文章编号:1003 - 2053(2026)04 - 0805 - 12

知识流动视角下 AI 驱动的创新过程双案例研究

肖 静,李天柱
(贵州财经大学工商管理学院,贵州贵阳 550025)

摘 要:人工智能为企业技术创新提供了重要机遇。本研究基于知识流动视角,通过对两家不同产业背景的 AI 领域初创企业进行案例对比研究,探析 AI 驱动的创新过程机理。研究发现:(1)AI 驱动的创新过程遵循“知识生产—AI 驱动的市场机会洞察—知识获取—知识创造—知识应用”的路径,其中,知识创造环节通过“训练模型—模型预测—实验验证—迭代优化”的路径,实现 AI 与专业领域知识的嵌合式重组;(2)影响创新过程的内部因素包括创始人知识禀赋、复合型人才和组织结构,外部因素涉及合作伙伴网络和技术、政策、市场等;(3)不同产业背景的企业遵循相似的知识嵌合路径,但形成差异化的产业专属模型,不同创业背景的企业则基于自身特点采取差异化的知识获取策略。本研究有助于深化对 AI 驱动的创新过程的机理认知,为企业加快推进 AI 驱动的创新提供实践启示。

关键词:AI 驱动的创新;知识流动;过程机制;知识创造;嵌合式重组
中图分类号:F062.3 **文献标识码**:A

新一代人工智能的迅猛发展,正催生一场充满潜力和挑战的科技革命——AI for Science,即人工智能驱动的科学研究[1]。受 AI for Science 的启发和推动,在生物、新材料、新能源等产业中,技术创新活动也浮现出“AI 驱动”的特征,并日益成为一种显著趋势。为叙述方便,本研究将 AI 驱动的创新界定为,以 AI 技术与产业领域技术结合为基础,由人工智能与人类智能协同推进的技术创新,主要具有两大特征:一是 AI 全面融入技术创新的基础研究、应用开发、中试、商业化等各阶段;二是 AI 的引入改变了技术创新的实施流程、参与主体和能力供给,提升创新效率但不改变最终产品或服务本身(例如,由 AI 发现和设计的新药仍是药物)。近年来,我国涌现出一批新兴的初创型企业,专注于 AI 驱动的创新,对加速形成新质生产力具有重要作用。然而,AI 领域的初创企业在创新实践中面临交叉学科知识融合难度大[2]、技术研发与市场需求断层[3]等知识流动不畅的挑战。不少初创企业如昙花一现,还未掀起浪花,就消失在 AI 浪潮中[4,5]。由此,为应对挑战,激发企业活力,亟需厘清企业实施 AI 驱动的创新的过程机理。

目前,有少数研究关注到 AI 驱动的创新主体[3,5]和创新影响效果[6],但对 AI 驱动的创新过程探索较为稀缺,对此,知识流动理论提供了有益视角。知识流动是知识在主体(组织、个人)作用下生成、传递、整合和积累,以实现知识吸收、增值与再创新的过程[7]。技术创新可以划分为三个范围较宽并互有重叠的子过程,即知识的产生、知识转化为制品(包括产品、系统、工艺和服务)和制品与市场需求匹配[8]。因此,技术创新与知识流动的螺旋相伴相生[9],使知识流动成为技术创新的关键路径[10]。然而,已有研究鲜有从知识流动视角切入,结合 AI 驱动的创新情境探索技术创新过程机理。鉴于此,本研究选取深圳屹艮科技有限公司(简称“屹艮”)和杭州剂泰医药科技有限责任公司(简称“剂泰”)为典型案例,采用双案例对比研究方法,从知识流动视角出发,剖析初创企业开展 AI 驱动的创新过程机理。

1 文献回顾与分析框架

1.1 文献回顾

AI 驱动的创新的出现,与科学研究的 AI for Science 范式的广泛扩散密不可分。AI for Science

收稿日期:2025 - 01 - 24;**修回日期**:2025 - 06 - 23
基金项目:国家自然科学基金资助项目(72362004);贵州省高校哲学社会科学实验室试点建设资助项目(黔教哲[2023]02 号)
作者简介:肖静(1985 -),女,博士研究生。李天柱(1975 -),男,教授、博士生导师,通讯作者,E - mail:ltzuestc@163.com。

作为一种智能驱动和以知识为中心的研究范式[11]，借助 AI 在高维问题的表示能力，使科学家既能更真实细致地诠释复杂系统的逻辑构架，又能把基础学科的基本原理以更高效的方式应用于解决科学研究和技术创新的实际问题[12]。AI for Science 在生物医学、材料科学等具有“巴斯德象限”特征的科学领域已经取得显著成绩，由此重塑了相应产业领域的技术创新范式，形成 AI 驱动的创新。现有对 AI 驱动的创新相关规律的揭示，主要针对创新主体和影响效果。一方面，认为 AI 学术创业企业通过柔性框架实现连续性创新，从而跨越“死亡之谷”[3]；通过场景驱动策略进行资源编排，可以突破“创业魔咒”实现持续创新[5]。另一方面，提出 AI 技术应用通过增加知识多样性、打破组织惯例、提高资源配置效率促进企业创新[6]。然而，鲜有研究深入探究 AI 驱动的创新过程。

知识流动理论刻画了知识从知识源传递给接收方，接收方对知识进行整合、吸收和再创新的复杂过程[9,13]，其核心是知识创造，即隐性知识和显性知识持续相互作用的动态过程[10]。SECI 模型指出显性知识和隐性知识可通过社会化、外化、组合化和内化四种方式实现相互转化[14]，赵蓉英等[15]进一步提出知识在内化和外化的循环中不断积累上升，创造新知识。知识流动为揭示知识从生产到应用的过程提供了富有洞见的分析框架，学者们针对特定场景构建知识动力学模型[16]、知识流生命周期模型[17]和知识流动 SIRS 模型[18]等。然而，在 AI for Science 浪潮下，AI 技术正快速与各个学科融合[19]，知识流动呈现出高度的融合性，以往研究在解释 AI 驱动的创新过程机理方面缺乏适用性。

1.2 分析框架

鉴于技术创新伴随着知识流动的螺旋过程持续涌现[10]，知识的生产、获取、吸收、整合、转化、创造、传递、应用等在其中发挥关键作用。本研究基于知识流动视角，结合技术创新相关文献，建立如图 1 所示的分析框架。说明如下：(1)企业作为创新主体，创新过程中“知识的产生”和知识流动过程中的“知识生产”对应，指新知识的生产，即依靠原有知识作出新的发现、发明、创造和创新[20]；(2)创新过程中“知识转化为制品”和知识流动过程中的“知识获取”“知识创造”对应。Pavitt 在描述“知识转化为制品”时指出，科学发展使人们能创造出更复杂的制品，这些制品包含越来越多的子系统和零部件，需要吸纳更广泛的专业知识领域[8]，而吸纳知识的前提是获取知识，主要是获取异质性知识以确保新的知识创造[21]。知识创造是知识创新的具体形式[7]，新知识包括新发现、新规律、新学说、新方法、新技术和新发明[22]，部分新知识沉淀为具体制品；(3)创新过程中的“制品匹配市场需求”和知识流动过程中的“知识应用”对应，指企业现有的知识与其他生产要素相结合，生产出制品以满足市场需求[23]。

