

## 研究论文

DOI:10.12211/2096-8280.2025-071

## 投早、投小、投巧? ——合成生物研发投入策略研究

张兮<sup>1,2</sup>, 肖展鹏<sup>1,2</sup>, 魏馨<sup>2,3</sup>, 朱智明<sup>1</sup>, 张特<sup>1,2</sup>

(<sup>1</sup> 天津大学管理与经济学部, 天津 300072; <sup>2</sup> 天津大学合成生物技术全国重点实验室, 天津 300072; <sup>3</sup> 北京工业大学经济与管理学院, 北京 100124)

**摘要:** 未来产业是指由新兴技术创新推动、具有高成长潜力和战略价值的新型产业, 其核心在于通过技术突破引领经济社会的高质量发展。作为未来产业的重要组成部分, 合成生物技术以其高度的交叉学科特性突破了传统技术瓶颈, 并通过“设计-构建-验证-学习”的流程推动技术创新。与此同时, 合成生物技术研发具有高度不确定性, 企业在投入时机、规模和策略选择上面临重大挑战。本文基于资源基础观、技术创新理论和信息技术生产率悖论, 收集750家美国生物科技上市公司2019—2021年的财务数据与专利文本, 利用LDA主题建模与余弦相似度量化研发投入, 并通过回归分析检验其对企业运营绩效的影响。研究结果表明: 合成生物研发投入与企业绩效呈显著倒U型关系; 企业资产规模和流动性能够缓和该关系, 且当企业规模超过一定阈值后, 倒U型关系转变为正U型。由此提出三种策略启示: 一是“投早投小”, 在早期阶段分散投资多个小规模企业, 以获取更高的边际绩效; 二是“投巧”, 在企业成长过程中进行精准整合, 提升资源配置效率; 三是针对大规模企业, 应适度加大研发投入, 实现由倒U型向正U型的转化。本文首次在实证层面用定量的方法刻画了合成生物技术研发投入对企业绩效的作用机制, 并揭示了最优投入模式, 不仅丰富了合成生物技术投入-产出关系的理论理解, 也为生物科技企业提供了可操作的战略启示。

**关键词:** 新兴技术研发投入; 合成生物技术; 企业运营绩效; 专利分析; 主题模型; 企业资源

中图分类号: F272.5 文献标志码: A

## Invest early, less, and smartly—a study of synthetic biology R&D investment strategies

ZHANG Xi<sup>1,2</sup>, XIAO Zhanpeng<sup>1,2</sup>, WEI Xin<sup>2,3</sup>, ZHU Zhiming<sup>1</sup>, ZHANG Te<sup>1,2</sup>

(<sup>1</sup>College of Management and Economics, Tianjin University, Tianjin 300072, China; <sup>2</sup>State Key Laboratory of Synthetic Biology, Tianjin University, Tianjin 300072, China; <sup>3</sup>College of Economics and Management, Beijing University of Technology, Beijing 100124, China)

**Abstract:** Future industries denote emerging sectors propelled by technological innovations, which are characterized by substantial growth potential and strategic significance, and play a crucial role in facilitating high quality economic

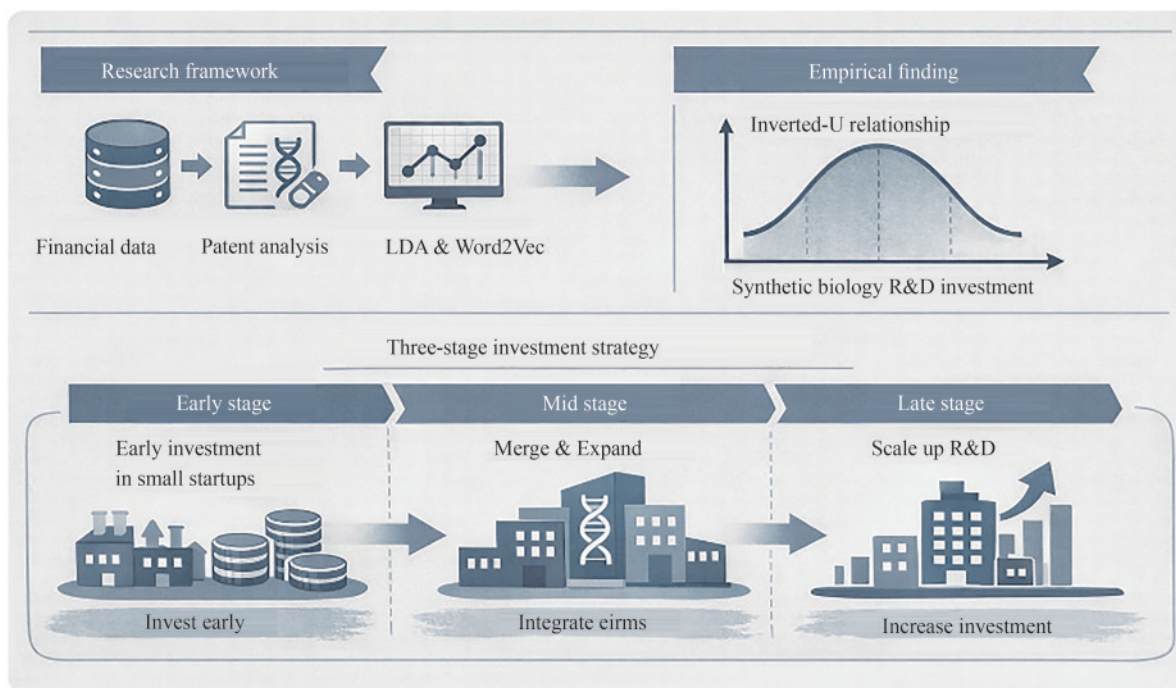
收稿日期: 2025-07-01 修回日期: 2026-01-05

基金项目: 国家自然科学基金 (72442029); 教育部哲学社会科学重大课题攻关项目 (24JZD026); 京津冀自然科学基金合作专项 (25JJJC0026); 国家自然科学基金青年项目C类 (72502226)

引用本文: 张兮, 肖展鹏, 魏馨, 朱智明, 张特. 投早、投小、投巧? ——合成生物研发投入策略研究[J]. 合成生物学, 2026, 7(2): 453-473

Citation: ZHANG Xi, XIAO Zhanpeng, WEI Xin, ZHU Zhiming, ZHANG Te. Invest early, less, and smartly—a study of synthetic biology R&D investment strategies[J]. Synthetic Biology Journal, 2026, 7(2): 453-473

and social development. As a vital constituent of future industries, synthetic biology is characterized by its highly interdisciplinary nature. It utilizes the Design-Build-Test-Learn (DBTL) cycle to surmount traditional technological bottlenecks and foster innovations, but uncertainties intrinsic to synthetic biology research and development (R&D) present significant challenges for firms in ascertaining the time, scale, and strategy for investment. Based on the resource-based view, technological innovation theory, and the IT productivity paradox, this study explores the influence of R&D investment strategies for synthetic biology on firms' operational performance. With financial data and patent text information of 750 U.S. biotechnology firms from 2019 to 2021, this study utilizes the Latent Dirichlet Allocation (LDA) topic-modeling approach and cosine similarity to quantify R&D inputs. Subsequently, regression analysis is applied to investigate the influence of synthetic biology R&D investment on firms' operational performance, as well as the moderating effect of asset scale and liquidity. The findings indicate that: (1) There exists a significant inverted U-shaped relationship between the R&D investment in synthetic biology and firm performance; (2) Asset size and liquidity exert a positive moderating effect on this relationship; (3) Once the firm scale surpasses a specific threshold, the inverted U-shaped relationship transforms into a U-shaped one. Based on these findings, three strategic perspectives are put forward: making early and small scale investments to diversify risks and enhance marginal returns; making intelligent investments to optimize resource allocation during the growth of firms; for large scale firms, appropriately increasing R&D input to realize a positive transformation of the investment-performance curve. This study is among the pioneering studies to quantitatively capture mechanism through which R & D investment in synthetic biology affects firm performance. It identifies the optimal investment models, enriches the theoretical comprehension of the input-output relationship in synthetic biotechnology, and offers practical strategic guidances for biotechnology firms.



**Keywords:** R&D investment in emerging technologies; synthetic biotechnology; firms' operational performance; patent analysis; topic modelling; firm resources

《中共中央关于进一步全面深化改革 推进中国式现代化的决定》(以下简称《决定》)第三部分“健全推动经济高质量发展体制机制”第8条强调:建立未来产业投入增长机制。合成生物技术作为典型的未来产业,融合了生物学、工程学、计算机科学和信息技术,以可设计、可编程的方式改造和构建新型生物系统。其核心技术涵盖基因合成、代谢工程、高通量筛选、数据驱动优化等多个领域<sup>[1]</sup>,展现出高度的交叉学科特性。生物科技企业作为合成生物技术研发的核心力量,在全球范围内展开了激烈的竞争。美国生物科技企业在合成生物技术领域处于全球领先地位,其市场成熟度高、技术研发均衡性强,拥有丰富的专利储备和多样化的投资模式。相比之下,中国生物科技企业近年来发展迅速,在合成生物学等前沿领域取得显著进展,部分技术(如基因编辑、代谢工程)已达到国际领先水平。然而,在核心技术积累和市场应用的整体布局上,中国企业仍处于追赶阶段。特别是在合成生物技术的产业化应用和全球市场拓展方面,仍需进一步突破。

在推动生物科技企业投资合成生物技术的过程中,企业面临多重重大挑战。首先,技术不确定性是合成生物技术研发的主要障碍之一。合成生物技术的复杂性和跨学科特性使得研发过程充满风险,许多企业在技术探索阶段可能遭遇失败。例如,Ariad Pharmaceuticals公司在开发癌症药物Iclusig时,未能有效评估市场竞争和需求,导致其投资未能转化为预期的商业成功。其次,市场不均衡性增加了投资风险。合成生物技术的应用场景尚不明确,市场需求波动较大,企业在投资决策时往往面临较大的不确定性。最后,投资时机和规模的把握也是企业面临的关键问题。合成生物技术研发需要大量的资金投入,但如何在技术发展的不同阶段合理分配资源,避免过度投资或投资不足,是企业必须解决的难题<sup>[2-3]</sup>。

现有研究主要集中在传统产业的研发投入与企业绩效的关系,缺乏对新兴技术如合成生物技术的深入研究。此外,现有研究往往忽视了企业资源特征(如资产规模、资产流动性)在研发投入与绩效关系中的调节作用。为了使研发经费能够有效地投入到更具发展价值的赛道中,生物科

技企业在进行研发活动时需要综合考量分析多个方面,如研发投入、资产流动性和规模、投资策略等。

为了弥补上述研究的不足,本文在资源基础观视角下,基于技术创新理论以及信息技术生产率悖论,分析合成生物技术研发投入对企业运营绩效的影响,并检验企业财产性资源特征的调节作用。本研究引入信息技术生产率悖论的视角,认为合成生物学这一新兴技术领域可能存在类似现象,即研发投入的增加并不必然带来企业绩效的持续提升,甚至可能出现边际效益下降。正是在这一背景下,如何基于资源基础观合理配置研发资源,形成合适的策略路径,就显得尤为重要。本文的核心研究问题是:①合成生物技术研发投入策略选择如何影响生物科技企业运营绩效?②企业资源特征(资产流动性和资产规模)如何影响合成生物技术研发投入与企业运营绩效的关系?

