

基于学习数据挖掘的国际中文慕课评价可视化及智能推荐 (Visualized Evaluation and Intelligent Recommendation of International Chinese MOOCs Based on Learning Data Mining)

马瑞凌 (Ma, Ruiling) 北京语言大学 (Beijing Language and Culture University) maruiling_blcu@163.com	郑明鉴 (Zheng, Mingjian) 北京语言大学 (Beijing Language and Culture University) Tengumorso@outlook.com	徐娟 (Xu, Juan) 北京语言大学 (Beijing Language and Culture University) xujuan@blcu.edu.cn
--	--	--

摘要：在教育数字化转型的背景下，人工智能技术正推动国际中文教育朝着规模化教育与个性化培养并重的方向发展。然而，如何从学习者的角度来评价规模化的国际中文教育，比如大规模的在线开放课程（MOOCs）仍不清楚。首先，文章在数据驱动的理念下，对“Coursera”和“中国大学 MOOC”平台上的 51 门国际中文慕课在线评论文本进行采集和分析，共得到 10050 条有效的二语学习者评论文本。其次，文章通过语义网络分析、文本聚类、LDA 主题模型、情感分析等一系列地技术操作，“自下而上”地构建了国际中文慕课课程评价量规，设计并研发了“国际中文慕课智慧学伴系统”，实现慕课多维度评价结果的可视化呈现，以及课程的智能化、个性化推荐。最后，文章立足数据挖掘结果，探讨了该研究带来的理论和实践贡献，并为建设高质量地国际中文慕课高质量提出了四条建议。

Abstract: In the context of digital transformation in education, artificial intelligence is steering international Chinese education toward a direction that emphasizes both scaled education and personalized training. However, the evaluation of scaled international Chinese language education, such as Massive Open Online Courses (MOOCs), from a learners' perspective remains unclear. This paper, following data-driven approaches, collected and analyzed online comments from L2 learners participating in 51 international Chinese MOOCs on Coursera and Chinese University MOOC, resulting in a total of 10,050 valid comments. Employing a series of advanced statistical and textual analyses, including semantic network analysis, text clustering, topic modeling, and sentiment analysis, the article proposes a quantitative evaluation framework for international Chinese MOOCs from a bottom-up approach. This study also designed and developed the 'International Chinese MOOCs Smart Learning Companion System,' achieving the visual presentation of multi-dimensional evaluation results of MOOCs, as well as providing intelligent and personalized recommendations. Based on the results of data mining, the paper puts

forward four suggestions for the construction of high-quality international Chinese MOOCs.

关键词: 国际中文慕课、学习数据挖掘、评价可视化、智能推荐、情感分析

Keywords: International Chinese language MOOC, learning data mining, evaluation visualization, learning resource recommendation, sentiment analysis

1. 引言

2012年被称作“慕课元年”，这一年大规模在线开放课程（Massive Open Online Courses, MOOC）迅速兴起并席卷全球，成为了“互联网+教育”时代在线学习的新载体。自2012年以来，许多世界顶尖大学纷纷加入慕课建设的队伍，也形成了世界闻名的慕课平台，包括由斯坦福大学牵头的Coursera、由麻省理工学院和哈佛大学联合创建的edX等。2022年，中国全面实施教育数字化转型战略行动，“国家智慧教育公共服务平台”的问世是一项重要的标志性成果。慕课正逐步成为国内外非正式学习的关键教学资源。据官方数据显示，截至2022年11月，中国上线慕课超过6.19万门，学习人数达9.79亿人次（中华人民共和国教育部，2022）。

随着全球对中文学习的需求持续旺盛，180多个国家和地区开展中文教学，82个国家将中文纳入国民教育体系（马箭飞，2023）。目前，已建成的国际中文慕课485门，主要分布于“中国大学MOOC”“Coursera”等11个国内外平台（教育部中外语言合作交流中心，2021）。但国际中文教育领域的慕课资源在不断建设与发展的同时，也暴露出若干问题：一是，网络辍学率高，慕课平台公开的用户数据显示，慕课大多存在注册人数远超过完成课程人数的情况，可见大量学习者开始学习后不久便放弃了（郑永和等，2023）。二是，难以找到适合自己的慕课。笔者访问了多位中文学习者，他们不愿意使用慕课学中文的主要原因是不知道哪门课程更适合自己的，甚至有些慕课名称十分相似，如“初级汉语语法”，这会导致他们无法判断哪一门课程更适合自己的。已有研究指出，这些问题是慕课资源建设过程中的共性问题（唐晓君等，2018；谢梅 & 陈文俊，2021）。

总之，在国际中文慕课的建设过程中，我们迫切需要关注慕课的评价问题，即学习者学习课程后的评价如何？为什么这些慕课无法吸引他们持续学习？面对海量的学习资源学生如何从中遴选出适合自己的慕课？这些问题都尚待解决。因此，本研究秉持数据驱动的理念，探索基于慕课评论文本数据挖掘的评价思路，健全国际中文慕课建设和评价标准；同时，根据评价结果实现学习者与慕课的智能匹配，从而帮助学习者找到符合自己语言水平和认知偏好的课程，避免检索困难、需求不符等造成的“厌学”情绪，使其在“最近发展区”中学习语言。最终，本研究将二者集成为“国际中文慕课智慧学伴系统”，以期助力中文学习者开展个性化的在线学习。

2. 相关研究综述

2.1 学习数据挖掘

大数据作为“互联网+”时代教育发展的新引擎,是个性化学习研究与实践的重要基石,推动着教育智能化不断走向深入(杨丽娜等,2020)。教育大数据指在整个教育系统及其运转过程中产生的一切能够服务于教育教学且具有潜在价值的数据集(朱佳 & 黄昌勤,2022)。学习数据是教育大数据中极为重要的一部分,随着智能学习终端、可穿戴设备的普及,学习者在学习过程中产生了多模态数据,可分为四类:①眼动、姿势等物理体征数据,②心率、脑电等情感认知数据,③评论、收藏等人机交互数据,④讨论、报告等学习行为数据(牟智佳,2020)。面向海量多源异构学习数据的挖掘技术包括:分类与聚类、关联规则、文本挖掘、社会网络分析等,具体流程可以归纳为:数据采集→数据处理→数据分析→可视化呈现→决策优化。

其中“可视化”是数据挖掘结果的重要呈现方式。数据可视化主要通过图形图像手段,以清晰有效的方式传达和沟通数据和信息,具有“一图胜千言”的表达优势(阮士桂 & 郑燕林,2013),Excel中的各类图表就是数据可视化的结果。本文所说的“评价可视化”是指慕课评价数据的可视化呈现,即用词云图、柱状图、雷达图等来表征评价数据,详见下文。此外,本文还将这种可视化手段嵌入到教学系统中,这样做可以用更形象、直观的方式表示教学数据的各个属性值,呈现数据间的关联关系,从而帮助学习者从不同维度观察数据。

迈入数据智能时代,教育大数据的深入挖掘和合理利用可以发现教育系统的潜在规律,从而形成数据循证的教育理念与模式,助力规模化因材施教(杨现民等,2022)。教育领域的已有研究指出,学习数据挖掘与分析可以为学习者画像、成绩预测、资源推荐、学情预警等不同教育场景提供量化支持(岳俊芳 & 陈逸,2017;吴青 & 罗儒国,2017;朱佳 & 黄昌勤,2022)。