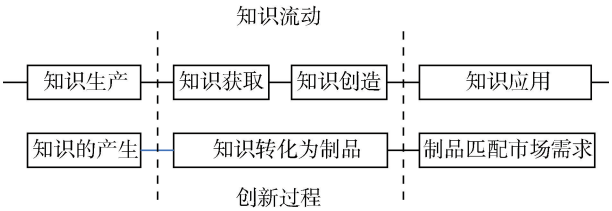

图 1 理论分析框架

Figure 1 Theoretical analysis framework

2 研究设计

2.1 研究方法与案例选择

本研究采用双案例对比研究方法，并遵循过程研究范式[24]。原因在于：(1)初创公司如何开展 AI 驱动的创新，以及知识流动如何促进创新，属于“How”为导向的问题，适合采用案例研究方法[25]；(2)双案例研究通过“差别复制”逻辑，能够对不同产业背景下的相同现象进行比较分析，有助于提升理论解释的普适性[26]。

根据理论抽样原则，选取屹艮与剂泰为研究对象。原因如下：(1)典型性和代表性。屹艮和剂泰均为典型的 AI 领域初创公司，其中屹艮是全国领先的由 AI 赋能的新能源电池材料研发服务企业，而剂泰是全球首家专注“AI + 药物递送”环节的生物技术企业，二者都是本领域的优质代表性企业；(2)共性和差异性。新材料和生物医药均属于 AI 驱动的创新频发的领域，但屹艮属于 AI for Material Science 领域，剂泰属于 AI 制药领域，符合本研究的理论抽样原则。具体而言，屹艮成立于 2020 年 12 月，是专注于 AI for Science 领域中 AI for Material Science 研究及产业应用的工业软件企业。公司运用机器学习、神经网络等先进 AI 技术，开发工业仿真平台服务于新能源电池材料研发，已发展为我国 AI for Science 领域的龙头企业。剂泰成立于 2020 年 1 月，是全球首家以人工智能驱动药物递送和药物发现的生

物技术企业,集合人工智能、机器学习和量子模拟等技术,实现创新递送材料设计和“可编程核酸药物”开发。屹艮与剂泰两家企业均获得了红杉资本等头部投资机构的认可,并荣获各类专精特新企业资质。

2.2 数据收集

本研究采用一手资料和二手资料方式采集数据。一手资料采取面对面的半结构化访谈获得,二手资料源于公开数据,如案例企业官网披露的信息、权威媒体对案例企业的报道、领导人公开讲话和公开的文献资料等。针对两个案例的数据收集,均遵循反复对比“原始数据—理论模型—文献资料”的过程,有重点地收集数据,对多方数据进行三角验证,剔掉与验证不符的材料以提升研究的信度和效度,此外,邀请 4 名专家检验并审核本文提炼的三层编码,直到理论饱和,方才结束数据收集工作,最终,形成 20.7 万字的文本资料。

2.3 分析策略

遵循过程研究范式,同时配合使用一阶/二阶的结构化数据分析方法,具体如下:(1)采用叙事性策略。从时间维度给出知识流动和创新过程的逻辑线,分别对两家企业进行纵向案例分析;(2)深入挖掘新颖信息。聚焦关键事件,细致探讨知识流动如何促进 AI 驱动的创新过程,为构建理论模型提供重要证据;(3)结构化数据分析。运用一阶/二阶的结构化数据分析策略[27],先是忠于原始资料形成一阶构念,接着,比较并聚类一阶构念,提炼出二阶主题,最终抽象出聚合维度,分析中在数据、理论和模型之间反复迭代,直到理论饱和;(4)对比分析,归纳异同。归纳两家企业实施 AI 驱动的创新过程中的同质化路径及影响因素,同时,通过异质性背景下相同现象的对比分析,识别导致差异的核心要素。

3 案例分析与发现

3.1 屹艮的创新过程

(1)知识生产

屹艮开展 AI 驱动的创新,知识基础建立于创始人郑家新在创立企业之前对关键“原有知识”的生产过程,包括以科学研究和技术开发经验为主的异质性知识。科学研究方面,郑家新博士后期间专注 AI for Material Science 研究,在 Nature 等国际顶级期刊发表 150 余篇 SCI 论文,并于 2021 和 2022 年,两度入选斯坦福大学全球前 2% 顶尖科学家榜单。技术开发方面,郑家新深耕电池材料领域近 10 年,为产业中的现实难题提供了切实可行的解决路径。如通过计算机仿真模拟,最早提出高镍是三元材料开发的重要方向,并发现了镍含量达到 60% 的材料,极具商业应用价值(目前该成果已广泛应用于高端电动车)。

(2)知识获取

屹艮除了通过学术创业的方式获取创始人团队的知识之外,主要通过引进人才、公开搜索信息、利益相关者助力、合作研究等外部方式获取知识。具体而言:①引进人才。一方面招募材料计算、应用测试、算法开发等领域的专业科研人员,另一方面引入绩效任职主管、软件产品经理等具有经营管理才能的人员;②公开搜索信息。通过阅读科学文献获取研发过程中所需的专业知识;③利益相关者助力。获取风投机构提供的管理经验和商业知识。如屹艮董事郑某某来自红杉资本,在 60 多家科技服务企业任职,为公司带来丰富的商业经验;④开展合作研究。屹艮与北京大学、宁德时代 21C 实验室以合作研究的方式进行自主科研,在原子尺度上加深了外压对锂枝晶的作用机理理解。

(3)知识创造

知识创造是知识创新的具体形式,关键是对现有知识的重组[28]。在屹艮案例中,AI 技术与材料科学知识的嵌合式重组遵循“训练模型—模型预测—实验验证—迭代优化”的路径。首先,训练模型阶段,通过 DFT(Density Functional Theory,密度泛函理论)计算获取精准的材料科学数据,用于训练力场模型。其次,模型预测阶段,训练好的力场模型为科研人员提供预测结果。再次,实验验证阶段,将模拟结果与实验数据进行对比验证。最后,迭代优化阶段,根据对比误差重新选取关键采样点进行 DFT 计算,用新数据优化力场模型,不断提升预测准确性。这种循环迭代的知识嵌合路径实现了 AI 技术与材料科学知识间的相互楔入。

屹艮通过嵌合式重组生成核心技术——仿真计算引擎,该技术沉淀到面向新能源电池客户的 3 个仿真技术平台中,包括材料工坊(电池材料性能评估)、电芯工坊(器件设计优化)和智芯工坊(电池组系统性能预测)。在此基础上,屹艮以提供平台和咨询服务两种形式实现商业化,为新能源电池全生命周期提供研发仿真整体解决方案,以定制化方式服务于宁德时代、贝特瑞、华为等中国头部新能源材

