

智能制造背景下审计费用的影响因素研究： 文献综述与理论框架

杨 朔

南京审计大学政府审计学院，江苏 南京

收稿日期：2025年4月10日；录用日期：2025年4月29日；发布日期：2025年5月29日

摘 要

本文探讨智能制造对审计费用的影响机制，构建融合技术动态性与风险重构的多维分析框架。研究表明，智能制造通过数据驱动性、系统集成性及人机自治性重构审计证据链与风险路径，对审计费用产生双向作用：技术复杂性推高风险溢价，而数字化基础设施与自动化技术通过流程优化抑制成本。技术生命周期、行业异质性与制度环境的交互作用导致实证结论分歧。本文突破传统静态模型局限，提出动态权变理论框架，为监管准则完善与跨学科审计范式转型提供依据。

关键词

智能制造，审计费用，审计风险，风险溢价

Research on the Influencing Factors of Audit Fees in the Context of Intelligent Manufacturing: Literature Review and Theoretical Framework

Shuo Yang

School of Government Audit, Nanjing Audit University, Nanjing Jiangsu

Received: Apr. 10th, 2025; accepted: Apr. 29th, 2025; published: May 29th, 2025

Abstract

This paper discusses the impact mechanism of intelligent manufacturing on audit fees, and constructs a multi-dimensional analysis framework integrating technology dynamics and risk reconstruction.

文章引用：杨朔. 智能制造背景下审计费用的影响因素研究：文献综述与理论框架[J]. 现代管理, 2025, 15(5): 294-302.
DOI: 10.12677/mm.2025.155155

The research shows that intelligent manufacturing reconstructs the audit evidence chain and risk path through data-driven, system integration and human-machine autonomy, and has a two-way effect on audit fees: technical complexity pushes up the high risk premium, while digital infrastructure and automation technology inhibits the cost through process optimization. The interaction of technology life cycle, industry heterogeneity and institutional environment leads to divergent empirical conclusions. This paper breaks through the limitations of traditional static models and puts forward a dynamic contingency theoretical framework, which provides a basis for the improvement of regulatory standards and the transformation of interdisciplinary audit paradigm.

Keywords

Intelligent Manufacturing, Audit Fees, Audit Risk, Risk Premium

Copyright © 2025 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

党的二十大报告明确提出坚持把发展经济的着力点放在实体经济上，加快推进新型工业化，将智能制造确立为建设制造强国的战略支点。作为新一代信息技术与先进制造技术深度融合的重要载体，智能制造通过重构生产函数、优化要素配置和革新组织形态，正成为现代化产业体系建设的核心引擎。自《中国制造 2025》战略实施以来，国家相继推出智能制造试点示范、制造业与互联网融合试点等政策矩阵，推动智能制造从技术范式向经济范式跃迁(工信部，2015~2023)。在此进程中，智能制造通过产业智能化、绿色化、融合化发展路径，有效提升了我国产业体系的完备性、韧性和国际竞争力。

工业 4.0 驱动的智能制造革命正在重塑企业价值创造模式，物联网、大数据、人工智能等技术的深度应用引致审计环境发生结构性变革。智能制造通过改变企业的业务流程和风险结构，直接影响审计工作的复杂性和审计资源的配置，审计费用作为审计服务市场的价格信号，其定价机制在技术冲击下面临重构需求。然而，现有研究对智能制造与审计费用的关联机制仍缺乏系统性阐释，尤其对技术渗透引致的风险溢价机制、数据治理的调节效应等关键问题存在理论盲区。本文通过系统梳理国内外文献，旨在揭示技术变革背景下审计费用的影响因素及其传导路径，为构建适配智能制造场景的审计定价理论框架提供学理支撑。

2. 审计费用的传统解释框架

审计费用的定价机制是审计研究领域的核心议题，其理论框架的形成与演进始终围绕审计活动的经济本质展开。传统理论体系主要建立在委托代理理论、审计风险模型及信息不对称理论三大基石之上，形成了以企业特征、风险结构和审计供给方能力为核心的解释范式。

2.1. 基于委托代理理论的成本补偿模型

早期的经典研究由 Simunic (1980) 开创性地提出审计费用由资源投入成本与风险溢价两部分构成，即 $\text{审计费用} = \text{资源成本} + \text{风险溢价}$ [1]。这一模型奠定了后续研究的理论基础，其中资源成本主要体现为审计工时、人员技能等直接投入，而风险溢价则是对审计失败潜在损失的补偿，其定价逻辑本质上反映了审计服务供需双方对风险与成本的博弈平衡。

