

面向数据隐私与孤岛困境的轻量化联邦学习教学管理 优化方法研究

刘敏, 陆悠, 李泽, 石颀

(苏州科技大学 电子与信息工程学院, 江苏苏州 215000)

摘要: 本研究针对当前高校特别是“双非”院校教学管理中长期存在的数据孤岛、隐私安全与资源约束等核心问题, 以某“双非”大学电子与信息工程学院为实践背景, 提出了一种基于轻量化联邦学习的“教-学-评”闭环教学管理优化方法。通过引入工业级联邦学习框架 FATE, 在保障数据隐私与合规的前提下, 实现了多源异构教学数据的协同建模与价值融合; 结合自然语言处理与多任务神经网络, 构建了覆盖教学质量评估、学业风险预警及资源优化分配等多维应用的智能支持系统。实际院级试点表明, 该系统显著提升了教学管理精细化水平与师生满意度, 验证了轻量化联邦学习在有限资源条件下推动教学管理数字化转型的有效性与可行性, 为同类院校提供了可复制的技术路径与实践参考。

关键词: 联邦学习, 教学管理优化, 数据隐私, 多模态数据融合

Research on Optimization Methods for Lightweight Federated Learning in Teaching Management Addressing Data Privacy and Isolation Challenges

Liu Min, Lu You, Li Ze, Shi Jie

(School of Electronic and Information Engineering, Suzhou University of Science and Technology,
Suzhou 215000, China)

Abstract: This study addresses persistent core challenges in teaching management at higher education institutions, especially “double non-eligible” universities, including data silos, privacy concerns, and resource limitations. Using the School of Electronics and Information Engineering at a “double non-eligible” university as a practical case, we propose an optimized teaching management approach based on lightweight federated learning, establishing a closed-loop “teaching-learning-evaluation” system. By implementing the industrial-grade federated learning framework FATE, we enable collaborative modeling and value integration from multi-source, heterogeneous teaching data while ensuring data privacy and regulatory compliance. Integrating natural language processing and multi-task neural networks, the study develops an intelligent support system for multidimensional applications such as teaching quality assessment, academic risk early warning, and optimized resource allocation. A pilot implementation at the school level demonstrates that the system significantly improves the precision of teaching management and increases satisfaction among both teachers and students. The results validate the effectiveness and feasibility of applying lightweight federated learning to advance the digital transformation of teaching management under constrained resources, offering a replicable technical pathway and practical reference for similar institutions.

Key words: federated learning; teaching management optimization; data privacy; multimodal data fusion

收稿日期: 2026-02-05; 修回日期: 2026-02-08; 在线发表日期: 2026-02-09

资助项目: 2023 年江苏省高等教育教改研究立项课题“基于产教融合共同体的区域电子信息类专业人才培养探索与实践”(2023JSJG326)

第一作者: 刘敏 (1978—), 女, 讲师, 主要从事高等教育管理和数字化教学管理的研究工作, E-mail: liumin@mail.usts.edu.cn

通信作者: 石颀 (1978—), 男, 博士, 研究员, 主要从事电类专业教学改革与实践的研究工作, E-mail: 17751455752@163.com

1 研究背景

随着以 AI 技术为代表的新一轮科技革命与产业变革的深入，党中央、国务院明确提出了“建设学习型社会、学习型大国”的宏伟蓝图，进而把“推进教育数字化”提升至国家战略高度^[1]，然而现有大量“双非”院校等高等教育机构受限于资源相对紧张、技术力量偏弱等不利条件，其教学管理的数字化转型之路仍面临诸多结构性困境^[2]。

