

DOI: 10.16538/j.cnki.fem.20210802.101

智能制造能促进企业创新绩效吗?

陈金亮¹, 赵雅欣^{1,2}, 林 嵩¹

(1. 中央财经大学商学院, 北京 100081; 2. 小米通讯技术有限公司, 北京 100085)

摘要: 智能制造是基于信息技术与先进制造技术深度融合的新型生产模式。伴随着工业4.0的兴起与发展,越来越多的制造业企业开始实施智能化转型,厘清智能制造与创新绩效的关系有利于帮助企业顺利地推进智能化转型,从而实现企业绩效的提升。本文基于信息处理能力的视角,研究智能制造是否能够以及何以能够促进企业的创新绩效。研究发现:研发投入的增加能够丰富企业的知识库,提高企业的吸收能力,并因此更好地执行企业组织单元解决问题时的“搜索—选择”循环,即提升企业的信息处理能力,从而强化智能制造与创新绩效的关系。本研究还发现,组织结构复杂性的提高会降低企业应对环境变化的反应能力和企业内部的协调能力,并因此加大企业组织单元之间协调配合的难度,即削弱企业的信息处理能力,从而弱化智能制造与创新绩效的关系。本研究可以帮助企业顺利地推进智能化转型,找到提升企业绩效的途径。

关键词: 智能制造; 信息处理理论; 创新绩效; 研发投入; 组织结构复杂性

中图分类号: F270 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-4950(2021)09-0083-19

一、引言

智能制造已成为制造业的新兴生产模式,越来越多的制造业企业开始进行生产系统的智能化转型(Osterrieder等,2020;孙新波等,2021)。比如,大众、戴姆勒、宝马等企业已经开始采用智能制造的技术来提升产品质量,缩短产品上市时间,从而应对需求日益个性化的挑战(Zhong等,2017)。然而对于个体企业而言,智能化转型依然面临着各种挑战,比如,技术壁垒、资金投入、锁定效应、盈利不确定等(Oettmeier和Hofmann,2017;于晓宇等,2019)。机会与挑战的并存使得企业的智能化转型充满了不确定性,只有最终提升了企业绩效,智能制造才真正取得了成功(王毅,2018)。企业绩效涉及多个维度,包括财务绩效、运营绩效、环境绩效和创新绩效(Büchi等,2020;Dalenogare等,2018;Li等,2020;Yang等,2020)。其中,创新绩效不仅是企业绩效的构成维度,而且直接制约着企业绩效的提升。实际上,智能制造并非简单用机器代替人

收稿日期: 2020-12-23

基金项目: 国家自然科学基金面上项目(71572208, 72072192); 国家自然科学基金青年项目(71302128)

作者简介: 陈金亮(1979—),男,中央财经大学商学院副教授;

赵雅欣(1997—),女,中央财经大学商学院硕士,小米通讯技术有限公司物控专员;

林 嵩(1979—),男,中央财经大学商学院教授,博士生导师(通讯作者, linsong1998@126.com)。

力,而是要以智能设备为载体促进创新生态系统的重建,使企业产生消化、吸收和再创新的能力,从而通过提升创新绩效来促进企业绩效(Yang等,2020)。因此,从本文的研究动机来看,弄清智能制造对企业创新绩效的影响,有利于帮助企业顺利地推进智能化转型,从而找到提升企业绩效的办法。

有关智能制造对创新绩效作用的研究可以追溯至信息技术的创新绩效影响(Kleis等,2012;Yang等,2020;Zhang等,2016),虽然相关研究已持续多年,但是学者之间仍然存在分歧,尚未厘清智能制造与创新绩效之间的影响关系。比如,Gómez等(2016)认为,智能制造的信息技术会促进企业与外部合作伙伴的信息交互,减少企业在信息识别、信息消化与信息使用方面的成本,从而提升企业的创新绩效;Haug等(2020)则认为,智能制造的信息技术会引发生产与管理系统的刚性,从而妨碍企业创新绩效的提升。因此,我们需要对智能制造与创新绩效之间的作用机制及其边界条件进行更深入的探讨。就研究问题而言,本文旨在深入剖析智能制造对创新绩效产生作用的深层机理,并在此基础上深入探究其边界条件,从而厘清智能制造与创新绩效之间的关系。需要指出的是,在以往研究中,关于创新绩效的测量既有采用新产品开发绩效(于晓宇等,2019)等量表的,也有采用研发投入与专利数等(Song等,2006;Gómez等,2017)客观指标的,本文采用新产品开发绩效来测量企业的创新绩效。