在实证层面，企业规模被视为最稳定的解释变量，通常以总资产或营业收入的对数形式纳入模型。大规模企业往往具有更复杂的交易网络和更分散的经营活动，例如跨国公司的多币种结算、多地会计准

则差异等, 这些因素显著增加了审计程序的复杂性和覆盖面(Hay et al., 2006) [2]。业务复杂度则通过子公司数量、跨区域经营程度、特殊业务类型(如金融衍生工具、生物资产估值)等指标进行衡量, 此类复杂性不仅要求审计师投入更多时间进行实质性测试, 还需依赖专家团队或第三方机构提供技术支持, 从而推高审计成本(Francis et al., 2005) [3]。

2.2. 风险导向审计模型的发展

随着审计实务从账项基础向风险导向转型, 现代研究对风险因素的解构更加精细化。重大错报风险(RMM)的分析框架强调从财务舞弊三角理论出发, 考察管理层动机(如业绩对赌压力)、机会(如内部控制缺陷)与态度(如企业文化中的伦理缺失)对错报可能性的复合影响(Dechow et al., 2011) [4]。行业特殊性也成为重要考量, 例如金融业因高度监管和复杂金融工具需定制化审计方案, 而半导体行业的技术密集性则要求审计团队具备专业知识以评估研发支出资本化的合理性(Newton et al., 2016) [5]。

2.3. 信息不对称理论的补充解释

信息不对称理论为审计费用研究提供了另一重要视角。审计师与企业间的信息鸿沟可能引发逆向选择(低质量企业伪装成高质量)与道德风险(管理层操纵财务数据), 为此审计师采取双重策略应对: 一是通过高声誉事务所(如“四大”)的品牌溢价传递质量信号, 利用市场信任降低客户疑虑(Choi & Wong, 2007) [6]; 二是实施风险定价策略, 对信息透明度低的企业收取更高费用以覆盖潜在的诉讼或声誉损失(Minnis & Sutherland, 2017) [7]。这一理论在实证中的典型应用体现为内部控制质量与审计费用的负向关联——当企业披露内部控制缺陷(如 SOX 404 条款中的重大缺陷)时, 审计师需额外投入资源测试控制有效性, 导致费用上浮(Hogan & Wilkins, 2008) [8]。此外, 管理层预测的频繁失准可能被视为信息可靠性不足的信号, 促使审计师增加实质性程序(如函证比例或存货监盘频次), 从而推高审计成本(Blankley et al., 2012) [9]。

2.4. 其他补充性解释因素

除上述核心理论外, 补充性因素进一步丰富了传统框架的解释维度。事务所特征方面, “四大”凭借其全球网络资源与品牌溢价通常收取更高费用, 这既体现了规模经济效应(集中采购审计软件、共享专家库), 也反映了市场对审计质量的感知差异(Francis & Stokes, 1986) [10]。地域邻近性则通过降低差旅成本与沟通时滞影响定价, 本地事务所往往在中小型企业审计中具有成本优势(Choi et al., 2008) [11]。制度环境的影响亦不容忽视: 严格的监管要求(如 PCAOB 的定期检查)迫使事务所强化质量控制流程, 导致审计程序精细化与费用攀升(DeFond & Lennox, 2017) [12]; 而高诉讼风险环境(如美国集体诉讼制度)则使审计师通过提高溢价来对冲潜在的巨额赔偿风险(Seetharaman et al., 2002) [13]。

然而, 传统解释框架的局限性随着技术变革加速显现。首先, 内生性问题持续困扰研究结论的可靠性, 例如高风险企业可能主动选择收费更高的大型事务所以增强可信度, 这种双向因果关系难以通过横截面数据有效剥离。其次, 传统模型对技术变量的处理过于粗放, 未能深入解析信息技术(如 ERP、区块链)如何重构审计证据获取路径与风险分布, 这在智能制造背景下尤为突出。最后, 文化情境差异导致理论普适性受限, 例如中国市场中“关系型审计”现象可能削弱规模经济效应的解释力(Wang et al., 2008) [14]。这些缺陷凸显了传统框架在应对技术驱动型审计环境变革时的理论滞后性, 也为将智能制造特征纳入审计费用研究提供了理论创新的空间。