本文以美国生物科技板块的上市公司为研究对象。选择美国生物科技板块数据是因为其市场成熟且样本丰富,能够为中国的生物科技企业提供研发投入与绩效关系的实证参考,帮助中国企业优化创新策略并借鉴成熟市场的经验。此外,考虑到合成生物学虽然在2000年左右才被学界系统定义,但其技术基础(如重组DNA、分子克隆、基因合成与组装等)在20世纪70年代就已形成并持续演进,为了分析的完整性,本文收集2019—2021年750家公司的财务数据以及美国专利局数据库(USPTO)中的专利文本数据开展实证研究,并创新性地结合潜在狄利克雷分布(LDA)模型和Word2Vec模型,量化合成生物技术适用度,进而计算了合成生物技术研发投入变量,提供了新的方法论支持。

研究结果表明,合成生物技术研发投入与企业运营绩效之间存在显著的倒U型关系。随着生物科技企业资产流动性和资产规模的增加,合成生物技术研发投入与企业运营绩效之间的倒U型关系将变得更加平缓,甚至当企业资产规模超过一定阈值时,该关系可能发生翻转,由倒U型转变为正U型。该研究发现意味着在一定范围内,增加研发投入能够提升企业运营绩效,但超过某

一阈值后,继续增加投入可能会导致绩效下降。这一发现支持了《决定》中关于“健全因地制宜发展新质生产力体制机制”的政策建议,强调了推动技术革命性突破和生产要素创新性配置的重要性。

基于本文的研究发现,可以总结两种合成生物研发投入策略。①“投早投小”,早期分散投资小规模企业:在合成生物技术的初期阶段,对多个小规模合成生物企业进行分散投资。②“投巧”,精准化选择与整合:在小规模企业发展到一定阶段后,企业应将这些小规模企业进行整合,形成规模较大的企业。此外,企业还需结合自身的资源特征(如资产流动性)来优化研发投入的效果,从而实现“投巧”的目标。

本文的研究不仅具有重要的理论意义,还为生物科技企业的实践提供了有价值的指导。从理论层面来看,本文丰富了技术创新理论的内涵,揭示了新兴技术研发投入与企业绩效之间的非线性关系,并拓展了资源基础观在生物科技领域的应用。从实践层面来看,本文的研究结果为生物科技企业制定合成生物技术研发投入策略提供了科学依据,帮助企业更好地平衡研发投入与绩效之间的关系,从而在未来产业的竞争中占据有利地位。

## 1 文献回顾与研究假设

### 1.1 文献回顾

合成生物技术作为新兴技术,其研发投入策略选择与企业运营绩效之间的关系复杂且具有不确定性。研究表明,研发投入对企业绩效的影响可能呈现正向或负向关系,且受行业、信息披露和指标选择等因素影响。合成生物技术的研发面临技术复杂性和市场不确定性,要求企业在资金、制度和技术整合上进行协调,以提高研发效率和成果转化率。

#### 1.1.1 企业运营绩效

企业绩效指的是一定经营期间的企业经营效益和经营者业绩,是衡量企业经营效果和竞争力的重要指标,也是反映企业创新能力和市场价值

的重要因素<sup>[4]</sup>。已有关于研发投入对企业绩效影响的研究主要集中在研发投入与企业绩效之间的直接关系方面,关注了农业<sup>[5]</sup>、制造业<sup>[6]</sup>等传统产业,并表明增加研发投入对企业的未来绩效具有促进作用,可能产生更高的市场估值回报。也有部分学者针对医药企业进行了研究,发现技术创新投入会对医药企业的经营业绩产生显著的负向影响<sup>[7]</sup>。董静和苟燕楠<sup>[8]</sup>也认为研发投入不能显著提高制药公司的运营绩效。

在评估企业绩效时,运营绩效是最关键的指标之一。运营绩效是指企业在一定时期内通过有效利用资源和管理流程所实现的经营成果<sup>[9]</sup>。与以往研究的主体不同,合成生物技术作为一种新兴“两用”技术,与信息技术类似,兼具产出高度不确定性与发展不均衡性的特点,极有可能导致信息技术生产率悖论的发生,因此其研发投入与企业运营绩效的关系需要进一步被探索。此外,资产流动性是企业资产变现能力的体现,反映了企业资源应对外部变化与风险的财务灵活性,同时也反映企业经营管理及资源配置的效率<sup>[10]</sup>。这种企业财产性资源特征(即资产流动性和资产规模)对生物科技企业来说是提升企业创新能力的基础<sup>[11]</sup>,为缓解合成生物技术的产出高度不确定性与发展不均衡性提供可能,需要被纳入到研究框架中。

#### 1.1.2 研发投入策略选择与企业运营绩效

关于研发投入与企业绩效之间的关系,已有大量的理论与实证研究,但研究结果却存在争议。一方面,有些学者认为研发投入可以提高公司绩效<sup>[2, 12-16]</sup>。另一方面,有些学者认为研发投入与公司绩效之间没有显著相关关系甚至呈负相关关系<sup>[17-22]</sup>。造成这种研究结论不一致的原因可能有以下几点:一是信息披露程度不一致,不同国家或不同行业存在着数据披露程度不一致的特点;二是不同行业的企业研发投入存在差异,如医药、电子信息、军工、半导体等高新技术领域,企业的生存发展有赖于技术的革新与突破,研发投入的力度要远大于传统制造、房地产、消费等行业;三是学者关于研发投入指标的口径选取不同,企业研发投入包括人力、信息、创新专利等,而这些指标并没有形成统一的量化标准。

研发投入策略分为早期策略和后期策略。早期策略通常指企业在研发初期阶段的投入，主要集中在基础研究和探索。这一阶段的研发投入往往具有高风险和高不确定性，但也可能带来突破性的创新成果<sup>[23-24]</sup>。后期策略则更多地关注产品开发和推广，目的是将研发成果转化为商业价值<sup>[25-26]</sup>。策略组合则指企业在不同阶段和不同项目中采用多种研发策略，以分散风险和成功率<sup>[27-28]</sup>。小规模企业在研发投入上往往面临资源限制，因此需要更加注重策略的选择和组合。

企业运营绩效可以分为当前和未来两个方面。当前的运营绩效反映了企业在现阶段的盈利能力和运营效率。新技术如区块链的实施可以提高透明度和效率，从而增加投资回报<sup>[29]</sup>。然而，投入区块链可能不会立即体现在当前的运营绩效中，导致一种悖论：尽管企业在新技术上的投入很大，但短期内看不到明显的运营绩效提升。新技术的投入有潜力在未来产生显著的效益。然而，当前的研究往往忽略了这一点，导致信息技术投入策略失败。

### 1.1.3 合成生物技术

合成生物学在基因合成、代谢工程和合成基因组学等领域，都体现了生物技术可定量、可计算、可预测以及工程化的研究范式<sup>[30-32]</sup>。这种一致性使得生物科技企业在进行研发时能够采用类似的评估和管理方法，从而提高研发效率和成果转化率。合成生物技术作为生物科技产业的革命性技术，需要完整的系统工程，包括开发前沿的基因技术、生物技术，以及后续的生产能力，如工艺流程、规模量产能力和质量管理等。此外，从产品开发能力到实现产业化的过程，不仅需要研发资金的投入，还需要企业相关制度的协调配合。合成生物技术的转化需要与信息技术的深度融合。合成生物技术的研发面临更高的技术复杂性、实验验证难度、市场不确定性、跨学科整合要求以及政策和伦理挑战，这些因素使其比一般的信息技术更为复杂，提出了更高的融合性要求。干湿实验室的融合是一个关键难点，湿实验室通常是重资产，资产规模和流动性不可忽视。在干实验室环境中，尤其基因和代谢工程，大量设备的购置和维护需要巨大的资金投入，这对企业的

资产规模和流动性控制提出了更高的要求。合成生物企业的研发投入策略选择对企业运营绩效的影响与以往研究的农业公司、制造企业和医药企业等不同，仍有待探索。

## 1.2 理论研究框架

本文旨在探讨合成生物技术研发投入策略选择对生物科技企业运营绩效的影响，为此，本文以资源基础观（RBV）为主导理论，强调企业的独特资源和能力是实现竞争优势和提升绩效的核心；技术创新理论在此基础上探讨研发投入如何具体影响企业的创新能力和绩效，作为次理论，关注技术进步的作用；而信息技术生产率悖论则补充了管理和资源匹配的重要性，揭示了技术投资的有效性不仅依赖于投入的数量，还需考虑管理模式的适配性。

资源基础观提供了一个全面的框架，强调企业的资源和能力是实现竞争优势和绩效提升的核心<sup>[33]</sup>。它关注企业如何利用和配置其独特资源，以适应市场变化和技术进步。技术创新理论认为，研发投入是企业创新能力的重要组成部分，它能够极大地影响企业运营绩效的发展。企业通过技术研发投入，能够实现科技进步或者产品改良，进而能够摸索出满足消费者需求的市场空白，扩大市场份额，降低经营风险以及提高盈利水平<sup>[6]</sup>。

然而，信息技术生产率悖论指出，尽管企业在信息通信技术（ICT）方面投入了大量资源，但从劳动生产率或全要素生产率的角度看，收效甚微。这种现象可能是由于企业的信息化应用策略不当产生的，如管理不当假说。该假说强调管理不当会导致企业的ICT投资决策错误，或无法构建与ICT技术相匹配的管理模式，从而使ICT投资丧失生产性<sup>[34-35]</sup>。与ICT技术类似，合成生物技术的投资增加并不自动转化为绩效提升，因为这需要企业的管理模式和资源基础与技术进步相匹配，以及对跨学科性、复杂性和创新性的适应。因此，本文认为合成生物技术投入要与企业的管理模式和资源基础相匹配，否则投入的增加并不能带来绩效的提升。

资源基础观作为主导理论，提供了一个广泛

的视角来理解企业如何利用资源实现竞争优势。技术创新理论则在此基础上深入探讨了研发投入的具体影响，而信息技术生产率悖论则补充了管理和资源配置的重要性。通过这种关系的理解，可以更全面地分析企业在技术创新和投资决策中的复杂性。

### 1.3 研究现状评述

从已有文献来看，关于信息技术生产率悖论的研究已在信息系统和技术管理领域形成了较为成熟的理论框架。早期研究指出，信息技术投入未能在宏观层面显著提升生产率，被称为“生产率悖论”。后续学者从测度误差、技术滞后、组织匹配和资源配置等角度提出解释路径，认为管理效率、组织学习和资源整合能力是技术投资能否转化为绩效提升的关键因素。这些研究为理解“高投入未必带来高产出”的现象提供了重要启示，但在生物技术尤其是合成生物技术领域仍缺乏系统验证。

关于研发投入策略与企业绩效的研究主要集中在制造业与信息技术产业。现有成果多采用线性假设分析研发强度与绩效之间的关系，或基于企业规模、生命周期等变量进行分组比较，研究结论并不一致。而针对合成生物技术这种跨学科、长周期、高风险的技术类型，相关研究仍较为稀缺。目前少数文献关注宏观层面的政策支持或资金投入，缺乏微观层面对企业研发策略选择机制的系统探讨，也未充分考虑投入与绩效之间可能存在的非线性关系与悖论特征。

因此，本文尝试将“信息技术生产率悖论”引入合成生物研发策略研究，以资源基础观为主导理论，揭示在资源配置和管理匹配条件下，企业研发投入的边际效益可能出现阶段性递减或反转现象。通过构建量化模型，本文补充了现有文献在新兴技术方向性投入测度及非线性绩效效应方面的不足。

### 1.4 研究假设

在探讨合成生物技术研发投入策略选择对企业运营绩效的影响时，本文结合资源基础观、技

术创新理论和信息技术生产率悖论，更深入地理解企业在面对新兴技术时所需的资源配置、管理模式以及创新能力的相互作用。

#### 1.4.1 合成生物技术的研发投入对企业运营绩效的影响

本文认为，虽然新兴技术的研发投入是提升企业运营绩效的基础，但并不总是能带来绩效的增长。技术创新理论指出，研发投入是企业创新能力的重要组成部分，对企业运营绩效的发展有着显著影响。通过技术研发，企业能够实现科技进步或产品改良，满足消费者需求，扩大市场份额，降低经营风险，提高盈利水平。特别是在生物科技行业，适当的研发投入不仅有利于企业未来的技术升级，还能形成规模效应、降低成本、提高效率。

然而，研发投入的边际产出会随着投入的增多而逐渐减少。信息技术生产率悖论启示我们，企业信息技术的投资需要配合相适应的管理模式，才能充分发挥其生产潜力。合成生物技术的研发投入如果过多，可能会导致资源分配失衡，影响企业的其他经营管理活动的灵活性<sup>[36]</sup>。这不仅降低了资源的有效利用，增加了应对风险的难度，还可能导致创新资源利用效率下降。因此，过多的研发投入虽然增加了成本压力，但并不一定能转化为企业运营绩效的提升，反而可能产生负面影响。

因此，企业合成生物技术研发投入对企业运营绩效的影响，实际上是两个相反效应的综合：一方面，研发投入能带来技术进步和产品改良<sup>[37]</sup>，从而正向影响企业运营绩效；另一方面，过多的研发投入可能导致资源浪费和管理困难，负向影响企业运营绩效<sup>[38]</sup>。这两个效应可以用两个函数表示：收益随研发投入线性增加；而成本随研发投入呈指数增长。在研发投入较小的时候，收益大于成本，企业运营绩效随研发投入增加而增加；但当研发投入增加到一定程度后，成本超过收益，企业运营绩效随研发投入增加而减少，形成倒U型关系。因此，企业合成生物技术研发投入与企业运营绩效之间呈现倒U型关系。

