

基于深度学习的体育慕课教学诊断与优化

闫丽敏^{a,b}, 张丽^a, 韩改玲^{a,b}

(河南师范大学 a.体育学院; b.中原体育文化传承与发展中心, 河南 新乡 453007)

摘要:教育数字化转型与全民学习型社会建设深入推进,为体育在线课程的智慧化发展提供了重要契机.运用文本挖掘法、案例分析法等研究方法,从学习者视角切入,对中国大学慕课平台185门体育慕课课程的学习者评论数据进行了深入挖掘,探讨卷积神经网络-循环神经网络混合模型进行情感分析,聚焦负向评论进行教学诊断;构建潜在狄利克雷分布主题分析模型,精准拆解问题剖析致因;提出针对性解决方案并明确各路径的解决成效.研究发现体育慕课核心短板与教学痛点:1)课程设置与学习者需求错位;2)课程分类与检索粗放;3)课程内容静态化与窄化;4)教学与考核机制脱节;5)反馈支持体系不完善.因此,提出基于情感主题分析的教学表达与呈现优化;基于主题与情感标签的课程内容智能适配;融合具身认知的实践教学环节创设;基于多模态数据的个性化学习支持与情感干预.

关键词:体育慕课;学习者评论;文本挖掘;教学诊断;精准优化;卷积神经网络;循环神经网络;潜在狄利克雷分布

中图分类号:G807.4

文献标志码:A

文章编号:1000-2367(2026)05-0083-07

随着《教育强国建设规划纲要(2024—2035)》的颁布,全民终身学习理念在我国已从理论探讨阶段迈向系统化实施阶段.截至2024-12,全国建成各类在线课程平台30余个,上线慕课超过9.7万门,学习人数达13.9亿人次.我国慕课数量和学习人数均居世界第一^[1].2025-08国务院颁布的《关于深入实施“人工智能+”行动的意见》提出加快实施“人工智能+”民生福祉,创造更加智能的工作方式,推行更富有成效的学习方式,打造更有品质的美好生活^[2].体育慕课是体育专业学习者、体育爱好者的资源库.目前我国体育类慕课的开发与应用虽已进入成熟阶段,但也暴露出诸如课程设计互动性不足、内容安排个性化欠缺、实践环节支持薄弱、学习黏性不足及反馈机制缺失等问题.前期学界过多聚焦于课程开发及应用推广方面,而有关课程实施周期后系统性、针对性的优化实证研究涉及较少.有学者认为学习者视角对慕课课程的评价内容能够很好地反映出课程质量及学习体验,尤其是负性课程评价具有更高的可信度^[3].因此本研究聚焦体育慕课学习者评论的非结构化数据分析,基于卷积神经网络-循环神经网络(CNN-RNN)混合模型情感分析及潜在狄利克雷分布(latent Dirichlet allocation, LDA)主题模型构建及挖掘,探讨体育慕课教学课程设计存在的问题与挑战,提出针对性解决方案并明确优化路径,为体育慕课教学团队提供课程设计新思路,加快体育智慧课程建设步伐,有效提升全民体育学习公共服务质量.

1 研究对象与方法

1.1 研究对象

以体育慕课教学诊断与优化路径为研究对象.研究筛选“中国大学MOOC”网站“教育教学”栏目中“体育

收稿日期:2026-02-08;修回日期:2026-03-11.

基金项目:国家社会科学基金(24BTY081).

作者简介(通信作者):闫丽敏(1978—),女,河南新乡人,河南师范大学副教授,研究方向为体育教学理论与实践, E-mail: yangwr729@126.com.

引用本文:闫丽敏,张丽,韩改玲.基于深度学习的体育慕课教学诊断与优化[J].河南师范大学学报(自然科学版),2026, 54(5):83-89. (Yan Limin, Zhang Li, Han Gailing. An approach to instructional diagnosis and optimization of sports MOOCs based on deep learning[J]. Journal of Henan Normal University(Natural Science Edition), 2026, 54(5):83-89. DOI:10.16366/j.cnki.1000-2367.2026.02.08.0001.)

教育”模块正式上线的 185 门体育慕课为研究样本(截至 2025-09-01),依据课程教学内容及专家访谈建议,将 185 门体育慕课区分为理论类 68 门、实践类 32 门和理论实践一体类 85 门,作为爬取信息数据的调查对象.

1.2 主要研究方法

1.2.1 文本挖掘法

通常文本挖掘相较于传统文本分析方法,其优势在于客观系统性较强且易操作,可大批量处理和挖掘文本内在信息.本研究应用 Python 语言作为本次文本挖掘的工具,通过一系列 Python 语言对采集到体育类慕课评论文本进行 CNN-RNN 情感分析及 LDA 主题模型构建,从而对体育慕课进行教学诊断剖析教学痛点,为课程优化提供双重视角的实证依据.选用第三方网络爬虫工具软件八爪鱼采集器 V8.0 作为采集课程评论文本数据的工具,对 185 门体育慕课的评论信息进行数据采集,课程开设时间范围为 2018-02-01 至正式上线,抓取记录包括用户 ID、评论内容、评论时间、评论点赞数等字段,共计 121 678 条记录.经过数据预处理最后形成体育慕课原始课程评论文本语料库,共计 43 596 条评论文本,包括理论课评论文本 11 029 条,实践课评论文本 5 459 条,理论实践一体课评论文本 27 108 条,为后续研究提供了精准的数据保障与支撑.

1.2.2 案例分析法

根据研究目的与任务,结合课程内容与课程评分,选取体育慕课《体操(健美操、啦啦队)》为优秀典型课程案例,选取 3 门体育慕课《体育与健康》《24 式太极拳》《体育舞蹈之拉丁舞》为评分较低课程案例(附录表 S1和附录表 S2),通过多次全过程参与学习,针对课程内容、设置、教学、考核及反馈等全方面深入观摩,获取一手资料,归纳优秀典型课程案例的优势特征,剖析评分较低课程的教学痛点,与文本挖掘所获取的数据相互验证补充.

2 研究设计

根据研究目的与任务,研究设计分为 4 个序列步骤(图 1).第一,数据的采集、挖掘及预处理.通过计算机网络采集器收集体育类慕课课程评论文本,并进行数据清洗、去重、去短文本、去停用词以及同义词替换等预处理,初步构建课程评论文本语料库^[4].第二,通过 CNN-RNN 混合模型构建对课程评论文本语料进行情感分析,获取基于学习者评论的总体语料库从而构建正性、负性课程评论语料库.第三,针对负性课程评论语料库进行 LDA 主题挖掘,进行教学诊断发现教学痛点并剖析致因,并使用 LDAvis 包对主题模型进行可视化交互验证.第四,结合学习与观摩体育慕课的优秀课程案例、低分课程案例分析,与文本挖掘的数据分析形成相互验证,提出体育慕课教学与优化路径.

2.1 数据挖掘及预处理

在线课程中学习者产生的学习数据包括结构化数据和非结构化数据,学习者的课程评论属于非结构化数据,我们选用了文本挖掘^[5-7]第三方网络爬虫工具.通过爬虫可以获取到非常丰富的文本数据,但原始评论文本数据质量参差不齐,其中存在大量无关词汇、表情符号、数字等大量无效评论.为保证后续数据的可靠准确性,需要对原始数据进行预处理操作.1)数据清洗就是将评论文本与课程无关的去除;2)去重就是删除相同评论文本仅保留一条;3)去短评论,去除评论文本中字符过少且信息容量低的过短文本;4)去停用词,去除评论文本中提及率高却不具有实际意义的词语,去除干扰信息从而更准确表达数据内容;5)同义词替换将评论中一些不同用词指向都是同一物体的词句进行统一词语的替换.此外,在进行数据清洗之后,去重等后续步骤前,需要对课程评论文本进行评论分词,将评论文本划分为有意义的词汇单元,便于后续文本词频统计和文本特征提取,从而有效识别关键主题词,以此构建体育类慕课课程评论文本的原始语料库,并确保后续词云分析、情感分析以及主题挖掘的精确性和有效性.

