

人工智能教育能否助力审计质量： 来自审计师层面的经验证据

廖方楠 韩洪灵 侯 菲 龙荟冰

【摘 要】审计师智能化是新文科背景下,会计人才与人工智能学科融合之必然产物。本文以2014-2020年A股上市公司9777个公司—年度观测值为样本,在手工收集审计师人工智能教育背景数据的基础上,就人工智能教育能否助力审计质量进行了初步探索。研究结果表明:审计师人工智能教育背景与审计质量显著正相关,这说明审计师受益于技术优势和逻辑占优弱化了审计报告激进程度,从而提高了审计质量,该结论在经过一系列稳健性检验后依然成立。异质性分析发现,审计师人工智能教育背景对审计质量的提升作用主要体现在分所数量少、企业为非国有性质时。此外,审计师人工智能教育背景与CPA资格互补,且能有效缓解环境不确定风险。这些研究结果支持人工智能赋能审计质量“效用观”,支持教育部、财政部“新文科建设”中关于社会科学与人文学科相融合系列重要政策与举措。

【关键词】审计师;人工智能教育;审计质量

【作者简介】廖方楠,西南大学经济管理学院(重庆 400715);韩洪灵(通讯作者),浙江大学管理学院(杭州 310058);侯菲,青岛大学商学院(青岛 266100);龙荟冰,湖南大学经济与贸易学院(长沙 410079)。

【原文出处】《珞珈管理评论》(武汉),2023.第2辑.81~99

【基金项目】国家社会科学基金重点项目“人工智能时代会计伦理问题研究的理论、规则与治理研究”(项目批准号:22AGL012);国家自然科学基金重点项目“审计机构治理机制与审计质量研究”(项目批准号:71932003);教育部产学研合作协同育人项目“智能+时代下高校创新应用型人才培养研究与实践——以大数据审计为例”(项目批准号:220603414202205);国家自然科学基金青年项目“签字审计师红色特质对审计质量的影响研究”(项目批准号:72102119)。

1. 引言

会计和人工智能学科融合是“新文科建设”的重要抓手,而审计师智能化是会计人才与人工智能学科融合之必然产物。2020年,教育部发布《新文科建设宣言》,要求社会科学与人文学科相融合,会计学 and 审计学正属于任务对象。会计顶着“未来最有可能被淘汰的第三类职业”头衔的同时^①,全球范围的不确定性却又加剧了审计风险,从而发酵了智能审计需求(如獐子岛“扇贝跑路”持续上演,需要数智审计介入调查)。一时间,审计师是否需要人工智能教育

一度成为教育界、实务界和学术界的热议话题。

实务界把人工智能技术运用于审计工作的同时^②,学术界关于人工智能赋能审计及其经济后果的研究也逐渐丰富,分为“效率观”和“效用观”:一是“效率观”,认为将人工智能技术运用于合同或文件的阅读工作,能有效提升审计工作效率,且该技术包括自然语言处理和神经网络(罗心澍,2019);二是“效用观”,认为人工智能技术具有“准确性提升优势”和“审计风险缓解特征”,即自然语言处理、神经网络技术能依据既定审计目标,准确抓取关键文本信息(Kokina et al.,

2017),并识别出特殊风险(Rapoport,2016)。由此可见,会计师事务所的信息化技术、人工智能技术有益于审计效率及审计质量,这些有益经验也是本文研究“审计师人工智能教育能否助力审计质量”的重要基础。在审计市场上,审计服务具有服务业特性,故审计结果不可避免地受到审计师个人特征影响,且随着审计理论的研究重心开始尝试由事务所、分所向个人层面倾斜,关于人工智能赋能审计质量的研究还应回归到个人(许锐等,2018),故本文以审计师人工智能教育背景为切入点,试图丰富此主题研究,也为新审计学、会计学之人才培育和职业发展提供决策依据。

本文以中国注册会计师协会网站查询到的审计师毕业院校数据为起始点,依据全球计算机专业排行榜(CS Rankings)来挑出人工智能教育相关专业,并使用审计报告激进程度作为审计质量的代理变量,检验审计师人工智能教育背景与审计质量之间的关系。结果表现为:审计师人工智能教育背景与逆审计报告激进程度之间存在显著的正相关关系,说明人工智能教育能提升审计报告的公允性。此外,我们还通过执行一系列稳健性检验来增加研究结果的说服力,包括剔除会计师事务所人工智能技术因素、使用自变量的替代变量、控制会计师事务所层面的固定效应、控制公司层面的固定效应、倾向性得分法来重新执行实证研究,发现研究结果稳健。异质性分析发现,审计师人工智能教育背景对审计质量的提升作用主要体现于分所数量少、企业为非国有时。此外,审计师人工智能教育背景与CPA资格互补,且能减少因环境不确定风险导致的审计质量问题。

本文的贡献在于:

第一,丰富了人工智能赋能审计及其经济后果研究,支持“效用观”。已有相关文献主要集中于会计师事务所层面,研究审计师个人特征与审计质量的关系则主要集中于审计任期、审计师经验、行业专长及经济依赖性等(Bae et al.,2016),本文以审计师人工智能教育背景为切入点,为研究审计师人工智能教育背景对审计质量的影响提供了大样本的经验证据。

