doi. 10. 3724/1005-0566. 20261012

数据要素价值释放的前涉条件研究

刘　强[1],范敏楠[1],褚祝杰[2],李晓娣[3]

(1. 辽宁科技大学工商管理学院,辽宁　鞍山　114051;
2. 上海交通大学国际与公共事务学院,上海　200240;
3. 哈尔滨工程大学经济管理学院,黑龙江　哈尔滨　150001)

摘　要:在数字经济快速发展的背景下,如何将数据资源转化为可持续价值已成为企业数字化管理的重要问题。本文基于结构—机制—功能(SMF)理论整合框架,围绕数据驱动型企业数据要素价值释放的前涉条件展开研究。首先,基于语义聚类法与社会网络分析(SNA)法识别数据要素价值释放的前涉条件;其次,以 350 家数据驱动型企业为研究对象,采纳基于 SHAP 解释框架的多输出机器学习模型,从静态层面筛选核心前涉条件,揭示非线性作用特征;最后,运用基于数字孪生理念的 Multi—Agents 动态架构仿真模拟法,从动态层面刻画核心前涉条件之间的动态协同机制。研究发现,数据质量、隐私计算技术及数据应用场景覆盖率是数据驱动型企业数据要素价值释放的核心前涉条件。其中,数据质量构成数据要素价值释放的结构基础,表现一定阈值特征;隐私计算技术促进数据资源向可信、合规、可流通的数据资产转化,呈现技术杠杆效应;数据应用场景覆盖率拓展数据价值的功能承载空间,具有阶段性放大作用。同时,数据质量、隐私计算技术及数据应用场景覆盖率并非孤立发挥作用,而是通过结构改善、机制强化、功能扩展价值反馈形成协同增益。研究结果有助于解释数据驱动型企业数据要素价值释放的前涉条件及其协同机制,为数据驱动型企业优化数据治理、可信流通及场景应用策略提供参考。

关键词:数据要素价值释放;前涉条件

中图分类号:F270　　**文献标识码**: A　　**文章编号**:1005 - 0566(2026)10 - 0145 - 15

Antecedent conditions of value release of data elements

LIU Qiang[1], FAN Minnan[1], CHU Zhujie [2], LI Xiaodi[3]

1. *School of business administration*, *University of science and technology liaoning*, *Anshan* 114051, *Liaoning*, *China*;
2. *School of international and public affairs*, *Shanghai jiao tong university*, *Shanghai* 200240, *China*;
3. *School of economics and management*, *Harbin engineering university*, *Harbin* 150001, *Heilongjiang*, *China*.)

Abstract: Against the backdrop of rapid development of digital economy, how data-driven enterprises transform data resources into sustainable value has become an important issue in enterprise digital management. Based on the theoretical integration framework of Structure-Mechanism-Function (SMF), this study investigates the antecedent conditionsof value release of data elements of data-driven enterprises. Firstly, semantic clustering and social network

基金项目:国家社会科学规划基金项目"数实融合促推制造业产业链"延链补链"效应测度研究"(25BTJ013);国家社会科学规划基金项目"质量强国战略下无边界制造企业质量特异性免疫适应进化机理及影响路径研究"(17CGL020);国家社会科学规划基金项目"在位企业突破性创新形成机理、演化过程与实现路径研究"(23BGL070);辽宁省教育厅高校基本科研项目"辽宁专精特新企业绿色质量系统韧性的时空演化进路及多源域迁移学习链条"(LJ112510146007)。

作者简介:刘强(1986—),男,辽宁省鞍山人,辽宁科技大学工商管理学院教授,博士,博士生导师,研究方向为质量管理与创新管理。通信作者:范敏楠。

analysis (SNA) methods are used to identify antecedent conditionsof value release of data elements. Secondly, taking 350 data-driven enterprises as research sample, this study employs themulti-output machine learning model based on SHAP interpretation framework to screen core antecedent conditions and reveal their nonlinear effect characteristics from the static level. Finally, theMulti-Agents dynamic architecture simulation method based on digital twin idea is adopted to characterize the dynamic synergistic mechanism among core antecedent conditions from the dynamic level. The results show that data quality, privacy computing technology, and data application scenario coverage rate are core antecedent conditions affecting value release of data elements of data-driven enterprises. Specifically, data quality constitutes the structural foundation ofvalue release of data elements and exhibits the certain threshold effect; privacy computing technology promotes the transformation of data resources into trusted, compliant, and circulable data assets and shows the technological leverage effect; and data application scenario coverage rate expands the functional carrying space of data value and presents the staged amplification effect. Meanwhile, data quality, privacy computing technology, and data application scenario coverage do not function in isolation, but generate synergistic gains through structural improvement, mechanism strengthening, functional expansion, and value feedback. This study helps explain antecedent conditions and synergistic mechanism of value release of data elementsof data-driven enterprises and provides references for optimizing data governance, trusted circulation, and scenario-based application strategies.

Key words: value release of data elements; antecedent conditions

数字经济正深刻重塑企业创造价值的基本逻辑。与传统工业经济时代企业竞争优势主要依赖资本、土地、设备及劳动力等有形要素不同,当前数据已成为贯穿生产、流通、消费及治理各环节的关键资源[1]。对数据驱动型企业而言,数据不再仅是经营活动留下的副产品,而是能够支撑客户识别、风险控制、产品创新、供应链协同及商业模式重构的核心生产要素[2]。在平台经济、智能制造、金融科技、数字医疗及智慧物流等数据密集型行业,企业能否将分散、异构、多源的数据资源转化为可计算、可流通、可复用的价值直接关系运营效率、创新速度及生态竞争力[3-4]。然而,数据要素价值释放并非简单的数据积累或技术堆砌,而是涉及数据资源治理、可信转化、场景应用及价值反馈的复杂过程,这一过程的有效性成为数字经济时代企业管理的重要议题[5-6]。

从实践层面讲,许多企业已投入大量资源建设数据平台、采购算法工具,形成一定规模的数据资产目录,但数据要素价值释放效果仍不明晰化。数据资源闲置、平台利用率不足、业务赋能有限等问题表明,拥有数据资源并不必然实现数据价值,数字技术投入与数据价值产出之间仍可能存在偏离[7]。这一偏离背后反映三个相互关联的管理难题。第一,结构基础薄弱。企业内部数据来源复杂,存在口径不一致、更新不及时、质量难以保证、权责不清晰等问题,导致数据难以支撑高质量决策[8]。第二,可信转化机制不畅。跨主体数据流通面临隐私保护、合规审查、数据安全、收益分配等多重约束,即使企业拥有数据,也可能出现不敢流通、不愿共享、不会交易的困境[9-10]。第三,功能承载场景不足。数据只有嵌入真实业务场景并形成持续反馈,才能从资源形态进一步转化为资产收益;若应用场景分散、场景之间缺少接口及协同机制,数据仍可能滞留在资源层面,难以形成可持续的价值释放效果[11-12]。结构基础、可信机制及功能承载之间的不匹配构成当前数据驱动型企业数据要素价值释放过程中的核心管理矛盾。

围绕数据要素价值释放,已有研究从数据要素绩效、数据治理与资产化、数字技术与平台生态等方面展开讨论,揭示数据要素对企业竞争力、资源配置效率及价值创造的重要作用[13-19]。现有研究存在三方面不足:一是较多关注数据要素使用后的绩效结果,对价值释放之前需要具备哪些前涉条件缺少系统识别;二是相关变量较为分散,数据质量、隐私保护、合规机制、场景覆盖及生态合作常被并列处理,缺少层级化与过程化解释;三是研究方法多以专家评价、案例归纳、线性回归、结构方程模型为主,难以同时回应前涉条件从何

而来、哪些条件更关键及这些条件之间如何动态协同演化等问题。

基于上述困境,本文试图回应以下问题:数据驱动型企业数据要素价值释放的前涉条件具体包括哪些?核心前涉条件是什么?这些核心前涉条件在数据要素价值释放过程中处于何种理论位置?它们如何通过静态贡献与动态协同共同推动数据要素价值释放?鉴于此,本文遵循结构—机制—功能(SMF)理论整合框架,将数据驱动型企业数据要素价值释放具象化为结构基础、转化机制及功能承载相互耦合的系统过程。首先,采用语义聚类法与社会网络分析(SNA)法,识别数据驱动型企业数据要素价值释放的前涉条件。其次,运用基于SHAP解释框架的多输出机器学习模型,从静态层面筛选数据驱动型企业数据要素价值释放的核心前涉条件,揭示非线性作用特征。最后,采纳基于数字孪生理念的Multi—Agents动态架构仿真模拟法,从动态层面分析核心前涉条件之间的动态协同机制。