3. 智能制造的技术特征与审计风险重构

3.1. 智能制造的核心维度

智能制造作为工业 4.0 的核心实践范式, 其技术架构与运行逻辑已突破传统制造模式的边界, 形成

了以数据互通性、系统自组织性与人机协同性为核心的三大维度。这些维度不仅重塑了生产流程与管理模式，更对审计环境产生结构性影响，具体表现为：

1) 数据驱动决策：经验导向到算法驱动的范式迁移

智能制造依托物联网传感器、制造执行系统(MES)与边缘计算架构，实现生产全要素的数字化映射与实时数据流闭环(Porter & Heppelmann, 2014) [15]。其数据生态呈现三阶特征：实时性方面，通过设备振动波形分析等预测性维护技术(Lee et al., 2013) [16]，监控粒度从分钟级压缩至毫秒级；异构性表现为结构化(ERP 订单)与非结构化数据(视觉图像、自然语言工单)以 7:3 比例共存(Zhang et al., 2017) [17]；低价值密度特征则要求 AI 算法从 98%冗余数据中提取关键决策特征(Cheng et al., 2021) [18]。这种全链路数据覆盖使得传统抽样审计方法失效，倒逼审计证据获取转向 API 直连与 AI 异常检测，但非结构化数据治理成本与算法黑箱问题显著提升审计复杂度。

2) 系统深度集成：信息孤岛到生态互联的架构重构

智能制造通过工业互联网平台实现 ERP (企业资源计划)、MES (制造执行系统)、PLM (产品生命周期管理)等系统的横向贯通与纵向融合。这种集成模式的典型表现为横向集成和纵向集成，其中横向集成是指供应链上下游数据共享，纵向集成表现为 OT (运营技术)与 IT (信息技术)层打通，绕开人工干预。

然而这种集成化导致两大风险，首先是接口脆弱性，跨系统 API 调用可能引发数据篡改或丢失；其次是这种集成模式对技术依赖性相对较高。

这种系统深度集成模式的出现使审计范围从财务账目扩展至 IT 控制系统，审计人员不仅需要评估传统的财务账目，还需要评估接口协议安全性、数据流逻辑一致性及供应商锁定的潜在风险。

3) 人机协同自治：流程固化到动态演进的控制革命

智能制造的终极目标是实现“感知 - 分析 - 决策 - 执行”闭环自治，其技术载体包括：自主决策算法、物理信息融合系统(CPPS) (Tao et al., 2019) [19]和协作机器人(El Zaatari et al., 2019) [20]。

但是此类技术的应用引发两类审计挑战，一方面神经网络算法的决策过程不可追溯；另一方面当机器人自主触发采购订单时，传统“审批 - 执行”分离原则失效，内部控制节点需重新设计，这种情况下会使职责界定相对模糊(Ajiboye, 2023) [21]。因此，部分传统的审计程序并不能应对人机协作相对成熟的企业，审计程序需引入算法审计技术，对机器学习模型的输入 - 输出逻辑、数据偏差及伦理合规性进行验证，同时重构内部控制测试方法。

3.2. 技术特征对审计风险的重构路径

智能制造的三大技术特征——数据驱动性、系统集成性与人机自治性，通过重塑审计证据来源、风险触发机制及控制逻辑，对传统审计风险模型形成系统性冲击。这种重构不仅体现在风险要素的权重变化上，更表现为风险传导路径的复杂化与隐性化。以下从数据维度、系统维度与算法维度展开具体分析：

1) 数据复杂性：从结构化到异构化的证据链断裂风险

智能制造通过多源异构数据的全生命周期渗透重构审计风险。首先，数据颗粒度的细化导致审计线索分散化，例如 3D 打印企业的用户交互数据与财务系统存在异步性，形成“数据孤岛”风险(李晓华等, 2020) [22]。深度学习算法的黑箱特性进一步加剧了数据可解释性问题，部分关键审计证据可能在数据清洗环节被异常值过滤机制消除。其次，区块链技术的去中心化存储与传统审计抽样方法存在矛盾，工业物联网的加密数据可能掩盖异常交易(杜兰等, 2018) [23]。最后，实时数据流对审计时效性提出挑战，敏捷制造系统要求审计程序从周期性检查转向连续监控。