H1：企业合成生物技术研发投入与企业运营绩效呈现倒U型关系（图1）。

#### 1.4.2 企业资源特征的调节作用

根据资源基础观, 技术研发投入与绩效产出的关系有赖于企业现有资源基础及其特征。任海云<sup>[39]</sup>综述了企业研发投入与企业绩效之间的关系, 研究了企业规模、融资环境以及公司治理作为调节变量对二者关系的影响。Miller 和 Shamsie<sup>[40]</sup>将企业资源分为财产性资源和知识性资源。其中财产性资源是企业拥有的特有的资产与产权, 包括企业资金以及合同等。因此, 在 Miller 和 Shamsie 对企业资源划分的基础上, 本文将进一步研究企业财产性资源的特征(资产流动性、资产规模)对技术研发投入向绩效转化的影响。

##### (1) 资产流动性的调节作用

Tsai 和 Wang<sup>[41]</sup>指出, 企业资产流动性是企业资源所具备的一种实际的或潜在的“缓冲器”特征, 是企业能够迅速适应企业内部调整或外部变化的能力。祝继高和陆正飞<sup>[42]</sup>、Sibilkov<sup>[43]</sup>认为企业资产的流动性也反映了企业把握未来新增或潜在投资机会的能力。本文作者认为, 企业资产资源的流动性能够缓解研发投入与企业运营绩效之间的关系, 使研发投入与创新绩效之间的正负关系得到缓和。

高资产流动性能够降低研发投入与企业运营绩效之间的正向关系。当研发投入较低时, 企业可利用的资金或资源较多, 企业可以充分发挥利用资源促进研发投入对绩效的正向影响。然而, 此时过高的资产流动性意味着企业拥有大量的闲置资金或速动资产, 可利用的资源越多, 资源使用限制越少, 越意味着企业资源配置效率下降, 企业的管理模式未能与技术投入相适应, 导致企业不能充分消化及利用企业资源来促进企业绩效的提升<sup>[44]</sup>。

较高的资产流动性促使研发投入与企业运营绩效间的负向关系降低。由于研发创新活动具有高失败率和损失的可能, 当研发投入较高时, 会造成企业资源紧张及财务灵活性降低<sup>[45]</sup>。此时, 较高的资产流动性意味着企业资产变现能力强, 使企业应对内部或外部变化的能力得到增强。根据优序融资理论, 企业一般会选择先进行内部融资, 当内部融资不能满足需求时再通过债务、股权融资的顺序进行外源融资, 当企业需要大量资

金投入研发时, 往往更偏向于使用内源融资, 其次是外源融资, 因为采用外源融资可能会使企业面临更高的财务风险<sup>[46]</sup>。

因此, 资产流动性作为一个调节变量, 可能会影响研发投入与企业运营绩效之间关系曲线的形状, 而不仅仅是改变它们之间的关系强度。当企业的资产流动性较高时, 企业可能会将更多的资源投入到其他领域, 这可能会导致研发资源的分散, 从而降低研发的效率和效果<sup>[47-48]</sup>。此外, 资产流动性较高的企业通常具有更强的风险承受能力。这可能会导致企业在面临研发失败的风险时, 选择承受这种风险, 而不是采取措施来避免或减轻这种风险<sup>[49]</sup>, 这可能会导致研发的失败率增加, 从而降低企业运营绩效。当企业资产流动性较大时, 研发投入对企业运营绩效的影响变得更加平缓, 即倒U型关系变得更加平缓。

H2: 资产流动性提高正向调节研发投入与企业运营绩效之间的关系, 使得二者的倒U型关系变平缓(图1)。

##### (2) 资产规模的调节作用

相比中小规模企业, 大规模的企业凭借雄厚的资金、人才等资源的集中性优势, 在应对内外部风险的同时能够保障更大的新兴技术投入<sup>[50-51]</sup>。新兴技术的研发投入除直接形成资源的占用成本外, 还会形成研发活动与其他经营活动的协调成本, 总成本随研发投入资源的增加而增长且边际成本递减<sup>[52]</sup>。因此, 随着企业规模的扩大, 新兴技术研发投入正向促进企业运营绩效的阈值逐渐扩大, 而成本曲线呈现边际递减趋势。在企业规模较大时, 新兴技术研发投入对企业运营绩效的关系可能发生变化。

企业规模作为一个调节变量, 它既影响研发投入对企业运营绩效的正向效应, 也影响与研发相关的成本。当企业规模扩大时, 可能会影响其研发投入的效率和绩效。首先, 存在规模经济递减效应, 意味着随着企业规模的增加, 每增加一单位的研发投入对企业运营绩效的贡献可能会减少<sup>[53]</sup>。这可能是因为大型企业能够分摊研发成本, 但其边际效益可能会逐渐降低。此外, 大型企业在资源配置上可能面临资产错配、浪费和闲置等问题, 这些问题可能会影响企业的财务健康和运

营效率<sup>[54]</sup>。最后,随着企业规模的增大,创新活动可能需要更多的时间和资源,创新的风险也可能增加,这为企业带来了额外的挑战<sup>[55]</sup>。当企业规模较大时,研发投入对企业运营绩效的影响变得更加平缓,即倒U型关系变得更加平缓。

H3: 企业的资产规模提高正向调节研发投入与企业运营绩效之间的关系,使得倒U型关系变平缓(图1)。

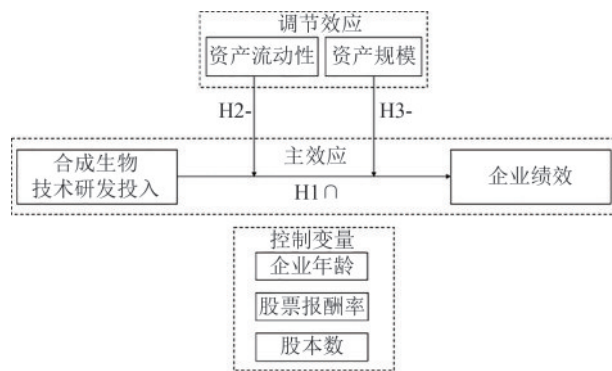


图1 概念模型图

Fig. 1 Diagram for the conceptual model

## 2 研究设计

### 2.1 样本选择与数据来源

本文以2019—2021年美国生物科技板块的上市公司为研究样本。选择美国生物科技板块的上市公司作为研究样本的原因在于其市场成熟度高、专利数量丰富、样本多样性强、投资模式多样以及技术研发的均衡性,能够更全面地反映合成生物技术研发投入与企业运营绩效之间的关系,并为中国和其他国家提供有价值的参考和借鉴。在进行企业公开披露的财务数据与专利数据的对应匹配并剔除掉专利数据缺失的观测值后,最终共得到2250个企业-年度观测值,涉及750家企业。研究中主要使用了以下两类数据:①来自Wind数据库的上市公司财务数据;②来自美国专利局数据库(USPTO)的专利文本数据。同时,为了避免极端值的影响,本研究对所有连续变量均进行了上下1%的Winsorize处理。

### 2.2 变量定义与测量

#### 2.2.1 企业运营绩效(Performance)

已有研究主要采用总资产收益率、净资产收益率、主营业务利润、托宾Q等测度企业绩效<sup>[12-15]</sup>。鉴于本研究关注的是新兴技术研发投入带来的影响,因此更加强调其对企业未来生存和发展的作用,由此,参考李钟石等<sup>[56]</sup>的研究,本文采用营业总收入对企业运营绩效进行测度。具体而言,从Wind数据库得到的企业经营业务总收入,并对其进行加1取对数处理。营业总收入是企业当前经营能力与发展状态的体现,代表企业经营的整体效益水平,营业总收入越高说明企业发展越好,在市场上占有的份额以及抵抗风险的能力就越强,与本文所述的企业运营绩效内涵一致。

#### 2.2.2 合成生物技术研发投入(RDI)

合成生物技术作为一种生物科技产业中革命性的新兴技术,可以重塑生物科技产业链,对传统的生产方式进行改良与替换,驱动新兴市场需求。因此合成生物技术研发投入代表着生物科技企业的新技术研发投入。企业的总技术研发投入是企业为开发新产品、工艺、技术而进行的总资金投入<sup>[57]</sup>。合成生物技术研发投入是生物科技企业总技术研发投入的一部分,对于生物科技企业提高技术竞争力,获取未来市场高额市场占有率具有重大意义。为了更好地测度合成生物技术研发投入,借鉴Silverman的研究<sup>[58]</sup>,本文基于机器学习的方法,利用专利文本数据计算并构建了合成生物技术适用度指标,它代表着企业的合成生物技术在其所有新兴技术中的占比程度。

#### 2.2.3 调节变量

##### (1) 资产流动性(AssetLiquidity)

资产流动性是企业财产性资源的重要特征,反映了企业应对外部变化的财务灵活性,也代表企业把握未来潜在投资机会的能力<sup>[59]</sup>。借鉴刘晓静等的研究<sup>[60]</sup>,本文采用企业每股收益测量资产流动性。企业的每股收益越高,意味着企业年度的流动资产增加越多,资产流动性越高<sup>[61]</sup>。

##### (2) 资产规模(AssetSize)

资产规模是企业财产性资源的数量特征,反映了企业拥有或者控制的现有的总资产额或者固

定资产额<sup>[62]</sup>。企业资产规模越小，在技术和人才等方面的集聚效应越明显<sup>[63]</sup>，意味着企业具有更高的抗压能力与对外吸引力。借鉴邓培杰的研究<sup>[64]</sup>，本文采用企业年末资产总额的对数值作为衡量企业资产规模的指标。

#### 2.2.4 控制变量

鉴于企业运营绩效可能同时受到诸多其他因素的影响，为了增加检验的可靠性，本文选择了以下控制变量。①企业年龄（Age）：通过企业成立年份至统计年份的年数进行测度，并进行取对数处理。②股票报酬率（StockReturn）：以企业年度股票报酬率进行测度。③股本数（StockNum）：以企业年度流通股股票数量的自然对数进行测度。此外，模型中还控制了企业（Firm）与年度（Year）固定效应。所有变量的定义测度与符号使用如表1所示。

### 2.3 合成生物技术研发投入指标计算过程

合成生物技术研发投入（RDI）变量的测度主要分为两大步骤：①基于潜在狄利克雷分配（latent Dirichlet allocation, LDA）主题分析方法与余弦相似度算法计算合成生物技术适用度指标（ $TS_f$ ）；②计算合成生物技术适用度与总技术研发投入（TRD）的乘积。下面详细说明合成生物技术适用度指标的构建过程。

合成生物学关键技术基础（如重组DNA、基因克隆、分子组装）在20世纪70年代就已相继出现并得到发展。为了尽可能全面捕捉合成生物技术溯源和演化过程，本文基于美国专利局数据库（USPTO）获得了样本对应的750家企业

1976—2021年共37499项专利成果的文本数据，其关键内容要素如图2所示。基于此，可以提取专利内容摘要、申请人、批准日期等关键信息，得到每家企业 $f$ 的初始专利文本库 $W_f^{initial}$ 。

对专利文本关键信息运用机器学习相关方法获取企业合成生物技术适用度指标，获取流程如图3。


分析非结构化文本文档最关键的步骤是将自由格式文本转换为可以分析的结构化形式。最流行的转换是使用“词包”来表示文本，即使用“文档-术语”矩阵分析的一组文本（通常称为“语料库”）<sup>[65]</sup>。预处理是我们分析中非常重要的一步，因为它减少了数据中可能严重影响LDA性能的噪声，并保证了主题建模的准确性。为了使用LDA主题分析模型，基于初始专利文本库 $W_f^{initial}$ ，文本预处理工作主要包括6个任务：在任务1中，将所有文档转为小写以实现格式统一。任务2通过正则表达式移除特殊字符（如标点、数字）、无用编号、日期、时间及资助信息，并进行分词处理。任务3中，删除一般性停用词（如“a”“the”）及与专利上下文相关的停用词（如美国专利局标识文字），以聚焦关键词语<sup>[66-67]</sup>。任务4通过词形还原，仅保留动词、名词和形容词，以降低文本歧义并强化语义表达。任务5采用TF-IDF算法统计词频，去除过高或过低频率的词汇<sup>[68]</sup>，避免干扰主题提取<sup>[69]</sup>。最后，任务6构建“文档-术语”矩阵<sup>[70]</sup>，每行代表一家企业的全部专利文档，每列对应一个术语，单元格值为相应术语在专利文档中的出现频次。数据预处理流程见附录。