面向国际中文教育领域,特别是国际中文慕课的教育数据挖掘研究还相对较少。雷莉(2015)较早地提出了数据挖掘技术在孔子学院慕课微视频教学中的应用与意义,能发现海量教育数据中潜在的规律和模式。郑艳群(2022)提出了大数据时代基于教学实录的中文教学研究数据库的建设与应用思路。现有研究多为理论探讨,对于采集什么数据、用什么技术处理数据虽有探讨,但仅停留在理论阐释阶段。此外,鲜有论文结合自然语言处理技术上来对教育数据加以挖掘,大多采用的仍是统计方法,因此有待进一步深入研究。

2.2 在线开放课程评价

随着各级各类学校研制大规模慕课、微课等在线课程资源,如何评估这些在线开放课程的质量以及应用情况是目前课程研发者面临的一大难题(余胜泉 & 李晓庆,2020)。为解决这一问题,部分学者们尝试运用扎根理论、德尔菲法

(Delphi)、层次分析法等理论与方法“自上而下”地构建了一套评价系统。例如, 邱均平等 (2015) 通过广泛征求专家意见, 结合慕课特点, 设计了包含教学队伍、教学内容、教学资源、教学效果和教学技术5个一级指标和13个二级指标的慕课评价指标体系。这种方法构建的评价量规虽具有较强的权威性和示范性, 但不能较好地反映学习者的真实需求 (唐晓君等, 2018)。

随着慕课平台积累了大量用户行为数据, 这些开放的评论数据较为真实地反映了学习者的学习感受、体验与建议, 并成为其他学习者选课的重要参考。依托自然语言处理技术, 可以获取更多学习者反馈的评价信息, 实现“自下而上”的评价。例如, 张新香、段燕红 (2020) 采集了中国大学慕课平台的外语、计算机、医学等10个不同学科的10门在线课程的评论文本, 构建了评论文本的主题集, 计算了各主题的情感得分, 并基于灰色关联分析实施了慕课质量评判, 该研究的评论主题集构建和情感得分计算对本文有较大启发。王洪鑫等 (2021) 综合运用词云图、LDA (Latent Dirichlet Allocation) 主题模型以及卷积神经网络 (Convolutional Neural Networks, CNN) 算法构建了主题挖掘与情感分析模型, 并对中国大学MOOC平台的“面向核心素养的信息化教学设计”课程的950条评论进行挖掘。该文的研究方法同样具有借鉴意义, 但评论数据规模较小。总体上看, 这些研究都秉持了“以学习者为中心”的理念, 为慕课质量评估提供了新视角、新方法; 但这些研究都是面向其他学科领域展开的, 面向国际中文教育领域慕的相关研究目前还较为缺乏。

2.3 智能推荐技术

除了帮助学习者从多个维度了解慕课的评价信息外, 还可以借助智能推荐技术帮助学习者快速找到适合自己的课程。个性化推荐是指根据学习者特征来实现精准化、适需化推送, 基于智能推荐技术可以帮助学习者实现个性化选课。在计算机科学领域, 传统推荐技术包括基于内容过滤、基于协同过滤、混合推荐三类 (于蒙等, 2022)。首先, 基于内容的推荐主要依据用户历史行为数据 (浏览视频的记录、选修课程的记录) 理解用户的兴趣喜好, 从而完成推荐; 但该方法在处理规模较大的信息内容时, 常常因为耗时久而造成信息时效性降低。协同过滤推荐则是依据用户的历史行为数据进行协同分析, 找出具有相似兴趣 (喜欢某一门课程) 或行为 (选修某一门课程) 的学习者, 然后通过这些相似用户的行为向目标用户进行推荐; 但该方法在面对新项目时容易遇到冷启动 (在没有用户数据时应如何进行第一轮推荐) 的问题。混合推荐是将上述两种技术相结合的推荐技术, 它保留两种技术的优点, 但其混合模式效率较低且推荐过程复杂, 较难实现。新型的推荐技术大多基于卷积神经网络、循环神经网络和图神经网络等深度学习算法 (黄立威等, 2018)。

在教育领域, 随着不同领域学科知识图谱的构建, 基于图谱的学习资源个性化推荐开始普及。知识图谱 (Knowledge Graph) 是人工智能的重要分支技术, 它在2012年由谷歌提出, 是结构化的语义知识库, 可以表示为“实体—关系—实体”三元组, 体间通过关系相互联结, 构成网状的知识结构。教育知识图谱是指将知识图谱技术应用到教育领域, 教育知识图谱可以帮助教师快速建立课程知识点间的结构关系, 还可以用于推荐学习资源 (曹钢 & 梁宇, 2023)。例如, 基于国际中文词汇

知识图谱可以构建词汇自适应学习平台, 个性化为学习者推荐释义文本、例句等词汇学习资源(曹钢等, 2023)。为促进深层次学习的发生, 万海鹏等(2021)将融合知识图谱、认知推理和逻辑表达等能力的认知图谱引入教育领域, 提出“学习认知图谱”的概念, 并指出通过在已有学科知识图谱基础上叠加学习者的过程性动态认知状态信息, 可以更好地为其提供适应性学习服务。总之, 通过发挥数据智能技术的优势, 能够将种类各异的学习资源按需推荐给学习者, 生成个性化的学习路径, 更好地帮助教师读懂“千人千面”的学习者, 让规模化“因材施教”的育人理念照进现实。

2.4 已有研究的启示及本研究的具体问题

已有研究为本研究提供了重要启示: 在国际中文教育慕课资源建设的过程中, 应该坚持“学习者为中心”的评价思路, 并尝试采用学习数据挖掘的方法来“自下而上”地构建国际中文慕课评价量规; 接着, 基于该评价量规对慕课进行多维度评价, 以弥补已有慕课平台课程评价信息较少, 不足以支持学习者个性化选课的问题; 最后还需要引入有效的智能推荐技术, 让系统帮助学习者快速找到适合自己的课程, 学习者再结合被推荐课程的评价信息最终决定是否选课。然而, 目前主流慕课平台主要包括的课程评价信息还不足以实现这些目标, 据本研究前期调查, 不同慕课平台的评价数据信息见表1, “√”表示平台有该数据类型。

表1 不同慕课平台课程评价数据类型

平台名称	选课人数	收藏人数	星级分数	评论文本	认证标签
国家智慧教育公共服务平台	√				√
中国大学MOOC	√		√	√	√
Coursera	√		√	√	
学堂在线	√				√
智慧树					
学银在线	√		√		√
优课在线					√
华文慕课	√				
好大学在线	√	√			
融优学堂	√				

由上表可知, 在各类慕课平台中, 中国大学MOOC平台的评价信息最为多元, 包含了4类评价数据。具体来看, 共有5个平台为课程提供了认证标签, 最为常见的标签为“一流课程”, “国家智慧教育公共服务平台”“学堂在线”“学银在线”3个平台使用了该标签, 其中“优课在线”进一步细分为国家级和省级。此外, 中国大学MOOC平台主要使用“国家级精品课程”这一标签, 而“优课在线”则主要使用“高校推荐课程”。在各类平台中, 仅有“好大学在线”设计了“收藏人数”这一反映用户态度的评价数据类型。学习者在选修慕课时可能会因其个体差异做出不同选择, 例如

部分学习者更加看重课程的师资情况, 有些学习者则更加在意教学内容是否符合学习动机, 等等。因此, 从总体上看, 这些慕课平台的评价信息颗粒度较粗, 还不足以支持学习者从多个维度了解课程。

综上, 为满足不同认知偏好的学习者的需求, 亟需开发出一款帮助学习者从多个维度了解课程评价信息, 进行个性化选课的国际中文教育软件。本研究面临着如下具体问题:

1. 如何运用语义网络分析、LDA主题词模型、情感分析、情感值预测等方法对评论数据进行多维度挖掘?
2. 如何将学习数据挖掘引入国际中文慕课评价, 通过挖掘与分析公开评论文本数据, “自下而上”地建立国际中文慕课评价量规?
3. 如何基于前期的数据挖掘工作, 搭建包含数据可视化、智能推荐两大功能模块的“国际中文慕课智慧学伴”系统?