首先是“数据孤岛”问题^[3]，随着多年来我国信息化建设的积累，各高校普遍存在海量的教学数据分散在多个“烟囱式”教学应用中，无法有效互联互通，导致教学管理决策存在严重的固化决策壁垒，难以实现“由经验驱动向数据驱动转变”的现代化治理目标。其次是隐私保护与数据利用的两难困境^[4]。随着《中华人民共和国个人信息保护法》等法规的相继实施，人们日益重视教育数据的合规性要求，但传统教学管理技术大多采用集中式数据分析方法，虽然能有效利用数据，但也带来隐私数据泄漏风险，与法律法规原则相悖。如何在保护隐私的前提下，实现数据价值最大化，正是当前技术和管理模式发展的重要方向之一。最后是双非院校所特有的资源相对紧张问题^[2]，受限于教育经费投入的不足，面对以 AI 为代表的新一代信息技术革新浪潮，双非院校往往在经费成本、技术能力等方面有着较为明显的掣肘，难以仅靠自身力量来应用新技术和新方法。

针对上述不足，本课题组以某“双非”大学电子与信息工程学院为工作背景，研究轻量化联邦学习驱动的“教-学-评”教学管理优化方法^[5-6]，以开源的联邦学习轻技术栈为基础^[7-8]，结合自然语言处理（NLP）等成熟 AI 技术^[9]，在确保数据隐私的前提下打通多方数据，安全、合规地释放数据潜能，最终设计实现了以数据为核心驱动力，贯穿“教学设计与资源分配（教）”、“学生学习过程与行为（学）”、“多维度成效与反馈（评）”三个环节的动态、自适应教学管理优化方法，研究成果提供了闭环、自动化的“教-学-评”新范式，实现了教学管理从个人经验为主的被动响应向“过程中”的主动服务与精准干预的根本性转变，为同类双非院校教学管理数字化转型提供了借鉴和参考。

2 二级学院教学数据现状与关键问题诊断

首先，课题组对某高校二级学院现有的教学管理数据生态系统进行了系统梳理与建模，该步骤是精准定位教学管理优化问题的关键，具体结果如表 1 所示。目前，学院的教学管理数据主要分散在教务管理系统、在线实验平台、学生工作系统及教学评估系统等核心业务系统中，形成了典型的数据孤岛局面，这也是国内高校普遍存在的共性问题。

表 1 数据来源与类型表

数据源系统	主要数据内容	数据类型	更新频率	所属部门
在线实验平台	课程资源浏览、实验资源浏览、作业提交、论坛发帖	结构化/半结构化	实时/每日	实验中心
学生工作系统	奖惩记录、社团活动、家庭背景	结构化	不定期	学院学工办
教学评估系统	期末量化评教分数、开放式文本评语	结构化/非结构化	学期末	学院教务办
线下访谈型文档	教学督导听课记录、师生座谈会纪要	非结构化 (Word/PDF)	不定期	学院教学督导组 /学院教务办
线下教学型文档	作业、实验报告、课程调查问卷等	非结构化 (Word/PDF)	不定期	系部/课程组/任课教师
学勤数据	出勤率、作业完成情况、课堂表现、课后表现等	结构化/非结构化	不定期	系部/班主任/辅导员/任课教师

其次，课题组针对优化方法的需求展开分析，结合人工智能技术的特点，将核心需求抽象为分类与预测两类机器学习任务，具体分析如下：

(1) 分类问题主要包括教学质量评估和课程目标达成度评价两项关键任务。前者需融合评教数据、学生成绩、在线实验平台记录和督导评价等多维度特征，构建多分类模型，将课程教学质量自动判别为优秀、良好、合格和待改进四个等级；后者则依据课程大纲中设定的课程目标达成度评价方法，综合相关评价数据（如学生作业、课程论文、实践环节等考评结果），构建分类模型，辅助教师评估课程目标的实际达成情况。

(2) 预测问题主要指学业风险预测，即基于学生历史成绩、在线实验平台记录、学情数据（如作业提交准时率、课堂表现等过程性评价），构建回归模型，动态预测学生在当前课程及后续相关课程中存在不合格风险的概率。当预测概率超过预设阈值时，系统将自动触发预警机制。

