

企业人工智能应用水平是否影响审计费用——来自沪深 A 股上市公司的证据

黄一罗

河北工业大学，天津市，300100；

摘要：人工智能技术对实现经济的高质量发展具有重要意义。现有研究多侧重人工智能技术对宏观经济的影响，本文将视角聚焦于微观企业，利用 2014–2022 年沪深 A 股上市公司数据，测度并深入研究了人工智能渗透对企业审计费用的内在联系与影响机制。研究发现，人工智能显著增加了企业的审计费用，并且该结论在一系列稳健性检验与工具变量回归后依然成立。在影响机制方面，企业风险承担水平在人工智能提高审计费用的过程中发挥部分中介作用。异质性检验结果表明，人工智能对企业审计费用的影响对于制造业企业、非国有企业更为显著。本文丰富了已有文献从企业传统特性等方面对审计定价的影响研究，为企业、审计人员、政府三个主体合规、合法、合理利用人工智能技术，齐心协力探索降低审计费用的策略与路径提供了经验证据与建议启示。

关键词：人工智能；上市公司年报；审计费用；年报可读性

DOI：10.69979/3029-2700.25.03.001

引言

近年来，随着科技创新的加速推进，人工智能作为引领未来的战略性技术，经历了从初步探索到全面布局的深刻变革，其赋能实体企业成为推动我国企业和经济高质量发展的新动能。2014 年，我国政府首次将大数据写入政府工作报告，为人工智能的发展奠定了数据基础。随后，人工智能逐渐被提升至国家战略层面，为其发展创造了良好的政策环境。2016 年，《“十三五”国家科技创新规划》明确提出发展人工智能技术，《“互联网+”人工智能三年行动实施方案》强调重点突破人工智能核心技术。2017 年，国务院印发的《新一代人工智能发展规划》，标志着我国人工智能发展进入从理论研究向实际应用转变、从技术驱动向需求引领转变的新阶段。此后，人工智能连续多年写入政府工作报告，成为国家战略的重要方向。2018 年至 2020 年，全国两会期间，人工智能连续成为热议话题，会议多次强调人工智能与实体经济、社会治理、民生改善的深度融合。特别是在新冠疫情期间，人工智能在疫情防控和复工复产中发挥了重要作用，进一步验证了其社会价值。2019 年，人工智能发展座谈会进一步明确了人工智能发展的战略目标与重点任务。进入“十四五”规划期，人工智能被赋予了更加重要的角色，2021 年的政府工作报告明确提出要推动人工智能等数字技术与实体经济深度融合，加快

人工智能技术创新和产业发展。2022 年，习近平总书记在党的二十大报告中提出“推动战略性新兴产业融合集群发展，构建新一代信息技术、人工智能、生物技术、新能源、新材料、高端装备、绿色环保等一批增长引擎”。当前，政策进一步支持企业利用人工智能进行技术创新和商业模式创新，推动企业向智能化、绿色化方向发展；政府鼓励企业利用人工智能进行风险管理、市场预测、客户服务等方面的创新，使得人工智能成为企业提升核心竞争力、实现高质量发展的关键因素。

作为我国科技创新和产业转型的重要引擎，人工智能和实体经济融合的经济效应受到学术界和实务界的广泛关注。在宏观经济层面，已有研究通过构建理论模型发现人工智能促进经济发展（陈彦斌等，2019；林晨等，2020），影响劳动力市场（余铃铮等，2021）；在微观经济层面，已有研究发现人工智能运用于企业能够扩大经营规模（谢贞发和朱东霞，2025），提升公司创新绩效和管理效率（杨伟等，2021），降低公司成本黏性（陈红等，2023；穆青、王奕天，2025），优化决策环境（徐鹏和徐向艺，2020）。然而，在审计定价方面，由于人工智能应用的多样性和复杂性等原因，使对其是量化分析具有一定难度；同时由于人工智能在企业中的应用是一个相对较新的领域，而审计定价的传统研究已经有一套成熟的体系和理论，将两者结合起来是一个较新的课题，相关研究可能仍处于起步阶段。

鉴于此，本文以 2014—2022 年沪深 A 股上市公司为初始研究样本，实证检验企业人工智能技术应用水平与审计费用的影响，并从年报可读性的角度检验人工智能技术应用水平对企业审计费用的作用机制，还从行业层面与企业产权性质层面检验人工智能技术应用水平对审计费用的影响差异，丰富了已有文献从企业传统特性等方面对审计定价的影响研究。本文可能的研究贡献如下：第一，本文探究了企业人工智能应用水平对审计费用的影响，既是与人工智能迅速发展的时代的接轨，也是对审计定价相关研究的创新；第二，本文进一步从年报可读性的角度检验其中的作用路径，既为审计投入、审计费用与审计定价相关研究做出了有益补充，也有助于深入理解新时代技术进步对审计人员决策行为的影响机制；第三，本文通过行业层面与企业产权层面的异质性检验，旨在探究对该影响更显著的企业类型并合理解释其中原因，既为后期进一步研究铺垫，又针对性警醒相关企业及时发现并解决问题或防范于未然；第四，本文根据实证研究结果，为企业、审计人员、政府三个主体合规、合法、合理利用人工智能技术，齐心合力探索降低审计费用的策略与路径提供了经验证据与建议启示。

1 文献回顾与研究假说

1.1 文献回顾

1.1.1 审计费用的影响因素

大量现有研究发现审计定价模型作为理解和预测审计费用的重要工具，其影响因素除了上述公司财务状况、业务复杂性、审计风险等与企业直接相关的因素外，还包括审计师的声誉、经验和专业能力以及审计时间和工作量等其他因素。

从企业自身的角度分析，公司规模通常被认为是影响审计费用的最重要因素之一，一般而言，公司规模越大，业务越复杂，所需审计工作量和时间越多，进而导致审计费用越高；公司内部控制的质​​量也能直接影响审计费用，内部控制越薄弱，审计师需要执行更多的测试和程序来获取足够的审计证据，从而增加审计费用。洪金明、李志伟（2023）研究发现高风险审计通常需要更多的审计程序和证据收集，导致审计师的工作量增加，审计费用提高，并且较高的内部控制质量能够发挥一定调节作用；公司的财务状况，特别是财务风险和财务报

告的复杂性会影响审计费用，余珍等人（2023）研究发现财务危机预警信息恶化的企业，被收取的审计费用更多；杨春梅（2007）研究发现，上市公司规模和审计业务复杂程度通过增加审计难度与工作量，对审计收费产生正向的显著影响；郑明辉等人（2023）从经营杠杆视角研究了成本结构对审计定价的影响，发现经营杠杆越大，审计收费越高，机制分析发现，上述效应是由于经营杠杆增大了审计师面临的审计风险和业务风险，审计师增加审计投入和收取风险溢价导致的；许宁宁等人（2024）研究发现，管理者短视程度越高，审计费用越高，经营风险、控制风险以及盈余管理在其中发挥了中介作用。