3. 研究设计

3.1 研究思路

本研究尝试通过学习数据挖掘、评价量规设计、智能推荐实现等一些流程与步骤, 研发“国际中文慕课智慧学伴”系统, 最终为学习者提供可视化评价与智能化推荐的学习支持服务。该系统对其他学科的慕课评价与推荐也有一定的借鉴价值。研究技术路线见图1。

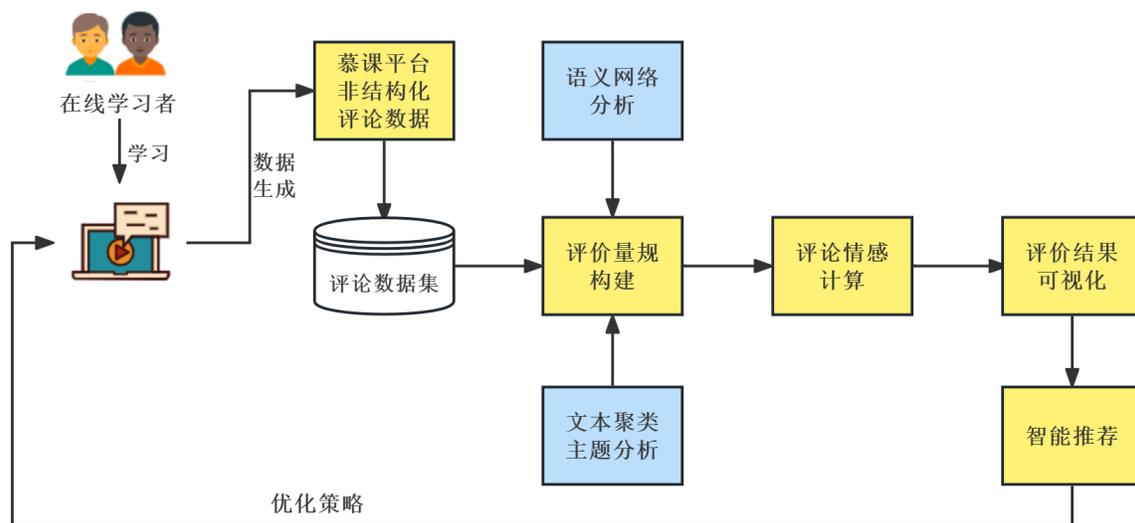


图1 评论数据挖掘的技术路线图

3.2 研究方法和工具

为构建“国际中文慕课智慧学伴系统”本文主要涉及如下研究工具和方法。

第一, 语义网络分析是以词频分析为基础, 用于识别出文本中词汇之间的关联和意义, 并以图形化的方式呈现和解释词汇之间结构关系的文本分析方法 (Kenett & Faust, 2019)。本文使用ROST6.0¹来进行评论文本的语义网络分析。ROST 6.0是由武汉大学虚拟学习团队研发的内容挖掘系统, 该款软件能够较好地进行中文信息处理。

第二, LDA (Latent Dirichlet Allocation) 主题模型是一个用以对文本进行主题建模, 获取文本主题分布的机器学习模型。它包括词语、主题、文档三层, 可以用来找出一篇文档的主题, 以及这些主题所对应的词, 并计算出这些词所占的权重 (陈二静 & 姜恩波, 2017)。本文主要使用Python中的Gensim第三方库来实现评论文本的主题建模。Gensim目前已较为成熟并广泛用于各类自然语言处理任务中。

第三, 文本聚类 (Text clustering) 作为一种无监督的机器学习方法, 聚类不需要训练过程, 不需要预先对文档标注类别, 具有一定的灵活性和自动化处理能力, 已经成为对文本信息进行有效地组织、摘要和导航的重要手段 (Abualigah, et al., 2021)。本文主要使用Python语言编程来对评论文本进行K-means聚类, 并将聚类结果 (K个簇中心点) 作为构建评价量规时确定一级指标数量的参考。

第四, TF-IDF (Term Frequency-Inverse Document Frequency) 是一种基于计算特征项权重的文本分类算法, 可以用以评估某一个词对于某一语料库中的特定文档的重要程度。其中TF是词频 (Term Frequency), IDF是逆文本频率指数 (Inverse Document Frequency); 词的重要性随着它在文件中出现的次数成正比增加, 但同时会随着它在语料库中出现的频率成反比下降 (叶雪梅, 2019)。本文主要使用Python编程语言实现对评论文本的TF-IDF值计算。

第五, 情感分析包括基于情感词典的情感分类和基于深度学习模型的情感值预测, 前者主要是通过识别文本中的情感词将评论文本分为两类或多类 (王东春等, 2022); 后者则需要运用人工神经网络 (深度学习模型) 计算出每条评论文本的具体情感数值, 一般情况下, 数值越接近于1, 说明情感越积极, 反之数值越接近于0, 说明情感越消极 (Kottursamy, 2021)。本文兼用了两种情感分析方法, 基于情感词典的情感分类任务可以从宏观上分析51门课程的所有评论的整体情感倾向, 而基于深度学习的情感值计算则可以从微观上得到每条评论的具体情感系数, 并用作慕课评价结果可视化呈现的数据来源。其中, 前者主要通过调用Python中的TextBlob第三方库来完成情感分类任务, 而后者则使用了Pytorch框架对Bi-LSTM神经网络模型进行搭建与训练, 从而完成评论的情感值计算任务。

¹ 软件的下载链接为: <http://www.fanpq.com/?p=14#comment-16>。

3.3 数据集构建

第一, 数据采集。本文选择中国大学MOOC和Coursera两个平台的国际中文慕课作为数据采集对象, 在中国大学生慕课平台上抓取了相关课程31门, Coursera平台上采集了带有开放评论功能的课程20门, 共计51门。在确定慕课课程时须仔细研判课程的授课对象, 如“魅力汉语”是面向母语学习者的, 故不将其纳入采集范围。采集的内容包括: 课程名称、课程评论、参与人数、开课状态、课程介绍、师资信息等所有课程相关内容, 以待后续学伴平台能够为学习者提供更为详细的课程信息。需要说明的是, 由于慕课学习平台无法查看用户的基础信息(学生的隐私得到保护), 且本文主要运用学习大数据挖掘的分析方法, 因此忽视了学习者的个体因素对慕课评价结果的影响。

为确保评论数据的完整性, 本文选择2023年1月8日为评论数据的抓取日期, 从而确保所有课程已全部完成授课。最终从中国大学慕课平台共获取评论2581条, 从Coursera平台共获得评论7631条, 合计10212条。据统计, 两大平台含有评论文本数据的课程及其评论数量见表2和表3。