料企业。

特别注意的是,复合型人才在知识创造方面发挥着关键作用。随着 AI 与各学科的深度融合,跨学科知识整合的需求日益凸显。如屹艮技术负责人表示“研发中最大的难点在于行业的交叉性很强,需要对数学、计算机、化学等多个领域都有所了解的人,才能开发产品、开展商务”。研究表明,组织中具备多方面知识和技能的复合型人才能够有效降低组织内部的认知障碍和政治障碍,从而促进知识的整合与利用[29],企业的知识整合能力越强,通过重组不同技术领域的知识元素获得的新技术或新知识成果就越多[30]。因此,屹艮通过组建优秀的复合型人才团队,有效促进知识重组,推动了创新进程。

(4)知识应用

屹艮自主开发材料研发平台,以提供平台和服务的方式实现知识商业化。为匹配市场需求,屹艮采取目标导向策略推动技术迭代创新。为支持技术创新和商业模式落地,屹艮建立灵活的组织结构,形成跨职能、跨领域合作,如研发团队按专长分组并注重组间协同,同时与运营团队密切配合开展产品推广。这种组织架构有效支撑了公司“单轨”式商业模式,专注提供材料研发的辅助软件和咨询服务(自身并不研发新材料),已与宁德时代、贝瑞特等建立长期合作。成功的商业化不仅实现了技术创新的价值,也为持续研发提供资金支持,形成“技术创新—组织结构创新—商业模式创新”的良性循环。

(5)AI 驱动的创新机会洞察

技术变革和市场需求变化都会催生新的机会[31]。深入挖掘信息,发现在知识生产和知识获取之间存在一个承上启下的关键节点——“AI 驱动的创新机会洞察”,创始人基于已有的知识生产经验,感知 AI 赋能科学的创新机会,并经过反复推敲明确创新方向的过程。技术可行性方面,屹艮创始人郑家新基于对产业技术演进的观察,发现新材料研发正从实验主导向计算主导转变。市场趋势方面,尽管宏观和介观尺度的模拟仿真技术已较为成熟,但微观尺度仿真技术仍有发展空间。基于这一判断,郑家新进一步将细分赛道确定在,微尺度仿真应用于材料创新领域。这一判断与其在材料计算模拟、AI for Materials 和锂电池材料仿真设计等领域的研究经验高度契合,由此促成了其学术创业构想,并为后续知识获取锚定了方向。

通过上述分析,归纳出屹艮开展 AI 驱动的创新过程如图 2 所示。

3.2 剂泰的创新过程

(1)知识生产

剂泰医药由麻省理工(MIT)顶尖科学家和成功连续创业家共同创立。3 位创始人丰富的异质性知识包括科研、技术开发和创业经验,不仅为公司核心技术平台开发奠定基础,也为公司运营提供了管理经验支撑。赖才达博士在诺华 MIT 中心专注于动态建模、药物结晶及工艺优化研究,博士后期间创办净水科技企业 AquaFresco,成功将创新污水循环技术实现商业化;王文首博士专注于药物递送研究,在 MIT 开发机器学习驱动的 3D 打印技术并实现商业化;陈红敏院士(美国工程院院士)先后参与创立 TransForm 制药和 Kala 制药。

(2)知识获取

剂泰分别从内部和外部进行知识获取。从内部看,一方面,剂泰创始人通过学术创业直接将其专业知识和管理经验植入企业,另一方面,剂泰从孵化者企业继承重要的知识能力,剂泰的孵化者企业是国内 AI 制药第一股晶泰科技,剂泰继承了晶泰科技强有力的 AI 实力,主要体现为晶泰在概念形成、验证(包括底层算法)和平台搭建过程中给予剂泰支持。从外部看,主要从三个方面获取知识:①人才引进。如负责剂泰平台技术研发的副总裁刘安东博士,加入剂泰后,带领团队突破核酸药物递送技术瓶颈;②合作研发。如与博腾实现上下游技术协同,与华海药业共同开发 AI 高端制剂平台,并通过加入罗氏中国加速器获取全球科研资源;③公开数据搜索。如剂泰核心技术平台 AiLNP 利用 AI 和机器学习的技术,从专利报道的两三千种脂质,扩增到百万级别以上的脂质设计的化学空间。其中,“专利报道”是公开数据,脂质是构成纳米粒的主要成分,LNP(Lipid Nanoparticles,脂质纳米粒)是 mRNA 药物常用的载体。

(3)知识创造

剂泰在知识创造中的嵌合式重组遵循“训练模型—模型预测—实验验证—迭代优化”的路径。训练模型阶段,通过高通量实验平台开展湿实验(如大量动物实验),持续产生高质量数据,用于训练模型,剂泰在肺靶向递送研究中已积累上亿级别的 LNP 数据库。模型预测阶段,AI 基于对已有数据的分析和学习,预测新药物递送系统的性能和效果,为湿实验提供精准指引。在实验验证阶段,通过湿实

验验证 AI 的预测结果。迭代优化阶段,实验数据又扩大了模型训练的数据集,用以优化 AI 模型。这种干湿实验的循环迭代实现了原科学领域知识与 AI 技术的相互楔入,显著提升了研发效率。