2.2 情感分析

情感分析广泛应用于舆论分析和内容推荐等方面,又称之为情感挖掘或情感计算^[8].经过筛选,研究采用基于深度学习技术的情感分析,通过神经网络自动学习文本特征,将文本映射到低维向量空间进行语义表示.这种方法能够有效利用上下文信息,保留词序特征,从而更准确地捕捉语义关联.在具体应用中,CNN、

RNN 及其变体长短期记忆网络(LSTM)等模型在情感分类任务中表现出色.为克服手工构建词典的主观性和传统机器学习对标注数据的依赖性,本研究采用 CNN 结合 RNN 的混合神经网络架构,对体育慕课评论文本进行情感分析模型训练与分类,进而实现精准的情感倾向判定.

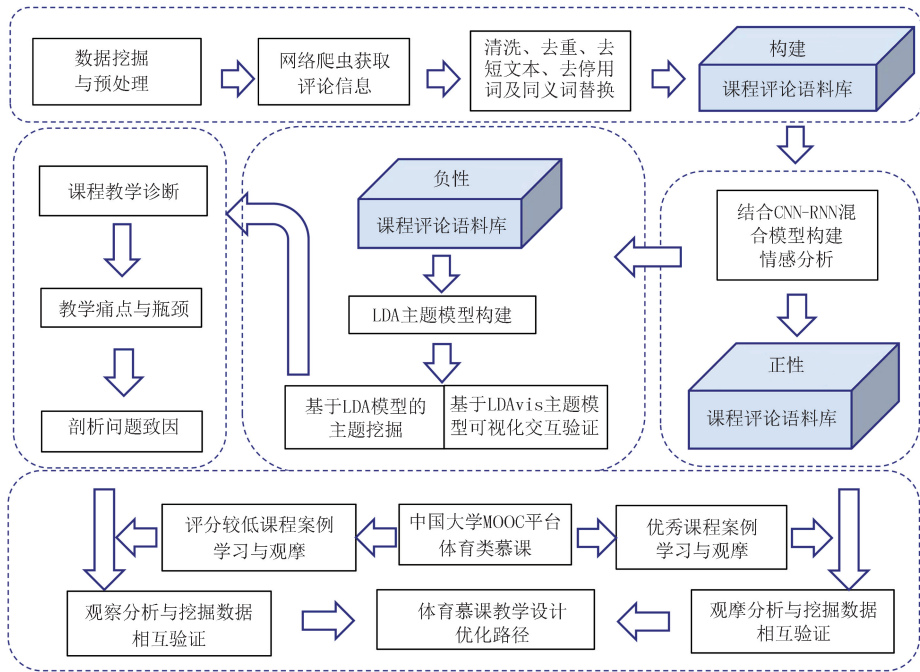


图1 体育慕课教学诊断与优化研究设计图

Fig.1 Research design of teaching diagnosis and optimization for sports MOOCs

2.3 LDA 主题模型构建与分析

研究采用预处理后的数据集构建 LDA 模型(附录图 S1).LDA 主题模型是文本集合的生成概率模型.该模型主要通过计算每篇文档主题的概率分布来推测文档主题的分布,根据文档主题的分布结果进行文本分类以及主题聚类^[9].LDA 模型完整生成过程为:针对数据集内 M 篇文档,以超参数 β 为主题-词汇先验分布,采样生成 K 个潜在主题对应的词汇分布 φ ;以超参数 α 为文档-主题先验分布,采样得到每篇文档的主题分布 θ .针对单篇包含 N 个词汇的文档,基于文档主题分布 θ 进行 N 次独立采样,逐一生成每个词汇对应的隐主题 Z ,再根据隐主题 Z 匹配对应的主题词汇分布 φ ,最终采样生成观测词汇 W ,依次完成数据集内所有 M 篇文本的生成过程.

LDA 主题模型抽取的效果与潜在主题数量密切相关,通常采用困惑度(perplexity)和主题一致性(coherence)来确定最优主题数^[10].其中,困惑度作为 LDA 主题模型的常见评估指标,反映了模型在特定主题数量和词汇表条件下的预测能力^[11].该指标通过衡量模型对新数据的拟合程度来评估其预测性能,其数值越低表明模型的泛化能力越强.因此,困惑度曲线的最低点或拐点对应的即为最优主题数.本研究主要依据一致性指标的计算结果来确定 LDA 模型的主题数量,以此来作为主题提取的重要信息,进行课程评论文本主题挖掘和分析.

3 研究结果与分析

3.1 基于 CNN-RNN 混合模型体育慕课学习者评论的情感分析

研究随机选择理论实践一体类体育慕课总评论数量的 60% 作为模型训练数据来验证 CNN-RNN 混合模型的准确性(流程图和程序见附录图 S2),通过调用百度 AI 情感分析 API 对课程评论文本进行情感分类(流程图和程序见附录图 S3).百度 AI 情感分析系统依托深度学习与自然语言处理技术构建情感分类模型.

研究采用 CNN-RNN 混合模型将文本情感划分为负性、中性和正性,并用 0、1、2 分别进行标签化表示.具体来说,就是 CNN 模块负责提取文本的特征提取,然后将这些特征序列输入 RNN,CNN 负责提取局部特

征,后者负责捕捉上下文信息和建模序列关系,最终完成文本情感分析.模型性能可通过准确率(Precision)、召回率(Recall)和 F (F-score) 进行评估,模型的相关指标(附录表 S3)说明该模型在文本情感分析任务中具有较好的性能.

基于 CNN-RNN 混合模型进行课程评论文本语料库的情感分析.理论类体育慕课正性评论 9 940 条,中性评论 82 条,负性评论 1 007 条;实践类体育慕课正性评论 5 145 条,中性评论 22 条,负性评论 292 条;理论实践一体类体育慕课正性评论 25 997 条,中性评论 93 条,负性评论 1 018 条.因此,构建体育类慕课正性评论语料库,评论文本总计 41 082 条;构建体育类慕课负性评论语料库,评论文本总计 2 317 条.从整体数据分布来看,课程正性评论数量显著高于负性评论,可见学习者对课程学习的整体满意度较高,也从侧面印证了体育慕课课程开设及应用的质量认可.理论类体育慕课中负性评论比例相对较高,理论与实践一体类比例次之.

3.2 基于 LDA 模型构建的体育慕课学习者负性评论的主题挖掘

3.2.1 理论类体育慕课负性评论的 LDA 主题分析

理论类体育慕课消极情感评论主题模型,仍然使用 Python 中的 matplotlib 库 LDA 主题数寻优的过程实现可视化(附录图 S4).随着主题数量增加,困惑度总体呈下降趋势,一致性总体呈上升趋势,困惑度有 7 和 10 两个转折高点,暂不能确定最优主题数量.进一步使用 LDAvis 包对主题模型进行交互式可视化(附录图 S5), λ 参数设置为 1.4 个主题气泡面积相差不大,说明理论类体育慕课负性情感评论中各个主题在所有语料库中所占比例相差无几,另外可以看到 4 个气泡分布均匀,4 个主题间的评论文本气泡未存在交集的部分,验证模型较准确.结合 LDA 可视化,发现在主题数量为 4 时主题间的分布结果较好,故主题数量选择为 4 个.

