技术融合对现代制造企业创新绩效的影响：知识基的中介效用

李晨光[1]，邱祯君[2]

（1.北方工业大学 经济管理学院，北京 100144；2.北京工业大学 经济与管理学院，北京 100124）

摘 要：新兴产业普遍呈现出技术融合的趋势，融合创新已经成为把握产业未来发展先机的重要方式，提升响应技术融合的能力是现代制造业企业持续创新亟需考虑的问题。基于技术融合的专利网络特征归结出实践中的三类技术融合形式，应用负二项回归模型对我国汽车制造业上市公司财报和专利数据进行实证分析，探索技术融合对企业创新绩效的影响。研究发现，制造企业实施中介、接近、聚类三类技术融合均有助于提升创新绩效。同时，影响过程伴随着企业知识基的显著中介效用。特别是，中介效用中知识基的广度对聚类技术融合的影响和知识基的深度对接近技术融合的影响更为强烈。为优化技术融合策略和提升创新绩效提供了企业管理层面的有益参考。

关键词：技术融合；知识基；创新绩效；现代制造企业

中图分类号：F273.1 **文献标志码：**A **文章编号：**1002—980X(2022)12—0050—12

一、引言

技术融合是用于创建新技术领域的多种技术要素的组合，对于创造新价值和引入新产品和服务极为重要（Kim 和 Sohn，2020）。随着数字经济如雨后春笋般蓬勃发展，现代制造业如何识别机会转型升级实现高质量创新发展是当前尤为重要的议题（贾建锋等，2022）。当前，数字化转型对我国制造业企业，特别是汽车制造业企业的创新绩效还没有发挥有效的促进作用（范德成和王娅，2022）。汽车制造业在现代制造业中占据重要地位，且其先进程度代表着国家制造业的水平。根据国家统计局数据，2021 年，我国汽车制造业规模以上工业增加值同比增长 5.5%。汽车制造业规模以上工业企业营业收入 8.67 万亿元、同比增长 6.7%，利润总额 5305.7 亿元、同比增长 1.7%。然而，汽车制造业与大量上下游产业相关联，导致企业绩效受到供应商材料成本的制约，利润下滑的新业态正在迫使汽车制造企业寻求新的增长点（杜巧梅，2022）。《中华人民共和国国民经济和社会发展第十四个五年规划和 2035 年远景目标纲要》（“十四五”规划）针对这一问题提出要“加强前沿技术多路径探索、交叉融合和颠覆性技术供给”，并强调融合创新已经成为发展关键核心技术，抢占未来产业发展先机的重要创新方式。可见，技术融合能够有效帮助汽车制造业企业在不同技术领域之间的重组交叉过程中识别技术机会，从而创造更高的创新价值和绩效（翟东升和张京先，2020；Kim 和 Sohn，2020；王艳等，2021）。技术融合还有助于汽车制造企业实现创新能力互补、研发时效增强和风险成本共担（Sampson，2007）。因此，有必要从企业层面了解组织内外知识共享为基础的技术联系，预测技术变革发生和演化趋势，探究提升汽车制造业创新绩效的策略，见微知著。

现有技术融合的研究主要集中于技术轨迹（王艳等，2021）和技术组成（Caviggioli，2016）的视角，揭示出技术机会发现、技术演化路径、未来新兴技术和企业响应动态技术变化能力的重要性。然而，技术多样性、技术融合网络复杂性、新兴产业技术边界模糊性等，对以往相似性为基础的技术融合方向预测和直接效用评价提出了严峻的挑战（Kose 和 Sakata，2019；王宏起等，2020）。知识作为创新的重要基础资源，一方面，为异同领域知识重构和再造提供了技术融合基本单元（乌日汗等，2021）；另一方面，核心知识与其他知识的交互衍生关联为复杂网络关系下的技术融合特征分析提供了网络拓扑视角（刘晓燕等，2019；Cho et al，2021）。

收稿日期：2022-02-18

基金项目：北京市自然科学基金面上项目“北京市科技创新成果转化政策的适应性响应机制研究”（9222010）；教育部人文社会科学基金青年项目“基于 CAS 的产学研协同创新政策的响应机制研究”（20YJCZH066）；国家自然科学基金“政府项目式驱动创新行为的企业响应机制研究”（71503011）

作者简介：李晨光，博士，北方工业大学经济管理学院副教授，研究方向：技术创新管理、科技创新与政策；邱祯君，北京工业大学经济与管理学院博士研究生，研究方向：创新管理。

学者们开始关注技术融合特征和知识流动、整合与创造,通过不同的组织内外知识整合策略,分析异构技术领域中知识流对企业技术融合机会、双元创新能力,以及绩效的影响(Park 和 Yoon, 2018; Cho et al, 2021)。既然不同技术融合特征决定知识异质性,而知识异质性决定了企业创新绩效的差异性(党兴华等, 2011),那么技术融合特征分析和知识异质性在技术融合和企业创新绩效中发挥何种作用,是本文所要探讨的问题。知识基的引入有助于本文从异质性知识组合、融合过程和企业创新绩效之间的联系(Grillitsch et al, 2019),以企业自身技术资源、知识(专利)的客观数据,细化至企业单一技术层面的融合演变,动态性衡量企业自身条件和知识资源整合方式,深入探究技术融合对企业创新绩效的影响,挖掘有效的技术融合模式。

本文选取我国沪深股市汽车制造业上市企业为样本,从万得数据库提取2009—2020年企业相关数据,利用产业领域-国际专利分类(IPC)对照表确定行业,构建了全汽车制造行业技术融合网络,使用网络分析方法测度企业技术融合特征,使用负二项回归模型,实证检验技术融合特征对企业创新绩效的影响及知识基的中介作用。从网络拓扑分析层面丰富了技术融合领域的研究方法,知识基作用剖析也为企业技术融合的专利重组策略提供有益参考。

二、文献回顾与研究假设

(一)技术融合与创新绩效

技术融合作被视为创新的主要来源,是知识跨边界交互、重组的创新活动(Han 和 Sohn, 2016; Verhoeven et al, 2016)。Curran 和 Leker(2011)认为技术融合的特点在于产生了新的子领域,这种子领域能够引发跨域知识流的协同叠加效应,从而为企业带来新的绩效增长机会。企业利用技术融合能够将不同技术轨道中的知识整合到现有创新进程,其中多样化的技术融合特征体现了融合技术的广度,而技术分配的均匀性体现的是融合技术的深度,为技术融合的知识网络奠定了基础(赵玉林和李丫丫, 2017)。以知识流在技术领域内外协同交互为条件,知识为节点、技术融合为边、技术突破为关系强度的技术融合(知识)网络,逐渐成为学术研究的热点(曹兴和孙绮悦, 2021)。因此,网络嵌入方式和结构拓扑为技术融合特征提供了针对大量专利数据为依据的分析方法(Kim et al, 2019)。网络中心性代表着企业知识创造、转移、积累和利用等行为所映射的技术融合特征,不同的中心性对创新绩效具有不同的影响(Yayavaram 和 Ahuja, 2008; 魏江和徐蕾, 2014; Wang et al, 2014; Kim et al, 2019)。如解学梅和王宏伟(2020)从结构和关系两个维度剖析了网络特征对创新绩效的影响。相关研究往往从结构嵌入和关系嵌入两方面考虑知识网络对知识转移、吸收和创新活动的影响,结构嵌入的研究中结构洞的地位尤为突出(Kim et al, 2014; Lee et al, 2015; 刘晓燕等, 2019)。