表2 中国大学 MOOC 平台的中文慕课评论数据信息

序号	慕课名称	评论数量
1	学成语 知中国	1337
2	初级汉语语法(北语)	160
3	中国文化与当代中国	120
4	走进中国	108
5	中国概况	93
6	汉语精读	79
7	速成汉语语法课堂	72
8	基础写作I	68
9	你好, 中文(中级) Intermediate Chinese	67
10	学汉字 知中国	54
11	初级汉语口语	49
12	汉语 upup	46
13	古代汉语入门	41
14	中国文化	38
15	功能汉语速成	28
16	初级汉语口语入门	27
17	跟我学发音——实用汉语语音教程	27
18	初级汉语综合	24
19	HSK4 级强化课程	21
20	初级汉语语法进阶	18
21	商务汉语(中国商务概览)	17
22	初级综合汉语	16
23	商务汉语(中国经济聚焦)	13
24	汉语初级入门	12

25	通用学术汉语: 思辨与表达	11
26	中级汉语视听说	10
27	汉语——直通 HSK	8
28	汉语写作进阶	7
29	初级汉语语法 (上外)	6
30	初级汉语听和说	4
31	医学汉语	0
合计		2581

表 3 Coursera 平台的中文慕课评论数据信息

序号	慕课名称	评论数量
1	Chinese Characters for beginners	4934
2	Chinese for HSK 1	658
3	Mandarin Chinese 1 Chinese for Beginners	308
4	More Chinese for Beginners	301
5	Chinese Characters for beginner	265
6	Chinese for HSK 4	223
7	Chinese for HSK 2	215
8	Chinese Culture and Contemporary China	161
9	Chinese for HSK 3	148
10	Chinese for HSK 5	76
11	Translation in Practice	66
12	Mandarin Chinese 2 Chinese for Beginners	59
13	Chinese for HSK 3	56
14	Mandarin Chinese for Intermediate Learners Part 1	43
15	Mandarin Chinese 3 Chinese for Beginners	34
16	Learn Mandarin Chinese Capstone Project	28
17	中国人文经典导读	23
18	现代汉语核心语法	19
19	Mandarin Chinese for Intermediate Learners Part 2	8
20	Mandarin Chinese for Intermediate Learners: Part 3	6
合计		7631

由表2和3可知, 两大平台中“Coursera”平台学习者的评论数量远高于中国大学MOOC平台, 可见, “Coursera”是外国学习者学习慕课的主要平台。《中文入门》《Chinese for HSK 1》《Mandarin Chinese 1 Chinese for Beginners》是“Coursera”评论量居于前三的课程, 而《学成语 知中国》《初级汉语语法 (北语)》《中国文化与当代中国》则是中国大学MOOC评论量居于前三的课程。但同时, 两大平台上不同慕课间的评论数量分布不均, 且并未呈现规律性分布, 但大体上看, 初级阶段课程的总体评论数量要多于中高级。

第二, 数据清洗及入库。由于慕课平台支持多语种评论, 抓取到的评论除中文外共涉及英、日、韩、泰、阿拉伯等13种语言, 故使用百度翻译的API将不同语

出“考试”“阅读”“材料”等描写课程基本内容或学习活动的词汇。总之, 评论语义网络通过三层结构, 将学习者对中文慕课的整体认知和感知直观地展现出来。

4.1.2 文本聚类与主题分析

本研究采用“自下而上”的思路构建慕课课程评价框架及维度。首先, 本文将清洗后的评论数据分别进行LDA主题分析, 可以得到主题词以及主题相关的关键词与权重; 接着, 本文又对评论文本进行TF-IDF计算, 基于TF-IDF结果进行K-means聚类, 当K值设定为4时可以较好地将评论分为四个簇; 最后, 本文结合之前语义网络分析的结果, 最终将所有评论文本分为四类: 教师师资、课程内容、系统环境、学习效果。四个主题的主题词权重见表4。

表4 文本聚类及LDA权重计算结果(部分)

主题	LDA主题词及权重
教师师资	0.112×“老师”+0.068×“辛苦”+0.041×“讲解”+0.032×“喜欢”+0.029×“优秀”+0.027×“有条理”+0.021×“逻辑”+0.017×“到位”
课程内容	0.082×“课程”+0.044×“成语”+0.039×“非常”+0.036×“内容”+0.029×“学习”+0.023×“丰富”+0.020×“中文”+0.014×“不错”
学习支持	0.075×“作业”+0.025×“课件”+0.019×“平台”+0.018×“字幕”+0.018×“清晰”+0.017×“播放”+0.012×“证书”
学习效果	0.068×“很大”+0.051×“很多”+0.049×“课程”+0.040×“帮助”+0.029×“学到”+0.025×“受益匪浅”+0.023×“很棒”

综上, 本研究根据文本聚类的结果确定慕课评价的一级维度, 再根据主题词的提取结果人工设定评价量规的二级维度, 从而构建出包含4个一级指标, 9个二级指标的慕课评价量规。本文基于前文提到的LDA主题分析后, 根据数据结果, 结合已有的慕课评价量表, 人工设定了各一级维度下的二级维度, 选取或整合能够反映该维度特征的高频词汇作为标签词。例如, 在“教师师资”维度下, “辛苦”“喜欢”等词汇的频度和权重较高, 但与“教师风格”和“讲授方式”相关度不高, 故不将之选用为标签词; 而“讲解”“有条理”“逻辑”等词与教师的讲授方式紧密相关, 故可以选为该维度的标签词。经过人工干预后, 评价量规及相关特征词, 再将该量规和标签词提交给国际中文教育、教育技术、教育评价的相关专家以及一线中文教师进行审阅, 在专家和教师的意见下进行微调, 最终的量规和标签词内容呈现为表5。

表5 评价量规及标签词设计

一级维度	二级维度	标签词示例
教师师资	教师风格	发音、清晰、亲切、平和、可爱、有魅力、认真、负责、和蔼等
	讲授方式	语速、优秀、出色、清楚、逻辑、透彻、有条理、有趣等
课程内容	教学设计	课程、设计、由易到难、策略有用、通俗易懂、内容、丰富等

	教学实施	照本宣科、容易理解、循序渐进、互动少、枯燥、测试、太快等
学习支持	学习资源	材料、作业、参考资料、练习题、资源、课件、证书等
	技术支持	课件、平台、精美、字幕、播放流畅、卡顿、闪退、脚本等
学习效果	认知领域	获益匪浅、听懂、学到、理解、了解、帮助、丰富、理解等
	技能领域	口语能力、阅读技巧、沟通、写作技法、专业能力、表达方式等
	情感领域	继续、学习、中国、文化、爱上、继续、快乐等

4.2 慕课评论情感分析

4.2.1 基于情感词典的慕课评论的情感分类

基于情感词典的慕课评论情感分类,可以帮助我们宏观上分析学习者对51门国际中文慕课的整体情感倾向,即学习者对这些中文慕课总体上是否感到满意。据此,本文基于情感词典对10050条评论进行情感分析,并对结果进行人工检查,得出评论的情感分布情况,见表6。同时,本研究还计算出积极与消极情感的程度分类结果,见表7。

