引用格式：刘志迎，孙慧杰. 面向未来产业的技术预测分析——理论、方法与实践路径［J］. 技术经济，2026，45(9)：13-28.
Liu Zhiying，Sun Huijie. Analysis of technology forecasting for future industries：Theory，methodology，and practical pathways［J］. Journal of Technology Economics，2026，45(9)：13-28.

产业技术经济

面向未来产业的技术预测分析
——理论、方法与实践路径

刘志迎，孙慧杰
（中国科学技术大学管理学院，合肥 230026）

摘 要：未来产业前瞻布局对培育新质生产力、塑造竞争新优势和建设现代化产业体系具有重要意义。技术预测是识别技术演化规律、研判科技发展方向和支撑科技战略制定的重要工具。然而，现有研究在理论基础、方法体系与实践路径之间仍缺乏系统整合，难以为不同预测目标下的方法选择与流程设计提供统一指导。基于此，本文旨在构建面向未来产业的技术预测整合框架。研究采用系统文献综述法，从内在机理、方法模型和实践流程三个维度梳理国内外相关研究，整合技术生命周期、技术融合与技术轨道跃迁等理论，归纳定性方法和统计方法、机器学习方法、网络分析方法等定量方法，构建涵盖目标设计、理论与方法选择、数据准备、数据分析、验证输出五个环节的预测流程。在此基础上，形成了技术预测“理论-方法-流程”整合性分析框架，揭示了理论基础、方法模型与实践路径之间的协同逻辑，厘清了各流程环节的核心要素及其内在关联。研究弥补了既有综述在系统整合与流程指导方面的不足，为提升面向未来产业的技术预测过程的连贯性与科学性提供系统化指导，也为优化国家及企业科技创新战略、前瞻布局未来产业发展方向提供重要参考。

关键词：技术预测；未来产业；预测流程；整合框架；系统文献综述；科技战略
中图分类号：F204；G303 **文献标志码**：A **文章编号**：1002-980X(2026)09-0013-16
DOI：10.12404/j.issn.1002-980X.J26062610

一、引言

21世纪以来，全球科技创新空前活跃，新一轮科技革命和产业变革正在重构全球创新版图和经济结构，未来产业前瞻布局已成为中国培育新质生产力、塑造竞争新优势和建设现代化产业体系的重要方向。未来产业培育的关键在于能否及早识别具有战略价值的技术方向、潜在技术组合和产业化路径[1-2]。技术预测作为研判技术演化规律、识别技术发展方向和支撑科技战略制定的重要工具，能够为未来产业技术识别、技术选择和资源配置提供前瞻性依据[3]。从国际经验看，美国、日本、德国等持续开展技术预测，以把握未来科技发展趋势并支撑国家创新体系建设[4]。在组织层面，技术预测也可帮助科研机构和企业识别研究方向、制定研发规划和优化资源配置[5]。因此，技术预测是未来产业前瞻布局和科技创新战略制定的重要支撑。

然而，未来产业对技术预测提出不同于一般技术预测的新要求。未来产业并非既有产业体系的简单延伸，而是由前沿技术突破、跨领域融合和新型应用场景共同驱动的潜在产业形态，其发展具有高不确定性、强交叉融合、技术路线未定型和产业边界模糊等特征[6]。一般技术预测通常以相对明确的技术对象、较稳定的技术轨迹和较充分的历史数据为基础，主要关注既有技术的性能提升、成熟度演进和扩散趋势[7-9]。相比之下，未来产业中的关键技术往往处于实验室阶段甚至概念萌芽期，技术路线尚未收敛，跨领域知识不断

收稿日期：2026-06-26
基金项目：国家社会科学基金重大项目“创新链与产业链耦合的关键核心技术实现机理与突破路径研究”(22&ZD094)
作者简介：刘志迎(1964—)，博士，中国科学技术大学管理学院教授，博士研究生导师，研究方向：战略与创业、创新管理、创新与产业经济和区域经济；孙慧杰(2001—)，中国科学技术大学管理学院博士研究生，研究方向：技术创新和战略管理。

重组,产业转化路径也具有较高不确定性[6]。因此,面向未来产业的技术预测不能简单依赖既有趋势外推,而需要进一步识别早期弱信号、跨领域技术融合和潜在非连续性突破。

围绕技术预测,国内外学者已从不同角度展开了较为丰富的探索,但针对中国未来产业前瞻布局的现实需求,现有研究仍存在三个层面的结构性不足。第一,未来产业情境嵌入不足。已有综述多以一般技术预测为研究对象,梳理德尔菲法、情景分析、趋势外推、机器学习等方法工具的应用进展,但对未来产业的高不确定性、强交叉融合和产业边界未定型等特征关注不够,难以充分回应面向未来产业技术预测的现实需求。第二,理论与方法之间缺乏机制连接。技术生命周期、技术融合、技术轨道跃迁等理论为理解技术演化提供了重要基础,但在既有综述往往停留在背景性解释层面,尚未充分转化为预测任务识别和方法选择。第三,预测方法与实践路径之间缺乏系统衔接。现有研究通常将各类方法作为并列工具加以介绍,或将预测过程概括为一般性操作步骤,但对不同方法如何嵌入具体预测任务、分析结果如何反馈修正,以及预测输出如何转化为未来产业选择和培育决策,尚缺乏系统讨论。从中国未来产业前瞻布局实践看,尽管前沿技术方向识别、重点产业领域遴选和技术路线研判等工作已逐步展开,上述问题仍制约技术预测分析的系统性和决策支撑能力。

基于此,本文认为面向未来产业的技术预测不应被理解为一般技术预测在产业领域的简单应用,而应被视为一种以未来产业情境为约束、以技术演化机制为理论依据、以任务驱动的方法适配为分析逻辑,并以战略决策为导向的系统性分析活动。为此,采用系统文献综述法,从理论、方法与实践路径三个方面梳理国内外相关研究。在理论层面,基于技术生命周期、技术融合与技术轨道跃迁理论,分析连续性演化、交互性重组和非连续突破等技术演化机制;在方法层面,采用归纳定性方法,以及统计、机器学习和网络分析等定量方法,分析不同方法的主导逻辑与适用条件;在实践层面,将目标设计、理论和方法选择、数据准备、数据分析与验证输出纳入统一分析路径,讨论预测任务如何转化为可执行、可反馈并服务战略决策的分析过程。

相较于既有研究,本文的边际贡献主要体现在三个方面。第一,在理论层面,将未来产业区别于一般技术预测的情境特征纳入技术预测分析,进一步强化技术生命周期、技术融合和技术轨道跃迁等理论对未来产业技术演化机制及相应预测任务的解释力;第二,在方法层面,建立预测任务、演化机制、数据特征与方法选择之间的适配关系,说明不同方法在不同技术预测任务中的主导作用与互补关系,从而由方法罗列转向任务驱动的方法分析;第三,在实践层面,构建由目标设计、理论和方法选择、数据准备、数据分析与验证输出组成的技术预测实践路径,强调预测环节之间的反馈与迭代,为面向未来产业的技术预测分析提供系统化思路。

二、概念界定

Lenz[10]较早从技术性能及其可量化特征出发对技术预测进行界定。此后,随着技术创新研究、科技政策研究和战略管理研究的发展,技术预测的内涵不断扩展,逐渐从对具体技术性能指标的预测,延伸至对技术发展方向、出现时间、潜在影响、演化路径和战略价值的系统判断。尽管不同研究对技术预测的表述存在差异,但总体上可以从对象、过程和任务三个方面理解:对象视角关注预测什么,强调技术本身的性能、特征、方向、速率和影响;过程视角关注如何预测,强调预测活动所依赖的理论、方法、数据和分析程序;任务视角关注为何预测,强调预测结果对研发规划、战略制定、投资决策和政策制定等实践活动的支撑作用。表1概括了现有文献中关于技术预测的代表性界定。

当研究对象转向未来产业时,技术预测的适用情境发生变化。面向未来产业的技术预测不能简单沿用以既有技术、连续数据和单一路径外推为基础的一般技术预测逻辑,而需要在预测对象、数据基础、方法逻辑和结果用途上进行情境化扩展。为更清晰地呈现这一区别,表2从预测对象、预测目标、数据基础、方法逻辑、结果形式和决策用途六个方面,对一般技术预测与面向未来产业的技术预测进行比较。该比较并非将二者处理为截然分割的二元类型,而是揭示技术预测情境中的连续谱:一端是技术轨迹相对稳定、数据积累较充分、可依赖定量模型进行趋势推断的连续性预测;另一端是技术路线尚未定型、数据来源高度异质、需要综合运用混合方法进行前瞻识别的非连续性探索。面向未来产业的技术预测,正是在连续谱中更加复杂、更具不确定性的一端展开。

表 1　多维视角下的技术预测概念

界定视角	定义	代表性文献
对象视角	对社会有益的一种机器的发明、特点、尺寸及其性能的预测	Lenz[10]
	根据技术发展的基本原理，以详实可靠的数据资料，运用科学的方法，对未来某项技术发展的方向和水平所进行的预计和推测	杨春旭[11]
	对技术变化的潜在方向、速率、特征和影响进行系统性和目标性的预测和阐释	Coates 等[12]
过程视角	利用已有的理论、方法和手段，通过分析技术过去的发展走向和特征来预测和判断该技术未来的发展走向	叶明和孟燕[13]
	选择有前景有战略性的研究领域和新兴技术，以期产生最大社会和经济效益的过程	刘育新[14]
	是一个系统化的过程，描述技术在未来某个时间点的出现、性能、特征或影响，理解技术未来的发展趋势、市场潜力与社会影响等	Porter 等[15]
	为了实现某种技术目的，根据已有的技术知识，对实施和控制事件的整体过程进行预先计算或判定	吴国林和程文[16]
任务视角	服务于总体战略目标，包括在掌握已有技术相关信息的基础上，对技术的未来状态进行预测和选择恰当的技术战略两方面	杨省贵[17]
	预测技术发展趋势和变化速度，以最大可能地在早期发现革命性技术	Yoon 和 Lee[18]