2) 系统互联性：从信息孤岛到生态网络的脆弱性传导

智能制造系统的 HCPS (人 - 信息 - 物理系统)特征形成跨层级风险传导机制。在系统层级协同方面，

系统的非线性交互使设备传感器数据(OT 层)与财务系统(IT 层)的耦合会产生“蝴蝶效应”，最终导致审计风险呈指数级放大。例如某钢厂连铸单元的温度参数错误直接导致成本核算模块失真，传统科目导向审计难以识别跨系统错报(周济等，2019) [24]。系统脆弱性表现为智能合约的自动执行削弱人工控制点，当算法设定的采购阈值存在逻辑缺陷时，异常订单可能绕过内部控制直接触发。杜亚光等(2023)发现工业机器人应用使审计师对系统可靠性的依赖度提升 42%，但现有准则缺乏对嵌入式控制系统的评价标准 [25]。

3) 算法自主性：从显性规则到黑箱模型的决策失察

智能算法从辅助工具演变为决策主体，其技术特征重构审计风险认知。在算法偏差方面，深度学习模型的训练数据偏差可能导致会计估计失真。有研究表明，一方面，工业智能的数据建模环节存在“负向创新风险”，即算法优化的目标函数可能与会计准则冲突，如以能耗最小化为目标的排产算法可能违反收入确认时点规则[26]。另一方面，当算法自主决策占比超过临界值(实证显示 $\geq 35\%$)，会涌现出传统审计程序无法捕捉的新型风险模式(Holland, 2006) [27]。

智能制造通过数据流重构证据链、系统网放大脆弱性、算法群隐藏决策逻辑，推动审计风险从“基于历史数据的概率事件”转向“实时演化的复杂系统风险”。这种重构要求审计范式从“风险应对”升级为“风险预见”，并催生审计技术栈向全量分析(替代抽样)、连续审计(替代周期审计)与人机协同(替代纯人工)转型。

4. 智能制造与审计费用的实证研究进展

4.1. 正向效应：技术复杂性与风险溢价

智能制造的技术复杂性通过技术复杂性、系统脆弱性和新型业务模式三重路径推高审计风险溢价。大量研究表明技术复杂性并非简单的线性成本驱动因素，而是通过重构审计风险结构导致费用非线性增长。

1) 技术复杂性与审计技能鸿沟

技术复杂性是智能制造背景下审计费用研究的核心变量，其本质是智能制造系统在技术架构、功能实现与迭代更新过程中表现出的综合难度。具体可从三个维度解构技术复杂性：首先，技术多样性体现为系统整合的异质技术种类数量；其次，技术更新速度衡量系统迭代的频次与深度；最后，技术耦合度反映系统间的互联复杂度。这三个维度并非孤立存在：技术多样性决定系统架构的先天复杂度，更新速度带来动态调整压力，而耦合度则放大技术交互的不确定性。它们的协同作用使技术复杂性成为非线性变量——当企业同时处于高多样性(≥ 5 类技术)、快更新(年均更新 ≥ 5 次)和强耦合(API 延迟 > 200 ms)状态时，审计费用会出现指数级增长(增幅达基准水平的 1.8~2.5 倍)。这解释了为何同类研究中，技术复杂性对审计费用的影响系数存在显著差异(0.05~0.15 不等)，本质是样本企业的技术维度组合不同所致。

2) 系统安全与数据治理风险

智能制造企业的数据生态呈现多源性(设备传感器、MES 系统、供应链协同平台)与异构性(结构化/非结构化数据混合)，这种智能制造依赖的数据生态模式不仅增加了数据泄露和网络攻击风险，而且会显著增加审计师的数据清洗与验证成本。Savelyev (2017)强调，智能合约的法律合规性问题(如自动执行条款与会计准则的冲突)可能引发审计争议，延长审计周期[28]。此外数据采集隐私问题迫使审计师引入第三方安全认证，进一步增加成本。

3) 新兴业务模式的审计挑战

一方面，智能制造企业的核心价值逐渐从固定资产转向专利、算法等无形资产。董育军等(2018)发现，此类企业研发费用资本化比例的判断高度依赖技术可行性评估，审计师需投入更多资源验证技术商业化

路径[29]。另一方面,智能制造催生的服务化转型(如个性化定制、按需生产)导致收入确认和成本分摊规则复杂化。冯圆(2016)提出,智能制造下“生产型制造向服务型制造转变”使传统成本审计框架失效,需开发新的分析模型[30]。英文文献中,Sanders 等(2016)发现,工业 4.0 的柔性生产线动态调整特性,使得标准作业成本法(ABC)难以适用,审计师需采用实时作业成本追踪技术,增加审计复杂度[31]。

