人工智能驱动制造企业技术创新效率提升研究

李秋杰　隗乐香　骆莹
齐鲁理工学院商学院

摘要 本文围绕 AI 有效驱动制造企业技术创新效率提升这一核心问题展开探讨，旨在揭示 AI 在提升研发、转化、商业化以及资源配置效率方面的内在机理，同时对制造企业于数据基础、技术融合、组织变革、价值评估和人才生态等方面面临的挑战予以系统分析。研究发现，制造企业需在深化数据治理、深度嵌入创新流程、重塑组织机制、构建开放生态以及搭建一体化平台等路径上协同发力，并且以战略规划、技术投入、人才培养、风险管控以及效果监测等关键措施作为辅助，如此才能切实将 AI 对创新效率的倍增潜力释放出来。

关键词 人工智能；制造企业；技术创新效率；智能制造；效率提升
DOI https://doi.org/10.6914/tpss.070602 **文章编号** 2664–1127.2025.0706.10–17

引言

随着全球制造业进入数字化转型时代，AI 技术成为提升制造企业技术创新效率的重要驱动力。AI 的深度应用能够显著提高研发、转化、商业化和资源配置效率，推动企业竞争力和产业升级。Schumpeter（1934）在创新理论中指出，技术创新是推动经济增长和企业竞争力的核心动力，而 AI 在制造业中的应用正是这一核心动力的延伸。根据 Gao et al.（2025）研究，AI 通过大数据分析和深度学习算法，帮助企业识别潜在技术突破和市场趋势，提供精准的决策支持①。Zhao et al.（2025）进一步指出，AI 能够通过实时数据分析和智能优化推动产品设计和工艺改进，提升企业的市场适应性②。然而，尽管 AI 具有巨大的潜力，制造企业在实施过程中仍面临许多挑战，如数据治理薄弱、技术融合困难和组织惯性等问题。占安居（2024）认为，制造企业的数据孤岛问题以及技术适配性问题严重影响了 AI 的应用效果，特别是在跨部门协作和生产线柔性化方面③。本文将基于现有文献，探讨 AI 驱动下制造企业技术创新效率提升的

①Gao Y, Liu Y, Wu W., "How Does Artificial Intelligence Capability Affect Product Innovation in Manufacturing Enterprises? Evidence from China," *Systems*, Vol. 13, No. 6 (2025), pp. 480.

②Zhao Y, Meng Q, Li Z., "Performance Enhancement Pathways for Electric Vehicle Manufacturing Companies Driven by Digital Transformation—A Configuration Analysis Based on the TOE Framework," *Systems*, Vol. 13, No. 8 (2025), pp. 680.

③占安居:《制造业应用人工智能的现状、问题和建议》,《通信企业管理》2024 年第 6 期。

路径，并提出解决这些挑战的策略，为制造业智能化转型提供理论支持和实践指导。

一、AI 驱动制造企业技术创新的理论基础

（一）技术创新的核心与效率维度

技术创新是以创造新技术为目的的创新，或以现有科学技术知识及其创造的资源为基础的创新。在制造企业的技术创新生态中，核心驱动力来自将知识和创意转化为具备实质价值的应用方案或产品体系。AI 深度介入这一复杂进程，通过重构知识挖掘路径与问题求解模式，显著提升创新效率。根据熊彼特的创新理论（Schumpeter, 1934），创新不仅是技术突破的体现，也是推动经济和企业竞争力的核心动力。AI 的加入，尤其在知识图谱构建、前沿动态捕捉及方案验证等环节，有助于压缩认知周期，协助工程师快速识别可行路径并减少重复试错，从而大大提升技术转化和商业化效率。根据侯慧敏等（2024）研究，AI 在研发过程中通过智能工具的应用，不仅提升了技术转化效率，还促进了从原型到规模化生产的快速转化，提高了生产过程的精确性与可操作性，推动了技术突破和市场化进程的加速①。

