

【审计研究】

审计中人工智能使用、任务复杂性 与投资者感知的审计师责任

—— 一项实验研究

张继勋 李方晗 赵 艺 卿水娟

【摘 要】近年来,随着人工智能等信息技术的不断发展,审计中人工智能使用的影响日益受到关注。本文运用心理学理论和实验研究方法,分析和检验了审计中人工智能的使用和任务的复杂性对投资者感知的审计师责任的影响。研究发现,与人类审计师审计后出现重大错报相比,在使用人工智能审计后仍出现重大错报的情况下,投资者感知的审计师责任更高。研究还发现,对于复杂的审计任务,与人类审计师审计后出现重大错报相比,在使用人工智能审计后仍出现重大错报的情况下,投资者感知的审计师责任更高;但对于简单的审计任务,无论是人类审计师还是使用人工智能审计后仍出现重大错报,投资者感知的审计师责任没有显著差异。此外,研究还发现,审计中所使用的审计方法和任务复杂性共同影响投资者感知的审计师责任的机制。本文对审计理论和审计师实践都具有重要意义。

【关 键 词】人工智能;人类审计师;任务复杂性;投资者;审计责任

【作者简介】张继勋,李方晗(通讯作者),南开大学商学院(300071);赵艺,北京物资学院(101149);卿水娟,南开大学商学院(300071)。

【原文出处】《审计研究》(京),2024.5.62~74

【基金项目】国家自然科学基金项目(项目批准号:72272080、71872090、72302123)。

一、引言

近年来,随着新兴技术的不断发展,人工智能等信息技术正在深刻影响着审计行业(Austin等,2021;Libby和Witz,2024)。为了提高审计效率和效果,一些会计师事务所,特别是“四大”会计师事务所,在人工智能等方面进行了大量的投资(Deloitte,2017;KPMG,2017;EY,2018;PwC,2018),并开始在审计过程中使用人工智能等信息技术(Libby和Witz,2024)。

在审计实践中,人工智能的一个常见应用是自然语言处理技术(PwC,2017;KPMG,2021)。自然语言处理(Natural Language Processing, NLP)是人工智能的一个分支,其使用算法学习、分析、提取和加工文档中的大量语言数据(Zhang,2019;KPMG,2021;DataRobot,2022)。在审计中,有些会计师事务所,特

别是“四大”,已开始使用自然语言处理技术分析租赁、收入合同,以及董事会会议记录等文本信息(Zhang,2019;Yan和Moffitt,2019;Cui等,2022)。比如,有的会计师事务所使用自然语言处理技术审查约75%的简单租赁合同内容,审查约40%的复杂租赁合同内容(EY,2017)。一般而言,自然语言处理的结果是更可靠的,但在合同审计中,由于合同的语言不是标准化的,而且句子长短不一,加上人类的语言表达都是基于特定背景的,同样的一句话,在不同的背景下表达的含义可能不同,因此,采用自然语言处理也可能会出现审计后未发现重大错报的情况。在采用人工智能(自然语言分析)执行审计任务后仍被发现存在重大错报的情况下,投资者会如何评价审计师审计责任,与人类审计师审计后仍被发现存在重大错报相比,投资者感知的审计师审计责任是

否会更高?由于算法厌恶的存在,即使算法在这项任务中的表现优于人的表现,人们仍然更愿意接受人提供的建议,而不愿意接受算法提供的建议。因此,在出现审计过失时,投资者可能会认为使用人工智能情况下审计师需要承担更高的审计责任。当然,投资者也可能认为人工智能是更客观的,重大错报是算法导致的,因而投资者认为审计师需要承担的审计责任反而比较低。此外,审计实务中的审计任务存在不同类型,有些审计任务比较复杂,有些审计任务则比较简单,对于复杂程度不同的审计任务,当审计后仍被发现存在重大错报时,使用人工智能执行审计任务与人类审计师执行审计任务,投资者感知的审计师的审计责任是否存在差异?目前,审计师仍然担忧外界是否会更加谨慎地看待人工智能技术(Austin等,2021),对使用数据分析和人工智能可能产生的审计责任尚不清楚,进而担忧由此可能带来的审计责任,而一旦形成审计责任,就不可避免地会给会计师事务所和审计师带来损失(比如诉讼成本、声誉损失以及经济损失等)。因此,这些问题对于审计中人工智能的使用以及利益相关者如何看待审计中人工智能使用的责任都具有重要意义。

本文基于心理学理论并采用实验研究方法,分析和检验了审计中人工智能的使用、审计任务的复杂性对投资者感知的审计师责任的影响。本文的主要贡献在于:一是扩展了信息技术对审计影响的文献。以往关于信息技术对审计影响的文献主要集中于信息技术对审计行为的影响,关于信息技术对审计责任影响的研究很少,本文则是从投资者的视角,检验了人工智能的使用、审计任务的复杂性共同对投资者感知的审计师责任的影响,有助于从更广泛的视角了解信息技术如何影响审计责任。二是丰富了算法厌恶的文献。以往关于算法厌恶的文献主要集中于初始决策者或陪审员,本文从投资者视角验证了初始决策评价者的算法厌恶(二级算法厌恶)。三是丰富了审计责任的文献。以往关于投资者、审计师感知的审计责任研究主要涉及关键审计事项披露、关键审计事项的结论性评价等(张继勋等,2015;韩冬梅等,2020),本文研究人工智能和审计任务复杂性共同对投资者感知的审计师责任的影响,进一步丰富了投资者感知的审计责任的影响因素。四是