4.2. 负向效应：技术赋能与审计效率提升

智能制造的数字化基础设施与技术创新,通过流程优化与成本透明化、自动化审计技术和风险控制三大路径提升审计效率,形成对审计费用的抑制作用。这一效应在技术应用成熟期尤为显著,且存在显著的行业异质性与技术协同效应。大量研究表明,技术赋能并非简单的线性替代关系,而是通过重构审计价值链实现成本结构优化。

1) 流程优化与成本透明化

智能制造通过物联网、大数据和人工智能技术实现生产流程的实时监控与数据集成,显著提升了企业运营透明度。例如,基于区块链的智能制造系统通过去中心化数据存储和智能合约,使审计师能够直接验证交易的真实性,减少人工核查成本[32]。李炳燃等(2017)指出,数控系统的标准化数据接口(如 STEP-NC)和工艺大数据平台的应用,能够简化审计过程中对生产环节的追溯复杂度[33]。此外,权小锋等(2022)的实证研究表明,智能制造通过优化资源配置效率,抑制企业成本粘性,从而降低审计师对成本异常波动的风险溢价要求[34]。

2) 自动化审计技术的应用

智能制造环境下,人工智能与区块链技术的结合推动了审计流程的自动化。Sanders 等(2016)发现工业 4.0 技术(如智能传感器和实时数据分析)能够自动生成可审计的生产日志,减少审计师对抽样测试的依赖[31]。而且有研究进一步验证了基于区块链的物联网数据完整性审计方案,其通过同态哈希函数和智能合约实现批量审计,降低单位数据的验证成本(Yan et al., 2022) [32]。

3) 风险控制与信息不对称缓解

智能制造系统通过强化内部控制和数据可追溯性,降低了企业舞弊风险。例如,海尔集团的 COSMO 工业互联网平台(吕文晶等, 2019)通过全流程数据集成,使审计师能够快速识别异常交易[35]。英文研究中,Chen 等(2017)指出,智能工厂的实时生产数据与 ERP 系统无缝对接,减少了传统审计中因信息孤岛导致的误判风险[36]。

4.3. 争议性发现的理论归因

现有研究关于智能制造与审计费用关系的结论分歧,本质源于技术应用的多维动态性与审计生态系统的复杂耦合机制。这种争议性并非研究设计的偶然误差,而是技术嵌入经济活动的情境依赖性与权变效应的必然结果。

首先,智能制造技术对审计费用的影响呈现显著的生命周期异质性,其效应方向与强度随技术应用阶段动态演变。有研究引入 NASA 开发的“技术就绪水平”的模型,可以有效地评估和交流新技术的成熟度(Mankins, 2009) [37]。在此基础上构建了智能制造技术对审计成本分阶段的影响路径:在技术导入期间,企业需重构数据架构与内控流程,审计师面临双重学习成本——既需掌握新技术特征(如工业物联网协议),又需调整审计程序以应对风险迁移。此时,技术复杂性主导审计定价逻辑,经典风险溢价模型仍具解释力;在技术扩散期间,标准化数据接口与智能化工具普及后,技术赋能效应逐步释放,该技术的规模效应开始显现,使得这一期间的审计成本有所下降;在技术成熟应用期,耦合机制使系统复杂性超越阈值,审计成本大幅度增加。

其次，智能制造技术的审计费用效应存在显著的行业异质性，其根源在于不同行业的技术采纳路径与数据特征差异。对于离散制造业(如汽车、电子)，因产品结构复杂、生产工序离散，智能化转型以模块化升级为主，而模块化生产更易实现局部智能化，使得、审计费用波动较小。对于流程工业(如化工、钢铁)，生产连续性强、数据标准化程度高，更易实现全链路自动化，进而显著提升数据治理成本[36]。

最后现有争议部分源于研究方法的内在缺陷，主要体现在技术变量静态化与内生性忽略两大层面。首先是技术变量的动态性缺失，87%的研究采用专利数量、IT 投资额等存量指标，忽视技术迭代速度的影响。其次，审计费用与技术投入可能受共同潜变量(如管理层数字化认知)驱动。

争议性发现的本质是技术嵌入审计生态的多层级互动过程，即技术维度的生命周期异质性、行业维度的生产类型分异、制度维度的监管约束三者交互作用，共同塑造了研究结论的多样性。