本研究采用对大样本问卷数据进行多元回归分析的方法,在信息处理理论框架下从信息处理能力的视角探讨智能制造与创新绩效的关系,并将研发投入和组织结构复杂性作为信息处理能力的影响因素,分析研发投入和组织结构复杂性的权变影响。本文的研究发现和结论表现在以下三个方面:第一,基于信息处理能力与信息处理需求匹配的逻辑,智能制造可以通过与VUCA的外部环境对信息处理需求的增加相匹配,即促进信息的收集、传递和利用来提高企业的信息处理能力,从而促进创新绩效的提升。第二,基于研发投入影响信息处理能力的逻辑,研发投入的增加能够丰富企业的知识库,提高企业的吸收能力,即通过提高组织单元的问题解决水平来“缩小”智能制造所带来的信息处理能力与VUCA的外部环境所引发的信息处理需求之间的“缺口”,从而正向调节智能制造与创新绩效的关系。第三,基于组织结构复杂性影响信息处理能力的逻辑,较高的组织结构复杂性会降低企业应对环境变化的反应能力和企业内部的协调能力,致使组织单元之间的协调配合难度增加,导致智能制造带来的信息处理能力与VUCA的外部环境所引发的信息处理需求之间的“缺口”有所“加大”,从而负向调节智能制造与创新绩效的关系。从研究贡献和意义来看,本文能够充实智能制造理论、拓展研发投入对创新绩效的作用机理并深化信息处理理论,从而为中国制造业企业的智能化转型提供借鉴。

二、文献综述与理论模型

(一)智能制造及其对创新绩效的影响

智能制造,又称为云制造、智慧工厂,是在信息技术与先进制造技术深度融合的基础上,将制造资源与传感器、计算机平台、通信技术、控制仿真和预测工程等有机集成而形成的新型生产模式,而且由于信息技术与先进制造技术的全程贯穿,整个制造过程还具备了自动学习、自动感知、自动决策、自动执行的特点(Culot等,2020;Frank等,2019;Kusiak,2018;Tao等,2018;Yang等,2020)。根据美国国家标准技术研究院的说法,智能制造是一个智能化集成协作的系统。企业借助智能制造可以更加系统全面地进行生产协同,从而实时地满足工厂不断变化的生产需求(Kusiak,2018)。在智能制造系统中,制造执行系统凭借智慧化的生产流程,可以自动地从设备传感器获取数据,实时地为企业资源计划提供生产系统的有关信息,从而使企业管理者可以在全面精准地掌握生产系统状态的基础上进行科学决策,实现生产系统的高效集成协作

(Frank等,2019;Tao等,2018)。

鉴于智能制造的优势,学者们开始广泛关注智能制造的研究,智能制造与创新绩效的关系就是学者们感兴趣的话题之一(Büchi等,2020;Raj等,2020;Yang等,2020)。追根溯源,智能制造与创新绩效关系的研究可以追溯到信息技术的创新绩效影响(Yang等,2020;Zhang等,2016)。通过对文献的综述可以发现,学者们对智能制造与创新绩效的关系还存在着争论。多数观点认为智能制造对创新绩效具有正向的促进作用(Ravichandran等,2017)。学者们认为智能制造的信息技术能够增强企业的吸收能力,促进组织成员的沟通,从而降低知识识别、吸收和利用的成本(Gómez等,2017;Wu等,2021);此外,智能制造的信息技术还能加强知识管理和机会识别,从而促进专利发明和新产品开发等企业创新活动(Joshi等,2010;Kleis等,2012)。比如,Niebel等(2019)认为大数据技术能够增加企业可用信息的数量和种类,降低吸收外部知识的成本,促进外部知识的整合,从而提升创新绩效。与此同时,对于智能制造与创新绩效的关系还存在其他观点,比如,Haug等(2020)认为智能制造的信息技术会引发生产与管理系统的刚性从而并不会促进创新绩效;Karhade和Dong(2020)认为智能制造的信息技术与创新绩效之间存在倒U型的关系。Yang等(2020)也指出智能制造所发挥的作用并不总是保持一致,在技术密集型产业和劳动密集型产业,智能制造对创新绩效的作用表现并不完全相同。鉴于研究争议的存在,本研究试图继续对智能制造与创新绩效的关系进行剖析以探究背后深层的作用机理。