考察了人工智能使用和任务复杂性共同影响投资者判断的审计师责任的机制,即投资者感知的审计方法胜任能力的中介效应。

本文后续部分的结构安排如下:第二部分是文献综述;第三部分是研究背景、理论分析与研究假设;第四部分是研究方法;第五部分是实验结果及分析;最后是本文的研究结论。

二、文献综述

随着基于信息技术的自动化工具和技术在审计领域的应用,一些学者开始关注人工智能等信息技术对审计的影响,但相关文献总体上比较少。这些文献主要集中在两个方面:人工智能等技术对审计师行为的影响,以及对审计过失和责任的影响。一是关于人工智能等技术对审计师行为影响的研究发现,审计师对人工智能等信息技术的信赖程度比较低,或者说出现了算法厌恶。例如,Holmstrom等(2021)发现,审计数据分析技术(Audit Data Analytics)的计算过程复杂性高且难以解释,审计师对此技术做出的独立预期的理解程度较低,信赖程度也较低。Commerford等(2022)发现,当审计师从事务所的人工智能系统收到与管理层偏好相矛盾的证据时,会提出比较低的审计调整,即审计师表现出算法厌恶。二是关于人工智能等技术使用对审计过失和审计责任的影响,主要集中于陪审员关于审计过失和责任的判断,但研究发现并不一致。例如,Kipp等(2022)发现,当审计师使用人工智能对异常交易进行跟踪测试时,在人工智能并未检查出重大错报的情况下,陪审员做出审计师对审计失败承担更高责任的判断。同样,Cui等(2022)也发现,审计师使用人工智能未发现重大错报时,陪审员也做出审计师对审计失败承担更高责任的判断。Libby和Witz(2024)却发现,人工智能不容易受到审计师和客户之间独立性问题的“威胁”,人工智能的使用增加了陪审员对审计过程的信任,进而降低了形式上的独立性冲突对陪审员判断的事务所责任的影响。

上述文献梳理可以看出,相关研究主要集中于人工智能等技术对审计师判断和陪审员判断的影响,而关于陪审员判断的研究结论也不一致。现有研究鲜有从投资者的视角,研究人工智能等技术的使用对投资者感知的审计师审计责任的影响。投资

者是资本市场的参与者,投资者感知的审计责任很可能会传导至审计师,进而可能会影响未来人工智能在审计中的使用,因此,研究这一问题具有比较重要的意义。

三、研究背景、理论分析与研究假设

随着信息技术的不断发展,人工智能等信息技术正在深刻影响着审计行业(Austin等,2021;Libby和Witz,2024),一些会计师事务所积极顺应这一变化,大量投资和研发用于审计的人工智能等自动化工具和技术,人工智能、数据分析、机器人流程自动化和无人机等先进的技术不断被应用到审计实践中(KPMG,2021),这些新技术的应用极大地提高了审计的效率和效果(EY,2017;PCAOB,2017)。但人工智能等先进技术的使用也带来一些新的问题,其中一个重要问题就是审计责任。虽然人工智能等信息技术能够提高审计质量,但在审计中使用这些技术后仍可能存在未发现的重大错报,对于这种重大错报审计师应如何承担审计责任,是否会承担较高的审计责任(Grenier等,2021)?这一问题无疑是重要的,它直接影响到人工智能等信息技术未来在审计中的应用。投资者是审计责任的重要相关方,本文将从投资者的视角,研究此种情况下投资者感知的审计师的审计责任。

尽管以算法为基础的人工智能的表现往往优于人类,但以往不同领域关于人工智能研究的主要发现是存在算法厌恶的现象。算法厌恶是这样一种现象:尽管算法的表现通常优于人类,但人们还是更愿意接受人提供的建议,而不愿意接受算法提供的建议(Önköl等,2009;Eastwood等,2012;Longoni等,2019;Castelo等,2019)。相关研究进一步发现,当看到算法和人犯同样的错误时,相比于人类预测者,人们会更快地对算法预测失去信心(Dietvorst等,2015)。在消费行为领域也有类似的发现,比如Castelo等(2019)发现,消费者可能不太愿意依赖算法来完成更重要的任务,因为这样做会带来更大的风险。在会计领域,也有研究发现了算法厌恶现象,比如Önköl等(2009)发现,在预测股价时,被试更愿意接受人类的建议,而对算法提供的建议依赖程度较低。Commerford等(2022)发现,当审计师从事务所的人工智能系统收到与客户管理层偏好相矛盾的证

据时,会提出比较低的审计调整,审计师表现出算法厌恶。在本文的背景下,基于上述理论,投资者同样也可能存在算法厌恶,即与人类审计师出现重大错报相比,对算法发生的重大错报,投资者可能会给予比较低的容忍度,因此,在使用人工智能执行审计任务后仍存在重大错报的情况下,投资者可能会认为审计师应该承担更高的审计责任。此外,在使用人工智能执行审计任务后仍存在重大错报的情况下,投资者可能会认为审计师付出的努力比较少,也应该承担更多的审计责任。因此,与人类审计师审计后出现重大错报相比,在使用人工智能审计后仍出现重大错报的情况下,投资者感知的审计师的审计责任可能会更高。基于以上分析,提出以下假设:

假设1:当审计后仍被发现存在重大错报时,相比于人类审计师执行重大错报相关审计任务,在使用人工智能执行重大错报相关审计任务的情况下,投资者感知的审计师责任更高。

在审计实践中,人工智能执行的审计任务有些比较简单,有些则比较复杂。简单审计任务通常具有标准化、规律性和结构化的特征;复杂审计任务通常具有非标准化和非结构化的特征。有关算法研究的文献发现,决策过程中,对于简单任务和复杂任务,人们对算法的依赖程度存在明显差异。相比于简单、客观的任务,对于复杂、主观的任务,个体倾向于更少地依赖算法,主要是因为个体认为算法执行复杂任务的能力比较差(Castelo等,2019),人工智能的功能与复杂审计任务要求的能力不匹配,因此,高任务复杂度会增加算法厌恶。审计领域的一些文献也发现,审计师在估计客户贷款损失准备金金额时,当他们从事务所的人工智能系统收到与管理层偏好相矛盾的证据时,会提出比较低的审计调整,表现出算法厌恶(Commerford等,2022)。在本文的背景下,对于复杂的审计任务,与人类审计师相比,投资者很可能也认为人工智能执行复杂审计任务的能力比较差,人工智能的功能与复杂审计任务要求的能力匹配性差,因此,在使用人工智能执行复杂审计任务后仍出现重大错报的情况下,投资者可能会认为审计师应该承担更高的审计责任。而对于简单审计任务,由于其具有标准化、规律性等特征,不太需要审计师的职业判断,投资者很可能认为使用人工智能