一、文献综述与理论整合框架

(一)文献综述

数据要素价值释放已成为数字经济管理研究关注的重要议题。从经济属性讲,数据具有非竞争性、低复制成本及多主体共享特征[1],其价值并非单纯依赖资源占有,而是在赋能过程中加以逐步形成。数据资源能够提升信息处理效率,降低搜寻与匹配成本,提高资源配置精度,促进业务协同与模式创新[3,13,14]。从数据价值链讲,数据采集、清洗、确权、流通、建模及应用等环节均蕴含价值增值空间[5-7,15]。围绕数据要素价值释放问题,已有相关研究逐渐形成三条相互关联的研究脉络。

第一,数据要素与企业价值创造研究主要关注数据能否创造价值及价值如何体现。相关研究认为,数据作为新型生产要素,通过改善信息处理效率、降低搜寻成本、提高资源配置精度、促进业务协同等方式提升企业竞争力与产业运行效率[3,13-14]。也有研究从绿色创新、产业融合及新质生产力提升等角度揭示数据资产与数据要素市场化对企业价值创造的促进作用[4-5,13]。此类研究表明,数据能够创造价值,但对原始数据如何转化为可用数据、可信数据及场景化价值的中间过程解释相对不足,容易将拥有数据等同于能够释放价值。

第二,数据治理、数据质量及数据资产化研究主要关注数据如何成为可用资源。相关研究以企业管理与信息资源管理视角为切入点,强调数据质量、数据标准、元数据管理、数据权属确认、数据安全等级划分及数据资产评估与披露等是数据资源迈入资产化过程的重要条件[8,15-16]。此类研究推动数据治理体系与数据资产化制度问题的讨论,但更多集中数据治理与可用性提高,对数据可用之后如何进入可信流通与场景复用讨论相对不足。同时,数据质量、数据安全及数据权属等条件常被并列处理,较少区分其在价值释放过程中的不同作用位置。

第三,隐私计算、数据流通及平台生态研究主要关注数据如何被信任、流通及进入场景。相关研究指出,多方安全计算、联邦学习、可信执行环境及区块链存证技术等有助于实现数据可用不可见,降低数据流通中的隐私泄露风险[10,17];可信数据空间、数据交易平台、数据权属配置及收益分配机制有助于协调多主体行为,降低信任成本[9,18]。同时,平台生态与应用场景推动数据在多主体协同过程中形成组合价值[11,19]。然而,此类研究对技术发挥作用的前提条件与适用边界讨论仍不充分,尤其是数据质量对隐私计算效果的影响、场景适配度对技术投入回报的约束及技术机制如何依赖数据基础服务于场景功能等问题仍缺少统一解释。

综上所述,既有研究沿循数据有价值—数据如何可用—数据如何可信流通与场景化的路径持续推进,为理解数据驱动型企业数据要素价值释放提供重要基础,但仍存在三重解释缺口。第一,前涉条件识别不足,较多研究以数据使用后的绩效结果为切入点,对数据驱动型企业数据要素价值释放发生之前需要具备哪些前条件讨论不够。第二,变量层级相对模糊,数据质量、隐私计算及

场景覆盖等条件常被并列处理，难以区分其基础支撑、转化链接及功能承载作用。第三，解释框架相对碎片化，现有研究侧重结构层、机制层、功能层的某一方面，缺少将三层条件加以整合的统一分析框架。

（二）SMF 理论整合框架

已有研究从数据价值创造、数据治理及数据流通等视角解释数据要素价值释放机制，但尚缺乏贯通结构基础、机制转化及功能承载的整合性分析框架。数据要素价值释放本质上是数据资源向数据资产再向数据价值转化的过程[5-7,15]，涉及数据治理、可信流通及场景应用等多个环节，单一视角难以揭示其系统性作用机制。鉴于此，本文基于 SMF 理论整合框架，将分散的前涉条件纳入同一解释体系。结构功能主义理论强调，系统有效运转依赖要素间的结构匹配与功能支撑[20-21]；映射至数据驱动型企业情境，结构层承载的是数据要素价值释放的地基功能，数据质量、数据治理能力及基础设施等条件共同判定转化是否具备启动前提。其中，数据质量的准确性、完整性、一致性及及时性四维属性，直接决定数据资源是否堪用。但地基牢固并不等于建筑稳固，结构层解决的只是能不能用的问题，如何流转、何以合规须交由机制层回应。数据的非竞争性、可复制性及权属边界模糊性，促使数据在流通过程中的隐私泄露、合规冲突及信任缺失等问题凸显[2,9]；机制设计理论表明，恰当的机制安排能够降低交易摩擦与流通成本，将可用的数据转化为可信、可流通的数据资产[22-23]。涌现理论强调复杂系统中的整体功能通常源于多要素互动后的新属性[24-25]。隐私计算技术化解隐私风险，合规治理廓清责任边界，风险控制缓冲不确定性，三者构成机制层的操作工具包。然而，即便结构与机制双双就位，若应用场景承载不足，价值释放仍将悬空，而这正是功能层的定位所在。数据应用场景覆盖率决定价值转化的变现空间，场景越丰富，数据复用能力越强，价值实现的边际空间越开阔；反之，缺乏应用场景的有效承载，前序结构与机制支撑将难以转化为实际价值。三层并非单向递推，而是相互牵制、彼此反馈，任一短板均可能成为数据要素价值释放的瓶颈。

（三）基于 SMF 理论整合框架的研究逻辑与方法衔接

SMF 理论整合框架为识别数据驱动型企业数据要素价值释放的前涉条件提供分层分析视角，相关理论逻辑见图 1。数据要素价值源于其非竞争性、低复制成本及多主体共享等经济属性[1]，但潜在价值需经过采集、治理、确权、流通、建模及应

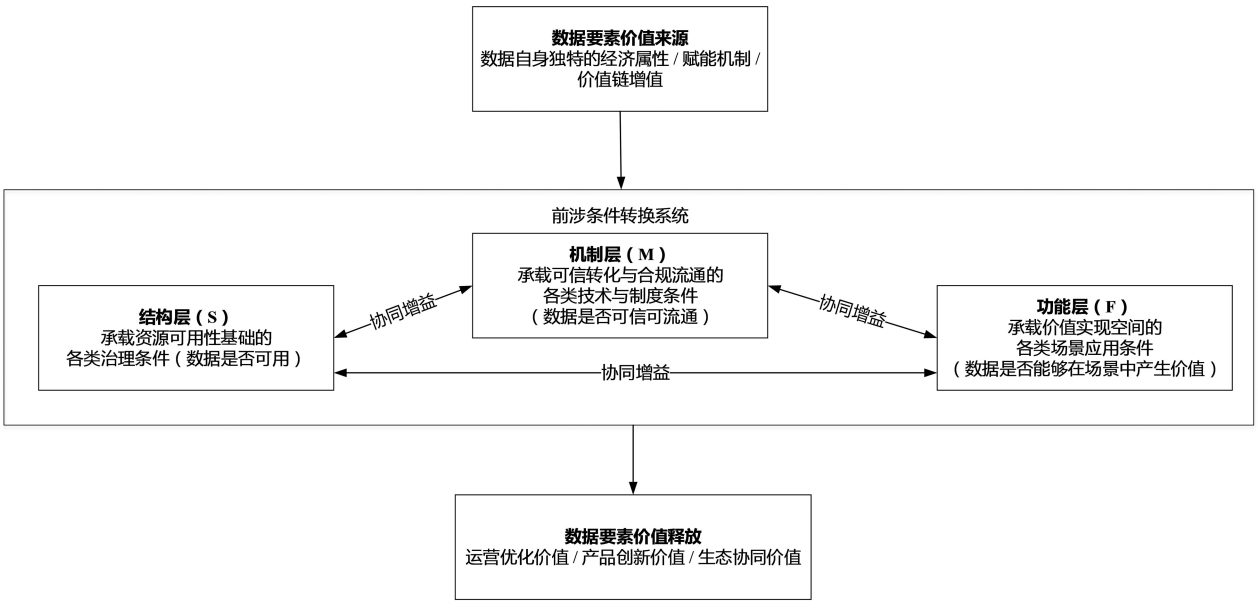

图 1　相关理论逻辑图

用等环节实现增值[5,7]。在与传统生产要素融合过程中,数据要素通过提升信息处理效率、降低交易成本及优化资源配置模式形成运营优化价值、产品创新价值及生态协同价值。SMF 理论整合框架从结构基础、机制转化及功能承载三个层面解释数据要素价值释放过程。结构层关注数据资源开发基础,数据质量、标准化程度及数据治理能力等决定数据的可利用程度;机制层关注数据可信流通能力,隐私计算技术、合规审查及风险控制机制等保障数据跨主体安全流动;功能层关注数据价值实现空间,数据应用场景覆盖率与数据生态合作广度等推动数据价值拓展。三类条件并非独立作用,而是形成动态协同关系;结构层提供资源基础,机制层促进可信转化,功能层拓展应用空间,共同推动数据要素由资源形态向价值形态转变。