表6 评论情感分布情况表

情感类型	评论量	占比
积极情感	8496 条	84.54%
中性情感	1174 条	11.68%
消极情感	380 条	3.78%

表7 积极与消极情感程度分类结果

程度	积极情感		消极情感	
	评论量	占比	评论量	占比
低度 (0—10)	3641 条	36.23%	282 条	2.81%
中度 (10—20)	2514 条	25.01%	72 条	0.72%
高度 (20 以上)	2341 条	23.29%	7 条	0.07%

由上述两表可知学习者对于中文慕课整体的情感态度,整体上看,二语学习者对国际中文慕课的总体评价较高,正向情感评论占比为84.54%,负向情感评论仅占3.78%。进一步分析,在两类情感中,随着程度的加深,评论数量呈递减趋势,从两级维度看,积极情感得分高于20的评论占总评论的23.29%,消极情感则只占0.07%。通过对评论的词频分析可以进一步绘制三类情感的词云图,见图3至图5。

学习中文1年半后暂停了学习, 直到现在。所以这门课程可以让我复习中文的拼音。”在消极情感评论中, 可以看到“难懂”“枯燥”“困难”等课程内容的评价词语, 以及“不喜欢”“问题”“错误”等学习结果的评价词语。

4.2.2 基于深度学习的慕课评论的评论情感计算

不同于前一节基于情感词典的慕课评论情感分类(仅需要将10050条评论分为积极、中性或消极三种情感中的任意一种), 基于深度学习的慕课评论的评论情感计算则可以帮助我们得到每一条评论的具体情感分值, 而不再是属于某一种情感类别, 例如经过计算, 评论“课程挺不错的, 虽然短, 但内容丰富, 涵盖很多知识点”的情感值为99.93%。基于深度学习的情感值计算为后续实现多维度的情感评分和评价结果可视化提供了数据来源。

本文使用双向长短时记忆神经网络模型(BiLSTM)对评论内容进行情感值计算。BiLSTM模型是在深度学习神经网络——长短时记忆模型(Long Short Term Memory, LSTM)的基础上构建了两个相反方向的LSTM层, 已有研究将该模型用于商品评论的情感分析, 取得了较好的效果(徐鹏等, 2022)。基于对采集到的慕课评论的文本长度分析, 本文发现, 评论文本平均长度在50~100字左右, 但能提取到较多维度评价信息的高质量评论文本可能会达到200~300字, 可见, BiLSTM对本任务的适用性较强, 故本文选用该模型。由于国际中文慕课评论总量不大, 故本文导入了英语、语文等语言类慕课评论10万条训练模型来提高在本任务上的准确性, 再用训练后的模型逐条计算评论的情感值。本文以《初级汉语语法》课的部分评论情感分值示例结果见表8。

表8 部分国际中文慕课课程评论情感分值

序号	评论内容	情感值 (%)
1	很有帮助, 提高了语言表达能力	92.21
2	对学习汉语很有帮助	98.83
3	学习了语法结构, 收获很大	99.72
4	我发现一处字幕有错别字。不知如何告知改正	23.01
5	太基础了, 没找对课程。	36.99

最终, 本研究将课程所有评论的情感值均值作为得分, 公式如下:

$$\text{Score} = \frac{\sum_{i=1}^n x_i}{n} \quad (1)$$

根据公式1, 本文以中国大学慕课平台三门国家级精品中文慕课为例, 展示上述方法得出的褒贬情感总分值, 见表9。

表 9 三门国家级精品课的课程总分值

课程名称	参与人数 (个)	开课次数 (次)	平台分数 (分)	评论量 (条)	情感值 (%)
初级汉语语法	45411	第 10 次	4.8	151 条	88.07
速成汉语语法课堂	27109	第 10 次	4.8	67 条	90.74
功能汉语速成	14648	第 9 次	5.0	28 条	94.00

由上表可见,“初级汉语语法”和“速成汉语语法课堂”同样开课10次,但学习者人数前者明显多于后者。同为速成类语言教学资源,“功能汉语速成”虽开课次数比“速成汉语语法课堂”略少一次,但其情感总分值更高。其原因可以通过分析学习者的评论文本发现,该课程以其新颖的形式以及情境化的对话教学获得了学习者的青睐,有助于为学习者打造沉浸式的语言学习环境。例如,学习者评论称“小情景、小对话的进行,更易于理解与学习。”

4.2.3 基于情感计算的慕课多维度评价

为获取该课程更多维、详细的评价信息,本文以前文设计的不同维度的标签词为索引,逐条检索评论文本中是否含有对应的标签词。对于含有标签词的评论样本,便将该评论归属到标签词所属的特定评价维度下。需要说明的是,由于部分评论内容涉及两个或多个维度,故同时将其归入所涉维度,故各维度的评论数量加和大于等于总评论数。例如,学习者的某条评论内容为“老师的脉络很清晰,普通话标准、语速刚好,仿佛跟着来到高山平原,走入一段历史。”通过关键词匹配可以发现,该评论包含了“老师”“普通话”“语速”“清晰”等与“教师师资”两个维度都有关的关键词,因此该条评论同时分别归入“教师风格”和“讲授方式”两个子维度。完成分类后,我们将该维度下的所有评论的均分作为该课程在这一维度的所得分数。若某一门课程的评论数量总体较少,从而导致某一维度的分数无法计算时,则用“unknown”表示该维度的分值缺省。例如,“速成汉语语法课堂”的66条评论中缺少与“学习资源”相关的评论,我们会将该维度的情感预测均值标记为“unknown”。

本文以《中国概况》慕课为例,展示其多维度评价结果。经过爬虫共得到该课程相关评论93条,数据清洗后共获得有效评论81条,情感评分均值为0.938750336。再通过上述方法可以自动分类出“教师师资”相关评论24条,“课程内容”相关评论25条,“学习支持”相关评论5条,“学习效果”相关评论30条,不同维度的评论内容及权重见附录1,该课程的多维评价结果见表10。

表 10 《中国概况》多维度评价的情感计算结果

一级维度	情感均值 (%)	二级维度	情感均值 (%)
教师师资	97.35	教师风格	97.64
		讲授方式	96.40
课程内容	93.74	教学设计	93.19
		教学实施	99.98
学习支持	83.94	学习资源	85.28
		技术支持	73.35
学习效果	93.58	认知领域	93.40
		技能领域	97.58
		情感领域	93.54

由上表可知, 在《中国概况》4 个一级维度中“教师师资”的好评度最高, 足见该课程拥有强大的教学团队, 其中学生对教师个人风格评价要优于讲授方式。学习者对该慕课的课程内容和学习效果的情感值整体趋高, 表达了学生对课程较为满意。而学习支持维度下的技术支持好评度最低, 进一步挖掘评论文本可以发现, 学生反馈部分章节的课件存在缺失情况, 这为未来课程建设指明了方向。

4.3 系统的功能实现

本研究基于 Django 框架来开发“国际中文慕课智慧学伴”系统。系统适用于有在线课程学习需求、微认证学分互认的国际中文成人学习者, 集“评价与推荐”为一体, 功能主要包括慕课的评价和推荐两大模块。学习者注册完成后, 就可以看到推荐结果, 再根据推荐结果进一步了解每门慕课的评价情况, 最终抉择是否选修课程。