通过训练 LDA 模型获得理论类体育慕课负性情感评论文本的主题分布及关键词权重,权重越大对主题描述的贡献也就越大.将分析结果导入 LDAvis 可视化工具中,选取各主题中具有显著特征且出现频次较高的词汇作为该主题的主题词,同时过滤掉部分非描述性词项,主题的命名与解释参考了现有慕课评论研究的相关成果,并结合主题模型的分类结果进行综合判定,最终确定的主题及核心主题词(附录表 S4).1)主题一课程设置方面,“没有、显示、看完、进度”等高频权重词语位于前列,显示学习者对课程设置存在问题比较突出,诸如在学习某课程视频后,未能及时更新进度,导致学习者无法精准区分已学习和未学习的课程内容,进而影响对体育理论知识的持续学习.2)主题二课程考核方面,“考试、题目、提交、答案”等高频权重词语位于前列,显示学习者对课程考核存在担忧,诸如学习者在进行考试时,如果考试题目难度过大,会使学习者丧失自信心,挫伤学生的学习积极性,影响考试分数以及后续证书的申请,不利于学习者持续学习.3)主题三课程教学方面,“老师、学生、内容、念 PPT”等高频权重词语位于前列,显示学习者对课程教学的不认可不满意.诸如理论类体育慕课主要以理论知识为主,视频授课易陷于满堂灌、填鸭式等枯燥的上课形式,缺乏师生间的实时互动,学习者难以进入“沉浸式”的学习情境,容易产生无聊乏味的心理;知识传递机械化,将使学习者丧失学习的欲望,难以适应体育理论学习的具身认知需求.4)主题四课程反馈方面,“证书、没有、更新、提醒”等高频权重词语位于前列,显示学习者对课程考核的重视与疑虑.诸如部分学习者可能是社会人士自愿参与课程学习,工作生活时间比较紧张,而慕课考试及证书申请通常有特定的时间段限制,但系统缺乏动态提醒,学习者错过证书申请的时间和考试时间,导致学习者因时间管理失效而被动弃权.

3.2.2 实践类体育慕课负性评论的 LDA 主题分析

对实践类体育慕课积极情感评论文本进行分析,在分析主题模型中使用 Python 中的 matplotlib 库 LDA 主题数寻优的过程实现可视化(附录图 S6).随着主题数量增加,困惑度总体呈下降趋势,困惑度有 3 和 9 两个转折高点,暂不能确定最优主题数量.进一步使用 LDAvis 包对主题模型进行交互式可视化(附录图 S7), λ 参数设置为 1,可以看出 2 个主题气泡面积相差不大,说明实践类体育慕课消极情感评价中各个主题在所有语料库中所占比例相差无几,另外可以看到主题 1 与主题 2 的气泡分布均匀,两主题间的评论文本未在交集的部分,表明主题数为 2 时 LDA 模型较准确.

如附录表 S5 所示:1)主题一课程教学方面,“视频、讲解、动作、老师”等高频权重词语位于前列,显示学习者对实践类体育慕课更加担心课程教学问题,诸如教师对内容的讲解、重点难点问题的剖析、讲解的思路清晰等,同时示范者的动作标准度和视频清晰度存在问题过多,都会直接伤害学习者学习情绪从而引起学习者反感.2)主题二课程考核方面,“证书、考试、事件、作业”等高频权重词语位于前列,显示学习者对实践类体

育慕课同样担心课程考核问题,诸如错过申请证书和考试截止时间等问题,课程考试难度大且不合格率过大等问题,都会导致学习者学习积极性下降及学习黏性流失。

3.2.3 理论实践一体类体育慕课负性评论的 LDA 主题分析

在分析理论实践一体类体育慕课消极情感评论主题模型中使用 Python 中的 matplotlib 库 LDA 主题数寻优的过程实现可视化(附录图 S8)。随着主题数量增加,困惑度总体呈下降趋势,一致性总体呈上升趋势,最优主题数量为 2 时达到峰值。暂不能确定最优主题数量。进一步使用 LDAvis 包对主题模型进行交互式可视化(λ 参数设置为 1, 附录图 S9)。4 个主题气泡面积相差不大,说明理论实践一体类体育慕课消极情感评价中各个主题在所有语料库中所占比例相差不大,另外可以看到 4 个主题气泡分布均匀,4 个主题间的评论文本未在交集的部分,验证模型较准确。结合 LDA 可视化,在主题数量为 4 个时主题间的分布结果较好,故主题数量选择为 4 个。如附录表 S6 所示:1)主题一课程设置方面,“内容、显示、没有、视频”等高频权重词语位于前列,显示学习者对课程设置的智能化动态性更新问题要求迫切,诸如部分课程设置不能动态更新“已学/未学”课程状态,使学习者被迫依赖手动记忆。大多课程以学生的学期末为课程关闭时间,导致自主课程学习者还未学习完,课程就已经关闭了,打乱了学习者的学习计划进而流失学习生源。2)主题二课程考核方面,“教学、作业、考试、答案”等高频权重词语位于前列,显示学习者对课程考核存在较高期待,期望通过合理评价方式来检验学习成果,尤其是理论实践一体类体育慕课,只偏重与理论知识考核,而缺乏技术技能展示占比等,将会削弱学习者理论联系实践具身性体验。3)主题三课程内容方面,“视频、课时、更新、进度”等高频权重词语位于前列,显示学习者对课程内容时效性及课程资源更新速度提出疑虑,诸如学习者对课程内容知识的时效性及可信度产生质疑,便会引起学习动机衰退导致学习行为失败。4)主题四课程反馈方面,“没有、浪费时间、提醒、截止时间”等高频权重词语位于前列,显示部分学习者对课程反馈提出担忧,诸如课程反馈机制的不足,由于课程安排的截止或提醒未能及时通知到学习者,导致学习成效下降和学习结业的不通过,将导致学习者学习意愿的降低,消解学习韧性。

3.3 基于 LDA 主题挖掘的体育慕课教学诊断与痛点剖析

通过对比分析 3 类体育慕课 LDA 模型主题挖掘的结果发现,实践类体育慕课暴露了在课程教学与课程考核方面的短板,而理论类和理论实践一体类体育慕课较为相似暴露了多个方面的不足与薄弱点,主要聚焦在课程教学、课程考核、课程设置、课程内容及课程反馈等方面。上述 5 个方面找到问题的共性特点,问题背后深层次的成因(附录表 S7)。综上体育慕课的教学痛点可归纳为:1)课程设置与学习者需求错位,需求感知机制缺失;2)课程分类与检索粗放,学习路径指引不畅通;3)课程内容静态化与窄化,内容更新滞后于体育领域知识技能迭代速度;4)教学与考核机制脱节,缺乏贴合体育技能特点的针对性评估体系;5)反馈支持体系不完善,无法精准回应学习者个性化学习诉求。

3.4 基于数据驱动的体育慕课教学优化路径

3.4.1 基于情感主题分析的教学表达与呈现优化

通过文本挖掘,针对线上教学表达与示范方面引起的学习者困惑负向情绪,可利用多模态技术手段,精准优化教学表达与呈现方式,提升学习临场感受。第一,优化语言表达的情感感染力。针对 LDA 主题分析中频繁提及的“互动少”“讲解枯燥”等高频反馈点,设计情感化话术,构建教师语言风格资料库。同时,利用借助语音合成功能,为课程配置多种语调风格的配音资源,提升听觉层面的亲和力。第二,强化动作示范的视觉精准度。在技能类课程中,针对学习者对“动作细节”“发力部位”等高困惑反馈点,可通过视频录制利用 AI 生成标准化动作模型,结合多角度分解示范与关键帧定格技术,将隐性技巧显性化。同时,依据学习者在特定动作节点的回放行为数据,运用景别切换(如特写发力点、慢放衔接处)强化关键信息呈现,帮助学习者建立清晰的动作表象。第三,以数字化手段丰富情境创设。针对学习者普遍期待的“实战场景”“真实案例”,可将 AR 展示与 3D 交互模型等融入课程开发。例如,在技能练习中引入实时动作比对,通过沉浸式体验降低理解难度,从根源上化解因“看不懂”而产生的负面情绪。