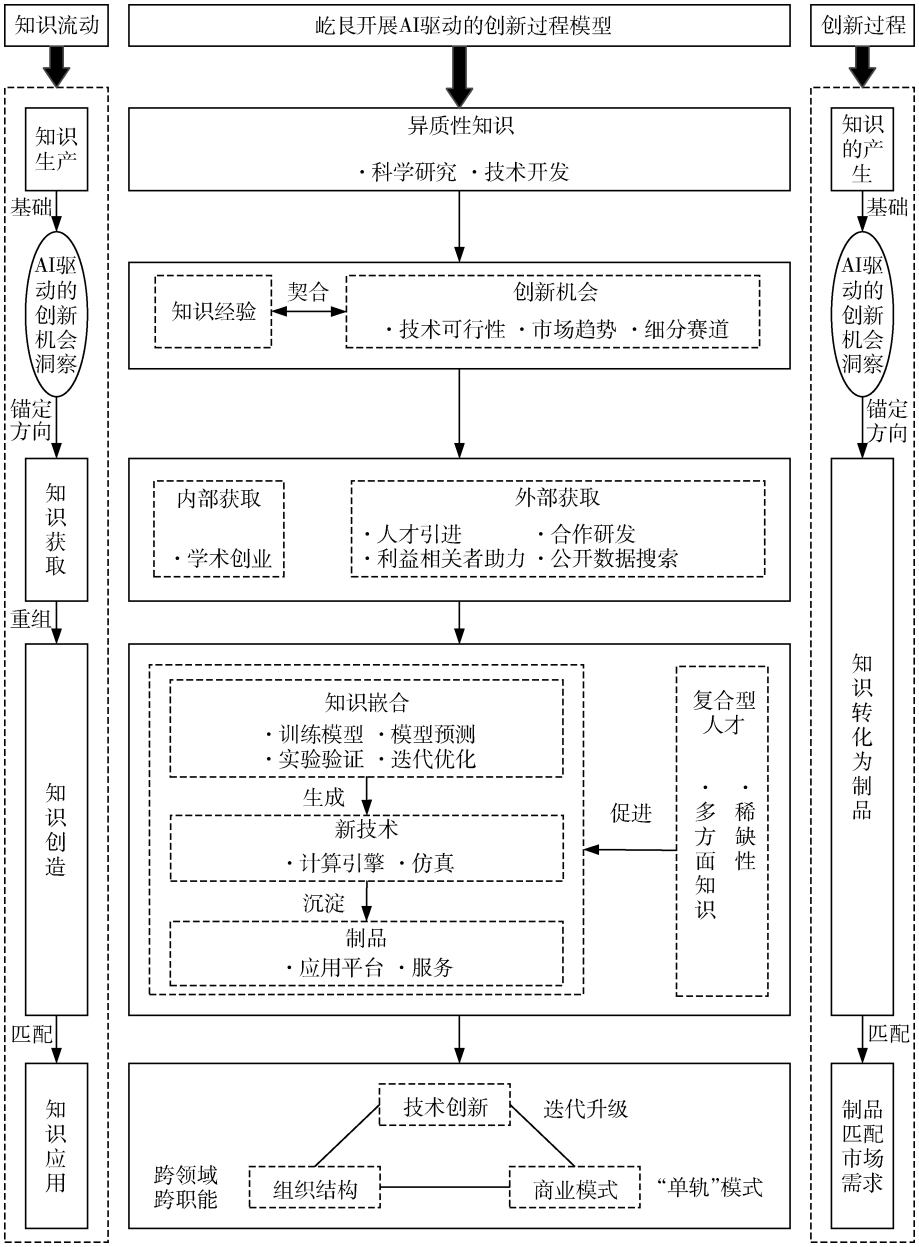

图 2　屹艮开展 AI 驱动的创新过程模型

Figure 2　Yigen's AI – driven innovation process model

通过干湿实验循环迭代的知识嵌合路径,剂泰自主开发出多项底层技术,包括 AI 数据驱动算法、机制驱动的量子化学和分子动力学模拟等。基于底层技术,剂泰构建了相互关联的三大核心技术平台,形成完整的药物递送闭环:AiRNA 负责优化 mRNA 序列设计,解决“递送什么”的问题;AiLNP 作为自主 LNP 递送系统,解决“如何递送”的问题;AiTEM 则致力于提高药物的溶解度和渗透性,解决“如何让递送更有效”的问题。基于应用平台,剂泰自研管线,其代表性成果 MTS004 口崩片项目(针对假性延髓情绪)于 2022 年获得临床试验批准,并在 2023 年进入 3 期临床试验,验证了 AiTEM 平台在药物配方筛选方面的突破性能力。

进一步分析发现,复合型人才具有跨学科知识整合的独特优势[29],能促进知识创造。这一特点在 AI 驱动药物递送领域尤为重要,因为该领域本质上

要求 IT 与生物科技的深度融合。剂泰在中美两地构建了优势互补的人才体系,如杭州团队约 20 人,汇集了 AI 算法、自动化、化学、互联网、金融、数学统计等交叉背景的人才,专注于 AI 平台开发,而波士顿团队则由经验丰富的医药专家组成,主导药物立项和临床开发。华兴资本评价,剂泰拥有首屈一指的复合型人才团队。这种跨学科的人才配置通过促进知识创造,助力剂泰开发出世界领先的 AI + 药物递送平台。

(4)知识应用

剂泰的知识应用主要指制品匹配市场需求,体现在技术创新、组织结构和商业模式三个方面。技术创新方面,以月为单位开发针对不同器官的材料,持续迭代升级,保持领先优势。组织结构方面,通过跨学科人才整合和跨地域布局应对创新挑战。如剂泰在波士顿和杭州设立实验室,前者负责制剂新药开发,后者主要进行制剂高通量平台开发。商业模式方面,剂泰采用自研管线与合作开发并行的“双轨”策略。自研管线的代表性成果是 MTS004 口崩片项目,同时,与康芝药业、华海药业等展开深度合作,开发覆盖中枢神经系统、肿瘤学、罕见病等领域的核酸药物和小分子药物,

(5)AI 驱动的创新机会洞察

剂泰在知识生产和知识获取之间存在承上启下的重要节点,即 AI 驱动的创新机会洞察。首先,技术可行性方面,创始人基于专业知识认识到 DNA/RNA 序列数据天然适合 AI 处理。DNA/RNA 序列由 A、T/U、C、G 4 种碱基组成,这些碱基按特定顺序排列形成密码子,进而编码不同的蛋白质。基因组学研究产生了海量的 DNA 序列数据,这些数据记录了 DNA 序列与蛋白质之间的对应关系。AI 通过学习这些对应关系,可以识别其中的模式和规律,进行预测;其次,市场趋势方面,把握到医药产业正处于数字化转型期,AI 制药进入指数增长阶段,中国创新药企业面临进军全球市场的历史机遇;最后,细分赛道选择上,识别出药物递送领域独特优势,即相较其他 AI 药物研发场景,具有验证周期短(约 1 年进入人体验证)、成药时间快(3 – 4 年可能上市)的特点。这种多重的机会洞察与创始人团队的知识积累高度契合,进而为剂泰的知识获取锚定方向,促使其成为全球首家专注于 AI 驱动药物制剂开发的企业。

基于上述分析,归纳出剂泰开展 AI 驱动的创新过程如图 3 所示。

4 结论与讨论

4.1 AI 驱动的创新过程

本研究通过对 AI 领域初创企业的双案例研究,从知识流动视角探讨了 AI 驱动的创新过程机理。研究发现,尽管不同产业背景下企业的创新路径存在差异,但都遵循了相似的知识流动过程,即“知识生产—AI 驱动的创新机会洞察—知识获取—知识创造—知识应用”的过程(如图 4 所示)。(1)知识生产。创始人在科研、技术开发和创业经历中的知识积累,形成了专业化和多样化的知识基础,为创立企业奠定了坚实基础。(2)AI 驱动的创新机会洞察。创始人基于自身知识背景,精准锁定与之相契合的技术应用场景和市场需求,从而为 AI 驱动创新锚定了明确方向,直接指导知识获取。(3)知识获取。企业主要通过学术创业方式获取知识,并在创新机会导向下采取多元化渠道获取知识。(4)知识创造。AI 驱动的创新中知识创造呈现出显著的嵌合式重组特征,即 AI 与专业领域知识(材料科学/生物技术)形成相互楔入的共生状态。这种知识重组产生新技术,形成产业“专属”模型,沉淀到制品中。特别地,复合型人才在促进知识创造方面发挥积极作用。(5)知识应用。企业在匹配市场需求的过程中,展现出整体性的变革创新思维,形成“技术创新—组织结构创新—商业模式创新”的良性循环。

4.2 AI 驱动的创新过程影响因素

通过深入挖掘信息,发现两家企业实施 AI 驱动的创新过程中,知识流动受内外部多种因素影响(如图 4 所示)。从内部因素看:(1)创始人的知识禀赋。深厚的专业知识使创始人能敏锐识别行业痛点和技术瓶颈,指导知识获取;(2)复合型人才。复合型人才具备跨学科知识和技能,能准确识别跨领域知识的关联点和互补性,高效地形成知识重组的整体架构,促进创新;(3)组织结构。跨职能、跨领域合作的组织结构设置,能促进知识在组织内部有效流动,加速知识从获取到应用的过程。从外部因素看:(1)合作伙伴网络。合作伙伴的数量和质量决定了企业可获取的外部知识资源,影响企业知识获取的广度和深度;(2)创新环境。技术环境,产业技术水平决定了企业可获取的知识的范围和深度,界定企业知识创造的技术边界。政策制度环境,国