第二,服务于会计人才培育和劳动力市场需求的变革大局,支持学科融合。一是财政部迅速响应教育部“新文科建设”部署^③,强调“把握人工智能融

合发展契机”。会计与人工智能学科融合意味着审计人才转型已提上日程。为此,是否、多大程度融合能达到既定效果,提升审计结果的公允性,需要全面、持续探讨和检验。二是人工智能专业的人才需求量陡增^④,但人工智能与会计、审计专业融合结果尚不可知,故本文就审计师人工智能教育背景能否助力审计质量为话题,试图为有关部门和审计行业发展提供借鉴。

2.文献回顾与假说发展

现有研究分别从会计师事务所(Balsam et al.,2003;Teoh et al.,1993)和审计师个人(DeFond et al.,2005;Minutti-Meza,2013)层面来探讨审计质量。审计质量的定义是“审计师发现并披露被审计单位的错报及舞弊行为的联合概率”(DeAngelo,1981)。该定义有两个构成要素需要关注:一是行为主体和责任主体是审计师,二是审计师要有发现企业错报和舞弊行为的洞见能力。进一步,依据审计风险模型(Colbert,1988)可推论:提高审计质量,增强审计师洞见能力的重要因素是,提高其自身识别企业重大错报风险,提升设置、执行审计方法及程序的充分性和合理性,以防止审计失败的能力。由于数据获取困难,以往关于人工智能教育与审计质量关系的研究较少,少数研究也主要是问题对策型规范研究和实验研究,且部分研究结论仍存在争议。

依据部分学者的研究结果可推导:审计师人工智能教育背景有益于审计质量。

第一,大数据时代信息爆炸,这加剧了审计师信息搜索、信息阅读、信息整理和信息运用以便识别企业重大错报风险的难度,但受过人工智能教育的审计师凭借编程技能和技术应用能力,可协助审计流程重塑,从而提升审计师洞察能力。在承接与续签审计业务阶段,受过人工智能教育的审计师能编写、运用智能决策辅助程序进行风险评估,如Krisk舞弊侦测工具可协助审计师实施客户承接决策(Bell et al.,2002)。在计划、执行和完成审计业务阶段,受过人工智能教育的审计师可编写不同人工智能审计程序,并运用于各种审计过程,包括传感器程序、光学字符识别程序、面部识别程序、自动化程序等,将这些技术运用于分析程序、内部控制测试和实质性测试等,用以减少人为

错误,及时发现企业舞弊、贿赂行为(Soeprajitno, 2019),并可实现审计循环中的自动预警。

第二,审计师的逻辑思维能力对于审计质量有重要影响。尽管实施控制良好的逻辑思维能力实验存在一定困难(Nanbu, 2008),但仍有一些实验研究将审计师能力与审计结果联系起来(Bonner, 1990; Libby et al., 1994; McKnight et al., 2011)。Bonner 和 Lewis (1990)与 Bonner(1990)认为知识和能力更能解释为审计师表现的变化值。Libby 和 Tan(1994)进一步论证,解决问题的能力会影响审计师在非结构化任务中的决策表现,且知识通过学习亦与能力相关。受过软件工程、系统工程和计算机等专业教育的人才普遍是内倾感觉思维判断和外倾感觉思维判断(Smith, 1989),这类人才的人格支配型功能是判断维度的逻辑思维功能(Capretz, 2003),故受过人工智能教育的审计师具有强逻辑思维能力,能保障执业质量。

根据持反对意见学者的研究结果亦可推导:审计师人工智能教育背景不一定会提高审计质量。一是个人往往会表现出“算法厌恶”(Dietvorst et al., 2015),认为算法缺乏有效执行主观任务的必要能力(Castelo et al., 2019)。二是不确定性会加剧算法厌恶效应(Dietvorst et al., 2020)。当评估管理层复杂估计时,审计师需要同时考虑专家和管理层提供的证据,来形成该估计是否公允的意见(IFIA, 2015; Buchholz, 2017)。进一步,复杂估计评估工作是主观行为且涉及不确定性,专家意见与管理者证据相矛盾的现象时有发生(Li et al., 2020)。此时,审计师需要运用职业判断将竞争性证据纳入决策(Buchholz, 2017)。信息来源存在竞争的情形使得不同来源信息的信赖权重此消彼长(Birnbaum et al., 1979),审计技术的快速发展和计划使用预示着,人工智能技术相关的系统将成为矛盾性审计证据的关键来源,但“算法厌恶”会使审计师不自觉地低估人工智能系统产生的审计证据的可信度(Commerford et al., 2021)。尽管现有文献尚未完全解释个人为何易受“算法厌恶”效应的影响,但 Castelo 等(2019)研究发现,“算法厌恶”效应可能源于算法信息源天生不如人类信息源的信念,故由此推论,人工智能系统可能无益于审计师职业判断,从而无益于审计质量。

尽管以往规范研究和实验研究文献对人工智能赋能审计工作的经济后果给出了一些有价值的观点,但规范研究是对问题对策的描述性研究,实验研究无法控制事务所特征且是从事务所人工智能化角度展开,而 DeAngelo(1981)认为审计质量由事务所层面决定,DeFond 和 Francis(2005)认为事务所审计质量主要取决于审计师个人特征。因此,在控制了事务所特征后,审计师人工智能教育背景如何影响审计质量?这是已有研究未曾回答的问题。基于此,本文在控制事务所特征的基础上,主要探讨审计师人工智能教育背景是否有益于审计报告的公允性。

依据上述理论观点,我们提出以下对立假设:

H1a: 审计师人工智能教育背景与审计质量正相关。

H1b: 审计师人工智能教育背景与审计质量无关。

3. 样本选择与研究设计

3.1 样本选择与数据来源

本文数据主要源于 CSMAR 和 CNRDS 数据库。其中,审计师个人的人工智能教育背景数据通过手工整理获得,数据来源于中国注册会计师协会网站。样本期为 2014—2020 年,选择 2014 年作为起点是因为 CNRDS 审计师数据库中的注册会计师信息子库起始年限为 2014 年。对初始数据做出如下处理:剔除金融类和公共事业行业观测值,剔除 ST、*ST 和 PT 的观测值,剔除主要变量数据缺失的观测值,最终得到 9777 个观测值来检验审计师人工智能教育背景与审计质量的关系。为了避免极端值的影响,我们对所有连续变量在 1% 和 99% 分位进行了 Winsorize 处理。

3.2 研究设计

本文需检验的核心假设是 H1a 和 H1b,且以往文献认为审计报告激进程度是衡量审计质量如审计风格和审计稳健度特征的指标(Gul et al., 2013; 许亚湖等, 2015),我们将逆审计报告激进程度(FRagg)与审计师人工智能教育背景(AI)、审计师和会计师事务所特征变量、公司特征变量置于模型(1),进行回归检验。

$$\text{FRagg} = \alpha_0 + \alpha_1 \text{AI} + \alpha_2 \text{EDU} + \alpha_3 \text{FEMALE} + \alpha_4 \text{BIG10} + \alpha_5 \text{SPEC} + \alpha_6 \text{SIZE} + \alpha_7 \text{LEV} + \alpha_8 \text{ROA} + \alpha_9 \text{GROWTH} + \alpha_{10} \text{LISTAGE} + \alpha_{11} \text{TANG} + \alpha_{12} \text{COMPLEX} + \alpha_{13} \text{SOE} + \alpha_{14} \text{LOSS} + \alpha_{15} \text{TENURE} + \text{Industry and Year Dummies} + \mu \quad (1)$$

$MAOs = \beta_0 + \beta_1 QUICKR + \beta_2 AR + \beta_3 OTHER + \beta_4 INV + \beta_5 ROA + \beta_6 LOSS + \beta_7 LEV + \beta_8 SIZE + \beta_9 LISTAGE + Industry$
and Year Dummies + μ (2)

模型(1)中,因变量 FRAgg 是逆审计报告激进程度,现有研究采用审计报告激进程度作为审计质量指标(Gul et al., 2013; 闫焕民, 2016),在预测审计师发表非标审计意见概率(MAOs)后,通过计算预测审计意见与实际审计意见(MAO)之差(MAOs-MAO)得到,MAOs 的算法参考模型(2)。我们用逆审计报告激进程度指标 FRAgg 作为衡量审计质量指标, FRAgg 值越大,审计报告激进程度越低,审计质量越高。主要自变量 AI 是审计师人工智能教育背景,是则取值为 1,否则为 0。审计师人工智能教育背景(AI)以中国注

册会计师协会网站查询到审计师毕业院校数据为起始点,依据全球计算机科学学术机构排行榜,挑出审计师人工智能教育相关专业教育背景,主要包括四类专业,第一类是计算机,第二类是自动化,第三类是数学类,第四类是电子信息类。

我们依据已有研究(Hou et al., 2019; 闫焕民等, 2020)来分离审计师人工智能教育背景对审计质量的增量效应,模型(1)控制了公司、审计师、事务所三方面特征,包括 EDU、FEMALE、BIG10、SPEC、TENURE、SIZE、LEV、ROE、GROWTH、TANG、COMPLEX、LOSS、SOE 以及行业和年度特征。为保证研究结论稳健,本文对回归模型的标准误实施稳健性调整,并均在公司层面聚类。模型(1)和模型(2)中的变量定义如表 1 所示。

表 1

变量定义

变量名	变量定义或计算方法
FRAgg	逆审计报告激进程度,在模型(2)的基础上计算出 MAOs,通过 MAO-MAOs 计算得到
AI	签字审计师人工智能教育背景,签字审计师受过人工智能教育则取值为 1,否则取 0
EDU	审计师教育水平,博士学位取值为 5,硕士取值为 4,本科为 3,大专为 2,中专为 1
FEMALE	审计师性别,审计师是女性则取值为 1,否则为 0
BIG10	十大,会计师事务所是十大之一或其分所则取值为 1(CICPA 年度排名),否则为 0
SPEC	会计师事务所行业专长,基于审计上市公司审计费用平方根计算的会计师事务所行业专长,计算公式为: $SPEC = \frac{\sum_{j=1}^j \sqrt{FEE_{ikj}}}{\sum_{k=1}^K \sum_{j=1}^j \sqrt{FEE_{ikj}}}$ 其中: $\sum_{j=1}^j \sqrt{FEE_{ikj}}$ 表示事务所 i 在行业 k 中所审计上市公司审计费用平方根之和 $\sum_{k=1}^K \sum_{j=1}^j \sqrt{FEE_{ikj}}$ 表示事务所审计的所有上市公司审计费用平方根之和
SIZE	公司规模,总资产的自然对数
LEV	财务杠杆,长期负债与总资产比率
ROA	资产收益率,总资产回报率
GROWTH	销售成长,计算公式: $(Sales_t - Sales_{t-1}) / Sales_{t-1}$
LISTAGE	上市年限,企业上市时间
TANG	净实物资产,按总资产规模计算的厂房和设备
COMPLEX	审计复杂程度, (应收账款+存货)/总资产
SOE	企业性质,企业最终控制人是地方(中央)政府或者国有企业则取值为 1,否则为 0
LOSS	企业亏损,企业当年净利润小于 0 则取值 1,否则为 0
TENURE	审计任期,会计师事务所累计为公司提供年报审计的年数
QUICKR	保守速动比率,现金、短期投资或交易性货币资产、应收票据和应收账款之和除以流动负债
AR	应收账款,期末应收账款余额
OTHER	其他应收款,期末其他应收款余额
INV	存货总资产比,期末存货占总资产的比率
MAO	实际审计意见,实际审计意见类型,审计意见为非标准审计意见则取值为 1,否则为 0
Year	年度哑元变量
Industry	行业哑元变量