3.4.2 基于主题与情感标签的课程内容智能适配

通过 LDA 主题建模挖掘,针对线上教学理论与实践脱节等供需错位所引发的学习者负性情感倾向问题,可建立数据驱动的课程内容标签体系与智能适配路径。第一,建立课程内容的多维标签体系。将 LDA 提

取的主题模块(如“篮球战术”“运动损伤康复”),与教学大纲、学科前沿进展相结合对课程单元进行多维度标注,涵盖难度阶梯、应用场景、理论基础、技术要点等,形成可供检索与匹配的课程资源库.第二,推动学习者需求与课程内容的精准对接.借助文本语义分析技术,提取学习者在论坛、问卷中表达的关注点,与课程标签进行匹配.第三,以话题追踪驱动课程内容更新.定期对课程讨论区进行 LDA 主题追踪分析,观察学习者关注热点的变化,将最新的赛事数据、训练方法、典型案例,通过微课、图文更新等形式快速补充到现有课程中,保持课程内容的时效性与前沿性.

3.4.3 融合具身认知的实践教学环节创设

通过 LDA 主题建模挖掘,针对学习者实践类课程中因缺乏有效练习反馈而产生的焦虑情绪问题,可以强化在线课程的具身认知设计与实践环节.第一,设计分阶递进的虚拟练习任务.将学习者普遍反映难度较高的知识点,转化为由浅入深的虚拟仿真任务.从简单的战术板推演到复杂的情境决策模拟,让学习者在“动手”过程中加深理解.第二,建立基于情感反馈的纠错指导环节.在动作技能学习模块,利用动作捕捉技术采集学习者数据,当 CNN-RNN 情感分析模型检测到学习者在练习某动作(如“投篮出手”)后普遍产生“挫败感”时,系统将自动识别常见偏差,比对标准动作模型,并通过可视化标记(如轨迹提亮)或语音提示,生成针对性的改进建议,使纠错反馈及时呈现.第三,创设主题导向的线上实践社群.依据 LDA 分析识别出的学习者共同兴趣主题,在平台内智能组建线上学习小组,鼓励学习者分享自己的练习视频,结合同伴互评与定期专家答疑,将个人练习转化为群体反思,在社交互动中消除学习的孤独感,提升持续练习的动力.

3.4.4 基于多模态数据的个性化学习支持与情感干预

通过 LDA 主题建模挖掘,针对线上教学监控反馈滞后问题,可以整合学习行为数据,构建主动感知的学习支持系统,及时回应学习者诉求.第一,建立多维动态的学习者画像.融合学习进度、作业成绩等行为数据,形成包含“认知水平、技能状态、情感倾向、兴趣主题”的 4 维学习者综合画像.第二,开发情感感知的自适应学习路径.基于学习者画像,特别是情感识别结果,动态调整学习内容的难度与推送顺序.当系统检测到学习者在某个知识点持续表现出负性情绪焦虑时,可适度降低后续任务难度,或推送更具基础生动的讲解视频;当检测到学习者兴趣高涨时,则推荐拓展性更强的进阶内容,使学习节奏更贴合个性化状态.第三,建立情绪预警与主动干预机制.设定情感阈值,当论坛讨论或课后反馈中出现高频负面表达(如“太难了”“想放弃”)时,系统向教师端发送提示,教师可据此及时介入,通过私信沟通或开设专题答疑,在问题发酵前提供人工干预支持和疏导.同时,持续优化跨多终端学习体验,确保数据采集的连贯性与学习进程的平滑衔接.

4 结语

伴随着全面终身体育学习服务公共水平的提升,数字化教育为体育在线课程的智慧化、个性化转型提供了多元选择与多种尝试,从学习者评论视角出发,将文本挖掘、情感计算等技术与在线教育场景深度融合,通过诊断教学优势与短板,为实现从“经验主导”到“数据赋能”的教学策略转变提供有力支持.研究提出以数据驱动视角的教学表达与呈现优化、课程内容智能适配、实践教学环节创设以及个性化学习支持与情感干预,推动了体育慕课教学优化从经验主导向数据驱动、从单一维度向多模态融合、从普适建议向精准干预的范式转变,进而构建一个更具适应性、互动性和支持性的体育在线学习场域,真正满足学习者个性化、深层次的学习需求.今后,体育在线课程的精准优化仍面临数据整合深度、技术应用效度与教师数字素养提升等多重挑战.后续研究可尝试结合深度学习模型提升文本的分析厚度,进一步细分不同体育项目课程的特点差异,在多源数据融合、情感深度分析等方面继续深化,真实推动体育在线课程的数字化转型,助力体育在线教育智慧化、生态化发展模式的深度探索.

附录见电子版(DOI:10.16366/j.cnki.1000-2367.2026.02.08.0001).

参 考 文 献

[1] 教育部:慕课超过 9.7 万门,学习人数达 13.9 亿人次,我国慕课数量和学习人数均居世界第一[R/OL].(2024-12-16)[2025-03-11].http://www.moe.gov.cn/jyb_xwfb/s5147/202412/t20241217_1167307.html.

[2] 国务院印发《关于深入实施“人工智能+”行动的意见》[R/OL].[2025-08-26].https://www.gov.cn/yaowen/liebiao/202508/content_7037868.htm.

[3] 王锐,王锦萱,罗仙平.学习评论视域下基于 KANO 模型学习实效评价指标体系构建与应用实践[J].黑龙江高教研究,2021,39(10):155-160.

[4] 王丽坤,王宏,陆玉昌.文本挖掘及其关键技术与方法[J].计算机科学,2002,29(12):12-19.
Wang L K,Wang H,Lu Y C.The text mining and its key technigues and methods[J].Computer Science,2002,29(12):12-19.

[5] Mihalcea Rada.The text mining handook: Advanced approaches to analyzing unstructured data[J].Computational Linguistics,2008,34(1):125-127.

[6] Justicia de la Torre C,Sánchez D,Blanco I,et al.Text mining: techniques, applications, and challenges[J].International Journal of Uncertainty, Fuzziness and Knowledge-Based Systems,2018,26(4):553-582.

[7] Kayser V,Blind K.Extending the knowledge base of foresight: The contribution of text mining[J].Technological Forecasting and Social Change,2017,116:208-215.

[8] 王婷,杨文忠.文本情感分析方法研究综述[J].计算机工程与应用,2021,57(12):11-24.
Wang T,Yang W Z.Review of text sentiment analysis methods[J].Computer Engineering and Applications,2021,57(12):11-24.

[9] Blei D M,Ng A Y,Jordan M I.Latent dirichlet allocation[J].Journal of Machine Learning Research,2003,3:993-1022.

[10] 慕方中,田宇阳.基于 BERT 和 LDA 模型的酒店评论文本挖掘[J].计算机应用与软件,2023,40(7):71-76.
Qi F Z,Tian Y Y.Hotel review text mining based on bert and lda model[J].Computer Applications and Software,2023,40(7):71-76.

[11] 张义祥.基于文本挖掘技术的第十四届全运会网络舆情研究[D].西安:西安体育学院,2023:30-35.
Zhang Y X.Research on network public opinion of the 14th national games based on text mining technology[D].Xi'an:Xi'an Physical Education University,2023:30-35.