4.3.1 慕课评价可视化模块

该系统除了调用并呈现课程数据库中采集的开课单位、课程介绍等公开信息外, 还将上述情感分析结果进行可视化呈现, 帮助学习者从更为多元的维度来深入了解课程。基于每门课程 4 个一级维度和 9 个二级维度的评价预测值, 再调用 python 中的 numpy、matplotlib 等可视化工具包, 使用雷达图、柱状图、折线图等手段加以表征, 从而完成课程评价结果的可视化, 助力学生个性化选课。如 4.2.1 所述, 学习者对国际中文慕课整体评价较好 (表现为积极评论远多于消极评论), 故本文仅选择一节代表性慕课, 展示其评价结果可视化的界面 (见图 6)。



图 6 平台的课程评价模块展示

4.3.2 慕课智能推荐模块

本系统采用协同过滤推荐的思路,这是因为在传统的推荐方法中,协同过滤是应用最为广泛的推荐算法(于蒙等,2022)。它仅需要利用用户的历史评分数据,因此简单有效,且在当前任务缺少课程特征的情景下也表现良好。其算法的核心是通过分析评分矩阵(通常是用户对项目的评分)来得到用户、项目之间的依赖关系,并进一步预测新用户与项目之间的关联关系。在该系统中,用户评分具体体现为学习者个体对课程的偏好(浏览、喜欢、选修、收藏等行为均可作为标志),通过“学习者—课程”双向匹配完成课程的智能推荐。为提升课程推荐效果,系统开发过程中需要重点完成如下工作。第一,构建用户模型,学习者在注册账户时,平台通过采集其基础信息、语言水平、学习动机、课程偏好(课型、内容、师资等)等信息,形成学习者画像;第二,构建课程模型,根据《国际中文教育中文水平等级标准》的要求和评价结果来为慕课添加语义标签:{类属,子类,等级,适用课型,情感分值}。例如《初级汉语语法》的标签为{语言要素,语法,初等,一级,综合,0.88}。第三,推荐策略模型,通过将标签和用户进行匹配后,再将课程按总分由高至低排列,在同等情况下按照学习者偏好优先推荐某一维度分数更高的课程,最终达成智能推荐的目标。

以初级中文学习者为例,其学习需求主要为语法知识,系统为其推荐的课程结果见图7,如果用户为短期来华旅游的中文学习者,系统会为其推荐的课程为速成类慕课课程,见图8。此外,系统还支持学习者自主检索课程,学习者也可以参考系统推荐的“热门慕课”(见图9)。最终,每位学习者都可以借助系统形成个性化的慕课学习路径。

课程推荐列表

刷新 自主检索

课程名称	开课平台	主讲教师	评分	适合等级	是否开课	操作
初级汉语语法	爱课程 (中国大学M)	王瑞峰、于淼、王瑞、...	★★★★★	初等	是	喜欢 不喜欢
初级汉语口语入门	爱课程 (中国大学M)	常娜、李燕、莫丹、...	★★★★★	零基础	是	喜欢 不喜欢
初级汉语语法	爱课程 (中国大学M)	李盼萍	★★★★☆	初等	是	喜欢 不喜欢
初级汉语语法进阶	爱课程 (中国大学M)	牟世荣	★★★★★	初等2级	是	喜欢 不喜欢
汉语初级入门	爱课程 (中国大学M)	张艳莉、朱璇、李亚梦...	★★★★★	零基础	是	喜欢 不喜欢
初级汉语口语	爱课程 (中国大学M)	胡秀梅	★★★★★	初等1级	是	喜欢 不喜欢
初级汉语综合	爱课程 (中国大学M)	陈海芳	★★★★★	初等	是	喜欢 不喜欢

图7 面向初级学习者的慕课推荐结果展示

课程推荐列表

刷新 自主检索

课程名称	开课平台	主讲教师	评分	适合等级	是否开课	操作
功能汉语速成	爱课程 (中国大学M)	徐雨霁	★★★★★	初等	是	喜欢 不喜欢
速成汉语语法课堂	爱课程 (中国大学M)	种一凡、张倩、蔡建永...	★★★★★	速成	是	喜欢 不喜欢

图8 面向短期来华学习者的慕课推荐结果展示

自主搜索 ×

按题目搜索

搜索

按慕课名称选择

搜索

慕课热门课程选择

中国文化
 汉语upup
 功能汉语速成
 中文入门
 中国概况
 初级汉语口语入门

搜索

图9 平台课程个性化检索模块展示

5. 讨论与分析

5.1 理论价值

第一,革新了慕课评价量规的构建方式。如 2.2 的文献综述所述,传统国际中文慕课的评价量规多采用“自上而下”的构建方式,主要使用德尔菲法、层次分析法等。依托这种构建方式构建的量规容易被专家的个人经验主导,无法反映学习者的真实的学习体验。因此,本研究力求弥补这一不足,秉持“以学习者为中心”的理念,从学习者的真实学习需求出发,采用语义网络分析、情感分析等一系列方法,“自下而上”地构建国际中文慕课评价量规。从已有研究来看,这种基于学习数据挖掘的慕课评价量规构建方法虽已在其他学科领域有过一些尝试,但在国际中文教育领域还较为缺乏。因此,本研究可以看作是对国际中文教育数字教学资源评价的一次创新尝试,有助于提高国际中文慕课建设的科学性、规范性,并为微课、直播课等其他国际中文教育的教学视频提供参考。

第二,随着教育评价理论和方法的发展,基于证据的评价成为教育评价的新趋势,学习大数据的采集、挖掘、分析和可视化技术为学习过程中的证据获取提供了技术支持,使得教学评价更为精细、多维(马宁等,2022)。本研究正是采用了这种基于证据的评价观,通过采集中文学习者学习慕课过程中产生的学习行为数据,通过运用各类方法对这些数据进行处理,从而挖掘中文学习者在评价慕课时的关注点,更好地指导国际中文慕课开发。例如,中文学习者在学习语法类慕课时较为关注教师对句法结构的讲解是否清晰,且对有真实交际情境的慕课内容更加青睐。

5.2 实践价值

随着国际中文慕课建设工作的不断推进,资源建设需要发挥评价的导向作用,以确保所建设的资源能够做到“适用、好用、爱用”。目前,国际中文教育领域尚缺少这种从学习者视角出发的评价量规,也没有相关的课程推荐系统。因此,本研究另一个贡献是完成了“国际中文慕课智慧学伴”系统的设计与开发工作,真正将数据挖掘技术和智能推荐技术相整合,开发出能够支持学习者个性化选课的系统。该系统的优势在于,它能够呈现更多样、细颗粒的课程信息,在一定程度上帮助学习者挑选出更加符合自己需要的慕课课程,通过差异化慕课推送的方式,让学生的语言学习更加贴合其最临近发展区,实现可理解性输入,缓解学习者因为课程不合适而导致的网络辍学率高等问题,助力国际中文教育实现“因材施教”。

6. 国际中文教育慕课建设的优化建议

为推动国际中文慕课的高质量发展,未来,国际中文教育领域应尝试构建“以评促建、数据驱动”的慕课建设机制,从而推动其可持续优化与高质量发展,下文重点从内容、师资、服务、评价四个方面提出建议。