4. 研究结果分析

4.1 描述性统计和单变量分析

表2PanelA报告了主要变量的描述性统计结果。逆审计报告激进程度(FRA_{agg})的平均值为-0.050,最小值和最大值分别为-0.960和-0.003,这意味着上市公司之间的审计质量存在较大差异。自变量审计师人工智能教育背景(AI)的平均值为0.090,这意味着受过人工智能教育的签字审计师为数不多。表2PanelB报告了单变量分析的结果。我们将AI大于1定义为签字审计师人工智能教育背景组,否则为签字审计师无人工智能教育背景组。签字审计师人工智能教育背景组有8896个样本,无人工智能教育背景组有881个样本,FRA_{agg}的均值分别为-0.052和-0.033,组间差异在1%水平上显著,上述结果初步验证了H1a。

4.2 回归结果分析

表3报告了审计师人工智能教育背景与审计质量关系的回归结果。结果显示,AI系数为正,且在1%水平上显著(0.019,t=9.42),故支持假设H1a。该结果说明审计师人工智能教育背景显著削弱了审计

报告激进程度,提升了审计质量。控制变量的符号和显著性显示:(1)LISTAGE、LOSS、LEV具有显著负系数,说明财务风险高、上市年限久的公司增加了审计难度;(2)SIZE、ROA、TANG、COMPLEX系数为正且在1%水平上显著,说明高审计质量和较好的财务绩效、较大公司规模、高有形资产强度、审计复杂程度相关;(3)SPEC和TENURE系数为正且分别在10%和1%的水平上显著,说明高审计质量和审计行业专长和审计任期正相关。

5. 异质性分析与影响机制检验

5.1 异质性分析

5.1.1 分所数量分层检验

近年来,各会计师事务所分所爆雷现象频现,如康得新、康美、獐子岛事件等。不难看出,会计师事务所分所审计质量与总所分层。那么,不同会计师事务所分所数量(OFFICE_NUM)对审计师人工智能教育背景与审计质量的关系有何影响?本文按照分所数量差异来分析人工智能教育背景与审计报告激进程度的关系,定义分所数量较多则OFFICE_NUM

表2 描述性统计和单变量检验

Panel A:描述性统计								
变量名	观测数	均值	标准差	最小值	25%分位数	中位数	75%分位数	最大值
FRA _{agg}	9777	-0.050	0.142	-0.960	-0.026	-0.014	-0.009	-0.003
AI	9777	0.090	0.286	0.000	0.000	0.000	0.000	1.000
FEMALE	9777	0.677	0.468	0.000	0.000	1.000	1.000	1.000
SIZE	9777	22.323	1.288	19.951	21.420	22.148	23.032	26.135
ROA	9777	0.037	0.065	-0.277	0.013	0.036	0.067	0.212
LEV	9777	0.428	0.198	0.061	0.270	0.421	0.574	0.900
LISTAGE	9777	2.239	0.745	0.000	1.792	2.303	2.890	3.296
GROWTH	9777	0.158	0.395	-0.573	-0.029	0.092	0.249	2.505
BIG10	9777	0.642	0.480	0.000	0.000	1.000	1.000	1.000
SOE	9777	0.362	0.481	0.000	0.000	0.000	1.000	1.000
EDU	9777	2.913	0.618	1.000	3.000	3.000	3.000	5.000
SPEC	9777	0.202	0.149	0.008	0.059	0.176	0.344	0.507
TANG	9777	0.222	0.161	0.003	0.096	0.187	0.314	0.693
COMPLEX	9777	0.256	0.155	0.009	0.137	0.242	0.354	0.678
LOSS	9777	0.108	0.310	0.000	0.000	0.000	0.000	1.000
TENURE	9777	5.425	3.619	1.000	3.000	5.000	7.000	17.000
Panel B:单变量检验								
分组变量	变量名	签字审计师人工智能教育背景组		签字审计师无人工智能教育背景组		均值差异	t值	
		样本量	均值	样本量	均值			
AI	FRA _{agg}	8896	-0.052	881	-0.033	-0.019	-3.712***	

注:*,**、***分别表示在10%、5%、1%水平上显著,下同。

表 3

审计师人工智能教育背景与审计质量

变量名	FRAgg
AI	0.019*** (9.42)
FEMALE	-0.006** (-2.22)
SIZE	0.017*** (10.69)
ROA	0.417*** (11.69)
LEV	-0.130*** (-10.79)
USTAGE	-0.024*** (-9.77)
GROWTH	0.001 (0.27)
BIG10	-0.006** (-2.12)
SOE	0.023*** (6.86)
EDU	0.000 (0.14)
SPEC	0.025* (1.76)
TANG	0.056*** (5.18)
COMPLEX	0.082*** (6.85)
LOSS	-0.100*** (-12.60)
TENURE	0.001*** (3.44)
年份	控制
行业	控制
样本量	9777
调整 R ²	0.239