或人类审计师都能够胜任此种类型的审计任务,因此,在审计后仍存在重大错报的情况下,投资者感知的审计师责任可能没有明显差异。基于以上分析,提出以下假设:

假设 2a:对于复杂的审计任务,当审计后仍被发现存在重大错报时,相比于人类审计师执行重大错报相关审计任务,在使用人工智能执行重大错报相关审计任务的情况下,投资者感知的审计师责任可能会更高。

假设 2b:对于简单的审计任务,当审计后仍被发现存在重大错报时,无论是人类审计师还是使用人工智能执行重大错报相关审计任务,投资者感知的审计师责任可能没有明显差异。

关于任务复杂性的调节作用还有另一种可能性。根据归因理论,在高复杂任务情况下,个体容易将责任归因于外因,例如任务本身的性质、运气等;在低复杂任务或简单任务情况下,个体容易将责任归因于内因,例如个人能力、努力等(Arrington 等,1985;Wright 和 Wu,2018)。此外,对于高任务复杂度的审计事项,投资者基于审计难度大和较高的固有风险预期,对审计师责任的感知也可能较低。因此,对于复杂的审计任务,审计师使用人工智能执行审计任务和人类审计师执行审计任务,投资者感知的审计师责任可能都较低;但对于简单的审计任务,当审计师使用人工智能和人类审计师执行重大错报相关审计任务时,更容易被归因为内因,即归因于使用人工智能和人类审计师,因此,投资者感知的审计师责任可能会更高,但不确定两者是否存在差异。

前已述及,对于复杂、主观的任务,个体倾向于更少地依赖算法,更多依赖人类的建议。其原因在于复杂的任务往往会需要不同程度的主观判断,而个体认为算法一般不具备这样的能力(Castelo 等,2019),即人工智能的能力与任务需要的能力不匹配,但人类却被视为更具备主观判断的能力。在本文的背景下,对于复杂审计任务,在使用人工智能审计后仍存在重大错报的情况下,投资者很可能把重

大错报归咎于审计中使用的人工智能能力不足、人工智能与审计任务匹配度低,但却认为人类审计师的能力和任务更匹配,因此,相比于人类审计师,在使用人工智能的情况下投资者会认为审计师应该承担更高的审计责任。因此,对于复杂审计任务,在审计后仍存在重大错报的情况下,使用的审计方法首先影响了投资者感知的审计方法的胜任能力,进而影响了投资者感知的审计师的审计责任。图 1 更加清晰地反映了上述关系。基于以上分析,提出如下假设:

假设 3:对于复杂的审计任务,当审计后仍被发现存在重大错报时,执行重大错报相关审计任务的审计方法与投资者感知的审计师责任之间的关系,被投资者感知的审计方法的胜任能力所中介。

四、研究方法

(一)实验设计与被试

本文采用 2×2 的被试间实验设计。这一实验设计是会计和审计实验研究中常用的实验设计(张继勋等,2021;Tan 等,2022;Commerford 等,2022)。本文的自变量为执行审计任务所使用的审计方法和审计任务的复杂性。其中审计方法分为两个水平,分别为:人工智能和人类审计师。任务复杂性也分为两个水平,分别为:简单审计任务和复杂审计任务。因变量为:投资者感知的审计师责任。本文的这一具体实验设计来源于两个方面:一方面是对部分“四大”会计师事务所 AI 使用情况的比较深入的调研,符合审计实践;另一方面是参考了以往的相关文献。

参与实验的被试来自我国某重点大学商学院的有经验的 MPAcc(会计专业硕士)学员,有经验的 MPAcc 学员被认为是非职业投资者的合适替代(He 等,2019;张继勋等,2019,2021;Liu 等,2022)。总共 101 人参与了本次实验,其中男性占比 34%,女性占比 66%。他们的平均年龄为 26 岁,平均工作经验为 2.54 年,平均学习过 7 门与会计、审计和财务相关的课程。以上人口统计指标在各组之间均无显著差异。

(二)实验任务及过程

本实验在课堂上进行。首先将实验材料随机发

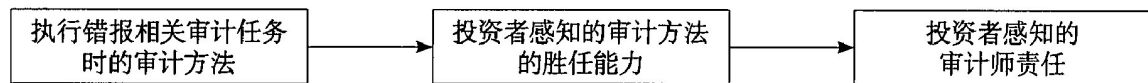


图 1 复杂审计任务时的中介关系

放给被试并要求他们独立完成,被试阅读完材料内容并回答相关问题之后立即收回。实验材料包括四个部分:任务指南、案例材料、需要回答的问题和人口统计信息。在任务指南中,被试被告知,假定他们是潜在的投资者,根据案例A公司背景信息以及审计A公司的会计师事务所相关信息,对审计师过失责任等问题做出判断。

A公司的背景信息包括公司概况和主要财务指标,之后提供了审计意见、重大错报情况、会计师事务所对A公司租赁业务审计的相关情况。“重大错报”部分描述了经审计后A公司租赁业务存在的重大错报;“会计师事务所对A公司租赁业务审计的相关情况”部分分别进行了两个自变量的操控。关于“会计师事务所使用的审计方法”操控,在人工智能组,具体表述为:事务所审计师使用人工智能审查分析A公司2021年的汽车租赁合同纠纷;在人类审计师组,具体表述为:事务所选派有经验的审计师审查分析A公司2021年的汽车租赁合同纠纷。这里所说的人工智能,是事务所审计师使用自然语言处理技术(NLP)开发的一种专门用于合同审计的智能审核系统或软件,易于操作。有经验的审计师指的是具有合同审查经验的审计师。此外,在人工智能组中,人工智能单独执行任务和做出判断;在人类审计师组中,人类审计师单独执行任务和做出判断。