表 2　一般技术预测与面向未来产业的技术预测比较

比较维度	一般技术预测	面向未来产业的技术预测
预测对象	既有技术、明确技术领域、成熟技术路径	新兴技术、跨领域技术组合、潜在突破方向
预测目标	趋势外推、性能提升、成熟度判断	技术机会识别、弱信号捕捉、产业化路径研判
数据基础	文献、专利、历史指标等相对稳定数据	文献、专利、基金、政策、新闻、专家判断等多源异构数据
方法逻辑	以趋势外推、统计分析或相对稳定模型为主	数据挖掘、专家判断、情景分析、路线图等混合机制
结果形式	趋势、指标、概率、时间节点	技术主题、融合机会、突破信号、情景化路径
决策用途	研发规划、技术评估、投资判断	未来产业选择、科技资源配置、战略布局

三、研究方法与框架

参考 Tranfield 等[19]关于系统性综述法在管理学研究中的应用规范，通过文献检索、样本筛选、数据提取和综合分析，形成对技术预测理论基础、方法体系和实践流程的体系化评述。系统性综述强调围绕明确研究问题，采用可追溯、可复核的检索与筛选程序。鉴于本文研究情境，文献检索同时覆盖技术预测核心研究及未来产业、新兴技术和产业前瞻相关研究，以兼顾研究主线完整性与情境适配性。明确概念是理论建构的首要任务和前提[20]。在前文概念界定基础上，设置三类检索主题：一是核心主题检索，聚焦技术预测的理论、方法与流程；二是未来产业情境检索，聚焦未来产业及新兴产业中的技术识别、技术选择与技术路线研判；三是理论机制与方法补充检索，重点补充技术生命周期、技术融合、技术轨道跃迁及相关预测方法研究。文献来源主要依托 Web of Science 核心集和中国知网数据库，并辅以 Google Scholar 等学术搜索引擎。高质量期刊的相关文献是理论发展的基石[21]。参考 Lee[22]、Linton 和 Embrechts[23]、Tran 和 Daim[24]等研究，英文文献重点覆盖 12 种相关领先期刊，中文文献重点选择中文社会科学引文索引、中文核心期刊要目总览和中国科学引文数据库来源期刊，同时保留引文追溯获得的高相关研究。依据主题相关性、理论与方法贡献及未来产业情境适配性，经去重、题名与摘要初筛、全文复筛和引文追溯补充，最终纳入英文文献 169 篇、中文文献 143 篇①。

在完成文献检索、筛选与样本确定的基础上，进一步围绕为何预测、依据何种理论预测、采用何种方法预测及如何组织预测过程展开综合分析。首先，从技术预测的内涵出发，明确其对象视角、过程视角和任务视角，为面向未来产业的技术预测框架奠定概念基础；其次，从技术演化机理出发，梳理技术生命周期、技术融合和技术轨道跃迁等理论视角，揭示不同理论对连续性演化、交互性重组和非连续性突破的解释作用；再次，从方法模型出发，归纳定性方法和定量方法，分析其基本原理、适用场景与互补关系；最后，从实践流程出发，将目标设计、理论和方法选择、数据准备、数据分析、验证输出等环节纳入统一分析链条，说明预测任务如何转化为可执行、可反馈和可服务决策的系统过程。基于上述逻辑，构建面向未来产业的技术预测“理论-方法-流程”整合框架，如图 1 所示。

① 详细检索与筛选程序备索。

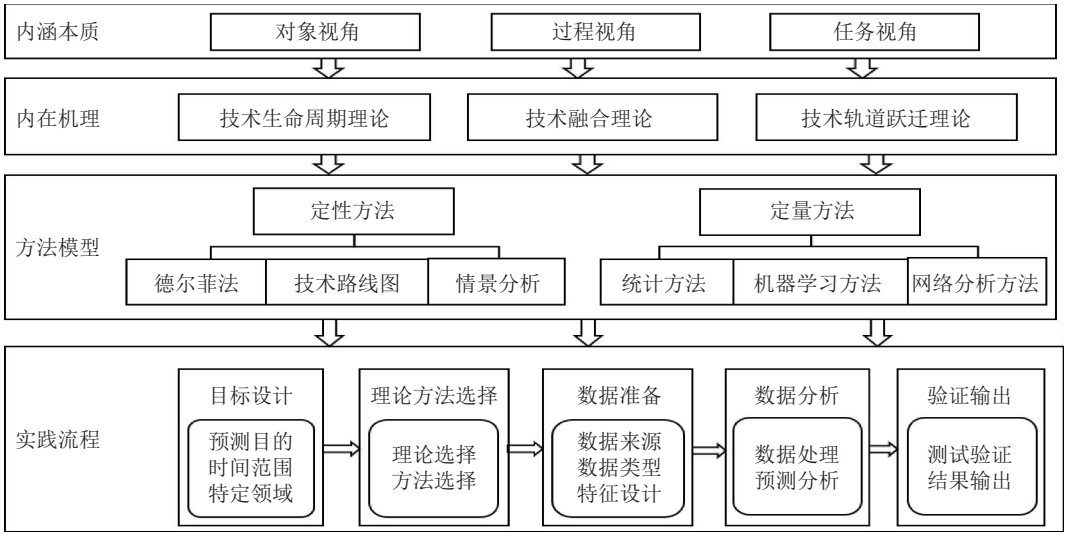


图1 理论框架

四、理论基础

波普尔将科学理论的发展比作达尔文的自然选择过程,为从进化视角理解知识与技术变迁提供了思想启发[25-26]。这一思想在技术演化研究中得以沿袭,并逐步发展为系统理论体系,即技术变革的进化理论(evolutionary theory of technological change,ETTC)。ETTC强调了技术演化与生物进化的显著相似性,借鉴进化生物学视角解释技术变化和发展,认为变异、遗传、路径依赖、协同进化和复杂性等概念在技术领域同样适用[27-28]。在进化思想的指导下,技术演化论者利用技术生命周期、技术融合、技术轨道跃迁等理论来揭示技术演化的内在机理和规律性,并在实践中得到了广泛应用和验证。

(一)技术生命周期理论

技术生命周期理论通过描绘技术性能随时间发展的过程,为反映技术发展的当前态势与预测未来趋势提供了重要参考[29]。该理论认为,技术发展通常经历导入期、成长期、成熟期和衰退期四个阶段。在导入期,新技术初现,发展速度相对缓慢,技术性能处于较低水平;在成长期,技术性能快速提升,曲线增长速度加快;然而,随着技术逐渐接近其性能极限,增长速度放缓,技术进入成熟期;在衰退期,技术性能提升空间进一步缩小,直至被新技术取代[30]。从进化视角看,技术生命周期理论体现了技术知识在既有轨道上的积累、保留和扩散,也反映了早期技术选择对后续发展路径的约束。

从预测适用性看,技术生命周期理论更适合解释对象相对明确、历史数据较为连续、演化路径具有一定稳定性的技术预测任务。其核心问题是既有技术沿当前路径将如何发展,因而主要适用于现有技术的未来发展预测,如技术成熟度判断、增长潜力评估、性能提升趋势识别和替代时间窗口判断。在数据需求上,该理论通常依赖能够反映技术随时间变化的结构化数据,如专利申请量、论文发表量、被引频次、技术性能指标和应用扩散指标等。在方法选择上,该理论自然导向趋势外推、曲线拟合、时间序列分析等统计方法。这些方法能够量化技术成长的速率、饱和水平和阶段性转折点。需要指出的是,该理论对连续性和阶段性演化具有较强解释力,但对早期弱信号、跨域重组和突发性突破的解释能力相对有限。

(二)技术融合理论

与技术生命周期理论强调沿既有路径的连续成长不同,技术融合理论主要解释技术演化中的跨领域组合创新和协同进化机制。技术融合是指两种及以上技术通过知识重组、功能互补或应用场景耦合,形成性能提升或功能丰富的新技术[31-33]。布莱恩·阿瑟[34]在其著作《技术的本质:技术是什么,它是如何进化的》中指出,所有新技术均由一定数量的既有技术组合而成,不同技术的融合能产生创新机会。在该理论视角下,技术演化并非孤立技术单元的线性推进,而是发生在技术实体、知识模块和应用场景之间的交互网络之

中，新技术的出现往往是既有技术知识跨领域重组的结果[35]。因此，从 ETTC 视角看，技术融合理论可以被理解为共生、协同进化和自组织机制在技术系统内部的具体表达。

从预测适用性看，技术融合理论更适合解释技术间交互关系、知识组合和跨领域创新机会。其核心问题是不同技术之间如何组合并形成新机会，因而尤其适用于未来技术潜在特征识别中的融合机会预测，如新兴交叉领域发现、跨领域技术组合识别和潜在融合路径研判。在数据需求上，该理论不仅依赖技术分类、关键词、引用关系等结构化数据，也需要从文本中提取语义关联和主题关系。在方法选择上，技术融合理论通常更适合与网络分析方法和关系分析工具结合，包括网络分析、社区检测、链路预测、共现分析、主题模型和语义相似性分析等。这些方法能够对技术实体网络的结构特征和演化动态进行显式建模，从而识别可能形成新连接的技术节点和潜在融合路径。