中介技术融合反映的是技术融合网络中多领域知识发生融合的深度(Park 和 Yoon, 2018)。这类特征描述了企业在现存技术基础上,寻求知识基增加机会,对外广泛搜索可融合知识的策略(Kim et al, 2014)。企业因开启了“梯次海选”模式,而将待融合技术视为核心技术,任何与核心技术存在知识交互的技术均被尝试进行技术融合。该特征下的知识流交互具有异质性和多层次性,按中介中心性值由高到低依次尝试,直到技术创新突破为止(Lee et al, 2019)。中介技术融合有利于知识基的增加,加强了企业异质资源的获取、整合和创造能力,有助于企业识别稀缺性、有价值的可融合技术,以及高度中介难以替代的知识,进而整合自身技术实现技术创新突破和提升创新绩效(刘洋等, 2015)。同时,企业融合关键技术相当于占据了关键的“守门员”位置,不但获得了信息优势,容易获得稀缺信息进而把握丰富的知识资源,在技术融合活动中掌握更强的自主性以便洞悉知识流的强度,进一步把握技术融合机会(Kim et al, 2014)。中介技术融合特征更加有利于异构技术领域的知识重组,强化企业对原先联系较少的不同领域技术的了解,推动多领域融合创造的新技术,保障“多链路”技术融合创新绩效的总体增长(Lee et al, 2022)。由此,本文提出假设:

中介技术融合对企业创新绩效有显著的正向影响(H1a)。

接近技术融合反映的是技术融合网络中企业知识融合的广度(Cho et al, 2015; Cho et al, 2021)。这类特征描述了企业内部相似性知识快速整合和外部搜寻邻近性较高和融合影响力较高的知识的策略,也被称作做短路径策略(Kim et al, 2019)。企业优先选择邻近的、可融合的知识与自身待融合技术进行交互、整合和创造,并借助链路预测识别融合过程中每条链路知识流的融合机会,进而筛选关键技术(Lee et al, 2010)。在此模式下,企业拥有较为快的技术融合速度(Cho et al, 2021)。技术融合网络中,接近中心度较高的技术往往是某一行业中基础、通用的技术,企业选择的技术路线风险较小(Cho et al, 2015)。相反,在知识网络中覆盖领域较少或所能发现的潜在技术融合机会较少的企业,在既有的技术知识存量中寻求融合机会不但成

功的可能性较小,还可能因为与已有的技术融合类似,造成知识的“重复创造”,花费不必要的时间、金钱和人力资本。因此,当企业的接近技术融合程度较低时,相关知识在技术融合网络中很难与当前技术进行融合,不利于创新绩效的增长(Kim et al, 2014; Kim et al, 2019)。由此,本文提出假设:

接近技术融合对企业创新绩效有显著的正向影响(H1b)。

聚类技术融合反映的是相关技术融合形式重复发生的情况,即技术领域内技术融合的紧密程度(Lee et al, 2019)。此类模式下企业对自身每一项研发技术进行融合机会评价,直到发现与其他领域技术单元产生集聚效应后,从技术知识流密度(聚集系数)较高的技术单元组合开始尝试技术融合(Kim 和 Lee, 2021)。技术融合网络中,局部聚类系数的变化,还表示技术知识流动的速度,也就是融合机会和剩余价值的判断标准(Jung et al, 2021)。网络整体的聚类系数提高能代表着整个网络信息交换的能力提升,有益于创新绩效的提升(Lee et al, 2019)。此外,较高的聚类系数便于创新资源的扩散,更可能存在可供迁移或借鉴的知识或经验(Kim 和 Lee, 2021)。但是,也可能导致技术方向或选型过多而引发混乱,以及大量近似或重复的知识对技术融合效果的负面影响。此时,企业可以通过嫁接外部知识基来提升创新绩效(刘洋等, 2015)。聚类技术融合程度较低时,企业对相关技术单元间组合方式探索较少或对其应用场景和应用机会挖掘不足。因此,较高的聚类技术融合程度有助于企业实现相似领域的可替代性技术融合,放大知识获取、整合和创造的效果,从而提升创新绩效。由此,本文提出假设:

聚类技术融合对企业创新绩效有显著的正向影响(H1c)。

(二)知识基的中介作用

知识基的形成依赖于知识的累积,可以用其所有者的一组知识域及知识域之间建立的关系进行表征(Eom 和 Kang, 2022; Wang 和 Nie, 2022)。企业现存的知识基是企业内部存在的知识资源,也是辅助技术创新的信息、投入、诀窍及能力等(党兴华等, 2011; 刘洋等, 2015)。知识往往被认为是重要的技术传递单元,但是由于在技术融合过程中技术领域规模性和复杂性,使得企业实际识别和交互的是一组知识域(Park 和 Yoon, 2018)。技术融合特征能够通过网络结构的动态改变作用于知识域的交互和重组。因此,知识基在技术融合活动中被赋予了复杂的动态社会关系(Jordão et al, 2020)。知识基的这种社会关系表现为嵌入组织间和组织内的多领域知识关联所形成的知识网络(Curran 和 Leker, 2011; Wang et al, 2014),契合了技术融合知识网络(赵玉林和李丫丫, 2017)及其结构影响下知识域交互分析的需求。

知识基被视为判断企业知识广度和深度的关键标准,知识广度和深度也被看作是知识基的两个不同维度(Moaniba et al, 2018)。知识基广度是指知识基的整体范围,即包含不同的、多领域的知识,该属性反映了描述异质性知识内容的水平维度,而知识基深度是指关键领域知识的复杂程度,该属性反映了描述独特的、复杂的、领域内知识内容的垂直维度,此“二维性”揭示了企业所拥有的整体知识的结构和内容,对企业创新绩效具有显著的积极影响(Jin et al, 2015; Moaniba et al, 2018; Wang 和 Nie, 2022)。以网络化为基础的知识组织方式能够更加有效地集聚知识资源,不同的知识基维度在知识网络嵌入对创新力的影响中起到一定的中介作用(王新华等,2019)。

首先,基于知识基础理论,创新产出可以被视为现有知识组成部分或新知识领域和现有知识领域的重组(Eom 和 Kang, 2022)。中介技术融合特征更加利于异构技术领域的知识重组(Lee et al, 2022),该特征下的知识流交互具有异质性和多层次性(Lee et al, 2019)。此时,中介中心性会影响企业知识交互、整合和创造的潜力,进而影响知识基的广度和深度(Wang 和 Nie, 2022)。知识基广度和深度皆作用于新知识的识别并与知识共享、知识获取、知识整合等知识重组机制密切关联,不论是扩大异质性知识的搜索范围,还是延续多层次专业领域的深入认知,都有助于企业强化技术融合能力和创新能力,从而提高创新绩效(Jin et al, 2015; Cho et al, 2021)。特别是,中介技术融合有利于知识基的增加,加强了企业异质资源的获取、整合和创造能力,有助于企业识别稀缺性、有价值的可融合技术,以及高度中介难以替代的知识(刘洋等, 2015)。因此,知识基广度和深度在中介技术融合与创新绩效间的关系中起中介作用。由此,本文提出假设:

知识基广度在中介技术融合与创新绩效间的关系中起中介作用(H2a);

知识基深度在中介技术融合与创新绩效间的关系中起中介作用(H3a)。

其次,从信息优势对技术融合过程中企业创新绩效提升作用视角来看(Kim et al, 2014),接近技术融合反映的是技术融合网络中企业内部相似性知识快速整合和外部搜寻邻近性较高和融合影响力较高的知识的策略(Cho et al, 2015; Cho et al, 2021)。此时,接近中心性代表了企业技术融合和知识交互能力,接近融合程度较