（二）AI 技术的核心赋能能力

AI 作为模拟和扩展人类智能的技术，深刻渗透于制造企业创新的各个环节。徐明（2024）指出，AI 的核心赋能能力包括数据洞察与预测、知识自动化和智能辅助决策支持系统②。AI 在制造业中的应用，尤其是通过深度学习算法与数据挖掘技术，能够从海量生产与运营数据中挖掘潜在规律，识别技术突破方向与市场趋势，指导研发立项和资源配置。同时，AI 通过将工程师经验、专利文献、工艺参数等非结构化信息转化为可计算逻辑，加速技术知识的沉淀与复用，提升跨领域技术的重组与应用。智能辅助决策支持系统通过集成多维度变量，生成优化方案，在关键环节如材料选择、工艺设计、成本控制等方面有效降低决策的不确定性与盲目性。Gao et al.（2025）指出，AI 通过仿真优化技术构建高精度虚拟测试环境，动态模拟产品性能与生产流程，精准预测技术可行性，并在此基础上迭代优化设计参数，显著减少了实体原型试错的成本和时间，提升了创新过程的靶向性与可控性。

（三）AI 驱动技术创新效率提升的作用机理

AI 驱动的技术创新效率提升，根本上依赖于其强大的数据处理与智能决策能力。传统的技术创新依赖经验积累和线性试错，效率较低且成本较高，而 AI 通过大规模数据挖掘和深度学习算法，能够快速识别潜在规律，为研发人员提供精准的方向指引③。AI 通过仿真优化技术，构建高精度虚拟测试环境，能够模拟产品性能和生产流程，精准预测技术可行性并迭代设计参数，减少实体原型试错的时间和成本。这一过程的加速使得制造企业能够更快速地将技术从理论转化为实际应用，提高了市场响应速度和创新成果的市场适应性。Zhao et al.（2025）指出，AI 的应用促进了制造企业创新效率的全面提升，并通过灵活调整创新资源配置，推动了技术突破与市场的迅速对接。综上所述，AI 已经成为重塑技术创新模式的重要驱动力量，其作用机理体现在全链条的知识生成、效率提升与成果转化中。

二、AI 驱动制造企业技术创新效率提升面临的问题

（一）数据基础薄弱与质量制约

制造企业在推进 AI 驱动的技术创新过程中，普遍面临数据基础架构层面的系统性挑战。不仅存在不同业务系统形成的数据孤岛，阻碍了跨部门信息流动与协同创新，而且各类设备接口差异与元数据管理缺

①侯慧敏、席崇俊、徐峰等：《人工智能与制造业融合的特征分析和对策研究》，《全球科技经济　望》2024 年第 10 期。
②徐明：《基于人工智能的制造业数字化转型路径研究》，《智能制造》2024 年第 3 期。
③韩辉、崔文军：《数字经济时代下制造企业高质量发展路径研究》，《中国管理信息化》2024 年第 17 期。

失，导致海量数据难以建立统一规范的描述体系。例如，根据对某知名汽车制造企业的调研，约有 70% 的企业面临数据整合困难，导致高价值数据的识别与获取效率低下，尤其是生产现场的关键工艺参数、设备运行状态等信息往往分散在独立封闭的子系统中，无法有效整合为支持 AI 模型训练的高质量数据集。更深层次的问题在于数据治理机制尚未覆盖全生命周期管理，原始数据采集环节缺乏质量控制标准，存储过程中存在格式混乱与时效性衰减，最终导致基于数据驱动的技术预测准确度受限，创新决策面临信息失真风险。