第一, 内容为王, 提升课程品质。总体上看, 42.52%的评论与课程内容相关, 可见课程内容使学生最为关切的核心内容, 也是慕课育人性科学性的重要体现。慕课开发者需要结合其时长、体量等特点, 将识记、理解类知识的讲解任务交由慕课来承担, 同时遵循多媒体认知规律, 精心择定教学内容, 巧妙设计互动活动来增强慕课学习的体验感和临场感, 最终促成在线深层次学习。

第二, 赋能师资, 增强数字素养。国际中文教师的数字素养与慕课教学质量直接相关。从已有慕课评论中可以看出, 60%以上的学习者对能够灵活、合理运用数字媒体来讲解学科知识的教师具有较高的评价。因此, 国际中文教师需要树立终身学习理念, 在《国际中文教师专业能力标准》的指导下, 不断优化 TPACK 知识结构框架, 积极开展技术整合的创新教学实践, 不断增强自身在线教学的数字胜任力。

第三, 服务至上, 优化学习支持。为打破当前慕课“重建设、轻服务”的现状, 构建“以服务驱动建设, 以应用改进体验”的慕课发展模式(杨重阳 & 武法提, 2022), 慕课建设者应不断优化课程作业、学分兑换、证书获取、资料补充等学习支持服务, 通过智能评阅、留言评论等方式, 尽可能为学习者提供即时化、个性化的学业辅导。

第四, 积聚数据, 推动评价改革。从已有慕课数据看, 参与课程的人数远高于评论留言人数, 因此教师 and 平台可以鼓励和引导学习者在慕课学习过程中主动留下学习文本数据, 从而更好支持研究者汇聚学习大数据来支持文本分析、认知诊断等数据挖掘行为, 进一步优化慕课资源的评价方式。

7. 结语

在国际中文教育数字化转型的宏观背景下, 为充分释放数据要素在中文教学变革中的重要作用(徐娟 & 马瑞凌, 2023), 本文锚定慕课课程, 以构建高质量国际中文在线“金课”课程体系为目标, 尝试运用语义网络分析、LDA 主题词模型、情感分析、智能推荐等技术, 对中文学习者学习慕课时产生的 10050 条评论进行数据挖掘, 构建了包含 4 个一级指标、8 个二级指标的国际中文慕课评价量规, 并在此基础上研发集“评价可视化”与“智能推荐”功能为一体的“国际中文慕课智慧学伴”系统, 以期帮助学习者从海量慕课中择取适合自己的课程资源, 形成个性化的语言学习路径, 助力突破慕课的“认知天花板”困境。

未来, 我们还需要不断完善“国际中文慕课智慧学伴”系统。一方面, 我们需要将该系统应用到中文教学中, 收集用户体验数据, 从而不断优化和迭代评价与推荐机制; 另一方面, 随着国际中文慕课学习人数的增加, 必然会产生新的评论文本, 为实现国际中文慕课的动态评价, 在每一次开课结束后平台管理员会采集新增评论并补充到数据集中, 不断优化情感计算结果, 让慕课评价和推荐更加科学、精准。最后, 我们还将推动 GPT-4 Turbo、讯飞星火等大语言模型(Large Language Models)与该研究的结合, 将最新的智能技术融入到该系统中。

致谢: 本文受北京语言大学重大专项课题“基于微认证的国际中文教师数字素养提升路径及研修平台研究”(23ZDY02), 教育部人文社会科学重点研究基地重大项目“国际中文教育数字资源综合评价理论与方法研究”(22JJD740016), 世界汉语教学学会全球中文教育主题学术活动(智慧教育专项)“国际中文写作智慧教学的模式及资源研究”(SH23Y42), 世界汉语教学学会2023年中青年学术创新项目“表达驱动理念下ChatGPT赋能的国际中文写作教学研究”(SH23Y09), 北京语言大学教育基金会2023年度创新实践项目“数字化转型视域下国际中文范文智慧学习平台的构建与应用研究”的资助。徐娟为本文通讯作者。

参考文献

- Abualigah, L., Gandomi, A. H., Elaziz, M. A., Hamad, H. A., Omari, M., Alshinwan, M., & Khasawneh, A. M. (2021). Advances in meta-heuristic optimization algorithms in big data text clustering. *Electronics*, 10(2), 1-29.
- Cao, G., & Liang, Y. (2023). Construction and application of the knowledge graph in international Chinese language education — A new approach to scaled and personalized teaching. *Journal of Yunnan Normal University (Teaching & Studying Chinese as a Foreign Language Edition)*, 21(04), 5-15. [曹钢, & 梁宇. (2023). 国际中文教育知识图谱的构建与应用——实现规模化因材施教的新途径. *云南师范大学学报(对外汉语教学与研究版)*, 21(04), 5-15.]
- Cao, G., Dong, Z. & Xu, J. (2023). Construction of vocabulary knowledge graph and vocabulary adaptive learning platform based on the International Chinese Education Chinese Level Standards. *Journal of International Chinese Teaching*, 40(1), 21-30. [曹钢, 董政, & 徐娟. (2023). 基于《国际中文教育中文水平等级标准》的词汇知识图谱与词汇自适应学习平台构建. *国际汉语教学研究*, 40(1), 21-30.]
- China Foreign Language Cooperation and Exchange Center of the Ministry of Education. (2021). *Report on the development of international Chinese language education teaching resources (2021)*. Beijing Language and Culture University Press. [教育部中外语言合作交流中心. *国际中文教育教学资源发展报告(2021)*. 北京语言大学出版社.]
- Huang, L. W., Jiang, B. T., Lyu, S. Y., et al. (2018). A review on recommendation systems based on deep learning. *Journal of Computers*, 41(7), 1619-1647. [黄立威, 江碧涛, 吕守业, 等. (2018). 基于深度学习的推荐系统研究综述[J]. *计算机学报*, 41(7), 1619-1647.]
- Kenett, Y. N., & Faust, M. (2019). A semantic network cartography of the creative mind. *Trends in Cognitive Sciences*, 23(4), 271-274.
- Kottursamy, K. (2021). A review on finding efficient approach to detect customer emotion analysis using deep learning analysis. *Journal of Trends in Computer Science and Smart Technology*, 3(2), 95-113.
- Lei, L. (2015). The application and significance of making use of the technology of data mining in the Micro-video teaching of MOOC for the Confucius Institutes. *Journal of Yibin University*, 15(3), 106-112. [雷莉. (2015). 数据挖掘技术在孔子学院慕课微视频教学中的应用与意义. *宜宾学院学报*, 15(3), 106-112.]