鉴于数据要素价值释放涉及多条件、多环节及多主体的共同作用,本文形成前涉条件识别—静态实证检验—动态仿真模拟的递进式研究路径。首先,采纳语义聚类法与 SNA 法对学术文献、行业报告、政策文本及企业实践材料进行处理,从文本语义与关系结构两个层面识别数据驱动型企业数据要素价值释放的前涉条件。其次,运用基于 SHAP 解释框架的多输出机器学习模型开展静态层面实证检验,将已筛选的数据要素价值释放的前涉条件作为输入,筛选核心前涉条件,揭示非线性作用特征,输出核心前涉条件排序、贡献强度及作用形态。最后,使用基于数字孪生理念的 Multi—Agents 动态架构仿真模拟法,将核心前涉条件作为输入,模拟不同配置策略下数据要素价值释放水平的演化轨迹,分析核心前涉条件之间的动态协同机制。三类方法依次回应前涉条件识别—核心前涉条件筛选与作用形态揭示—核心前涉条件之间的动态协同机制刻画三个递进层级式结构问题,共同服务 SMF 理论整合框架下数据要素价值释放的前涉条件系统分析。SMF 理论整合框架的研究逻辑与方法衔接见图 2。



图 2　SMF 理论整合框架的研究逻辑与方法衔接

二、研究设计与变量测量

(一)基于语义聚类法与 SNA 法的前涉条件识别

数据驱动型企业数据要素价值释放的前涉条件涉及结构基础、技术支撑及应用场景等多个维度,仅依靠研究者经验选择变量可能导致关键条件遗漏。采用语义聚类法[26-27]与 SNA 法[28-30]相结合方式提高前涉条件识别的系统性。围绕数据要素价值释放相关主题开展文献检索,经过去重、筛选及全文研读获得有效文献样本,采用开放式编码与轴向编码提取候选前涉条件。采用一致性检验方法进行验证,最终形成候选条件集合。首先,采用语义聚类法识别非结构化文本中的潜在关联概念。对相关文献与行业报告进行文本分析,将含义相近的词汇进行聚合,形成候选前涉条件。其次,采用 SNA 法进一步分析候选条件之间网络关系。将候选条件作为网络节点,将文献中共同出现关系作为网络边,通过节点中心度识别具有较强连接作用的关键前涉条件;最后,对语义聚类法与 SNA 法识别结果进行归并处理,将含义相近且具有相同理论内涵的前涉条件进行合并,

基于语义聚类法与 SNA 法的前涉条件合并结果见表 1。

表 1　基于语义聚类法与 SNA 法的前涉条件合并结果

基于语义聚类法的前涉条件识别结果	基于 SNA 法的前涉条件识别结果	前涉条件合并结果
数据完整性与准确性	数据一致性与及时性	数据质量
命名与编码规范度	格式统一性	数据标准化程度
数据权限与审计机制	数据生命周期管理	数据治理能力
隐私计算技术适配度	多方安全计算能力	隐私计算技术
上链频率与节点共识效率	存证不可篡改性	区块链存证技术
异构数据源接入能力	跨系统数据接口标准	互通能力
用户授权与脱敏机制	法律法规遵循度	流通合规性
风险处置闭环效率	风险识别实时性	风险控制机制
场景复用深度	行业场景渗透率	数据应用场景覆盖率
数据产品化收益比	数据驱动决策贡献度	数据价值转化率
数据联盟接入节点数	跨行业合作伙伴数量	数据生态合作广度
跨平台节点兼容度	异构平台适配程度	平台兼容性

（二）数据来源

采用问卷调查法获取企业层面数据，被调查者主要设定为数据驱动型企业中熟悉数据治理、数据平台建设、隐私计算应用、数据流通合作及数据产品开发的中高层管理人员。在正式调研开展前进行预测试，结合反馈结果优化题项表述，提高测量内容与企业实际情境的契合程度。在正式调研阶段，依托行业协会、专业峰会、企业走访及定向邀请等渠道发放问卷 430 份，回收问卷 390 份，剔除无效问卷后获得有效问卷 350 份，有效回收率达到 89.74%。单因素方差分析结果显示，不同调研渠道获取的样本在核心变量方面不存在显著差异，p 值均大于 0.05，样本来源未对变量测量结果产生明显影响。问卷发放对象限定为已开展数据治理、数据平台建设、数据产品开发、数据交易合作及数据场景应用的数据驱动型企业。在调研过程中，向被调查者说明研究目的与匿名原则，降低商业敏感信息获取过程中的信息顾虑。样本企业覆盖东部、中部、西部地区，占比分别为 56%、24%、20%；涉及互联网平台与数字服务、软件与信息技术服务、智能制造与工业互联网、金融科技与数据服务、现代物流与供应链数据服务等行业领域。企业性质涵盖国有企业、民营企业及三资企业，样本企业以中型企业为主，样本具有较好代表性。

（三）变量测量

在既有研究基础上，结合数据驱动型企业情境，对量表测量内容进行修订。量表题项参考相关研究[8-12,15-19]，结合企业数据治理、技术应用与生态协同实践等进行调整。所有题项采用李克特五分制测量量表，1 表示非常不符合，5 表示非常符合。题项设计基于 SMF 理论整合框架，将前涉条件划分为结构层、机制层与功能层，围绕不同层次核心内涵设置可观测测量题项。对初始题项进行情境化修订，将一般性数据治理、技术应用、平台生态表述转化为企业可识别的管理实践内容。数据驱动型企业数据要素价值释放的前涉条件对应测量体系见表 2。

结构层变量涵盖数据质量、数据标准化程度、数据治理能力及平台兼容性[8,15-16,18]。其中，数据质量作为数据要素价值释放的基础属性，主要反映数据自身特征水平，包括准确性、完整性、及时性及一致性。数据标准化程度体现组织层面的数据治理规范能力，隶属于治理基础，不纳入数据质量属性范畴。测量设计参考 Wang 等[31]提出的数据质量框架，以数据准确性保障程度衡量准确性维度，以数据完整性保障程度衡量完整性维度，以数据更新维护及时性满足业务需求程度衡量及时性维度，以数据清洗纠错机制系统化程度衡量一致性维度。利用验证性因子分析检验二阶因子结构后，将提取的因子得分作为数据质量综合指标进入后续分析；在保留数据质量多维特征基础上，降低因子维度过多引致的模型复杂性。机制层变量涵盖隐私计算技术、区块链存证技术、流通合规性及风险控制机制，测量企业数据可信转化、合规流通及风险控制能力。题项设计参考隐私计算、数据安全、数据流通及可信数据空间相关研究[9-10,17-18]。功能层变量涵盖数据应用场景覆盖率、数据价值转化率、数据生态合作广度及互通能力；测量数据在业务场景、生态合作、市场链接中的价值承载能力。数据价值转化率和互通能力在本研究中被界定为功能承载条件，依据在于数据要素价值释放需要依托具体的转化通道和跨系统流通基础设施作为价值实现的功能载体，缺乏上述转化通道和基础设施，数据资源即使具备高质量和可信流通能力，难以在业务场景中形成实际价值产出。题项设计参考场景驱