取值为 1, 否则为 0。

表 4 列(1)是按照分所数量差异来分析审计师人工智能教育背景与审计质量关系的回归结果, AI 的系数在 1% 的水平上显著为正, 而 AI×OFFICE_NUM 系数在 5% 的水平上显著为负, 表明审计师人工智能

教育背景对于审计质量的提升作用主要体现在分所数量少的事务所中。

5.1.2 产权性质分层检验

高质量审计有助于缓解非国有企业的融资约束, 而审计师人工智能教育背景是否有益于非国有

表 4

异质性检验

变量名	FRAgg	
	(1)	(2)
AI	0.027*** (6.57)	0.022*** (8.16)
AI×OFFICE_NUM	-0.011** (-2.14)	
OFFICE_NUM	0.004 (1.09)	
AI×SOE		-0.007* (-1.94)
SOE	0.030*** (6.82)	0.024*** (6.70)
FEMALE	-0.008** (-2.42)	-0.006** (-2.20)
SIZE	0.013*** (5.88)	0.017*** (10.69)
ROA	0.449*** (10.08)	0.417*** (11.69)
LEV	-0.108*** (-6.58)	-0.130*** (-10.77)
LISTAGE	-0.024*** (-7.13)	-0.024*** (-9.77)
GROWTH	0.004 (0.62)	0.001 (0.26)
BIG10	-0.008** (-1.99)	-0.006** (-2.10)
EDU	-0.000 (-0.16)	0.000 (0.15)
SPEC	0.036* (1.87)	0.026* (1.79)
TANG	0.056*** (3.88)	0.056*** (5.17)
COMPLEX	0.068*** (4.20)	0.082*** (6.85)
LOSS	-0.103*** (-9.71)	-0.100*** (-12.60)
TENURE	0.001** (2.27)	0.0011*** (3.43)
年份	控制	控制
行业	控制	控制
样本量	5703	9777
调整 R ²	0.249	0.239

企业尚不可知,本文按照国有/非国有企业性质(SOE)差异来检验审计师人工智能教育背景与审计质量的关系。

表4列(2)是按照不同产权性质来分析审计师人工智能教育背景与审计质量关系的回归结果, $AI \times SOE$ 的系数在10%的水平上显著为负,这说明人工智能教育背景对于审计质量的提升作用有益于非国有企业。

5.2 影响机制检验

5.2.1 CPA资格调节机制检验

上文实证结果显示,审计师人工智能教育背景有助于提升审计质量。根据理论分析部分,该效应是源于对审计师会计、审计能力的替代机制还是补充机制还需进一步检验。获取CPA资格(注册资格)

是审计师会计、审计能力被职业认可的标志,本文按照CPA资格来检验审计师人工智能教育背景与审计质量的关系,表5列(1)是该机制检验的结果。

表5列(1)显示, AI 、 $AI \times CPA$ 的系数均在5%的水平上显著为正,说明人工智能教育背景作为第二专长弥补了CPA资格的短板。这意味着人工智能专长与会计、审计专长在一定程度上互补,会计、审计第一专长与智能技术、逻辑第二专长融合后可形成合力,作用于审计报告质量,表现为较公允的审计结果,提升审计师洞察风险的能力,进一步支持人工智能赋能审计质量的“效用观”,支持学科“融合”政策和系列举措。

5.2.2 环境不确定风险调节机制检验

进一步,虽然审计师人工智能教育背景能提升

表5

影响机制检验

变量名	FRA _{agg}	
	(1)	(2)
AI	0.011**(2.31)	0.008**(2.11)
$AI \times CPA$	0.010**(1.99)	
CPA	0.004(1.17)	
$AI \times EU$		0.011*** (4.29)
EU		-0.011*** (-4.33)
FEMALE	-0.005** (-2.16)	-0.007** (-2.41)
SIZE	0.017*** (10.68)	0.018*** (10.07)
ROA	0.417*** (11.65)	0.446*** (10.72)
LEV	-0.130*** (-10.77)	-0.138*** (-10.12)
LISTAGE	-0.024*** (-9.77)	-0.028*** (-7.62)
GROWTH	0.001(0.27)	0.015** (2.15)
BIG10	-0.006** (-2.10)	-0.008** (-2.47)
SOE	0.023*** (6.86)	0.024*** (6.54)
EDU	0.000(0.09)	-0.001(-0.41)
SPEC	0.026* (1.79)	0.040** (2.34)
TANG	0.056*** (5.18)	0.054*** (4.45)
COMPLEX	0.082*** (6.84)	0.081*** (5.83)
LOSS	-0.100*** (-12.61)	-0.092*** (-10.83)
TENURE	0.001*** (3.47)	0.001** (2.56)
年份	控制	控制
行业	控制	控制
样本量	9777	7970
调整 R ²	0.239	0.251