（二）AI 技术与制造创新流程深度融合障碍

制造装备规格参数差异悬殊，生产线柔性化程度各异，导致现成 AI 解决方案难以满足特定工艺场景的普适性要求，亟需投入大量定制开发工作。现有流程改造面临阻力表现为长期沿用的生产规程与新型智能算法运行逻辑存在潜在冲突，部门协作惯性固化，员工操作习惯形成路径依赖，对重新定义任务分配与决策流程产生适应性焦虑。例如，某企业在实施智能化工艺优化时，发现超过 60% 的员工对于新系统的接受度较低，导致实施初期的效率并未如预期般提升。此外，技术可靠性验证在复杂物理环境中的挑战尤为突出，许多高精度传感器阵列的部署成本高昂，且设备振动干扰过滤算法的鲁棒性不足。根据调研数据，超过 50% 的企业反映，实际工况数据噪音使得 AI 模型的泛化能力面临持续考验，且缺乏覆盖全生命周期的标准化评估体系，导致创新过程中的技术可靠性评估存在较大漏洞。

（三）组织惯性与变革管理滞后

企业内部长期形成的组织惯性对 AI 驱动的创新转型构成深层制约。根植于传统生产模式的文化氛围倾向于维持现有技术路线的稳定性，技术团队在探索突破性解决方案时主动性受限。在调研中，约 55% 的企业反映，职能部门之间的专业壁垒使得研发、生产与市场部门之间的协同工作效率较低，信息传递存在延迟，责任划分不清晰，影响了创新的顺利推进。现有绩效评价体系过度关注短期产出指标，缺乏对创新试错过程的包容性考量，削弱了员工参与高风险高回报技术革新的内在驱动力。根据对某电子制造企业的调研，约 60% 的员工表示，现有的绩效体系未能给予足够的激励，难以促使员工在技术创新中发挥更大作用。此外，基层操作人员与中层管理者对智能技术的理解深度存在较大差异，部分关键岗位缺乏对数据解读与算法应用的能力，技术升级过程中的认知断层直接影响创新方案落地效率。

（四）AI 创新价值评估与投资回报不确定性

在制造企业推进 AI 创新的过程中，价值评估往往呈现出较高的复杂性。前期的系统部署、核心算法团队建设以及设备智能化改造需要大量资金投入，短期内对企业运营现金流形成明显压力。根据对某企业的调研，超过 50% 的企业表示，AI 创新初期投入较大，且短期内看不到显著回报。另一方面，AI 创新带来的收益并非立竿见影，其价值渗透路径具有隐蔽性和长期性。例如，工艺优化潜力与技术迭代过程中衍生的机会，往往超越传统财务指标的测算框架，使投资回报的时间边界表现出模糊与不确定。进一步来看，项目周期内的多重不可控因素，如市场偏好的快速迁移可能超出模型适应的速度，供应链韧性的波动也会影响技术应用的稳定性，这使得创新回报曲线充满不确定性。

（五）复合型人才短缺与协同创新生态不完善

在 AI 深度赋能制造业的进程中，人才与生态的双重制约问题日益凸显。当前，兼具 AI 算法能力与制造工艺知识的复合型人才供给仍未形成规模，且高校人才培养与产业应用之间存在明显的时滞。企业在实施智能化改造和部署算法模型时，往往因为缺乏既理解生产场景特征，又具备技术架构优化能力的骨干力量，导致应用落地的精度和效率受限。与此同时，科研成果向产业转化的链条也缺乏顺畅衔接。高校和科研机构的前沿技术尚未通过高效的协同平台与产业形成常态化对接，需求侧与供给端之间的沟通不足，使得专利评估与中试环节无法实现深度耦合，削弱了成果的转化速率与实用价值。进一步来看，制造企业在技术路线规划中对外部创新网络的关注度不足，供应商技术能力信息未能有效纳入产品开发体系，跨组织资源整合的潜力尚未得到充分挖掘。

三、AI 驱动制造企业技术创新效率提升的路径

在 AI 驱动的技术创新过程中，数据治理、AI 深度嵌入创新流程及创新组织管理机制是核心路径。下图 1 展示了这三大路径如何协同推进，提高制造企业的技术创新效率。