An approach to instructional diagnosis and optimization of sports MOOCs based on deep learning

Yan Limin^{a,b}, Zhang Li^a, Han Gailing^{a,b}

(a.School of P.E.; b. Zhongyuan Sports Culture Inheritance and Development Research Center,
Henan Normal University, Xinxiang 453007, China)

Abstract: The deepening advancement of educational digital transformation and the construction of a lifelong learning society have provided significant opportunities for the intelligent development of online physical education courses. Employing research methods such as text mining and case analysis, this study adopts a learner-centered perspective, conducting an in-depth mining of learner review data from 185 sports MOOC courses on the Chinese university MOOC platform. It employs a CNN-RNN hybrid model for sentiment analysis, focusing on negative reviews for instructional diagnosis, and constructs an LDA(latent Dirichlet allocation) topic analysis model to accurately deconstruct problems and analyze their causes. Targeted solutions are proposed, along with an evaluation of the effectiveness of each approach. The research identifies shortcomings and teaching challenges in sports MOOCs: 1) misalignment between course design and learner needs; 2) crude course classification and retrieval systems; 3) static and narrow course content; 4) disconnection between teaching and assessment mechanisms; and 5) an inadequate feedback and support system. Accordingly, Optimizing Teaching Expression and Presentation Based on Sentiment-Topic Analysis; Intelligent Adaptation of Course Content Based on Topic and Sentiment Labels; Designing Practical Teaching Segments Integrating Embodied Cognition; Personalized Learning Support and Emotional Intervention Based on Multimodal Data are proposed in the study.

Keywords: sports MOOCs; learner reviews; text mining; teaching diagnosis; targeted optimization; CNN; RNN; LDA

[责任编辑 杨浦 刘洋]

附 录

表 S1 优秀课程案例的基本情况统计表

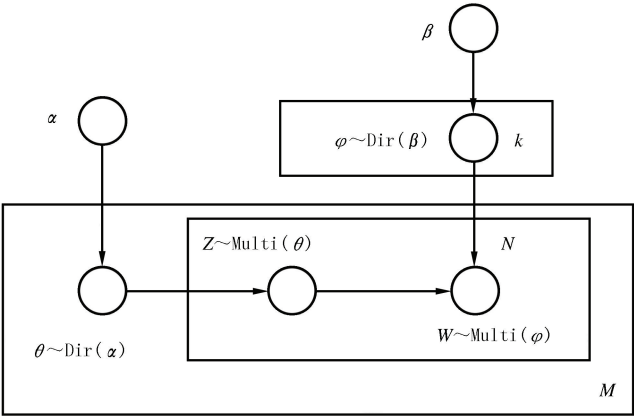
Tab. S1 Basic information of excellent course cases

课程名称	开设院校	授课教师	参与人次	课程类别	课程评分	评论数量	开课次数
体操(健美操、啦啦操)	福建××大学	方××	28 643	理论实践一体课	5.0	1 359	10

表 S2 评分较低课程案例的基本情况统计表

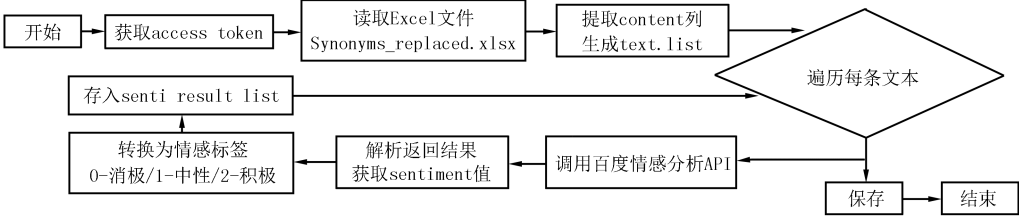
Tab. S2 Basic information of low-scoring course cases

课程名称	开设院校	参与人次	课程类别	课程评分	评论数量	开课次数
《体育与健康》	北京 A 大学	81 625	理论课	4.5	2 776	2
《24 式太极拳》	北京 B 大学	159 917	实践课	4.5	1 418	8
《体育舞蹈之拉丁舞》	浙江 C 大学	17 417	理论实践一体课	4.3	20	9



图S1 LDA主题模型结构图

Fig.S1 Structure of LDA topic model



(a) 流程图

```
import requests
import json
import pandas as pd

def get_access_token():
    """获取百度API的access_token"""
    url = "https://aip.baidubce.com/oauth/2.0/token"
    params = {
        'grant_type':
'client_credentials',
        'client_id':
'ST6pGorRYYmILfTao2DN3vCv',
        'client_secret':
'IP8cMhs2l16C3licQnjoY8cjUeEf5G0t'
    }
    response = requests.post(url,
params=params)
    result = response.json()
    if 'access_token' in result:
        return result['access_token']
    else:
        print("获取token失败:", result)
        return None

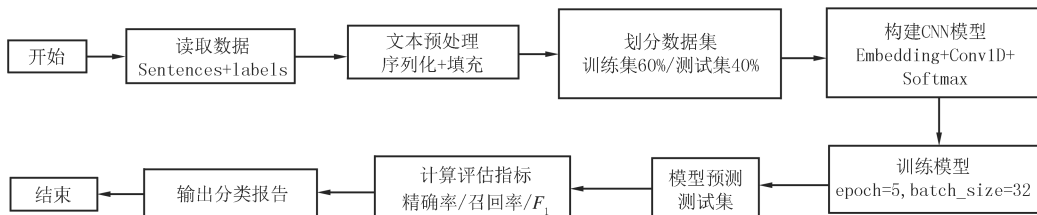
def get_senti(text, access_token):
    """调用百度情感分析API"""
    url = f"https://aip.baidubce.com/rpc/2.0/nlp/v1/sentiment_classify?access_token={access_token}"
    payload = {'text': text}
    headers = {
        'Content-Type':
'application/json',
        'Accept': 'application/json'
    }
    try:
        response = requests.post(url,
headers=headers, json=payload)
        json_data = response.json()
        if 'items' in json_data and len(
json_data['items']) > 0:
            senti_value = json_data[
'items'][0]['sentiment']
            return trans_senti(
senti_value)
        else:
            print("返回数据有误:",
json_data)
            return "未知"
    except Exception as e:
        print(f"请求出错: {e}")
        return "未知"

def trans_senti(value):
    """根据情感值返回情感结果"""
    if value == 0:
        return "消极"
    elif value == 1:
        return "中性"
    elif value == 2:
        return "积极"
    else:
        return "未知"

def main():
    # 1. 获取access_token
    print("正在获取access_token...")
    access_token = get_access_token()
    if not access_token:
        return
    # 2. 读取数据
    print("正在读取Excel文件...")
    df = pd.read_excel(
'synonyms_replaced.xlsx')
    text_list = df['content'].values.
tolist()
    # 3. 循环进行情感分析
    senti_result_list = []
    total = len(text_list)
    for idx, text in enumerate(
text_list):
        print(f"正在处理第 {idx+1}
/{total} 条: {text[:50]}...")
        senti_result = get_senti(text,
access_token)
        senti_result_list.append(
senti_result)
        print(f"分析结果:
{senti_result}\n")
    # 4. 保存结果
    df['情感结果'] = senti_result_list
    df.to_excel('百度API情感分析.xlsx',
index=False)
    print("判定后excel已保存!")
if __name__ == '__main__':
    main()
```

(b) 程序

图S2 CNN-RNN情感分析模型准确性验证
Fig. S2 Accuracy verification of CNN-RNN sentiment analysis mode