关于“任务的复杂性”操控,在简单任务组表述为:A公司的汽车租赁合同纠纷是一种标准化合同,其条款是规范化和标准化的。在复杂任务组表述为:A公司的汽车租赁合同纠纷是一种非标准化的合同,其中部分内容是根据具体情况和需求自行约定、编写的,因此某些条款具有较高的灵活性和个性化特点,涉及A公司客户是否行使续租选择权的判断等。

在阅读完实验材料之后,要求被试对本文因变量、中介变量和操控变量等相关问题做出回答。与因变量相关的问题为:“您认为,会计师事务所的审计师需要在多大程度上对A公司的重大错报承担责任?”与中介变量相关的问题为:“您认为,审计师使用的合同审查方法对合同审查的胜任能力如何?”以上问题均采用11分量表(0-10)。最后,请被试回答操控性检验问题并填写人口统计信息。

五、实验结果及分析

(一)操控检验

为了检验实验中是否成功地对两个自变量进行了操控,在被试回答完相关问题后,我们请被试回答操控性检验问题。对于审计方法的操控,我们询问了被试:“本案例中,审查租赁合同使用的是哪一种方法?”请被试在“人类审计师”和“人工智能”两个选项中进行选择。回答正确的被试占比91.1%,表明成功操控了审计方法变量。对于任务复杂性的操控,我们询问了被试:“您认为,本案例中A公司的租赁合同,条款内容的复杂程度如何?”请被试在11分量表上做出回答。复杂任务组的回答均值为6.94,显著高于简单任务组的回答均值3.76($t=8.146, p<0.001$),表明成功操控了任务复杂性变量。剔除未通过操控性检验的样本后,实验结果仍然保持不变,因此后续检验中我们使用全部样本进行分析。

(二)假设检验

假设1预期,当审计后仍被发现存在重大错报时,相比于人类审计师执行重大错报相关审计任务,在使用人工智能执行重大错报相关审计任务的情况下,投资者感知的审计师责任更高。为了检验这一假设,进行了方差分析。方差分析结果表1 Panel B显示,审计方法的主效应显著($F=4.408, p=0.038$),表明使用人工智能审查合同和人类审计师审查合同,投资者判断的审计师责任存在显著差异。表1 Panel A描述性统计显示,人工智能组被试判断的审计师责任均值为5.86,显著高于人类审计师组被试判断的审计师责任均值4.86。上述结果表明,当审计后仍被发现存在重大错报时,与人类审计师执行审计任务相比,使用人工智能执行审计任务的情况下,投资者感知的审计师责任更高,这一结果支持了假设1。本文假设1的检验结果表明,投资者在感知审计责任方面存在算法厌恶。以往的研究发现在人工智能审计时审计师和陪审员同样存在算法厌恶,例如,Commerford等(2022)发现与人类专家的建议相比,审计师更不重视人工智能系统提供的建议;Kipp等(2022)发现,当审计师使用人工智能对异常交易进行跟踪测试时,陪审员做出审计师对审计失败承担更高责任的判断。本文把算法厌恶的检验扩展到了投资者,扩展了上述相关的研究。

表 1

投资者感知的审计师责任的检验结果

Panel A:描述性统计

任务复杂性	审计方法		均值
	人工智能	人类审计师	
复杂	6.36	4.52	5.44
	(2.34)	(1.69)	(2.22)
	n=25	n=25	n=50
简单	5.36	5.19	5.27
	(2.81)	(2.61)	(2.68)
	n=25	n=26	n=51
均值	5.86	4.86	5.36
	(2.61)	(2.21)	(2.46)
	n=50	n=51	n=101

Panel B:方差分析

来源	平方和	自由度	均方	F	显著性
截距	2898.772	1	2898.772	502.289	0.000
审计方法	25.437	1	25.437	4.408	0.038
任务复杂性	0.678	1	0.678	0.117	0.733
审计方法×任务复杂性	17.649	1	17.649	3.058	0.084
误差	559.798	97	5.771		
总计	3501.000	101			

R² = 0.072(调整后 R² = 0.043)

Panel C:简单主效应

效应	平方和	自由度	均方	F	显著性
复杂任务时审计方法的效应(H2a)	42.320	1	42.320	7.333	0.008
简单任务时审计方法的效应(H2b)	0.358	1	0.358	0.062	0.804
使用人工智能审计时任务复杂性的效应	12.500	1	12.500	2.166	0.072 ^a
人类审计师审计时任务复杂性的效应	5.761	1	5.761	0.998	0.320

注:a 是用于方向预测的单尾 p 值。

假设 2a 预期,对于复杂的审计任务,当审计后仍被发现存在重大错报时,相比于人类审计师执行重大错报相关审计任务,在使用人工智能执行重大错报相关审计任务的情况下,投资者感知的审计师责任更高。假设 2b 预期,对于简单的审计任务,当审计后仍被发现存在重大错报时,无论是人类审计师还是使用人工智能执行重大错报相关审计任务,投资者感知的审计师责任可能没有明显差异。表 1 Panel B 的方差分析显示,审计方法与任务复杂性对投资者感知的审计师责任的交互效应显著($F=3.058, p=0.084$),表明

审计方法与任务复杂性共同影响了投资者判断的审计师责任。为了进一步检验假设 2a 与假设 2b,我们对审计方法进行了简单主效应分析,见表 1 Panel C。

表 1 Panel C 显示,对于复杂的审计任务,人工智能组被试和人类审计师组被试判断的审计师责任之间存在显著差异($F=7.333, p=0.008$)。表 1 Panel A 描述性统计显示,人工智能组被试判断的审计师责任均值为 6.36,显著高于人类审计师组被试判断的审计师责任均值 4.52。上述结果表明,对于复杂审计任务,当审计后仍被发现存在重大错报时,