LDA对给定的文本数据使用贝叶斯估计框架来推断主题（单词的分布）并将每个文档分解为主题

表1 变量测度

Table 1 Measurements of variables

| 变量性质 | 变量名称       | 变量符号           | 变量说明                |
|------|------------|----------------|---------------------|
| 因变量  | 企业运营绩效     | Performance    | 营业总收入的自然对数          |
| 自变量  | 合成生物技术研发投入 | RDI            | 合成生物技术适用度×总技术研发投入   |
| 调节变量 | 资产流动性      | AssetLiquidity | 企业年度每股收益            |
|      | 资产规模       | AssetSize      | 企业年末资产总额的自然对数       |
| 控制变量 | 企业年龄       | Age            | 企业成立年份至统计年份总年数的自然对数 |
|      | 股票报酬率      | StockReturn    | 企业年度股票收益率           |
|      | 股本数        | StockNum       | 企业年度流通股股票数量的自然对数    |
|      | 年度         | Year           | 年份虚拟变量              |



US 20210017254A1

(19) **United States**  
 (12) **Patent Application Publication** (10) **Pub. No.: US 2021/0017254 A1**  
 ISKRA et al. (43) **Pub. Date: Jan. 21, 2021**

(54) **ANTIBODY PURIFICATION** → **申请企业**  
 (71) **Applicant: PFIZER INC.,** NEW YORK, NY (US) → **专利编号和公布日期**  
 (72) Inventors: **Timothy ISKRA,** Derry, NH (US);  
**Ashley Margaret SACRAMO,** Cambridge, MA (US)  
 (73) Assignee: **PFIZER INC.,** NEW YORK, NY (US)  
 (21) **Appl. No.: 16/975,994** → **申请编号和批准日期**  
 (22) **PCT Filed: Feb. 25, 2019**  
 (86) PCT No.: **PCT/IB2019/051498**  
 § 371 (c)(1),  
 (2) Date: **Aug. 26, 2020**

**Publication Classification**

(51) **Int. Cl.**  
**C07K 16/06** (2006.01)  
**C07K 1/16** (2006.01)  
**C07K 16/28** (2006.01)  
 (52) **U.S. Cl.**  
 CPC ..... **C07K 16/065** (2013.01); **C07K 1/165**  
 (2013.01); **C07K 2317/31** (2013.01); **C07K**  
**16/2878** (2013.01); **C07K 16/2863** (2013.01);  
**C07K 16/2809** (2013.01)

(57) **ABSTRACT** → **专利摘要**  
 Methods for the purification of antibodies are provided. Purification methods provided involve the use of hydroxy-apatite resin (HA) to separate an antibody of interest from one or more impurities. The impurity may be a clipped antibody that comprises a cleaved peptide bind in the VH domain.  
**Specification includes a Sequence Listing.**

**Related U.S. Application Data**

(60) Provisional application No. 62/635,943, filed on Feb. 27, 2018.

图2 美国专利局公布的某公司专利文件局部内容信息

Fig. 2 Partial information of a company's patents published by the US Patent Office

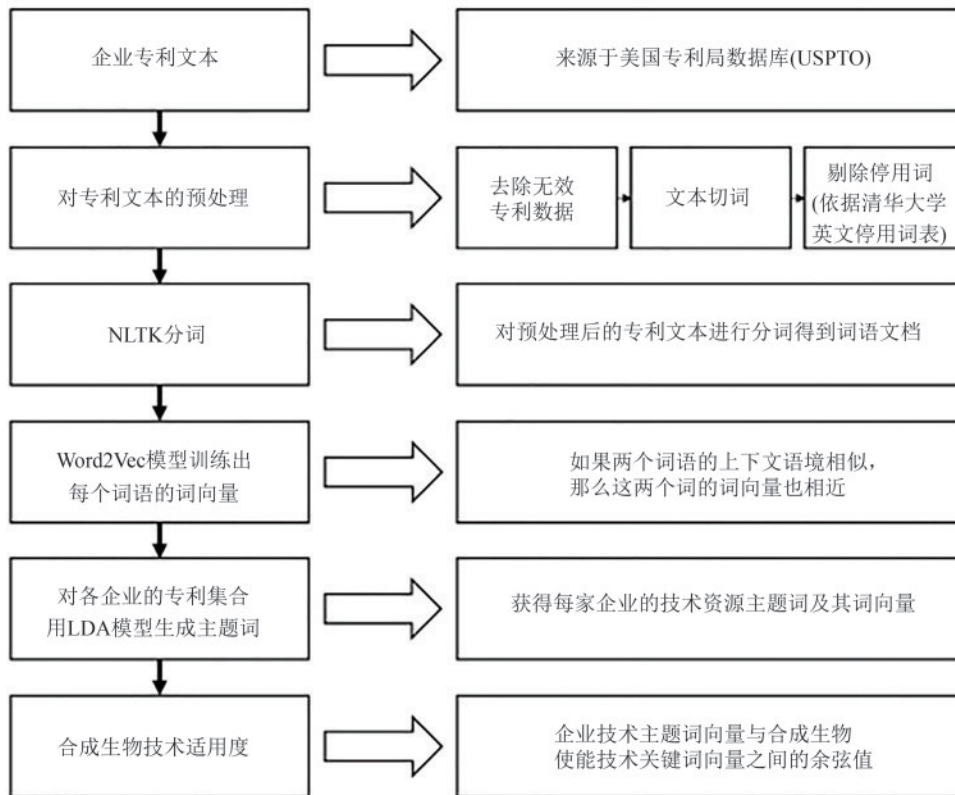


图3 合成生物技术适用度生成流程

Fig. 3 Generation process for suitability with synthetic biotechnology

的混合<sup>[71]</sup>。文档到主题、主题到词语都服从多项式分布。参考Wei等(2020)的研究,本文基于预处理后的专利文本语料库 $W_f^{\text{clean}}$ ,进行LDA分析<sup>[70]</sup>。LDA算法需要输入主题数量 $T$ 。使用LDA进行分析的文献大多使用困惑曲线来确定主题数量<sup>[72]</sup>。困惑(Perplexity)意味着在文本分析中,经过训练的模型对于某些文档中包含哪些主题具有不确定性。因此,困惑度越低,不确定性越小,最终的聚类结果就越好。困惑度计算公式如式(1):

$$\text{Perplexity (PD)} = \exp\left(-\frac{\sum \ln P(w)}{\sum_{d=1}^M N_d}\right) \quad (1)$$

式中, $N$ 是数据集中包含的单词总数, $P(w)$ 是指数据集中不同单词的频率,计算公式为 $P(w) = P(z|d) \times P(w|z)$ 。其中 $P(z|d)$ 表示某些主题在不同文档中的概率, $P(w|z)$ 表示某些词在不同主题中的概率。基于困惑度公式,针对每个企业的专利文本,获得其困惑度最小时的主题数 $t$ 为最佳主题数。通过LDA分析得到的每个企业专利文档-主题矩阵的示例如表2所示。此外使用Word2Vec方法将LDA的结果进行向量化,得到主题词向量以便后续计算余弦相似度。

通过LDA分析,可以得到每个企业 $f$ 的专利技术主题分类数据集 $P_f^t$  ( $T=1, 2, \dots, t$ ),每一个 $P_f^t$ 下包含 $t$ 个主题的所有词向量。根据《合成生物学》教材介绍<sup>[30]</sup>,我们可获得合成生物技术分类及对应的关键词表,如表3所示。合成生物技术主要包含四类:基因编辑技术(如CRISPR和TALEN)通常需要高资产投入和技术积累;DNA组装技术(如Overlap PCR和SLIC)相对资产要求较低;DNA合成技术(如oligonucleotide synthesis)则需要较大的生产能力和重资产支持;体内定向进化技术(如PAGE和RAGE)涉及复杂实验设计,需持续资金支持。使用Word2Vec方法将合成生物技术分类关键词转化为词向量。

为了获得企业专利技术数据中合成生物技术的占比程度,企业 $f$ 的合成生物技术适用度指标( $TS_f$ )通过计算每一个 $P_f^t$ 与每一类合成生物技术( $BS_j$ )的相似程度获得。基于余弦相似度算法进行计算[式(2)和式(3)]。其中, $\text{Sim}(P_f^t)$ 指的是企业 $f$  ( $f=1, 2, \dots, 750$ )的所有主题专利文本与合成生物技术关键词的相似度, $T$ 代表所有专利主题( $T=1, 2, \dots, t$ ), $j$ 代表合成生物技术分类数( $j=1, 2, 3, 4$ )。专利数量或加权专利往往被用作

表2 专利文档-主题矩阵示例

Table 2 Examples of patent file-subject matrix

| 专利文档 (PD) | 主题 (Topic, T)   |
|-----------|---|
| PD1       | 0.737T3+0.205T10  |
| PD2       | 0.166T2+0.091T3+0.067T6+0.126T7+0.309T9+0.161T5                         |
| PD3       | 0.323T1+0.587T5   |
| PD4       | 0.260T1+0.560T4+0.069T3+0.088T7   |
| PD5       | 0.674T6+0.299T7   |
| PD6       | 0.030T2+0.260T3+0.050T7+0.036T6+0.041T4+0.052T5+0.586T8+0.056T1+0.010T9 |
| PD7       | 0.662T7+0.024T1+0.085T2+0.049T4+0.095T5+0.372T6                         |
| PD8       | 0.864T4   |
| PD9       | 0.530T1+0.364T7   |
| PD10      | 0.072T1+0.045T2+0.274T5+0.038T3+0.022T7+0.092T8+0.116T4+0.036T6+0.011T9 |

表3 合成生物技术关键词表示例

Table 3 Examples of keywords for synthetic biotechnology

| 合成生物技术分类                  | 关键词   |
|---------------------------|---|
| BS <sub>1</sub> :基因编辑技术   | CRISPR, Cre-Loxp, Flp-FRT, RNAi, TALEN          |
| BS <sub>2</sub> :DNA组装技术  | Overlap PCR, PCR, SLIC, CPEC, TAR, Golden Gate  |
| BS <sub>3</sub> :DNA合成技术  | Oligonucleotide synthesis, Cas9, Gene synthesis |
| BS <sub>4</sub> :体内定向进化技术 | PAGE, RAGE                                      |

衡量技术创新产出或企业技术能力的可量化指标<sup>[73-75]</sup>。研发作为输入、专利作为输出，是经典的关系建模方式<sup>[76]</sup>。Danguy等研究指出，不同行业、国家中的研发投入与专利产出之间存在正的弹性，即更多研发投入往往能够带来更多专利产出<sup>[77]</sup>。此外，在合成生物技术这一高度交叉、投入细分困难的领域，专利的可识别性、可分类性使其成为一种可操作性较高的代理变量。综上，合成生物技术适用度(TS<sub>*f*</sub>)与总技术研发投入(TRD)的乘积就是合成生物技术研发投入(RDI) [式(4)]。

$$\text{Sim}(P_f^r) = \frac{\sum \cos(P_f^r, BS_j)}{4} \quad (2)$$

$$\text{TS}_f = \frac{\sum \text{Sim}(P_f^r)}{t} \quad (3)$$

$$\text{RDI} = \text{TS}_f \times \text{TRD} \quad (4)$$

## 2.4 计量模型

综上，本文拟建立以下回归模型。

首先，为验证H1，构建合成生物技术研发投入对企业运营绩效的影响模型 [式(5)]：

$$\text{Performance}_{it} = \alpha + \beta_1 \times \text{RDI}_{it} + \beta_2 \times \text{RDI}_{it}^2 + \gamma \times \text{Controls} + \varepsilon_{it} \quad (5)$$

式中，被解释变量Performance为企业运营绩效，解释变量RDI、RDI<sup>2</sup>分别为合成生物技术研发投入的一次项和平方项；Controls代表所有控制变量；α为常数项；β<sub>1</sub>和β<sub>2</sub>分别为解释变量的回归系数；γ为控制变量的回归系数；ε为随机扰动项；i代表企业；t代表年份。

其次，为验证企业资源特征（资产流动率和资产规模）的调节作用（H2和H3），先对解释变量与调节变量进行中心化，并生成交互项。其中包括两个调节变量分别与合成生物技术研发投入一次项（RDI）和平方项（RDI<sup>2</sup>）的交互项，即AssetLiquidity×RDI，AssetLiquidity×RDI<sup>2</sup>，AssetSize×RDI，和AssetSize×RDI<sup>2</sup>。为验证H2和H3，构建企业资源特征对合成生物技术研发投入和企业运营绩效的调节效应模型 [式(6)和式(7)]：

$$\begin{aligned} \text{Performance}_{it} = & \alpha + \beta_1 \times \text{RDI}_{it} + \\ & \beta_2 \times \text{RDI}_{it}^2 + \delta_1 \times \text{AssetLiquidity} \times \text{RDI}_{it} + \\ & \delta_1 \times \text{AssetLiquidity} \times \text{RDI}_{it}^2 + \gamma \times \text{Controls} + \varepsilon_{it} \end{aligned} \quad (6)$$

$$\begin{aligned} \text{Performance}_{it} = & \alpha + \beta_1 \times \text{RDI}_{it} + \beta_2 \times \text{RDI}_{it}^2 + \\ & \delta_3 \times \text{AssetSize} \times \text{RDI}_{it} + \delta_4 \times \text{AssetSize} \times \text{RDI}_{it}^2 + \\ & \gamma \times \text{Controls} + \varepsilon_{it} \end{aligned} \quad (7)$$

