

高校内部审计智能化转型： 框架建构、实践机制与挑战应对

户晓雅

(北京大学 审计室, 北京 100871)

[摘要]引入人工智能技术成为高校内部审计智能化转型的重要路径。人工智能技术的有效运用,能够显著增强内部审计的风险识别能力并提高审计决策支持水平,有效提升审计质量、审计效率和监督效能。从业务逻辑和技术支持两个维度切入,构建高校内部审计的智能化转型框架:在业务维度上,人工智能有助于优化审计流程与审计内容配置,夯实转型基础;在技术维度上,数据采集与预处理、数据分析建模、报告自动生成等环节的智能化协同,为审计智能体的构建提供可行路径。研究发现,在推进高校内部审计智能化转型实践的过程中,可能面临数据安全隐患、算法解释性困境、人机协同效率低等现实挑战。对此,可以通过嵌入法规构建可解释模型并搭配人工复核流程、组建跨学科团队、加强人才能力培训等措施,积极探索数据壁垒破除与治理结构优化的系统路径,从而实现高校内部审计由信息化向智能化的转变。

[关键词]内部审计;高校审计;审计框架;审计智能体;审计治理体系;人工智能

[中图分类号]F239 **[文献标志码]**A **[文章编号]**2096-3114(2025)06-0011-10

一、引言

2018年,习近平总书记主持召开中央审计委员会第一次会议时强调,要坚持科技强审,加强审计信息化建设^[1]。中央审计委员会办公室、审计署于2021年发布的《“十四五”国家审计工作发展规划》也明确提出,要“全面贯彻落实习近平总书记关于科技强审的要求,加强审计技术创新,充分运用现代信息技术开展审计,提高审计质量和效率”^[2]。随着新时代高校内部审计的不断发展,审计工作面临全新的发展格局与智能化转型契机,一方面需要立足高校内部审计业务,厘清审计的类型、目的、对象及主要内容,另一方面还应深度对接大数据、人工智能等前沿技术,有效破除智能化转型壁垒,强化审计监督效能,促进审计工作高质量发展^[3-4]。

当前以DeepSeek为代表的AI(Artificial Intelligence,人工智能)技术突破已实现从理论探索到产业落地的跨越^[5],面对AI技术的持续突破与行业渗透,高校内部审计智能化转型已成为不可逆转的战略选择,亟须通过业务维度与技术支持的双向驱动,构建适配智能时代的现代化高校内部审计治理体系。

AI是模拟、延伸和扩展人类智能的科学与工程系统,具有计算机实现感知能力、认知能力、行动能力等核心能力,AI审计本质是通过“数据+算法+算力”实现审计工作的智能增强,而非完全替代人类审计师^[6]。本文所探讨的高校智能化内部审计是指以人工智能技术为核心驱动,通过算法融合机器学习、自然语言处理等,对高校经济活动进行全流程数据采集、智能分析与风险识别,实现审计过程的决策优化与监督效能提升的一种新型内部审计模式。该模式通过技术应用突破人类审计师在数据处理规

[收稿日期]2025-04-07

[基金项目]中国博士后科学基金第18批特别资助项目(2025T180189)

[作者简介]户晓雅(1997—),女,河北衡水人,北京大学审计室审计师,主要研究方向为内部审计、智能化审计,邮箱:huxiaoya@pku.edu.cn。

模、关联分析复杂度及风险预判前瞻性等方面的局限性,推动高校内部审计从“事后核查”向“智能预警”、从“单点审计”向“全域洞察”的范式升级。该模式不仅标志着高校内部审计从“信息化”向“智能化”的转变,也为构建高质量、可信赖的审计治理体系提供了技术支撑与范式创新。

智能化审计相比于传统数据式审计,最根本的差异在于智能化审计在“深度”上所实现的跃迁。审计流程主要为数据采集与预处理、数据分析、报告生成。就数据采集与预处理而言,传统数据式审计更多依赖数据库管理系统和常规分析工具,聚焦于结构化数据的提取、转换与审查;而智能化审计则引入了机器学习、自然语言处理等领域的算法,不仅能够解析表格与数字,还能“读懂”文本、图像乃至语音等非结构化数据,进而将审计的触角伸向数据背后的逻辑脉络与潜在风险,显著加强了审计发现问题的能力。在数据分析上,数据式审计通常采用预设规则和固定模型,对数据进行筛查与比对,用以捕捉明显的异常与违规行为;而智能化审计则借助智能算法与深度学习模型,主动识别数据中隐藏的模式、趋势与异常点,甚至构建预测模型以预警未来风险,并借助知识图谱等技术串联起多维信息,从复杂数据网络中挖掘出深层次问题,推动审计工作从事实核验迈向风险预见^[7]。在最终的报告输出环节,数据式审计往往生成基于固定分析框架的报告与问题清单,侧重于对已发生事实的记录与披露,智能化审计则能通过持续监测与动态分析,形成包含根源追溯、风险传导路径与改进建议的综合型报告,真正实现从“广”到“深”的价值跨越^[8-9]。

基于上述认知,本文尝试系统性地构建一个适用于高校内部审计的智能化功能框架,重点探讨人工智能在数据采集与预处理、数据分析与报告生成环节中的具体应用方式,识别实际推进中可能遇到的挑战,并提出应对策略,以期为高校内部审计工作的智能化转型提供理论参照与实践路径。