相比于人类审计师执行复杂审计任务,在使用人工智能的情况下,投资者感知的审计师责任更高。这一结果支持了假设 2a。

表 1 Panel C 还显示,对于简单的审计任务,人工智能组被试和人类审计师组被试判断的审计师责任之间不存在显著差异($F=0.062, p=0.804$)。表 1 Panel A 描述性统计显示,人工智能组被试判断的审计师责任均值为 5.36,人类审计师组被试判断的审计师责任均值为 5.19。上述结果表明,对于简单审计任务,当审计后仍被发现存在重大错报时,无论是人类审计师还是使用人工智能执行简单审计任务,投资者感知的审计师责任没有显著差异。这一结果支持了假设 2b。上述结果也表明,审计任务的复杂性调节了执行任务所使用的审计方法对投资者感知的审计师责任的影响。

此外,本文的检验结果也排除了关于假设中任务

复杂性调节作用的另一种可能性。另一种假说基于归因理论,认为对于复杂的审计任务,投资者将责任归因于外因,那么使用人工智能执行审计任务和人类审计师执行审计任务,投资者感知的审计师责任可能没有差异,且均比较低。但我们的检验结果却表明,在复杂的审计任务的情况下,人工智能组和人类审计师组有差异,即使用人工智能执行审计任务出现重大错报的情况下,投资者感知的审计师责任更高。可能原因是算法厌恶的效应远远超过了归因的效应。

图 2 更加清晰直观地反映了上述结果。

假设 3 预期,对于复杂的审计任务,当审计后仍被发现存在重大错报时,执行重大错报相关审计任务的审计方法与投资者感知的审计师责任之间的关系,被投资者感知的审计方法的胜任能力所中介。我们利用 Baron 和 Kenny (1986) 的三步回归法检验这一假设,中介效应分析结果见表 2 和图 3。自变量

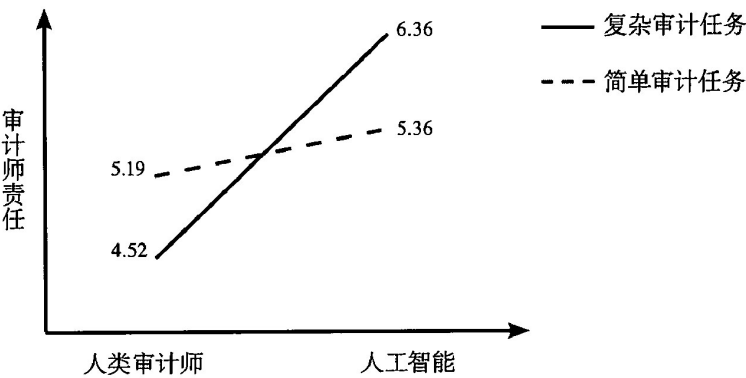


图 2 投资者感知的审计师责任的结果
复杂任务时中介回归结果

来源	模型(1)	模型(2)	模型(3)
	因变量 投资者感知的审计师责任	中介变量 投资者感知的审计方法的胜任能力	因变量 投资者感知的审计师责任
截距	4.520*** (11.072)	4.880*** (15.427)	6.402*** (6.662)
审计方法	1.840*** (3.187)	-1.560*** (-3.487)	1.238* (1.987)
投资者感知的审计方法的 胜任能力(中介变量)			-0.386** (-2.147)
F-stat	10.157***	12.160***	7.766***
Adj-R ²	0.175	0.202	0.248

注:括号内为 t 值;*、**、*** 分别代表在 10%、5% 和 1% 水平上显著;下同。

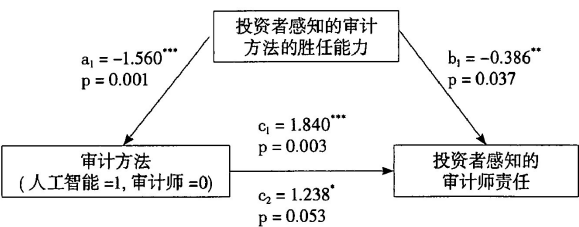


图3 复杂任务时中介效应检验结果

审计方法(人工智能=1,人类审计师=0)与因变量投资者感知的审计师责任之间存在着显著的正向影响($c_1=1.840, p=0.003$);自变量审计方法对中介变量投资者感知的审计方法的胜任能力之间存在着显著的负向影响($a_1=-1.560, p=0.001$);把投资者感知的审计师责任作为因变量,审计方法和投资者感知的审计方法的胜任能力同时作为自变量进行回归,结果发现审计方法对投资者感知的审计师责任的影响水平虽然仍然显著,但是显著性水平明显下降($c_2=1.238, p=0.053$)。以上结果表明,在复杂审计任务的情况下,投资者感知的审计方法的胜任能力,部分中介了审计方法与投资者感知的审计师责任之间的关系。这一结果支持了假设3。

表3 简单任务时中介回归结果

来源	模型(1)	模型(2)	模型(3)
	因变量 投资者感知的审计师责任	中介变量 投资者感知的审计方法的胜任能力	因变量 投资者感知的审计师责任
截距	5.192*** (9.771)	5.577*** (14.157)	6.499*** (5.448)
审计方法	0.168 (0.221)	-0.417 (-0.741)	0.070 (0.092)
投资者感知的审计方法的 胜任能力(中介变量)			-0.234 (-1.222)
F-stat	0.049	0.549	0.771
Adj-R ²	0.001	0.011	0.031