最后，课题组归纳出本文教学管理系统设计中的关键问题及相应解决思路，具体如下：

(1) 解决数据隐私与数据协同之间的矛盾。学院传统的数据处理方式为各部门分别收集和管理相关教学业务数据，部门间及线上线下数据相互割裂，再通过人工方式进行集中汇总处理。这种方式对数据资源的利用效率较低，且涉及隐私的数据存在泄露风险。针对这一问题，本文引入联邦学习框架加以解决。联邦学习的核心思想是“数据不动模型动，数据可用不可见”。具体实施中，在各数据源（如教务系统服务器）本地部署联邦学习客户端，客户端仅基于本地数据训练模型，将加密或加噪后的模型参数（而非原始数据）上传至中心服务器进行聚合。该方法从根本上避免了原始敏感数据的跨系统传输与集中存储，符合数据安全法规中“最小必要”和“目的限定”的原则。

(2) 实现多模态异构数据的融合。学院教学管理过程中积累了大量非结构化文本数据，例如学生评教问卷和师生座谈会纪要等，其中蕴含对教学改进极具价值的信息。然而，由于格式不统一、难以量化，这类数据在传统决策中常被忽略。本文采用轻量级且成熟的 NLP 技术实现特征提取，如借助中文分词和词频-逆文档频率（TF-IDF）算法从文本中提取高权重关键词，并将其转化为数值化特征向量。进一步通过联邦特征拼接（Federated Feature Concatenation, FFC）等方法，将这些文本特征与其他系统中的结构化数据（如绩点、出勤率）进行融合，构建统一且更全面的特征矩阵，为联邦学习框架下的 AI 模型训练提供支持。

(3) 实现基于 AI 的教学管理自动优化。学院传统的教学评估结果通常于期末发布，反馈周期过长，难以及时干预教学过程。此外，教学资源分配（如选修课安排、实验内容与设备配置、任课教师安排等）多依赖人工经验，效率较低且难以实现资源优化配置。针对该问题，本文构建了一种基于神经网络的分类与预测模型，部署于联邦学习框架之上，能够利用多方数据协同训练出高性能全局模型，并支持实时推理与预测。例如，可综合学生近期在线学习行为数据、教师统计的学习状态数据、前序或关联课程的学情数据以及学生访谈内容等信息，动态预测其期末挂科风险；一旦风险值超过设定阈值，便自动向辅导员和班主任发送预警通知。又如，通过分析历史选课数据及当前学生兴趣倾向，预测下学期各门选修课的选课热度，为学院提前规划师资与教室资源提供数据驱动的决策支持。

3 轻量化联邦学习驱动的“教—学—评”闭环系统设计

3.1 系统总体架构

基于上述思路，课题组设计的轻量化联邦学习驱动的“教—学—评”闭环教学管理优化系统的架构如图 1 所示。

系统架构采用了分层解耦、松耦合形式，数据源层依托学院现有机构（包括教务办、学工办、督导组、实验中心和各系部）以及相关人員（任课教师和班主任）；联邦学习层在院级部署中心服务器，并在各机构服务器或个人计算机上部署客户端节点，数据处理与建模层包含数据预处理、多模态数据融合以及 AI 训练等模块，最上层则实现教学质量评估、学业风险预警以及教学资源优化三大应用服务（后续可继续扩展）。

系统核心软件层面的选型如下：(1) 联邦学习框架选用开源工业级框架 FATE (Federated AI Technology Enabler)。该框架对多种安全聚合协议和机器学习算法提供了较为成熟的支持，并具备基于

Docker Compose 的轻量化部署方案，非常适合资源有限的院级服务器上快速部署与实现。(2) 在 NLP 工具方面，出于轻量化需求，文本处理采用 Jieba 进行分词，并结合 Scikit-learn 库中的 TfidfVectorizer 实现特征提取，方案性能稳定且计算开销较低。(3) AI 模型方面选用 TensorFlow 框架构建分类与预测模型，模型均基于神经网络结构，易于训练和调试。