二、高校智能化内部审计的系统建构与功能逻辑

在人工智能的赋能之下,高校内部审计正经历从传统“查错防弊”向“价值创造”的范式转变。借助智能算法对海量、异构数据的深度解析能力,内部审计得以突破抽样局限,逐步建构起集中统一、全面覆盖且高效权威的监督体系。该框架的建构遵循“业务驱动-技术赋能”的基本逻辑。

在业务维度,本文聚焦于合规性审计与有效性审计两大类。合规性审计主要关注业务活动与内部控制,旨在推动组织治理结构的完善^[10];有效性审计着眼于战略目标的落实、资源调配的效率以及风险管理的能力,目标在于实现组织整体价值的提升^[11-12]。在内容设计上,合规性审计围绕政策执行、经济决策、内控机制等核心领域,建构覆盖教学、科研、后勤等多业务场景的风险防控体系,而有效性审计则以经济性、效率性与效果性(“3E”)为尺度,发掘高校运行中潜在的提质增效空间。

在技术维度,人工智能技术的深度融合正重塑高校内部审计。在数据采集与预处理阶段,针对非结构化数据,综合运用人工智能技术,突破传统人工采集的效率瓶颈;在数据分析阶段,通过架构实现时序数据动态建模,借助图神经网络挖掘业务流程中的关联风险,结合机器学习算法建构异常交易识别模型;在报告生成阶段,基于大语言模型的语义理解能力自动生成审计底稿,运用多模态大模型实现图文数据融合分析。此外,可以依托“数据驱动、模型赋能、智能决策”的技术架构,通过审计智能体(Agent)完成审计跟踪,形成从数据采集到结果输出的全链条智能化审计闭环。详见图1。

(一) 审计流程与内容配置的智能重塑

构建高校智能化内部审计框架,需厘清审计类型、目标、对象、内容等基本要素。由于不同类别的审计在目标、对象及内容上存在差异,明确高校内部审计的分类便成为首要任务。

从国家法律法规与行业规定来看,《中华人民共和国审计法》明确指出,审计机关对财政收支或者财务收支的真实、合法和效益,依法进行审计监督^①,《教育系统内部审计工作规定》则强调,教育系统内部审计是我国审计体系的组成部分,是对教育部门和单位财务收支及其有关经济活动的真实、合法和效益依法实

^①详见:<https://www.audit.gov.cn/n6/n36/n10083637/c10191187/content.html>。

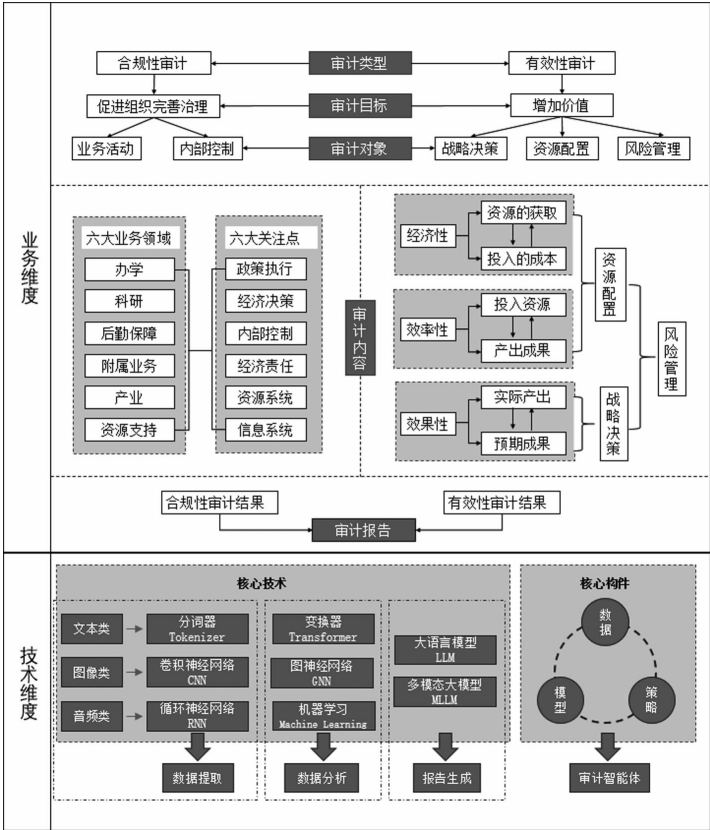


图1 基于人工智能的高校智能化内部审计框架

施内部监督的活动^①。在学术领域,王德升等认为,审计是具有独立性的经济监督与管理活动,通过客观公正的评价,可以确定相关活动的真实性、合法性、经济性和效率性^[13]。姜尔行等则将审计划分为财政财务审计和经济效益审计两大基本类别,其中财政财务审计聚焦于财政财务活动的合法性与合规性审核,经济效益审计则旨在通过资源优化利用,实现经济效益提升与管理水平改进^[14]。