动价值释放、数据要素流通产品形态及平台生态相关研究[11-12,19]。

表2　前涉条件对应测量体系

所属层级	前涉条件		编号	测量指标
结构层（S）	数据质量	准确性	SQ—A1	核心业务数据的偏差率被控制在可接受范围以内
			SQ—A2	数据记录中异常值的出现比例维持在一个相对较低的水平
			SQ—A3	数据取值均通过业务逻辑与约束规则的校验
		完整性	SQ—C1	关键业务数据集的字段缺失比例较低
			SQ—C2	数据记录能够有效支撑企业日常运营决策工作
			SQ—C3	历史数据留存完整，各类归档记录均可完整追溯
		及时性	SQ—T1	数据更新频率适配业务决策的时效要求
			SQ—T2	数据生成至可投入使用的时间延迟处于可容忍区间
			SQ—T3	建立完善的过期数据识别与淘汰处理机制
		一致性	SQ—N1	同一数据项在不同信息系统中的定义与取值可以保持统一
			SQ—N2	数据格式与编码规则遵循统一规范
			SQ—N3	跨部门、跨系统的数据口径差异得到有效协调与统一
	数据标准化程度		SS1	参照国内外行业标准，数据结构具备较高标准化适配水平
			SS2	元数据管理体系系统化建设落地实施进展良好
			SS3	数据字典与代码集的统一管理实现大范围业务覆盖
	数据治理能力		SG1	企业将数据全生命周期管理纳入常态化、制度化管理体系
			SG2	搭建的数据质量监控与评估体系整体运行状态良好
			SG3	建立健全配套的监督与问责机制，实现制度规则清晰可执行
	平台兼容性		SP1	业务系统的接口标准化建设程度整体较高
			SP2	跨平台数据交换协议可以有效覆盖各类主流业务应用场景
			SP3	异构系统之间的数据互操作无重大技术壁垒
机制层（M）	隐私计算技术		MP1	多方安全计算协议的落地应用具备成熟的实践基础
			MP2	隐私增强技术在跨主体数据建模过程中展现出较好的整体适配性
			MP3	核心业务数据均实现常态化匿名化处理，覆盖范围较广
	区块链存证技术		MB1	区块链存证的可追溯性与验证效率均满足设计标准
			MB2	依托智能合约，能自动化完成大部分交易环节操作流程
			MB3	分布式账本的防篡改机制经过长期实际运行检验，稳定性强
	流通合规性		MC1	企业数据传输全流程均严格通过合规性审查校验
			MC2	数据安全评估制度落地成效基本契合企业发展预期
			MC3	现行数据流通管理规范与国际通用标准保持一致
	风险控制机制		MR1	数据安全风险评估频次与应急响应时效充分满足业务需求
			MR2	数据泄露应急预案实现常态化演练
			MR3	对第三方合作场景下的数据风险具备较强的识别与管控能力
功能层（F）	数据应用场景覆盖率		FS1	数据要素在主营业务场景中的落地应用具备较高深度
			FS2	依托数据资源，孵化多项数据驱动型全新业务场景
			FS3	建设的跨行业数据融合示范项目具备行业典型代表性
	数据价值转化率		FV1	数据资产投入形成的经济回报率处于合理区间水平
			FV2	数据要素的深度应用对企业运营效率提升具有较高贡献度
			FV3	数据驱动型决策在主营业务决策中的覆盖比例达较高水平
	数据生态合作广度		FE1	产业联盟及数据生态圈的合作伙伴数量达到预期规模
			FE2	数据共享协议签署数量完成既定目标
			FE3	联合数据创新实验室的建设数量满足建设目标要求
	互通能力		FI1	异构区块链网络之间具备良好的协议转换能力
			FI2	数据流通场景中，交易数据可信校验机制具备较高可靠性
			FI3	多链协同机制在跨链数据交互中能够发挥较好的协调成效

（四）信效度检验与共同方法偏差检验

信度检验结果显示，变量Cronbach's α系数处于0.744至0.802之间，CR值处于0.854至0.883之间，CITC值处于0.524至0.699之间，量表具有较好内部一致性。探索性因子分析结果显示，变量KMO值处于0.685至0.710之间，Bartlett球形检验显著，题项因子载荷普遍处于0.780至0.876之间，数据适合进行因子分析，题项能够较好归属于相应变量。验证性因子分析结果表明，多因子测量模型拟合效果优于单因子模型，变量具有相对独立的测量内涵。对数据质量这一多维高阶构念进行二阶验证性因子分析，以检验准确性、完整性、及时性、一致性四个子维度是否有效反映数据质量。结果显示，二阶因子模型的拟合指标良好（$\chi^2/df = 2.19$，CFI = 0.962，TLI = 0.950，RMSEA = 0.058），各子维度在高阶因子上的标准化载荷系数介于0.793至0.823之间（$p < 0.001$），四个子维度有效反映数据质量，为将数据质量作为多维高阶构念进行后续分析提供实证支持。在收敛效度方面，变量AVE值处于0.662至0.716之间，达到常用标准；在区分效度方面，变量AVE平方根均大于变量之间相关系数，变量之间具有较好区分效度。Harman单因子检验结果显示，第一因子解释的方差比例未超过40%，共同方法偏差不构成严重威胁。同时，变量VIF值均低于常用警戒标准，不存在严重多重共线性问题。变量测量体系具有较好信度、收敛效度、区分效度和结构稳定性。

三、实证分析

（一）基于SHAP解释框架的多输出机器学习模型的前涉条件静态实证检验

在完成前涉条件识别后，进一步筛选核心前涉条件并检验其非线性影响。基于SHAP解释框架的多输出机器学习模型[32-38]主要通过特征贡献权重识别前涉条件对数据要素价值释放的影响程度。基于SHAP解释框架的多输出机器学习模型无需预设变量之间关系形式，能够捕捉非线性关系与交互作用。基于350家数据驱动型企业样本，采用集成学习算法构建预测模型，利用SHAP值分解不同前涉条件对模型输出的贡献度。SHAP值绝对值越大，表明变量对预测结果的影响越强。将对样本进行清洗与标准化，划分训练集与测试集，构建预测模型，计算不同前涉条件的SHAP贡献值，识别前涉条件的影响方向与作用强度。静态层面实证检验框架见图3。

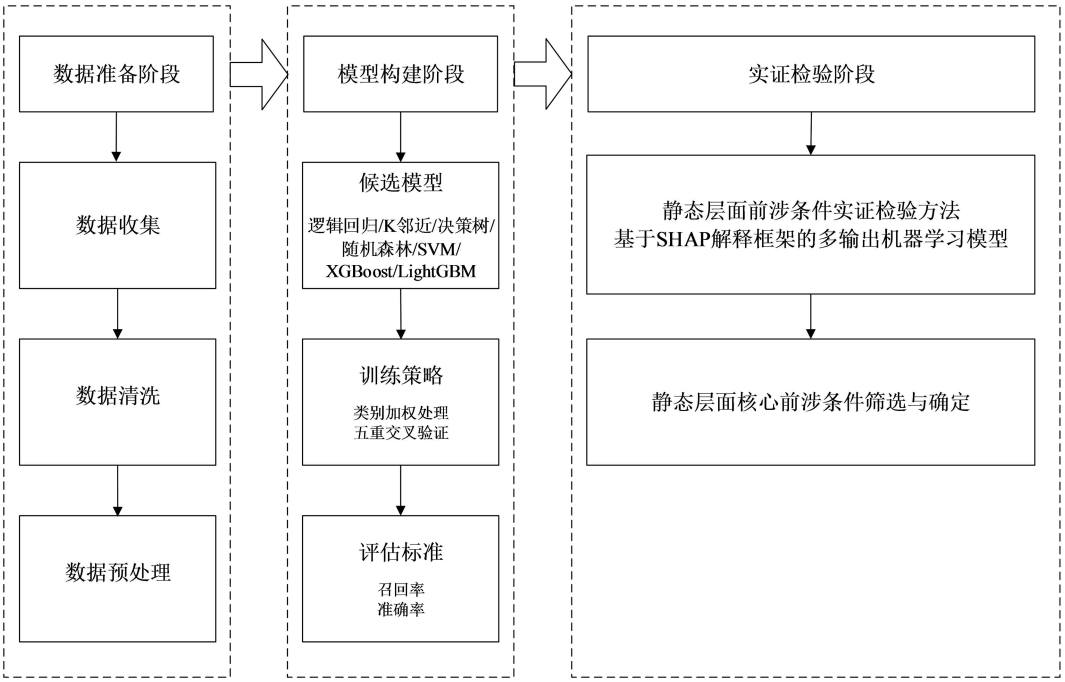

图 3　静态层面实证检验框架

1. 静态层面实证检验过程

为筛选最优预测模型，选取逻辑回归、K 邻近、决策树、随机森林、SVM、XGBoost 及 LightGBM 七种机器学习模型进行比较。通过参数优化与五重交叉验证提高模型稳定性，将准确率与召回率作为模型评价指标。结果显示，XGBoost 模型综合表现最佳，采用 XGBoost 作为预测模型，结合 SHAP 解释框架计算前涉条件的贡献值。