其中，δ<sub>1</sub>、δ<sub>2</sub>、δ<sub>3</sub>和δ<sub>4</sub>分别对应交互项的回归系数，且为判断H2和H3是否成立的重要参数。

## 3 实证结果分析

### 3.1 描述性统计与相关分析

本研究使用Stata SE 15.0软件进行计量统计分析。表4为被解释变量、解释变量以及控制变量的描述性统计结果。企业运营绩效的均值为1.975，标准差为2.839，说明不同美国生物科技上市公司的营业总收入存在显著差异，两极分化较为明显。合成生物技术研发投入的均值为0.154，大部分上市公司在合成生物技术的研发投入方面投入较少，该技术研发应处于发展中状态。大部分生物科技公司规模较小，但有少数公司已初具规模，可能存在较大规模的龙头企业。同时，生物科技上市公司成立时间较短，大部分为新兴企业。公司股票回报率均值为11.337，生物科技上市公司股票回报率差异较大。其他变量均存在显著差异，说明本文的样本具有较好的区分度。

表4 描述性统计表

Table 4 Statistics of descriptive parameters

| 变量             | 观测值  | 最小值     | P50      | 均值     | 最大值     | 标准差    |
|----------------|------|---------|----------|--------|---------|--------|
| Performance    | 2250 | -6.599  | 0        | 1.975  | 12.275  | 2.839  |
| RDI            | 2250 | 0       | 0.000343 | 0.154  | 5.173   | 0.632  |
| AssetLiquidity | 2250 | -45.18  | -1.295   | -2.355 | 28.41   | 7.549  |
| AssetSize      | 2250 | 0       | 0.886    | 1.296  | 11.789  | 1.419  |
| Age            | 2250 | 0       | 2.565    | 2.481  | 4.344   | 0.855  |
| StockReturn    | 2250 | -85.576 | 0        | 11.337 | 404.669 | 81.639 |
| StockNum       | 2250 | 0       | 3.652    | 3.241  | 7.477   | 1.840  |

为避免回归分析时各变量之间存在自相关和多重共线性问题，本文分别进行了Pearson相关分析与方差膨胀因子(VIF)检验。表5总结了变量之间的相关性结果与VIF值。结果显示各解释变量之间不存在显著较强的相关性，且其VIF均小于临界值5，表明多重共线性问题存在的可能性很小。

表5 Pearson 相关系数矩阵与多重共线性检验

Table 5 Pearson correlation coefficient matrix and multiple covariance test

| 变量               | 1        | 2        | 3        | 4        | 5        | 6        | 7    |
|------------------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|------|
| 1 Performance    | 1        |          |          |          |          |          |      |
| 2 RDI            | 0.461*** | 1        |          |          |          |          |      |
| 3 Age            | 0.305*** | 0.259*** | 1        |          |          |          |      |
| 4 AssetLiquidity | 0.313*** | 0.292*** | 0.269*** | 1        |          |          |      |
| 5 AssetSize      | 0.700*** | 0.669*** | 0.222*** | 0.093*** | 1        |          |      |
| 6 StockReturn    | 0.090*** | 0.033    | 0.043**  | 0.073*** | 0.314*** | 1        |      |
| 7 StockNum       | 0.511*** | 0.249*** | 0.304*** | 0.071*** | 0.402*** | 0.342*** | 1    |
| VIF              |          | 1.77     | 1.16     | 1.17     | 1.96     | 1.01     | 1.31 |

注: \*\*\* $p < 0.01$ ; \*\* $p < 0.05$ ; 样本数为2250。

### 3.2 基准回归分析

#### 3.2.1 直接效应

合成生物技术研发投入对企业运营绩效的检验结果如表6所示。从表中可以看到, 新兴技术研发投入对企业运营绩效影响的基准模型中, 控制变量回归系数均在1%水平下显著 [表6的(1)列], 表明本文所选控制变量是适用的。同时, 解释变量新兴技术研发投入一次项 (RDI) 对企业运营绩效的影响为正, 且在1%水平下显著 [表6的(1)列]。RDI<sup>2</sup>对企业运营绩效的影响为负, 且在1%水平下显著 [表6的(1)列], 并且此时回归曲线对称轴为正, 说明新兴技术研发投入与企业运营绩效呈现倒U型关系。这一结果表明, 企业新兴技术研发投入并不总能促进企业运营绩效的提升, 当新兴技术研发投入较小时, 其能够促进企业运营绩效的改善, 但是当投入超出一定阈值时, 新兴技术研发投入的增加则会带来企业运营绩效的下降。此外, 在控制了时间固定效应与个体固定效应后上述结果均保持一致 [表6的(2)、(3)、(4)列]。因此, 假设H1成立。

#### 3.2.2 调节效应

在基准模型中加入调节变量资产流动性及其与自变量的交互项, 结果表明调节变量与RDI<sup>2</sup>交互的系数为0.009, 且在10%的水平下显著 [表7的(1)列]。资产流动性对新兴技术研发投入与企业运营绩效之间关系起着正调节作用, 使新兴技术投入与企业运营绩效之间的倒U型关系变得平缓。资产流动性与新兴技术研发投入的一次项的交互作用系数为负但不显著, 说明资产流动性对

表6 各变量对企业运营绩效的回归结果

Table 6 Regression results of variables on firms' operational performance

| 变量               | (1)                  | (2)                  | (3)                 | (4)                 |
|------------------|----------------------|----------------------|---------------------|---------------------|
| Variables        | Performance          | Performance          | Performance         | Performance         |
| RDI              | 2.521***<br>(0.246)  | 2.437***<br>(0.244)  | 2.935***<br>(0.706) | 2.636***<br>(0.709) |
| RDI <sup>2</sup> | -0.266***<br>(0.061) | -0.235***<br>(0.061) | -0.274<br>(0.178)   | -0.273<br>(0.177)   |
| Age              | 0.293***<br>(0.059)  | 0.301***<br>(0.059)  | 0.824***<br>(0.233) | 0.220<br>(0.294)    |
| StockReturn      | 0.002***<br>(0.001)  | 0.002***<br>(0.001)  | 0.000<br>(0.000)    | 0.000<br>(0.00)     |
| StockNum         | 0.607***<br>(0.028)  | 0.601***<br>(0.028)  | 0.294***<br>(0.031) | 0.279***<br>(0.032) |
| Constant         | -1.005***<br>(0.159) | -1.001***<br>(0.159) | 0.979<br>(1.102)    | 3.184**<br>(1.275)  |
| Year FE          | 否                    | 是                    | 否                   | 是                   |
| Firm FE          | 否                    | 否                    | 是                   | 是                   |
| Observations     | 2250                 | 2250                 | 2250                | 2250                |
| R-squared        | 0.396                | 0.396                | 0.915               | 0.916               |

注: \*\*\* $p < 0.010$ ; \*\* $p < 0.050$ 。

主效应的调节作用仅使得倒U型关系的峰值大小产生变化, 但达到峰值的研发投入数值不变。资产流动性在新兴技术研发投入与企业运营绩效之间起着“缓冲剂”的作用。因此, 假设H2成立。

在基准模型中加入调节变量企业资产规模, 调节变量与RDI<sup>2</sup>交互的系数为0.174, 且在1%的水平下显著 [表7的(2)列], 企业资产规模对新兴技术研发投入与企业运营绩效之间的关系起到了正向调节作用, 使新兴技术投入与企业运营绩效之间的倒U型效应变得平缓, 即新兴技术投入与

表7 调节效应检验结果

| Table 7 Test results of the moderating effect |                      |                      |                      |
|---|----------------------|----------------------|----------------------|
| 变量  | (1)                  | (2)                  | (3)                  |
| Variables                                     | Performance          | Performance          | Performance          |
| RDI   | 2.672***<br>(0.264)  | 1.992***<br>(0.483)  | 1.445**<br>(0.563)   |
| RDI <sup>2</sup>                              | -0.352***<br>(0.073) | -1.654***<br>(0.175) | -1.515***<br>(0.195) |
| Age   | 0.255***<br>(0.059)  | 0.365***<br>(0.049)  | 0.349***<br>(0.049)  |
| StockReturn                                   | 0.001**<br>(0.001)   | 0.000<br>(0.000)     | 0.000<br>(0.000)     |
| StockNum                                      | 0.583***<br>(0.029)  | 0.351***<br>(0.025)  | 0.338***<br>(0.025)  |
| AssetLiquidity                                | 0.029***<br>(0.007)  |                      | 0.015**<br>(0.006)   |
| AssetSize                                     |                      | 1.27***<br>(0.04)    | 1.263***<br>(0.04)   |
| c.RDI#c.AssetLiquidity                        | -0.028<br>(0.021)    |                      | -0.049**<br>(0.023)  |
| c.RDI <sup>2</sup> #c.AssetLiquidity          | 0.009*<br>(0.005)    |                      | 0.013**<br>(0.006)   |
| c.RDI#c.AssetSize                             |                      | -0.040<br>(0.103)    | 0.142<br>(0.136)     |
| c.RDI <sup>2</sup> #c.AssetSize               |                      | 0.174***<br>(0.029)  | 0.127***<br>(0.038)  |
| Constant                                      | -0.753***<br>(0.172) | -1.554***<br>(0.132) | -1.419***<br>(0.144) |
| Observations                                  | 2250                 | 2250                 | 2250                 |
| R-squared                                     | 0.402                | 0.590                | 0.591                |

注: \*\*\* $p < 0.010$ ; \*\* $p < 0.050$ ; \* $p < 0.100$ 。

企业运营绩效之间的正相关部分与负相关部分的关系变得缓和。同时,企业资产规模与新兴技术研发投入的一次项的交互作用系数为负但不显著,说明企业资产规模对主效应的调节作用仅使得倒U型关系变得平缓,平移效果并不显著。企业资产规模在新兴技术研发投入与企业运营绩效之间起着“缓冲剂”的作用。因此,假设H3成立。

同时考虑企业资产流动性和资产规模的调节作用[表7的(3)列],调节变量资产流动性与RDI<sup>2</sup>交互的系数为0.013,且在5%的水平下显著,企业资产流动性能够正向调节新兴技术研发投入与企业运营绩效之间的关系,使倒U型效应变得平缓,即正负相关部分的关系缓和。调节变量资产规模

与RDI<sup>2</sup>交互的系数为0.127,且在1%的水平下显著,资产规模也能正向调节新兴技术研发投入与企业运营绩效之间的关系,使新兴技术投入与企业运营绩效之间的倒U型效应变得平缓,即新兴技术投入与企业运营绩效之间的正相关部分与负相关部分的关系变得缓和。同时,企业资产流动性与新兴技术研发投入的一次项的交互作用系数为-0.049,且在5%的水平下显著,说明企业资产流动性对主效应的调节作用不仅使得倒U型效应变得平缓,还能使主效应曲线产生平移效果。企业资产流动性的增加会使主效应曲线向左平移,降低新兴技术研发投入对企业运营绩效促进作用的阈值。综上所述,企业资产流动性和资产规模在新兴技术研发投入与企业运营绩效之间起着“缓冲剂”的作用,同时企业资产流动性的增加会降低新兴技术研发投入对企业运营绩效影响的门槛,再次验证了假设H2和H3。

### 3.2.3 稳健性检验

为验证研究结果的稳健性,分别采取缩小时间窗口和替换被解释变量两种方法进行稳健性检验。首先,采用缩小时间窗口的方法进行稳健性检验。为更好地反映合成生物技术研发投入对企业运营绩效的影响,剔除2019年的数据样本,保留近5年的数据样本,得到1449个研究样本,并对主效应重新检验,控制年度固定效应,研究结果依然稳健[表8的(1)列]。其次,采用年主营业务收入替换营业总收入作为被解释变量,对主效应重新检验,研究结果依然稳健[表8的(3)列]。

## 4 进一步分析

根据本文的研究结果,资产流动性和企业资产规模的增加都会使合成生物技术研发投入与企业运营绩效之间的倒U型关系变得平缓。为进一步探索企业资源特征对合成生物技术研发投入与企业运营绩效之间关系的调节作用,本文采用数值模拟的方式基于表7的第(2)列所示的结果进行了曲线拟合,结果如图4所示。根据数值模拟结果可知:当企业资产规模(Size)超过9.5(小于样本的企业资产规模最大值)时,研发投入二次项系数由负数变为正数,合成生物技术研发投入与企业运