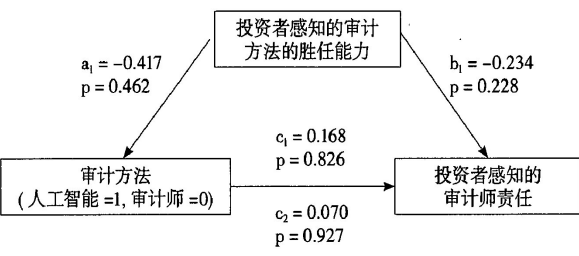


图4 简单任务时中介效应检验结果

为了验证三步回归法的稳健性,我们采用有偏差校正的 Bootstrap 法检验中介效应是否存在,样本有放回地抽取 5000 次,置信区间的置信水平选取 95%,这一过程利用 Hayes 开发的 PROCESS 4 模型完成(Hayes,2013)。检验结果发现,在复杂任务情况下,审计方法对投资者感知的审计师责任的间接效应大小为 0.602,其中 95% 偏差矫正的置信区间为[0.031,1.463],置信区间不包含 0,间接效应显著,表明在复杂审计任务的情况下,投资者感知的审计方法的胜任能力的中介效应是存在的。这一结果表明我们的中介检验结果是稳健的。

(三)进一步检验

1. 简单审计任务下的中介效应

为了进一步验证假设3理论,本文还检验了在简单审计任务下中介效应是否存在。我们利用 Baron 和 Kenny(1986)的三步回归法检验这一假设,中介效应分析结果见表3和图4。从结果可以看出,在简单审计任务下,自变量审计方法对因变量投资者感知的审计师责任和中介变量投资者感知的审计

方法的胜任能力都没有显著影响,此外,将审计方法和投资者感知的审计方法的胜任能力同时作为自变量与因变量进行回归,结果也仍不显著。

同样,我们仍采用有偏差校正的 Bootstrap 法检验简单任务下中介效应是否存在,样本有放回地抽取 5000 次,置信区间的置信水平选取 95%,这一过程利用 Hayes 开发的 PROCESS 4 模型完成(Hayes,

2013)。检验结果发现,在简单任务情况下,审计方法对投资者感知的审计师责任的间接效应大小为0.098,其中95%偏差矫正的置信区间为 $[-0.264, 0.565]$,置信区间包含0,间接效应不显著。

以上结果表明,在简单审计任务的情况下,投资者感知的审计方法的胜任能力的中介效应不存在,这进一步验证了假设3,即只有在复杂审计任务的情况下,执行重大错报相关审计任务的审计方法与投资者感知的审计师责任之间的关系,被投资者感知的审计方法的胜任能力所中介。

2. 开放性问题的编码分析

为了进一步深入了解投资者做出审计师责任判断的过程,在实验材料设计中,除了让被试回答因变量问题“D会计师事务所的审计师需要在多大程度上对A公司的重大错报承担责任”外,也增加了开放性问题,即让被试回答做出上述判断的理由。

通过对开放性问题回答进行分析,我们发现被试的回答进一步印证了本文的理论和结果。例如,在人工智能执行复杂审计任务组下,被试给出的理由包括:“A公司的合同为非标合同,审计师采用NLP方法审查,无法对非标准场景做出客观公允的信息判断,该审查方法与公司的实际业务特点并不具备良好的匹配性”“租赁类型界定模糊,合同自有偏情况下,审计师不应全然信任AI”等。而在人类审计师执行复杂审计任务组下,被试给出的理由包括:“因为D会计师事务所已经尽力了,程序正确,主要原因还在A公司”“公司管理层蓄意模糊租赁性质,甚至可能与被租赁方有串联行为,审计师防不胜防”等。这些理由表明,在复杂的审计任务中,相比于人类审计师,投资者感知到人工智能缺乏执行复杂任务的能力,即人工智能的胜任能力更低,进一步印证了本文的假设3。

为了进一步对胜任能力理论进行检验,我们还对投资者被试的开放性问题回答进行编码分析(例如,Chen等,2023),将表述缺乏胜任能力、方法与任务不匹配、方法不恰当等回答编码为1,其他情况编码为0,比较人工智能组和审计师组的均值大小。

表4列示了开放性问题的编码分析结果。方差分析结果Panel B显示,审计方法与任务复杂性的交互效应是显著的($F=3.398, p=0.068$)。进一步

地,根据Panel C的简单主效应结果可以看出,在复杂审计任务的情况下,审计方法的简单主效应是显著的($F=8.908, p=0.004$),对应到Panel A的描述性统计,人工智能组编码得分均值为0.72,人类审计师情况组编码得分均值为0.32,0.72显著大于0.32,表明在复杂审计任务的情况下,相比于人类审计师,投资者认为人工智能更加缺乏相关胜任能力。另外,在简单审计任务的情况下,审计方法的简单主效应是不显著的($F=0.155, p=0.694$),对应到Panel A的描述性统计,人工智能组编码得分均值为0.36,人类审计师情况组编码得分均值为0.31,0.36和0.31的差异不显著,表明在简单审计任务的情况下,投资者对两种审计方法胜任能力的看法没有显著差别。

综合来看,对开放性问题编码分析的结果与本文实验结果是一致的,这进一步验证了在复杂审计任务的情况下,投资者很可能把重大错报归咎于审计中使用的人工智能能力不足,并且人工智能与审计任务匹配度低,但他们却认为人类审计师的能力和任务更匹配。因此,在复杂审计任务的情况下,相比于人类审计师,在使用人工智能的情况下投资者会认为审计师应该承担的审计责任更高,检验结果进一步支持了本文的发现。

已有研究认为,使用人工智能会影响利益相关方对审计师独立性的判断(Libby和Witz,2024),但本文的研究问题是人工智能的使用和任务的复杂性对投资者感知的审计师责任的影响,其中不涉及独立性的问题。本文采用消除法排除了独立性的影响,即在实验材料中没有向被试提供任何与独立性相关的描述,而且从被试关于开放性问题的回答内容来看,被试阐述的理由中也没有涉及独立性问题,进一步排除了独立性的影响。

六、研究结论

伴随着信息技术的发展,一些会计师事务所积极开发人工智能等用于审计的信息技术工具,其中最为常见的工具之一就是用于合同审查的人工智能工具。人工智能等信息技术工具的使用提高了审计的效率和效果,但也带给会计师事务所关于审计责任问题的担忧。本文运用心理学理论和实验研究方法,分析并检验了审计中人工智能的使用、审计任务