从上述内涵来看,审计的核心始终围绕经济活动的几个基本属性——真实性、合法性、经济性和效率性。其中,真实性与合法性更侧重于审查各项活动是否符合既定的法律与规章,衡量行为的合规底线,而经济性与效率性则更多指向管理的水平与成效,关注资源是否用得“巧”、效果是否足够“好”。基于上述分析,本文将聚焦于合规性审计与有效性审计这两大类型。合规性审计主要回答“对不对”的问题,它着眼于行为的合法与规范,通过对具体业务及内部控制的审视,推动组织治理结构的完善^[15]。相比之下,有效性审计则试图回应“好不好”的问题,它以经济性、效率性和效果性为标尺,对战略决策、资源调配和风险管理等进行评估,其根本目的在于提升资源利用效能、保障战略目标落地,最终为组织创造实实在在的价值增量^[16]。

合规性审计与有效性审计因其审计目标与审计对象的不同,审计内容也有所差异。合规性审计主要聚焦业务活动的合法合规性,以六大业务领域——办学、科研、后勤保障、附属业务、产业、资源支持为审计切入点,形成立体化的合规审查矩阵。如科研领域重点审查科研经费使用合规性,有无违反中央八项规定精神、有无套取劳务费等,后勤领域则围绕基建项目招投标合规性、政府采购内控流程有效性、后勤服务外包合同履行监管等展开审查,资源支持领域以人事薪酬体系合规性、财务预算执行率、国有资产处置流程等为审计重点,构建人财物管理的合规性防火墙。在六大业务领域基础上,合规性审计进一步细化为政策执行、经济决策、内部控制、经济责任、资源系统、信息系统六大审查维度,审查具体经济行为是否合法、合

①详见:http://www.moe.gov.cn/srcsite/A02/s5911/moe_621/201511/t20151119_220045.html。

规、合理^[17]。例如在政策执行审计中,审查相关政策措施是否得以落实;在内部控制审计中,通过穿行测试、控制矩阵分析等方法,评估业务流程中岗位制衡机制、授权审批体系的设计有效性与执行偏差率。需要强调的是,合规性审计不仅关注经济活动是否符合法律法规,更注重经济行为的实质正义,如国内合作的可行性论证、科研设备购置的必要性论证等,体现合规审查从“底线思维”向“价值思维”的延伸。

有效性审计是绩效审计在高等教育领域的专业化延伸,其理论根基为新公共管理理论的“3E”原则,即经济性(Economy)、效率性(Efficiency)、效果性(Effectiveness)。经济性聚焦资源获取环节的成本控制,例如师资引进成本与学科建设需求的匹配度、信息化平台重复建设导致的资源浪费,通过建立全成本核算模型识别低效采购项目;效率性评估以投入产出比分析为核心工具,如科研经费投入与高水平论文产出、专利转化效率的关联性研究;效果性评价锚定组织战略目标实现程度,包括学科建设水平、人才培养质量等多元指标,构建基于平衡计分卡(BSC)的战略目标达成度评估模型^[16]。值得关注的是,有效性审计需充分考量教育活动的长周期性与社会效益滞后性特征,在传统财务指标基础上引入非财务指标体系,如科研成果对产业升级的贡献率、通识教育课程对学生核心素养的培养效果等。这种审计内容的扩展,体现了内部审计从“经济监督”向“价值创造”的功能转型。

(二) 技术支撑体系的架构演进与融合路径

无论是合规性审计还是有效性审计,传统数据式审计框架主要由数据采集与预处理、数据分析、报告生成三阶段组成^[18]。在数据采集与预处理阶段,需要广泛收集内部和外部、财务和业务、结构化和非结构化数据,并将其进行抽取、转换和加载,集成为财务数据库、业务数据库;在数据分析阶段,需要利用数据采集与预处理阶段的数据库,通过各业务数据、财务数据之间的穿透、比对,进行深入、全面的分析,以发现审计线索;在报告生成阶段,需要整理审计线索和证据,形成审计结论,并进行可视化处理^[19]。在人工智能技术驱动下,高校数据式审计的核心流程正经历技术重构。

人工智能技术对高校内部审计向智能化转型的作用主要体现在两方面:一是通过工作流程自动化将审计人员从常规性、重复性事务中解放出来,释放审计人员投入在烦琐事务中的专业效能。二是依托智能算法突破传统审计方法的技术瓶颈,解决审计人员在传统审计过程中无法解决或难以解决的问题。这在审计作业全流程中具体呈现为三个阶段的技术融合:(1)在数据采集与预处理阶段,Tokenizer(分词器)、CNN^[20](Convolutional Neural Network,卷积神经网络)、RNN(Recurrent Neural Network,循环神经网络)、ReID(Re-Identification,重识别)、YOLO(You Only Look Once,基于目标检测的神经网络算法)和NLP(Natural Language Processing,自然语言处理)等技术的协同应用,实现了多模态数据的智能化清洗与标准化处理;(2)在数据分析阶段,基于深度学习算法调整的大语言模型^[21],结合数据挖掘和Transformer(变换器)、GNN(Graph Neural Networks,图神经网络)等技术,显著提升了风险识别的精度与深度;(3)在报告生成阶段,LLM^[22](Large Language Model,大语言模型)、MLLM(Multimodal Large Language Model,多模态大语言模型)的有机整合,不仅实现了审计结论的智能化输出,更通过动态交互式报告增强了审计成果的可读性与决策支持价值。

