007 体质 0.007
9	知识 0.036 学到 0.017 讲课 0.014 案例 0.012 基础 0.01
	生活 0.008 体质 0.008 地理 0.008 体育 0.007 心理学 0.007

从表 1 中可以看出，在编号为 1 描述的主题词分布中，有“体育”“体质”“锻炼”等词语，根据这些词可以认为该主题表示的是体育相关的课程。

编号为 2 的主题中有“地理”“地貌”“山体”等相关词语，可以判断该主题表示的是地理学相关的课程信息。

编号 4 的主题词中出现“地理”和“体质”两个特征词，但“地理”的词语概率分布较大，则说明该主题描述的是地理，可与主题 2 进行合并。

编号 5 中出现“编程”“Java”的主题词，该主题描述的是计算机编程语言方面的课程，可判断为是 Java 语言编程类。

编号 7 中的“心理学”一词概率分布较高，同时出现了“辅导”“疾病”“案例”等词语，表明该主题表示的是心理辅导类课程。

其他编号的主题词语中大多反映的是“体育学”“地理学”“Java 编程”“心理学”课程方面的内容，因此可对其他主题进行合并最终得到 4 个学科方向的主题。

3.2 课程主题细分

得到四个学科的主题词后，分别对每个主题文档再次进行 LDA 主题挖掘，该过程是针对某一课程评价信息内部的主题挖掘，其反映的应该是针对该课程的信息，因此细分的主题数不会太多，文档细分后提取的结果如图 4 所示。

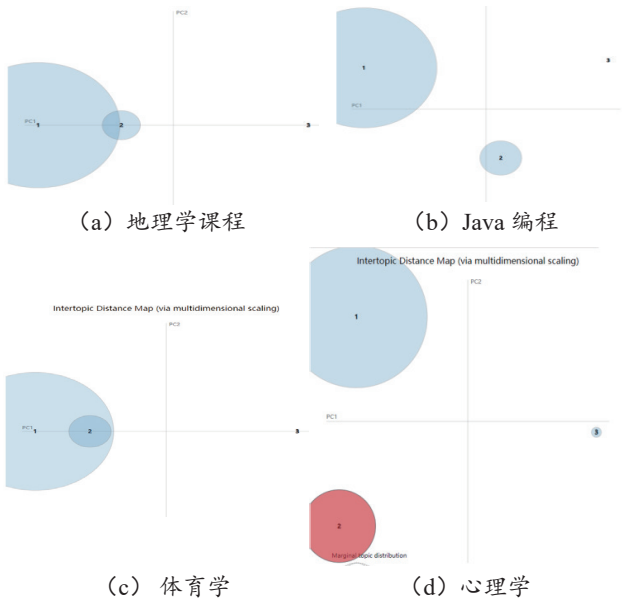


图 4 细分主题分布

图 4 是四个学科的细分主题挖掘，(a) (b) (c) (d) 分别表示的是地理学课程、Java 编程、体育学、心理学挖掘结果可视化展示。从图 4 中可以发现在设置主题数为 3 时，第三个主题的分布已经很小，可忽略不计。图 4 (a) 表示地理学的细分主题挖掘，可以发现两个主题存在交叉部分，从主题词分布上可判断这两个主题存在重叠，但仍然还需要用两个主题表示文档意思。4 (b) 和 4 (d) 两个主题都是分开的，可以确定为两个独立主题。图 4 (c) 中主题 2 在主题 1 的范围内，说明主题 2 可以通过主题 1 中的词语来表达，因此在体育学细分主题表达时可以只用一个主题来表示，对主题词内容进行整合，得到表 2 所示的主题词列表。