- Ma, J. (2023). International Chinese language education: A powerful contribution to humanistic exchanges, cultural integration and mutual understanding between Chinese and foreigners. *China News Release (Practical Edition)*, 6, 30-33. [马箭飞. (2023). 国际中文教育: 有力促进中外人文交流、文化交融、民心相通. *中国新闻发布(实务版)*, 6, 30-33.]
- Ma, N., Guo, J., Wen, Z., Li, W. (2022). Evidence-based project-based learning model and system under the circumstances of big data. *China Educational Technology*, 2, 75-82. [马宁, 郭佳惠, 温紫荆, & 李维扬. (2022). 大数据背景下证据导向的项目式学习模式与系统. *中国电化教育*, 2, 75-82.]
- Ministry of Education, People's Republic of China. (2022, December 18). Enabling high-quality development of higher education through digitalization. http://www.moe.gov.cn/jyb_xwfb/s5148/202212/t20221219_1034999.html. [中华人民共和国教育部. (2022-12-18). 数字化赋能高等教育高质量发展. http://www.moe.gov.cn/jyb_xwfb/s5148/202212/t20221219_1034999.html]
- Mou, Z. (2020). Multimodal learning analytics: New growth points of learning analytics studies. *E-Education Research*, 41(5), 27-32+51. [牟智佳. (2020). 多模态学习分析: 学习分析研究新增长点. *电化教育研究*, 41(5), 27-32+51.]
- Ruan, S. G., & Zheng, Y. L. (2016). The value and teaching application of classroom data visualization. *Modern Distance Education Research*, 1, 104-112. [阮士桂, & 郑燕林. (2016). 课堂数据可视化的价值与教学应用. *现代远程教育研究*, 1, 104-112.]
- Tang, X., Lu, Y., Liu, N., Wang, H., & Gong, W. (2018). Research and implementation of an online open course quality evaluation system based on Delphi Method. *Chinese Journal of ICT in Education*, 7, 93-96. [唐晓君, 路莹, 刘娜, 王海文, & 龚文心. (2018). 基于德尔菲方法的在线开放课程质量评价系统研究与实现. *中国教育信息化*, 7, 93-96.]
- Wan, H., Wang, Q., & Yu, S. (2022). The Construction and application of adaptive learning framework based on learning cognitive graph. *Modern Distance Education*, 4, 73-82. [万海鹏, 王琦, & 余胜泉. (2022). 基于学习认知图谱的适应性学习框架构建与应用. *现代远距离教育*, 4, 73-82.]
- Wang, C., Zhang, H., Mo, X., & Yang, W. (2022). A review on sentiment analysis of microblogs. *Computer Engineering & Science*, 44(01), 165-175. [王春东, 张卉, 莫秀良, & 杨文军. (2022). 微博情感分析综述. *计算机工程与科学*, 44(1), 165-175.]
- Wang, H., Yan, Z., Chen, X., & Zhang, M. (2021). Research on topic mining and emotion analysis for MOOCs course review. *Journal of Open Learning*, 26(4), 16-23. [王洪鑫, 闫志明, 陈效玉, & 张铭锐. (2021). 面向 MOOC 课程评论的主题挖掘与情感分析研究. *开放学习研究*, 26(4), 16-23.]
- Xie, M., & Chen, W. J. (2021). Knowledge graph of MOOC research in China: Analysis of hotspots, current situation, and trends — An CiteSpace-based analysis. *Journal of Southwest University for Nationalities (Humanities and Social Sciences Edition)*, 42(1), 229-235. [谢梅, & 陈文俊. (2021). 中国慕课研究的知识图谱: 热点、现状与趋势分析——基于 CiteSpace 的分析. *西南民族大学学报(人文社会科学版)*, 42(1), 229-235.]

- Xu, P., Luo, Z., & Huang, X. (2022). Research on sentiment analysis of product reviews based on Bert-BiLSTM. *Intelligent Computer and Applications*, 12(11), 186-191. [徐鹏, 罗梓汛, & 黄昕凯. (2022). 基于 Bert-BiLSTM 的商品评论情感分析研究. *智能计算机与应用*, 12(11), 186-191.]
- Xu, J., & Ma R. (2023). The technological transformation of international Chinese language education under the ChatGPT wave. *Journal of International Chinese Teaching*, 40(2), 41-52. [徐娟, & 马瑞凌. (2023). ChatGPT 浪潮下国际中文教育的技术变革. *国际汉语教学研究*, 40(2), 41-52.]
- Yang, C., & Wu, F. (2022). Research on the t instructional support service framework in the precision teaching and personalized learning scene. *Modern Educational Technology*, 32(1), 111-117. [杨重阳, & 武法提. (2022). 精准教学与个性化学习场景中教学支持服务框架研究. *现代教育技术*, 32(1), 111-117.]
- Yang, L., Wei, Y., Xiao, K., & Wang, W. (2020). Research on personalized learning service mechanism driven by educational big data. *E-Education Research*, 41(9), 68-74. [杨丽娜, 魏永红, 肖克曦, & 王维花. (2020). 教育大数据驱动的个性化学习服务机制研究. *电化教育研究*, 41(9), 68-74.]
- Yang, X., Mi, Q., Zhang, Y., & Zheng, X. (2022). The new development of teaching in accordance with aptitude in the era of data intelligence: Key characteristics, practical challenges and future trends. *Modern Educational Technology*, 32(5), 5-13. [杨现民, 米桥伟, 张瑶, & 郑旭东. (2022). 数据智能时代因材施教的新发展: 主要特征、现实挑战与未来趋势. *现代教育技术*, 32(5), 5-13.]
- Ye, X., Mao, X., Xia, J., & Wang, B. (2019). Research on the improvement of text classification TF-IDF algorithm. *Computer Engineering and Applications*, 55(2), 104-109+161. [叶雪梅, 毛雪岷, 夏锦春, & 王波. (2019). 文本分类 TF-IDF 算法的改进研究. *计算机工程与应用*, 55(2), 104-109+161.]
- Yu, M., He, W., Zhou, X., Cui, M., Wu, K., & Zhou, W. (2022). Review of recommendation system. *Journal of Computer Applications*, 42(6), 1898-1913. [于蒙, 何文涛, 周绪川, 崔梦天, 吴克奇, & 周文杰. (2022). 推荐系统综述. *计算机应用*, 42(6), 1898-1913.]
- Yu, S., & Li, X. (2019). The study on architecture and application model about regional education big data. *China Educational Technology*, 1, 18-27. [余胜泉, & 李晓庆. (2019). 区域性教育大数据总体架构与应用模型. *中国电化教育*, 1, 18-27.]
- Yue, J., & Chen, Y. (2017). Remote learner modeling and personalized learning application based on big data analysis. *Chinese Journal of Distance Education*, 7, 34-39. [岳俊芳, & 陈逸. (2017). 基于大数据分析的远程学习者建模与个性化学习应用. *中国远程教育*, 7, 34-39.]
- Zhang, X., & Duan, Y. (2020). MOOC quality evaluation based on learners' online review texts—Taking the online review texts from the “China University MOOC” website as an example. *Modern Educational Technology*, 30(9), 56-63. [张新香, & 段燕红. (2020). 基于学习者在线评论文本的 MOOC 质量评判——以“中国大学 MOOC”网的在线评论文本为例. *现代教育技术*, 30(9), 56-63.]
- Zheng, Y. (2022). Construction and application of the Chinese-language teaching-related research database in the era of big data. *Journal of Yunnan Normal University (Teaching & Studying Chinese as a Foreign Language Edition)*, 20(6), 40-48.

- [郑艳群. (2022). 论大数据时代汉语教学研究数据库建设与应用. *云南师范大学学报(对外汉语教学与研究版)*, 20(6), 40-48.]
- Zheng, Y., & Yang, S. (2023). Research status, direction, reflection and prospect of MOOC in China. *Chinese Journal of ICT in Education*, 29(4), 26-34. [郑永和, 杨淑豪, & 王晶莹. (2023). 中国慕课研究现状、方向领域与反思展望. *中国教育信息化*, 29(4), 26-34.]
- Zhu, J., & Huang, C. (2022). *Smart education technology and application*, Tsinghua University Press. [朱佳, & 黄昌勤. (2022). *智慧教育技术与应用*. 清华大学出版社.]