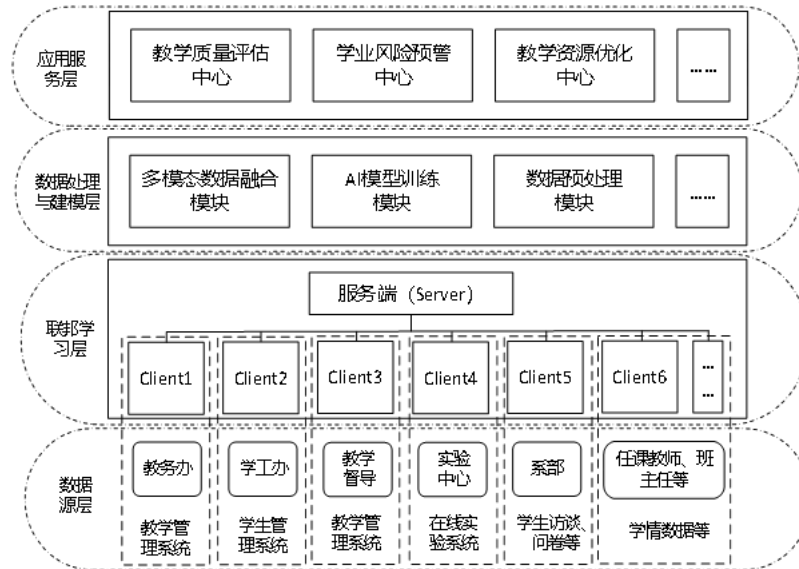


图1 轻量化联邦学习驱动的“教—学—评”闭环教学管理优化系统逻辑架构图

系统部署方案设计如下：FATE 集群（包括服务端和各客户端）采用容器化部署，使用 Docker 进行统一管理。该方式使系统与现有业务服务器环境保持松耦合，便于迁移和扩展，同时也有助于简化运维工作

3.2 核心模块详解

教学管理优化系统核心是基于联邦学习架构的 AI 训练、多模块数据融合以及教学评估和预测等模块，各模块的工作流程和机理介绍如下。

(1) 联邦训练流程

步骤 1 任务发起：中心服务器 FATE-Flow Master 节点发起一个训练任务（例如更新学业风险预测模型）。

步骤 2 模型分发：服务器将当前全局模型参数分发给所有被选中的参与方客户端（如部署在教务系统、实验管理系统服务器上的 FATE-Client）。

步骤 3 本地训练：各客户端在完全隔离的本地环境中使用自有数据对模型进行训练，计算出模型参数的梯度更新值，确保原始数据不离开本地服务器。

步骤 4 安全上传：客户端采用 FATE 框架集成的同态加密或差分隐私梯度信息进行处理，为模型更新提供隐私保障。

步骤 5 安全聚合：服务器收集到所有客户端的加密梯度后，执行安全聚合算法，更新全局模型。

步骤 6 循环迭代：重复步骤 2-5，直至模型收敛或达到预设的训练轮次。

(2) 基于 NLP 的多模态特征融合

为了将非结构化的文本信息融入模型，系统采用如下的特征融合流程：

步骤 1 文本预处理：对收集到的文本等非结构数据进行清洗（例如去除停用词、标点符号和无意义的语气词等）。

步骤 2 特征提取：使用 TF-IDF 算法分析处理后的文本，计算每个词语的重要性得分，并选取重要性最高的 N 个词作为该文本的特征表示。

步骤 3 特征拼接：将生成的文本特征向量与从教务系统、实验管理系统获取的结构化特征（如绩

点、课程出勤率、作业成绩等)在特征维度上进行拼接,形成一个统一且更宽的特征表,作为 AI 模型的最终输入。

(3) 联邦学习框架下的多任务神经网络模型

文章在联邦学习框架下实现了适用于多维度评价(分类)与学业预警(预测)的神经网络模型。为高效完成分类和预测任务,采用多任务学习(Multi-task Learning)架构,基于 TensorFlow 框架构建一个共享底层隐藏层的神经网络。该网络的输入为前述融合特征向量,经共享隐藏层进行深度特征提取与表征后,在顶层针对不同任务设置独立的输出层。例如,设置用于预测学业风险的输出头(输出 0 到 1 之间的概率值)、用于评估教学质量的输出头(输出“优/良/中/差”四类概率)、以及用于评估课程目标达成度的输出头(输出“<60”、“60-70”、“70-80”、“80-90”、“90-100”五档概率)。