高的组织更有可能通过多渠道信息比较避免被扭曲和不完整的信息误导(Wang和Nie, 2022)。由于知识基深度能够保证知识的同源性,同源信息的使用可以有效地减少沟通不匹配,增强识别技术融合的知识域能力,从而在接近技术融合"最短路径"影响下,快速实现技术融合,提升创新绩效(Jin et al, 2015)。而随着知识基广度增大,企业获取信息的范围就越广,更加有利于新思想、新思维和新观点的产生,使得知识理解和信息处理能力得到进一步加强,有助于邻近性技术融合的机会识别和知识整合,进而提升创新绩效(Krupskaya和Pina, 2022)。由此,知识基广度和深度在接近技术融合与创新绩效间的关系中起中介作用。由此,本文提出假设:

知识基广度在接近技术融合与创新绩效间的关系中起中介作用(H2b);

知识基深度在接近技术融合与创新绩效间的关系中起中介作用(H3b)。

此外,知识网络内聚是知识网络的一个典型特征,知识网络聚类程度代表了企业重组现有知识资源及整合来自外部组织的知识的能力(Wang和Nie, 2022)。聚类技术融合反映以知识转移密度衡量技术领域内技术融合的紧密程度(Lee et al, 2019; Kim和Lee, 2021)。此类模式下,知识交互的发生并不一定能够成功完成技术融合,还需要有效地重新组合(Jordão et al, 2020)。Wang和Nie(2022)称之为"技术领域耦合"。就知识基而言,耦合是指企业在搜索新技术时可能将两个领域的知识结合起来的程度,主要分为现有知识领域之间的耦合变化和新知识领域与现有知识领域之间的耦合(Yayavaram和Ahuja, 2008)。耦合资源转化效率显著影响技术融合活动的创新绩效(Sampson, 2007)。企业知识基广度越大,其知识异质性越高,异构知识提供了多种资源识别和整合渠道,即知识多样性促进已知知识和新知识的重组成功概率增加,有助于提升技术互补能力和创新绩效(Lee et al, 2022)。随着知识基深度的增加,企业长期积累的领域内知识越丰富,扩展已有知识的需要和发现额外的、有价值的新知识的能力越强大,有助于技术创新方向分解为若干研发子领域,子领域技术融合机会能够以更有序的方式组织和更系统地解决,从而提高技术融合效率,提升创新绩效(Jin et al, 2015; 徐蕾和李明贝,2019)。可知,知识基广度和深度在聚类技术融合与创新绩效间的关系中起中介作用。由此,本文提出假设:

知识基广度在聚类技术融合与创新绩效间的关系中起中介作用(H2c);

知识基深度在聚类技术融合与创新绩效间的关系中起中介作用(H3c)。

基于以上假设,本文的概念模型如图1所示。

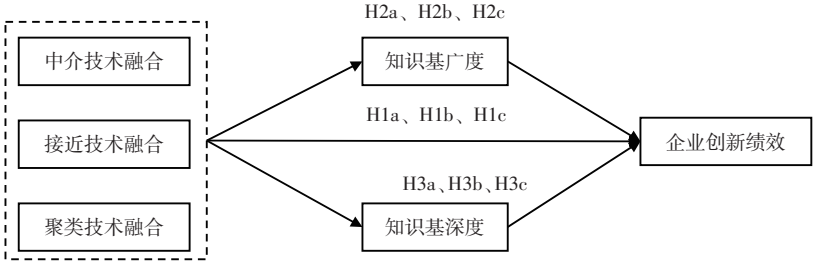

图1 概念模型

三、研究设计

(一)样本选取及数据来源

汽车制造业是知识、技术密集的行业,汽车是制造过程中涉及多种材料、工艺、部件和系统的复杂产品,因而,汽车领域的创新往往要求多种技术的交叉或引进。本文依照中国证监会上市公司行业分类,选择139家沪深股市(A股)的汽车制造业企业为研究样本,并从Wind数据库采集2009—2020年这些企业研发投入、规模、经营时间等数据。再从国家知识产权局公开的专利信息中,采集1985—2020年139家样本企业和汽车制造产业(尽可能全面)的发明和实用新型专利数据。

专利数据分析的设计如下:首先,依据我国发明和实用新型专利的分类特征与IPC国际专利分类准则,本文利用IPC分类号的完整的层级分类体系,将采集的专利数据分为部、大类、小类、大组、分组。其次,本文参考文献综述中大多数学者的做法将技术精确到大组。如以分类号B60L8/00(用自然力所提供的电力的电力牵引,如太阳能、风力)为例,若仅精确到小类B60L电动车辆动力装置,体现的可能仅仅是部件之间的融合关系,而大组的划分能更多地考虑到实现部件或方法所涉及的技术。再次,整理汽车制造产业的专利和公司控制下的专利[①]并形成适用于分析数据集。数据集中,本文将产业作为专利检索的限定边界,即划定与汽车制造业相关的专利,并采用国际专利分类(IPC)中的产业对照表进行进一步的分析。

① 公司控制下的专利是包括上市公司本身及其公开披露的参股或控股的子公司、孙公司所持有的专利。

需要说明的是，学者常用的限定边界方法有IPC分类号与技术、产业领域对照表确定产业相关的专利，或是针对新兴产业挑选一组检索词。尽管有学者提出现有的分类对照表尚存在主观判断和重于时效等问题，但是为了研究的一致性和稳定性，本文采用IPC与产业对照表。目前多个国家和机构组织，编制了类似的对照表，包括世界知识产权组织发布的“ISI-OST-INPI”分类体系，欧洲产业局经过多次迭代并于2014年发布的“Concordance IPC V8 NACE REV.2”等，但这些对照表都更强调IPC分类号与技术领域的对照，考虑到将产业作为主要划分依据能够一定程度上避免内生性和保障数据检索的一致性，本文最终选用了韩国专利局基于联合国国际行业标准编制的“KSIC-IPC”对照表。“KSIC-IPC”关联表是韩国专利局针对产业、商品、科学技术、工业技术编制的分类标准之一[②]。这一标准在产业领域与技术领域之间有较高的区分度。其中汽车产业对应的IPC号为：B60B、B60D、B60F、B60G、B60H、B60J、B60K、B60L（B60L13除外）、B60N、B60P、B60R、B60S（B60S3除外）、B60T、B60W、B62D、E05F、F02M、F02N、F02P、F16J、G05G。此外，许多公司基于企业总体知识产权战略会以母公司的名义进行所有的专利申请（如国家电网等），但也有因为业务（产品线）分离、股权并购、资产配置、分摊风险、资质限制、税收优惠等原因，而由子公司申请专利。不论母公司还是旗下子公司申请的专利，都是母公司创新绩效的体现，不能贸然剥离子公司的绩效。因此，本文选择公司控制下的专利为研究对象，增强研究的稳健性。

本文利用知识元在专利文件中的共现关系构建技术融合网络。IPC号是对专利申请内容涉及的部件、功能、技术主题的提炼，一项发明为了实现功能、方法或组成部件往往依赖多个不同的技术，这样一次发明活动就是一次跨技术领域的创新，专利对应的多个分类号标示了其对应技术的融合。研究数据处理过程如图2所示。