从审计师的角度分析，经验丰富、声誉良好的审计师通常能够提供高质量的服务，导致其收费较高；同时，王鑫等人（2023）研究发现，发生高管变更的上市公司由于战略调整程度和审计投入的增加，其审计费用更高，由忙碌程度高的审计师进行审计会进一步加强这一效应；李玫萱、郑石桥（2024）研究发现会计师事务所任期越长，可能会与客户产生亲密关系，容易发生审计合谋和监督失效情况，增加了事务所的审计风险和法律责任，进而使审计费用提高。

另外，王湘君等人（2024）研究发现，营商环境优化可以促进法律体系和金融市场建设并降低市场准入，使得企业对高质量审计服务需求上升，进而推动审计收费的上涨；王钟阳、唐松（2024）研究发现，某行业被要求披露行业经营性信息后，该行业公司的审计费用显著降低。

纵观国内外已有文献，大多数都基于企业规模、内部控制质量、组织结构、风险管理、专业化分工等传统特性的视角对审计定价的影响展开研究，鲜有文献对现代科技飞速进步、人工智能技术发展运用的背景下企业审计定价的改变进行规范研究，因此，本文为企业传统定价模型进行丰富与完善提供了思路，研究内容具有一定先进性与创新性。

1.1.2 关于人工智能技术的微观应用

大量现有研究发现人工智能技术应用于企业提升公司创新绩效和管理效率（杨祎等，2021），降低公司成本黏性（陈红等，2023；穆青、王奕天，2025），优化决策环境（徐鹏和徐向艺，2020）。徐红丹、王玖河（2024）研究发现人工智能通过增强数字创新能力、提

高供应链效率和降低信息不对称程度赋能企业新质生产力。谢贞发、朱东霞（2025）研究发现人工智能有助于提高劳动生产率和推动企业扩大经营规模，但会降低企业有效劳动边际产出。

综上所述，现有对人工智能技术在微观企业方面的文献大多局限于其对企业财务状况、创新绩效、生产效率等指标的影响研究，而很少有文献将企业人工智能应用水平与审计费用相联系、相结合展开研究，故本文对人工智能应用于企业的经济结果进行了补充，为企业人工智能发展与应用提供了参考建议与指导。

1.2 研究假说

针对人工智能应用水平对企业审计费用的影响的议题，单文涛、王永青（2024）研究发现利用生成式人工智能技术，审计系统可以自动从审计文件中提取关键信息并生成审计报告，进而提高审计报告的生成效率与质量；宋雷（2023）研究发现 RPA 作为数智化领域重要应用，将财务人员从大量重复性工作中解放出来，对实现智能审计财务报表流程优化具有重要意义；程平、邓天雨（2024）研究发现将生成式人工智能（AIGC）技术引入企业内部审计业务，能够有效提升审计质量和效率，强化审计效能；韩光强、唐世新（2024）研究发现人工智能提高了企业信息透明度与内控透明度，缓解了信息不对称，提升了治理效率与审计质量。上述研究均从人工智能技术省略、简化与整合了不必要的审计步骤，提高审计效率与质量的角度表明人工智能降低审计时间和工作量，进而降低审计费用。

尽管随着人工智能技术的推广应用，取证方式的变化提高了企业的审计质量和效率；然而工作重心由业务前端转移至决策端，大量非结构化数据及学习算法导致审计风险更为隐蔽，也使得审计责任更加难以界定。与此同时，人工智能技术在企业中的应用使得该无纸化的高科技技术容易“诱导”企业大股东或管理层进行盈余管理、财务舞弊，进而使得审计师为规避该信息不对称的风险执行额外的审计程序，既增加了以审计成本为表现的审计时间与工作量，也增加了审计风险溢价，最终表现为审计费用的提高；企业大股东或管理层还容易通过“贿赂”审计人员进行年报表达模糊化、降低年报可读性，来向投资者传递积极信号或弱化消极信号。

简而言之，由于审计费用由审计成本和审计风险溢价共同决定，人工智能技术在微观企业上的应用与推广，

通过设定相关程序，省略、简化与整合了不必要的审计步骤，在一定程度上有利于审计效率的提高，进而使审计成本降低；但与此同时由于应用人工智能技术增加的审计风险，在提高了审计风险溢价的同时，使审计师需要执行额外的审计程序，由此提高了审计成本，使审计费用的两个构成部分同时增加。因此，为解决企业人工智能应用水平对审计费用的影响这一颇具争议的问题，本文进一步进行实证检验。基于以上分析，本文提出以下假设：

H1：企业人工智能应用水平会使审计费用增加

H2：企业人工智能应用水平会使审计费用减少

2 研究设计

2.1 样本选取与数据来源

鉴于中国人工智能技术飞速发展及逐步应用与数字经济规模迅猛扩张的趋势主要体现在 2013 年之后，本文以 2014—2022 年沪深 A 股上市公司为初始研究样本，探讨企业人工智能技术应用程度与审计费用之间的关系。其中，上市公司年报来源于新浪财经网站（<http://finance.sina.com.cn/>），企业基本信息和财务数据来自万得（Wind）数据库和国泰安（CSMAR）数据库。为保证数据质量，对获取的样本进行如下处理：（1）剔除金融行业样本；（2）剔除 ST、PT 以及资不抵债的样本；（3）剔除年报和财务指标缺失的样本。同时，为了消除极端值对研究的影响，本文对全部连续变量在上下 1% 的水平上进行了缩尾处理。最终，得到公司一年度观测值 25796 个。

2.2 变量说明

2.2.1 被解释变量

本文被解释变量为审计费用（AuditFee），根据已有研究，选取上市公司年报审计费用的自然对数作为衡量指标。

2.2.2 核心解释变量

本文解释变量为人工智能应用水平。借鉴姚加权、张锟澎等（2024）的做法，采用上市公司年报中人工智能关键词出现次数加一后取对数为本文基准回归的解释变量指标，即年报人工智能关键词词频（LnWords）。具体操作过程如下：于新浪财经网站（<https://finance.sina.com.cn/>）获取 2014—2022 年沪深 A 股上市公司 9 年的年报，以其人工智能词典中的 73 个高频词为关键

词，使用 Python 的“jieba”中文分词工具，对获取的年报进行分词分析，并计算人工智能关键词出现次数，该计算结果加一后取对数即为本文基准回归的人工智能应用水平的衡量指标——年报人工智能关键词词频（LnWords）。

为使研究更具严谨性与说服力，本文构建解释变量——人工智能应用水平的两个替代指标，使检验结论更具有稳健性。替代指标之一年报 MD&A 部分人工智能关键词词频（LnWords_MD&A）通过参考姚加权、张锬澎等（2024）的做法，用正则表达式截取上市公司年报“管理层讨论与分析”（MD&A）部分，并在提取的年报 MD&A 部分用上述方式根据人工智能词典进行分词分析，并计算人工智能关键词词频，该计算结果加一后取对数即为本文人工智能应用水平的替代衡量指标——年报 MD&A 部分人工智能关键词词频（LnWords_MD&A）。