此外,由数据层—模型层—策略层三层架构构成审计智能体,其中数据层以多源异构数据融合为核心,涵盖结构化数据、非结构化数据,模型层集成监督学习、无监督学习,策略层是指采用PPO(Proximal Policy Optimization,近端策略优化)算法针对奖励模型优化策略。该系统通过融合多模态数据分析、自适应学习机制与智能化决策策略,构建闭环式风险防控体系与模态分析引擎,旨在实现审计流程的自动化、精准化与前瞻性。

三、人工智能赋能高校内部审计的阶段性嵌入与集成实践

(一) 从源头治理到模型输入:数据采集与预处理阶段

在审计数据采集与预处理阶段,高校的传统数据式审计需要采集结构化数据与非结构化数据:结构

化数据包括可以直接从学校财务部门获取的财务数据,以及从人事、资产、科研等业务系统导出的业务数据,还包括从外部获取的相关数据,通过 ETL 工具直接进行数据清洗与字段对齐;非结构化数据则涵盖合同文本(文字数据)、会议纪要(文字数据)、设备照片(图像数据)、发票扫描件(图像数据)、会议录音(音频数据)等,其异构特性导致预处理难度倍增,而高校智能化内部审计可通过多技术协同突破。

对于文本数据,可以使用自然语言处理技术。其一,使用文本分类模型(如 Bidirectional Encoder Representations from Transformers, BERT),根据合同内容将其分类为“物资采购”“建设工程”等,将会议记录中的每个事项分类为“重大事项决策”“重要人事任免”“重大项目安排”等,方便后续查看;其二,利用 Tokenizer 技术,可以从非结构化文本中提取关键信息,并且将文本转换为模型可以处理的数字序列,如合同中的条款内容、责任方、日期等,将其转化为结构化数据,自动填充到数据库中。

对于图像数据,可以使用计算机视觉技术。其一,通过技术对图像进行调整,提高图像质量,如 CNN 通过参数降维,有效识别翻转、变换位置的图像,凭借局部感知与特征提取能力,可以对模糊发票影像进行超分辨率重建。DBN 能够从原始像素中学习到图像的高级特征,有效识别手写数字、物体类别。YOLO 框架还可以对图像进行微调,使网络能够更精准识别签章区域,为后续信息提取划定边界。其二,将上述技术调整后的图像转换为数据,OCR(Optical Character Recognition,光学字符识别)系统采用 CRNN(Convolutional Recurrent Neural Network,卷积循环神经网络)架构,先通过 CNN 提取图像特征,再通过 RNN 对特征序列进行建模,捕捉序列中的上下文信息,使用双向 LSTM(Long Short-Term Memory,长短期记忆)捕捉文字序列关联,最终通过 CTC 损失函数实现端到端文字识别,将设备铭牌照片中的序列号、采购日期等关键信息转化为结构化字段。对于视频数据,通过使用视频的语义理解实现会议录像的关键帧提取,将视频流转化为可分析的静态图像序列,后续采用图像数据处理方法。

对于音频数据,语音识别技术通过 RNN 的时序建模能力实现声学特征到文本的转换。RNN 凭借其记忆单元与时间步的循环连接特性,能够有效捕捉语音信号的时域连续性,特别适用于音频序列中上下文依赖关系的建模。首先使用 RNN 等模型提升识别精度,对语音信号进行降噪、归一化处理,然后利用 MFCC(Mel-Frequency Cepstral Coefficient,梅尔频率倒谱系数)提取语音中的关键特征,最后通过解码算法(如 Viterbi)生成最终的文本或命令,从而将音频转化为结构化数据,填充到数据库中。当前实践中,基于 Transformer 的自注意力机制模型通过并行化计算进一步提升了长序列建模效率,形成了与 RNN 互补的技术范式。

与此同时,引入这些前沿技术也必然伴随着对数据隐私与泄漏风险的审慎考量。一个可行的思路是结合多方安全计算与联邦学习,构建起双重防护体系,从而有效规避数据泄漏隐患。多方安全计算能够在无可信第三方介入的条件下,允许多个参与方共同完成某项计算任务,且任何一方除了最终结果外,无法获取其他参与者的原始输入信息。联邦学习则提供了一种分布式的机器学习路径,使得各参与方无需共享本地数据即可协作训练全局模型。其核心在于数据始终保留在本地,仅通过加密方式上传模型参数更新值,再经由中央服务器聚合调优,循环迭代,逐步逼近优化目标。这一机制巧妙地达成了“数据可用而不可见”的安全愿景。

(二) 算法驱动下的审计判断与风险识别:数据分析阶段

在审计数据分析阶段,高校的传统数据式审计主要依赖审计人员的主观经验进行表格设计及分析策略制定,这种人工主导的操作方式存在效率瓶颈且易受个体认知局限。而高校智能化内部审计通过整合多维技术实现了对多模态数据的深度分析。

利用 Transformer 模型,通过自注意力机制(Self-Attention)和并行化处理能力,能够高效捕捉复杂数据中的关联性、时序性和异常模式,揭示审计中的复杂关联问题。如分析全校范围内的科研经费报销明细、设备采购记录、合同文本以及人员信息,Transformer 可以自动学习不同部门、不同项目间在资金使用、采购偏好、合同条款上的潜在关联模式,能发现诸如某个实验室频繁从特定供应商高价采购设备,同