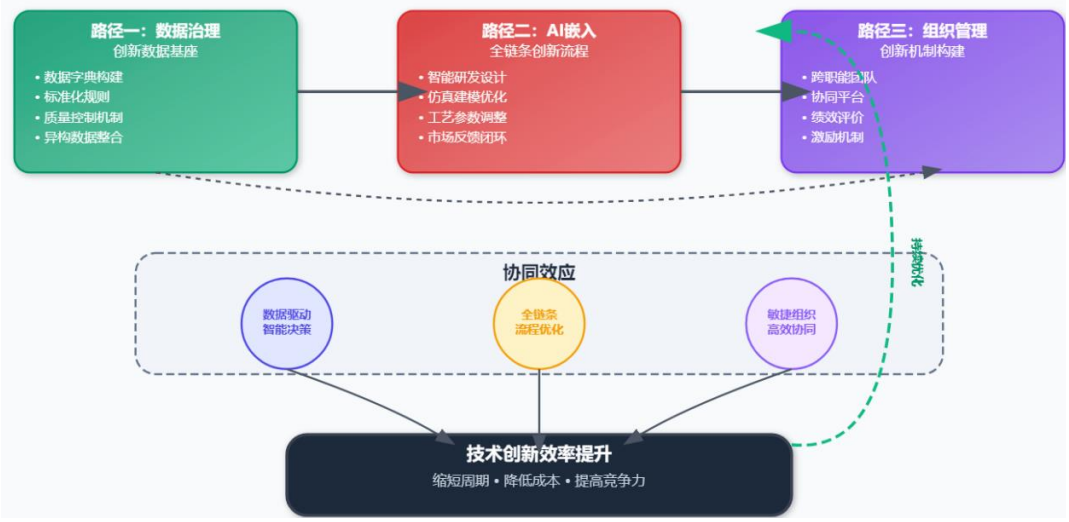

图 1: AI 驱动制造企业技术创新效率提升研究框架

（一）深化数据治理与构建高质量创新数据基座

要提升技术创新效率，首先必须深化数据治理，构建一个高质量的创新数据基座。技术团队应首先构建跨系统的数据字典，定义设备状态代码、工艺参数单位等核心字段的标准化表达规则。这些标准化规则确保了不同部门和系统之间的数据能够无缝对接，避免了因格式不一致、定义不明确等问题导致的信息孤岛和数据错误。数据字典的构建应参考国际标准如 ISO/IEC 11179（数据元标准）和 ISO/IEC 25012（数据质量模型），并结合行业规范如工业物联网（IoT）标准，确保数据的一致性、准确性和高质量。在构建数据字典时，还需灵活地考虑到不同数据源的特点和需求①。例如，研发试验记录通常需要高精度的参数定义，而生产线传感器日志则更注重实时性和稳定性。为此，数据字典需要具备一定的灵活性和扩展性，能够根据不同业务需求进行调整和优化。此外，企业还应制定完善的数据质量控制和校验机制，确保数据采集、传输过程中的精准度。通过自动化的数据清洗和转换工具，企业可以高效地整合来自不同系统和设备的异构数据源，在多源数据环境下仍能实现高效决策支持和智能化操作。这一过程将为数据的流动性、灵活性以及准确性提供保障，并为后续的技术创新奠定坚实的数据基础。

（二）推进 AI 深度嵌入全链条创新流程

AI 驱动的深度嵌入不仅提升单一环节的效率，更实现了从创意生成到市场反馈的全链条创新流程优化。在前端研发阶段，AI 通过自然语言处理（NLP）和大数据挖掘技术，能够快速解析全球专利文献、科研成果、用户反馈及市场趋势，从中识别潜在的技术路径和市场需求趋势。这使得创新方案能够更早获得精准的市场反馈，减少了研发初期的试错成本。设计阶段，工程团队通过智能仿真与参数化建模工具，能够在数字空间中对材料性能、结构特性及复杂工况进行多维度的模拟，从而减少物理样机的依赖，提高设计精度并缩短开发周期。进入试制和工艺优化环节时，AI 通过机器学习与深度强化学习算法，实时分析生产过程中的多源传感数据，动态调整工艺参数，确保生产过程的稳定性与最优配置，减少试产过程中反复调整的时间成本②。AI 驱动的预测模型还能够结合历史销售数据、消费者反馈及市场动态，为产品功