(二)基于信息处理理论的理论模型

1.信息处理理论与信息处理能力视角

信息处理理论将企业视为一个开放的信息处理系统。在信息处理理论下,企业由肩负着不同分工职责的组织单元按照特定的组织机制组建而成,组织单元的问题解决水平与协调配合是决定企业信息处理能力的两个关键要素,组织单元的问题解决水平越强,组织单元之间的协调配合越顺畅,企业的信息处理能力就会越强(Galbraith,1973,1977;Tushman和Nadler,1978)。企业信息处理能力的最佳水平是恰好能够满足不确定性和模糊性的现实需求。信息处理理论由信息处理需求、信息处理能力和匹配三个核心概念构成,其核心观点是信息处理能力与信息处理需求的匹配程度会影响组织的绩效表现,二者的匹配程度越高,企业在各个方面的绩效表现就会越好(Galbraith,1973;Gómez等,2016;Tushman和Nadler,1978;陈金亮等,2019)。

信息处理需求主要源于企业内外部的不确定性和模糊性。不确定性意味着缺乏信息,是指企业执行任务所需的信息量与企业已拥有的信息量之间的差异(Tushman和Nadler,1978);模糊性意味着混乱和缺乏理解,是指对企业状况存在多重或相互矛盾的解释(Daft和Lengel,1986)。不确定性和模糊性主要与外部环境、组织间关系和任务特征三个方面高度相关(Bensaou和Venkatraman,1995;Premkumar等,2005)。为了匹配内外部不确定性和模糊性所引发的信息处理需求,企业需要保有适当水平的信息处理能力。信息处理能力不仅取决于企业内部各个组织单元的问题解决水平,而且取决于各个组织单元之间的协调配合情况(Galbraith,1973,1977;Song等,2005)。信息处理能力与诸多因素有关,比如研发投入、技术水平、组织冗余、奖励机制、组织结构、协调与控制机制、领先用户网络、供应商网络等(Galbraith,1973,1977;Song等,2005;Tushman和Nadler,1978)。

为了能有好的绩效表现,企业非常重视信息处理能力与信息处理需求的匹配,并将二者的匹配作为所追求的目标。然而,现实中信息处理能力与信息处理需求的不匹配时常发生,当信息处理能力与信息处理需求不匹配时,企业就需要采取措施予以改进。本研究将企业所采取的措施分为两个视角:信息处理需求的视角与信息处理能力的视角。首先是信息处理需求的视

角,信息处理需求的视角强调企业通过降低信息处理需求来实现匹配。比如,企业通过保留适当的闲置资源,创建具有独立特性的任务组来减少信息处理需求;其次是信息处理能力的视角,信息处理能力的视角强调企业通过提高信息处理能力来实现匹配。比如,企业通过构建更加柔性的组织结构来提高处理信息的能力(Galbraith, 1973, 1977; Song等, 2005)。总之,企业既可以通过调整信息处理需求,又可以通过调整信息处理能力来使二者重归匹配(Srinivasan和Swink, 2015)。

值得指出的是,在工业4.0时期企业作为开放的组织系统已经无法与外部环境完全隔离,不稳定、不确定、复杂和模糊的外部环境,不仅使企业对信息处理的需求日益增加,而且使企业通过控制信息处理需求来实现信息处理能力与信息处理需求的匹配越来越难。此时,通过调整信息处理能力来实现信息处理能力与信息处理需求的匹配就成为了企业的不二选择。简而言之,VUCA的外部环境使得企业难以采取信息处理需求视角下的办法来实现信息处理能力与信息处理需求的匹配,企业不得不采取信息处理能力视角下的办法来实现信息处理能力与信息处理需求的匹配。在影响信息处理能力的因素中,智能制造是调整信息处理能力的重要方式,研发投入与组织结构复杂性分别属于影响组织单元问题解决水平与组织单元之间协调配合的重要因素。