时该实验室的科研项目经费报销中出现大量与该供应商业务范围相关的费用,或者识别出不同学院签订的看似独立的合作办学协议中存在的隐蔽的共享利益条款或资金回流路径。GNN(图神经网络)在数据分析阶段也具有独特优势,其擅长处理关系型数据和复杂网络结构,能够从交易网络、关联方图谱、资金流向等非欧式数据中挖掘潜在风险。如构建“人员—项目—供应商—实体”关系图谱,节点代表教职工、校内部门、采购供应商等,边代表项目负责人关系、经费使用权限等。GNN通过消息传递学习节点和边的表示,能有效挖掘隐蔽的关联交易,识别教职工或其亲属实际控制或施加重大影响的供应商,并分析其与高校的交易规模、价格公允性、中标频率是否异常。还可以发现项目评审专家与被评审项目负责人存在密切合作关系或评审专家与项目拟合作供应商存在关联。

除了前述技术,机器学习在审计数据分析阶段的应用,正悄然重塑着传统审计的工作范式,推动审计方法从依赖抽样检查逐步转向基于全量数据的风险识别、异常发现与深度洞察。利用无监督学习算法或有监督学习算法,学习合规交易或行为的模式,从而识别异常交易金额、频率、时间或地点,检测潜在的虚假报销,发现不符合常规业务逻辑的会计分录,如月末大量冲销。还可以利用有监督学习或集成方法,基于历史审计结果、结构化及非结构化数据构建风险预测模型,预测交易存在重大错报的风险水平,优先关注高风险领域,动态调整审计计划和资源分配。

此外,数据挖掘中的关联规则学习与聚类算法也展现双重价值。关联规则学习擅长在大型数据库中发掘变量之间有意义的内在联系,其核心在于借助支持度、置信度等统计量度,识别出那些具有实际意义的强关联规则,从而为审计判断提供更深层的依据。如基于Apriori算法的关联规则挖掘可以揭示某高校“采购特定品牌设备—中标指定供应商—关联人员论文致谢”的隐蔽利益链。聚类是最常见的无监督学习算法,它指的是按照某个特定标准把一个数据集分割成不同的类或簇,使得同一个簇内的数据对象的相似性尽可能大,同时不在同一个簇中的数据对象的差异性也尽可能地大。如通过改进的K-means++算法对全校横向课题聚类分析,发现理科集群存在“精密仪器采购频次异常—利用率不足”的显著特征,触发专项审计后优化采购方案。这种“DNN模型对多模态数据的深度建模和挖掘”的技术体系,能大大提高问题发现数量。

(三) 从结果呈现到决策支持:报告生成阶段

在报告生成阶段,传统审计报告依托人工编撰模式,呈现出诸如格式规范性欠缺、整改建议缺乏逻辑支撑等固有短板。人工智能技术凭借多维度协同架构重塑审计报告生成流程,达成智能化转型。

在审计报告的智能化生成过程中,知识图谱技术率先发挥作用,用以构建一个结构化的审计知识库。这种技术以图形结构来描绘和联结各类实体与关系,恰好适用于处理审计报告中常见的跨领域、高复杂度的信息网络。通过知识图谱,可以将审计标准、政策法规、业务流程等多元信息进行结构化整合,形成一个统一的知识体系。这一知识库能够对文本中的关键要素及其关联进行可视化映射,从而为后续的报告生成注入更丰富的语义支撑。

LLM则进一步承担起“翻译”与“撰写”的角色,能够将结构化的数据转化为流畅的自然语言文本,并确保其符合审计报告的规范要求。例如在科研经费审计中,它可以依据财务数据自动生成关于“经费使用合规性”的分析段落,具体指出超范围支出的项目及其潜在风险。此外,它还能自动调整报告格式、统一专业术语并提升整体语言的流畅度与专业性。LLM也能根据经济责任审计、综合管理审计等不同类型,灵活匹配相应的报告模板。LLM还支持问答式交互,审计人员只需输入如“××年资产闲置率最高的学院”这样的问题,即可迅速获取关键信息。

面对文本、表格、图表乃至图像等多模态数据,MLLM展现强大的整合能力,可生成图文并茂的综合型审计报告。以建设工程审计为例,它能关联工程进度表、合同文本与现场照片,自动撰写“工期延误风险分析”等内容。MLLM还能智能选取最合适的图表类型,并配以专业的解读文字。此外,它具备交叉验证的能力:当文字描述“经费超支20%”而柱状图显示为30%时,系统能够自动识别不一致之处并

发出警示。

(四) 审计智能体的构成单元与运行逻辑:架构实现与运作阶段

近年来,大语言模型所取得的突破性进展,使其展现接近人类水平的认知与推理潜力。这种能力很大程度上源于其对海量训练数据和庞大参数规模的高效利用。在此基础之上,一个新兴的研究方向正逐渐兴起:将 LLM 作为核心控制器,用以构建具备自主能力的智能体,从而模拟人类的决策。