此外,课题组还引入可解释 AI 技术(XAI)以增强对模型结果的理解。训练完成后,分析各输入特征(如“在线实验平台登录频率低”、“评教文本中出现‘听不懂’”等)对最终预测结果(如“高挂科风险”)的贡献度。这一机制帮助教学管理者与教师不仅了解预测结果,更能理解其成因,从而实施更具针对性的干预措施。

4 院级试点实施与效果验证

4.1 试点验证场景设计

为验证系统的有效性和实际效果,课题组在某大学二级学院组织了实际场景验证。实验于 2023 年秋季至 2025 年春季两个学年的四个学期内开展,选取了计算机科学与技术、计算机科学与技术(专转本)两个专业中的“操作系统”、“数据结构”和“计算机网络原理”三门课程。这些课程覆盖理论基础与实践应用,具有较强的代表性。在这两年期间,教学资源(包括师资、实验资源及相关选修课安排等)分配、教学过程反馈以及学业预警均依托本系统提供数据支持与自动化服务。对照组数据来自 2021 年秋季至 2023 年春季两个学年,该阶段采用传统教学管理模式,课程资源分配依赖人工协调,教学过程反馈主要依靠期中教学检查和师生座谈会,学业预警则由辅导员人工筛查完成。

实验采集了以下数据:(1)期末通过匿名问卷调研学生和教师的满意度,问卷维度涵盖课程内容、教学互动、平台易用性及个人收获等;(2)学生期末课程成绩,并据此计算平均分和优良率(成绩 ≥ 80 分);(3)课程目标达成度,即任课教师对该课程教学目标的达成情况评估结果。

4.2 关键验证结果及其分析

基于上述实验场景设计,本文统计并对比了实验组和对照组在学生满意度、教师满意度、课程平均成绩以及课程目标达成度等关键绩效指标,具体结果如图 2 所示。

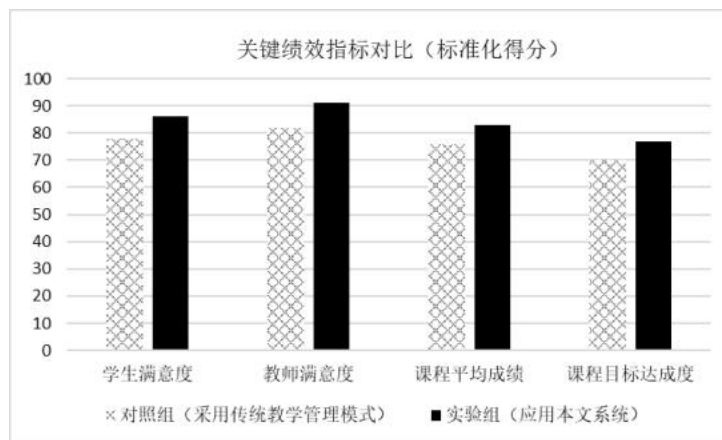


图 2 实验组与对照组实验结果对比图

实验结果显示,实验组在各项关键绩效指标上均优于对照组。此外,课题组还对实验组中的 5 名授课教师(包括 3 名理论课教师和 2 名实验辅导教师)以及 36 名学生(覆盖两个专业各 18 人,每门课程抽取 6 人)进行了半结构化深度访谈。教师端访谈主要围绕系统对教学设计、学情掌握与教学反思的支

持作用展开。教师普遍反馈积极，认为该系统体现出“智能助教”的辅助功能，部分代表性反馈如下：

“以往通常要到期中或期末考试后才能发现哪些学生跟不上进度，现在系统能够每周基于多源学习数据提示‘高风险’学生，使我能够提前与他们沟通或在课堂上加强关注，干预更为及时有效，教学也更具针对性。”