（三）技术轨道跃迁理论

技术轨道跃迁理论主要解释技术演化中的变异、突变和非连续突破机制。该理论认为，科学和技术进步的轨迹并非总是平滑连续的，而是存在跃迁式的非连续变化[36-37]，新技术通常产生于技术轨道跃迁的非连续性状态中，具有显著的随机性[38]。Olin 和 Shani[39]进一步引入“跃迁点”概念，认为产业技术进步可以表现为多个有间隔的 S 型曲线，重大技术突破往往发生在既有轨道接近瓶颈或新轨道开始形成的交界处。已有研究也尝试从数据层面对这种非连续变化进行识别。例如，刘玉梅等[40]综合技术新颖度、差异度和融合度，构建了技术轨道跃迁程度的计算公式，指出跃迁程度高预示着未来突破性技术的高可能性。曹艺文等[41]构建了引文曲线的知识跃迁和持续增长指标，并将其作为突破性创新动态性、不连续性和新颖性的数据表征。

从预测适用性看，技术轨道跃迁理论更适合解释技术发展中的非连续突破、弱信号和潜在颠覆性变化。其核心问题是何种条件下可能出现突破性变化和新轨道，因而尤其适用于未来技术潜在特征识别中的突破性技术预测，如技术范式转换、轨道转换点识别、颠覆性技术雏形发现和早期弱信号捕捉。与技术生命周期理论不同，技术轨道跃迁理论并不假定未来可以完全由过去趋势外推获得，而是强调关键技术变革可能以突变、偏离或新组合的方式发生。在数据需求上，该理论通常需要长时段、多源异构数据，不仅包括论文、专利和引用数据，也可以纳入基金项目、政策文本、科技新闻和产业舆情等弱信号来源。在方法选择上，技术轨道跃迁理论通常更适合与突发检测、异常识别、突变点识别、机器学习分类、综合指标评价、主题模型、专家判断和情景分析等方法结合，以捕捉非线性模式并处理高度不确定性。

由此可见，技术生命周期、技术融合和技术轨道跃迁并非相互替代的理论，而是在 ETTC 元理论框架下解释技术演化不同侧面的理论视角。技术生命周期理论强调连续演化，回答既有技术沿当前路径将如何发展；技术融合理论强调组合演化，回答不同技术之间可能如何关联、重组并形成新机会；技术轨道跃迁理论强调非连续演化，回答何种条件下可能出现突破性变化和新技术轨道。对于未来产业而言，单一理论往往难以充分解释其演化过程：其一，部分关键技术仍表现出可追踪的生命周期特征；其二，未来产业的形成又高度依赖跨领域融合和技术组合；其三，重大突破和轨道跃迁也可能改变既有技术发展方向。因此，面向未来产业的技术预测需要综合运用三类理论，以同时捕捉技术演化中的趋势延续、关系重组和突破信号。

五、预测方法

预测方法是技术预测从理论解释走向经验分析与决策支持的工具基础。不同方法在信息来源、建模逻辑、适用情境和结果表达上各有侧重。本文系统梳理常见技术预测方法，旨在回答三个基础性问题—技术预测中有哪些可用方法？各类方法的基本原理是什么？其优势与局限分别体现在哪些方面？

（一）定性方法

定性预测依赖于专家知识、经验和综合判断能力。这类方法简单易行、灵活性高、可操作性强，但由于主观性较强、精准度相对有限，更适用于专家意见有效而历史统计数据缺乏的预测场景[42]。尽管如此，定性方法仍被公认为技术预测中不可或缺的重要组成部分[43]。常见的定性方法包括德尔菲法、情景分析法和技

术路线图等。

德尔菲法通过组织多轮匿名问卷调查、意见反馈和结果收敛,使专家群体在充分交换信息的基础上形成相对稳定的集体判断,具有匿名性、反馈性、收敛性和统计性等特征[44]。然而,该方法仍可能受到专家构成、问卷设计、评价尺度和意见整合方式的影响[45-47]。

情景分析法通过识别关键不确定因素,构建若干具有内在一致性的未来情景,并分析不同情景下可能出现的机会、风险和技术路径[48]。情景分析并不假定未来只有一种最可能状态,而是强调在多个可能的未来情景之间展开结构化比较。其价值在于能够处理技术突破、政策环境、市场需求和社会接受度等多因素共同作用下的不确定性,避免将技术发展简化为单一路径外推[49]。其局限在于情景构建具有较强主观性,如果关键变量选择不当或情景假设缺乏证据支撑,可能降低预测结果的现实解释力。

技术路线图以图示形式揭示时间维度与技术发展之间的逻辑关系,本质上是一种需求驱动的技术规划程序[46,50]。在技术预测中,技术路线图既能够呈现技术从当前状态向未来状态演进的路径,也能够将预测结果转化为更易沟通和执行的战略规划。然而,技术路线图也存在一定局限,包括对专家知识依赖较强、客观数据支撑不足、容易强化线性思维及对跨领域融合和突发性变化反应不足等[50-51]。

(二)定量方法

随着大数据时代的到来,数据驱动的信息收集、处理和分析逐渐成为技术预测的关键支撑[22]。定量预测不仅能够最大限度地利用海量历史数据和科学模型,提供更为客观精准的预测结果[52],还能通过规模化和标准化的分析流程有效降低预测成本,提高领域适用性和结果可验证性。本文基于核心分析逻辑的差异,将主流定量方法划分为统计方法、机器学习方法和网络分析方法三类。② 统计方法根植于传统统计学,侧重于对数据集的描述、分析与推断,直观揭示数据的趋势与周期特征。机器学习方法通过算法从海量数据中自动学习和提取复杂模式,尤其擅长处理高维、非线性问题。网络分析方法则聚焦于技术实体间的复杂关系建模,通过分析网络的拓扑结构与动态行为来揭示技术系统的演化规律。

1. 统计方法

时间序列分析从技术自身的历史数据中观察和分析其趋势规律,常用模型包括自回归模型、移动平均模型、指数平滑模型和结构时间序列模型等。其中,自回归模型基于时间序列变量的自相关性来预测未来值[53-56]。这类模型适用于存在时间依赖性的数据集,能够处理不同复杂程度的时间序列,但难以捕捉由外部冲击所引发的技术突变[57]。移动平均法和指数平滑法通过计算过去数据的(加权)平均值进行短期预测,在仅包含趋势而无明显周期性的稳定时间序列数据中效果较好[54,58],预测效果高度依赖于数据特性与参数设置。结构时间序列模型能够将时间序列数据解构为趋势、季节性和循环等多个组成部分,并允许对各组成部分独立建模,因此适于处理包含不同类型变动和非线性趋势的数据[59]。

趋势外推和曲线拟合也是常用的统计分析思路。趋势外推法基于过去和现在的发展趋势将在未来持续这一假设,通过构建数理模型,利用历史数据和现有趋势实现预测[3]。曲线拟合是指通过匹配数学函数(如多项式、指数、对数等)来逼近或模拟历史数据点,核心是选择最适合描述数据趋势的数学曲线,以提高对历史数据的解释能力[60]。趋势外推和曲线拟合虽然都是利用历史数据来支持数学模型建立和未来趋势预测,但在理论基础、参数估计和适用场景方面有所不同[61]。

其他统计方法还包括灰色预测理论、随机模型等。灰色预测理论主要处理系统分析和决策中的不确定性问题,通过累加生成等数据处理建立灰色微分方程模型,从有限离散的、看似无序的数据中找出规律性,具有良好时效性[62-63],但对长期预测和波动性大的数据拟合较差。随机模型用于描述和分析在随机因素影响下的系统或过程的行为,其假设系统中的变量是随机的,并使用概率分布来描述这些变量的行为[64]③。

---

② 上述分类并非严格互斥的算法分类,而是服务于综述和流程分析的分析性划分。现实研究中,不同方法之间存在明显交叉。例如,机器学习方法可以处理图结构数据,图嵌入和图神经网络等方法既以图结构为数据对象,又借助机器学习算法学习节点表示和关系模式。因此,本文的分类不意味着统计方法、机器学习方法和网络分析方法之间存在绝对边界。

③ 现有文献中常见的统计模型及其基本描述备索。

2. 机器学习方法

机器学习方法通过算法从数据中自动学习特征表示、分类规则或预测函数，适合处理大规模、高维度、非线性和非结构化数据。与传统统计方法相比，机器学习方法通常不依赖预设的线性关系或固定函数形式，能够在复杂数据中识别潜在模式。

监督学习基于已标记的训练数据进行预测或分类，常见模型包括支持向量机（support vector machine，SVM）、深度神经网络（deep neural network，DNN）和随机森林（random forest，RF）等。SVM 通过在特征空间中寻找最优决策边界来实现分类[65]。其优势在于具有严格的数学理论支撑、可解释性相对较强、能够处理非线性分类或回归任务，但训练时间较长，更适合中小规模样本[66]。DNN 通过模拟人脑神经元的工作方式，利用输入层、隐藏层和输出层的层级结构学习和模拟复杂的非线性关系[57,67]。RF 是一种集成学习方法，通过训练随机子样本数据构建多个决策树，并将它们的预测结果进行整合，以提高模型的准确性和鲁棒性[68]。这类模型能够有效提高预测性能，但其结果往往需要结合特征重要分析、可解释机器学习或专家判断进行解释，以避免技术预测沦为难以追溯的“黑箱”判断。④