(a) 流程图

```

import pandas as pd
import numpy as np
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.metrics import accuracy_score, f1_score,
recall_score, classification_report
from tensorflow.keras.preprocessing.text import Tokenizer
from tensorflow.keras.preprocessing.sequence import
pad_sequences
from tensorflow.keras.models import Model
from tensorflow.keras.layers import Input, Embedding,
Conv1D, GlobalMaxPooling1D, Dense, Dropout
from tensorflow.keras.utils import to_categorical
# 读取数据(假设labels为 0=消极, 1=中性, 2=积极)
df = pd.read_excel('data.xlsx')
texts = df['sentences'].values
labels = df['labels'].values # 0, 1, 2 三个类别
# 数据预处理
max_words = 10000
max_sequence_length = 100
tokenizer = Tokenizer(num_words=max_words)
tokenizer.fit_on_texts(texts)
sequences = tokenizer.texts_to_sequences(texts)
data = pad_sequences(sequences, maxlen=max_sequence_length)
# 将标签转换为one-hot编码(三分类)
num_classes = 3
labels = to_categorical(labels, num_classes=num_classes) #
关键修改1
# 划分数据集
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(data,
labels, test_size=0.4, random_state=42)
# 构建CNN模型(三分类)
embedding_dim = 100
input_layer = Input(shape=(max_sequence_length,))
embedding_layer = Embedding(input_dim=max_words,
output_dim=embedding_dim)(input_layer)
conv_layer = Conv1D(filters=128, kernel_size=5,
activation='relu')(embedding_layer)
pooling_layer = GlobalMaxPooling1D()(conv_layer)
dense_layer = Dense(128, activation='relu')(pooling_layer)
dropout_layer = Dropout(0.5)(dense_layer)

output_layer = Dense(num_classes, activation='softmax')(
dropout_layer) # 关键修改2:3个神经元+softmax
# 编译模型
model = Model(inputs=input_layer, outputs=output_layer)
model.compile(
    loss='categorical_crossentropy', # 关键修改3:多分类损失
    function
    optimizer='adam',
    metrics=['accuracy']
)
# 训练模型
model.fit(X_train, y_train, epochs=5, batch_size=32,
validation_data=(X_test, y_test))
# 预测
y_pred_prob = model.predict(X_test)
y_pred = np.argmax(y_pred_prob, axis=1) # 取概率最大的类别
y_true = np.argmax(y_test, axis=1)
# 计算每个类别的指标
from sklearn.metrics import precision_recall_fscore_support
# 方法1:逐类别输出
precision, recall, f1, support =
precision_recall_fscore_support(
    y_true, y_pred, labels=[0, 1, 2]
)
sentiment_labels = ['消极', '中性', '积极']
for i, label in enumerate(sentiment_labels):
    print(f"\n{label}情感:")
    print(f" 精确率 (Precision): {precision[i]:.4f}")
    print(f" 召回率 (Recall): {recall[i]:.4f}")
    print(f" F1值 (F1-Score): {f1[i]:.4f}")
    print(f" 样本数: {support[i]}")
# 方法2:宏观平均和加权平均
print(f"\n宏观平均 (Macro Avg):")
print(f" 精确率: {precision.mean():.4f}")
print(f" 召回率: {recall.mean():.4f}")
print(f" F1值: {f1.mean():.4f}")
# 方法3:输出完整分类报告
print("\n完整分类报告:")
print(classification_report(y_true, y_pred, target_names=[
    '消极', '中性', '积极']))
  
```

(b) 程序

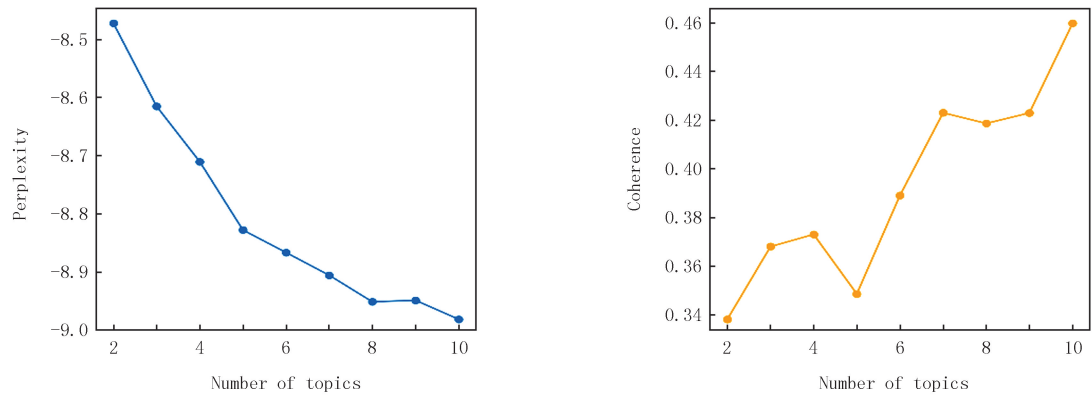
图S3 百度API情感分析流程图

Fig. S3 Flowchart of Baidu API sentiment analysis

表 S3 CNN-RNN 情感分析模型准确程度

Tab. S3 Accuracy of CNN-RNN sentiment analysis model

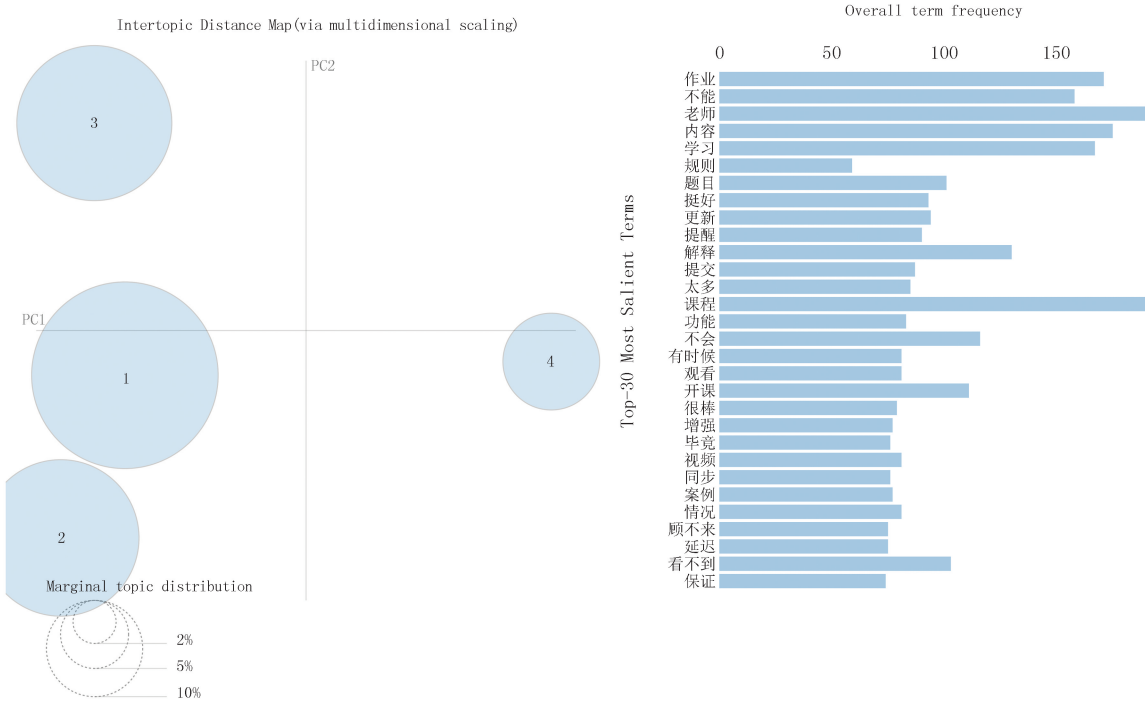
情感倾向	准确率	<i>F</i>	召回率
0(负性情感)	0.95	0.81	0.88
1(中性情感)	0.95	0.73	0.85
2(正性情感)	0.95	0.98	0.98