①许玉云、王军、王霄飞:《智能化转型对制造企业技术创新效率的影响》,《统计与决策》2024 年第 10 期。
②王东、李晓:《数字技术创新驱动流通企业供应链效率提升效应与机制研究》,《商业经济研究》2025 年第 6 期。

能的改进和新方案的迭代提供数据支持，进一步提升市场适应性和创新效果。同时，随着售后运行数据的持续回流，研发过程中的创新活动能够根据市场反馈进行自适应调整，使得整个创新流程形成闭环。通过这一全链条系统优化，AI 的嵌入不仅提升了研发效率，还增强了产品与市场需求的契合度，确保了创新活动始终与市场趋势保持同步。

（三）构建适应 AI 赋能的创新组织与管理机制

在 AI 驱动的背景下，传统的部门分工式研发组织已经无法满足跨学科知识融合与快速迭代的需求。因此，企业需要构建适应 AI 赋能的创新组织。这类创新组织通常以跨职能研发团队、虚拟研发联盟或智能制造项目组的形式存在，汇聚了工艺工程师、数据科学家、市场专家等多元化人才，能够通过 AI 平台实现知识与资源的共享，推动跨界整合，并能够在更短的周期内完成从创意生成到成果转化的闭环。与传统组织不同，这类创新组织强调开放式协作，打破了各职能部门之间的信息壁垒，有助于加速技术创新的周期。为了保证创新组织的高效运作，企业还需配套相应的管理机制。云端协同平台的引入可以实现研发、生产和质量管理之间的实时联动，避免信息孤岛的产生，提高整体协同效率。同时，企业可以建立数据驱动的绩效评价体系，依据专利产出、工艺优化、市场价值等多个维度进行动态资源分配。创新过程中的每一阶段都应纳入考核，确保从概念验证到原型开发，再到量产应用的成果都能得到及时反馈与调整。此外，在激励机制方面，企业应建立价值导向的激励制度，明确将各阶段成果作为激励的考核标准，激发团队成员的积极性，提升团队的创新活力。创新组织和管理机制通过相互协同，共同支撑制造企业在 AI 赋能下实现敏捷研发、高效运作和持续创新，推动企业持续提升其技术创新效率和市场竞争力。具体协同要素配置参见表 1 所示。

表 1: 创新管理机制协同要素矩阵

创新阶段	**AI** 赋能工具	组织协作单元	动态评估维度
概念验证	智能需求匹配引擎	市场-研发联合小组	创意转化率
原型开发	虚拟沙箱环境	设计-工艺攻坚组	仿真置信度
中试验证	数字孪生体	生产-质量协同组	参数收敛速度
量产推广	智能工艺控制系统	供应链-销售联合组	良率爬坡斜率

创意转化率衡量从创意产生到实际产品原型开发过程中的创意转化效果，计算方法为“成功转化的创意数”除以“总创意数”，并乘以 100%，该指标反映了创意的实际应用和开发的有效性①。仿真置信度用于评估原型开发阶段仿真模型的准确性和可靠性，通常通过对比仿真结果与实际测试数据的偏差来量化，较高的仿真置信度意味着仿真结果更具可信。参数收敛速度在中试验证阶段用于衡量实验数据调整模型参数并使其快速收敛到稳定状态的能力，较快的收敛速度意味着研发过程中的反馈机制高效，能有效缩短开发周期。良率爬坡斜率则在量产推广阶段衡量生产过程中产品良率的提升速度，斜率越大，表示生产过程稳定性越好，良率提升越快。