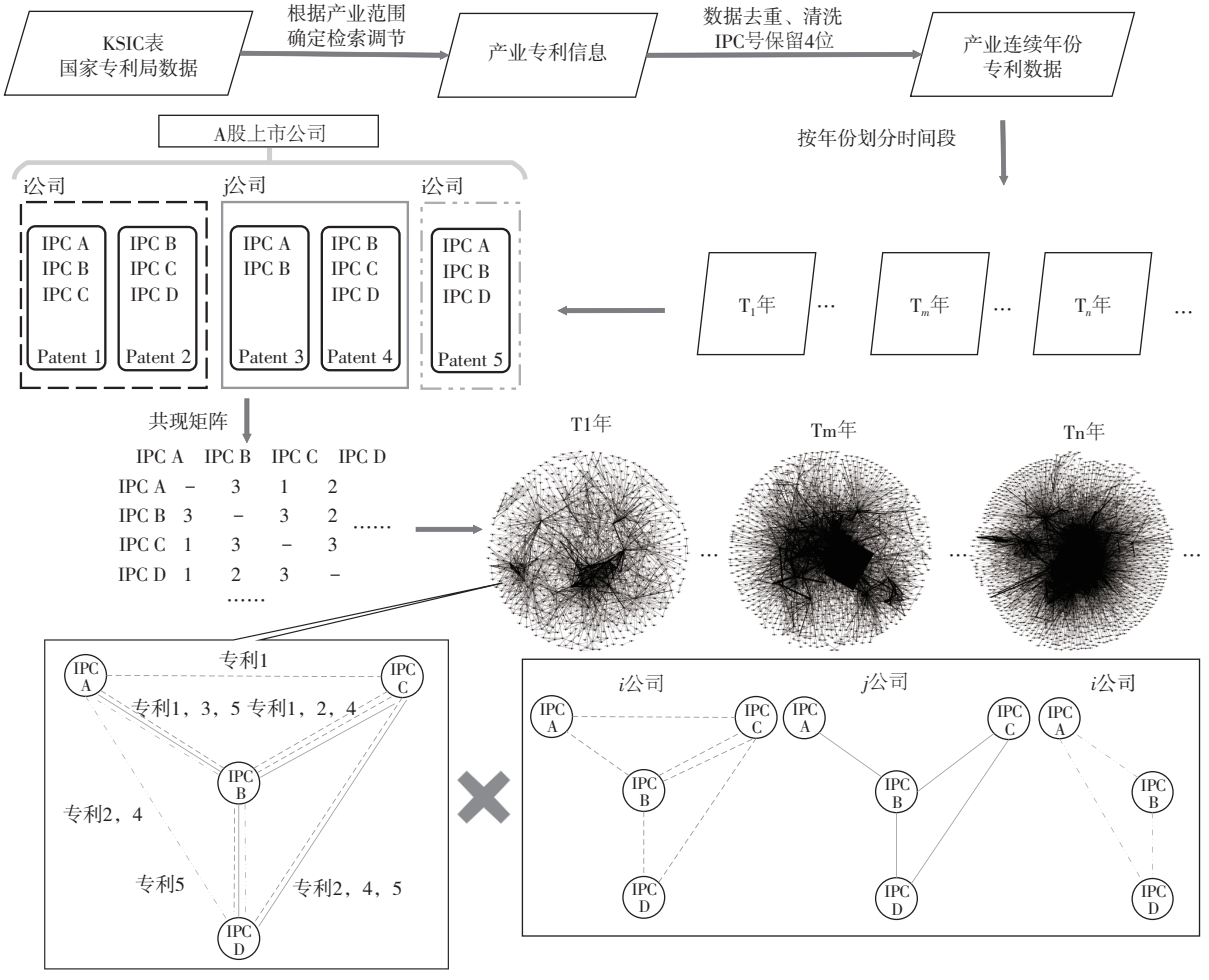

图2　数据处理过程示意图

② 其他标准还有：基于世界海关组织的商品名称及编码协调制度的“HSK-IPC”关联表、基于韩国科技通讯部规定的“国家科学技术标准分类-IPC”关联表和基于韩国产业同上资源部业务计划的“工业技术分类-IPC”关联表。

(二)变量及测量

(1)创新绩效:专利申请数量是常用的企业创新绩效指标,汽车行业竞争激烈,企业间积极利用知识产权扩大优势,专利信息很大程度上能体现出汽车企业的创新活动情况。因此,本文借鉴前人研究(Ahuja, 2000),采用企业专利申请数来衡量企业的创新绩效。

(2)技术融合特征:本文借鉴选取了基于网络结构特征的三种技术融合特征作为自变量,分别称为中介技术融合、接近技术融合和聚类技术融合。首先,分年计算技术融合网络中各IPC号的中介中心性、接近中心性和局部聚类系数。然后,计算各个企业控制下专利中各IPC号所占的比例,尽管同行业中各个企业持有专利往往共享类似的IPC号,但IPC号的占比是不同的,能够指示企业间掌握技术的差异。再将各IPC号的三种网络结构特征分别与企业的IPC号占比相乘,将积求和。最后,介于点的结构特征往往呈偏态分布,对求得的和加1再进行对数处理,得到三种技术融合特征。

(3)知识基广度:本文使用技术多元化表示知识基广度(*breadth*)(Jin et al, 2015),并使用熵指数法计算(Park和Yoon, 2018),计算公式为 $breadth = \sum_{j \in IPC_i} p_j \ln p_j$,并按照IPC分类号的前三位进行分类。其中,$p_j$为技术单元$j$在企业$i$持有专利$IPC_i$中的占比,即IPC号$j$与企业专利总数的比值。

(4)知识基深度:本文参考姜南等(2020)的做法,使用企业控制下专利的平均权利要求数表示知识基深度。专利权利要求是对专利申请所给予的保护范围,往往要求以科学用语对专利的方法或功能等技术特性进行描述,专利的权利要求项数越多,相应的技术特征也就越多,专利权人对专利保护和实施的要求更高,说明专利更重要或更前沿。

(5)控制变量:本文选取财务杠杆、总资产收益率、内部研发强度和企业年龄等指标作为控制变量。其中财务杠杆使用资产负债率衡量,内部研发强度用研发投入对主营业务收入的比值加一后对数化处理表示,企业年龄以企业成立时间为基数测量,同样加一后对数化处理。

(三)模型选择

本文的因变量(专利申请数)是非负整数变量,计数模型比一般的线性回归模型更适用于对其分析,技术创新领域的研究中常见的有负二项回归和泊松回归,加之因变量方差远大于均值,与泊松分布方差与均值相等的假设不符。此外,随机效应需要依赖更为严格的协方差相等假定。因此,本文选用负二项回归固定效应模型进行分析。

四、实证分析

(一)描述性统计及相关分析

描述性统计结果见表1。由于企业上市开始披露数据和开展专利申请活动的时间不同,数据为非平衡面板。因变量创新绩效专利申请数最小值和最大值分别是0和4021,平均值为141.764,标准差为374.766,个体间差别较大。自变量中中介技术融合最大值12.687,最小值1.806,标准差为1.406,企业间有一定差异,而接近技术融合最小值为-3.880,最大值为-0.717,平均值为-1.025,标准差0.239,聚类技术融合最小值-3.457,最大值0,标准差为0.278,两者企业间差距都比较小,由于对数处理,接近技术融合和聚类技术融合呈现为负值,原因可能是技术融合网络比较稀疏或企业在技术融合网络中占据了更多媒介地位,而接近中心和局部聚类的关系捕捉较少。中介变量中知识基广度的平均值为3.381,标准差为1.221,知识基深度的平均值为4.945,标准差为1.770,在企业间有一定差异。控制变量财务杠杆的标准差为3.381,存在较大的个体差异,内部研发标准差为0.696,企业年龄标准差为0.448,个体间差异都比较小。