表 2 课程评价主题提取

T 序号	主题	细分主题	主题词
1	地理学	1	地理学、系统、专业、整体、直观、讲课、南大
		2	地理学、讲课、有助于、专业、喜欢、推荐、启发
2	Java 编程	1	基础、喜欢、讲述、语言、授课、Java、生动
		2	编程、适合、初学者、收获、兴趣、激发、技术
3	体育学	1	科学、锻炼、普及、体质、收益、健康、预期
4	心理学	1	心理学、生活、讲课、实用、值得、风趣、健康
		2	课程、学到、辅导、喜欢、精彩、受益、心理

从所有的评价信息中抽取的相关主题及其概率分布前七的主题词如表 2 中所示，序号 1 为地理学课程的评价信息，其涉及两个主题，主题词语分别是“地理学、系统、专业、整体、直观、讲课、南大”和“地理学、讲课、有助于、专业、喜欢、推荐、启发”，细分主题 1 是从课程角度进行的评价，细分主题 2 是从学生角度表示对课程的喜欢，会把该课程推荐给其他学习者。

序号 2 和序号 4 也都有两个细分的主题, 分别是针对课程的介绍和学习者对课程的评价。序号 3 是体育学的课程, 其只有一个细分主题, 反映的是学习者对该课程的感受。

提取的课程评价信息四个主题分别是地理学课程类、Java 编程类、体育锻炼类和心理学辅导类课程。再次对相应的文档进行主题挖掘, 形成一个主题对应两个细分的主题, 将第一次 LDA 的结果与细分后得到的主体挖掘结果进行关联, 形成如图 5 所示的关联图, 根据图 5 对每一个主题进行详细解释分析。

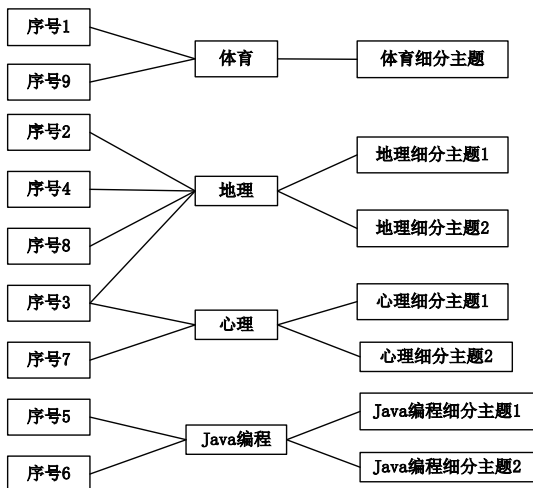


图 5 主题关联

(1) 主题显示了地理方面的课程评价信息, 从具体的针对课程的评价来看, 学生主要反应了南大的这门课程比较专业、课程设置系统完整, 专业知识表达直观。李老师通过案例的形式给学生讲解有助于学生的理解, 学生非常喜欢这种方式, 也深受启发, 推荐大家学习。

(2) Java 编程, 该主题讲述的是 Java 编程课程的评价信息, 课程涉及 Java 编程相关, 内容比较基础授课形式生动, 知识点大家都能够理解, 课程对于初学者非常友好, 能够激发大家的学习兴趣, 学员反应有很大的收获, 是一门比较基础易于接受的课程, 适合初学者学习。

(3) 体育课程, 该主题是体育锻炼方面的课程, 课程设置比较科学、动作合理, 该课程的普及具有十分重要的意义。学生反馈该课程能够锻炼他们的体质, 通过运动能够帮助他们获得身体上的健康, 对该课程的设置感觉非常好, 收获超出了大家的预期。

(4) 心理课程, 该主题是涉及心理学方面的课程, 就课程设置方面, 内容比较贴近生活, 讲课风趣很实用, 值得大家去学习, 同时能够给大家带来心理上的健康辅导。课程以生动的案例辅导学员的心理, 内容非常精彩, 学员反应课程对于大家的生活有很大的帮助, 能够帮助大家解决自身的