无监督学习主要用于发现未标记数据中的内在结构和潜在模式，常见方法包括聚类、关联规则挖掘和隐马尔可夫模型（hidden Markov model，HMM）等。聚类方法通过计算样本之间的相似性，将论文、专利、技术主题或关键词划分为若干类别，常用于主题识别、文档分类、特征提取和向量构建[69]。关联规则挖掘用于识别数据中的共现关系和组合模式，典型算法包括 Apriori 和 FP-Growth 等[70-71]。在技术预测中，这类方法既可作为数据处理工具，用于构建主题结构、关系矩阵和相似度网络，也可直接用于发现空白领域、潜在组合和稀疏技术机会[72]。HMM 则通过建模隐藏状态与可观测序列之间的关系，分析技术主题或技术状态随时间变化的潜在过程，并预测其可能的演化序列[73]。总体而言，机器学习方法能够提高复杂数据环境下的识别能力和预测效率，但需要关注数据质量、样本偏差、参数敏感性和结果可解释性。

3. 网络分析方法

网络分析方法以技术实体及其关系为分析对象，以图论和网络科学为理论基础，通过构建和分析网络结构揭示技术系统的关联模式与演化动态。技术预测中的节点可以代表论文、专利、关键词、技术主题、分类号、机构或发明人，边则可以表示引用、共现、合作、语义相似、知识流动或技术依赖等关系。⑤

社区检测是网络分析方法中的重要工具，旨在识别网络中的群组结构，即将网络划分为若干内部连接紧密而外部连接相对稀疏的社区[74]。在技术预测中，社区结构可用于识别技术集群、研究主题、知识模块或新兴交叉领域。网络分析则进一步关注节点和边的结构属性，常用指标包括网络密度、聚类系数、中心性、结构洞和主路径等[75-77]。

链路预测旨在基于已知网络结构和节点属性，评估尚未连接的节点之间未来产生联系的可能性[78-80]。链路预测可进一步分为特征提取法和特征学习法。前者基于网络拓扑结构、节点相似性或概率模型构建预测指标，具有较强直观性和可解释性；后者则通过矩阵分解、随机游走、表示学习或神经网络等方式自动学习节点和网络的深层特征，具有更强的适应性和泛化能力[80-81]。

（三）面向未来产业的混合预测方法

在面向未来产业的预测场景中，定性方法和定量方法并不是简单替代关系，而是互补关系。未来产业技术预测通常面临技术对象尚未稳定、历史数据不足、技术路线并行竞争等问题，单一方法往往难以同时完成弱信号识别、关系解释和结果校验。因此，混合预测方法是面向未来产业复杂预测任务的重要方法形态。

从预测过程看，混合预测方法主要体现为三类组合机制。第一，定性判断、定量建模和定性修正相结合。在预测早期，德尔菲法、情景分析和专家访谈可以用于识别潜在技术方向、影响因素和评估维度，为后续定量模型的变量选择、参数设定和边界条件提供依据；随后，机器学习、文本挖掘和网络分析等方法可以对大规模多源数据进行模式识别与关系挖掘；最后，再通过专家评审和情景修正对模型结果进行现实合理

④ 现有文献中常见机器学习模型及其基本描述备索。

⑤ 现有文献中常见网络分析方法及其基本描述备索。

性检验,以降低纯数据驱动模型可能产生的误判。第二,专家知识与定量模型的嵌入式结合。专家判断可以通过先验概率、规则约束、指标权重或网络边权等形式进入模型结构,使模型训练和结果解释受到理论机制和领域知识的引导。第三,定量结果与战略研判的并行结合。趋势曲线、概率分布、技术主题和网络结构等定量结果作为情景分析、技术路线图和专家研讨的输入,为未来产业方向选择、资源配置和政策工具设计提供更充分的信息基础。

六、面向未来产业技术预测的实践路径

在面向未来产业的技术预测中,预测流程是围绕特定预测任务,将理论假设、数据组织、方法组合、结果验证和决策表达连接起来的系统性过程。

(一)目标设计

目标设计是技术预测实践流程的起点,其核心作用在于明确预测对象、时间范围和技术领域边界。对于未来产业而言,目标设计越清晰,后续理论选择、数据组织和方法组合越具有针对性。

首先,预测对象需要区分现有技术的未来发展预测与未来技术的潜在特征识别。前者以相对明确的既有技术为对象,关注技术成熟度、性能提升、扩散趋势、生命周期阶段和替代时间窗口等问题,适用于技术对象较清晰、历史数据积累较充分、演化路径相对稳定的情境。后者则面向尚未充分显现或尚未稳定命名的技术方向,关注新兴主题、弱信号、跨领域技术组合、潜在应用场景和突破性技术雏形,更适用于技术路线未定型、知识来源高度跨界和产业边界持续演化的未来产业情境。

其次,时间范围会直接影响数据可得性和方法适用性。短期预测通常依赖相对连续和高频的数据,适合采用时间序列、趋势外推、文本监测和快速更新模型,以捕捉技术热度和近期变化。中期预测更关注技术路径、生命周期阶段和跨领域融合关系,适合结合曲线拟合、网络分析、机器学习和专家判断。长期预测面临更高不确定性,历史趋势对未来的解释力相对下降[82],因此更需要情景分析、德尔菲法、技术路线图和多源数据综合研判,以识别多种可能路径和关键触发条件。

最后,技术领域范围决定了预测对象是单一技术轨迹还是跨领域技术系统。单一技术领域的预测通常更适合采用技术生命周期理论和统计方法,关注技术成长、成熟和替代过程;跨领域技术系统的预测则需要引入技术融合理论和网络分析方法,关注不同技术之间的知识关联、组合机会和融合路径。对于未来产业而言,许多关键技术并不局限于单一领域,而是在人工智能、新能源、生命科学、先进制造、信息通信等多领域交叉中形成[69,71,81]。因此,目标设计不仅要明确预测什么,还要说明该预测任务所处的技术边界和情境约束。

(二)理论和方法选择

理论和方法选择是连接预测目标与实证分析的关键环节。技术预测不存在普遍适用的最优方法,不同理论适用于不同预测任务,不同预测任务也要求不同的数据结构和方法模型。

现有技术趋势预测主要由技术生命周期理论提供理论支撑,因为该类任务关注技术是否仍处于成长阶段、是否接近成熟或是否可能被替代。此时,如果具备较连续的论文、专利、引用或性能指标数据,趋势外推、曲线拟合和时间序列分析通常具有较强适用性[83]。技术融合理论更能解释不同技术领域之间的交互关系以识别技术融合机会,因而需要基于共词、共类、引用、合作和语义相似性等关系数据,采用网络分析、社区检测和链路预测等方法。对于新兴技术识别和突破性技术预测,技术轨道跃迁理论能够解释弱信号、异常增长和非连续变化,因此需要结合文本挖掘、主题模型、机器学习、异常检测、突变点识别及专家校验等方法。

表3进一步概括了不同预测任务下理论假设、数据条件、方法组合和评价重点之间的对应关系。该表并不意味着方法选择存在固定模板,而是强调方法应服务于具体预测任务,并与理论解释和数据条件保持一致。

从表3可以看出,方法选择不应停留在统计方法、机器学习方法或网络分析方法之间的静态比较,而应嵌入具体预测任务之中。理论和方法选择环节既承接目标设计,也为后续数据准备和数据分析提供方向。

表 3　预测任务、理论假设、数据条件与方法选择的对应关系及评价重点

预测任务	理论假设	数据条件	主导方法	补充方法	评价重点
现有技术趋势预测	技术生命周期理论；技术沿既有路径连续演化	连续时间序列、论文/专利数量、性能指标、引用数据	趋势外推、曲线拟合、时间序列分析	专家校验、技术路线图	准确性、稳定性、阶段解释力
技术成熟度与替代窗口判断	技术生命周期理论；技术存在阶段转换和性能极限	专利申请量、论文增长率、被引频次、性能指标	S 曲线、Logistic、Gompertz、生命周期识别	德尔菲法、路线图	可解释性、阶段识别能力、决策可用性
技术融合机会识别	技术融合理论；跨领域知识重组产生新机会	共词、共类、引用、合作、语义相似性、技术网络	网络分析、社区检测、链路预测	专家判断、情景分析	关系解释力、前瞻性、可验证性
新兴技术识别	技术轨道跃迁理论；弱信号可能预示新技术轨道	论文、专利、基金项目、政策文本、科技新闻、语义向量	文本挖掘、主题模型、机器学习	德尔菲法、专家访谈	前瞻性、数据敏感性、可解释性
突破性技术预测	技术轨道跃迁理论；技术演化存在非连续突破	新颖性、差异度、突增性、异常引用、跨域组合强度	异常检测、突变点识别、机器学习、综合指标评价	专家校验、情景修正	前瞻性、稳健性、误判风险控制

（三）数据准备

数据准备是将预测任务和理论假设转化为可分析对象的关键环节。不同预测任务对数据来源、数据形态和特征设计具有不同要求。

1. 数据来源

数据来源主要包括科技文献（论文和专利）、基金项目、科技舆情（社交媒体和网页报道等），其中基金项目和科技舆情尚未广泛使用，但在近期文献中受到越来越多的关注。首先，科技文献是科研活动的主要成果形式，也是技术预测的重要数据来源[84]。对文献和专利进行计量分析，能够直观理解创造、分布、合作、引用和扩散等一系列知识流动活动，获得有关基础研究和应用研究的丰富统计数据和分析结果[85-88]。同时，在数字化时代背景下，学术数据库比较健全，论文和专利题录数据都有特定的数据库提供下载，数据可获得性高[89]。其次，基金项目作为国家科技资助和创新资源配置的重要载体，往往代表学科研发的前瞻性、先导性和探索性方向，其重要性也不容忽视[90-91]。与前者相比，基金项目能更早反映出学科领域未来发展方向与结构部署[92]。最后，科技网页报道、社交媒体、在线论坛等数据日益丰富，它们包含了专家和公众对科技进展的认知和判断[93-95]，具有与传统文献数据完全不同的内容和传播特征，因此需要采用新的技术手段来获取、挖掘和分析。