表1 变量描述性统计

变量名	变量缩写	个数	平均值	标准差	最小值	最大值
创新绩效	*pat*	1668	141.764	374.766	0	4021
中介融合	ln*bet*	1642	8.954	1.406	1.806	12.687
接近融合	ln*clo*	1645	-1.025	0.239	-3.880	-0.717
聚类融合	ln*clu*	1645	-1.112	0.278	-3.457	0.000
知识基广度	*div*	1610	3.381	1.221	0.234	6.373
知识基深度	*claim*	1650	4.945	1.770	1.000	15.750
财务杠杆	*dar*	1421	51.476	135.596	4.167	4193.939
总资产收益率	*roa*	1486	8.956	57.243	-664.879	2078.546
内部研发	*rdi*	1290	-17.209	0.696	-24.681	-12.585
企业年龄	ln*age*	1659	2.707	0.448	0.000	3.892

本文采用Pearson相关系数对选取变量之间的相关性进行检验,相关性分析结果见表2。可以看出自变量中介技术融合、接近技术融合,中介变量知识基广度、知识基深度及控制变量企业年龄都与专利申请数在1%的水平上显著相关,有较强的相关性。中介技术融合和接近技术融合与专利申请数的相关系数为正,而聚类中介融合与专利申请数相关系数为-0.284,呈负

向相关。自变量中介技术融合、接近技术融合、聚类技术融合都在1%的水平上对中介变量知识基广度显著相关，且均为正向相关关系，验证技术融合程度的增强不同程度上加强了企业对自身知识基的拓展。因此认为知识基广度和深度在中介技术融合、接近技术融合和聚类技术融合对创新绩效的影响中起到正向的中介作用。自变量之间也都在1%的显著水平上相关，但相关系数的正负和大小不一，这一方面是因为三个自变量分别基于中介中心性、接近中心性和局部聚类系数，三类网络特征并不是相互排斥的，有怎样的相关关系取决于特定的技术融合网络；另一方面，三个变量的计算采用了相同的加总方式，一定程度上也提升了相关系数的显著性。

由于部分变量间存在显著的线性关系，为了排除变量之间多重共线性的影响，借助方差膨胀因子*VIF*进行共线性分析。共线性在变量间普遍存在，一般认为*VIF* > 5说明存在共线性问题，*VIF* > 10意味着严重的共线性问题需要解决。共线性分析的结果也在表中，发现变量的*VIF*均小于4，可以进行下一步的研究。

表2　相关性和共线性分析

变量	*VIF*	*pat*	*bet*	*clo*	*clu*	*div*	*claim*	*dar*	*rdi*	*age*
pat	1.63									
bet	3.56	0.237***								
clo	3.04	0.173***	0.670***							
clu	1.84	−0.037	−0.284***	0.245***						
div	1.95	0.557***	0.340***	0.268***	0.110***					
claim	1.26	0.287***	0.214***	0.209***	0.0240	0.299***				
dar	1.29	0.020	0.050*	0.036	−0.030	−0.023	−0.012			
roa	1.27	−0.022	−0.017	−0.032	−0.018	−0.045*	−0.046*	−0.125***		
rdi	1.17	−0.007	0.005	0.086***	0.152***	0.050*	0.236***	−0.187***	−0.146***	
age	1.18	0.185***	0.226***	0.248***	0.040	0.354***	0.190***	0.039	−0.028	0.004

注：***、**、*分别代表1%、5%、10%的显著性水平。

（二）回归分析

本文负二项回归结果见表3。根据研究假设，共列出了15个回归模型。模型（1）~模型（3）分别在控制变量的基础上加入中介技术融合、接近技术融合和聚类技术融合，检验三者对企业创新绩效的影响。中介技术融合、接近技术融合、聚类技术融合的回归系数分别为0.134、0.596、0.413（p值均小于0.01），三者对创新绩效均有显著的正向影响。较高的中介技术融合意味着企业往往作为技术领域间的桥梁，更有机会把握知识流动向，企业通过联系不同的技术在产生前沿成果方面获得优势。接近技术融合代表着技术领域间融合的实际潜力，高接近技术融合的企业更有可能接触到其他技术领域并发生技术融合。聚类技术融合意味着企业在自身掌握的技术之间寻求融合机会，因为对相关技术领域都比较熟悉，也更有机会申请新专利。其中接近技术融合和聚类技术融合的系数大于中介技术融合，说明企业加强接触广泛的知识领域或加深对自身掌握技术知识的内在联系有较大的创新收益。假设H1a、假设H1b、假设H1c得到了实证结果的支持。

模型（4）~模型（9）探讨知识基广度对中介、接近、聚类技术融合与企业创新绩效之间关系的中介作用，见表4。模型（4）~模型（6）表明三种技术融合特征对企业知识基广度有显著的正向作用。模型（7）~模型（9）在模型（1）~模型（3）的基础上增加知识基广度回归后，中介和接近技术融合的系数仍显著但均有明显降低（0.088，p<0.01；0.395，p<0.05），聚类技术融合的系数大幅度下降（0.068，不显著）。实证结果支持了假设H2a、假设H2b、假设H2c。说明知识基越广、掌握知识越多样的企业越能从技术融合中获得好处，通过探索掌握的技术之间联系实现创新的企业，研发活动尤其依赖于自身多元化的知识储备。

表3　负二项回归结果

变量	（1）	（2）	（3）
	pat	*pat*	*pat*
ln*bet*	0.134*** （4.84）		
ln*clo*		0.596*** （3.87）	
ln*clu*			0.413*** （3.82）
dar	−0.001 （−0.34）	−0.000 （−0.00）	0.000 （0.25）
roa	−0.001 （−0.45）	−0.001 （−0.42）	−0.001 （−0.50）
rdi	0.212*** （5.72）	0.207*** （5.56）	0.198*** （5.29）
ln*age*	1.281*** （12.71）	1.299*** （12.51）	1.481*** （16.08）
Constant	0.006 （0.01）	1.667** （2.13）	0.867 （1.16）
观测专利样本	1286	1286	1286
企业样本数量	139	139	139

注：***、**、*分别代表1%、5%、10%的显著性水平；括号内为标准误。

见表5，模型（10）~模型（15）探讨了知识基深度对中介、接近、聚类技术融合与企业创新绩效之间关系的中介作用。模型（10）~模型（12）表明三种技术融合特征对企业知识基深度有显著的正向作用。模型（13）~模型（15）在模型（1）~模型（3）的基础上增加知识基深度回归后，中介和聚类技术融合的系数仍显著但均有降低（0.115，p<0.01；0.333，p<0.01），接近技术

融合的系数下降较多(0.285,$p<0.05$),假设H3a、假设H3b、假设H3c得到验证。说明企业选择的技术更容易与新的领域实现交叉还需要企业对自身掌握的技术有足够深的了解才能更好地实现创新。