2.信息处理能力视角下的智能制造、研发投入与组织结构复杂性

首先是智能制造对企业信息处理能力的增强。基于信息处理能力的视角,智能制造能够增强企业的信息处理能力,从而跟与日俱增的信息处理需求相匹配。智能制造能够通过提升企业的信息技术水平来促进信息的收集、传递和利用,从而增强企业的信息处理能力(Cao等, 2019; Gómez等, 2016, 2017; Joshi等, 2010; Li等, 2019, 2020)。比如,部署在智能制造系统的数据库可以实现信息的实时共享,从而降低通信成本并提高信息传输的质量和速度(Ravichandran等, 2017);运用在智能制造系统的人工智能和数据分析等技术,可以高效准确地筛选和处理相关信息,帮助企业整合利用特定的数据资源(Frank等, 2019);智能制造系统下基于互联网的计算机处理系统,能够提高企业的信息技术水平(Egelhoff, 1991)。

其次是研发投入对企业信息处理能力的影响。从信息处理理论来看,由于研发投入的增加能够提升组织单元的问题解决水平,所以研发投入是影响企业信息处理能力的一个重要因素。研发投入的增加能够丰富企业的知识库,增强企业的吸收能力,提升企业内部组织单元的问题解决水平,从而提升企业的信息处理能力(Chen等, 2016; Cohen和Levinthal, 1990; Grimpe和Sofka, 2009)。具体而言,研发投入的增加能够更多地赋能于组织单元解决问题时所执行的“搜索—选择”循环,使得组织单元能够更好地完成“搜索—选择”循环(West, 2000)。“搜索”界定了一系列特定的流程,当组织单元寻求产品或工艺的改进时,可以运用这些特定的流程寻找潜在的解决方案,“选择”意味着需要对某个给定的“潜在解决方案”做出是否进行验证的决策(West, 2000)。研发投入增加所诱发的知识库的丰富与吸收能力的增强,意味着组织单元能够更积极地搜索潜在的解决方案,并在找到潜在解决方案后进行科学的选择,也就是说组织单元具有了更高水平的问题解决能力。因此,研发投入的增加能够通过丰富企业的知识库,增强企业的吸收能力,提高组织单元的问题解决水平,从而提升企业的信息处理能力。

最后是组织结构对企业信息处理能力的影响。从信息处理理论来看,组织结构约定了组织单元之间的协调配合方式,决定着组织单元之间协调配合的顺畅程度,是影响信息处理能力的另一个重要因素(Bensaou和Venkatraman, 1995; 简兆权和刘晓彦, 2017)。企业的组织结构涉及集中/分散程度、形式化程度、有机/机械性质、组织结构复杂性等多个属性(Pertusa-Ortega等, 2010; Tushman和Nadler, 1978; Wang, 2003; West, 2000)。以往研究表明,组织结构的集中化和

形式化有利于提升组织的信息处理能力(Wang, 2003),有机的组织结构比机械的组织结构更能处理外部环境的不确定性(Tushman和Nadler, 1978),组织结构复杂性对信息处理能力具有负面的影响(Vickery等, 2016)。在实践中,组织结构复杂性相对容易调整,因此本研究从组织结构复杂性切入,探究组织结构对信息处理能力的影响。组织结构复杂性用于描述组织元素的异质性情况,如果组织的内部活动或子系统的数量越多,结构单元之间的关系越密集,那么企业的组织结构复杂性就越高(Anderson, 1999; Robbins, 1990; Rybakov, 2001; Simon, 1996; Snihur和Tarzijan, 2018)。面临着VUCA的外部环境,较高的组织结构复杂性会降低企业应对环境变化的反应能力和企业内部的协调能力,从而降低企业有效处理信息的能力(Hoole, 2006; Wiengarten等, 2017; 吕鸿江等, 2009)。