2. 静态层面实证检验结果

图 4 ~ 图 6 呈现静态层面实证检验的结果。数据质量、隐私计算技术及数据应用场景覆盖率，三者共同被识别为数据要素价值释放的核心前涉

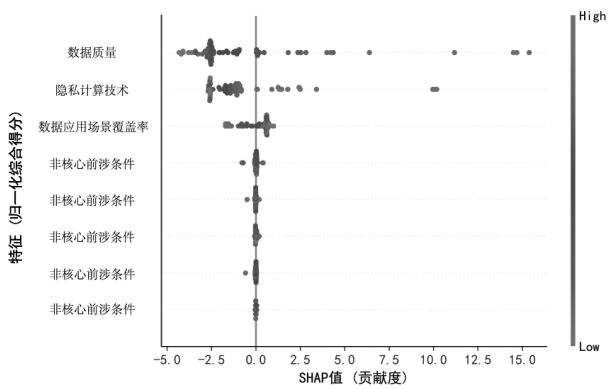

图 4　SHAP 值汇总点图

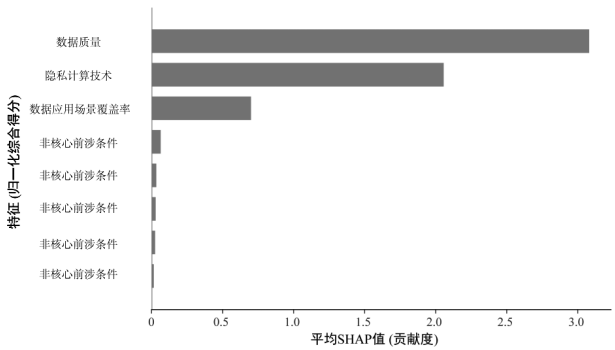

图 5　SHAP 值汇总条形图

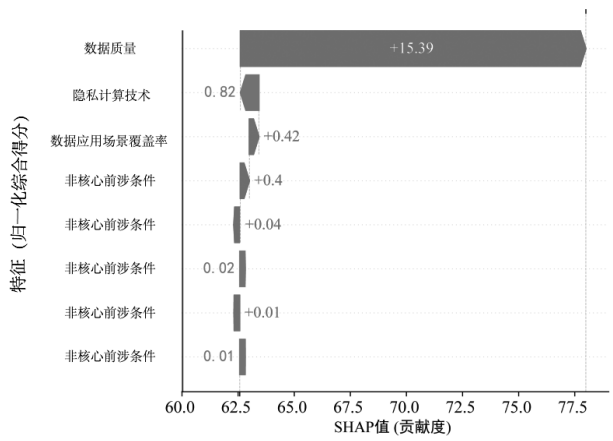

图 6　SHAP 值瀑布图

条件。贡献度由高到低依次为数据质量、隐私计算技术、数据应用场景覆盖率，三者分别对应结构层、机制层与功能层三个层面。

（1）阈值效应

图7进一步揭示数据质量与数据要素价值释放之间并非平滑的线性递增关系。当数据质量徘徊在较低区间时，SHAP值以负向贡献为主，难以支撑数据要素价值释放；唯有越过某一基本可用水平线后，SHAP值才由负转正，随数据质量提升而持续爬升。数据质量作为结构层的前涉条件，是数据要素价值释放的先决条件。

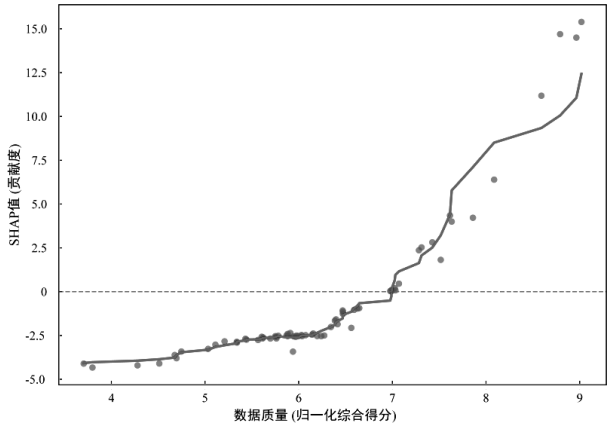

图7　数据质量SHAP值依赖图

注：特征值均为经因子分析提取并归一化后的综合得分，非原始问卷得分，全文同理。

（2）技术杠杆效应

图8结果显示，隐私计算技术与数据要素价值释放之间呈正向关联，但这一正向效应的强度随隐私计算技术呈非均匀变化。在技术水平较低的阶段，促进作用相对平缓，边际贡献有限；随着隐私计算技术的阶梯式提升，SHAP值增速明显加快，技术杠杆效应逐步凸显。隐私计算技术有效降低数据流通过程中的隐私泄露风险与信任摩擦成本，促使数据资源向可信、合规且可流通的数据资产形态转化。

（3）阶段性放大作用

图9结果显示，数据应用场景覆盖率对数据要素价值释放具有阶段性促进作用。低水平数据应用场景覆盖率难以充分释放数据要素价值；随着数据应用场景覆盖率不断扩展，SHAP值逐渐提升。数据应用场景覆盖率扩大数据复用范围，促进跨业务协同与价值反馈，增强数据要素价值释放的实现能力。

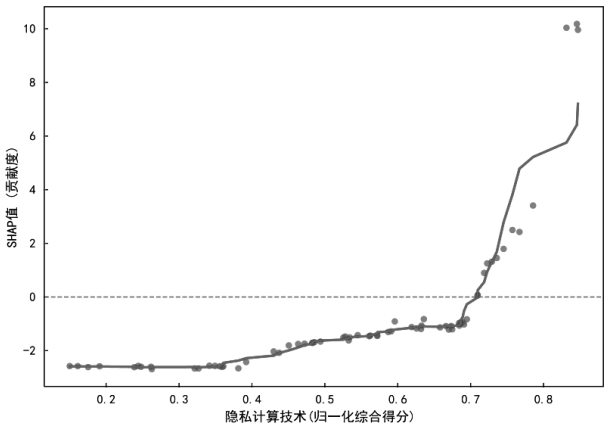

图8　隐私计算技术SHAP值依赖图

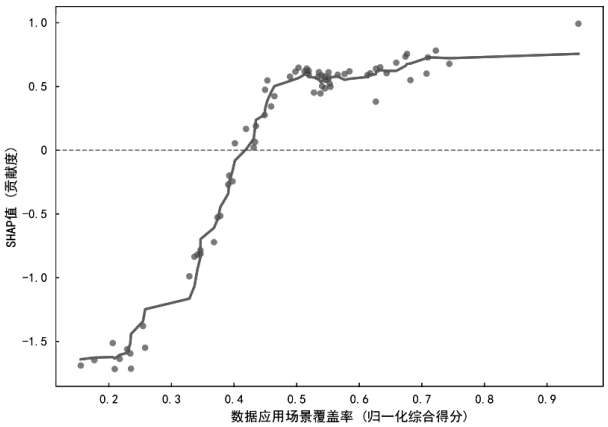

图9　数据应用场景覆盖率SHAP值依赖图

五重交叉验证结果显示，XGBoost模型准确率均值为87.1%，召回率均值为84.6%，各折结果波动较小，模型具有较好泛化能力。

（二）基于数字孪生理念的Multi—Agents动态架构仿真模拟法的前涉条件动态仿真模拟

基于SHAP解释框架的多输出机器学习模型主要识别核心前涉条件的静态影响特征，但难以揭示其动态演化轨迹。鉴于此，本文采用基于数字孪生理念的Multi—Agents动态架构仿真模拟法，从动态层面模拟核心前涉条件的演化过程及协同机制，实现静态实证检验与动态仿真模拟有机融合。基于数字孪生理念的Multi—Agents动态架构仿真模拟法以超网络理论为基础[39-45]，将系统主体抽象为具备自主决策能力的智能体，依托

现实—虚拟双向映射机制,将数据质量、隐私计算技术及数据应用场景覆盖率等核心前涉条件映射至虚拟环境,模拟多主体交互演化过程。区别于传统数字孪生方法,基于数字孪生理念 Multi—Agents动态架构仿真模拟法引入多智能体自主决策与系统涌现机制,通过主体之间局部交互,揭示核心前涉条件在动态协同过程中的非线性演化特征。假定现实系统中的数据质量集合为 R_D、隐私计算技术集合为 R_B、数据应用场景覆盖率集合为 R_S。数字孪生映射接口定义为一组映射函数;$M_D:R_D\rightarrow V_D$,$M_B:R_B\rightarrow V_B$,$M_S:R_S\rightarrow V_S$,V_D、V_B、V_S 分别为虚拟仿真系统对应的数据质量、隐私计算技术及数据应用场景覆盖率集合。映射函数 M_D、M_B、M_S 满足以下条件。

$$M_D(d_i)=v_{d_j}\Leftrightarrow f_D(d_i,v_{d_j})=1 \quad (1)$$

$$M_B(b_i)=v_{b_j}\Leftrightarrow f_B(b_i,v_{b_j})=1 \quad (2)$$

$$M_S(s_i)=v_{s_j}\Leftrightarrow f_S(s_i,v_{s_j})=1 \quad (3)$$

其中,f_D、f_B、f_S 为映射匹配函数,判断现实系统元素与虚拟系统元素之间匹配程度。通过此类映射函数,确保现实系统与虚拟系统之间一致性与同步性。

相较于其他方法,基于数字孪生理念的 Multi—Agents 动态架构仿真模拟法在模拟研究对象复杂行为还原度及捕捉系统动态变化精准性方面表现显著优势,更真实刻画研究体系中主体之间复杂多变交互关系[39-45]。基于此,借助 Netlogo 6.2.0 软件,对数据要素价值释放的核心前涉条件进行建模及仿真,重点模拟数据质量、隐私计算技术及数据应用场景覆盖率对数据要素价值释放的动态影响。