本文解释变量——人工智能应用水平的第二个替代指标为年报含人工智能关键词的句子数（LnSentence s）。该指标通过计算上市公司年报中含有上述人工智能词典中的 73 个高频词的句子数量加一并取对数后获得，是本文的重要创新点之一。

人工智能词典见表 1。

表 1 人工智能词典

人工智能	AI 产品	AI 芯片	机器翻译	机器学习
计算机视觉	人机交互	深度学习	神经网络	生物识别
图像识别	数据挖掘	特征识别	语音合成	语音识别
知识图谱	智慧银行	智能保险	人机协同	智能监管
智能教育	智能客服	智能零售	智能农业	智能投顾
增强现实	虚拟现实	智能医疗	智能音箱	智能语音
智能政务	自动驾驶	智能运输	卷积神经网络	声纹识别
特征提取	无人驾驶	智能家居	问答系统	人脸识别
商业智能	智慧金融	循环神经网络	强化学习	智能体
智能养老	大数据营销	大数据风控	大数据分析	大数据处理
支持向量机（SVM）	长短期记忆（LSTM）	机器人流程自动化	自然语言处理	分布式计算
知识表示	智能芯片	可穿戴产品	大数据管理	智能传感器
模式识别	边缘计算	大数据平台	智能计算	智能搜索
物联网	云计算	增强智能	语音交互	智能环保
人机对话	深度神经网络	大数据运营		

2.2.3 中介变量

针对中介变量年报可读性（Readability），借鉴相关研究，选取年报文本各个句子条件生成概率的对数的均值为衡量指标。参考 Shin, Donghyuk, et al. (2020) 的做法，具体步骤如下：假设年报文本各句子相互独立，考虑句中词汇的前后搭配顺序，通过 word2vec 神经网络语言模型，将各句子生成概率的乘积的对数似然均值来度量可读性。年报可读性指数的具体公式如下：

$$\text{Readability} = \frac{1}{N} \sum_{s=1}^N \log P_s$$

其中， P_s 指句子 s 生成的概率， N 则指构成年报文本的句子数。该指标数值越高，说明年报中词对搭配顺序在语料中出现频率越高，年报文本越容易被理解，年报可读性越高；反之，该指标数值越低，则说明年报可读性越低。

2.2.4 工具变量

为了缓解本文研究可能存在的内生性问题，我们以 1840 年至清末该企业所在的省份是否开设通商口岸的历史事件（SEA_PORT）为指标，构建企业人工智能应用水平的工具变量。该变量具体应用过程及对研究的分析结果如下文实证分析所示。

2.2.5 其他主要变量

为进一步使研究更具严谨性与说服力，本文参考姚凯、王亚娟（2020）的做法，把样本分为高科技行业企业 and 非高科技行业企业进行分组回归；同时，参考沈小波、陈语等（2021）的做法，把样本分为东部地区企业和中西部地区企业进行分组回归，从而实现稳健性检验。

为检验不同产权性质（SOE）的企业人工智能应用水平对审计费用影响效果的差异，本文参考刘会芹、陈维亮等（2023）的做法，把样本分为国有企业与非国有企业，国有企业具体指国有控股企业，其余不属于国有控股的企业均列入非国有企业的类别。

为检验不同生产活动性质和产品类型的企业人工智能应用水平对审计费用影响效果的差异，本文参考杨大鹏、陈梦涛等（2023）的做法，把样本分为制造业企业 and 非制造业企业。

2.2.6 控制变量

为提升所构建模型的逻辑严谨性，参考现有与审计费用相关的研究，并结合本文的研究内容，选取控制变量如下：公司规模（Size）、公司成立年限（FirmAge）、

资产负债率 (Lev)、总资产净利润率 (ROA)、是否亏损 (Loss)、存货占比 (INV)、管理层持股比例 (Mshare)、股权集中度 (Top10)、审计意见 (Opinion)、无形资产占比 (Intangible)、是否“四大”审计 (Big4)。

具体变量定义如表 2 所示。

表 2 变量定义

变量类型	变量名称	变量符号	变量描述
被解释变量	审计费用	AuditFee	上市公司年报审计费用,取自然对数
解释变量	年报人工智能关键词词频	LnWords	上市公司年报中人工智能关键词数量加一,取自然对数
	年报含人工智能关键词的句子数	LnSentences	上市公司年报中含有人工智能关键词的句子数量加一,取自然对数
	年报 MD&A 部分人工智能关键词词频	LnWords_MD&A	上市公司年报中 MD&A 部分人工智能关键词数量加一,取自然对数
控制变量	公司规模	Size	年末总资产,取自然对数
	公司成立年限	FirmAge	当年年份减公司成立年份加一,取自然对数
	资产负债率	Lev	年末总负债 / 年末总资产
	总资产净利润率	ROA	净利润 / 总资产平均余额
	是否亏损	Loss	虚拟变量,当年净利润小于零为 1, 否则为 0
	存货占比	INV	年末存货净额 / 年末总资产
	管理层持股比例	Mshare	董监高持股数量 / 总股本数量
	股权集中度	Top10	前十大股东持股数量 / 总股数
	审计意见	Opinion	虚拟变量,若公司当年的财务报告被出具了标准审计意见,则取值为 1, 否则为 0

	无形资产占比是否“四大”审计	Intangible	无形资产净额 / 总资产
		Big4	虚拟变量,若公司经由四大(普华永道、德勤、毕马威、安永)审计则为 1, 否则为 0
中介变量	年报可读性	Readability	年报文本各个句子条件生成概率的对数的均值
工具变量	是否开放通商口岸	SEA_PORT	虚拟变量,1840 年至清朝末期该省份是否开设通商口岸,开设则为 1, 否则为 0

2.3 模型构建

为实证检验人工智能对审计费用的影响,本文采用如下控制公司个体和年份的双向固定效应模型 (1):
$$\text{AuditFee}_{i,t} = \alpha + \beta \text{AI}_{i,t} + \gamma \text{Controls}_{i,t} + \text{year}_t + \text{firm}_i + \varepsilon_{i,t} \quad (1)$$

其中, i 和 t 分别代表企业和年份, $\text{AuditFee}_{i,t}$ 为被解释变量,表示 i 企业在 t 年的审计费用。核心解释变量 $\text{AI}_{i,t}$ 为 i 企业在 t 年的人工智能水平,在基准回归中采用上市公司年报中人工智能关键词数量加一取自然对数衡量,在替代指标检验中采用上市公司年报中含有人工智能关键词的句子数量加一取自然对数与上市公司年报中 MD&A 部分人工智能关键词数量加一取自然对数衡量。 $\text{Controls}_{i,t}$ 为本文的一系列控制变量, year_t 、 firm_i 分别代表年份固定效应和个体固定效应, $\varepsilon_{i,t}$ 为随机扰动项。 α 为常数项, β 、 γ 均为模型的参数,核心解释变量的系数 β 的大小衡量了人工智能水平对企业审计费用的影响程度,正负号则表明人工智能提高还是降低审计费用,因此 β 的符号、大小、显著性是本文关注的重点。