表8 稳健性检验结果

Table 8 Test results for robustness

| 变量               | (1)                  | (2)                 | (3)                  | (4)                |
|------------------|----------------------|---------------------|----------------------|--------------------|
| Variables        | Performance          | Performance         | Main Performance     | Main Performance   |
| RDI              | 2.381***<br>(0.302)  | 3.436***<br>(1.309) | 2.480***<br>(0.247)  | 2.043**<br>(0.884) |
| RDI <sup>2</sup> | -0.228***<br>(0.075) | -0.281<br>(0.330)   | -0.202***<br>(0.062) | -0.185<br>(0.221)  |
| Age              | 0.336***<br>(0.077)  | 1.600***<br>(0.531) | -0.247***<br>(0.059) | -0.339<br>(0.367)  |
| StockReturn      | 0.002**<br>(0.001)   | 0.000<br>(0.001)    | 0.000<br>(0.001)     | 0.000<br>(0.000)   |
| StockNum         | 0.633***<br>(0.039)  | 0.170***<br>(0.048) | 0.095***<br>(0.028)  | 0.023<br>(0.039)   |
| Constant         | -1.227***<br>(0.223) | -1.500<br>(2.203)   | -0.758***<br>(0.155) | 2.451<br>(1.591)   |
| Year FE          | 是                    | 是                   | 否                    | 是                  |
| Firm FE          | 否                    | 是                   | 否                    | 是                  |
| Observations     | 1449                 | 1449                | 2250                 | 2250               |
| R-squared        | 0.367                | 0.945               | 0.195                | 0.830              |

注: \*\*\* $p < 0.010$ ; \*\* $p < 0.050$ 。

营绩效之间的倒U型关系将发生翻转变为正U型。这个结果表明, 中小规模企业对新兴技术的投入应当控制在一定阈值内才能对企业运营绩效起到促进作用, 不能盲目扩大新兴技术的投入, 而对于大规模企业来说, 应当加大对新兴技术的研发投入来刺激企业运营绩效的提升。

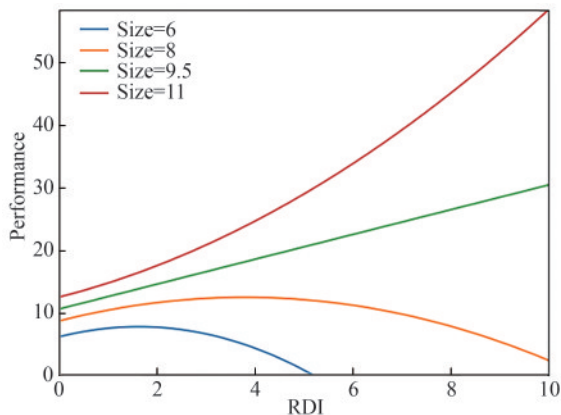


图4 企业资产规模对合成生物技术研发投入与企业运营绩效关系的调节作用

Fig. 4 Moderating effect of firm asset size on the relationship between synthetic biotechnology R&D investment and its operational performance

这种形状翻转可以由以下机制来进行理论推导:

首先, 企业的新兴技术研发能够实现科技进步或者产品改良, 进而能够摸索出满足消费者需求的市场空白, 扩大市场份额, 提高企业竞争力。但从企业资源基础观出发, 企业的新兴技术研发与其他研发活动及经营活动形成互补关系, 随着企业对新兴技术研发投入的资源逐渐增多, 会使企业丧失财务灵活性, 对其他经营活动产生抑制, 对企业运营绩效产生负向影响。极端情况下, 企业将全部资源用于新兴技术研发, 此时企业变为几乎无盈利的技术研发单位, 企业运营绩效表现很低。而相比中小规模企业, 大规模的企业能够凭借雄厚的资金、人才等资源的集中性优势, 保障新兴技术的投入, 同时大企业抵抗内外部风险的能力更强, 拥有更强的技术研发能力, 研发投入力度相对中小企业更大<sup>[50-51]</sup>。

其次, 合成生物技术研发投入除直接形成资源的占用成本外, 还会形成研发活动与其他经营活动的协调成本, 总成本随研发投入资源的增加而增长且边际成本递减<sup>[52]</sup>。因此, 随着企业规模的扩大, 新兴技术研发投入正向促进企业运营绩效的阈值逐渐扩大, 而成本曲线呈现边际递减趋势, 最终造成了新兴技术研发投入对企业运营绩效的关系的翻转(图5)。

此外, 合成生物技术研发投入与企业运营绩效之间的关系由倒U型向正U型的翻转意味着当合成生物技术研发投入超过一定阈值时, 合成生物技术研发投入对企业运营绩效提升的边际贡献逐渐增大, 企业可以通过加大合成生物技术研发投入来提高企业运营绩效。结合上述分析, 在当前合成生物产业发展仍处起步阶段的背景下, 可以认为企业可通过如下三阶段投资策略实现绩效的持续增长(图6): 早期阶段, 因为小规模企业运营绩效对合成生物技术研发投入更加敏感, 因此母公司可以通过分散投资一批小规模合成生物企业或将企业合成生物业务拆分成多个创业团队独立经营, 以获得更高的边际绩效; 随着这批小规模企业的发展, 资产规模逐渐扩大, 研发投入对企业运营绩效的边际贡献递减, 因此在中期阶段, 母公司需要通过将这些小规模企业迅速兼并整合成规模较大的企业, 此时

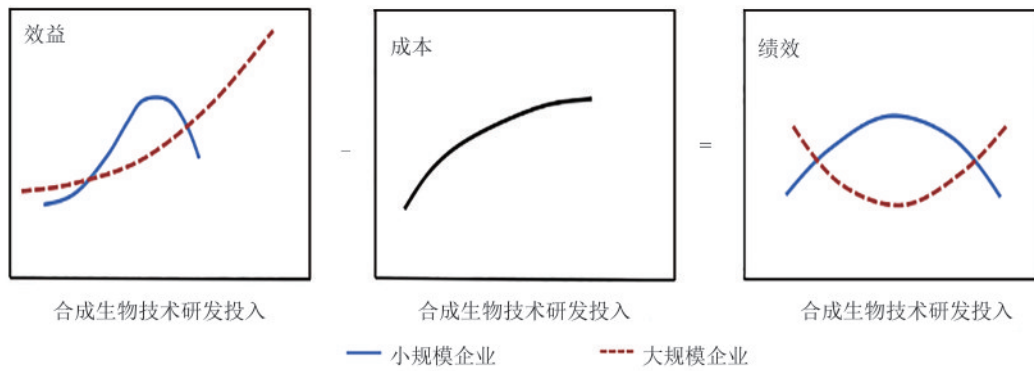


图5 合成生物技术研发投入与企业运营绩效之间关系的形状翻转

Fig. 5 Flip of the relationship between synthetic biotechnology R&D investment and firm operational performance

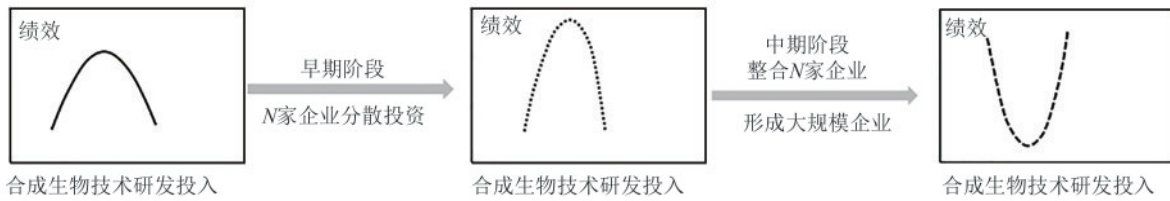


图6 企业投资策略选择原理图

Fig. 6 Schematic diagram of the corporate investment strategy selection

合成生物技术研发投入对企业运营绩效的相关关系将转变为U型；企业通过前期的资本积累，可继续加大合成生物技术研发投入，超过一定阈值时，企业运营绩效将随研发投入的持续增加而持续提升。三阶段策略简言之就是：早期分散投资，中期整合，后期加大投入。

本文提出的策略与《决定》中强调的“推动技术革命性突破、生产要素创新性配置”相一致，表明企业在初期阶段需要通过扎实的基础设施和技术积累，为后续的创新和发展奠定坚实基础。结论与《决定》中提到的“催生新产业、新模式、新动能”相一致，强调了在合成生物技术创新过程中，企业需要灵活配置资源，以适应市场变化和技术进步。此时，企业应当设法提高资产流动性，如固定资产的融资租赁、对外提供技术服务等增加企业流动资金，以期获得更大的边际绩效提升。

## 5 结语

### 5.1 结论与讨论

合成生物技术研发投入对企业运营绩效影响

的基准模型实证结果表明，企业的合成生物技术研发投入与企业运营绩效呈现倒U型关系，同时基准模型的调节机制实证结果表明资产流动性的提高、资产规模的扩大均会使合成生物技术投入与企业运营绩效之间的倒U型关系变得平缓。甚至当企业资产规模足够大时，合成生物技术研发投入与企业运营绩效之间的关系将发生由倒U型向正U型的翻转。

在本研究中，首先通过 Wind 数据库获取了美股生物科技和生命科学板块的全部上市公司财务数据，接着通过美国专利数据库获取对应企业的专利文档，并利用主题词分析模型提取每家企业的技术关键词，最终通过词向量机器学习与余弦相似度方法计算出各企业合成生物技术适用度指标，并据此构建了合成生物技术研发投入变量。本文首先搭建了新兴技术研发投入对企业运营绩效影响的基准模型。前人的研究集中于企业整体研发投入对企业绩效的影响机制，而缺乏对特定突破性新兴技术的研发投入对企业绩效的影响，并且过于强调企业股权结构、治理结构等企业制度对研发投入与企业绩效关系的影响，忽视了企业资源特征对二者关系的影响。因此，本文首先

研究了生物科技产业合成生物技术的研发投入对企业运营绩效的非线性关系，然后通过引入企业资源特征作为调节变量来探索企业资源特征是如何与新兴技术研发投入交互影响企业运营绩效的。

本研究发现合成生物技术研发投入策略与企业运营绩效之间存在显著关系，说明在高复杂性技术领域，企业的投入方式较投入规模更能解释绩效差异。对中国合成生物学企业而言，这一结论提示其在资源约束条件下应更加注重“投早、投小、投巧”的策略组合，通过聚焦细分方向与强化协同创新，提升研发资源配置效率。

## 5.2 理论贡献

本研究对合成生物技术研发投入对企业运营绩效影响的理论机制和技术创新理论的边界进行了拓展。首先，我们丰富了技术创新理论的理论内涵，认为新的生产要素或组织制度是影响组织绩效的关键因素。我们发现，当这些新的生产要素是新兴技术投入时，其与企业运营绩效的关系并非简单的正相关。我们构建了一个主效应模型及其调节机制，发现企业合成生物技术研发投入对企业运营绩效的影响呈现出倒U型关系。这意味着，合成生物技术研发投入的增加并不总是能促进绩效的提升。本研究丰富了合成生物研发投入对企业运营绩效影响的理论机制，揭示了新兴技术投入和企业运营绩效之间的复杂关系。此外，我们还将企业资源特征引入到主效应的调节机制中，发现企业资源特征对主效应起到了“缓冲”甚至逆转调节的作用。这一研究结果进一步拓展了技术创新理论，揭示了企业资源特征与投入行为错配可能对企业运营绩效产生影响。

此外，本研究对合成生物技术研发投入的量化测度也有所贡献。关于合成生物技术研发投入的指标量化数据来源于企业财务数据和美国专利局数据库，首先通过专利局数据库获取相应企业的专利文本，在完成对专利文本的数据清洗以及分词处理后，运用机器学习 Word2Vec 模型训练出每个词语的词向量；然后使用机器学习 LDA 模型对企业专利文本数据进行分析得到每个企业技术关键词；最后再通过企业技术关键词与合成生物

技术关键词的余弦相似度得到企业合成生物技术适用度。结合企业技术路径依赖，本文将合成生物技术适用度用以衡量企业的合成生物技术投入占比，与企业研发投入进行乘积作为企业合成生物技术研发投入的量化指标。

## 5.3 政策启示

政策层面上，政府与园区应完善早期创新资金机制，建设面向合成生物核心技术的共享平台，形成有助于突破关键技术瓶颈的创新生态。具体如下：

第一，政府监管与引导。政府应主导建立产业天使基金，针对合成生物技术的不同类型进行甄别，特别是在初期阶段，设立监督委员会以确保技术发展方向的正向性。建议在未来三年内引入专业监管团队，定期分析技术所处阶段，确保技术曲线持续向上。通过专业顾问团队的支持，政府可以有效监控和指导技术发展，确保资源的合理配置。