家对核心技术突破的战略需求激发创始人的创业激情,政策支持加强了创始人对知识价值商业化的信心。市场环境,市场需求为企业知识获取和创造锚定方向,在知识应用环节提供反馈信息,促使企业技术迭代升级。

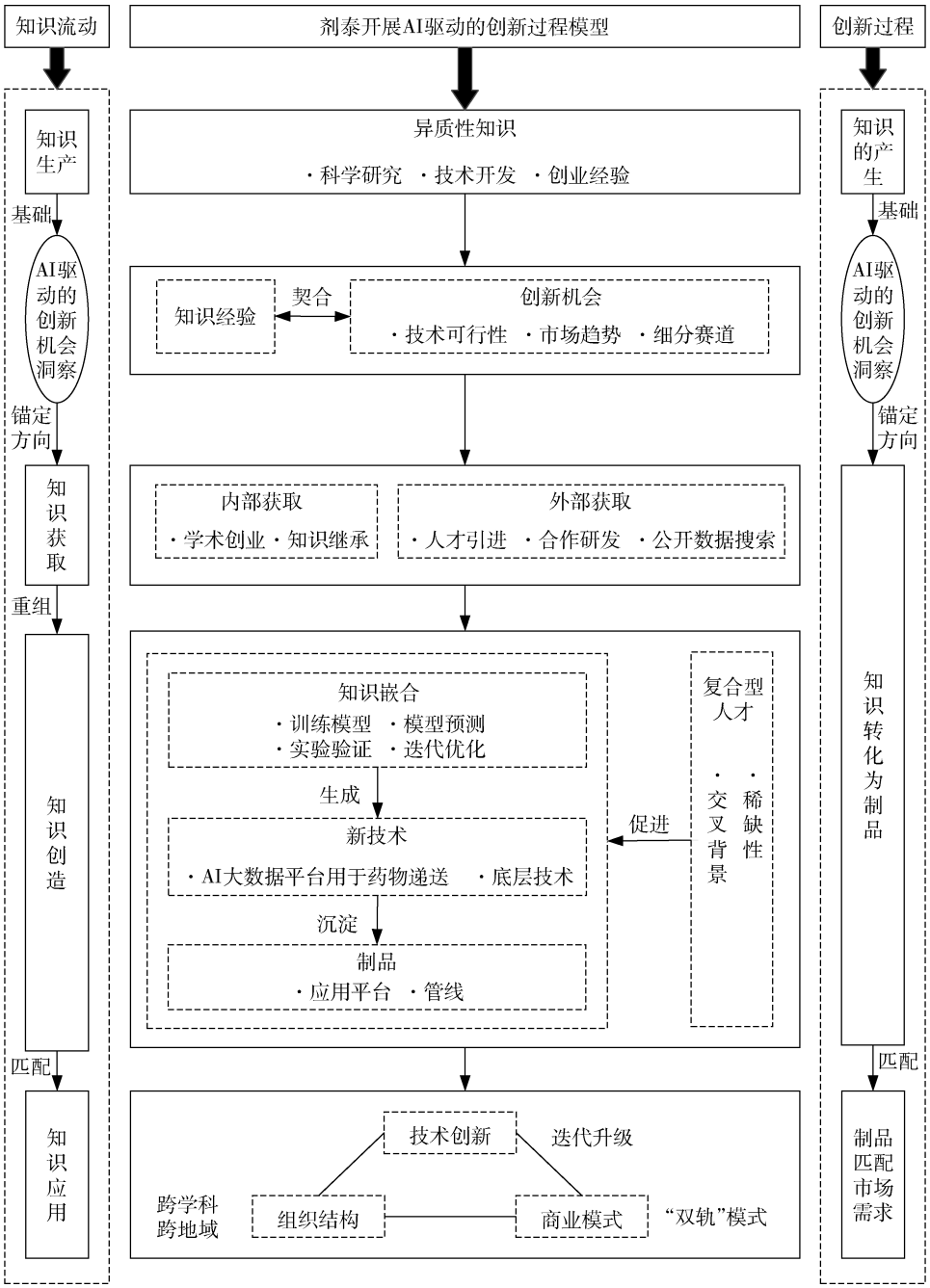

图 3　剂泰开展 AI 驱动的创新过程模型

Figure 3　Jitai's AI – driven innovation process model

4.3　异质性背景下知识流动的特征

(1)产业背景异质性

知识嵌合式重组具有显著的产业特征。屹艮在新材料研发领域,AI 技术与材料科学知识重组,创造了赋能新材料研发的新技术,剂泰在 AI 制药领域,AI 技术与生物技术知识重组,形成 AI + 药物递送的新技术。尽管两家企业所处产业领域不同,但都遵循“训练模型—模型预测—实验验证—迭代优

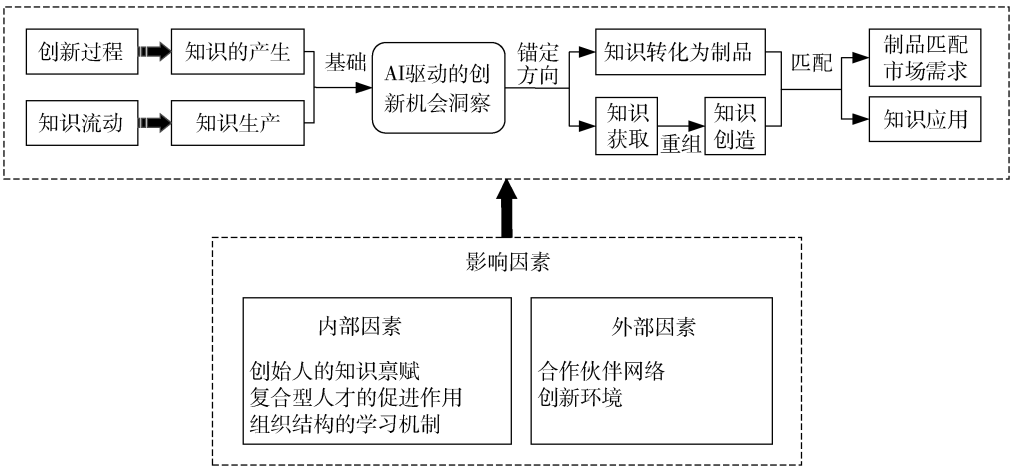

图 4 AI 驱动的创新过程模型

Figure 4 AI – driven innovation process model

化”的知识嵌合路径,从而形成了具有产业特征的专属模型。这表明,AI 驱动创新的关键在于实现 AI 与具体产业知识的深度嵌合,进而释放 AI 赋能科学研究的价值。

(2)创业背景异质性

两家企业基于不同的创业背景,形成了差异化的知识获取路径。孵化背景方面,剂泰作为晶泰科技(中国 AI 制药第一股)的孵化企业,继承了母公司在概念形成、底层算法和平台搭建等方面的知识积累,从而快速构建了 AI 技术能力;而屹艮源自高校孵化,依托北京大学深研院和国家级创新团队获取科研支持。创始人背景方面,剂泰创始人的连续创业经验为企业带来了关键的商业化管理知识;相比之下,屹艮通过引入风投机构派驻高管来补充商业化经验。这种基于创业背景异质性的知识获取策略差异,反映了初创企业在发展过程中对知识获取路径的适配性选择。