为揭示企业人工智能水平影响审计费用的传导“暗箱”,本文借鉴温忠麟和叶宝娟 (2014) 的逐步回归法,在模型 (1) 的基础上,设置模型如下进行检验:

$$\text{Mediator}_{i,t} = \alpha + \beta \text{AI}_{i,t} + \gamma \text{Controls}_{i,t} + \text{year}_t + \text{firm}_i + \varepsilon_{i,t} \quad (2)$$

$$\text{AuditFee}_{i,t} = \alpha + \beta \text{AI}_{i,t} + \mu \text{Mediator}_{i,t} + \gamma \text{Controls}_{i,t} + \text{year}_t + \text{firm}_i + \varepsilon_{i,t} \quad (3)$$

其中, $\text{Mediator}_{i,t}$ 为中介变量,在本文具体指年报可读性 (Readability),通过模型参数 μ 的符号、大小、显著性来研究中介变量的传导机制。其他变量与参数的含义与模型 (1) 相同。

(4) 描述性统计

描述性统计结果如表 3 所示。被解释变量审计费用

(AuditFee) 均值为 13.776, 中位数为 13.710, 符合 OLS 回归对被解释变量服从正态分布的基本假定; 且其最小值为 12.429, 最大值为 16.058, 标准差为 0.615, 表明企业的审计费用差异较大; 其上下四分位数分别为 13.305、14.116, 中位数与上下四分位数都靠近最小值, 显示了一定程度的两极分化。解释变量上市公司年报人工智能关键词词频 (LnWords) 的均值为 0.796, 标准差为 1.113, 上市公司年报含人工智能关键词的句子数 (LnSentences) 的均值为 0.770, 标准差为 1.070, 上市公司年报 MD&A 部分人工智能关键词词频 (LnWords_MD&A) 的均值为 0.657, 标准差为 0.999, 上述三个指标的标准差均大于均值, 表明各企业人工智能应用水平相差悬殊, 这与已有研究结果基本一致。从其余与企业审计相关的控制变量看, 是否“四大”审计 (Big4) 的均值为 0.054, 表明有 5.4% 的上市公司选择了“四大” (普华永道、德勤、毕马威、安永) 为其提供审计服务; 审计意见 (Opinion) 的均值为 0.968, 表明在 25796 个样本中, 超过 96% 的财务报告被出具了标准审计意见, 因此, 本文研究选择该样本具有合理性。其余控制变量的描述性统计结果与现有文献基本一致, 在此不加赘述。

表 3 描述性统计

变量	样本数	均值	标准差	上四分位数	中位数	下四分位数	最小值	最大值
AuditFee	25796	13.776	0.615	13.305	13.710	14.116	12.429	16.058
LnWords	25796	0.796	1.113	0.000	0.000	1.386	0.000	4.025
LnSentences	25796	0.770	1.070	0.000	0.000	1.386	0.000	3.829
LnWords_MD&A	25796	0.657	0.999	0.000	0.000	1.099	0.000	3.689
Size	25796	22.282	1.263	21.379	22.094	22.988	19.630	26.523
FirmAge	25796	2.981	0.297	2.773	2.996	3.178	1.946	61.10
Lev	25796	0.417	0.199	0.258	0.408	0.561	0.051	0.908
ROA	25796	0.038	0.070	0.013	0.038	0.071	-0.373	0.247
Loss	25796	0.131	0.337	0.000	0.000	0.000	0.000	1.000
INV	257	0.1	0.12	0.05	0.10	0.17	0.00	0.

	96	34	0	7	7	3	0	77
								2
Mshare	25796	14.577	19.409	0.005	2.343	27.452	0.000	69.750
Top10	25796	57.943	14.875	47.229	58.613	69.287	22.603	90.974
Opinion	25796	0.968	0.177	1.000	1.000	1.000	0.000	1.000
Intangible	25796	0.045	0.049	0.017	0.033	0.055	0.000	0.343
Big4	25796	0.054	0.225	0.000	0.000	0.000	0.000	1.000

3 实证分析

3.1 主检验回归

本文的基准回归结果如表 4 第 (1)、(2) 列所示。列 (1) 显示, 企业人工智能应用水平衡量指标——上市公司年报人工智能关键词词频 (LnWords) 的回归系数为 0.035, 在 1% 的水平上显著; 列 (2) 显示, 在加入控制变量后, 年报人工智能关键词词频 (LnWords) 的回归系数依然显著为正。该实证结果表明, 在其他条件不变的情况下, 相对于人工智能应用水平低的企业, 人工智能应用水平高的企业具有显著较多的审计费用, 从而假设 H1 得到验证。此外, 该基准回归模型在添加控制变量前后调整的 R² 分别为 0.385 和 0.543, 说明该模型能解释被解释变量 54.3% 的变异, 即本文构建的 OLS 回归模型与变量高度适合。

表 4 主检验回归结果

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
Dependent	AuditFee	AuditFee	AuditFee	AuditFee	AuditFee	AuditFee
LnWords	0.035** (7.320)	0.013*** (3.550)				
LnSentences			0.036** (7.420)	0.013*** (3.530)		
LnWords_MD&A					0.028** (5.967)	0.009** (2.489)
Size		0.288*** (27.986)		0.288*** (27.991)		0.289** (28.027)
Firm		0.247		0.247		0.24

Age	***	***	6**
	(3.464)	(3.464)	(3.449)
Lev	0.087***	0.087***	0.087**
	(2.690)	(2.690)	(2.688)
ROA	-0.223***	-0.223***	-0.224**
	(-4.996)	(-4.997)	(-5.025)
Loss	0.016**	0.016**	0.016**
	(2.424)	(2.425)	(2.413)
INV	-0.046	-0.046	-0.048
	(-1.084)	(-1.086)	(-1.117)
Mshare	-0.002***	-0.002***	-0.002**
	(-5.786)	(-5.787)	(-5.772)
Top10	0.001	0.001	0.001
	(1.357)	(1.358)	(1.354)
Opinion	-0.075***	-0.074***	-0.074**
	(-5.804)	(-5.801)	(-5.766)
Intangible	0.416***	0.416***	0.415**
	(4.010)	(4.011)	(3.995)
Big4	0.287***	0.287***	0.288**
	(7.110)	(7.108)	(7.112)
Constant	13.350***	6.484***	13.353***
	(1346.147)	(23.150)	(1354.704)
Firm Fixed	Yes	Yes	Yes
Year Fixed	Yes	Yes	Yes
Observations	25796	25796	25796
Adjusted R2	0.385	0.543	0.383

注：***、**和*分别表示在 1%、5%和 10%的水平上显著，括号内为 t 值。

本文的替代指标检验回归结果如表 4 第 (3)、(4)、(5)、(6) 列所示。其中，列 (3)、(4) 采用上市公司年报含人工智能关键词的句子数 (LnSentences)