表4 知识基广度的中介效应回归

变量	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)
	div	*div*	*div*	*pat*	*pat*	*pat*
bet	0.161*** (8.49)			0.088*** (2.93)		
clo		0.766*** (8.38)			0.395** (2.52)	
clu			0.597*** (9.57)			0.068 (0.52)
div				0.538*** (14.67)	0.547*** (14.87)	0.546*** (14.74)
dar	−0.004*** (−4.04)	−0.003*** (−3.20)	−0.002** (−2.11)	−0.001 (−1.00)	−0.001 (−0.78)	−0.001 (−0.69)
roa	−0.007*** (−4.11)	−0.006*** (−3.68)	−0.005*** (−2.93)	0.006** (2.33)	0.006** (2.37)	0.006** (2.12)
rdi	0.091*** (4.89)	0.103*** (5.59)	0.113*** (6.16)	0.196*** (5.67)	0.189*** (5.45)	0.193*** (5.50)
ln*age*	1.697*** (27.95)	1.646*** (25.57)	1.895*** (36.33)	0.608*** (6.23)	0.590*** (5.76)	0.718*** (7.75)
Constant	−0.855** (−2.13)	1.694*** (4.01)	1.001** (2.58)	0.178 (0.25)	1.262* (1.75)	0.657 (0.95)
观测专利样本	1275	1275	1275	1275	1275	1275
R^2	0.697	0.697	0.702			
企业样本数量	139	139	139	139	139	139

注:***、**、*分别代表1%、5%、10%的显著性水平;括号内为标准误。

表5 知识基深度的中介效应回归

变量	(10)	(11)	(12)	(13)	(14)	(15)
	claim	*claim*	*claim*	*pat*	*pat*	*pat*
ln*bet*	0.188*** (5.11)			0.115*** (4.09)		
ln*clo*		0.434** (2.43)			0.285** (2.00)	
ln*clu*			0.309** (2.48)			0.333*** (3.08)
claim				0.220*** (11.88)	0.218*** (11.59)	0.222*** (11.93)
dar	−0.007*** (−3.79)	−0.006*** (−3.35)	−0.006*** (−3.22)	0.000 (0.28)	0.001 (0.57)	0.001 (0.75)
roa	−0.015*** (−4.44)	−0.014*** (−4.27)	−0.015*** (−2.98)	0.003 (1.05)	0.002 (0.97)	0.002 (0.95)
rdi	0.011 (0.28)	0.029 (0.78)	0.042 (1.12)	0.172*** (5.07)	0.170*** (4.96)	0.159*** (4.59)
ln*age*	2.067*** (16.95)	2.205*** (17.07)	2.346*** (21.94)	0.995*** (10.14)	1.087*** (10.83)	1.165*** (12.97)
roe			0.001 (0.70)			
Constant	−1.849** (−2.30)	0.194 (0.23)	−0.071 (−0.09)	−0.753 (−1.10)	0.291 (0.40)	−0.052 (−0.08)
观测专利样本	1286	1286	1285	1286	1286	1286
R^2	0.464	0.454	0.454			
企业样本数量	139	139	139	139	139	139

注:***、**、*分别代表1%、5%、10%的显著性水平;括号内为标准误。

(三)稳健性检验

本文进行的稳健性检验包括:①针对计数变量常用的另一种模型,替换使用泊松模型进行稳健性检验,见表6,与基准模型相比得到了一致的结果;②更替因变量的稳健性检验。基准回归使用的企业当年专利申请数没有考虑到专利间重要性存在的差异。因此参考Sampson(2007)的做法,用企业当年申请专利3、5年内的前向引用次数测度创新绩效,用*cited*表示,篇幅所限,只报告了替换企业申请专利3年内前向引用数为因变量的结果,见表7,回归后得到的结论均与基准回归一致。因为需要前向几年专利前向引用数据,报告期缩短,观测值有所减少。

表6 泊松模型稳健性检验结果

变量	(1) *pat*	(2) *pat*	(3) *pat*	(4) *pat*	(5) *pat*	(6) *pat*	(7) *pat*	(8) *pat*	(9) *pat*
ln*bet*	0.086*** (4.67)			0.098*** (4.38)			0.142*** (7.51)		
ln*clo*		1.713*** (4.82)			2.709*** (6.49)			2.618*** (7.15)	
ln*clu*			0.994*** (3.86)			0.326 (1.06)			0.855*** (3.34)
div				0.669*** (29.80)	0.678*** (30.07)	0.664*** (29.60)			
claim							0.224*** (20.95)	0.219*** (20.80)	0.212*** (19.99)

续表6

变量	(1) *pat*	(2) *pat*	(3) *pat*	(4) *pat*	(5) *pat*	(6) *pat*	(7) *pat*	(8) *pat*	(9) *pat*
dar	−0.004*** (−6.13)	−0.004*** (−5.94)	−0.004*** (−5.74)	0.001 (1.11)	0.001 (1.61)	0.001 (1.25)	−0.006*** (−8.27)	−0.006*** (−7.89)	−0.005*** (−7.72)
roa	0.010*** (7.30)	0.010*** (7.46)	0.010*** (7.33)	0.009*** (6.69)	0.010*** (7.16)	0.009*** (6.76)	0.009*** (6.86)	0.010*** (7.25)	0.009*** (6.80)
rdi	0.164*** (16.93)	0.165*** (17.01)	0.164*** (16.93)	0.155*** (15.85)	0.157*** (16.06)	0.154*** (15.80)	0.118*** (11.85)	0.121*** (12.19)	0.120*** (12.05)
ln*age*	2.708*** (44.82)	2.662*** (40.16)	2.877*** (64.84)	1.294*** (15.67)	1.114*** (12.44)	1.521*** (23.98)	2.090*** (31.20)	2.053*** (28.38)	2.417*** (48.83)
观测专利样本	597	597	597	582	582	582	595	595	595
企业样本数量	125	125	125	125	125	125	125	125	125

注：***表示$p<0.01$；**表示$p<0.05$；*表示$p<0.1$；括号内为标准误。

表7　替换因变量稳健性检验结果

变量	(1) *cited*	(2) *cited*	(3) *cited*	(4) *cited*	(5) *cited*	(6) *cited*	(7) *cited*	(8) *cited*	(9) *cited*
ln*bet*	0.137*** (3.75)			0.056 (1.26)			0.135*** (3.35)		
ln*clo*		2.543*** (2.81)			2.673*** (2.71)			2.649*** (2.81)	
ln*clu*			2.130*** (3.43)			1.177 (1.47)			1.827*** (2.84)
div				0.719*** (14.21)	0.733*** (14.71)	0.723*** (14.34)			
claim							0.222*** (6.22)	0.226*** (6.40)	0.214*** (6.02)
dar	−0.001 (−0.26)	−0.000 (−0.14)	0.000 (0.14)	−0.001 (−0.53)	−0.001 (−0.52)	−0.001 (−0.35)	−0.001 (−0.42)	−0.001 (−0.32)	0.000 (0.02)
roa	−0.001 (−0.18)	0.001 (0.14)	0.005 (0.84)	0.019*** (3.58)	0.021*** (3.94)	0.020*** (3.74)	0.008 (1.30)	0.010 (1.57)	0.012* (1.88)
rdi	0.174*** (3.05)	0.167*** (2.88)	0.175*** (2.98)	0.188*** (4.03)	0.174*** (3.80)	0.185*** (3.91)	0.150*** (2.86)	0.141*** (2.65)	0.149*** (2.75)
ln*age*	0.761*** (4.34)	0.799*** (4.50)	0.918*** (5.32)	0.087 (0.54)	−0.030 (−0.18)	0.131 (0.83)	0.682*** (3.87)	0.691*** (3.88)	0.822*** (4.72)
Constant	0.650 (0.56)	0.836 (0.72)	0.727 (0.62)	1.153 (1.11)	0.882 (0.88)	1.095 (1.04)	−0.491 (−0.43)	−0.314 (−0.28)	−0.265 (−0.23)
观测专利样本	597	597	597	582	582	582	595	595	595
企业样本数量	125	125	125	125	125	125	125	125	125