图S4 理论类体育慕课负性评论文本LDA最优主题数量图

Fig.S4 Optimal number of LDA topics for negative comments on theoretical sports MOOCs

Selected Topic:



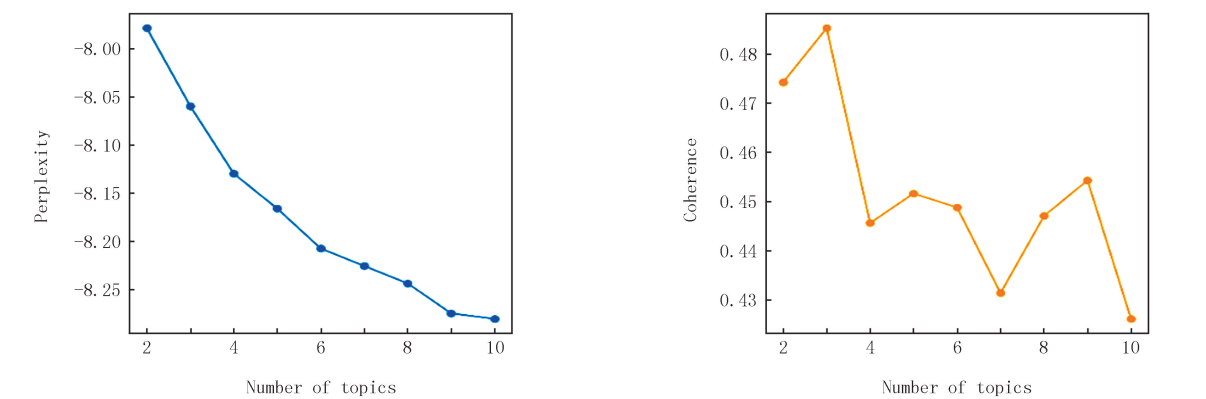
图S5 理论类体育慕课负性评论LDA主题结果可视化图

Fig.S5 Visualization of LDA topic results for negative comments on theoretical sports MOOCs

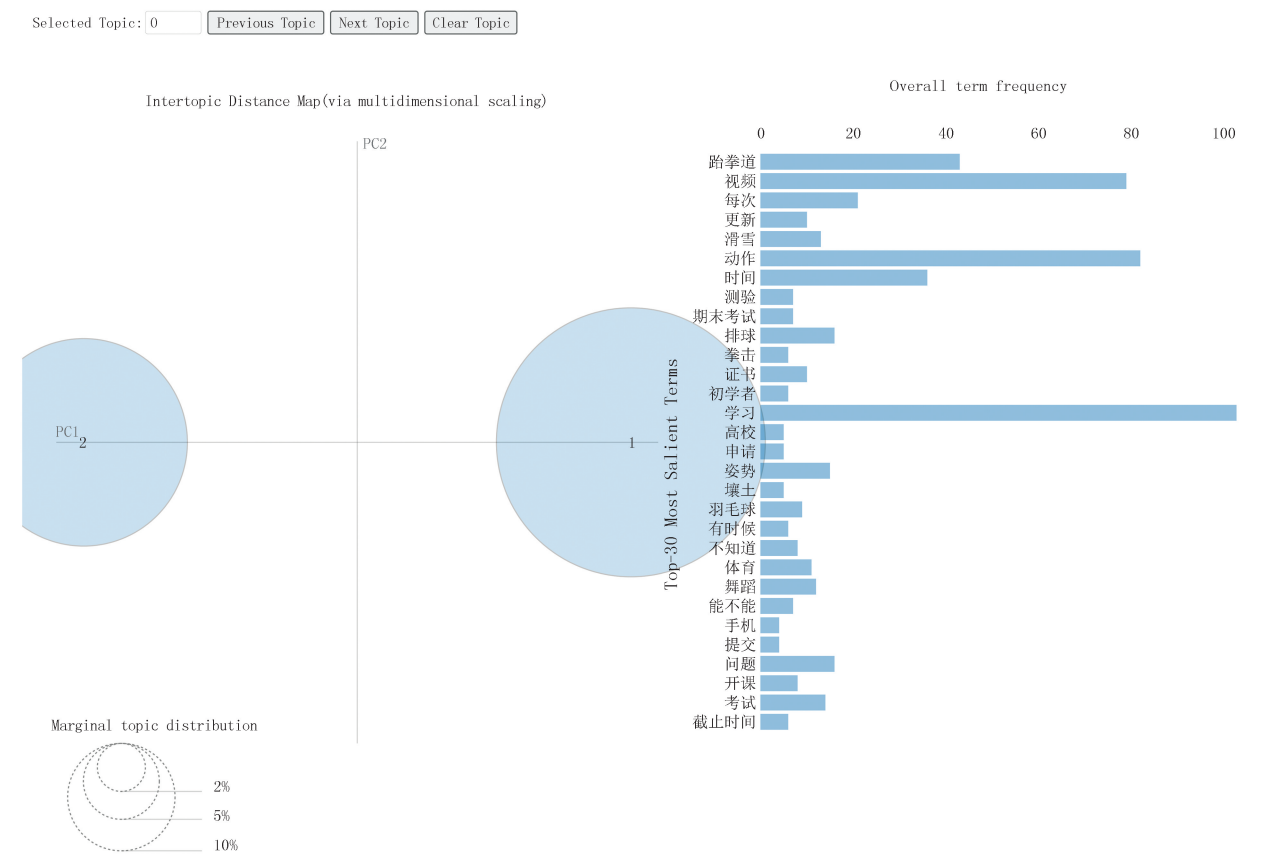
表 S4 理论类体育慕课负性评论 LDA 主题及高频次权重统计表

Tab. S4 Statistics of LDA topics and high-frequency weights of negative comments on theoretical sports MOOCs

主题一	课程设置	主题二	课程考核	主题三	课程教学	主题四	课程反馈
主题词	权重值	主题词	权重值	主题词	权重值	主题词	权重值
没有	0.033	考试	0.044	老师	0.022	证书	0.027
显示	0.023	题目	0.038	学生	0.016	没有	0.024
看完	0.012	提交	0.011	内容	0.012	更新	0.017
进度	0.009	答案	0.010	学习	0.011	提醒	0.016
视频	0.007	时间	0.008	念 PPT	0.009	申请	0.012
形式主义	0.006	作业	0.006	知识	0.008	作业	0.011
课时	0.006	成绩	0.005	讲解	0.007	垃圾	0.009
声音	0.005	不合理	0.005	教学	0.006	太短	0.006
系统	0.005	截止时间	0.005	理解	0.005	错过	0.005
影响	0.004	太难	0.005	理论	0.004	及时	0.005



图S6 实践类体育慕课负性评论文本LDA最优主题数量图
Fig.S6 Optimal number of LDA topics for negative comments on practical sports MOOCs



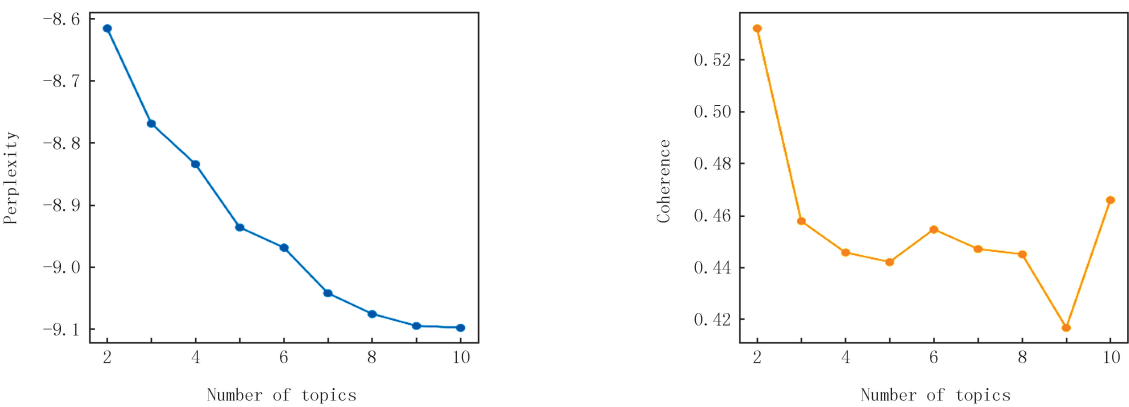
图S7 实践类体育慕课负性评论LDA主题结果可视化图

Fig.S7 Visualization of LDA topic results for negative comments on practical sports MOOCs