指标衡量企业的人工智能应用水平；列 (3)、(4) 采用上市公司年报 MD&A 部分人工智能关键词词频 (LnWords_MD&A) 指标衡量企业的人工智能应用水平；列 (3)、(5) 为单个核心解释变量与被解释变量的回归结果，列 (4)、(6) 为添加一系列控制变量后的回归结果。结果表明，无论是否添加控制变量，两个替代指标的系数均显著为正。就经济意义而言，在加入相关控制变量、控制企业自身和年度固定效应后，以上市公司年报含人工智能关键词的句子数 (LnSentences) 衡量的企业人工智能水平每提高一个标准差，会使该企业的审计费用提高 2.26% ($0.013 \times 1.070 / 0.615$)；以上市公司年报 MD&A 部分人工智能关键词词频 (LnWords_MD&A) 衡量的企业人工智能水平每提高一个标准差，会使该企业的审计费用提高 1.46% ($0.009 \times 0.999 / 0.615$)。由此 H1 再次得到验证。

3.2 稳健性检验

3.2.1 工具变量缓解内生性

借鉴蔡贵龙等 (2018)、Fan et al. (2013) 的做法，本文以 1840 年至清末该企业所在的省份是否开设通商口岸的历史事件 (SEA_PORT) 为指标，构建企业人工智能应用水平的工具变量来缓解模型可能存在的内生性问题。

由于一个企业所在的省份是否曾是通商口岸本身并不直接作用于企业的审计费用，却可能对该企业的人工智能应用水平产生较大影响，因此以 1840 年至清末该企业所在的省份是否开设通商口岸 (SEA_PORT) 为指标作为工具变量满足其外生性与相关性的条件。具体地，若某企业所在的省份在 1840 年至清末被设为通商口岸则定义该企业的 SEA_PORT 为 1，否则为 0。符合上述条件的通商口岸所属省份包括天津市 (1860 年)、上海市 (1845 年)、江苏省 (1863 年)、浙江省 (1896 年)、安徽省 (1877 年)、江西省 (1861 年)、福建省 (1861 年)、山东省 (1889 年)、广东省 (1857 年)、重庆市 (1901 年) 和湖北省 (1861 年)。

使用工具变量回归后的结果如表 5PanelA 所示。列 (1)、(2) 为上市公司年报人工智能关键词词频 (LnWords) 与工具变量 (SEA_PORT) 的两阶段最小二乘估计法 (2SLS) 回归结果，列 (3)、(4) 为上市公司年报含人工智能关键词的句子数 (LnSentences) 与工具变量 (SEA_PORT) 的两阶段最小二乘估计法 (2SLS) 回

归结果，列（5）、（6）为上市公司年报 MD&A 部分人工智能关键词词频（LnWords_MD&A）与工具变量（SEA_PORT）的两阶段最小二乘估计法（2SLS）回归结果，在缓解模型内生性问题的同时，增强了本文研究的稳健性。表 5PanelA 显示，工具变量在三个 2SLS 回归模型第一阶段的回归系数分别为 0.114、0.111 和 0.093，并在 1%的水平上显著；第二阶段的三个衡量企业人工智能应用水平的指标对审计费用的回归系数分别为 1.105、1.144 和 1.361，且也在 1%的水平上显著，从而再次验证了 H1，表明本文研究结论具有稳健性。

表 5 稳健性检验结果

Panel A: 工具变量回归结果

Variable	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	第一阶段	第二阶段	第一阶段	第二阶段	第一阶段	第二阶段
	LnWo rds	Audit Fee	LnSent ences	Audit Fee	LnWords_ MD&A	Au dit Fe e
SEA_PO RT	0.114 *** (7.77)		0.111* ** (7.81)		0.093*** (7.02)	
LnWord s		1.105 *** (7.63)				
LnSente nces				1.144 *** (7.66)		
LnWord s_MD& A						1.361 *** (6.91)
Constan t	0.363 ** (2.22)	6.117 *** (31.09)	0.342* * (2.18)	6.127 *** (31.35)	0.225 (1.54)	11.62 *** (9.24)
Controls	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
Firm Fixed	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
Year Fixed	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
Observa tions	25,796	25,796	25,796	25,796	25,796	25,796
Adjusted R2	0.047	0.543	0.046	0.543	0.043	0.543

注：***、**和*分别表示在 1%、5%和 10%的水平上显著，括号内为 t 值。

Panel B: 行业层面稳健性检验结果

	(1)	(2)	(3)	(4)
	High_Tech	Low_Tech	High_Tech	Low_Tech
Depende nt	AuditFee	AuditFee	AuditFee	AuditFee
LnWords	0.026*** (2.87)	0.036*** (9.21)	0.014*** (2.87)	0.012*** (3.85)
Constant	13.662*** (2387.71)	13.786*** (3992.25)	7.160*** (18.83)	6.535*** (28.04)
Controls	No	No	Yes	Yes
Firm Fixed	Yes	Yes	Yes	Yes
Year Fixed	Yes	Yes	Yes	Yes
Observati ons	6,864	18,425	6,864	18,425
Adjusted R2	0.877	0.887	0.903	0.916

注：***、**和*分别表示在 1%、5%和 10%的水平上显著，括号内为 t 值。

Panel C: 地区层面稳健性检验结果

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	东部地区	中西部地区	东部地区	中西部地区	东部地区	中西部地区
Depende nt	AuditF ee	AuditF ee	AuditF ee	AuditF ee	AuditF ee	AuditF ee
LnWords	0.012 *** (3.99)	0.019 *** (3.37)				
LnSenten ces			0.012 *** (3.93)	0.019 *** (3.30)		
LnWords_ MD&A					0.008 *** (2.75)	0.015 *** (2.61)
Constant	7.396 *** (33.73)	4.968 *** (12.64)	7.369 *** (33.73)	4.969 *** (12.64)	7.358 *** (33.67)	4.943 *** (12.57)
Controls	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
Firm Fixed	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
Year Fixed	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
Observati ons	18,278	7,015	18,278	7,015	18,278	7,015
Adjusted R2	0.914	0.906	0.914	0.906	0.914	0.906

注：***、**和*分别表示在 1%、5%和 10%的水平上显著，括号内为 t 值。

3. 2. 2 行业层面的稳健性检验

表 5PanelB 显示,本文根据姚凯、王亚娟等(2020)的做法,将样本分为高科技行业企业与非高科技行业企业,检验不同行业性质的企业人工智能应用水平对审计费用的影响。列(1)、(2)为不加入控制变量,企业人工智能应用水平衡量指标——上市公司年报人工智能关键词词频(LnWords)与被解释变量企业审计费用直接回归的结果;列(3)、(4)则为加入控制变量后的回归结果,列(1)、(3)为高科技行业企业组别,列(2)、(4)则为非高科技行业企业组别。分组回归结果显示,无论是否添加控制变量,无论企业是否属于高科技行业,企业人工智能应用水平与企业审计费用都是正向显著相关的,从而该检验支持 H1,增强了本文研究的稳健性。