（四）建设内外部协同的开放式创新生态

制造企业应携手高校科研团队搭建联合实验室，聚焦生产线上的具体技术瓶颈共享真实工况数据，在云端构建虚拟测试环境加速算法验证与模型训练，该深度协作让算法工程师能够基于产线实时工况不断迭代缺陷检测模型与工艺优化算法。企业主动接入行业级开放创新平台获取预训练大模型资源，直接调用成熟的视觉识别引擎处理产品质检图像流，或是引入自然语言处理模块分析全球技术专利情报库，大量压缩传统技术研发中的重复性数据清洗环节。利用云服务商提供的弹性算力资源进行大规模参数调优，技术团队在云端试错不同神经网络结构以适配全新产品的良率提升需求，同时借助低代码 AI 工具将沉淀的工艺知识封装为标准化决策模块供车间人员调用。企业向核心供应商开放质量管控系统的中间层接口，引导

①陈燕萍、邵云飞、陈劲：《人工智能驱动企业智能制造转型的过程研究》，《科研管理》2025 年第 6 期。

供应商基于自身生产场景开发专用工艺参数优化算法，技术人员联合调试这些分散算法与企业主控系统的智能联动逻辑，逐渐培育出支持动态订单响应的自适应生产链条，推动整个供应链形成主动提升工艺精度的创新习惯。

（五）构建数据驱动的一体化创新平台

在 AI 赋能的背景下，制造企业需要打破研发、生产与市场环节之间的割裂，构建数据驱动的一体化创新平台。通过将产品设计图纸与生产线传感器数据流整合，企业能够消除信息孤岛，使工程师在统一的数字空间内追溯新型材料试制过程中微观缺陷的形成机理，并借助平台内置的算法模型库，将历史质量波动特征与实时数据相匹配，从而提前预测工艺失效风险。这种贯通研发与生产的数据架构，使跨部门人员能够共享实验结论与验证结果，形成基于数据的常态化协作。与此同时，平台还将市场与供应链数据纳入其中：客服工单中的模糊语义经自然语言处理转化为结构化质量反馈，供应商的环境监测参数被嵌入碳足迹模型，售后维修记录与原材料批次之间的潜在关联也逐渐被挖掘，从而建立起涵盖市场动态的前置预警指标池。在此基础上，平台提供可视化编程环境，支持工艺专家与材料工程师通过拖拽和组合机器学习模块，快速搭建缺陷识别或能耗优化的算法流程，并与产线主管的实际工况需求实现同步迭代，最终形成契合生产节奏的智能决策工作台。数据中台则持续吸纳设备运行日志、异常振动频谱及气候波动参数，不断优化加工精度补偿算法的响应机制。工程团队在平台推送的建议基础上及时调整工艺路线，使算法进化与日常生产形成紧密嵌套，逐步构建起驱动企业技术创新的加速引擎。

四、保障 AI 驱动创新效率提升的关键措施

（一）制定清晰的 AI 创新战略与实施路线图

在推动 AI 赋能制造业的进程中，企业首先需要制定清晰的创新战略与实施路径。战略委员会应从技术突破与经济效益两个维度构建目标体系：一方面聚焦于新材料研发周期的缩短与工艺参数的优化，另一方面则关注产品良率提升与能耗降低等价值目标。围绕这一战略目标，进一步将其细化为具体的技术应用场景，技术团队可结合设备改造基础条件与算法成熟度，优先选择智能缺陷检测、能耗优化和供应链风险预警等具有较强落地潜力的方向作为实施重点。为保障战略顺利推进，企业需在资源配置上统筹算力平台、云端服务与人才资本的协调投入，确保模型训练与实时计算的高效支撑，并通过引进具备跨领域背景的复合型人才强化创新团队的专业能力。实施路线图则应采用分阶段推进与动态调整相结合的模式，前期聚焦核心算法的可行性验证，中期实现原型开发与工艺适配，后期通过滚动迭代与市场反馈保持战略方向的灵活更新。与此同时，资源配置与进度管控需建立常态化的审计与评估机制，以保证战略能够在快速变化的技术与市场环境中保持持续有效性。