“系统在课程目标达成度报告撰写方面提供了很大便利，能够自动从学生的文本评价中提取诸如‘实践内容偏少’、‘概念讲解过快’等高频关键词，为我提供了清晰的持续改进方向，尤其在下一轮教学中的具体优化环节上具有明确指导意义。”

学生端访谈主要关注学习体验、资源获取和师生互动等方面的感受，部分代表性反馈如下：

“本学期的实验安排能够及时响应我们的需求，根据大家的掌握情况动态调整实验内容与时间。据老师介绍，系统通过分析往届学生学习效果和当前反馈，实现了实验资源与进度的优化。”

“我曾因参与竞赛有两周未能按时提交课后作业，也未登录实验管理系统，很快便收到辅导员和班主任的提醒，告知系统监测到我的学习活跃度下降，并提示及时调整。感受到学院对我们学习过程更关注了。”

总体来看，访谈反馈与定量分析结果高度一致，共同验证了该闭环优化系统在提升教学管理精细化水平和改善师生体验方面的实际价值。

5 结论与展望

本研究以某大学二级学院为实践场景，通过构建院级闭环管理系统，系统性地探索并验证了轻量化联邦学习等人工智能技术在教学管理优化中的应用价值。研究一方面表明，轻量化联邦学习是一种有效的技术路径，能够在不违反数据合规要求的前提下，安全地整合院内各教学系统中的“数据孤岛”，实现“1+1>2”的数据协同价值。另一方面，该系统在有限资源条件下显著提升了教学质量与师生满意度，为资源普遍受限的双非院校提供了一条可复制、可推广的教学管理改革路径。

然而，本研究构建的系统在覆盖范围与应用领域方面仍存在一定局限。未来将重点探索校企合作与跨院、跨校协同等方向，例如引入学生实习表现数据和企业岗位技能需求数据，以更精准地优化产教融合类课程体系，推动教育链与产业链的有效衔接。同时，还可联合不同学院乃至不同高校的数据，协同训练更强大、更多元的教学分析模型，实现优质数字教学分析能力的校内与校际共享，从而共同提升学校乃至区域内高等教育的整体质量与竞争力。

参考文献：

- [1] 中国教育信息化编辑部.教育部高等教育司:全面推进高等教育教学数字化[J].中国教育信息化, 2023(3):2-2.
- [2] 周丽.当前我国高等教育资源配置的问题分析与对策建议[D].中共江苏省委党校[2025-08-13].
- [3] 李阳杰.从“数字孤岛”迈向拓展型“数据生态”:师范教育协同提质的数字化转型[J].中国高教研究, 2024, VOL.40(09):26-31.
- [4] 屈冬,陶志平,邓毅群.高等教育数字化中的信息数据安全保护研究——美国《地平线行动计划2021(隐私数据保护)》要点与思考[J].教育学术月刊, 2023(3):29-36.
- [5] 张世海,吴银宝,王建武.AI驱动的多模态数字化教学与传统教学模式的比较研究[J].中国农业教育, 2025, 26(2):30-36.
- [6] 任珊,孙建树.以数据画像分析技术应对学习失败——高校学风建设精准化提升探索[J].教育信息技术, 2024(7):107-111.
- [7] 韦程馨.教育数据隐私保护数据加密技术的创新与应用[C].2024年高等教育发展论坛,广西中医药大学, 2024.
- [8] 李默妍.基于联邦学习的教育数据挖掘隐私保护技术探索[J].电化教育研究, 2020, 41(11):7.
- [9] 高云,刘寰,周建慧,等.基于自然语言处理的学生评教情绪分析[J].山西大同大学学报(自然科学

版),2024,40(5):49-55.

Copyright © 2026 by author(s) and Global Academic Press Co., Limited.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution-Non Commercial-Share Alike 4.0 International License. <https://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/4.0/>