3.2.3 地区层面的稳健性检验

表 5PanelC 显示,本文参考沈小波、陈语等(2021)的做法,根据企业所处地理位置将样本分为东部地区企业、中西部地区企业两组进行分组回归,检验不同行业性质的企业人工智能应用水平对审计费用的影响。列(1)、(2)为上市公司年报人工智能关键词词频(LnWords)与审计费用(AuditFee)的分组回归结果,列(3)、(4)为上市公司年报含人工智能关键词的句子数(LnSentences)与审计费用(AuditFee)的分组回归结果,列(5)、(6)为上市公司年报 MD&A 部分人工智能关键词词频(LnWords_MD&A)与审计费用(AuditFee)的分组回归结果。列(1)、(3)、(5)为东部地区企业组别,列(2)、(4)、(6)则为中西部地区企业组别。分组回归结果显示,无论企业位于东部地区还是中西部地区,企业审计费用与企业人工智能应用水平的回归系数都显著为正,结论支持 H1,增强了本文研究的稳健性。

4 进一步研究

4.1 机制路径检验

前文研究对为科技飞速发展背景下企业人工智能技术应用水平对审计费用的影响提供了丰富的实证数据支撑,下面将对其影响机制实行更进一步的探究。

审计师作为提供见证服务的专业人士,需要对被审计单位的年报进行审计并发表意见,因此以上市公司年报为核心构建企业人工智能应用水平与审计费用的中介变量衡量指标具有一定合理性。张若宁(2019)研究发现,上市公司年度报告内存越大,年度报告可读性越

差,企业审计费用越高。周晔子(2021)研究发现,年报可读性强时,由于易于获取充分适当的审计证据,有助于简化审计程序、降低审计投入;而年报可读性低时,审计师怀疑增加,进而执行额外的审计程序,增加审计投入,表现为审计费用的提高。于晓雪等(2025)研究发现,上市公司年报“管理层讨论与分析”部分可读性越低,企业审计费用越高,审计投入是其中的内在机理。

由于年报以其完善的内容、丰富的信息量便于投资者了解目标企业,从而做出有效的判断与投资决策,因此基于委托代理理论、印象管理理论、信号传递理论,企业大股东或管理层倾向于利用信息不对称,进行一定的“包装”,呈现公司积极美好的一面。未来前景堪忧,企业信息披露将谨小慎微,用语晦涩,降低可读性;反之,前景良好、经营健康的企业信息披露积极,引导投资者关注。秦杰希(2021)从年报长度、词汇难度、文本理解难度三个角度综合衡量上市公司年报可读性,以另一个角度解释了年报可读性与审计费用的正向相关关系:公司管理层出于各种机会主义动机进行盈余管理,并有意识地以增加审计费用的方式“收买”审计师来操纵年报可读性,进而达到掩饰自身的盈余管理行为。

综上所述,本文采用年报可读性(Readability)作为企业人工智能应用水平与审计费用的中介变量衡量指标,是本文重要创新点之一。借鉴相关研究,该变量选取上市公司年报文本各个句子条件生成概率的对数的均值为衡量指标,该指标数值越高,说明年报中词对搭配顺序在语料中出现频率越高,年报文本越容易被理解,年报可读性越高;反之,该指标数值越低,则说明年报可读性越低。

机制检验回归结果如表 6 所示,列(1)表明,上市公司年报人工智能关键词词频(LnWords)的估计系数为-0.003,在 5%的水平上显著;列(2)表明,年报可读性(Readability)的估计系数为-0.135,在 1%的水平上显著。为提高本文中介效应检验的稳健性,替换企业人工智能应用水平的衡量指标进行进一步检验,结果如表 6 列(3)、(4)、(5)、(6)所示。列(3)、(5)表明,上市公司年报含人工智能关键词的句子数(LnSentences)与上市公司年报 MD&A 部分人工智能关键词词频(LnWords_MD&A)的回归系数均为-0.003,在 1%的水平上显著;列(4)、(6)表明,年报可读性(Readability)在两个中介效应回归检验中的估计系数分别为-0.135、-0.136,且均在 1%的水平上显著。上述中

介效应回归结果说明企业人工智能应用水平能显著降低上市公司年报的可读性，而年报可读性的降低会显著增加企业的审计费用，且控制年报可读性之后，人工智能应用水平仍可显著提高企业审计费用。综上，人工智能可能通过降低上市公司年报可读性使审计费用增加。

表 6 中介效应检验结果

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
Variable	Readability	Audit Fee	Readability	Audit Fee	Readability	Audit Fee
LnWords	-0.003** (-4.30)	0.012*** (4.63)				
LnSentences			-0.003*** (-4.25)	0.013*** (4.58)		
LnWords_MD&A					-0.003*** (-4.68)	0.009** (3.18)
Readability		-0.135*** (-4.49)		-0.135*** (-4.49)		-0.136** (-4.54)
Controls	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
Firm Fixed	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
Year Fixed	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
Observations	25,292	25,292	25,292	25,292	25,292	25,292
Adjusted R2	0.972	0.911	0.972	0.911	0.972	0.911

注：***、**和*分别表示在 1%、5%和 10%的水平上显著，括号内为 t 值。

4.2 异质性分析

4.2.1 行业层面的异质性检验

不同生产活动性质和产品类型的企业，其人工智能应用水平对审计费用的影响可能表现出一定的行业层面的差异。首先，企业发展人工智能需要大量研发资金的投入，引进相关人才以及更换先进设备，大量投资在短期难以收回且不确定性较大，由此企业财务负担加重，经营风险扩大（金碧君，2024）。其次，制造业是实体经济的基础，是我国国家经济的命脉，大量实证研究表明人工智能对我国制造业企业的显著影响（杨仁发、陆瑶，2022；郑琼洁、王高风，2022）；近年来科技的迅猛发展与金融行业的飞速崛起，使外部风险冲击加重，越来越多的资本从实体经济转向金融、房地产等高收益

行业（高劲、林芯羽等，2024）；制造业企业的金融化程度空前高涨，过度金融化使制造业企业承担更大的经营风险、更重的财务负担（刘立夫、杜金岷，2021；张世兴、刘旭原等，2024）。因此我们推测，在如今人工智能迅速发展的时代，相比于非制造业企业，制造业企业的管理者有更大的可能性采用虚构部分信息、遗漏重要信息、推迟披露等财务舞弊的手段来掩盖公司内部的经营风险与不良的财务状况，进而制造业企业的审计师有更大的可能性增加审计投入，从而提高审计费用；同时，相比于非制造业企业，制造业企业的大股东与决策者更有可能采取“贿赂”审计师的行为来“美化”或“修饰”年报，使审计费用增加。因此，我们推测制造业企业的人工智能应用水平对审计费用更敏感，本文参考杨大鹏、陈梦涛等（2023）的做法，把样本分为制造业企业 and 非制造业企业进行分组回归来检验企业人工智能应用水平与审计费用在行业层面的异质性。

表 7Panel A 列（1）、（3）、（5）显示了制造业企业人工智能应用水平与审计费用的回归结果，三者的回归系数均在 1%的水平上显著为正，表明制造业企业人工智能应用水平对审计费用具有显著的正向影响；列（2）、（4）、（6）显示了非制造业企业人工智能应用水平与审计费用的回归结果，三者的回归系数均不显著，表明企业人工智能应用水平对审计费用的影响在非制造业企业中不显著。该行业层面的异质性分组回归的实证结果符合上述预期假设。