2. 数据类型

数据类型主要涵盖结构化数据和非结构化文本数据两大类。结构化数据指以固定字段格式存储的著录信息，包括文献和专利的标题、作者、分类号、关键词、被引频次、引用关系、申请日期等。这类数据便于批量处理与统计建模，是技术预测常用的基础数据来源。然而，结构化著录数据的信息粒度有限，难以充分揭示技术发展的复杂内涵及其语义关联，且通常存在时滞，难以及时反映最新研究动态。非结构化文本数据则包括论文摘要与全文、专利说明书、基金项目申报书、科技新闻报道、社交媒体讨论等自然语言文本内容[96]。随着文本挖掘和自然语言处理技术的发展，这类数据能够提供更为丰富的内容信息（如研究方法、实验结果、技术路线和情感态度）、实体关系及论证结构[97-98]，有效弥补了结构化数据在语义深度和时效性方面的不足[98]。

3. 特征设计

技术演化规律在数据层面如何表征是定量预测的关键问题[84]。特征设计通过探索能表征技术发展趋势或新兴技术出现的关键信息[99]，将复杂现象转化为可量化、可分析的数据特征，从内容上可区分为属性和关系特征。现有文献提出了多种属性特征，如新颖性[97,100-102]、增长性[97,102]、影响性[57,97,101]、持久性[100,102]、一致性[97,102]等。关系特征关注不同技术实体间的交叉、竞争、依赖等关系，围绕技术实体网络（如论文合作和引用网络、国际专利分类共现网络）的结构、关系及其动态变化进行特征表征。表 4 展示了常见特征与理论机制之间的对应关系。

表 4　技术预测特征设计与理论机制的对应关系

特征类型	典型指标	对应理论机制	预测含义
增长性	论文数量增长率、专利申请增长率、引用增长率、主题热度变化	技术生命周期理论、扩散与阶段转换	判断技术是否处于导入期、成长期或成熟期
持久性	持续发表年限、持续被引、主题连续出现、专利族延续	路径依赖、知识积累	判断技术是否具有稳定演化基础
新颖性	新术语出现、新分类组合、新主题突现、新技术实体出现	变异机制、轨道跃迁	捕捉新技术信号和潜在突破方向
差异性	与既有主题距离、知识基础差异、技术组合差异	非连续演化、轨道偏离	判断技术是否偏离既有路径
融合性	共词强度、分类号共现、跨领域引用、语义关联、技术组合强度	技术融合、协同进化	识别跨领域组合机会和融合路径
影响性	被引频次、政策关注、基金支持、产业关注、媒体热度	扩散机制、选择机制	判断技术是否获得科学、政策或产业系统认可
网络位置特征	网络中心性、结构洞、社区结构、链路形成概率、主路径位置	自组织、共生与协同演化	判断技术在知识网络中的位置和潜在连接
一致性	术语使用稳定性、主题语义一致度、共词结构稳定性	知识积累、路径依赖、技术共同体形成	判断新兴信号是否形成稳定认知基础

（四）数据分析

数据分析是在数据准备基础上识别技术趋势、融合关系和突破信号的核心环节，通常包括数据处理和预测分析两个层面。数据处理用于提高数据质量并形成适合模型分析的输入形式；预测分析则在此基础上选择和组合方法，对技术演化状态和未来可能性进行判断。

1. 数据处理

数据处理包括清洗和消歧、信息提取、关系挖掘和形式转换。数据清洗与消歧是确保数据质量的首要步骤，包括解决重名和别名问题、填补缺失值及标准化格式等。信息提取进一步深入挖掘数据内容，涉及关键词提取、主题聚类、功能结构论证和情感分析等。关键词提取和主题聚类是自然语言处理领域的命名实体识别和关系抽取问题的演化。功能结构论证是将无结构的文本信息划分成表示不同写作意图和功能的结构化语言块的过程。文本情感能够揭示作者对技术领域的态度和观点，也可以为判断技术发展趋势提供重要视角[103]。关系挖掘与形式转换则关注于揭示数据间的内在联系，并将其转换成有助于分析和预测的结构化形式，如基于引用、合著、主题关联等构建网络或矩阵等[104-107]。

2. 预测分析

在预测分析阶段，方法选择应与数据形态保持一致。若数据被组织为时间序列，趋势外推、曲线拟合、生命周期识别和时间序列分析更为适用；若数据被组织为文本语义特征或主题向量，文本挖掘、主题模型、机器学习分类和聚类方法更为适用；若数据被组织为关系网络，社区检测、网络分析、链路预测和图表示学习更具优势。⑥

模型构建完成后，还需要通过参数优化、算法比较和结果解释提高预测质量。常见做法包括使用网格搜索、随机搜索和贝叶斯优化等方式调整参数[67]；调整学习率、正则化参数和神经网络层数等超参数，改善预测精度；使用决策树、随机森林或梯度提升树等非线性算法替代或补充线性算法[68]；通过交叉验证、滚动时间窗或后验回测检验模型稳定性；采用降维、特征选择或正则化方法降低过拟合风险[69]；通过多个模型的集成提高预测稳健性。对于机器学习和复杂网络模型，还需要结合特征重要性分析、可解释机器学习、专家校验和案例解释，提高模型结果的可理解性。尤其在未来产业情境中，数据分析结果往往不是最终结论，而是进一步开展专家讨论、情景推演和战略判断的输入。

（五）验证输出

模型验证是评估预测性能和泛化能力的关键环节。现有文献采取了不同的验证方法，包括评估指标、

⑥ 总结的常见方法模型的适用情况备索。

交叉验证等。不同模型对应着不同评估指标，对于自回归、曲线拟合等统计模型，现有文献多利用均方误差、均方根误差、平均绝对误差和相对绝对误差来衡量[78,108]；对朴素贝叶斯（naive Bayes，NB）、DNN、SVM 等监督分类算法，学者多采用分类准确率、召回率、精确度和 F 指数等指标来评估性能[57,95,101,109]。交叉验证通过将数据集分成多个小组，交替使用其中一部分作为测试集和训练集，有效减少过拟合风险，并评估模型的泛化能力[101,110]。时间序列数据可以按照时序划分训练集，通过将训练数据年份前移，将待预测的时间点设置为已发生的时间点，使得待预测的结果为已知，基于此结果对模型准确性进行判断[111]。在结果输出方面，系统化的预测分析最终可以产生三类成果：概念类结果（如识别出的新技术主题或领域）、概率类结果（如新技术、新链接或新趋势在未来出现的可能性估计）和指标类结果（如技术未来的影响力、增长性和新颖性等量化评估）。为增强预测结果的可读性和可理解性，现有研究多结合文字和图表进行解释和展示，如绘制技术路线图、专利地图、词频云图、概率分布图等[67,101]。

在未来产业技术预测中，模型验证与评价标准不应局限于预测精度。除准确性外，还应关注稳健性、可解释性、前瞻性和决策可用性。准确性反映预测结果与已知事实或后验结果的一致程度；稳健性反映方法在不同样本、时间窗口或参数设定下是否保持稳定；可解释性反映预测结果能否被理论机制、数据特征和专家知识解释；前瞻性反映方法能否识别弱信号、潜在机会和非连续变化；决策可用性则反映预测结果能否转化为备选技术路径、关键监测指标、技术机会清单或政策建议。

七、结论及未来展望

（一）结论

面向未来产业的技术预测，是在高不确定性、强交叉融合和技术路线未定型等情境下，对技术演化路径、潜在技术组合和突破性信号进行前瞻识别的系统性活动。与一般技术预测相比，面向未来产业的技术预测不能仅依赖既有技术轨迹和历史数据进行趋势外推，而需要在技术演化机理解释、多源异构数据组织、定性与定量方法组合及战略决策转化之间形成系统衔接。基于此，本文采用系统文献综述法，归纳形成由目标设计、理论和方法选择、数据准备、数据分析及验证输出构成的系统性技术预测流程，如图 2 所示。

第一，面向未来产业的技术预测具有鲜明的情境特征。未来产业并非既有产业体系的简单延伸，而是由前沿技术突破、跨领域融合和新兴应用场景共同驱动的潜在产业形态。由此，技术预测的对象不再局限于既有技术的性能提升和成熟度判断，还需要扩展至新兴主题、弱信号、潜在技术组合和突破性方向的识别。预测过程也不再是单一模型主导的线性分析，而是多源数据、混合方法与专家判断共同作用的迭代认知过程。预测任务则由技术层面的趋势判断进一步延伸至对未来产业选择、科技资源配置和创新战略布局的支撑。