1. 动态仿真模拟数据与参数设定

为保证动态仿真模拟结果真实性,相关参数均来源于350 家数据驱动型企业样本。首先,对企业样本进行聚类分析,确定数据质量、隐私计算技术及数据应用场景覆盖率网络节点数量;其中,数据质量网络、隐私计算技术网络及数据应用场景覆盖率网络节点数量分别设置为 20 个、30 个、25 个。其次,依据企业相关指标均值与标准差生成节点属性值,保障仿真模拟初始状态与真实样本分布保持一致。

2. 动态仿真模拟假设

假设 1:系统包含数据质量、隐私计算技术及数据应用场景覆盖率三类异质节点。

假设 2:不同企业数据质量与隐私计算技术存在差异。

假设 3:不同数据应用场景对数据质量与隐私计算技术存在不同需求。

假设 4:核心前涉条件随时间变化持续演化。

假设 5:数据质量、隐私计算技术及数据应用场景覆盖率对数据要素价值释放具有正向影响,存在边际递减特征。

假设 6:现实系统与虚拟系统通过数字孪生映射接口实现动态反馈。

3. 相关聚类分析结果

相关聚类分析结果显示,相对隐私计算技术与数据应用场景覆盖率,数据质量是企业固有数据基底,将数据质量用于基底分层较为合理。针对数据质量的相关聚类分析结果表明,当聚类数 $k=3$ 时,轮廓系数达到最大值 0.62,三个聚类样本量分别为 112、135 及 103。各聚类中心在数据质量维度得分分别为 3.2、4.8 及 6.5(归一化综合得分),较好刻画样本企业低、中、高三个质量层次分布特征。动态仿真模拟收敛性检验将连续 50 个仿真步长内价值总量变动幅度小于 0.5% 标准作为收敛判据。不同情景均在运行 180 ~ 220 步后达到稳定状态。敏感性分析采用单参数摄动法,参数变动幅度设定为 ± 10%。结果显示,最大偏离度不超过 4.2%,模型具有较高稳定性与较好鲁棒性。

4. 动态仿真模拟过程与结果

(1)动态仿真模拟过程

首先,对数据进行标准化处理;其次,通过数字孪生映射接口将现实数据输入虚拟系统;再次,构建三类网络与三类网络映射关系;最后,根据节点变化更新数据要素价值释放结果,将模拟结果反馈至现实系统。

(2)动态仿真模拟结果

图 10 结果显示,在初期,提高数据质量能够提

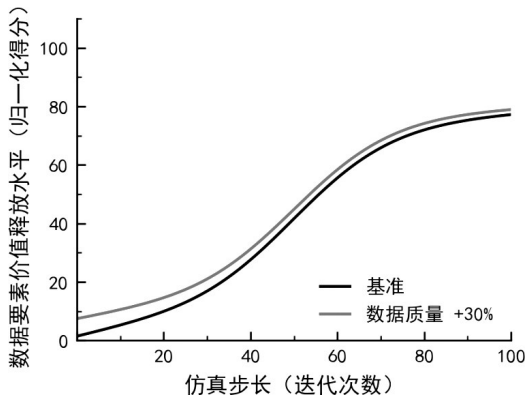

图 10　数据质量整体提升 30% 对应的数据要素价值释放效果对比图

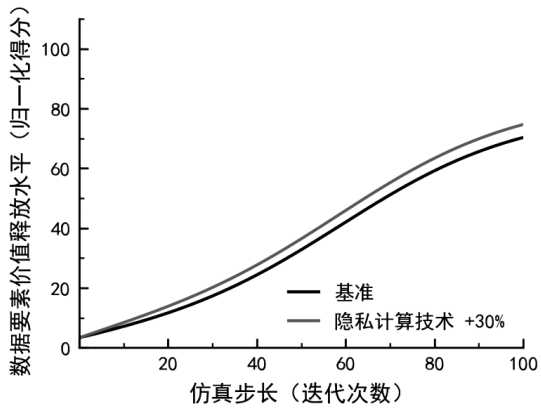

图 11　隐私计算技术提升 30% 对应的数据要素价值释放效果对比图

升数据要素价值释放;但随着数据质量达到较高水平,数据质量边际提升效果逐渐减弱。数据质量是数据要素价值释放的重要基础,但需要与其他前涉条件协同发挥作用。

图 11 结果显示,提升隐私计算技术能够持续增强数据要素价值释放。在初期时,隐私计算技术的促进作用较为缓慢;随着技术适配与流程嵌入不断深化,隐私计算技术促进作用逐渐增强,与基于 SHAP 解释框架的多输出机器学习模型的实证检验结果一致。

图 12 结果显示,提高数据应用场景覆盖率能够促进数据要素价值释放。在初期,数据应用场景覆盖率通过扩大应用范围发挥作用,在中后期,通过场景连接、业务反馈及数据复用进一步增强数据要素价值释放。

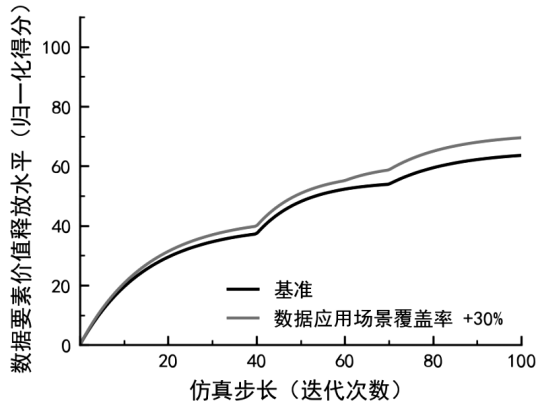

图 12　数据应用场景覆盖率提升 30% 对应的数据要素价值释放效果对比图

设置三种情景,情景 A:仅提升数据质量 30%;情景 B:数据质量与隐私计算技术分别提升 15%;情景 C:数据质量、隐私计算技术及数据应用场景覆盖率分别提升 10%。图 13 结果显示,情景

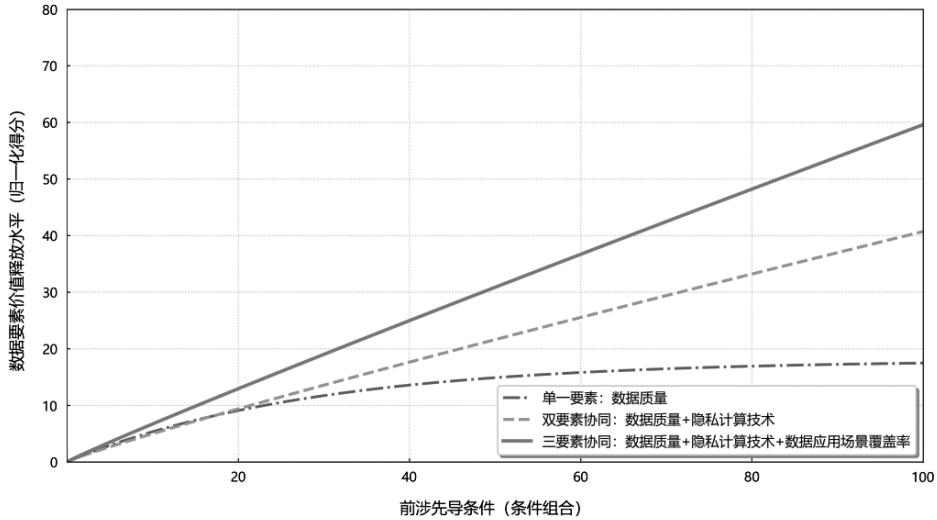

图 13　多要素协同对数据要素价值释放的增益效应

B 效果优于情景 A 效果，数据质量与隐私计算技术之间存在互补关系；情景 C 效果最佳，三类核心前涉条件协同提升能够形成更强价值增益。数据要素价值释放并非依赖单一因素，而是通过结构改善—机制强化—功能扩展—价值反馈形成动态协同机制。

四、研究结论与展望

（一）研究结论与实践启示

1. 数据质量构成数据要素价值释放的结构基础

基于 SHAP 解释框架的多输出机器学习模型的实证结果表明，数据质量对数据要素价值释放的作用并非线性递增，而是呈现显著的阈值特征。当数据质量处于较低水平时，其对数据要素价值释放的支撑作用极为有限；一旦跨越某一临界值，数据质量促进效应开始显著跃升，边际贡献随之持续放大。数据质量并非改善性修饰，而是数据资源能否实现价值转化的先决条件。企业应推动数据管理从规模扩张转向质量优化，围绕采集、治理、更新及应用等关键环节，构建覆盖全生命周期的管理体系，系统提升数据准确性、完整性、一致性及可复用性，为后续数据要素价值释放奠定结构基础。