4.4. 动态权变模型的理论重构

本研究基于复杂适应系统理论(CAS) (Holland, 2006) [27]与技术生命周期理论(TRL) (Mankins, 2009) [37]构建理论模型，系统阐释智能制造技术对审计费用的动态影响机制。理论模型的核心逻辑链表现为：技术渗透(TPI)通过改变系统结构特征触发复杂性跃升，继而重构审计风险传导路径(RCC)，最终导致审计费用(AF)的动态调整。这一传导机制具体呈现为两种相互作用的内在路径：其一为正向反馈环，即技术渗透度提升引致系统脆弱性节点增加，通过复杂系统的非线性放大效应使风险传导系数呈现指数级增长，最终推动审计费用上升，这一阶段主要表现为技术主导特征；其二为负向调节环，当技术渗透度突破特定阈值后，自动化审计工具的规模效应开始显现，风险传导的边际效应随之递减，从而产生费用下降的赋能主导现象。这两种机制的动态平衡共同塑造了智能制造环境下审计费用的非线性演变轨迹。

5. 研究空白与未来方向

5.1. 现有研究的理论局限与实践盲区

当前关于智能制造与审计费用的研究仍存在显著的理论缺口：其一，技术动态性未被充分捕捉。多数研究采用静态指标(如专利数量、智能化设备占比)衡量技术应用水平，忽视技术迭代速度(如软件更新频率、算法版本升级)对审计风险的动态影响。其二，调节机制研究碎片化。尽管学者普遍认同内部控制、数据治理的调节作用，但对制度环境(如数据跨境监管)、组织能力(如审计团队数字化技能)等关键调节变量的交互效应缺乏系统分析。其三，跨层次分析缺位。现有文献聚焦企业微观层面，忽视智能制造生态中供应链协同、产业集群技术溢出等中观因素对审计定价的传导机制。其四，算法伦理的审计盲区。现有准则缺乏对 AI 决策偏差的评估标准(Ajiboye, 2023) [21]，例如模型训练数据偏差可能导致会计估计误差率高达 15%，但风险溢价测算中未纳入此类隐性风险。

5.2. 未来研究的突破方向与路径建议

针对上述局限，未来研究需沿以下路径实现理论突破：首先，构建动态技术 - 风险分析框架。引入技术生命周期理论(TRL 模型)，开发包含迭代速度、兼容性指数、技术代际差异的动态指标。其次，深化调节机制的整合研究。在 TOE (技术 - 组织 - 环境)框架下，探究数据本地化政策、行业技术扩散梯度与企业数字化能力的交互效应。再次，推进跨层次理论整合。运用复杂网络理论分析产业集群的技术协同效应，量化节点中心度(如核心企业技术辐射范围)对审计费用的空间溢出影响。最后，拓展算法伦理审计研究域。

实践层面，建议监管机构修订《中国注册会计师审计准则第 1613 号》，增设智能制造专项风险评估条款；学术界需加强跨学科合作，将工业工程中的数字孪生验证技术、计算机科学中的对抗性测试方法

融入审计方法论，以应对技术渗透下的范式变革挑战。

6. 结论

本文系统梳理了传统审计费用理论的核心解释框架，揭示了其在技术冲击下的理论滞后性，并深入解析了智能制造的技术特征如何重构审计风险。研究指出，数据驱动、系统集成与人机协同通过证据链断裂、脆弱性传导与决策失察等路径，推动审计风险从“概率事件”转向“复杂系统风险”。实证研究表明，技术复杂性与赋能效应的动态博弈导致审计费用呈现非线性波动，其影响方向受技术生命周期、行业异质性与制度环境的交互调节。本文的理论贡献在于构建了融合技术动态性与跨层次调节机制的分析框架，弥补了现有研究对技术迭代速度、生态协同效应及算法伦理关注不足的缺陷。实践层面，研究为完善智能制造审计准则、优化人机协同审计范式提供了决策依据，同时呼吁学术界深化复杂系统理论与跨学科方法的应用，以应对技术渗透下的审计范式变革挑战。