与传统的强化学习方法相比,基于 LLM 的智能体具备更宽广的背景知识,即使未接受过特定领域的专门训练,也能够复杂环境中作出相对合理的行动判断。此外,这类智能体能够通过自然语言与人类进行无缝交互,不仅灵活性更强,其决策过程也更具可解释性^[23]。这类智能体的核心逻辑,是将 LLM 作为“大脑”,用以感知环境、规划任务序列、执行具体动作,并在一定范围内进行持续学习^[24]。它已不同于仅被动响应提示的传统语言模型,而是能够在真实场景中主动规划、逐步执行,最终实现目标导向的自动化任务处理^[25]。

最近的研究表明,LLM 在审计方面具有潜力,但即使是 GPT-4 在决策(即判断目标代码是否存在漏洞)和解释(即指出正确的漏洞类型)都正确的情况下也只能达到 30% 的精确率。这可能是因为现成的 LLM 主要是在通用文本或代码语料库上预训练的,并未针对审计这一特定领域进行微调^[26]。本文拟基于业务、技术维度审计框架提出审计智能体的实现途径,审计智能体(Audit Intelligent Agent)是融合机器学习、深度学习和神经网络的人工智能系统,其核心目标是通过模拟人类审计专家的逻辑推理与决策过程,对复杂业务场景中的数据进行合规性、有效性评估。

目前已有较为成熟的 LLM 应用,如 DeepSeek、Qwen 等,这些应用提供了开源的基座模型。基座模型也被称为 base 模型或平台模型,是通过在大量无标注数据上进行预训练,从而学习到广泛语言特征的模型,这些模型拥有庞大的参数规模,能够在多种任务上展现卓越的性能,无需从零开始训练。在基座模型基础上,可以利用已有的审计数据和标签训练相应功能的神经网络,并且通过参数微调形成审计大语言模型。如在已有的数据集当中随机抽取问题,由审计师给出对应的答案,基于监督学习使用这些问题和答案得到微调模型。然后利用强化学习算法,由审计师设计奖励模型,对这些微调模型进行综合考虑并给出排名顺序。最后采用 PPO 算法,直接对策略(即模型的行为)进行优化,试图找到使得期望回报最大化的策略。通过上述微调策略训练出不同结构的神经网络架构,成功构建了针对审计这一特定领域的 LLM。基于训练后的模型参数体系,可实现审计文本数据的语义深度解析与风险特征挖掘。针对非结构化多模态审计数据(含图像、语音、视频等),在数据采集与预处理阶段采用 CNN(卷积神经网络)、RNN(循环神经网络)技术,将其转化为可嵌入模型的结构化特征数据,通过跨模态注意力机制实现参数空间的联合优化,最终构建针对审计这一特定领域的具备多模态理解能力的大模型,即 MLLM。在此基础上,通过引入强化学习框架整合交互式对话系统、实时环境感知模块、知识图谱存储单元以及动态决策树模型,形成具备任务自适应能力的审计 AI 智能体(Audit Agent),实现从数据解析到风险预警的全流程智能化审计,见图 2。

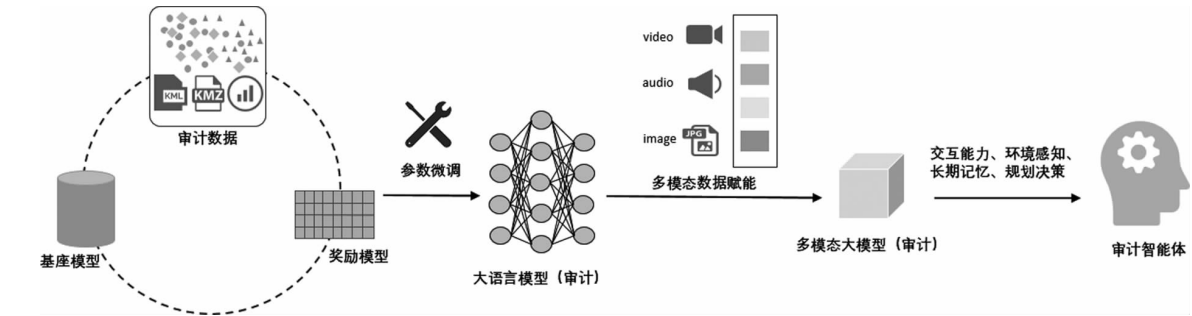


图 2 基于人工智能的审计 AI 智能体训练示意图

四、高校智能化内部审计实践的挑战识别与应对机制重构

(一) 数据壁垒与隐私安全的双重挑战

在高校智能化内部审计的实践中,数据壁垒与隐私安全矛盾已成为制约审计效能提升的首要瓶颈。当前高校普遍存在财务系统、科研项目管理系统等多维度数据平台未完全建成或者建成后独立运行的现象,部门间数据共享机制的缺失导致审计人员难以获取完整的信息链条。更值得关注的是,高校数据生态中既包含科研项目涉密成果等具有知识产权属性的敏感信息,又涉及教职工薪酬数据等受法律严格保护的隐私内容,特别是《中华人民共和国个人信息保护法》实施后,对数据处理提出了更高要求。

破解这一困局需构建“技术+制度”双维解决方案:在技术层面,通过联邦学习技术实现跨部门数据协同建模,各参与方在确保原始数据不出本地存储域的前提下,通过加密参数交换完成联合分析;在制度层面,建立覆盖数据采集、存储、使用全流程的数据分级授权机制,对核心隐私数据实施“可用不可见”的加密脱敏处理,通过差分隐私、同态加密等技术手段,在保障数据安全的前提下实现数据价值的最大化挖掘。