表 4

开放性问题编码分析结果

Panel A:描述性统计					
	审计方法				
任务复杂性	人工智能	人类审计师		均值	
复杂	0. 72	0. 32		0. 52	
	(0. 458)	(0. 476)		(0. 505)	
	n = 25	n = 25		n = 50	
简单	0. 36	0. 31		0. 33	
	(0. 490)	(0. 471)		(0. 476)	
	n = 25	n = 26		n = 51	
均值	0. 54	0. 31		0. 43	
	(0. 503)	(0. 469)		(0. 497)	
	n = 50	n = 51		n = 101	
Panel B:方差分析					
来源	平方和	自由度	均方	F	显著性
截距	18. 403	1	18. 403	81. 967	0. 000
审计方法	1. 291	1	1. 291	5. 750	0. 018
任务复杂性	0. 875	1	0. 875	3. 896	0. 051
审计方法×任务复杂性	0. 763	1	0. 763	3. 398	0. 068
误差	21. 778	97	0. 225		
总计	43. 000	101			
R² = 0. 118(调整后 R² = 0. 091)					
Panel C:简单主效应					
	平方和	自由度	均方	F	显著性
复杂任务时审计方法的效应	2. 000	1	2. 000	8. 908	0. 004
简单任务时审计方法的效应	0. 035	1	0. 035	0. 155	0. 694
使用人工智能审计时任务复杂性的效应	1. 620	1	1. 620	7. 215	0. 009
人类审计师审计时任务复杂性的效应	0. 002	1	0. 002	0. 009	0. 926

的复杂性对投资者感知的审计师责任的影响。研究发现,当审计后仍被发现存在重大错报时,相比于人类审计师执行重大错报相关审计任务,在使用人工智能执行重大错报相关审计任务的情况下,投资者感知的审计师责任更高。研究还发现,对于复杂的审计任务,当审计之后仍被发现存在重大错报时,相比于人类审计师执行重大错报相关审计任务,在使用人工智能执行重大错报相关审计任务的情况下,

投资者感知的审计师责任更高;但对于简单的审计任务,当审计后仍被发现存在重大错报时,无论是人类审计师还是使用人工智能执行重大错报相关审计任务,投资者感知的审计师责任没有明显差异。此外,研究还发现了审计中所使用的审计方法和任务复杂性共同影响投资者感知的审计师责任的机制,具体而言,对于复杂的审计任务,当审计后仍被发现存在重大错报时,执行重大错报相关审计任务的审

计方法与投资者感知的审计师责任之间的关系,被投资者感知的审计方法的胜任能力所中介。

本文借助于人工智能应用这样一个背景,在审计背景下检验了一个普遍关心的共通性问题:人类和人工智能是否会带来不同的影响。同时,本文检验并发现了二级算法厌恶,即从投资者视角验证了初始决策评价者的算法厌恶。以往关于算法厌恶的文献主要集中于初始决策者或陪审员,本文进一步丰富了算法厌恶相关的理论,补充了审计责任相关的文献。本文的研究发现对审计师、投资者和监管部门都具有重要的意义。本文发现将人工智能用于复杂程度不同的合同审计任务中会导致投资者感知到不同的审计责任,有利于会计师事务所和审计师根据合同的不同复杂程度合理使用人工智能,避免或减少不必要的审计责任。本文的发现有利于投资者了解自身在使用人工智能时感知的审计责任中存在的算法厌恶,有利于投资者了解信息技术对其产生的影响,从而积极有意识地修正或降低算法偏误,合理对待人工智能出现的错报。本文的发现还有利于监管部门了解人工智能在审计中的应用带来的影响,并积极制定相关规范引导审计中人工智能的使用,进而促进人工智能在审计中的合理应用。本文也存在着一定的局限性。人工智能是自动化工具和技术的其中一种类型,除此之外还有多种技术形式,本研究只检验了审计师使用人工智能发生重大错报对投资者感知的审计师责任的影响,未涉及审计师使用其他技术形式对投资者感知的审计师责任的影响,也未涉及在使用人工智能决策的程度上设置差异对投资者感知的审计师责任的影响。另外,本文仅从投资者的视角检验了人工智能的使用对审计责任的影响,没有考虑其他视角。后续可以就以上几个方面以及如何有效缓解投资者感知的审计责任和风险进行研究。

参考文献:

- [1] 韩冬梅,张继勋,杨雪梅,2020. 关键审计事项结论性评价与审计师感知的审计责任——一项实验证据[J]. 审计研究(6):51-58.
- [2] 张继勋,贺超,韩冬梅,2015. 标准审计报告改进与投资者感知的审计人员责任——一项实验证据[J]. 审计研究(3):56-63.

[3] 张继勋,倪古强,张广冬,2019. 关键审计事项的结论性评价与投资者的投资判断[J]. 会计研究(7):90-96.

[4] 张继勋,杨小娟,赵艺,2021. 审计中重要性的披露与非职业投资者投资判断——一项实验研究[J]. 审计研究(4):35-42.

[5] Arrington C E, Bailey C D, Hopwood W S. 1985. An Attribution Analysis of Responsibility Assessment for Audit Performance[J]. Journal of Accounting Research, 23(1):1-20.

[6] Austin A A, Carpenter T D, Christ M H, et al. 2021. The Data Analytics Journey: Interactions among Auditors, Managers, Regulation, and Technology[J]. Contemporary Accounting Research, 38(3):1888-1924.

[7] Baron R M, Kenny D A. 1986. The Moderator-Mediator Variable Distinction in Social Psychological Research: Conceptual, Strategic and Statistical Considerations[J]. Journal of Personality and Social Psychology, 51(6):1173-1182.

[8] Castelo N, Bos M W, Lehmann D R. 2019. Task-Dependent Algorithm Aversion[J]. Journal of Marketing Research, 56(5):809-825.