（二）加大 AI 基础设施投入与核心技术攻关

在制造企业推动 AI 深度应用的过程中，完善的基础设施和持续的核心技术攻关是保障创新落地的关键。企业管理层需要在战略层面统筹算力资源建设，逐步形成能够支撑多场景应用的计算平台，并通过边缘计算与异构单元的灵活部署满足不同工艺环节的实时检测需求。研发部门与高校及科研机构的协同合作，使得复杂装备运行数据中的噪声特征得以系统解析，进而推动抗干扰算法和轻量化推理引擎的开发。这类核心模块的优化不仅增强了算法在多种硬件环境下的兼容性，也有效减少了对外部技术依赖，提升了自主创新能力。与此同时，信息安全与质量控制环节也需同步升级。通过联邦学习等架构，敏感数据能够在不离开本地的前提下参与模型训练，从而在保障隐私与合规的同时不断优化预测性能。算法工程师在此过程中强化模型的可解释性，确保技术成果在供应链环节具备可追溯性与透明性。生产系统则主动记录设备运行中的异常信号，并将其纳入故障预测与报警模型的增量更新，推动工艺优化与安全防护的迭代升级。由此，企业逐步形成了以算力投入为基础、以核心技术攻关为驱动、以安全与可控为保障的闭环管理

格局，为 AI 创新的持续推进奠定了坚实基础。

（三）系统性开展人才引进培养与能力建设

在 AI 与制造业深度融合的过程中，复合型人才成为推动创新落地的关键资源。企业人力资源部门在制定专项引进计划时，应重点关注工业 AI 与先进制造工艺的交叉领域，设置能够兼顾算法能力与工艺理解的技术融合岗位。招聘流程可融入基于实际生产场景的测试环节，候选人需在限定时间内完成工艺参数调优与质量缺陷识别模型改进等任务，以此检验其跨学科综合能力。新入职的工业数据科学家则可采用双导师培养路径：由制造系统首席工程师指导其掌握产线数据采集与工艺知识，机器学习专家负责模型架构设计与优化评审，考核内容不仅包括技术突破贡献度，还应涵盖知识文档与经验沉淀的质量。与此同时，企业培训中心需构建阶梯式的 AI 素养课程体系：基础模块面向管理人员讲解传感器数据与生产价值的关系，中级课程引导工艺工程师使用可视化工具进行模型参数调整，高级研讨班则培养骨干人才设计分布式或联邦学习架构以解决多工厂协同问题。年度培训采取线上数字孪生平台与线下工作坊结合的形式，员工可在虚拟生产环境中调整工艺条件观察质量结果，并在工作坊中产出流程优化方案，最终纳入企业知识管理系统，实现人才成长与组织能力建设的双重提升。

（四）完善支持 AI 创新的政策与风险管理

在 AI 赋能制造业的过程中，政策支持与风险管理的协同建设至关重要[①]。企业高管团队应主动参与各类政策研讨与试点工作，及时跟踪监管动向，并在智能工厂建设中提前嵌入数据隐私合规设计，从而逐步建立政企间对技术边界的共识基础。与此同时，风险管理体系需覆盖从模型运行到生产安全的各个环节。企业可定期组织跨部门团队复查算法决策路径，审计可能涉及敏感信息的识别节点，并同步更新数据采集和使用的法律条款，确保模型应用范围合理且合规。在风险处置方面，不同类型制造企业都可能遭遇算法失效、系统中断或数据被恶意篡改等问题，因此有必要建立通用的应急预案。例如，当生产控制系统出现异常时，应能够迅速切换至备用流程或人工干预模式，确保生产连续性；当核心数据库或训练样本受损时，需通过多重备份机制实现快速恢复；在网络安全层面，通过定期防御演练与入侵检测特征库更新，企业能够不断提升应对外部攻击与技术黑箱性的能力。通过这一系列措施，制造企业逐步形成制度化的风险防护屏障，为 AI 创新的稳健推进提供长期保障。