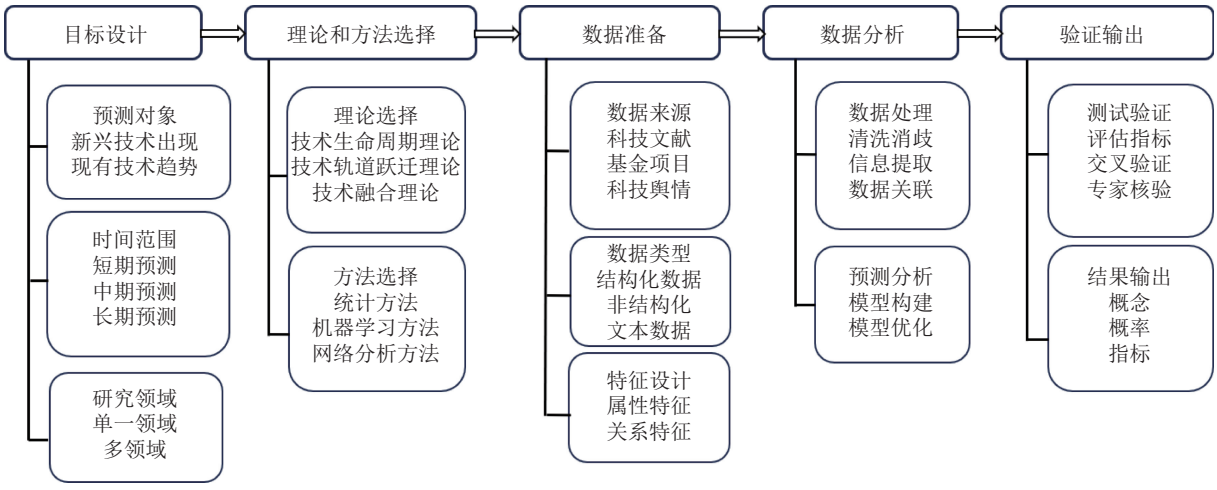


图 2　系统性技术预测流程框架

本文的主要结论体现在三个方面。

第二,技术演化理论能够为预测任务和方法选择提供机制解释。本文将技术生命周期、技术融合和技术轨道跃迁作为理解技术演化的三个理论透镜。其中,技术生命周期理论主要解释既有技术沿既定轨道的连续性成长,适用于技术成熟度判断、性能提升趋势识别和替代时点研判;技术融合理论主要解释跨领域知识重组和技术组合创新,适用于融合机会识别、交叉技术发现和潜在技术组合预测;技术轨道跃迁理论主要解释非连续性突破和颠覆性变化,适用于弱信号捕捉、突变点识别和突破性技术雏形发现。三类理论并非相互替代,而是共同构成面向未来产业技术预测的方法选择基础。

第三,面向未来产业的技术预测需要形成理论、方法与流程之间的系统整合。本文在方法层面梳理了德尔菲法、情景分析、技术路线图等定性方法,以及统计方法、机器学习方法和网络分析方法等定量方法,并进一步指出不同方法的适用性取决于预测任务、理论假设、数据特征和输出用途。基于此,将预测流程划分为目标设计、理论和方法选择、数据准备、数据分析、验证输出5个环节,强调各环节并非单向线性推进,而是存在反馈、修正和迭代关系。目标设计决定预测对象和任务边界,理论和方法选择决定分析逻辑,数据准备将理论假设转化为可观察特征,数据分析完成模式识别和关系挖掘,验证输出则检验预测结果的可靠性、解释力和决策可用性。

总体来看,本文围绕未来产业技术预测中的情境约束、理论机制、方法组合和流程组织问题,构建了“理论-方法-流程”整合框架。该框架有助于说明不同预测任务如何匹配理论基础、数据条件和方法工具,并为后续开展未来产业技术预测研究提供分析框架。

(二)管理启示

本文的管理启示主要体现在三个方面。第一,面向未来产业的技术预测具有从趋势预测向技术机会识别拓展的管理含义。未来产业中的关键技术往往处于早期生成、跨域组合或路线竞争阶段,历史数据不足,技术边界也并不清晰。在该情境下,技术预测的管理价值不仅体现为对既有技术增长趋势的判断,更体现为对弱信号、潜在融合关系和技术轨道转换可能性的识别。对于未来产业前瞻布局而言,发现尚未成熟但具有突破潜力的技术方向,往往比单纯延长既有趋势更能体现技术预测的战略价值。第二,面向未来产业的技术预测体现了任务牵引下的理论、数据与方法适配逻辑。不同预测任务对应不同理论基础、数据条件和方法组合:现有技术成熟度判断更依赖技术生命周期理论、趋势外推和曲线拟合等方法;跨领域融合机会发现更依赖技术融合理论、网络分析和链路预测;突破性技术雏形识别则更需要结合技术轨道跃迁理论、文本挖掘、异常识别、主题模型和专家校验。由此可见,技术预测并不是方法工具的简单堆叠,而是预测任务、演化机制、数据特征和方法模型之间的系统匹配过程。第三,面向未来产业的技术预测强调预测结果的决策转化属性。技术预测的价值不只在于形成技术主题、概率指标或趋势曲线,更在于将分析结果转化为能够支持资源配置和战略行动的决策信息。技术机会清单、关键监测指标、潜在技术组合、重点布局方向和阶段性路线图等输出形式,能够使预测结果更好地嵌入未来产业选择、科技项目布局和创新战略制定过程。由此,技术预测从单纯分析活动转化为支撑未来产业前瞻布局的战略工具。

(三)管理建议

基于上述结论,本文提出以下管理建议。第一,政府部门应建立面向未来产业的技术预测和动态监测机制。未来产业技术路线尚未完全收敛,单次预测难以充分支撑持续性的产业布局决策。因此,政府部门可围绕重点未来产业方向,建设覆盖论文、专利、基金项目、政策文本、科技新闻和产业报告的多源数据平台,持续监测技术主题演化、跨领域融合关系和潜在突破信号。在预测任务设置上,可区分现有技术成熟度判断、弱信号识别、融合机会发现和突破性技术探测等不同任务,并据此选择相应的理论基础和方法组合。预测结果可用于重大科技项目遴选、创新平台布局、关键技术攻关方向设置和产业政策工具设计。第二,科研机构和科技智库应完善技术预测的标准化流程与结果解释机制。未来产业技术预测涉及多源数据、混合方法和专家判断,若缺乏规范化流程,容易出现方法堆砌、结果难以复核和解释不足等问题。科研机构和科技智库可围绕目标设计、理论和方法选择、数据准备、数据分析、验证输出等环节建立标准化工作流程,并在预测报告中明确说明数据来源、方法依据、适用边界和不确定性。对于预测结果,应避免将其表达为确定性

判断，而应同时呈现技术机会、潜在风险、情景条件和决策含义。第三，企业应将技术预测嵌入研发管理和创新战略制定过程。对于技术密集型企业而言，技术预测可以用于研发组合管理、技术合作选择和中长期创新布局。企业可根据自身业务方向建立技术雷达，持续监测相关领域的技术热度、专利布局、竞争者动向和潜在替代技术。对于现有核心技术，企业应关注成熟度和替代风险；对于跨领域融合技术，应关注合作机会和应用场景；对于早期突破性技术，可通过小规模试验、外部合作或前瞻投资保持跟踪。这样有助于降低技术路线选择的不确定性，也能提高研发投入的前瞻性和灵活性。

（四）未来展望

尽管本文构建了面向未来产业的技术预测整合框架，但相关研究仍有进一步深化空间。未来研究可从以下方面展开：第一，进一步完善面向未来产业的技术预测方法体系。未来产业技术预测涉及现有技术成熟度判断、新兴技术弱信号识别、跨领域技术融合机会发现、突破性技术雏形探测和产业化路径研判等不同任务，不同任务对数据来源、方法组合和结果表达提出了差异化要求。后续研究可进一步加强多源异构数据融合与弱信号识别，综合利用论文、专利、基金项目、政策文本、科技新闻、产业报告和专家知识等数据，解决数据粒度不一致、时间滞后、语义差异和噪声干扰等问题。同时，还应进一步发展定性方法与定量方法相结合的混合预测方法，在目标设计、数据分析、结果验证和情景解释等环节实现专家判断、机器学习、文本挖掘、网络分析和技术路线图等方法的协同。第二，进一步强化预测结果的验证、解释和决策转化。面向未来产业的技术预测结果通常不只是具体数值或时间点，还可能表现为技术主题、融合机会、突破信号、情景化路径和战略建议，难以完全依赖传统预测误差指标进行评价。未来研究可构建更加适合未来产业情境的综合评价体系，从准确性、稳健性、可解释性、前瞻性、可操作性和决策价值等维度评估预测结果。同时，还应加强预测结果在具体未来产业场景中的应用验证，进一步考察不同产业领域中预测框架的适用边界，并推动技术预测结果与科技政策、企业研发战略、创新链布局和产业培育工具之间的有效衔接。

参考文献

[1] 朱香敏. 新质生产力视域下超前培育发展未来产业的政策选择和实施路径[J]. 江西社会科学, 2024, 44(11): 50-56.

[2] 沈坤荣, 金童谣. 以未来产业发展加快形成新质生产力[J]. 江苏社会科学, 2024(6): 57-66, 242.

[3] ROPER A T, CUNNINGHAM S W, PORTER A L, et al. Forecasting and management of technology[M]. 2nd ed. Hoboken: John Wiley & Sons, 2011: 118-119.

[4] 袁立科, 王书华. 走向系统性预测：中国的技术预测历程及实践[J]. 科学学与科学技术管理, 2021, 42(3): 3-15.

[5] HOISL K, STELZER T, BIALA S. Forecasting technological discontinuities in the ICT industry[J]. Research Policy, 2015, 44(2): 522-532.

[6] 李晓华, 王怡帆. 未来产业的演化机制与产业政策选择[J]. 改革, 2021(2): 54-68.

[7] 王翠波, 熊坤, 刘文俊. 基于 CiteSpace 的技术预测研究的可视化分析[J]. 技术经济, 2020, 39(6): 147-154.

[8] 渠慎宁, 沈梦檀. 未来产业的技术创新范式、产业组织特征与政策治理逻辑[J]. 财经问题研究, 2026(4): 38-47.

[9] 李晓华. 未来产业的内涵、特征、难点及进路[J]. 新疆师范大学学报(哲学社会科学版), 2025, 46(3): 71-80, 2.