5 理论贡献、启示与展望

5.1 理论贡献

首先,本研究通过解构初创企业实施 AI 驱动的创新中的知识流动过程,拓展了知识流动理论的内容边界。研究发现,相较于传统知识流动模型[7],AI 驱动的创新中,在知识生产与知识获取之间嵌入了一个承上启下的重要节点,即 AI 驱动的创新机会洞察。一方面,只有具备前沿科研经验的人才能洞察到,因为相关技术和市场需求与其以往知识生产的经验高度契合。另一方面,市场机会洞察为后续的异质性知识获取锚定了方向。

其次,本研究探究 AI 驱动的创新过程,归纳出知识嵌合式重组路径,即“训练模型—模型预测—实验验证—迭代优化”,深化了对知识重组的理解。知识嵌合强调 AI 与原科学领域知识通过相互楔入的方式进行重组。与现有研究提出的知识耦合不同,知识耦合指两个或两个以上技术领域的知识元素通过相互作用的方式整合成新知识的过程和结果[32],但并没有说明如何相互作用。知识嵌合式重组针对性地解释了 AI 驱动的创新情境下跨学科知识通过相互楔入的方式进行重组。

第三,本研究关注知识如何以流动促进 AI 驱动的创新,提出复合型人才凭借自身更广的知识网络,能有效地将新知识与已有的知识建立联系,促进知识创造,实现创新。丰富了创新过程研究中的微观主体视角,以往研究更多关注科学家参与对企业持续创新的影响[33],此外,为复合型人才在 AI 驱动的创新中发挥作用提供了实证数据,加深了其对知识整合具有催化作用的理解[29]。

最后,本研究通过建立差异化分析思路阐释初创企业开展 AI 驱动的创新中知识流动的过程,识别出初创企业在差异化背景下存在不同的知识流动路径。尽管已有研究关注到差异化思路对知识流动[34]和企业技术创新[35]的重要性,但未结合 AI 驱动的创新情境展开深入探讨。从产业背景看,企业的知识嵌合式重组呈现显著的产业特征,形成各自的产业“专属”模型。从创业背景看,两家企业采取

了不同的知识获取路径,丰富和发展了知识流动理论。

5.2　实践启示

通过促进知识流动助推 AI 驱动的创新。首先,重视市场机会洞察的关键作用。企业需要积极挖掘具备前沿科研背景的人才,他们更有可能洞察到前沿科技与市场需求的结合点。其次,构建高质量数据治理体系。企业需要建立完善的数据采集、清洗、标注和管理系统,通过持续迭代优化产业“专属”模型,赋能科学研究。第三,培养复合型人才。企业应促进 AI 专家与领域专家的深度协作,培养具备跨领域知识背景的复合型人才,提升知识创造效率。最后,采取契合自身的知识流动模式促进 AI 驱动的创新。企业需要基于自身背景特征,选择适配的知识获取、创造和应用路径,从而在 AI 驱动的创新中形成独特竞争优势。

5.3　研究局限与展望

虽然本文对初创企业进行 AI 驱动的创新机理进行了有益探索,但仍存在一些局限。第一,由于严格依照知识流动理论的分析框架展开探索,可能存在别的影响因素未能识别出来,尽管本文尝试对数据进行深度挖掘,探析影响因素,但仍无法穷尽,未来研究中可以尝试基于差异化的理论视角进行研究;第二,研究结论处于特定时代发展背景下,具有其内在局限性。随着 AI 与各学科的深入融合,AI 驱动的创新实践仍在不断演化中,未来需要对该问题进行跟踪调研,广泛总结 AI 驱动的创新经验,为微观层面的企业战略部署和宏观层面的政策资源配置提供动态指导。

参考文献:

[1] 王飞跃,缪青海. 人工智能驱动的科学研究新范式:从 AI4S 到智能科学[J]. 中国科学院院刊,2023,38(4):536 - 540. Wang F Y, Miao Q H. A new paradigm of scientific research driven by artificial intelligence: From AI4S to intelligent science [J]. Journal of Chinese Academy of Sciences, 2023, 38 (4): 536 - 540.

[2] 何江,梁正,韩希佳. AI 产业化与产业 AI 化:AI 大模型产业生态的行动实践、变革趋势与前沿议题[J]. 西安财经大学学报,2024,37(6):49 - 63. He J, Liang Z, Han X J. AI industrialization and industrial AI: action practice, change trend and frontier issues of AI large model industrial ecology [J]. Journal of Xi ' an University of Finance and Economics, 2024, 37 (6): 49 - 63.

[3] 李晓华,高旭东,李纪珍. 柔性框架:AI 领域的学术创业企业如何跨越“死亡之谷”[J]. 南开管理评论,2023,26(3):4 - 14,27,15 - 16. Li X H, Gao X D, Li J Z. Flexible framework: How academic startups in the field of AI can cross the “valley of death” [J]. Nankai Management Review, 2023, 26 (3): 4 - 14, 27, 15 - 16.

[4] Kemp A. Competitive advantage through artificial intelligence: Toward a theory of situated AI[J]. Academy of Management Review, 2024, 49(3): 618 - 635.

[5] 尹西明,武沛琦,钱雅婷,等. 先立后破:场景驱动如何助力 AI 新创企业实现最优区分? ——基于微言科技的纵向单案例研究[J/OL]. 南开管理评论,1 - 31[2025 - 06 - 13]. http://kns. cnki. net/kcms/detail/12. 1288. F. 20241210. 0931. 002. html. Yin X M, Wu P Q, Qian Y T, et al. How does scenario - driven help AI start - ups achieve optimal differentiation ? - A longitudinal single case study based on Weiyan technology [J/OL]. Nankai Management Review, 1 - 31 [2025 - 06 - 13]. http://kns. cnki. net/kcms/detail/12. 1288. F. 20241210. 0931. 002. html.

[6] 李玉花,林雨昕,李丹丹. 人工智能技术应用如何影响企业创新[J]. 中国工业经济,2024(10):155 - 173. Li Y H, Lin Y X, Li D D. How does the application of artificial intelligence technology affect enterprise innovation [J]. China ´s Industrial Economy, 2024 (10): 155 - 173.

[7] 董坤,许海云,崔斌. 知识流动研究述评[J]. 情报学报,2020,39(10):1120 - 1132. Dong K, Xu H Y, Cui B. Review of knowledge flow [J]. Journal of Information Science, 2020,39 (10): 1120 - 1132.