2. 隐私计算技术构成推动数据资源可信转化的重要机制

基于 SHAP 解释框架的多输出机器学习模型的实证结果显示，隐私计算技术在价值释放过程中具有主动杠杆作用。隐私计算技术呈现阶梯式提升，对数据要素价值释放的促进效应不断增强，隐私计算技术越高，效应增强趋势越明显。隐私计算技术通过降低数据流通过程中的隐私泄露风险、合规性摩擦及主体间信任壁垒，推动数据资源从可用性强、流通性弱状态，向可信且可流通的数据资产形态转化。企业在推进技术部署的同时，应同步推动隐私计算技术与业务场景的深度融合，完善数据授权机制、合规管理框架与安全治理体系，促使技术能力与制度安排形成有效耦合，避免二者相互脱节。

3. 数据应用场景覆盖率拓展数据要素价值释放的功能承载空间

基于 SHAP 解释框架的多输出机器学习模型的实证结果显示，数据应用场景覆盖率对数据要素价值释放的作用呈现阶段性放大特征。数据应用场景越丰富，数据复用能力越强，数据要素价值释放边际空间亦随之拓展。数据要素的价值不但取决于资源禀赋或技术水平，而且取决是否有足够多元应用场景承载价值转化。在场景覆盖率较低情况下，即便数据质量过硬、隐私计算技术成熟，数据要素价值释放仍可能因缺乏落地出口而受到制约。企业在实践中应围绕客户服务、风险控制、产品创新及供应链协同等核心业务领域，拓展场景边界，形成数据调用—业务应用—价值反馈的循环机制，成为数据要素价值释放的动力来源。

4. 数据质量、隐私计算技术及数据应用场景覆盖率协同推进优于单点突破

基于数字孪生理念的 Multi—Agents 动态架构仿真模拟法结果表明，虽然单一提升某一核心前涉条件能够改善数据要素价值释放水平，但数据要素价值释放受到其他条件约束。相比单项能力强化，数据质量、隐私计算技术及数据应用场景覆盖率协同提升能够形成持续价值增益。企业应突破单一能力建设模式，推动数据治理、隐私计算技术及数据应用场景覆盖率协同发展，形成由数据质量提升、可信流通能力建设及应用生态拓展共同驱动的递进式发展路径。

（二）理论贡献

本文揭示数据要素价值释放的前涉条件遵循结构基础—可信转换—场景扩散序贯逻辑，驱动前涉条件识别由分散因素罗列转向结构基础、可信转换及场景扩散相互衔接的递进层级式过程逻辑分析框架。数据质量、隐私计算技术及数据应用场景覆盖率分别承担结构支撑、机制转化及功能承载作用。三类前涉条件在价值释放过程中形成阶段匹配与协同联动，共同推动数据要素价值持续释放。具体理论贡献体现在以下三个方面。

第一，将数据要素价值研究从资源占有逻辑拓展至价值生成逻辑，揭示数据资源向价值产出的转换机制。现有研究主要关注数据要素对企业绩效、创新活动及竞争优势促进作用，隐含数据资

源经过开发利用即可产生价值的逻辑假设,较少解释数据资源如何转化为可实现价值。研究发现,数据要素价值释放并非数据资源积累后的直接结果,而是经历基础形成、可信转换及场景扩散三个连续环节。数据质量为数据资源进入价值生成过程提供基础条件,隐私计算技术推动数据资源突破流通约束、完成可信转换,数据应用场景覆盖率促进价值成果向业务活动扩散。本文将研究关注点由哪些因素影响数据要素价值拓展至数据要素价值如何形成,为理解数据作为新型生产要素的价值生成过程提供新的理论架构。

第二,构建数据要素价值释放的功能分层解释框架,突破前涉条件并列分析研究视角。已有研究将数据质量、数据安全治理及应用环境等视为影响数据要素价值释放独立因素,阐释不同因素对数据要素价值释放的促进作用,较少关注不同前涉条件在数据要素价值释放过程中功能差异。研究发现,数据要素价值释放并非多个因素简单叠加形成,而是不同类型前涉条件围绕数据要素价值释放形成功能分工。数据质量承担资源基础构建功能,隐私计算技术承担可信转换功能,数据应用场景覆盖率承担价值扩散功能。三类核心前涉条件作用效应呈现鲜明的结构层、机制层及功能层层位差异。数据质量的阈值效应主要作用结构层,数据可用性构成数据要素价值释放基础前提。隐私计算技术的杠杆效应主要作用机制层,技术成熟度决定数据从可用状态向可信流通状态转化的效率。数据应用场景覆盖率的阶段性放大效应主要作用功能层,价值承载空间伴随场景链接及反馈机制的建立而呈现非线性增长。数据要素价值释放从单一机制驱动转向三层机制序贯激活与动态耦合,效果在不同层位的协同中加以显现。

第三,廓清数据要素价值释放过程中能力条件的阶段适配机制,拓展数据要素价值释放的过程理论解释。既有研究多从静态视角分析数据要素价值释放,较少关注不同前涉条件在数据要素价值释放过程中的功能转换逻辑。研究发现,数据要素价值释放并非依赖单一能力持续强化,而是表现为前涉条件与数据要素价值释放阶段动态匹配的过程。数据质量提供结构基础,隐私计算技术承担机制转化,数据应用场景覆盖率决定功能承载空间,任一环节的短板均可能制约整体数据要素价值效能释放。因此,企业不宜采取单点突击策略,而应基于自身发展阶段统筹推进三者的协同建设,促使结构层、机制层及功能层在动态匹配中形成合力,实现数据要素价值的持续释放与迭代升级。这一阶段适配逻辑,与资源基础观所主张的资源占有与能力积累路径存在本质差异。数据具有非竞争性与可复制性,数据要素价值释放不取决于资源控制权的独占,而取决于数据治理能力、数据流通机制与数据复用场景之间的条件耦合与动态调适。同样,阶段适配机制与组织学习理论所关注的探索—利用平衡框架亦有明显区别,后者着眼组织内部的知识张力,前者更强调不同能力条件在数据价值释放链条上的功能承接与阶段匹配。基于上述分析,本文引入结构—机制—功能理论整合框架,将数据治理、隐私计算技术及数据应用场景覆盖率纳入统一分析体系,力图揭示结构基础如何约束机制转化、机制转化又如何承载功能实现的内在逻辑,为企业依据发展阶段相机调整能力配置提供分析工具。

(三)制度边界与适用情境

数据质量水平、隐私计算技术成熟度及数据应用场景覆盖率的提升,并非在任何情境下均能直接转化为数据要素价值释放的现实能力。这三项核心前涉条件的实际效能,受制于制度环境的完善程度、组织内部的数字化基础以及外部市场生态的发展状况。依据 SMF 理论整合框架,数据要素价值释放须依次跨越结构支撑、机制转换与功能扩展三个环节,任一环节遭遇梗阻,均可能削弱核心前涉条件的传导效率。

1. 制度边界

数据具有可复制性与多主体参与特征,传统产权制度在数据流通场景中难以完全适配。当前推行的数据资源持有权、加工使用权及产品经营权三权分置改革,为数据要素市场建设提供了制

度起点,但权属界定规则、收益分配机制及责任划分框架仍存在诸多模糊地带。制度层面的不确定性,既抬高了企业的合规交易成本,也抑制了跨主体数据流通的意愿,进而促使隐私计算技术的应用效能与数据应用场景覆盖率的扩展空间受到实质性约束。核心前涉条件要真正发挥作用,须以稳定的数据产权制度和清晰的流通规则为前置基础。

2. 组织边界

本文结论主要适用于已具备一定数据治理能力和数字化应用基础的数据驱动型企业。对于尚处数字化转型初期的企业而言,数据资源积累不足,治理能力相对薄弱,数据质量提升缺乏足够的数据源支撑,隐私计算技术难以找到可行的嵌入场景,数据应用场景覆盖率的扩展亦受到明显制约。当数字基础设施尚未夯实时,盲目推进高阶数据应用往往事倍功半。企业应优先完善数字基础设施与数据治理体系,循序推进数据要素价值释放的后续环节。

3. 市场边界

数据应用场景覆盖率的提升,不仅取决于企业内部的技术能力与治理水平,还嵌入外部数据流通生态的发育进程之中。尽管当前各地数据交易平台和流通基础设施正加速建设,但标准体系尚未统一,评价方法仍处探索阶段,跨主体协同机制亦在逐步完善过程中,限制了数据要素价值向更广泛场景的扩散效率。数据要素价值释放既需要企业自身能力建设,更依赖数据交易规则、流通机制及生态协同体系的系统性完善。两者互为条件,相互制约。

(四)研究不足与展望

本文主要基于静态问卷数据开展实证分析,未来研究可引入数据交易记录、隐私计算任务日志等多源数据进一步增强过程性解释;本文采用基于数字孪生理念的 Multi—Agents 动态架构仿真模拟法对核心前涉条件之间的动态协同机制进行推演,有助于在缺乏时序数据情形下揭示变量之间关系的动态演化逻辑。未来研究可在获取多期面板数据或企业数据要素价值释放的时序记录后,进一步采纳动态面板模型、事件研究法、间断时间序列分析法等对动态协同机制进行验证。

参考文献:

[1]张翱, 孙久文. 数据流动、数据要素化与数字经济运行[J]. 科学学研究, 2025, 43(11): 2438-2446.