心理疾病, 有益于学员的身心健康, 大家都有所受益, 喜欢这门课程。

实验数据来自 MOOC 平台的课程评价信息, 在课程信息未知的情况下, 通过首次的主题挖掘粗略提取出了四门学科的评价, 由于学生评论数据中存在噪声的评论数据, 即评论数据中存在不是关于该课程的信息, 对评价信息主题提取会有一定的影响, 需要对主题进行精确提取。因此针对第一次提取出的结果进行分析确定出一个粗略的主题后, 再次进行针对具体文档的主题挖掘, 提取出有效的主题数据, 将主题词结果进行关联, 挖掘出真实的课程评价主题, 最后针对主题挖掘得出的结果进行详细的分析评价。

4 结论

文章提出一种双路 LDA 的课程评价信息分析, 使用 Python 语言编写爬虫程序到中国大学 MOOC 平台获取相关课程的评价信息, 通过 LDA 模型对多个课程的评价信息进行主题词提取, 以困惑度来确定需要提取的主题词的个数, 提取了主题分布中概率分布靠前的主题词语并按概率分布的大小顺序进行排列, 由于困惑度的方法提取主题数量具有一定的误差, 因此首先得到的是一个较粗略的主题词分布, 需要对该结果再次进行主题细分。对第一次主题挖掘后的结果进行细分, 首先找出其中具有学科特征的主题词语, 根据主题词语的数量分布和其概率分布对该主题进行划分; 其次确定好主题后, 将所有主题进行划分归类; 然后形成一个包含多门学科的主题分布表, 同时一门学科可能对应多个主题; 最后对每一个学科对应文档进行再次的主题挖掘, 将每一篇文档的主题进行细分, 并形成主题关联图, 排除掉文档中的干扰信息, 根据提取结果的关联进一步进行课程评价信息分析。实验提取出的四门课程评价信息客观反映了用户的描述, 同时过滤掉与课程无关的内容, 帮助学习者更好地做出选择, 更便捷地了解课程的信息, 极大地节约了学习者选择课程的时间。

参考文献:

- [1] 杨志禹, 吴士雨, 王增琦, 等. 近十年国内教育数据挖掘领域的技术应用分析 [J]. 中国教育信息化, 2022, 28(4): 62-69.
- [2] 甘甜. 基于决策树分类算法的高校远程教学质量评估研究 [J]. 现代电子技术, 2021, 44(9): 171-175.
- [3] 彭涛, 单志龙. 基于双路聚类的在线学习行为分析研究 [J]. 华南师范大学学报 (自然科学版), 2021, 53(6): 122-128.
- [4] 魏勤勤. 在线交互与学习平台中个性化信息挖掘研究 [D]. 西安: 西安电子科技大学, 2009.
- [5] 张剑, 林瑞昌, 毕天昊. 一种用于非线性动态辨识的新型神经网络 [J]. 控制工程, 2022, 11(7): 1-10.