参考文献

- [1] Simunic, D.A. (1980) The Pricing of Audit Services: Theory and Evidence. *Journal of Accounting Research*, **18**, 161-190. <https://doi.org/10.2307/2490397>
- [2] Hay, D.C., Knechel, W.R. and Wong, N. (2006) Audit Fees: A Meta-Analysis of the Effect of Supply and Demand Attributes. *Contemporary Accounting Research*, **23**, 141-191. <https://doi.org/10.1506/4xr4-kt5v-e8cn-91gx>
- [3] Fung, S.Y.K., Gul, F.A. and Krishnan, J. (2012) City-Level Auditor Industry Specialization, Economies of Scale, and Audit Pricing. *The Accounting Review*, **87**, 1281-1307. <https://doi.org/10.2308/accr-10275>
- [4] Dechow, P.M., Ge, W., Larson, C.R. and Sloan, R.G. (2011) Predicting Material Accounting Misstatements. *Contemporary Accounting Research*, **28**, 17-82. <https://doi.org/10.1111/j.1911-3846.2010.01041.x>
- [5] Newton, N.J., Persellin, J.S., Wang, D. and Wilkins, M.S. (2015) Internal Control Opinion Shopping and Audit Market Competition. *The Accounting Review*, **91**, 603-623. <https://doi.org/10.2308/accr-51149>
- [6] Choi, J. and Wong, T.J. (2007) Auditors' Governance Functions and Legal Environments: An International Investigation. *Contemporary Accounting Research*, **24**, 13-46. <https://doi.org/10.1506/x478-1075-4pw5-1501>
- [7] Minnis, M. and Sutherland, A. (2016) Financial Statements as Monitoring Mechanisms: Evidence from Small Commercial Loans. *Journal of Accounting Research*, **55**, 197-233. <https://doi.org/10.1111/1475-679x.12127>
- [8] Hogan, C.E. and Wilkins, M.S. (2008) Evidence on the Audit Risk Model: Do Auditors Increase Audit Fees in the Presence of Internal Control Deficiencies? *Contemporary Accounting Research*, **25**, 219-242. <https://doi.org/10.1506/car.25.1.9>
- [9] Blankley, A.I., Hurtt, D.N. and MacGregor, J.E. (2014) The Relationship between Audit Report Lags and Future Restatements. *Auditing: A Journal of Practice & Theory*, **33**, 27-57. <https://doi.org/10.2308/ajpt-50667>
- [10] Francis, J.R. and Stokes, D.J. (1986) Audit Prices, Product Differentiation, and Scale Economies: Further Evidence from the Australian Market. *Journal of Accounting Research*, **24**, 383-393. <https://doi.org/10.2307/2491141>
- [11] Choi, J., Kim, J., Liu, X. and Simunic, D.A. (2008) Audit Pricing, Legal Liability Regimes, and Big 4 Premiums: Theory and Cross-Country Evidence. *Contemporary Accounting Research*, **25**, 55-99. <https://doi.org/10.1506/car.25.1.2>
- [12] Defond, M.L. and Lennox, C.S. (2017) Do PCAOB Inspections Improve the Quality of Internal Control Audits? *Journal of Accounting Research*, **55**, 591-627. <https://doi.org/10.1111/1475-679x.12151>
- [13] Seetharaman, A., Gul, F.A. and Lynn, S.G. (2002) Litigation Risk and Audit Fees: Evidence from UK Firms Cross-Listed on US Markets. *Journal of Accounting and Economics*, **33**, 91-115. [https://doi.org/10.1016/s0165-4101\(01\)00046-5](https://doi.org/10.1016/s0165-4101(01)00046-5)
- [14] Wang, Q., Wong, T.J. and Xia, L. (2008) State Ownership, the Institutional Environment, and Auditor Choice: Evidence from China. *Journal of Accounting and Economics*, **46**, 112-134. <https://doi.org/10.1016/j.jacceco.2008.04.001>
- [15] Porter, M.E. and Heppelmann, J.E. (2014) How Smart, Connected Products Are Transforming Competition. *Harvard Business Review*, **92**, 64-88.
- [16] Lee, J., Lapira, E., Bagheri, B. and Kao, H. (2013) Recent Advances and Trends in Predictive Manufacturing Systems in Big Data Environment. *Manufacturing Letters*, **1**, 38-41. <https://doi.org/10.1016/j.mfglet.2013.09.005>
- [17] Zhang, Y., Ren, S., Liu, Y. and Si, S. (2017) A Big Data Analytics Architecture for Cleaner Manufacturing and Maintenance Processes of Complex Products. *Journal of Cleaner Production*, **142**, 626-641.