(二) 算法可解释性与审计合规性冲突

在高校智能化内部审计的技术应用中,算法可解释性不足与审计合规性要求之间的结构性矛盾正成为制约技术深度应用的核心障碍。以深度学习模型为例,其基于神经网络的复杂决策机制形成天然“黑箱”,在科研经费风险预警、基建项目绩效评估等场景中,系统输出的风险等级或异常指标往往无法清晰展示决策依据。这种技术特性与审计结论应当具有充分的事实依据和法律依据的要求形成直接冲突,导致审计人员既难以验证人工智能的推理逻辑,又无法将其输出结果作为可靠审计证据使用。

破解这一难题需要通过嵌入法律法规来实现:在模型构建阶段,将制度规定转化为知识图谱,通过本体映射技术将“学科建设经费支出范围”等合规要求嵌入神经网络训练过程,利用合规性损失函数约束算法逻辑;在模型应用阶段,采用 LIME、SHAP 等可解释性工具生成决策路径热力图,将抽象的特征权重转化为可视化证据链条。同时建立“智能初判—人工复核—集体决策”的三级响应机制,对系统识别的重大风险事项设置人工复核节点,通过审计人员与 AI 系统的交互验证,确保技术应用符合内部审计规定的相关要求。

(三) 技术应用与组织惯性的适配困境

在人工智能加速渗透的背景下,技术应用引发的组织适应性困境正深刻考验高校治理体系的现代化水平。传统科层制管理模式与智能审计系统的敏捷迭代需求之间存在结构性矛盾。如目前部分高校内部审计所实行的复核制度与智能系统实时预警功能存在流程冲突,部分审计人员或许会对人工智能等技术存在“技术恐慌”心理,从而降低了对于人工智能相关工具的使用率。

破解这一困境一方面需要进行渐进式改革,另一方面需要进行能力重塑:在管理变革层面,按照“先易后难、以点带面”原则,优先在规则明确场景部署 RPA 机器人,使基础业务处理效率提升,差错率下降,有效增强组织对技术变革的心理认同;在技术适配层面,组建由资深审计专家、计算机科学家构成的跨学科攻坚团队,针对高校“科研经费关联发放”等特色场景,开发轻量化智能审计工具包,实现技术方案与业务需求的精准对接;在能力建设层面,将数字技能培训纳入高校内部审计人员继续教育大纲,通过“以审代训”模式在经济责任审计等项目中嵌入智能审计工具应用考核指标。

(四) 审计运维的机制构建与资源保障

长效发展机制的缺失制约着智能化内部审计的可持续运行。不论是审计大模型、审计多模态模型抑或审计 AI 智能体,它们的初期建设需投入大量资源构建标注数据集、采购算力设备,而技术快速迭代特性导致审计相关模型面临“建成就落后”的风险。

破解这一难题需创新“生态化共建”模式:在算法模型层面,由教育部牵头搭建“中国高校智能审计

云平台”,通过整合部属高校数据资源,以易发问题为切入点,构建“数据—线索—问题”完整的审计链条,并将其训练成不同的审计神经网络,提供覆盖科研经费、建设工程等数个审计场景的算法模型库;在技术创新层面,校企联合成立“智能审计联合实验室”,利用 DeepSeek-V3 等开源基座模型,高校团队负责将算法模型库、审计案例和标注数据等审计场景知识注入,不断训练开发出审计大模型。同时,建立专项运维基金,确保系统始终保持技术领先性。

五、高校智能化内部审计的系统跃迁与发展前瞻

作为具有颠覆性潜力的新兴技术,人工智能为高校内部审计带来了前所未有的机遇与挑战。本文通过构建高校智能化内部审计的系统性框架,论证了人工智能技术在重塑传统审计流程中的革命性价值。基于对“数据采集与预处理—数据分析—报告生成”全流程的嵌入式优化,突破了传统内部审计在信息处理滞后、风险响应迟缓、证据链条不完整等方面的结构性掣肘,推动高校内部审计实践从“数据驱动”向“智能驱动”的深层跃迁,显著提升了高校内部审计的实时性、敏捷性与洞察性。

展望未来,随着人工智能技术的持续突破,其在高校内部审计中的应用将进一步拓展至智能决策支持、风险预测预警、合规自动识别等关键领域,助力高校构建面向治理现代化的高水平智能化审计监督体系,持续赋能教育强国战略背景下高校治理能力与风险防控水平的全面转变。

参考文献:

- [1] 新华网. 习近平:加强党对审计工作的领导[EB/OL]. (2018-05-23)[2025-04-07]. https://www.xinhuanet.com/politics/leaders/2018-05/23/c_1122877538.htm.
- [2] 中央审计委员会办公室,审计署. 关于印发《“十四五”国家审计工作发展规划》的通知[EB/OL]. (2021-06-28)[2025-04-07]. https://www.gov.cn/zhengce/zhengceku/2021-06/28/content_5621230.htm.
- [3] 刘汝焯. 信息环境下的计算机审计方式[J]. 审计与经济研究,2008(1):14-19.
- [4] 常冬雨. 高校智能财务审计系统构建研究[J]. 财会通讯,2021(17):147-151.
- [5] Liu A, Feng B, Xue B, et al. DeepSeek-V3 technical report[EB/OL]. (2024-12-27)[2025-04-07]. <https://arxiv.org/abs/2412.19437>.
- [6] 程平,邓天雨. 基于 AIGC 的数智化内部审计研究[J]. 财务与会计,2024(5):54-57.
- [7] 张天培,赵卉,王健,等. 内部审计数智化:建设动因、逻辑机理与实践路径[J]. 财会通讯,2025(1):138-145.
- [8] 郑石桥. 社会审计机构的数据式审计:实践样态、现实困境和未来进路[J]. 中国注册会计师,2025(8):60-65.
- [9] 李雅琼. 研究型审计赋能高校内部审计数智化研究[J]. 财会通讯,2025(13):141-147.
- [10] 肖远企. 内部审计的有效性[J]. 中国金融,2016(14):47-50.
- [11] 刘力云. 关于绩效审计的几点思考[J]. 审计研究,2001(3):21-25.
- [12] 中国工商银行内部审计局上海分局课题组,周志方,顾红英,等. 以增值型审计为目标的审计信息化建设研究[J]. 中国内部审计,2014(2):74-81.
- [13] 王德升,阎金铎. 试论审计的本质[J]. 经济理论与经济管理,1985(2):43-46.
- [14] 娄尔行,唐清亮. 试论审计的本质[J]. 审计研究,1987(3):11-19.
- [15] 乔春华. 论高校审计的本质与定位——一论高校审计[J]. 会计之友,2024(13):99-104.
- [16] 蔡静静. 新时代背景下高校绩效审计探讨[J]. 财会月刊,2021(8):117-122.
- [17] 雷洋昆,刘芝玮. 新时代高校内部审计新框架探析[J]. 中国内部审计,2022(3):4-10.
- [18] 胡洪斌. 大数据时代数据式审计方法重构[J]. 财会通讯,2017(19):117-119.
- [19] Appelbaum D A, Kogan A, Vasarhelyi M A. Analytical procedures in external auditing: A comprehensive literature survey and framework for external audit analytics[J]. Journal of Accounting Literature, 2018, 40(1): 83-101.
- [20] Li Z, Liu F, Yang W, et al. A survey of convolutional neural networks: Analysis, applications, and prospects[J]. IEEE transactions on neural networks and learning systems, 2021, 33(12): 6999-7019.
- [21] 谭韵,张松林. Chat GPT 在会计领域的应用前景、挑战及对策[J]. 财会研究,2023(4):48-52.

- [22] Safranek C W, Sidamon-Eristoff A E, Gilson A, et al. The role of large language models in medical education: Applications and implications[J]. JMIR Medical Education, 2023, 9: e50945.
- [23] Wang L, Ma C, Feng X, et al. A survey on large language model based autonomous agents[J]. Frontiers of Computer Science, 2024, 18(6): 186345.
- [24] Xi Z, Chen W, Guo X, et al. The rise and potential of large language model based agents: A survey[J]. Science China Information Sciences, 2025, 68(2): 121101.
- [25] Park J S, O'Brien J, Cai C J, et al. Generative agents: Interactive simulacra of human behavior[EB/OL]. (2023-10-29)[2025-04-07]. <https://dl.acm.org/doi/abs/10.1145/3586183.3606763>.
- [26] Ma W, Wu D, Sun Y, et al. Combining fine-tuning and llm-based agents for intuitive smart contract auditing with justifications[EB/OL]. (2024-03-24)[2025-04-07]. <https://arxiv.org/abs/2403.16073>.

[责任编辑:高 婷]

The Intelligent Transformation of Internal Audit in Universities: Framework Construction, Practical Mechanisms, and Challenge Response

HU Xiaoya

(Audit Department, Peking University, Beijing 100871, China)

Abstract: The adoption of artificial intelligence (AI) is increasingly seen as a pivotal step in modernizing internal audit systems within universities, steering them toward a more intelligent and adaptive future. By embedding AI into audit processes, institutions can significantly sharpen their ability to spot risks and enhance the level of audit decision-making, ultimately raising the bar on audit quality, operational efficiency, and supervisory rigor. This paper puts forward a structured framework to guide the intelligent transformation of university internal audit, organized around two core dimensions: business logic and technical implementation. On the business side, AI enables the streamlining of audit workflows and the smarter configuration of audit content, setting the stage for a seamless shift into the digital-intelligent era. Technically, it allows for end-to-end intelligent coordination from data collection and cleansing, through modeling and analysis, to the automated generation of audit reports, paving the way toward the construction of intelligent audit agents. The study identifies potential challenges in this transformation process, including data security risks, dilemmas in algorithmic interpretability, and inefficiencies in human-machine collaboration. In response, the paper proposes a systematic approach to overcoming data silos and improving governance structures through embedding interpretable models in compliance frameworks, establishing manual review mechanisms, forming interdisciplinary teams, and enhancing auditor competence training. These measures are essential to advancing the transition of internal audit in universities from informatization to intelligentization.

Key Words: internal audit; university audit; audit framework; intelligent audit agent; audit governance system; artificial intelligence(AI)