[10] LENZ R C. Technological forecasting: ASD-TDR-62-414[R]. Wright-Patterson Air Force Base: Aeronautical Systems Division, Air Force Systems Command, U.S. Air Force, 1962.

[11] 杨春旭. 可行性研究中的技术预测[J]. 技术经济, 1994(Z2): 44-45, 43.

[12] COATES V, FAROOQUE M, KLAVANS R, et al. On the future of technological forecasting[J]. Technological Forecasting and Social Change, 2001, 67(1): 1-17.

[13] 叶明, 孟燕. 技术预测情报源简析[J]. 情报理论与实践, 1989(2): 36-38.

[14] 刘育新. 技术预测的过程与常用方法[J]. 中国软科学, 1998(3): 92-96.

[15] PORTER A L, ASHTON W B, CLAR G, et al. Technology futures analysis: Toward integration of the field and new methods[J]. Technological Forecasting and Social Change, 2004, 71(3): 287-303.

[16] 吴国林, 程文. 技术预测的哲学分析[J]. 自然辩证法研究, 2020, 36(2): 114-118.

[17] 杨省贵. 技术预测分析与技术战略管理[J]. 科技管理研究, 2008(2): 51-53.

[18] YOON B, LEE S. Applicability of patent information in technological forecasting: A sector-specific approach[J]. Journal of Intellectual Property Rights, 2012, 17(1): 37-45.

[19] TRANFIELD D, DENYER D, SMART P. Towards a methodology for developing evidence-informed management knowledge by means of systematic review[J]. British Journal of Management, 2003, 14(3): 207-222.

[20] WACKER J G. A definition of theory: Research guidelines for different theory-building research methods in operations management[J]. Journal of

Operations Management, 1998, 16(4): 361-385.
[21] PATRIOTTA G. Writing impactful review articles[J]. Journal of Management Studies, 2020, 57(6): 1272-1276.
[22] LEE C. A review of data analytics in technological forecasting[J]. Technological Forecasting and Social Change, 2021, 166: 120646.
[23] LINTON J D, EMBRECHTS M. MOT TIM journal rankings 2006[J]. Technovation, 2007, 27(3): 91-94.
[24] TRAN T A, DAIM T. A taxonomic review of methods and tools applied in technology assessment[J]. Technological Forecasting and Social Change, 2008, 75(9): 1396-1405.
[25] POPPER K R. Objective knowledge: An evolutionary approach[M]. 2nd ed. Oxford: Clarendon Press, 1979: 261-262.
[26] 杨勇华. 技术变迁演化理论研究述评[J]. 经济学家, 2008(1): 18-24.
[27] 约翰·齐曼. 技术创新进化论[M]. 孙喜杰, 曾国屏, 译. 上海: 上海科技教育出版社, 2002: 4-5.
[28] DEVEZAS T C. Evolutionary theory of technological change: State-of-the-art and new approaches[J]. Technological Forecasting and Social Change, 2005, 72(9): 1137-1152.
[29] 张洋, 林宇航, 侯剑华. 基于融合数据和生命周期的技术预测方法: 以病毒核酸检测技术为例[J]. 情报学报, 2021, 40(5): 462-470.
[30] FOSTER R N. Innovation: The attacker's advantage[M]. New York: Summit Books, 1986: 96-102.
[31] CAVIGGIOLI F. Technology fusion: Identification and analysis of the drivers of technology convergence using patent data[J]. Technovation, 2016, 55-56: 22-32.
[32] LI M, PORTER A L, SUOMINEN A, et al. An exploratory perspective to measure the emergence degree for a specific technology based on the philosophy of swarm intelligence[J]. Technological Forecasting and Social Change, 2021, 166: 120621.
[33] 刘安蓉, 陈悦, 吴滨, 等. 颠覆性技术从边缘力量如何成为未来主流? ——基于技术-应用-生态的视角[J]. 技术经济, 2024, 43(7): 110-124.
[34] 布莱恩·阿瑟. 技术的本质: 技术是什么,它是如何进化的[M]. 曹东溟, 王健, 译. 杭州: 浙江人民出版社, 2014: 184-185.
[35] 慎金花, 闫倩倩, 孙乔宣, 等. 基于专利数据挖掘的技术融合识别与技术机会预测研究——以电动汽车产业为例[J]. 图书馆杂志, 2019, 38(10): 95-106.
[36] KUHN T S. The structure of scientific revolutions[M]. 3rd ed. Chicago: University of Chicago Press, 1996: 92-93.
[37] 张立超, 刘怡君. 技术轨道的跃迁与技术创新的演化发展[J]. 科学学研究, 2015, 33(1): 137-145.
[38] TELLIS G J. Disruptive technology or visionary leadership?[J]. Journal of Product Innovation Management, 2006, 23(1): 34-38.
[39] OLIN T, SHANI A B. NPD as a sustainable work process in a dynamic business environment[J]. R&D Management, 2003, 33(1): 1-13.
[40] 刘玉梅, 温馨, 孟翔飞. 基于技术轨道跃迁的突破性技术预测方法及应用研究[J]. 情报杂志, 2021, 40(11): 39-45, 15.
[41] 曹艺文, 许海云, 武华维, 等. 基于引文曲线拟合的新兴技术主题的突破性预测——以干细胞领域为例[J]. 图书情报工作, 2020, 64(5): 100-113.
[42] 柴建, 寇红红. 基于TEI@I方法论的系统管理预测技术研究综述及展望[J]. 管理评论, 2020, 32(7): 280-292.
[43] LAWRENCE M, GOODWIN P, O'CONNOR M, et al. Judgmental forecasting: A review of progress over the last 25 years[J]. International Journal of Forecasting, 2006, 22(3): 493-518.
[44] 孟晓华, 崔志明. 高新技术及其产业技术预测研究——第一轮"德尔菲"调查[J]. 科学管理研究, 2004(5): 62-65.
[45] 徐磊. 基于预见评估的下一代技术预见[J]. 科技进步与对策, 2008(1): 129-132.
[46] 王纬. 德尔菲调查法与技术路线图结合的技术预测研究——以太原市"十二五"技术发展预测为例[J]. 中国科技论坛, 2011(4): 103-107.
[47] 程家瑜. 技术预测中咨询专家人数、权重和评价意见的讨论[J]. 中国科技论坛, 2007(5): 24-26.
[48] KAHN H, WIENER A J. The year 2000: A framework for speculation on the next thirty-three years[M]. New York: Macmillan, 1967.
[49] 王知津, 周鹏, 韩正彪. 基于情景分析法的技术预测研究[J]. 图书情报知识, 2013(5): 115-122.
[50] CARVALHO M M, FLEURY A, LOPES A P. An overview of the literature on technology roadmapping: Contributions and trends[J]. Technological Forecasting and Social Change, 2013, 80(7): 1418-1437.
[51] 徐磊. 技术预见方法的探索与实践思考——基于德尔菲法和技术路线图的对接[J]. 科学学与科学技术管理, 2011, 32(11): 37-41, 48.
[52] 尹忠博, 罗威, 罗准辰. 数据驱动的技术预测: 现状、技术与趋势[J]. 情报理论与实践, 2018, 41(12): 35-40.
[53] 刘自强, 王效岳, 白如江. 基于时间序列模型的研究热点分析预测方法研究[J]. 情报理论与实践, 2016, 39(5): 27-33.
[54] DE GOOIJER J G, HYNDMAN R J. 25 years of time series forecasting[J]. International Journal of Forecasting, 2006, 22(3): 443-473.
[55] 詹姆斯·汉密尔顿. 时间序列分析[M]. 刘明志, 译. 北京: 中国社会科学出版社, 1999: 60-73.
[56] 岳丽欣, 周晓英, 陈旖旎. 基于ARIMA模型的信息构建研究主题趋势预测研究[J]. 图书情报知识, 2019(5): 54-63, 72.
[57] LEE C, KWON O, KIM M, et al. Early identification of emerging technologies: A machine learning approach using multiple patent indicators[J]. Technological Forecasting and Social Change, 2018, 127: 291-303.
[58] 宋凯, 朱彦君. 专利前沿技术主题识别及趋势预测方法——以人工智能领域为例[J]. 情报杂志, 2021, 40(1): 33-38.
[59] BILDOSOLA I, GONZALEZ P, MORAL P. An approach for modelling and forecasting research activity related to an emerging technology[J]. Scientometrics, 2017, 112(1): 557-572.
[60] ADAMUTHE A C, THAMPI G T. Technology forecasting: A case study of computational technologies[J]. Technological Forecasting and Social