表 7 异质性检验结果

Panel A: 行业层面的异质性检验结果

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	制造业	非制造业	制造业	非制造业	制造业	非制造业
Dependent	Audit Fee	Audit Fee	Audit Fee	Audit Fee	Audit Fee	Audit Fee
LnWords	0.013*** (4.27)	0.006 (1.43)				
LnSentences			0.014*** (4.17)	0.006 (1.39)		
LnWords_MD&A					0.011*** (3.38)	0.003 (0.68)
Constant	6.560*** (27.67)	7.231*** (20.51)	6.561*** (27.67)	7.229*** (20.51)	6.550*** (27.61)	7.215*** (20.46)

Controls	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
Firm Fixed	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
Year Fixed	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
Observations	17,076	8,195	17,076	8,195	17,076	8,195
Adjusted R2	0.904	0.931	0.904	0.931	0.904	0.931
Intergroup P-Value	0.110		0.070*		0.130	

注：***、**和*分别表示在 1%、5%和 10%的水平上显著，括号内为 t 值。

Panel B: 产权性质层面的异质性检验结果

Dependent	(1) 国有企业	(2) 非国有企业	(3) 国有企业	(4) 非国有企业	(5) 国有企业	(6) 非国有企业
	Audit Fee	Audit Fee	Audit Fee	Audit Fee	Audit Fee	Audit Fee
LnWords	0.000 (0.09)	0.017*** (5.38)				
LnSentences			0.001 (0.13)	0.017*** (5.28)		
LnWords_MD&A					-0.001 (-0.27)	0.012*** (3.74)
Constant	5.393*** (12.76)	7.749*** (33.25)	5.394*** (12.76)	7.750*** (33.25)	5.388*** (12.75)	7.725*** (33.05)
Controls	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
Firm Fixed	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
Year Fixed	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
Observations	7,518	17,132	7,518	17,132	7,518	17,132
Adjusted R2	0.944	0.892	0.944	0.892	0.944	0.892
Intergroup P-Value	0.000***		0.000***		0.050**	

注：***、**和*分别表示在 1%、5%和 10%的水平上显著，括号内为 t 值

4.2.2 产权性质层面的异质性检验

不同产权性质下，人工智能对审计费用的影响可能表现出一定的差异。与国有企业相比，非国有企业面临的市场竞争更为激烈，对市场环境与政策的变化更为敏感，其更容易利用信息不对称进行不妥善的财务管理，如财务报表真实性不足，财务风险控制不力等，导致非国有企业聘用的审计师追加额外的审计程序，扩大审计投入，使审计费用提高。与国有企业相比，非国有企业的大股东或管理层还存在更大的可能“贿赂”审计师来操控年报、掩饰真实财务信息，使企业审计费用增加。而国有企业承担着一定的社会责任和政治使命，在服从

党和国家安排、响应政府号召、遵守相关法律法规、履行自身义务方面更加坚定、有原则；因此，我们推测国有企业的人工智能应用水平对审计费用不敏感。本文参考刘会芹、陈维亮等（2023）的做法，把样本分为国有企业与非国有企业进行分组回归来检验企业人工智能应用水平与审计费用在产权性质层面的异质性。国有企业具体指国有控股企业，其余不属于国有控股的企业均列入非国有企业的类别。

表 7PanelB 列（2）、（4）、（6）显示了非国有企业人工智能应用水平与审计费用的回归结果，三者的回归系数均在 1%的水平上显著为正；列（1）、（3）、（5）显示了国有企业人工智能应用水平与审计费用的回归结果，三者的回归系数均不显著。三组异质性检验分组回归经由 Bootstrap 法 100 次得到的组间回归系数差异的经验 p 值为 0.000、0.000、0.050，证实了企业人工智能应用水平对审计费用的影响在国有企业与非国有企业之间具有显著差异，此影响在非国有企业中较显著，符合上述预期假设。

5 研究结论与对策建议

在人工智能技术飞速发展的背景下，将人工智能应用于企业生产、销售与管理显得尤为重要，将人工智能融入企业的日常经营与管理的方方面面成为大势所趋。本文利用 2014 至 2022 年沪深 A 股上市公司为初始研究样本，探讨企业人工智能技术应用程度对审计费用的影响结果及其内在机理。本文研究结论如下：（1）根据描述性统计，本文样本选择具有合理性，我国各上市公司之间人工智能应用水平差异较大。（2）在其他条件不变的情况下，相对于人工智能应用水平低的企业，人工智能应用水平高的企业具有显著较多的审计费用。稳健性检验后，该结论依然成立。（3）机制检验表明，企业人工智能应用水平能显著降低上市公司年报的可读性，而年报可读性的降低会显著增加企业的审计费用，且控制年报可读性之后，人工智能应用水平仍可显著提高企业审计费用。（4）异质性分析表明，制造业企业人工智能应用水平对审计费用具有显著的正向影响，且此影响在非制造业企业中不显著；企业人工智能应用水平对审计费用的影响在国有企业与非国有企业之间具有显著差异，此影响在非国有企业中较显著。

为使企业合理利用人工智能技术，创造更多收益，正确发挥其经济功能，实现其社会价值，承担其应尽责

任,进而使国民经济持续健康发展,本文针对企业、审计人员、政府三方提出以下对策建议:

针对企业,应加强对内部人员的培训,提升员工对人工智能系统的理解和操作能力,减少因操作失误导致的审计问题;同时,还应该建立和完善与人工智能系统相匹配的内部控制体系,确保数据的完整性和准确性,降低审计风险;企业应该注重提高信息透明度,使审计人员能够更快速地理解人工智能系统对企业财务报表的影响;企业在引入人工智能系统前还应该进行成本效益分析,评估其对审计费用的影响,并制定相应的预算管理措施;最后,企业应该与审计机构建立良好的合作关系,及时沟通人工智能应用情况,共同探讨降低审计费用的方法。

企业应该切实解决人工智能快速发展、金融科技比翼双飞迅猛崛起的背景下市场竞争激烈与外部风险加剧等问题,合法、合规、合理利用人工智能技术,在强化自身产品竞争力、提高自身生产效率、优化生产流程、引入先进生产设备与高质量人才等方面下功夫,以此来降低成本、增加收益,而不是将重点放在“美化”“修饰”年报、降低年报可读性、以各种财务舞弊的手段来掩盖公司内部的经营风险与不良的财务状况上。

针对审计人员,其应该提升自身对人工智能技术的理解和应用能力,以适应新的审计环境;同时,其应该积极探索、创新审计方法创新,开发和应用针对人工智能系统的审计工具和方法,提高审计效率,降低费用;审计人员还应该重视风险评估,加强对人工智能系统风险评估的能力,针对性地开展审计工作,避免无效审计;审计人员还应该持续关注人工智能领域的最新发展,及时调整审计策略和程序;最后,审计人员应该提高职业觉悟,遵守职业道德,秉持实事求是的原则开展审计工作,避免收贿或包庇财务舞弊的行为。