注：***表示$p<0.01$；**表示$p<0.05$；*表示$p<0.1$；双尾z检验；括号内为标准误。

五、结论及启示

本文从理论和实证两个层面分析技术融合对企业创新绩效的作用及通过知识基为中介变量的间接作用。研究结果表明：①中介技术融合、接近技术融合和聚类技术融合均对企业创新绩效存在显著正向影响。其中接近技术融合的影响最大，中介技术融合的影响最小，映射出持续性尝试整合熟知领域内影响力较高和风险较小的技术已成为企业技术融合的主要策略。②企业知识基广度在技术融合特征与创新绩效的关系中起中介作用。知识基广度的介入，导致聚类技术融合的直接作用效果受到极大影响，可见，知识异质性的提高加剧了企业对熟知领域技术的融合机会识别压力，对企业自身知识积累的多元化有正向的促进作用。③企业知识基深度在技术融合特征与创新绩效的关系中起中介作用。知识基深度的介入，较大影响了接近技术融合的直接作用效果，由此，知识复杂性和技术累积度对企业快速搜索影响力较高的中介性技术有正向的促进作用。

本文研究的理论贡献在于：

首先，本文整合技术创新网络、知识网络、合作创新网络的理念，将研究视角转向技术融合网络，从网络微观结构的角度研究技术融合现象和特征，加深了对技术融合、技术创新过程的认识。以此尝试研究视角上的创新。

其次，借助网络拓扑结构界定技术融合特征，深化了技术融合及其效果的研究。已有研究认知了网络

中心性对技术融合的影响(Kim et al, 2014; Lee et al, 2015; Kim 和 Sohn, 2020)。然而,该领域还需要在网络结构静态分析基础上,考虑技术融合动态模式和演化轨迹(Kim et al, 2014)。本文从网络连接、结构洞和知识基作用入手,归纳中介、接近和聚类技术融合特征的作用机制,在度分布、中心性、熵和重力等静态分析基础上,尝试引入知识基的影响探究技术融合特征对创新绩效影响的变化。

最后,通过技术融合特征的作用分析,揭示知识基效用发挥的前因。已有研究论述了知识基的重要性及其对创新绩效的积极作用(党兴华等, 2011; 刘洋等, 2015; Jin et al, 2015; Moaniba et al, 2018)。随着知识网络中知识基的跨结构边界交互被大多数学者所认知,知识基的研究也需要明晰影响自身变化的动因。研究知识基效用发挥的前因,有助于企业改进现有的知识域或融合新知识域应对新的发展需求(Wang 和 Nie, 2022)。本文通过实证分析,发现了技术融合内在技术单元的知识网络中心性对知识基"二维性"的影响,进一步探究知识基广度和知识基深度的效用,对知识基在技术创新领域的研究进行了拓展。

本文还对于技术融合管理实践提出如下启示:一是企业层面,在技术融合网络中企业具有重要的作用,技术融合过程中发生的知识和资源流动既有正式的关系如产学研合作关系,也通过非正式的关系发生,如技术人员的交流和流动。特别是汽车制造业企业汇集异质性的信息、知识和资源是通过多层次的网络关系进行的。企业可以从技术元,具体到研发项目、研究小组的层面配置网络关系,选择合作对象。企业制定发展目标、技术策略应当结合自身优劣势和竞争环境,挖掘自身在技术链路、技术栈、产业链的优势,清楚在未来技术发展过程中可能出现的风险,不仅要关注新兴技术,还要分析是否对自身创新能力的提升有较大的推动作用。此外,要做好知识资产的管理,包括保持核心技术的前沿性、"专利围栏"的搭建、企业知识库的建设等。二是行业层面,现代制造业应积极引导该行业建立更健全的研发机制和健康的市场环境,动态关注技术融合状况。对萌发的融合技术,针对相关创新主体,增强异质性资源共享,对相对成熟的技术领域,探索潜在的技术融合机会,积极培育新兴技术和市场。提高行业整体的国际竞争力,保护关键核心技术,维护制造业体系完整,建立更权威更开放的标准体系。三是政府层面,应该针对技术融合状况和产学研主体采取更精准的政策培育,如技术融合初期,相关学研主体往往需要更多的资助,而相关企业往往需要更多的知识、资源交流机会。做好战略核心技术保护和产业化的平衡,军工体系长期依赖国家扶持和科研人员的热情,都是参考发达国家往往建立了比较健全的军民融合机制,飞机、汽车、芯片等领域自主可控的核心技术往往来自于军用研发成果与民用技术相融合产生,而民用市场能够反哺支持后续研究,政府应当培育健全的军民融合体系,避免人才流失。

本文研究的局限性主要技术融合趋势和企业知识基的构建是长期渐进的过程,本文选择的时间跨度不足以完全其直接或间接的影响,样本量有限,仅选择了主要利用专利保障知识产权的汽车制造业,推广结论还需要进一步的工作。

参考文献

[1] 曹兴, 孙绮悦, 2021. 新兴技术知识网络跨界融合的机理与实证研究[J]. 科学学研究, 39(5): 854.

[2] 党兴华, 张巍, 张丹, 2011. 技术创新网络中企业知识基影响因素研究[J]. 科学学与科学技术管理, 32(12): 79-85.

[3] 杜巧梅, 2022. 消失的利润: 吉利、比亚迪、长城千亿营收背后[N]. 21世纪经济报道.

[4] 杜玉申, 刘梓毓, 2021. 技术多元化、协作研发网络中心度与企业创新绩效[J]. 科技进步与对策, 38(15): 74-81.

[5] 范德成, 王娅, 2022. 传统企业数字化转型对其创新的影响研究——以汽车制造企业为例[J]. 软科学, 36(6): 63-70.

[6] 贾建锋, 赵若男, 刘伟鹏, 2022. 数字经济下制造业国有企业转型升级的组态研究[J]. 研究与发展管理, 34(2): 13-26.

[7] 姜南, 李济宇, 顾文君, 2020. 技术宽度, 技术深度和知识转移[J]. 科学学研究, 38(9): 1638-1646.

[8] 刘晓燕, 王晶, 单晓红, 等, 2019. 基于多层网络的创新网络节点间技术融合机理[J]. 科学学研究, 37(6): 1133-1141.

[9] 刘洋, 应瑛, 魏江, 等, 2015. 研发网络边界拓展、知识基与创新追赶[J]. 科学学研究, 33(6): 915-923.

[10] 王宏起, 夏凡, 王珊珊, 2020. 新兴产业技术融合方向预测: 方法及实证[J]. 科学学研究, 38(6): 1009-1017.

[11] 王新华, 车珍, 于灏等, 2019. 网络嵌入、多途径知识集聚与创新力——知识流耦合的调节作用[J]. 南开管理评论, 22(3): 28-39.

[12] 王艳, 苗红, 李欣, 等, 2021. 知识基因视角下的技术融合机会发现研究[J]. 科学学与科学技术管理, 42(7): 18-34.

[13] 魏江, 徐蕾, 2014. 知识网络双重嵌入, 知识整合与集群企业创新能力[J]. 管理科学学报, 17(2): 34-47.