审计质量,但能否助力审计师洞察企业重大错报风险,通过降低环境不确定风险来保障执业质量,还需实证检验。本文借鉴 Ghosh 和 Olsen(2009)、申慧慧等(2012)的思想,计算环境不确定风险(EU):首先,将公司过去5年非正常销售收入的标准差除以过去5年销售收入的平均值,得到未经行业调整的环境不确定性;然后,计算同年度同行业内所有公司未经行业调整的环境不确定风险的中位数,得到行业环境不确定风险;最后,将各公司未经行业调整的环境不确定风险除以行业环境不确定风险,得到公司经行业调整后的环境不确定风险(EU)。表5列(2)是该机制检验的结果。

表5列(2)显示, AI、AI×EU 的系数分别在5%、1%的水平上显著为正。该结果侧面佐证了理论分析部分,审计师人工智能教育背景一定程度上反映了审计师的逻辑思维能力优势,支持其“审计风险缓解特征”,这意味着审计师人工智能教育背景能有效弱化因外部环境不确定导致的审计风险,从而保障审计质量。

6. 稳健性检验

6.1 考虑事务所层面人工智能技术因素的稳健性检验

上文实证结果表明,审计师人工智能教育背景有助于提升审计质量。但容易受到质疑的一点是,该提升效应可能源于事务所层面的人工智能技术因素。参考杨扬(2020)对事务所人工智能技术引入的定义和衡量方式,我们手工搜集2014–2020年事务所人工智能技术引入情形的数据,并剔除此类会计事

务所审计的公司一年度样本来进行稳健性检验:分别考虑不包括事务所引入人工智能技术当年(AF_AI1)、包括事务所引入人工智能技术当年(AF_AI2)两类标准,并采用控制行业和年度效应的FE模型、控制事务所效应的FE模型,以及控制公司、行业和年份的FE模型来重新回归。表6报告了回归结果。

表6显示,不管是在AF_AI1组,还是AF_AI2组,审计师人工智能教育背景(AI)的系数至少在10%的水平上显著为正,且其他控制变量与现有审计质量研究文献的方向基本一致(闫焕民,2016;杨扬,2020),本文的研究结论仍然稳健。

6.2 其他稳健性检验

6.2.1 使用自变量的代理变量

借鉴 Hou 等(2019)的思想,我们考虑使用自变量的其他代理变量(AI_EDU)来衡量审计师人工智能教育背景。AI_EDU被定义为,若签字审计师获得人工智能专业相关的博士学位则AI_EDU取值为5,若获得人工智能专业相关的硕士学位则AI_EDU取值为4,若是本科学位则为3,大专学位则为2,中专则为1。表7列(1)中的回归结果显示, AI_EDU 与 FRAgg 显著正相关,进一步支持假设H1a。

6.2.2 控制事务所固定效应的稳健性检验

我们进一步控制了会计师事务所的固定效应,来检验审计师个人特征的作用。表7列(2)的回归结果显示, AI 与 FRAgg 显著正相关,结果仍然稳健,进一步支持假设H1a。

6.2.3 控制公司固定效应的稳健性检验

为减少潜在的遗漏变量问题,我们进一步控制

表6 考虑事务所人工智能技术因素的稳健性检验

变量名	FRAgg					
	AF_AI1			AF_AI2		
AI	0.020***(8.14)	0.020***(7.62)	0.017**(2.08)	0.015***(4.29)	0.015***(4.17)	0.019*(1.85)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制
年份	控制	控制	控制	控制	控制	控制
行业	控制	控制	控制	控制	控制	控制
公司	不控制	不控制	控制	不控制	不控制	控制
事务所	不控制	控制	不控制	不控制	控制	不控制
样本量	7331	7324	7331	8125	8118	8125
调整 R ²	0.216	0.217	0.105	0.217	0.219	0.121

了公司层面的固定效应。表7列(3)的回归结果再次验证了假设H1a,说明在考虑其他潜在因素的影响后,审计师人工智能教育背景对审计质量的积极作用没有质的改变。

6.2.4 倾向性得分匹配法

为减少可能的自选择偏差,我们采用倾向性得分匹配法为实验样本(选择人工智能教育背景审计师的客户公司)寻找匹配样本,进行稳健性检验。与Giannetti等(2015)的做法一致,将FEMALE、SIZE、年份和行业等全部控制变量放入倾向得分匹配模型,基于“一配一、无放回”原则,并使用±0.5%作为倾向性得分的尺度,将选择人工智能教育背景审计师的客户公司(实验样本)与没有选择人工智能教育背景审计师的客户公司(匹配样本)配对。表7列(4)报告了检验结果,AI与FRAgg显著正相关,研究结论稳健。

7. 研究结论与政策建议

随着新文科建设的兴起,人工智能能否助力各行业发展逐渐引起研究者的广泛关注。鉴于审计质量对于减少信息不对称、确保资本市场的正常运行至关重要,研究者们将会计师事务所层面的分析降维细化到审计师层面,然而,尚缺乏将审计师层面的人工智能教育背景与审计质量关联起来的研究。基于会计、审计新文科人才建设的现实背景,研究审计师人工智能教育背景对审计质量的影响具有重要的现实意义和一定的理论价值。

本研究以2014–2020年中国上市公司为样本,考察了审计师人工智能教育背景对审计质量的影

响,与理论预测一致,审计师人工智能教育背景与逆审计报告激进程度之间存在显著的正相关关系,这意味着审计师人工智能教育背景能提高审计报告的公允性。此外,我们还执行了一系列稳健性检验来增加研究结果的说服力。异质性分析发现,审计师人工智能教育背景对审计质量的提升作用主要体现在分所数量少、企业为非国有时。此外,审计师人工智能教育背景与CPA资格互补,且能有效缓解因环境不确定风险导致的审计质量问题,保障执业质量。本研究丰富了人工智能与审计行为、结果的经验研究文献,并为审计质量的影响因素提供了额外的实证证据。