[8] 法格博格,莫利,纳尔逊. 牛津创新手册[M]. 北京:东方出版中心,2021. Fagerberg J, Mowery D C, Nelson R R. The Oxford Handbook of Innovation [M]. Beijing: Oriental Publishing Center, 2021.

[9] 竹内弘高,野中郁次郎. 知识创造的螺旋:知识管理理论与案例研究[M]. 北京:知识产权出版社,2012. Takeuchi H, Nonaka I. The Spiral of Knowledge Creation: Knowledge Management Theory and Case Study [M]. Beijing: Intellectual Property Publishing House, 2012.

[10] 张矿伟,俞立平. 数字化转型对区域高技术产业创新差距影响研究[J]. 科研管理,2024,45(7):49 - 58. Zhang K W, Yu L P. Research on the impact of digital transformation on the innovation gap of regional high -

tech industries [J]. Scientific Research Management, 2024,45 (7): 49 – 58.

[11] Leng C, Tang Z, Zhou Y G, et al. Fifth paradigm in science: A case study of an intelligence – driven material design[J]. Engineering, 2023, 24: 126 – 137.

[12] 黄时进.新一代人工智能驱动科学发现的新范式[J].社会科学,2024(3):54 – 65. Huang S J. A new paradigm of scientific discovery driven by a new generation of artificial intelligence [J]. Social Sciences, 2024 (3): 54 – 65.

[13] 蔡坚,杜兰英.企业创新网络知识流动运行机理研究——基于系统动力学的视角[J].技术经济与管理研究,2015(10):23 – 28. Cai J, Du L Y. Research on the operation mechanism of knowledge flow in enterprise innovation network – Based on the perspective of system dynamics [J]. Technical Economy and Management Research, 2015(10): 23 – 28.

[14] Nonaka I, Takeuchi H. The Knowledge – creating Company: How Japanese Companies Create the Dynamics of Innovation[M]. Oxford: Oxford University Press, 1995.

[15] 赵蓉英,刘卓著,王君领.知识转化模型 SECI 的再思考及改进[J].情报杂志,2020,39(11):173 – 180. Zhao R Y, Liu Z Z, Wang J L. Rethinking and improving the SECI model of knowledge transformation [J]. Intelligence Magazine, 2020,39 (11): 173 – 180.

[16] Dong C, Wang F, Li H, et al. Knowledge dynamics – integrated map as a blueprint for system development: Applications to safety risk management in Wuhan metro project[J]. Automation in Construction, 2018, 93: 112 – 122.

[17] 刘晓琴,李孝忠,赵朋.基于 Petri 网的企业显性知识流建模[J].天津科技大学学报,2017,32(3):68 – 72. Liu X Q, Li X Z, Zhao P. Modeling of enterprise explicit knowledge flow based on Petri net [J]. Journal of Tianjin University of Science and Technology, 2017, 32 (3): 68 – 72.

[18] 吴小桔,吴洁,盛永祥,等.企业知识流动 SIRS 模型构建与仿真[J].统计与决策,2016(13):177 – 180. Wu X J, Wu J, Sheng Y X, et al. SIRS model construction and simulation of enterprise knowledge flow [J]. Statistics and Decision – Making, 2016(13): 177 – 180.

[19] 王彦雨,雍熙,高芳.人工智能的学科汇聚现象及其对科研范式的影响研究[J].社会科学战线,2024(3):26 – 40. Wang Y Y, Yong X, Gao F. Research on the phenomenon of discipline convergence of artificial intelligence and its impact on scientific research paradigm [J]. Social Science Front, 2024(3): 26 – 40.

[20] 杜月升.论知识生产及其经济特征[J].深圳大学学报(人文社会科学版),1999(2):46 – 51. Du Y S. On knowledge production and its economic characteristics [J]. Journal of Shenzhen University (Humanities and Social Sciences Edition), 1999(2): 46 – 51.

[21] 杨磊,刘海兵.创新情境视角下的开放式创新路径演化[J].科研管理,2022,43(2):9 – 17. Yang L, Liu H B. The evolution of open innovation path from the perspective of innovation context [J]. Scientific Research Management, 2022, 43(2): 9 – 17.

[22] 王子龙,戎军涛.概念知识元的语义融合生成路径与框架[J].信息资源管理学报,2023,13(4):111 – 121. Wang Z L, Rong J T. Path and framework for semantic fusion generation of conceptual knowledge elements [J]. Journal of Information Resources Management, 2023, 13(4): 111 – 121.

[23] 张云昊,王磊.公共数据开放伦理:概念界定、内在困境与治理路径[J].科技进步与对策,2025,42(5):12 – 20. Zhang Y H, Wang L. Public data open ethics: Concept definition, internal dilemma and governance path [J]. Science and Technology Progress and Countermeasures, 2025,42 (5): 12 – 20.

[24] Langley A N N, Smallman C, Tsoukas H, et al. Process studies of change in organization and management: Unveiling temporality, activity, and flow[J]. Academy of Management Journal, 2013, 56(1): 1 – 13.

[25] 井润田,孙璇.实证主义 vs.诠释主义:两种经典案例研究范式的比较与启示[J].管理世界,2021,37(3):198 – 216,13. Jing R T, Sun X. Positivism vs. Hermeneutics: Comparison and enlightenment of two classical case study paradigms [J]. Management World, 2021, 37 (3): 198 – 216,13.

[26] Yin R K. Case Study Research: Design and Methods (5thed.)[M]. Thousand Oaks, CA: Sage Publications Inc,2014.

[27] 解学梅,韩宇航,俞磊.如何跨越平台创新鸿沟:平台生态系统超模块创新体系的价值创造机制研究[J].管理世界,2024,40(7):175 – 204. Xie X M, Han Y H, Yu L. How to cross the platform innovation gap: Research on the value creation mechanism of the platform ecosystem super – module innovation system [J]. Management World, 2024,40 (7): 175 – 204.

[28] Jung H J. Recombination sources and breakthrough inventions: University – developed technology versus firm – developed technology[J]. The Journal of Technology Transfer, 2020, 45(4): 1121 – 1166.

[29] Tong D. Knowledge catalysts: The role of generalist in-

cumbents in post – hiring knowledge integration [J]. Research Policy, 2024, 53(1): 104910.

[30] 刘岩,蔡虹,裴云龙. 企业技术知识基础多元度对独立创新与合作创新平衡互补效应的影响[J]. 科技进步与对策,2022,39(2):111 – 120. Liu Y, Cai H, Pei Y L. The influence of the diversity of enterprise technological knowledge base on the balance and complementary effect of independent innovation and cooperative innovation [J]. Science and Technology Progress and Countermeasures, 2022,39 (2): 111 – 120.

[31] Lee K, Malerba F. Catch – up cycles and changes in industrial leadership: Windows of opportunity and responses of firms and countries in the evolution of sectoral systems[J]. Research Policy, 2017, 46(2): 338 – 351.

[32] Yayavaram S, Ahuja G. Decomposability in knowledge structures and its impact on the usefulness of inventions and knowledge – base malleability[J]. Administrative Science Quarterly, 2008, 53(2): 333 – 362.