[9] Chen W, Tan H T, Wang E Y. 2023. The Impact of Repeated Notifications and Notification Checking Mode on Investors' Reactions to Managers' Strategic Positive Title Emphasis[J]. Accounting, Organizations and Society, 110, 101470.

[10] Commerford B P, Dennis S A, Joe J R, et al. 2022. Man versus Machine: Complex Estimates and Auditor Reliance on Artificial Intelligence[J]. Journal of Accounting Research, 60(1):171-201.

[11] Cui J, Robertson J C, Kipp P. 2022. The Effects of the Use of Artificial Intelligence and Task Distinctiveness on Auditor Liability[J]. Working Paper.

[12] DataRobot. 2022. What Is Natural Language Processing? Available from: <https://www.datarobot.com/wiki/natural-language-processing/>

[13] Deloitte. 2017. Perceptions of Artificial Intelligence from the EMEA Financial Services Industry. Available from: <https://www2.deloitte.com/content/dam/Deloitte/cn/Documents/technology/deloitte-cn-tech-ai-and-you-en-170801.pdf>.

[14] Dietvorst B J, Simmons J P, Massey C. 2015. Algorithm Aversion: People Erroneously Avoid Algorithms after Seeing Them Err[J]. Journal of Experimental Psychology: General, 144(1):114-126.

[15] EY. 2017. How AI Will Enable Us to Work Smarter, Faster. Available from: https://www.ey.com/en_gl/assurance/how-ai-will-enable-us-to-work-smarter-faster.

[16] Grenier J H, Holman B A, Lowe D J, et al. 2021. The Ticking Time Bomb: Population Testing and Jurors' Assessments of

Auditor Negligence[R]. Working paper.

[17] Hayes A F. 2013. Introduction to Mediation, Moderation, and Conditional Process Analysis: A Regression-Based Approach [M]. New York: The Guilford Press.

[18] He Y, Tan H T, Yeo F, et al. 2019. When Do Qualitative Risk Disclosures Backfire? The Effects of a Mismatch in Hedge Disclosure Formats on Investors' Judgments[J]. Contemporary Accounting Research, 36(4): 2093-2112.

[19] Holmstrom K M. 2021. The Effect of Opaque Audit Methods and Auditor Ownership on Reliance on Independent Expectations[J]. Working Paper.

[20] Kipp P, Olvera R M, Robertson J C, et al. 2022. Examining Algorithm Aversion in Jurors' Assessments of Auditor Negligence: Audit Data Analytic Exception Follow-up with Artificial Intelligence[J]. Working Paper.

[21] KPMG. 2017. 2017 Global Venture Capital Investment Hits Decade High of US \$ 155 Billion Following a Strong Q4: KPMG Venture Pulse. Available from: <https://kpmg.com/sg/en/home/media/press-releases/2018/01/kpmg-venture-pulse-q4-2017.html>

[22] Libby R, Witz P. 2024. Can Artificial Intelligence Reduce the Effect of Independence Conflicts on Audit Firm Liability? [J]. Contemporary Accounting Research, 41(2): 1346-1375.

[23] Liu W, Tan H T, Xu T, et al. 2022. The Joint Effect of Presentation Format and Disclosure Balance on Investors' Reactions to Sensitivity Disclosures of Hedging Instruments [J]. Accounting

Horizons, 36(3): 149-169.

[24] Önköl D, Goodwin P, Thomson M, et al. 2009. The Relative Influence of Advice from Human Experts and Statistical Methods on Forecast Adjustments [J]. Journal of Behavioral Decision Making, 22(4): 390-409.

[25] PCAOB. 2017. Technology and the Audit of Today and Tomorrow. Available from: https://pcaobus.org/news-events/speeches/speechdetail/technology-and-the-audit-of-today-and-tomorrow_644.

[26] PwC. 2017. Confidence in the Future: Human and Machine Collaboration in the Audit. Available from: <https://www.pwc.com/ng/en/assets/pdf/confidence-in-the-future.pdf>.

[27] PwC. 2018. 2018 AI Predictions. 8 Insights to Shape Business Strategy. Available from: <https://www.pwc.lu/en/digital-services/docs/pwc-ai-predictions-2018-report.pdf>.

[28] Tan H T, Yeo F. 2022. What Happens When Managers Are Informed? Effects of Critical Audit Matter Awareness and Auditor Relationship on Managers' Accounting Estimates[J]. The Accounting Review, 97(4): 399-416.

[29] Wright A M, Wu Y J. 2018. The Impact of Auditor Task Difficulty and Audit Quality Indicators on Jurors' Assessments of Audit Quality [J]. Behavioral Research in Accounting, 30(2): 109-125.

[30] Zhang C. 2019. Intelligent Process Automation in Audit [J]. Journal of Emerging Technologies in Accounting, 16(2): 69-88.

The Use of Artificial Intelligence in Auditing, Task Complexity and Investor's Perception of Auditors' Responsibility: An Experimental Evidence

Zhang Jixun Li Fanghan Zhao Yi Qing Shuijuan

Abstract: In recent years, with the development of information technology, the impact of the use of artificial intelligence (AI) in auditing has received increasing attention. Based on psychological theory and experimental research methods, this paper examines the effect of the use of AI in auditing and task complexity on investor's perception of auditors' responsibility. We find that when a material misstatement is discovered subsequently after the issuance of audit report, investors perceive auditors to be more responsible for using AI to perform audit tasks. We also find that for complex audit tasks, when a material misstatement is discovered after audit, compared with human auditors performing audit tasks, investors' perception of auditors' responsibility is still higher when auditors use AI to perform audit tasks. However, for simple audit tasks, whether it is performed by human auditors or by AI, there is no significant difference in investors' perception of auditors' responsibility. In addition, we find that both audit methodology and the complexity of audit tasks affect investors' perception of auditors' responsibility. This paper has significant implications for audit theory and practice.

Key words: artificial intelligence; human auditors; task complexity; investor; audit responsibility