为促进会计、审计新文科人才建设战略的顺利落地,维护资本市场的健康发展,本文提出以下建议:

第一,各高校会计、审计专业应促“融合”、抓“创新”,积极调整、优化专业结构,减少传统会计、审计课程的课时占比,促进会计学、审计学专业优化升级,确保新文科人才建设战略顺利实施。

第二,为确保各区域会计、审计人才的供需相匹配,促进学业、业界优势互补,各高校应完善全链条育人机制,人才培养模式要强调商能融合、学识贯通,各人力、社保部门要促进新会计和新审计人才就业机会,完善聘用方式和强化社会保障。

第三,为进一步提升审计质量,提高审计师胜任能力并与时俱进,各高校、业界和相关部门要处理好会计与科技关系中的“变”与“不变”,促进审计行业稳健发展,确保资本市场的有序运行。

表7 其他稳健性检验

变量名	FRAgg			
	(1)	(2)	(3)	(4)
AI_EDU	0.006*** (9.45)			
AI		0.019*** (8.76)	0.014** (2.18)	0.030*** (5.46)
控制变量	控制	控制	控制	控制
年份	控制	控制	控制	控制
行业	控制	控制	控制	控制
事务所	不控制	控制	不控制	不控制
公司	不控制	不控制	控制	控制
样本量	9777	9770	9777	1762
调整R ²	0.239	0.240	0.151	0.295

注释:

①参见BBC与剑桥大学研究者 Michael Osborne 和 Carl Frey 的研究报告《365 份职业未来的“被淘汰概率”》。

②除德勤于 2019 年与 Kira Systems 达成审计智能化合作外,毕马威也和 IBM 签署合同来探索审计流程智能化,澳大利亚注册会计师协会正探索 Kairos 审计自动化系统。

③2021 年 12 月 27 日,财政部印发《会计行业人才发展规划(2021-2025 年)》,强调“十四五”时期会计人才发展需要推动会计和审计工作数字化转型,第三条第(六)项明确会计行业人才发展的主要任务是促进学科融合。

④2019 年,武书连《中国大学生新生质量与毕业生质量对照排行榜》显示,在华中科技大学、电子科技大学和上海科技大学等具备人工智能专业优势的高等院校中,毕业生质量呈现跨越式增长。

参考文献:

[1]罗心澍.审计准则改革对审计质量的影响——基于我国 A 股上市公司的实证研究[J].财政监督,2019(3).

[2]申慧慧,于鹏,吴联生.国有股权、环境不确定性与投资效率[J].经济研究,2012,47(7).

[3]许锐,郑鑫成,王艳艳.审计师个人声誉受损是否会影响其职业生涯?[J].财务研究,2018(1).

[4]许亚湖,王婷.大数据时代管理会计的变革[J].财会通讯,2015(16).

[5]闫焕民,王浩宇,张雪华.审计师工作量压力、组织支持与审计意见决策[J].管理科学,2020,33(4).

[6]闫焕民.签字会计师个人执业经验如何影响审计质量?——来自中国证券市场的经验证据[J].审计与经济研究,2016,31(3).

[7]杨扬.人工智能技术对审计质量的影响——基于会计师事务所视角的实证研究[J].技术经济,2020,39(5).

[8]Bae, G. S., Choi, S. U. K., Rho, J. H. W. A. Audit hours and unit audit price of industry specialist auditors: Evidence from Korea[J]. Contemporary Accounting Research, 2016, 33(1).

[9]Balsam, S., Krishnan, J., Yang, J.S. Auditor industry specialization and earnings quality[J]. Auditing: A Journal of Practice & Theory, 2003, 22(2).

[10]Bell, T. B., Bedard, J. C., Johnstone, K. M., Smith, E. F. KRiskSM: A computerized decision aid for client acceptance and continuance risk assessments[J]. Auditing: A Journal of Practice & Theory, 2002, 21(2).

[11]Birnbaum, M. H., Stegner, S. E. Source credibility in

social judgment: Bias, expertise, and the judge's point of view[J]. Journal of Personality and Social Psychology, 1979, 37(1).

[12]Bonner, S. E., Lewis, B. L. Determinants of auditor expertise[J]. Journal of Accounting Research, 1990, 28.

[13]Bonner, S. E. Experience effects in auditing: The role of task-specific knowledge[J]. Accounting Review, 1990, 65(1).

[14]Buchholz, A., Nicolas, C. Public company accounting oversight board(PCAOB): Proposed changes to the independent auditor's report[J]. Journal of the CPA Practitioner, 2011(5).

[15]Capretz, L. F. Personality types in software engineering [J]. International Journal of Human-Computer Studies, 2003, 58(2).

[16]Castelo, N., Bos, M. W., Lehmann, D. Let the machine decide: When consumers trust or distrust algorithms[J]. NIM Marketing Intelligence Review, 2019, 11(2).

[17]Colbert, J. L. Inherent risk: An investigation of auditors' judgments[J]. Accounting, Organizations and Society, 1988, 13(2).