Change，2019，143：181-189.
[61] NEWBOLD P. The competition to end all competitions[J]. Journal of Forecasting，1983，2(3)：276.
[62] 钟昌宝，聂茂林，徐永其. 基于灰色马尔柯夫改进模型预测供应链独立需求[J]. 情报杂志，2009，28(7)：199-203，198.
[63] 杨红平，马大川. 灰色预测理论在信息分析与预测中的应用[J]. 情报杂志，2004(3)：22-24.
[64] LEE C，CHO Y，SEOL H，et al. A stochastic patent citation analysis approach to assessing future technological impacts[J]. Technological Forecasting and Social Change，2012，79(1)：16-29.
[65] 唐川，唐卷，房俊民，等. 图灵奖得主识别与预测研究——基于多文献计量指标和支持向量机[J]. 情报杂志，2015，34(2)：69-72，78.
[66] 马瑞敏，尉心渊. 技术领域细分视角下核心专利预测研究[J]. 情报学报，2017，36(12)：1279-1289.
[67] 孔德婧，董放，陈子婧，等. 离群专利视角下的新兴技术预测——基于 BERT 模型和深度神经网络[J]. 图书情报工作，2021，65(17)：131-141.
[68] WOLCOTT H N，FOUCH M J，HSU E R，et al. Modeling time-dependent and -independent indicators to facilitate identification of breakthrough research papers[J]. Scientometrics，2016，107(2)：807-817.
[69] CHOI S，JUN S. Vacant technology forecasting using new Bayesian patent clustering[J]. Technology Analysis & Strategic Management，2014，26(3)：241-251.
[70] 周磊，杨威. 基于加权关联规则的技术融合探测[J]. 情报杂志，2019，38(1)：67-72，60.
[71] 桂美增，许学国. 基于深度学习的技术机会预测研究——以新能源汽车为例[J]. 图书情报工作，2021，65(19)：130-141.
[72] JUN S. Central technology forecasting using social network analysis[C]//KIM T H，RAMOS C，KIM H K，et al. Computer applications for software engineering，disaster recovery，and business continuity. Berlin：Springer，2012：1-8.
[73] 陈伟，林超然，李金秋，等. 基于 LDA-HMM 的专利技术主题演化趋势分析——以船用柴油机技术为例[J]. 情报学报，2018，37(7)：732-741.
[74] JIN T，MIYAZAKI K，KAJIKAWA Y. Identification of evolutionary characteristics of emerging technologies：The case of smart grid in Japan[C]//2016 Portland International Conference on Management of Engineering and Technology. Piscataway：IEEE，2016：649-656.
[75] LI S，GARCES E，DAIM T. Technology forecasting by analogy-based on social network analysis：The case of autonomous vehicles[J]. Technological Forecasting and Social Change，2019，148：119731.
[76] 罗素平，寇翠翠，金金，等. 基于离群专利的颠覆性技术预测——以中药专利为例[J]. 情报理论与实践，2019，42(7)：165-170.
[77] YOON J，KIM K. Identifying rapidly evolving technological trends for R&D planning using SAO-based semantic patent networks[J]. Scientometrics，2011，88(1)：213-228.
[78] 连芷萱，王芳，康佳，等. 基于图神经网络和粒子群算法的技术预测模型[J]. 情报学报，2023，42(4)：420-435.
[79] CHO J H，LEE J，SOHN S Y. Predicting future technological convergence patterns based on machine learning using link prediction[J]. Scientometrics，2021，126(7)：5413-5429.
[80] 王慧，乐孜纯，龚轩，等. 基于特征分类的链路预测方法综述[J]. 计算机科学，2020，47(8)：302-312.
[81] 李慧，庞经纬，孟玮. 基于专利知识流网络和图表示学习的技术机会链路预测研究[J]. 情报理论与实践，2023，46(7)：107-114，149.
[82] NAGY B，FARMER J D，TRANCIK J E，et al. Superexponential long-term trends in information technology[J]. Technological Forecasting and Social Change，2011，78(8)：1356-1364.
[83] FOSTER R N. Working the S-curve：Assessing technological threats[J]. Research Management，1986，29(4)：17-20.
[84] 罗威，谭玉珊，毛彬. 数据驱动的技术预测之多维透视[J]. 情报理论与实践，2019，42(7)：11-14，29.
[85] MARTINO J P. A review of selected recent advances in technological forecasting[J]. Technological Forecasting and Social Change，2003，70(8)：719-733.
[86] WATTS R J，PORTER A L. Innovation forecasting[J]. Technological Forecasting and Social Change，1997，56(1)：25-47.
[87] 许晓阳，郑彦宁，刘志辉. 论文和专利相结合的研究前沿识别方法研究[J]. 图书情报工作，2016，60(24)：97-106.
[88] 王兴旺，董珏，余婷婷，等. 基于多种类型信息计量分析的前沿技术预测方法研究[J]. 情报杂志，2018，37(10)：70-75，89.
[89] 化柏林，李广建. 大数据环境下的多源融合型竞争情报研究[J]. 情报理论与实践，2015，38(4)：1-5.
[90] 李静，徐路路，赵素君. 基于时间序列分析和 SVM 模型的基金项目新兴主题趋势预测与可视化研究[J]. 情报理论与实践，2019，42(1)：118-123，152.
[91] 刘小平，冷伏海，李泽霞. 国际科技前沿分析的方法和途径[J]. 图书情报工作，2012，56(12)：60-65.
[92] 朱卫东，刘芳，王东鹏，等. 科学基金项目立项评估：综合评价信息可靠性的多指标证据推理规则研究[J]. 中国管理科学，2016，24(10)：141-148.
[93] KIM J，GEUM Y. How to develop data-driven technology roadmaps：The integration of topic modeling and link prediction[J]. Technological Forecasting and Social Change，2021，171：120972.
[94] KAYSER V，BLIND K. Extending the knowledge base of foresight：The contribution of text mining[J]. Technological Forecasting and Social Change，2017，116：208-215.
[95] KIM J，KIM S，LEE C. Anticipating technological convergence：Link prediction using Wikipedia hyperlinks[J]. Technovation，2019，79：25-34.
[96] 胡雅敏，吴晓燕，陈方. 基于机器学习的技术术语识别研究综述[J]. 数据分析与知识发现，2022，6(Z1)：7-17.

[97] ROTOLO D, HICKS D, MARTIN B R. What is an emerging technology?[J]. Research Policy, 2015, 44(10): 1827-1843.
[98] MCKEOWN K, DAUME III H, CHATURVEDI S, et al. Predicting the impact of scientific concepts using full-text features[J]. Journal of the Association for Information Science and Technology, 2016, 67(11): 2684-2696.
[99] BOYACK K W, KLAVANS R, SMALL H, et al. Characterizing the emergence of two nanotechnology topics using a contemporaneous global micro-model of science[J]. Journal of Engineering and Technology Management, 2014, 32: 147-159.
[100] 白敬毅, 颜端武, 陈琼. 基于主题模型和曲线拟合的新兴主题趋势预测研究[J]. 情报理论与实践, 2020, 43(7): 130-136, 193.
[101] 魏明珠, 郑荣, 高志豪, 等. 融合知识图谱和深度神经网络的产业新兴技术预测模型研究[J]. 情报学报, 2022, 41(11): 1134-1148.
[102] CARLEY S F, NEWMAN N C, PORTER A L, et al. An indicator of technical emergence[J]. Scientometrics, 2018, 115(1): 35-49.
[103] CERON A, CURINI L, IACUS S M. Using sentiment analysis to monitor electoral campaigns: Method matters—Evidence from the United States and Italy[J]. Social Science Computer Review, 2015, 33(1): 3-20.
[104] 黄璐, 朱一鹤, 张嶷. 基于加权网络链路预测的新兴技术主题识别研究[J]. 情报学报, 2019, 38(4): 335-341.
[105] 张斌, 马费成. 科学知识网络中的链路预测研究述评[J]. 中国图书馆学报, 2015, 41(3): 99-113.
[106] 任海英, 于立婷, 黄鲁成. 基于链接预测的科学研究机会发现方法研究[J]. 情报杂志, 2016, 35(10): 53-58, 36.
[107] 许学国, 桂美增. 基于深度学习的技术预测方法——以机器人技术为例[J]. 情报杂志, 2020, 39(8): 53-62.
[108] SHI X, FERNANDES K, CHUMNUMPAN P. Diffusion of multi-generational high-technology products[J]. Technovation, 2014, 34(3): 162-176.
[109] KYEBAMBE M N, CHENG G, HUANG Y, et al. Forecasting emerging technologies: A supervised learning approach through patent analysis [J]. Technological Forecasting and Social Change, 2017, 125: 236-244.
[110] 王廷满, 沈思. 基于 BP 神经网络的图书发行量预测模型研究[J]. 情报杂志, 2003(6): 61-62, 65.
[111] 刘怀兰, 廖岭, 周源. 基于知识流动视角的工程技术预测——以谐波减速器为例[J]. 中国机械工程, 2016, 27(24): 3317-3325.

Analysis of Technology Forecasting for Future Industries: Theory, Methodology, and Practical Pathways

Liu Zhiying, Sun Huijie
(School of Management, University of Science and Technology of China, Hefei 230026, China)

Abstract: The forward-looking deployment of future industries is of great significance for fostering new quality productive forces, shaping new competitive advantages, and building a modern industrial system. Technology forecasting is an important tool for identifying the patterns of technological evolution, judging the directions of scientific and technological development, and supporting the formulation of science and technology strategies. However, existing studies lack systematic integration among theoretical foundations, methodological systems, and practical procedures. Unified guidance for method selection and process design under different forecasting objectives is still insufficient. Therefore, an integrated framework of technology forecasting for future industries was constructed. A systematic literature review was conducted. Relevant studies in China and abroad were reviewed from three dimensions, namely internal mechanisms, method models, and practical procedures. The theories of technology life cycle, technology convergence, and technological trajectory transition were integrated. Qualitative methods and quantitative methods, including statistical methods, machine learning methods, and graph-theoretic methods, were summarized. A forecasting process covering five stages, namely objective design, theory and method selection, data preparation, data analysis, and validation and output, was also constructed. An integrated analytical framework of "theory-method-process" for technology forecasting is constructed. The collaborative logic among theoretical foundations, methodological models, and practical pathways is revealed. The key elements of each stage and their internal relationships are clarified. The gap in existing review studies in terms of systematic integration and process guidance is filled. Systematic guidance is provided for improving the coherence and scientificity of the forecasting process. Important references are also provided for optimizing national and enterprise science and technology innovation strategies and for the forward-looking deployment of future industries.

Keywords: technology forecasting; future industries; forecasting process; integration framework; systematic literature review; science and technology strategy