第二，引入创投顾问团队。政府应引入创投顾问团队，结合企业实际情况，提出精准的规划建议，指导企业在研发投入上的增减，避免盲目投资。通过分析企业的资产规模和流动性，政府可以制定更具针对性的政策，促进企业与产业的合作。

第三，构建国家合成生物学创新联盟，依托天津大学的全国首批建设合成生物与生物制造学院，打造面向产业需求的创投支持体系；专注于“从0到1”关键技术的研发，推动底层技术平台化建设。通过中试阶段的支持，帮助企业提升运营绩效，确保合成生物技术的健康发展与产业升级。

## 5.4 局限性及未来研究方向

本研究依旧存在一定的局限：①本研究样本选来自于美国生物科技上市公司，未来考虑增大样本选择范围，可以跨产业及扩大国别选取研究样本来进一步检验，展开不同国家地区的差异性研究；②构建的合成生物技术适用度指标来自于各企业的专利文本，未来将扩宽数据来源渠道及衡量指标；③本文主要针对企业财务性资源的特征进行调节效应研究，未来研究还可考虑技术性资源和人力资源等特征在研发投入与绩效关系中的影响机制；④由

于托宾 $Q$ 值计算所需的 market value 与资产账面价值数据难以全面获取, 未能进一步开展基于托宾 $Q$ 值的稳健性检验, 未来可做进一步验证。

### 参 考 文 献

- [1] 赵国屏. 合成生物学: 从“造物致用”到产业转化[J]. 生物工程学报, 2022, 38(11): 4001-4011.  
ZHAO G P. Synthetic biology: from “build-for-use” to commercialization[J]. Chinese Journal of Biotechnology, 2022, 38(11): 4001-4011.
- [2] 姚颀, 凌玥, 李岩琼. 中美贸易诉讼、研发投入与企业创新[J]. 南开管理评论, 2025, 28(2): 116-127.  
YAO Y, LING Y, LI Y Q. Sino-US trade litigation, R & D investment and technological innovation[J]. Nankai Business Review, 2025, 28(2): 116-127.
- [3] CEZE L, NIVALA J, STRAUSS K. Molecular digital data storage using DNA[J]. Nature Reviews Genetics, 2019, 20(8): 456-466.
- [4] 李井林, 阳镇, 陈劲, 等. ESG 促进企业绩效的机制研究: 基于企业创新的视角[J]. 科学学与科学技术管理, 2021, 42(9): 71-89.  
LI J L, YANG Z, CHEN J, et al. Study on the mechanism of ESG promoting corporate performance: based on the perspective of corporate innovation[J]. Science of Science and Management of S & T (Monthly), 2021, 42(9): 71-89.
- [5] ALARCÓN S, SÁNCHEZ M. External and internal R&D, capital investment and business performance in the Spanish agri-food industry[J]. Journal of Agricultural Economics, 2013, 64(3): 654-675.
- [6] LEE J, KWON H B, PATI N. Exploring the relative impact of R&D and operational efficiency on performance: a sequential regression-neural network approach[J]. Expert Systems with Applications, 2019, 137: 420-431.
- [7] 刘萍, 毛宁. 医药行业技术创新投入对当期与远期绩效的影响研究[J]. 科技与管理, 2018, 20(6): 28-32.  
LIU P, MAO N. Research on the impact of technological innovation investment in the pharmaceutical industry on current and long-term performance[J]. Science-Technology and Management, 2018, 20(6): 28-32.
- [8] 董静, 苟燕楠. 研发投入与上市公司业绩: 基于机械设备业和生物医药业的比较研究[J]. 科技进步与对策, 2010, 27(20): 56-60.  
DONG J, GOU Y N. R & D investment and performance of listed companies: a comparison between machinery industry and pharmaceutical industry[J]. Science & Technology Progress and Policy, 2010, 27(20): 56-60.
- [9] 简兆权, 曾经莲, 刘艳. 服务供应链外部整合对企业运营绩效的影响机理分析: 被调节的中介效应[J]. 管理评论, 2021, 33(8): 290-301.  
JIAN Z Q, ZENG J L, LIU Y. The effect mechanism of service supply chain external integration on operational performance: a moderated mediation[J]. Management Review, 2021, 33(8): 290-301.
- [10] 宋青龙. 新三板公司资产流动性分析与策略研究[J]. 中国市场, 2020(26): 38-39.  
SONG Q L. Asset liquidity analysis and strategy research of new third board company[J]. China Market, 2020(26): 38-39.
- [11] 池仁勇, 於珺, 阮鸿鹏. 企业规模、研发投入对创新绩效的影响研究: 基于信用环境与知识存量视角[J]. 华东经济管理, 2020, 34(9): 43-54.  
CHI R Y, YU J, RUAN H P. Research on the influence of enterprise scale and R & D on innovation performance: based on the perspective of credit environment and knowledge stock [J]. East China Economic Management, 2020, 34(9): 43-54.
- [12] 陈晶璞, 苏冠初, 李小青. 融资约束条件下研发投入对财务绩效的影响——基于医药行业上市公司的经验证据[J]. 财会月刊, 2017, 38(24): 12-17.  
CHEN J P, SU G C, LI X Q. Financing constraints, R&D investment, and financial performance: empirical evidence from listed companies in the pharmaceutical industry[J]. Finance and Accounting Monthly, 2017, 38(24): 12-17.
- [13] 李静怡, 王祯阳, 武咸云. 政策激励与研发投入交互作用对创新绩效的影响[J]. 科研管理, 2020, 41(5): 99-110.  
LI J Y, WANG Z Y, WU X Y. Impact of high-tech innovation performance based on interaction of policy incentives and R & D investment[J]. Science Research Management, 2020, 41(5): 99-110.
- [14] EBERHART A C, MAXWELL W F, Siddique A R. An examination of long-term abnormal stock returns and operating performance following R&D increases[J]. The Journal of Finance, 2004, 59(2): 623-650.
- [15] 李四海, 邹萍. 企业研发绩效黏性研究: 来自高新技术上市公司的经验证据[J]. 科研管理, 2016, 37(2): 37-46.  
LI S H, ZOU P. A Research on the stickiness of R & D performance: an empirical evidence from high-tech listed enterprises[J]. Science Research Management, 2016, 37(2): 37-46.
- [16] 赵晖. 高技术企业的R&D投入与组织绩效关系的实证分析[J]. 生产力研究, 2010(5): 218-219, 222.  
ZHAO H. The influence of R & D investment and knowledge stock on innovative output of domestic enterprises: an empirical analysis based on high technology industry[J]. Productivity Research, 2010(5): 218-219, 222.
- [17] SCHERER F M. The link between gross profitability and pharmaceutical R&D spending[J]. Health Affairs, 2001, 20(5): 216-220.
- [18] AHMED K, HILLIER J, TANUSASMITA E. R&D profitability, intensity and market-to-book: evidence from Australia[J]. Accounting Research Journal, 2011, 24(2): 150-177.
- [19] LIN B W, LEE Y, HUNG S C. R&D intensity and commercialization orientation effects on financial performance [J]. Journal of Business Research, 2006, 59(6): 679-685.
- [20] QUO B, WANG Q Z, SHOU Y Y. Firm size, R&D, and performance: an empirical analysis on software industry in

- China[C]//2004 IEEE International Engineering Management Conference. October 18-21, 2004, Singapore. IEEE, 2004: 613-616.
- [21] SHEN C H, ZHANG H. CEO risk incentives and firm performance following R&D increases[J]. *Journal of Banking & Finance*, 2013, 37(4): 1176-1194.
- [22] 贲友红. 我国企业研发投入对经营绩效滞后性影响的研究: 以医药制造企业为例[J]. *价格理论与实践*, 2017(4): 155-158.
- BEN Y H. Research on the correlation about R & D investment and firm operation performance: based on pharmaceutical manufacturing industry[J]. *Price (Theory & Practice)*, 2017(4): 155-158.
- [23] 许伯桐. 以质取胜: 企业技术创新与经营绩效[J]. *运筹与管理*, 2018, 27(11): 193-199.
- XU B T. Quality or quantity: corporate technology innovation and business performance[J]. *Operations Research and Management Science*, 2018, 27(11): 193-199.
- [24] ROSENBERG N. Why do firms do basic research (with their own money)?[J]. *Research Policy*, 1990, 19(2): 165-174.
- [25] 尹美群, 盛磊, 李文博. 高管激励、创新投入与公司绩效: 基于内生性视角的分行业实证研究[J]. *南开管理评论*, 2018, 21(1): 109-117.
- YIN M Q, SHENG L, LI W B. Executive incentive, innovation input and corporate performance: an empirical study based on endogeneity and industry categories[J]. *Nankai Business Review*, 2018, 21(1): 109-117.
- [26] PISANO G P. The development factory: unlocking the potential of process innovation[M]. Boston: Harvard Business School Press, 1996.
- [27] 张自然, 骆静. 医药企业研发投入、销售投入与企业绩效的相关性研究[J]. *当代经济*, 2015, 32(9): 116-119.
- ZHANG Z R, LUO J. Research on the correlation between R&D investment, sales investment and enterprise performance of pharmaceutical enterprises[J]. *Contemporary Economics*, 2015, 32(9): 116-119.
- [28] TEECE D J. Profiting from technological innovation: implications for integration, collaboration, licensing and public policy[J]. *Research Policy*, 1986, 15(6): 285-305.
- [29] ZHANG X, CHANG R, GU M H, et al. Blockchain implementation and shareholder value: a complex adaptive systems perspective[J]. *International Journal of Operations & Production Management*, 2024, 44(3): 666-698.
- [30] 李春. 合成生物学[M]. 北京: 化学工业出版社, 2019.
- LI C. *Synthetic Biology*[M]. Beijing: Chemical Industry Press, 2019.
- [31] 王俊姝, 祁庆生. 合成生物学与代谢工程[J]. *生物工程学报*, 2009, 25(9): 1296-1302.
- WANG J S, QI Q S. Synthetic biology for metabolic engineering—a review[J]. *Chinese Journal of Biotechnology*, 2009, 25(9): 1296-1302.
- [32] 王智文, 陈涛, 赵学明. 代谢工程与合成生物学[M]. 北京: 高等教育出版社, 2023.
- WANG Z W, CHEN T, ZHAO X M. *Metabolic Engineering and synthetic biology*[M]. Beijing: Higher Education Press, 2023.
- [33] 于波, 刘璐. 数字化转型是否优化了企业投资效率?——基于资源基础观的实证研究[J]. *现代管理科学*, 2023(6): 153-162.
- YU B, LIU L. Does digital transformation optimize the investment efficiency of enterprises? —An empirical study based on the resource-based view[J]. *Modern Management Science*, 2023(6): 153-162.
- [34] TRIPLETT J E. The solow productivity paradox: what do computers do to productivity? [J]. *The Canadian Journal of Economics*, 1999, 32(2): 309.
- [35] GARICANO L, HEATON P. Information technology, organization, and productivity in the public sector: evidence from police departments[J]. *Journal of Labor Economics*, 2010, 28(1): 167-201.
- [36] GIUSTIZIERO G, KRETSCHMER T, SOMAYA D, et al. Hyperspecialization and hyperscaling: a resource-based theory of the digital firm[J]. *Strategic Management Journal*, 2023, 44(6): 1391-1424.
- [37] 赵玉林, 刘超, 谷军健. 研发投入结构对高质量创新的影响: 兼论有为政府和有效市场的协同效应[J]. *中国科技论坛*, 2021(1): 55-64.
- ZHAO Y L, LIU C, GU J J. The effect of R & D investment structure on high-quality innovation: also on the synergy of promising government and effective market[J]. *Forum on Science and Technology in China*, 2021(1): 55-64.
- [38] 张洁, 唐洁. 资本错配、融资约束与企业研发投入: 来自中国高新技术上市公司的经验证据[J]. *科技进步与对策*, 2019, 36(20): 103-111.
- ZHANG J, TANG J. Capital misallocation, financing constraint and R & D investment of enterprise: empirical evidence from high-tech listed companies of China[J]. *Science & Technology Progress and Policy*, 2019, 36(20): 103-111.
- [39] 任海云. 公司治理对R&D投入与企业绩效关系调节效应研究[J]. *管理科学*, 2011, 24(5): 37-47.
- REN H Y. Moderating effects of corporate governance on the relation between R & D input and firm performance[J]. *Journal of Management Science*, 2011, 24(5): 37-47.
- [40] MILLER D, SHAMSIE J. The resource-based view of the firm in two environments: the Hollywood film studios from 1936 to 1965 [J]. *The Academy of Management Journal*, 1996, 39(3): 519-543.
- [41] TSAI K H, WANG J C. Does R&D performance decline with firm size? —A re-examination in terms of elasticity[J]. *Research Policy*, 2005, 34(6): 966-976.
- [42] 祝继高, 陆正飞. 货币政策、企业成长与现金持有水平变化[J]. *管理世界*, 2009, 25(3): 152-158.
- ZHU J G, LU Z F. Monetary policies, enterprise' growth, and the change in the level of cash-holding[J]. *Journal of Management World*, 2009, 25(3): 152-158.
- [43] SIBILKOV V. Asset liquidity and capital structure[J]. *The Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 2009, 44(5): 1173-1196.