[33] 张庆芝,杨雅程,赵天翊,等. 科学家参与、知识转移与基于科学的企业持续创新[J]. 科学学研究,2019,37(11):2082 – 2091. Zhang Q Z, Yang Y C, Zhao T Y, et al. Scientist engagement, knowledge transfer and science – based enterprise continuous innovation [J]. Studies in Science of Science, 2019,37 (11): 2082 – 2091.

[34] 徐鹏,白贵玉. 企业动态竞争行为:研究述评与展望[J]. 外国经济与管理,2020,42(2):3 – 16. Xu P, Bai G Y. Enterprise dynamic competitive behavior: Research review and prospect [J]. Foreign Economy and Management, 2020,42 (2): 3 – 16.

[35] 李阳,许晖,王千金. 打破"小院高墙":不确定情境下"单项冠军"企业如何实现关键核心技术创新突破?[J/OL]. 南开管理评论,1 – 23[2025 – 06 – 13]. http://kns. cnki. net/kcms/detail/12. 1288. F. 20240715. 1905. 004. html. Li Y, Xu H, Wang Q J. Breaking the "small courtyard wall": How can "individual champion" enterprises achieve key core technological innovation breakthroughs in uncertain situations ? [J/OL]. Nankai Management Review, 1 – 23 [2025 – 06 – 13]. http://kns. cnki. net/kcms/detail/12. 1288. F. 20240715. 1905. 004. html.

A dual case study of AI – driven innovation process from a knowledge flow perspective

XIAO Jing, LI Tian – zhu

(School of Business Administration, GuiZhou University of Finance and Economics, Guiyang 550025, China)

Abstract: Artificial intelligence presents significant opportunities for enterprise technological innovation. Technological innovation activities exhibit characteristics of being "AI – driven" and have increasingly become a prominent trend. AI – driven innovation is technological innovation that is based on the integration of AI technology with domain – specific industrial technologies and is collaboratively advanced by artificial intelligence and human intelligence. In recent years, China has witnessed the emergence of numerous startups focusing on AI – driven innovation. In practice, AI – focused startups face multiple challenges in their innovation endeavors and urgently need to clarify the mechanisms underlying enterprise implementation of AI – driven innovation processes. In this regard, knowledge flow theory provides a beneficial perspective, as technological innovation and knowledge flow are spirally intertwined and mutually reinforcing, with knowledge flow serving as a critical pathway for technological innovation. However, existing research has rarely approached this from the perspective of knowledge flow, combining the context of AI – driven innovation to explore the mechanisms of technological innovation processes.

This study aims to examine the mechanisms of AI – driven innovation processes in startups from the perspective of knowledge flow, selecting Yigen and Jitai as typical cases for analysis. This research employs a dual – case study methodology. Since the research questions focus on how startups conduct AI – driven innovation and how knowledge flow facilitates innovation, these are "HOW" – oriented questions that are well – suited to case study methodology. Furthermore, compared to single – case studies, dual – case studies enable comparative analysis of the same phenomenon across different industrial contexts, thereby enhancing the generalizability of theoretical explanations.

This study employs a combination of primary and secondary data sources for data collection, emphasizing focused collection and multi – source verification while excluding materials that fail verification to enhance research reliability and validity. In data analysis, this study follows the process research paradigm and employs first – order/second – order structured data analysis methods. The analysis begins with faithful adherence to original materials to form first – order constructs, followed by comparison and clustering of first – order

constructs to extract second – order themes, and finally abstracts aggregate dimensions to construct process models of AI – driven innovation for both enterprises. Based on this foundation, comparative analysis is conducted to identify similarities and differences, extracting homogeneous pathways and influencing factors in the AI – driven innovation processes of both enterprises. Simultaneously, through comparative analysis of the same phenomenon under heterogeneous contexts, core elements that lead to differences are identified.

The research findings reveal: (1) AI – driven innovation processes follow the pathway of "knowledge production — AI – driven market opportunity identification — knowledge acquisition — knowledge creation — knowledge application", wherein the knowledge creation stage achieves embedded recombination of AI and domain – specific knowledge through the pathway of "model training — model prediction — experimental validation — iterative optimization"; (2) Internal factors influencing the innovation process include founder knowledge endowment, interdisciplinary talent, and organizational structure, while external factors involve partner networks and technological, policy, and market environments; (3) Enterprises from different industrial backgrounds follow similar knowledge embedding pathways but develop differentiated industry – specific models, whereas enterprises with different entrepreneurial backgrounds adopt differentiated knowledge acquisition strategy based on their distinctive characteristics.

The conclusions of this study contribute to a deeper understanding of the mechanisms underlying AI – driven innovation processes in startups. First, by deconstructing the knowledge flow processes in startups' implementation of AI – driven innovation, this research extends the content boundaries of knowledge flow theory. Second, through exploring AI – driven innovation processes, this study identifies the knowledge embedded recombination pathway of "model training — model prediction — experimental validation — iterative optimization", thereby deepening the understanding of knowledge recombination. Third, this research proposes that interdisciplinary talent, by virtue of their broader knowledge networks, can effectively establish connections between new knowledge and existing knowledge, thereby facilitating knowledge creation and achieving innovation. Finally, by establishing a differentiated analytical framework to elucidate the knowledge flow processes in startups' AI – driven innovation, this study identifies that startups exhibit different knowledge flow pathways under differentiated contexts. Furthermore, this research provides practical implications for enterprises conducting AI – driven innovation. Enterprises should adopt knowledge flow models that align with their own characteristics and promote AI – driven innovation through facilitating knowledge flow.

Key words: AI – driven innovation; knowledge flow; process mechanisms; knowledge creation; chimeric recombination

---

(上接第 804 页)

so, this study overcomes the limitation of prior research that treated innovation appropriability as a unitary construct, thereby advancing the integration of innovation appropriability and collaborative innovation literatures. Secondly, this study contributes to the literature by examining the relationship between collaborative innovation and firm performance from an integrative perspective—considering both the direction of knowledge flows during collaboration and the characteristics of a firm's accumulated knowledge base. By elucidating how knowledge base attributes influence the link between collaborative innovation and appropriability, this research expands understanding of the antecedents and boundary conditions of innovation appropriability. Regarding to practical implications, while collaborative innovation can significantly enhance a firm's innovation efficiency, firms should recognize the distinct roles of the breadth and depth of collaboration. To strengthen their innovation appropriability, firms must develop capabilities to acquire, assimilate, and exploit external knowledge, thereby facilitating the capture of generative value from innovation iterations. Furthermore, when selecting collaborative innovation strategies, firms should align their approach with the characteristics of their knowledge base. If a firm possesses a large – scale knowledge base, it can extract immediate returns from current collaborative outcomes; if a firms owns a broader knowledge base, it can to ensure sustained gains through leveraging iterative innovation in the future.

Overall, this study can provide high – tech enterprises with theoretical guidance on effectively capturing value in collaborative innovation settings. Additionally, it seeks to enhance understanding of the value creation – appropriability paradox and promote a dynamic balance between the two.

Key words: collaborative innovation; collaborative innovation breadth; collaborative innovation depth; appropriability; knowledge base