- [6] BLEI D M, NG Y A, JORDAN M. Latent dirichlet allocation[J]. The journal of machine learning research, 2003(3): 993-1022.
- [7] GRIFFITHS T, MARK S. Finding scientific topics[J]. Proceedings of the national academy of sciences of the United States of America, 2004,101: 5228 - 5235.
- [8] 张国生. 大数据驱动的多视点软件需求规约 [J]. 中国电子科学研究院学报, 2020,15(2):147-151+158.
- [9] 李飞, 高晓光, 万开方. 基于动态 Gibbs 采样的 RBM 训练算法研究 [J]. 自动化学报, 2016,42(6):931-942.
- [10] HU Q, SHEN J J, WANG K, et al. A Web service clustering method based on topic enhanced gibbs sampling algorithm for the dirichlet multinomial mixture model and service collaboration graph[J]. Information sciences, 2022,586:1-10.
- [11] 陈广明, 姒依萍. 高校在线课程的多元评价体系建设研究 [J]. 宁波职业技术学院学报, 2021,25(1):85-88+104.
- [12] PU X M, YAN G X, YU C Q, et al. Sentiment analysis of online course evaluation based on a new ensemble deep learning mode: evidence from Chinese[J]. Applied sciences, 2021,11(23): 11313-11331.
- [13] 金贤, 戚华. 基于质量立体模型的实践教学质量评价指标体系的构建: 以顶岗实习为例 [J]. 南京广播电视大学学报, 2019(2): 55-58.
- [14] 尼格拉木·买斯木江. 面向慕课在线课程质量评价指标提取及情感分析研究 [D]. 乌鲁木齐: 新疆师范大学, 2021.
- [15] PILACUANBONETE L, GALINDOVILLARDÓN P, DELGADOÁLVAREZ F. HJ-biplot as a tool to give an extra analytical boost for the latent dirichlet assignment (LDA) model: with an application to digital news analysis about COVID-19[J]. Mathematics, 2022, 10(14): 2529-2529.
- [16] XIE X P, LI D D, ZHU W W, et al. Drug efficacy prediction in tumors based on lda model[C]//Chinese Control Conference. Piscataway: IEEE, 2022: 410-415.
- [17] EGWOM O J, HASSAN M, TANIMU J J, et al. An LDA-SVM machine learning model for breast cancer classification[J]. Biomedinformatics, 2022,2(3): 345-358.

【作者简介】

张成 (1996—), 男, 江苏东台人, 研究生, 助理工程师, 研究方向: 教育信息化。

(收稿日期: 2023-10-18)

(上接第 51 页)

- u-shaped transformer for image restoration[EB/OL].(2021-06-06)[2023-09-06].<https://arxiv.org/abs/2106.03106>.
- [29] FENG H, WANG Y C, ZHOU W G, et al. Doctr: document image transformer for geometric unwarping and illumination correction[EB/OL].(2021-10-25)[2023-09-17].<https://arxiv.org/abs/2110.12942>.
- [30] CHEN Z, ZHANG Y L, GU J J, et al. Cross aggregation transformer for image restoration[EB/OL].(2022-11-24)[2023-09-07].<https://arxiv.org/abs/2211.13654>.
- [31] YOU J Y, KORHONEN J. Transformer for image quality assessment[EB/OL].(2020-10-30)[2023-08-29].<https://arxiv.org/abs/2101.01097>.
- [32] CHEON M, YOON S J, KANG B, et al. Perceptual image quality assessment with transformers[EB/OL].(2021-04-05)[2023-09-06].<https://arxiv.org/abs/2104.01778>.
- [33] KE J J, WANG Q, WANG Y L, et al. MUSIQ: multi-scale image quality transformer[EB/OL].(2021-08-12)[2023-08-26].<https://arxiv.org/abs/2108.05997>.
- [34] BROWN T B, MANN B, RYDER N, et al. Language models are few-shot learners[EB/OL].(2020-05-28)[2023-09-08].<https://arxiv.org/abs/2005.14165>.
- [35] OPENAI. GPT-4 Technical Report[EB/OL].(2023-05-18)[2023-06-26].<https://arxiv.org/abs/2303.08774>.
- [36] JAEGLER A, GIMENO F, BROCK A, et al. Perceiver: general perception with iterative attention[EB/OL].(2021-05-04)[2023-09-20]. <https://arxiv.org/abs/2103.03206>.
- [37] JAEGLER A, BORGEAUD S, ALAYRAC J B, et al. Perceiver IO: a general architecture for structured inputs & outputs[EB/OL].(2021-07-30)[2023-08-20]. <https://arxiv.org/abs/2107.14795>.

【作者简介】

屠红艳 (1996—), 女, 江苏扬州人, 助理工程师, 研究方向: 深度学习、图像重建。

管其杰 (1995—), 通信作者 (email: 18208021@mail.shiep.edu.cn), 女, 江苏南京人, 助理工程师, 研究方向: 深度学习、图像处理。

(收稿日期: 2023-11-01)