针对政府,其应该出台人工智能应用审计的相关标准和指南,为审计工作提供明确的方向;同时,政府应提供政策支持,通过税收优惠、补贴等方式,鼓励企业采用人工智能技术,同时减轻其审计费用负担;政府还应该重视人才培养,推动高校和职业培训机构开设相关课程,培养既懂技术又懂审计的复合型人才;政府应加强对审计行业的指导,推动审计机构提升服务质量和效率;最后,政府应该在人工智能审计领域积极开展国际合作,借鉴国际先进经验,提升国内审计水平。

未来的研究还可以在如下方面进行拓展:在理论研究方面,可以研究并开发考虑人工智能因素的审计费用定价模型,以更准确地预测和解释审计费用的变化;构建一个全面的人工智能审计理论框架,涵盖审计目标、程序、方法和工具;探讨人工智能如何改变企业的风险管理,以及这对审计过程和费用的影响。在实证研究方面,可以进行深入的案例研究,分析特定行业或企业中人工智能应用对审计费用的影响;可以进行跨行业比较不同行业中人工智能应用对审计费用的影响,探讨行业特性如何调节这种关系。在应用研究方面,可以研究如何利用人工智能优化审计流程,减少审计时间和成本;可以开发专门针对人工智能系统审计的工具和软件,提高审计效率和准确性;可以进行合规性研究,探讨人工智能应用对企业合规性的影响,以及这种影响对审计费用的影响。

参考文献

- [1]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,(05):54-57.
- [2]高劲,林芯羽,吴佳妮.制造业过度金融化与货币政策应对创新[J].现代企业,2024,(07):122-123.
- [3]洪金明,李志伟.企业风险承担水平、内部控制质量与审计费用[J].会计之友,2023,(07):134-140.
- [4]金碧君.数字经济对企业财务风险的影响研究[D].贵州大学,2024.
- [5]李玫萱,郑石桥.事务所任期会影响审计费用吗?——基于股权性质的调节作用研究[J].财会通讯,2024,(13):31-36.
- [6]林晨,陈小亮.人工智能、老龄化与经济增长[J].经济研究,2019,54(07):47-63.
- [7]林晨,陈小亮,陈伟泽,等.人工智能、经济增长与居民消费改善:资本结构优化的视角[J].中国工业经济,2020,(02):61-83.
- [8]刘会芹,陈维亮,杨翟婷.年报文本信息可读性与审计师行为决策[J].财会月刊,2023,44(12):70-77.
- [9]刘立夫,杜金岷.企业金融化对企业价值的影响——兼论过度金融化识别与治理[J].南方经济,2021,(10):122-136.
- [10]穆青,王奕天.人工智能与企业劳动力成本粘性[J].财会通讯,2025,(04):90-95.

- [11] 秦杰希. 真实盈余管理与年报可读性[D]. 重庆大学, 2021.
- [12] 单文涛, 王永青. 基于生成式人工智能的审计报告自动生成研究[J]. 财会月刊, 2024, 45(24): 16-21.
- [13] 沈小波, 陈语, 林伯强. 技术进步和产业结构扭曲对中国能源强度的影响[J]. 经济研究, 2021, 56(02): 157-173.
- [14] 宋雷. 基于RPA技术的智能审计财务报表流程优化[J]. 财会通讯, 2023, (11): 124-130.
- [15] 王湘君, 侯德帅, 丁言豪. 营商环境与审计收费[J]. 管理现代化, 2024, 44(02): 114-122.
- [16] 王鑫, 冯均科, 白钰, 等. 高管变更、审计师忙碌程度与审计费用[J]. 中国注册会计师, 2023, (06): 36-42+3.
- [17] 王钟阳, 唐松. 行业经营性信息强制披露与审计费用[J]. 会计研究, 2024, (03): 164-178.
- [18] 谢贞发, 朱东霞. 人工智能与劳动力就业——理论模型和来自上市公司的证据[J/OL]. 软科学, 1-16[2025-02-02].
- [19] 徐红丹, 王玖河. 人工智能如何赋能企业新质生产力[J/OL]. 科技进步与对策, 1-8[2025-02-03].
- [20] 徐鹏, 徐向艺. 人工智能时代企业管理变革的逻辑与分析框架[J]. 管理世界, 2020, 36(01): 122-129+238.
- [21] 许宁宁, 王书睿, 宋佳莹. 管理者短视影响审计收费吗? ——来自上市公司的经验证据[J]. 审计研究, 2024, (04): 89-101.
- [22] 杨大鹏, 陈梦涛, 徐梦周. 企业数字化转型能抑制“脱实向虚”吗——基于A股上市公司的实证研究[J]. 浙江学刊, 2023, (02): 144-152.
- [23] 杨仁发, 陆瑶. 人工智能对制造业高质量发展的影响研究[J]. 华东经济管理, 2023, 37(04): 65-76.
- [24] 杨祎, 刘嫣然, 李垣. 替代或互补: 人工智能应用管理对创新的影响[J]. 科研管理, 2021, 42(04): 46-54.
- [25] 姚加权, 张锬澎, 郭李鹏, 等. 人工智能如何提升企业生产效率? ——基于劳动力技能结构调整的视角[J]. 管理世界, 2024, 40(02): 101-116+133+117-122.
- [26] 姚凯, 王亚娟. 海归高管与企业国际化——基于我国高科技上市公司的实证研究[J]. 经济理论与经济管理, 2020, (11): 55-71.
- [27] 于晓雪, 张慧, 袁圆, 等. 上市公司年报可读性是否影响审计师收费水平——基于“管理层讨论与分析”的文本分析[J]. 会计之友, 2025, (04): 139-149.
- [28] 余铃铮, 魏下海, 孙中伟, 等. 工业机器人、工作任务与非常规能力溢价——来自制造业“企业—工人”匹配调查的证据[J]. 管理世界, 2021, 37(01): 47-59+4.
- [29] 余珍, 杨捷, 吴静. 财务危机预警信息、营商环境与审计费用[J]. 财会通讯, 2023, (11): 39-43.
- [30] 张若宁. 年度报告可读性与审计费用[D]. 西南财经大学, 2019.
- [31] 张世兴, 刘旭原, 万琳. 过度金融化对实体经济财务业绩的影响研究[J]. 会计之友, 2024, (20): 43-49.
- [32] 郑明晖, 金淞宇, 刘运国. 企业成本结构影响审计定价吗? [J]. 审计研究, 2023, (05): 83-94.
- [33] 郑琼洁, 王高凤. 人工智能对中国制造业价值链攀升的影响研究[J]. 现代经济探讨, 2022, (05): 68-75.
- [34] 周晔子. 年报文本可读性、语调与审计师决策[D]. 山东大学, 2021.

作者简介: 黄一罗, 2003年11月, 女, 汉族浙江余姚人, 本科, 河北工业大学, 研究方向: 微观经济学、包括公司财务、资金筹集、资本结构等问题