[18]Commerford, B. P., Dennis, S. A., Joe, J. R., Ulla, J. W. Man versus machine: Complex estimates and auditor reliance on artificial intelligence[J]. Journal of Accounting Research, 2022, 60(1).

[19]DeAngelo, L. E. Auditor size and audit quality[J]. Journal of Accounting and Economics, 1981, 3(3).

[20]DeFond, M. L., Francis, J. R. Audit research after Sarbanes-Oxley[J]. Auditing: A Journal of Practice & Theory, 2005, 24(S1).

[21]Dietvorst, B. J., Bharti, S. People reject algorithms in uncertain decision domains because they have diminishing sensitivity to forecasting error[J]. Psychological Science, 2020, 31(10).

[22]Dietvorst, B. J., Simmons, J. P., Massey, C. Algorithm aversion: People erroneously avoid algorithms after seeing them err[J]. Journal of Experimental Psychology: General, 2015, 144(1).

[23]Ghosh, D., Olsen, L. Environmental uncertainty and managers' use of discretionary accruals[J]. Accounting, Organizations and Society, 2009, 34(2).

[24]Ghosh, D., Olsen, L. Environmental uncertainty and managers' use of discretionary accruals[J]. Accounting, Organizations and Society, 2009, 34(2).

[25]Giannetti, M., Liao, G., Yu, X. The brain gain of corporate boards: Evidence from China[J]. The Journal of Finance, 2015, 70(4).

[26]Gul, F. A., Wu, D., Yang, Z. Do individual auditors affect audit quality? Evidence from archival data[J]. The Accounting Review, 2013, 88(6).

[27]Hou, F., Liao, F., Liu, J., Xiong, H. Signing auditors' foreign

experience and debt financing costs: Evidence for sustainability of Chinese listed companies[J]. *Sustainability*, 2019, 11(23).

[28]International Forum of Independent Audit Regulators(IF-IAR). Report on 2014 survey of inspection findings[R/OL].(2015-03-03)[2023-02-13]. <https://www.ifiar.org/?wpdmdl=2064>.

[29]Knechel, W. R., Krishnan, G. V., Pevzner, M., Shefchik, L. B., Velury, U. K. Audit quality: Insights from the academic literature[J]. *Auditing: A Journal of Practice & Theory*, 2013, 32(S1).

[30]Knechel, W. R., Payne, J. L. Additional evidence on audit report lag[J]. *Auditing: A Journal of Practice & Theory*, 2001, 20(1).

[31]Kokina, J., Davenport, T. H. The emergence of artificial intelligence: How automation is changing auditing[J]. *Journal of Emerging Technologies in Accounting*, 2017, 14(1).

[32]Li, R., Hu, F. Public listing and corporate social responsibility from a sustainability risk management perspective[J]. *Amfiteatru Economic*, 2020, 22(55).

[33]Libby, R., Tan, H. T. Modeling the determinants of audit expertise[J]. *Accounting, Organizations and Society*, 1994, 19(8).

[34]McKnight, C. A., Wright, W. F. Characteristics of relatively high-performance auditors[J]. *Auditing: A Journal of Practice &*

Theory, 2011, 30(1).

[35]McKnight, C. A., Wright, W. F. Characteristics of relatively high-performance auditors[J]. *Auditing: A Journal of Practice & Theory*, 2011, 30(1).

[36]Minutti-Meza, M. Does auditor industry specialization improve audit quality?[J]. *Journal of Accounting Research*, 2013, 51(4).

[37]Nanbu, H. Religion in Chinese education: From denial to cooperation[J]. *British Journal of Religious Education*, 2008, 30(3).

[38]Rapoport, M. Auditing firms count on technology for backup[R/OL].(2016-03-07)[2023-02-13]. <https://www.wsj.com/articles/auditing-firms-count-on-technology-for-backup-1457398380>.

[39]Smith, D. C. The personality of the systems analyst: An investigation[J]. *ACM SIGCPR Computer Personnel*, 1989, 12(2).

[40]Soeprajitno, R. R. W. N. Potensi artificial intelligence (AI) menerbitkan opini auditor?[J]. *Jurnal Riset Akuntansi Dan Bisnis Airlangga*, 2019, 4(1).

[41]Teoh, S. H., Wong, T. J. Perceived auditor quality and the earnings response coefficient[J]. *Accounting Review*, 1993, 68(2).

Can AI Education Contribute to Audit Quality: Empirical Evidence from the Auditor Level

Liao Fangnan Han Hongling Hou Fei Long Huibing

Abstract: Auditor intelligence is the inevitable outcome of the integration of accounting talents and artificial intelligence under the background of new liberal arts. Based on 9777 annual observation data of Ashare listed companies from 2014 to 2020 and use the manual collection of auditor Artificial Intelligence(AI) education background, this paper makes a preliminary exploration on whether AI education can help audit quality. Research results show that AI education background is positively associated with the auditor audit quality. It indicates that the auditors benefit from technology advantage and logical dominant, which reduce the radical degree of audit reporting, to improve the audit quality. The results remain robust after a series of reregressions. Heterogeneity analysis show the effect is mainly reflected in accounting firms have small number of branches and non-state-owned firms. In addition, there is a complementary effect between AI education and CPA qualification, and AI education background can improve audit quality by alleviating environmental uncertainty risks. These findings support the "utility view", supporting a series of important policies and measures concerning the integration of social sciences and AI disciplines in the "New Liberal Arts Construction" of MOE and MOF.

Key words: auditor; artificial intelligence education; audit quality