基于以上分析,本研究的理论模型如图1所示。

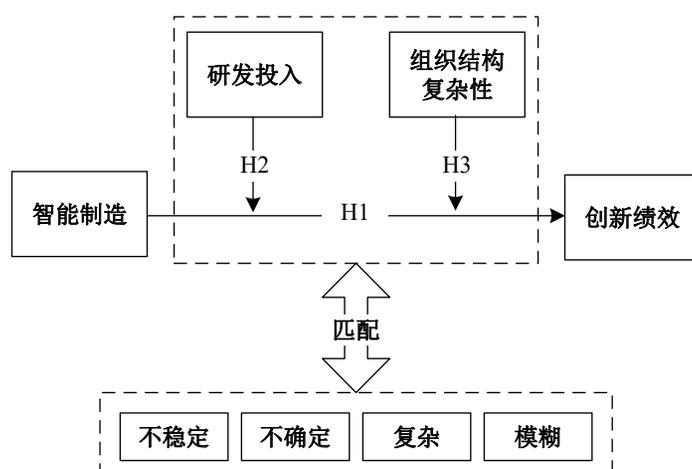


图1 本研究的理论模型

三、研究假设

(一)智能制造与创新绩效的关系

VUCA的外部环境持续不断地增加着企业的信息处理需求。具有新技术变革特性的智能制造,能够提高企业的信息处理能力,匹配日益增加的信息处理需求,从而对创新绩效产生积极影响。智能制造对信息处理能力的提升体现在信息收集、信息传递、信息利用三个方面。第一,智能制造可以提升企业的信息收集能力,从而帮助企业获取大量多样化的信息。比如,依托信息技术智能制造可以帮助企业实时地获得产品运行与用户使用数据(Culot等, 2020; Frank等, 2019; Porter和Heppelmann, 2014; Feng和Shanthikumar, 2018)。第二,智能制造能够消除企业各部门的信息壁垒从而促进信息传递。物联网与云服务都是消除信息壁垒的有效工具,物联网可以实现物理设备和网络之间的连接和通信,云服务能够远程存储实时运营数据,从而完全共享生产制造所需的信息(Brettel等, 2014; Cámara等, 2015; Kusiak, 2018)。第三,智能制造可以促进信息的充分利用。智能制造下的云计算与数据分析技术有助于信息的充分处理与分析,云计算的仿真模拟技术便于综合规划产品的生产运营流程,数据分析技术有助于分析对新产品开发有价值的用户信息(Feng和Shanthikumar, 2018; Joshi和Gupta, 2019; Olsen和Tomlin, 2020)。总之,智能制造可以提高企业的信息处理能力,从而与VUCA的外部环境所诱发的信息处理需求相匹配,最终促进创新绩效的提升。由此,本研究提出以下假设:

H1: 智能制造与创新绩效之间存在正向的作用关系。

(二)研发投入的权变影响

研发投入增加能够通过提高信息处理能力,“缩小”智能制造所带来的信息处理能力与VUCA的外部环境所引发的信息处理需求之间的“缺口”。研发投入增加可以通过两个机制对企业信息处理能力产生影响。首先是研发投入增加对知识库的贡献。企业的研发投入是无形资产投资的一种形式,增加研发投入可以为企业现有的知识库引入更多有价值的外部知识(Chauvin和Hirschey, 1993; Chen等, 2016)。通过增加研发投入,企业的知识库会日益丰富,多样化的知识会互相影响,这将有利于企业更好地利用智能制造的生产运营信息执行“搜索—选择”这一问题解决循环,从而提升企业的信息处理能力,强化智能制造对创新绩效的影响。其次是研发投入增加对吸收能力的提高。吸收能力表现为识别、同化与运用外部知识的能力,吸收能力的提高是增加研发投入的副产品(Cohen和Levinthal, 1990)。吸收能力的增加能够提高企业对市场和技术趋势的认知,在减少技术不可预见性所带来的各种风险的同时,使新产品开发更加符合市场的需求,从而更好地执行“搜索—选择”这一问题解决循环,提升企业的信息处理能力,强化智能制造对创新绩效的影响(Egelhoff, 1991; Tushman和Nadler, 1978; West, 2000)。基于以上分析,本研究认为研发投入的增加可以为智能制造的信息处理能力提供支持,使智能制造所带来的信息处理能力与VUCA的外部环境所诱发的信息处理需求更好的匹配。由此,本研究提出以下假设:

H2:研发投入正向调节智能制造与创新绩效的关系。

(三)组织结构复杂性的权变影响

较高的组织结构复杂性会降低信息处理能力,从而“加大”智能制造所带来的信息处理能力与VUCA的外部环境所引发的信息处理需求之间的“缺口”。组织结构复杂性提高意味着企业内部不仅具有较多的结构单元,而且还存在着较多的依赖关系(Robbins, 1990; Rybakov, 2001; Snihur和Tarzijan, 2018)。较多的结构单元以及彼此之间较多的依赖关系,会因降低企业对环境变化的反应能力和企业内部的协调能力而削弱企业的信息处理能力。首先,组织结构复杂性提高会降低企业对环境变化的反应能力。当企业具有较多的结构单元,存在较多的依赖关系时,企业的管理等级和决策流程就会增加,管理决策也会拖延,企业对环境变化的反应能力就会降低(吕鸿江等, 2009; Wiengarten等, 2017)。企业对环境变化反应能力的降低实际就是企业内部组织单元之间协调配合不顺畅的外在表现,因此组织结构复杂性提高会通过降低企业对环境变化的反应能力,削弱企业的信息处理能力,负向影响智能制造与创新绩效之间的关系。其次,组织结构复杂性的增加会降低企业内部的协调能力。企业内部的协调能力会影响企业的信息处理能力,企业内部的协调能力越强,企业的信息处理能力就会越强(Tushman和Nadler, 1978; Snihu和Tarzijan, 2018)。相反,企业内部的协调能力下降会使企业的信息处理能力受到损害(Vickery等, 2016; West, 2000)。随着组织结构复杂性的增加,企业内部的协调难度会不断加大。总之,组织结构复杂性提高会通过降低企业的反应能力和协调能力,使企业的信息处理能力减弱,从而削弱智能制造引起的信息处理能力与VUCA的外部环境所诱发的信息处理需求的匹配。由此,本研究提出以下假设:

H3:组织结构复杂性负向调节智能制造与创新绩效的关系。

四、研究设计

(一)样本与数据收集

用于本研究假设验证的样本来自珠三角地区制造业的高新技术产业企业。之所以选择这样的样本主要是基于以下考虑。首先,珠三角地区的制造业企业一直都是研究中国企业问题的

典型样本。珠三角地区是中国经济的重要增长极,该地区的制造业企业是伴随着中国改革开放较早就发展起来的一批企业,数量规模十分庞大,很多中国企业的管理问题在该地区的制造业企业都有典型的表现。其次,珠三角地区的制造业企业正在进行智能制造的转型探索并以此来寻求新的创新发展机会。长期以来,珠三角地区的制造业企业一直在持续不断地开展创新活动,不断地实现转型升级。近年来随着经营环境的改变、人工成本的攀升以及信息技术的发展,越来越多的企业开始着手实施智能制造,试图以此找到新的创新发展机会,摆脱企业发展所面临的困境。最后,珠三角地区的高新技术产业企业是该地区制造业企业实施智能制造的先行者。高新技术产业企业涵盖了8个领域:电子信息技术、生物与医药技术、航空航天技术、新材料技术、高新技术服务技术、新能源及节能技术、资源与环境技术、高新技术改造传统产业。高新技术产业企业是珠三角地区实施智能制造的典型代表,高新技术产业企业不仅创新活动活跃,而且智能制造转型推进迅速。为此,本研究选择珠三角地区制造业的高新技术产业企业进行数据收集。