表 S5 实践类体育慕课负性评论文本 LDA 主题及高频主题词

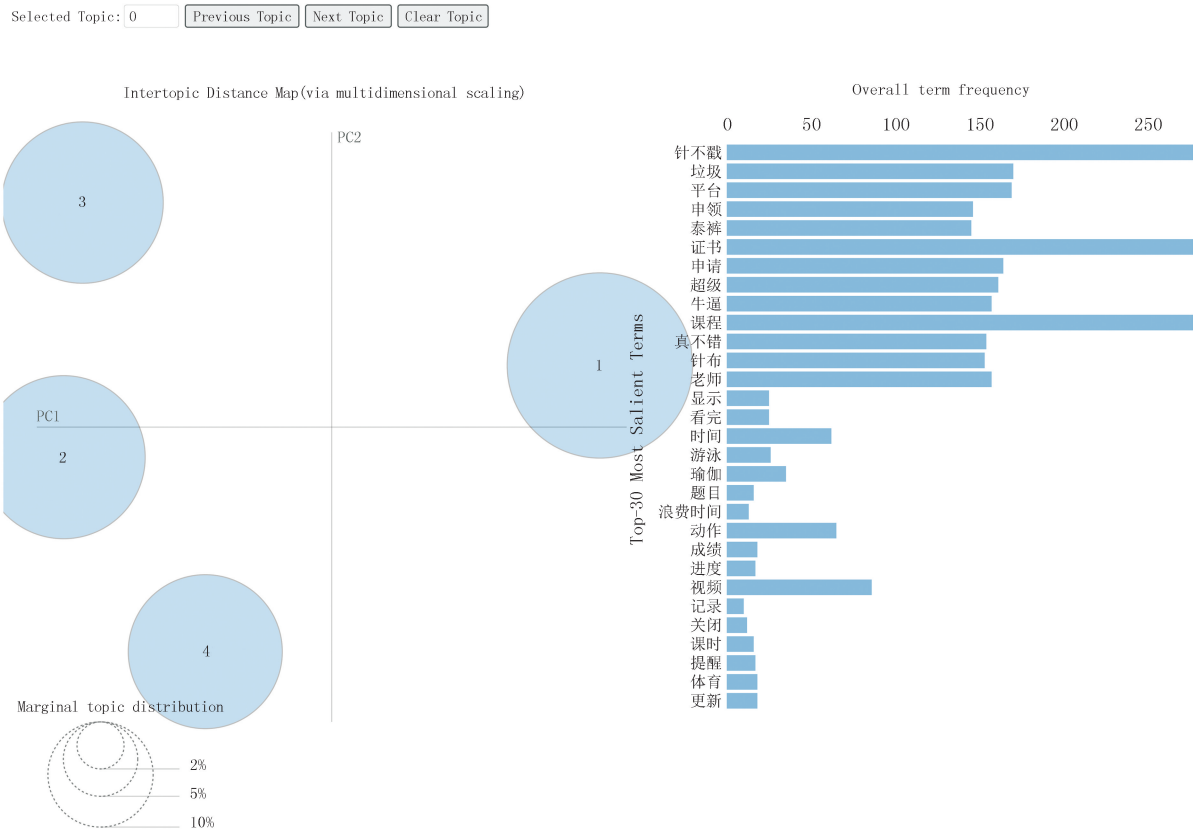
Tab. S5 LDA topics and high-frequency terms of negative comments on practical sports MOOCs

主题二	课程教学	主题词	证书	考试	时间	作业	更新	声音	结课节点	易懂	评价	成绩
		权重值	0.017	0.017	0.017	0.011	0.009	0.009	0.006	0.006	0.005	0.005
主题一	课程考核	主题词	视频	讲解	动作	老师	详细	内容	错误	清晰	理解	不能
		权重值	0.025	0.012	0.012	0.010	0.009	0.007	0.007	0.006	0.005	0.004



图S8 理论实践一体类体育慕课负性评论文本LDA最优主题数量图

Fig.S8 Optimal number of LDA topics for negative comments on integrated theoretical and practical sports MOOCs



图S9 理论实践一体类体育慕课负性评论LDA主题结果可视化图

Fig.S9 Visualization of LDA topic results for negative comments on integrated theoretical and practical sports MOOCs

表 S6 理论实践一体类体育慕课负性评论文本 LDA 主题及高频主题词

Tab. S6 LDA topics and high-frequency terms of negative comments on integrated theoretical and practical sports MOOCs

主题一	课程设置	主题二	课程考核	主题三	课程内容	主题四	课程反馈
主题词	权重值	主题词	权重值	主题词	权重值	主题词	权重值
内容	0.035	教学	0.018	视频	0.025	没有	0.016
显示	0.02	老师	0.016	课时	0.014	浪费时间	0.013
没有	0.017	学习	0.01	老师	0.009	实践	0.011
视频	0.015	内容	0.01	更新	0.008	时间	0.01
看完	0.013	作业	0.009	题目	0.006	不会	0.009
证书	0.012	视频	0.008	进度	0.006	提醒	0.009
学习	0.01	考试	0.007	问题	0.006	理论	0.008
体育	0.008	太短	0.006	学习	0.005	学生	0.007
软件	0.006	答案	0.005	情况	0.005	截止时间	0.007
关闭	0.005	学生	0.005	完成	0.005	问题	0.006

表 S7 基于 LDA 主题挖掘的体育慕课存在的问题及致因

Tab. S7 Problems and causes of sports MOOCs based on LDA topic mining

课程设计维度	问题特点	问题致因
课程教学	线上教学能力薄弱，教学方法单一局限	教师线上教学感染力弱，教学语言规范性不足，专业术语误读影响知识理解准确性。教师过度依赖 PPT 课件，缺乏知识拓展，缺少深入解读和个性化表达，难以激发学生兴趣与深度思考。
课程设置	教学视频呈现不当，设置难度梯度失当	课程学习视频的分阶段展示阻碍学习者建立动作整体性认知，影响成套练习效果。课程难度设置偏高，缺乏分层设计，挫伤初学者学习积极性，降低持续学习动机。
课程内容	视频制作标准缺失，内容编排不合理	体育慕课视频时长标准规范性差，音视频质量参差，课程资源呈现声画干扰，降低观看体验，增加学生认知负荷。教学逻辑断裂，运镜不当关键动作轨迹缺失，阻碍动作模仿与技能认知。
课程考核	评价权重失衡，技术考核机制不完善	体育慕课单元测试占比过高，忽视系统性、综合性评价。易导致“学完即忘”，难以考察知识整合能力，影响考核效度。虽采用“教师主评＋生生互评”模式，但学生评价能力差异大，互评结果易失衡，影响技术技能考核的精准评估。
课程反馈	考核提醒机制缺失，证书获取门槛过高	体育慕课考核时间节点不清晰，影响学习成果认定。慕课平台只提供付费认证证书，有额外附加要求和付费，证书申请门槛变高，降低学习者对课程持续学习的参与意愿，消解学习韧性。