（五）建立创新效率动态监测与持续优化机制

技术管理部门构建创新效率监测框架时，设计覆盖研发周期压缩率与商业化转化率的双核心指标追踪模型，该模型实时接入智能设计系统的方案复用频次数据流与知识库热点图谱更新记录，工艺参数优化幅度曲线与能耗下降轨迹作为动态校准参数纳入评估体系。监测平台部署分布式审计引擎扫描生产线决策日志与算法输出接口，自动识别智能检测模块的误判率异常波动，工艺优化系统的参数偏离阈值触发根因溯源分析流程，审计报告可视化界面突出显示技术瓶颈环节的优化紧急度[②]。优化执行单元依据审计洞察启动策略迭代程序，针对收敛速度滞后的预测算法发起特征工程重构任务，商业化进程未达预期的创新项目激活技术路线复审机制，模型训练数据池根据缺陷样本分布变化动态调整抽样权重系数，关键设备知识库更新周期关联算法置信度升降自动调节。

[①]Rahman K M, Hossain A M, Piprani Z A, et al., "Impact of tech-driven integration, flexibility, and ambidexterity on supply chain integration and performance in manufacturing firms: moderating role of uncertainty and agility," *Future Business Journal*, Vol. 11, No. 1 (2025), pp. 72.

[②]Sun Y, Zhang M, Wang C, et al., "How the Digital Transformation of Chinese Traditional Manufacturing Enterprises Drives Green Innovation: A Moderated Mediation Model," *Sustainability*, Vol. 17, No. 4 (2025), pp. 1473.

结语

本文深入探讨了 AI 驱动下制造企业技术创新效率提升的路径与策略。通过分析 AI 在提升研发、转化、商业化和资源配置效率方面的核心作用，揭示了 AI 如何在技术创新过程中发挥关键驱动力。研究表明，制造企业在推进 AI 赋能的过程中，需在数据治理、创新流程嵌入、组织机制重塑等方面协同发力，通过战略规划、技术投入、人才培养等多方面措施促进创新效率的提升。然而，AI 技术的广泛应用仍面临数据基础薄弱、技术融合障碍、组织惯性等一系列挑战，企业需要在突破这些瓶颈的基础上，优化技术和组织架构，以实现 AI 创新潜力的最大化。未来，随着 AI 技术的不断发展，制造企业需要进一步加强跨领域协作，提升技术转化和市场适应性，持续推动技术创新的高效循环，以应对日益复杂的市场需求和技术变革。

引用本文 李秋杰, 隗乐香, 骆莹. 人工智能驱动制造企业技术创新效率提升研究 [J]. 社会科学理论与实践, 2025, 7(6):10–17. https://doi.org/10.6914/tpss.070602.

Cite This Article Qiujie LI,Lexiang WEI, Ying LUO.(2025). AI-Driven Enhancement of Technological Innovation Efficiency in Manufacturing Enterprises. *Theory and Practice of Social Science*(*Shèhuì kēxué lǐlùn yǔ shíjiàn*), 7(6):10-17. https://doi.org/10.6914/tpss.070602

AI-Driven Enhancement of Technological Innovation Efficiency in Manufacturing Enterprises

Qiujie LI,Lexiang WEI, Ying LUO

Business School, Qilu Institute of Technology, Jinan 250200, Shandong, China

Abstract This paper focuses on how artificial intelligence (AI) can effectively drive improvements in the technological innovation efficiency of manufacturing enterprises. It aims to reveal the intrinsic mechanisms through which AI enhances the efficiency of R&D, technology transfer, commercialization, and resource allocation, while systematically analyzing the challenges faced by manufacturing firms in terms of data foundations, technological integration, organizational transformation, value assessment, and talent ecosystems. The study finds that enterprises need to make coordinated efforts along the paths of deepening data governance, embedding AI deeply into innovation processes, reshaping organizational mechanisms, building open innovation ecosystems, and constructing integrated platforms. These efforts should be supported by key measures such as strategic planning, technological investment, talent development, risk management, and performance monitoring, so as to truly unlock the multiplicative potential of AI in boosting innovation efficiency.

keywords AI; manufacturing enterprises; technological innovation efficiency; intelligent manufacturing; efficiency improvement

〔责任编辑：孙强　Email: cpcl@cpcl.hk〕