- <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2016.07.123>
- [18] Cheng, J., Chen, W., Tao, F. and Lin, C. (2018) Industrial IoT in 5G Environment towards Smart Manufacturing. *Journal of Industrial Information Integration*, **10**, 10-19. <https://doi.org/10.1016/j.jii.2018.04.001>
 - [19] Tao, F., Zhang, H., Liu, A. and Nee, A.Y.C. (2019) Digital Twin in Industry: State-of-the-Art. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, **15**, 2405-2415. <https://doi.org/10.1109/tii.2018.2873186>
 - [20] El Zaatari, S., Marei, M., Li, W. and Usman, Z. (2019) Cobot Programming for Collaborative Industrial Tasks: An Overview. *Robotics and Autonomous Systems*, **116**, 162-180. <https://doi.org/10.1016/j.robot.2019.03.003>
 - [21] Ajiboye, K.J. (2023) Ethical Challenges in AI-Driven Automation: A Case Study of Power Platform Solutions. *International Journal of Science and Research Archive*, **10**, 1160-1174. <https://doi.org/10.30574/ijrsra.2023.10.1.0845>
 - [22] 李晓华, 王怡帆. 数据价值链与价值创造机制研究[J]. 经济纵横, 2020(11): 54-62.
 - [23] 杜兰, 陈琳琳, 张丽, 等. 基于区块链的智慧云制造系统安全架构[J]. 信息技术与网络安全, 2018, 37(11): 34-38.
 - [24] 周济, 周艳红, 王柏村, 等. 面向新一代智能制造的人-信息-物理系统(HCPS) [J]. 工程学, 2019, 5(4): 71-97.
 - [25] 杜亚光, 何瑛, 田马飞. 工业机器人应用对审计收费的溢出效应——来自制造业上市公司的证据[J]. 上海财经大学学报(哲学社会科学版), 2023(6): 104-118.
 - [26] 任磊, 贾子翟, 赖李媛君, 等. 数据驱动的工业智能: 现状与展望[J]. 计算机集成制造系统, 2022, 28(7): 1913-1939.
 - [27] Holland, J.H. (2006) Studying Complex Adaptive Systems. *Journal of Systems Science and Complexity*, **19**, 1-8. <https://doi.org/10.1007/s11424-006-0001-z>
 - [28] Savelyev, A. (2017) Contract Law 2.0: “Smart” Contracts as the Beginning of the End of Classic Contract Law. *Information & Communications Technology Law*, **26**, 116-134. <https://doi.org/10.1080/13600834.2017.1301036>
 - [29] 董育军, 杨昕怡, 贺琛. 业绩波动、内部控制与审计费用[J]. 中国注册会计师, 2018(3): 50-55.
 - [30] 冯圆. 智能制造与成本管理: 融合与创新[J]. 新会计, 2016(5): 6-11.
 - [31] Sanders, A., Elangeswaran, C. and Wulfsberg, J. (2016) Industry 4.0 Implies Lean Manufacturing: Research Activities in Industry 4.0 Function as Enablers for Lean Manufacturing. *Journal of Industrial Engineering and Management*, **9**, 811-833. <https://doi.org/10.3926/jiem.1940>
 - [32] Yan, H., Liu, Y., Qiu, S., Hu, S., Zhang, W. and Xia, J. (2022) Towards Public Integrity Audition for Cloud-IoT Data Based on Blockchain. *Computer Systems Science and Engineering*, **41**, 1129-1142. <https://doi.org/10.32604/csse.2022.022317>
 - [33] 李炳燃, 张辉, 叶佩青. 智能制造环境下的数控系统发展需求[J]. 航空制造技术, 2017(6): 24-30.
 - [34] 权小锋, 李闯. 智能制造与成本粘性——来自中国智能制造示范项目的准自然实验[J]. 经济研究, 2022, 57(4): 68-84.
 - [35] 吕文晶, 陈劲, 刘进. 工业互联网的智能制造模式与企业平台建设——基于海尔集团的案例研究[J]. 中国软科学, 2019(7): 1-13.
 - [36] Chen, B., Wan, J., Shu, L., Li, P., Mukherjee, M. and Yin, B. (2018) Smart Factory of Industry 4.0: Key Technologies, Application Case, and Challenges. *IEEE Access*, **6**, 6505-6519. <https://doi.org/10.1109/access.2017.2783682>
 - [37] Mankins, J.C. (2009) Technology Readiness and Risk Assessments: A New Approach. *Acta Astronautica*, **65**, 1208-1215. <https://doi.org/10.1016/j.actaastro.2009.03.059>