[2]刘越男, 代林序, 周文泓, 等. 数据要素化的现实问题与推进策略:基于数据驱动型企业的角度[J]. 中国人民大学学报, 2025, 39(3): 87-101.

[3]朱康, 唐勇, 张娜. 数据要素利用对企业全要素生产率的影响研究[J]. 管理学报, 2025, 22(11): 2028-2036.

[4]ZHANG J, XIE T, KONG X, et al. Can data assets promote green innovation in enterprises? [J]. Finance research letters, 2025, 72: 106554.

[5]魏巍, 陈劲, 张碧航, 等. 如何通过释放数据要素价值提高新质生产力: 基于易华录和阿里云的双案例研究[J]. 中国软科学, 2025(11): 33-55.

[6]李三希, 黄靖旻, 马梦阳. 数据价值释放: 现状、问题和建议[J]. 改革, 2024(8): 45-59.

[7]苏婉, 于森, 朱洪宇. 数据转移转化融合框架构建与价值释放[J]. 图书情报工作, 2025, 69(8): 69-81.

[8]续继, 杨卿栩, 侯嘉奕. 统筹发展与安全的数据治理路径研究[J]. 管理世界, 2026, 42(2): 39-59.

[9]朱前涛. 三权分置下数据要素流通的现实困境、体系建构与推进路径[J]. 中国流通经济, 2025, 39(12): 43-57.

[10]马龙, 陈奕博. 基于技术的治理: 隐私计算技术赋能政府数据开放的价值与路径研究[J]. 中国行政管理, 2023, 39(9): 105-113.

[11]赵需要, 张杰妮, 侯晓丽, 等. 场景驱动下数据要素即时价值释放机制研究[J]. 情报理论与实践, 2025, 48(12): 61-70.

[12]丁震, 邓雨枫, 孙玉姣. 面向价值释放的数据要素流通产品形态更迭体系及保障机制[J]. 情报理论与实践, 2025, 48(10): 53-62.

[13]刘晓光, 李梦雪, 赵绍阳. 数据要素市场化、数商发展与实数融合[J]. 中国工业经济, 2026(4): 148-170.

[14]涂建, 彭江琴, 胡贝贝. 大数据政策对制造业企业全要素生产率的影响研究:基于国家大数据综合试验区的准自然实验[J/OL]. 科研管理, 1-16[2026-09-01].

[15]李颖, 曹羽飞. 从数据资源到数据资产的飞跃: 信息资源管理学科的进路与前瞻[J]. 信息资源管理学报, 2025, 15(3): 11-19.

[16]刘睿, 乾靖, 周飞. 谁在披露数据资产信息:基于企业地位的视角[J/OL]. 中国管理科学, 1-16[2026-09-01].

[17]李轩. 隐私计算赋能公共数据开放的逻辑进路与风险规制[J]. 科学学研究, 2024, 42(8): 1716-1723.
[18]李恩极, 宋菲, 李群. 公共数据引领城市可信数据空间建设的机制、模式与策略[J]. 中国流通经济, 2025, 39(12): 3-17.
[19]刘景东, 张钰莹. 人工智能赋能平台生态系统重构: 价值破坏与价值共创研究[J/OL]. 科研管理, 1-23[2026-09-01].
[20]韩世鹏. 数据产权结构性分置的规范实现—结构功能主义的分析视角[J]. 科技进步与对策, 2025, 42(19): 1-9.
[21]邸娟, 李亮, 韩佩松. 结构功能主义视角下基层公共文化服务高质量发展的类型学分析:基于文化和旅游部51个典型案例[J]. 图书馆理论与实践, 2025(4): 12-22.
[22]MYERSON R B. Perspectives on mechanism design in economic theory[J]. American economic review, 2008, 98(3): 586-603.
[23]MASKIN E S. Mechanism design: how to implement social goals[J]. American economic review, 2008, 98(3): 567-576.
[24]EL-HANI C N, PIHLSTRÖM S. Emergence theories and pragmatic realism[J]. Essays in philosophy, 2002, 3(2): 143-176.
[25]西桂权, 李辉, 谭晓. 涌现理论视角下情报链的概念及其功能涌现机制研究[J]. 情报理论与实践, 2025, 48(11): 57-66.
[26]石拓, 曾昭龙, 韩娜. 融合大语言模型和语义聚类的电信网络诈骗引流话术文本分析[J]. 情报杂志, 2025, 44(10): 105-112.
[27]李旭晖, 周怡. 基于语义聚类的关键词抽取方法[J]. 情报科学, 2022, 40(3): 99-108.
[28]顾远萍, 才金凤. 基于社会网络分析与文本挖掘的网红城市旅游信息传播研究[J]. 情报科学, 2025, 43(12): 36-45.
[29]昂胜, 刘莉莉, 杨锋, 等. 基于参考关系构建不确定网络的社会网络数据包络分析方法[J]. 系统工程理论与实践, 2026, 46(4): 1741-1755.
[30]张俊光, 司晨雨, 韩晴. 基于社会网络分析的关键链项目能力约束缓冲设置[J/OL]. 中国管理科学, 1-12[2026-09-01].
[31]WANG R Y, STRONG D M. Beyond accuracy: What data quality means to data consumers[J]. Journal of management information systems, 1996, 12(4): 5-33.
[32]王兆华, 刘杰, 王博, 等. 融合机器学习与SHAP值算法的居民需求响应个体异质性因素挖掘与应用研究[J]. 系统工程理论与实践, 2024, 44(7): 2247-2259.
[33]张忠良, 龚晟琛, 汪翼, 等. 基于动态规划的联邦学习参与方选择优化方法[J]. 系统工程理论与实践, 2024, 44(12): 4064-4083.
[34]刘斌, 徐舜, 李浩然, 等. 集团特征有助于预测企业债务危机吗—基于可解释机器学习模型的经验证据[J/OL]. 中国工业经济, 2025(7): 174-192.
[35]王涛, 罗开帆, 于超. 制度要素在ESG信息披露中的作用: 基于机器学习方法[J/OL]. 系统工程理论与实践, 1-39[2026-09-01].
[36]夏逸文, 孔茜茜. 比例层级Shapley值及其应用研究[J/OL]. 系统工程理论与实践, 1-14[2026-09-01].
[37]TAKEFUJI Y. Beyond XGBoost and SHAP: Unveiling true feature importance[J]. Journal of hazardous materials, 2025, 488: 137382.
[38]CHEN J, ZHAN Y, YANG Z, et al. Predicting and analyzing stability in perovskite solar cells: insights from machine learning models and SHAP analysis[J]. Materials today energy, 2025, 48: 101769.
[39]胡艳玲, 白世贞. 数字生态系统多主体协同创新超网络模型及治理路径研究[J]. 中国科技论坛, 2024(10): 53-62.
[40]周欢, 张培颖, 王嘉仪, 等. 基于超网络的高校网络舆情态势感知及传播分析[J]. 情报理论与实践, 2023, 46(8): 131-137,164.
[41]刘琳, 王玖河. 基于超网络模型的顾客参与知识共享研究[J]. 科研管理, 2021, 42(7): 147-155.
[42]李发旭, 卫良, 徐慧, 等. 基于重要性度量矩阵的超网络关键节点识别算法[J]. 运筹与管理, 2025, 34(3): 119-125.
[43]XU S, HU S, LIAO N, et al. Cross-scale multi-task lightweight hyper-network model for remote sensing target classification[J]. Remote sensing, 2026, 18(6): 844.
[44]LI R, NING Q, ZHAO Y, et al. MHMDA: Similarity-Association-Similarity metapaths and heterogeneous-hyper network learning for MiRNA-disease association prediction[J]. IEEE transactions on computational biology and bioinformatics, 2025, 22(1): 203-215.
[45]TAO F, CHENG J, QI Q, et al. Digital twin-driven product design, manufacturing and service with big data[J]. The international journal of advanced manufacturing technology, 2018, 94(9): 3563-3576.