[14] 乌日汗, 陈东, 李东红, 2021. 竞合伙伴的知识多样性如何影响创新绩效——知识管理的调节作用[J]. 技术经济, 40

(10): 45-63.
[15] 解学梅, 王宏伟, 2020. 网络嵌入对企业创新绩效的影响机理: 一个基于非研发创新的有调节中介模型[J]. 管理工程学报, 34(6): 13-28.
[16] 徐蕾, 李明贝, 2019. 技术多元化对创新绩效的双中介作用机理研究[J]. 科研管理, 40(5): 110-119.
[17] 翟东升, 张京先, 2020. 基于专利技术共现网络的无人驾驶汽车技术融合演化研究[J]. 情报杂志, 39(4): 60-66, 19.
[18] 赵玉林, 李丫丫, 2017. 技术融合、竞争协同与新兴产业绩效提升——基于全球生物芯片产业的实证研究[J]. 科研管理, 38(8): 11-18.
[19] AHUJA G, 2000. Collaboration networks, structural holes, and innovation: A longitudinal study[J]. Administrative Science Quarterly, 45(3): 425-455.
[20] CAVIGGIOLI F, 2016. Technology fusion: Identification and analysis of the drivers of technology convergence using patent data[J]. Technovation, 55-56: 22-32.
[21] CHO J H, LEE J, SOHN S Y, 2021. Predicting future technological convergence patterns based on machine learning using link prediction[J]. Scientometrics, 126(7): 5413-5429.
[22] CHO Y, KIM E, KIM W, 2015. Strategy transformation under technological convergence: Evidence from the printed electronics industry[J]. International Journal of Technology Management, 67(2): 106-131.
[23] CURRAN C S, LEKER J, 2011. Patent indicators for monitoring convergence——Examples from NFF and ICT [J]. Technological Forecasting and Social Change, 78(2): 256-273.
[24] EOM C, KANG H, 2022. How does knowledge affect IPO pricing? A new approach grounded in the knowledge-based view [J]. Journal of Knowledge Management, 26(7): 1849-1867.
[25] GRILLITSCH M, SCHUBERT T, SRHOLEC M, 2019. Knowledge base combinations and firm growth[J]. Research Policy, 48(1): 234-247.
[26] HAN E J, SOHN S Y, 2016. Technological convergence in standards for information and communication technologies[J]. Technological Forecasting and Social Change, 106: 1-10.
[27] JIN X, WANG J, CHEN S, et al, 2015. A study of the relationship between the knowledge base and the innovation performance under the organizational slack regulating[J]. Management Decision, 53(10): 2202-2225.
[28] JORDÃO R V D, NOVAS J, GUPTA V, 2020. The role of knowledge-based networks in the intellectual capital and organizational performance of small and medium-sized enterprises[J]. Kybernetes, 49(1): 116-140.
[29] JUNG S, KIM K, LEE C, 2021. The nature of ICT in technology convergence: A knowledge-based network analysis[J]. Plos One, 16(7): E254424.
[30] KIM E, CHO Y, KIM W, 2014. Dynamic patterns of technological convergence in printed electronics technologies: Patent citation network[J]. Scientometrics, 98(2): 975-998.
[31] KIM K, JUNG S, HWANG J, 2019. Technology convergence capability and firm innovation in the manufacturing sector: An approach based on patent network analysis[J]. R&D Management, 49(4): 595-606.
[32] KIM T S, SOHN S Y, 2020. Machine-learning-based deep semantic analysis approach for forecasting new technology convergence[J]. Technological Forecasting and Social Change, (157): 120095.
[33] KIM Y J, LEE D H, 2021. Technology convergence on automotive lightweight materials: Evidence from South Korea[J]. Technology Analysis & Strategic Management, (6): 1-16.
[34] KOSE T, SAKATA I, 2019. Identifying technology convergence in the field of robotics research [J]. Technological Forecasting and Social Change, (146): 751-766.
[35] KRUPSKAYA A, PINA K O, 2022. Towards identifying knowledge bases in KIBS through their service development process [J]. Foresight, 24(1): 55-74.
[36] LEE C, KOGLER D F, LEE D, 2019. Capturing information on technology convergence, international collaboration, and knowledge flow from patent documents: A case of information and communication technology[J]. Information Processing & Management, 56(4): 1576-1591.
[37] LEE P, SU H, WU F, 2010. Quantitative mapping of patented technology: The case of electrical conducting polymer nanocomposite[J]. Technological Forecasting and Social Change, 77(3): 466-478.
[38] LEE S, HWANG J, CHO E, 2022. Comparing technology convergence of artificial intelligence on the industrial sectors: Two-way approaches on network analysis and clustering analysis[J]. Scientometrics, 127(1): 407-452.
[39] LEE W S, HAN E J, SOHN S Y, 2015. Predicting the pattern of technology convergence using big-data technology on large-scale triadic patents[J]. Technological Forecasting and Social Change, 100: 317-329.
[40] MOANIBA I M, SU H, LEE P, 2018. Knowledge recombination and technological innovation: The important role of cross-disciplinary knowledge[J]. Innovation, 20(4): 326-352.
[41] NAZARI F, RAHIMIPOUR ANARAKI A, TAGHAVI S S, et al, 2021. The relationship among knowledge-based dynamic process capabilities, innovation processes and innovation performance: An empirical study of knowledge-based high-tech companies in Iran[J]. Kybernetes, 50(5): 1379-1404.

[42] PARK I, YOON B, 2018. Technological opportunity discovery for technological convergence based on the prediction of technology knowledge flow in a citation network[J]. Journal of Informetrics, 12(4): 1199-1222.
[43] PINA K, TETHER B S, 2016. Towards understanding variety in knowledge intensive business services by distinguishing their knowledge bases[J]. Research Policy, 45(2): 401-413.
[44] SAMPSON R C, 2007. R&D alliances and firm performance: The impact of technological diversity and alliance organization on innovation[J]. Academy of Management Journal, 50(2): 364-386.
[45] VERHOEVEN D, BAKKER J, VEUGELERS R, 2016. Measuring technological novelty with patent-based indicators[J]. Research Policy, 45(3): 707-723.
[46] WANG C, RODAN S, FRUIN M, et al, 2014. Knowledge networks, collaboration networks, and exploratory innovation[J]. Academy of Management Journal, 57(2): 484-514.
[47] WANG J, NIE Y, 2022. Managing the dynamic change of organizational knowledge base in collaboration networks[J]. Baltic Journal of Management, 17(3): 321-337.
[48] YAYAVARAM S, AHUJA G, 2008. Decomposability in knowledge structures and its impact on the usefulness of inventions and knowledge-base malleability[J]. Administrative Science Quarterly, 53(2): 333-362.
[49] YAYAVARAM S, CHEN W R, 2015. Changes in firm knowledge couplings and firm innovation performance: The moderating role of technological complexity[J]. Strategic Management Journal, 36(3): 377-396.

The Influence of Technology Convergence on the Innovation Performance of Modern Manufacturing Enterprises: The Mediating Utility of Knowledge Base

Li Chenguang[1], Qiu Zhenjun[2]

(1. School of Economic and Management, North China University of Technology, Beijing 100144, China;
2. School of Economic and Management, Beijing University of Technology, Beijing 100124, China)

Abstract: Emerging industries generally show the trend of technological convergence, and convergence innovation has become an important way to grasp the future development opportunities of industries, and enhancing the ability to respond to technological convergence is an issue that must be considered by enterprises for continuous innovation. The relationship between three characteristics of technological convergence and enterprise innovation performance, namely, betweenness, closeness and clustering was analyzed. Using financial, properties and patent data of listed companies in China's automotive manufacturing industry, an empirical study was conducted using a negative binomial regression model. It is found that enhancing all three technology convergence characteristics is conducive to enhancing innovation performance. Meanwhile, corporate knowledge base plays a mediating role in which the effect of knowledge base width on clustering technology integration is more strongly mediated by the effect of knowledge base depth on approaching technology integration.

Keywords: technology convergence; knowledge base; innovation performance; modern manufacturing enterprise