- [44] BOEING P. The allocation and effectiveness of China's R&D subsidies—evidence from listed firms[J]. *Research Policy*, 2016, 45(9): 1774-1789.
- [45] 陈凡, 徐旭. 技术创新风险分析[J]. *创新与创业管理*, 2017(2): 1-10.  
CHEN F, XU X. Analysis on technological innovation risk[J]. *Management of Innovation and Entrepreneurship*, 2017(2): 1-10.
- [46] 张岭. 股权与债权融资对技术创新绩效的影响研究[J]. *科研管理*, 2020, 41(8): 95-104.  
ZHANG L. A research on the effect of equity and debt financing on technological innovation performance[J]. *Science Research Management*, 2020, 41(8): 95-104.
- [47] 薛海燕, 张信东. 推手还是杀手: 流动性对中小企业创新投资的影响——基于新三板和创业板的比较研究[J]. *外国经济与管理*, 2021, 43(6): 105-119.  
XUE H Y, ZHANG X D. Killing or pushing: the effect of stock liquidity on innovation investment of SME—a comparative study between NEEQ and GEM[J]. *Foreign Economics & Management*, 2021, 43(6): 105-119.
- [48] 徐琳, 刘衍. 股票流动性与企业创新: 促进还是抑制——企业异质性视角[J]. *科技进步与对策*, 2020, 37(22): 90-98.  
XU L, LIU Y. Stock liquidity and enterprise innovation: promotion or inhibition—based on enterprise heterogeneity[J]. *Science & Technology Progress and Policy*, 2020, 37(22): 90-98.
- [49] 林志帆, 杜金岷, 龙晓旋. 股票流动性与中国企业创新策略: 流水不腐还是洪水猛兽?[J]. *金融研究*, 2021(3): 188-206.  
LIN Z F, DU J M, LONG X X. Helping hand or punching fist? How stock liquidity affects corporate innovation in China[J]. *Journal of Financial Research*, 2021(3): 188-206.
- [50] 唐曼萍, 李后建. 企业规模、最低工资与研发投入[J]. *研究与发展管理*, 2019, 31(1): 44-55.  
TANG M P, LI H J. Firm size, minimum wage and firm R & D investment[J]. *R & D Management*, 2019, 31(1): 44-55.
- [51] KARLSSON C, OLSSON O. Product innovation in small and large enterprises[J]. *Small Business Economics*, 1998, 10(1): 31-46.
- [52] MARCH J G. Rationality, foolishness, and adaptive intelligence[J]. *Strategic Management Journal*, 2006, 27(3): 201-214.
- [53] 韩先锋, 董明放. 研发投入对企业绩效影响的门槛效应[J]. *北京理工大学学报(社会科学版)*, 2018, 20(2): 95-101, 116.  
HAN X F, DONG M F. R & D investment's threshold effect on firm performance[J]. *Journal of Beijing Institute of Technology (Social Sciences Edition)*, 2018, 20(2): 95-101, 116.
- [54] 韩中媛, 尹夏楠. 资源配置、研发投入与企业绩效的关联[J]. *商业文化*, 2021(16): 32-33.  
HAN Z Y, YIN X N. The relationship between resource allocation, R&D investment and enterprise performance[J]. *Business Culture*, 2021(16): 32-33.
- [55] 王珊珊. 创新投入对企业绩效的影响研究[J]. *全国流通经济*, 2023(15): 88-91.  
WANG S S. Research on the impact of innovation investment on enterprise performance[J]. *China Circulation Economy*, 2023(15): 88-91.
- [56] 李钟石, 文华, 袁嘉葆, 等. 基于DEA模型的我国物流业上市公司经营绩效实证分析[J]. *物流技术*, 2021, 40(4): 64-70.  
LI Z S, WEN H, YUAN J B, et al. Empirical analysis of operational performance of listed Chinese logistics companies based on DEA model[J]. *Logistics Technology*, 2021, 40(4): 64-70.
- [57] 赵武阳, 陈超. 什么决定了企业的研发投入?[J]. *中国会计评论*, 2012(4): 453-472.  
ZHAO W Y, CHEN C. What determine the R & D investments of firm: a survey[J]. *China Accounting Review*, 2012(4): 453-472.
- [58] SILVERMAN B S. Technological resources and the direction of corporate diversification: toward an integration of the resource-based view and transaction cost economics[J]. *Management Science*, 1999, 45(8): 1109-1124.
- [59] 夏兰, 徐雯. 资产流动性对企业资本结构的影响研究[J]. *新智慧:财经版*, 2014(1): 4.  
XIA L, XU W. Research on the impact of asset liquidity on the capital structure of enterprises [J]. *New Wisdom: Finance and Economics Edition*, 2014(1): 4.
- [60] 刘晓静, 黄茜. 资产流动性管理对公司业绩影响的实证研究: 基于专用设备制造业的分析[J]. *广西财经学院学报*, 2016, 29(3): 81-86.  
LIU X J, HUANG Q. An empirical study of the impacts of liquidity management on the company's performance: based on the analysis of the equipment manufacturing industry[J]. *Journal of Guangxi University of Finance and Economics*, 2016, 29(3): 81-86.
- [61] 徐佳丽. 上市公司流动性与盈利能力关系的实证研究[J]. *现代营销(学苑版)*, 2021(27): 28-29.  
XU J L. An empirical study on the relationship between liquidity and profitability of listed companies[J]. *Marketing Management Review*, 2021(27): 28-29.
- [62] 张婷婷, 邓峙琨. 企业资产结构研究文献综述[J]. *广西质量监督导报*, 2020(6): 144-144, 143.  
ZHANG T T, DENG Z K. Literature review of enterprise asset structure research[J]. *Guangxi Quality Supervision Guide Periodical*, 2020(6): 144-144, 143.
- [63] 杨明海, 李倩倩, 袁洪娟. 高层次科技创新人才集聚效应的现状与提升战略研究: 基于山东省的调研数据[J]. *经济与管理评论*, 2015, 31(4): 129-134.  
YANG M H, LI Q Q, YUAN H J. Situation and upgrading strategies of agglomeration effects on high-level technological innovation talents': based on survey data of Shandong province [J]. *Review of Economy and Management*, 2015, 31(4): 129-134.
- [64] 邓培杰. 资产结构、企业规模与企业价值基于A股制造业上市公司的研究[J]. *金融*, 2023, 13(3): 503-509.  
DENG P J. Research on asset structure, firm size and firm value based on A-share Manufacturing Listed Companies [J]. *Finance*, 2023, 13(3): 503-509.
- [65] KOSALA R, BLOCKEEL H. Web mining research: a survey [J]. *ACM SIGKDD Explorations Newsletter*, 2000, 2(1): 1-15.
- [66] MANKAD S, HAN H S, GOH J, et al. Understanding online

hotel reviews through automated text analysis[J]. Service Science, 2016, 8(2): 124-138.

[67] WU J, HUANG L Q, ZHAO J L. Operationalizing regulatory focus in the digital age: evidence from an E-commerce Context1[J]. MIS Quarterly, 2019, 43(3): 745-764.

[68] SALTON G, MCGILL M J. Introduction to modern information retrieval[M]. New York: McGraw-Hill, 1983.

[69] BLEI D M, NG A Y, JORDAN M I. Latent dirichlet allocation [J]. Journal of machine Learning research, 2003, 3: 993-1022.

[70] WEI X, HE W, ZHANG X, et al. A machine learning method for measuring information disclosure in sharing economy platforms [C]//International Conference on Information Systems, India, 2020.

[71] VU H Q, LI G, LAW R. Discovering implicit activity preferences in travel itineraries by topic modeling[J]. Tourism Management, 2019, 75: 435-446.

[72] HALL B H, ROSENBERG N. Handbook of the economics of innovation[M]. Amsterdam: Elsevier, 2010.

[73] Industrial research and innovation indicators: report of a workshop[M]. Washington.: National Academies Press, 1997.

[74] NAGAOKA S, MOTOHASHI K, GOTO A. Patent statistics as an innovation indicator[M]//Handbook of the economics of innovation, Volume 2. Amsterdam: Elsevier, 2010: 1083-1127.

[75] National Academies of Sciences, Engineering, and Medicine; Policy and Global Affairs; Government-University-Industry Research Roundtable. Beyond patents: assessing the value and impact of research investments: proceedings of a workshop—in

brief. [M/OL]. Washington (DC): National Academies Press, 2017. (2017-10-11)[2026-01-03]. <https://doi.org/10.17226/24920>.

[76] POTTERS L. Innovation input and innovation output: differences among sectors[R]. IPTS Working Papers on Corporate R&D and Innovation, 2009.

[77] DANGUY J, DE RASSENFOSSE G, VAN POTTELSBERGHE DE LA POTTERIE B. The R&D-patent relationship: an industry perspective[J]. EIB Papers, 2010, 14(1): 170-195.



**通讯作者:** 魏馨(1996—),女,管理学博士,讲师。研究方向为数字化知识管理,合成生物学风险管理,人工智能交叉研究。

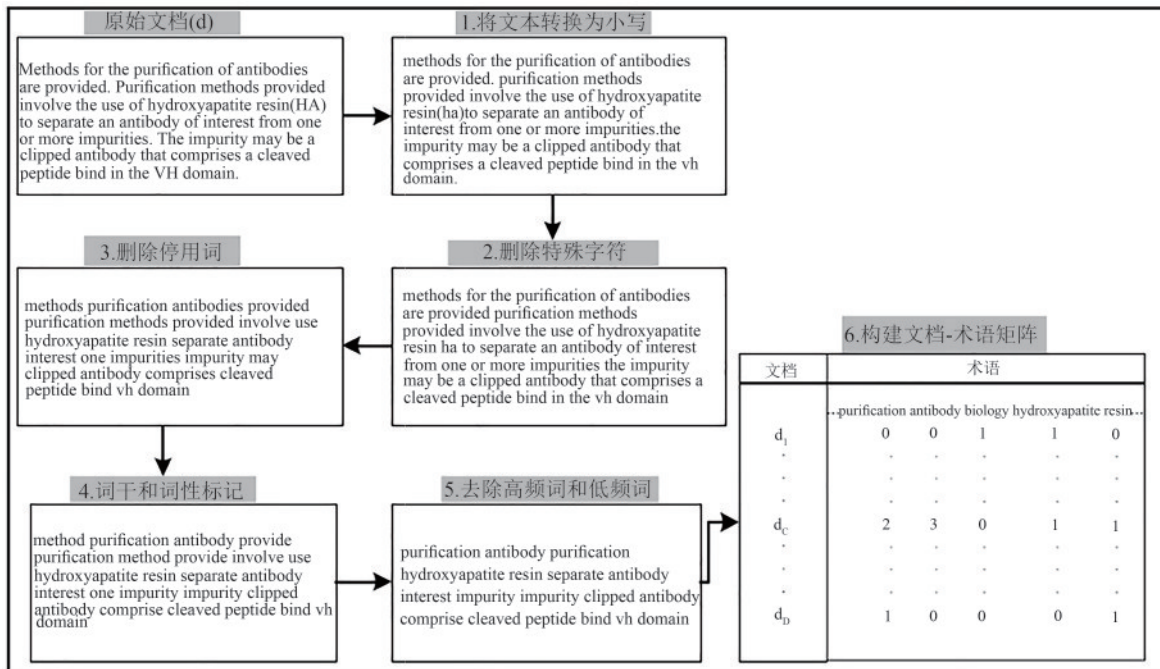
E-mail: weixin96@bjut.edu.cn



**第一作者:** 张兮(1982—),男,管理学博士,教授。研究方向为合成生物学风险管理,人工智能交叉研究,数据流通风险管理等。

E-mail: jackyzhang@tju.edu.cn

附录



附图 S1 数据预处理

Supplementary Fig.S1 Data pre-processing