本研究数据收集的单元是企业。为了最大可能地规避测量所引发的共同方法变异,本研究参考Podsakoff等(2003)事前控制的建议进行了严谨的研究设计。首先,从不同的数据源收集测量指标的数据。本研究从两个渠道、三个数据源进行数据收集。两个渠道是指本研究同时依靠问卷调查和“天眼查”(一家专门经营企业数据的高科技企业)两个渠道进行数据收集,三个数据源是指作为因变量的创新绩效、作为调节变量的研发投入和组织结构复杂性来自对高层经理的问卷调查,作为自变量的智能制造来自对同一企业运营经理的问卷调查,作为控制变量的行业类型来自“天眼查”的数据库。其次,本研究采用不同的刻度进行数据测量。Podsakoff等(2003)认为可以通过空间、心理与方法的分割等方式来降低共同方法变异,采用不同的刻度进行测量属于方法分割的一种。值得指出的是,采用不同的刻度进行数据测量是权衡利弊之后做出的选择,这种选择存在一定的弊端,某种意义上潜变量之间测量方法的不统一会导致统计指标一定程度的不可比性,从而影响统计验证的可分析性。在采用不同的刻度进行数据测量时,因变量创新绩效采用七点Likert量表进行测量,自变量智能制造采用五点Likert量表进行测量,调节变量研发投入采用研发投入的金额进行测量,调节变量组织结构复杂性采用企业具备的核心功能数量进行测量,控制变量行业类型和所有制采用0/1哑变量进行测量,控制变量进入壁垒采用逆向七点Likert量表进行测量,控制变量企业规模采用企业总资产金额进行测量。最后,问卷数据的收集采用匿名面访的形式。为了尽量消除问卷填写人的各方面顾虑,避免主观因素导致的共同方法变异,问卷填写采取不记名的方式,为了及时回答填写人在问卷填写时遇到的各方面疑问,确保填写人能够认真仔细地完成任务,本研究采取访问员面访的形式完成问卷数据收集。

为了保证数据收集方案的顺利实施,本研究委托了专业的数据调查公司。该数据调查公司长期在珠三角地区开展数据收集,与该地区6000家左右的企业保持着数据调查合作关系。根据研究样本聚焦制造业高新技术产业企业的需要,研究团队与数据调查公司进行多次沟通协商,先是约定数据收集的样本框为8个领域的高新技术产业企业,而后根据企业的类型锁定了制造业企业,在这6000家左右的企业中有982家符合标准。经过联系与沟通,在这982家企业中有453家(46.130%)愿意参加本研究的问卷调查,有307家(31.263%)企业的高层经理最终完成了企业层面问卷的调查,在这307家企业中有160家(16.293%)的运营经理完成了运营层面问卷的调查。经过企业层面问卷与运营层面问卷的交叉验证和纠错,删除24份有问题的配对问卷,最终用于本研究的样本数为136(13.849%)。样本企业的描述性统计分析结果见表1,描述

性统计涉及样本企业的行业类型、所在行业的进入壁垒、所有制(国有/三资/民营)和总资产。可以看到,样本企业主要属于电子信息技术、新能源及节能技术行业,样本企业所在行业的进入壁垒总体上处于较高的水平,样本企业的所有制多为民营和三资(中外合资/中外合作/外商独资),样本企业以总资产低于1亿元人民币的企业为主。此外,需要指出的是制造业高新技术企业未必都是智能制造企业,为了能够识别出智能制造的作用,确保智能制造变量的变异,同时又兼顾样本数量的约束,本研究在智能制造的测量方面,题项均采用完全不具备、几乎不具备、基本具备、大多具备、完全具备5个刻度进行测量。选定的样本企业既包含完全未开展智能制造的企业,又包含较为全面开展智能制造的企业,在选定的样本中,仅有6家企业完全没有开展智能制造。

表1 样本企业的描述性统计

	频次	百分比	累计百分比
行业类型			
电子信息技术	47	34.559%	34.559%
新能源及节能技术	51	37.500%	72.059%
其他	38	27.941%	100%
进入壁垒			
非常低/很低/比较低	25	18.382%	18.382%
不确定	51	37.500%	55.882%
比较高/很高/非常高	60	44.118%	100%
所有制			
国有	15	11.029%	11.029%
民营	54	39.706%	50.735%
三资	67	49.265%	100%
总资产(百万元)			
2—10	19	13.971%	13.971%
10—30	75	55.147%	69.118%
30—100	36	26.471%	95.588%
100—300	6	4.412%	100%
样本总数N	136		

(二)变量测量

因变量:创新绩效(IP)。以往研究表明创新绩效的测量可以直接采用量表,比如新产品开发绩效(于晓宇等,2019),也可以采用创新投入与创新产出的客观指标,比如研发投入与专利数等(Song等,2006;Gómez等,2017)。出于以下两方面的考虑本研究采用量表的方式直接测量创新绩效:一方面,研发投入是本研究所探讨的影响企业信息处理能力的一个变量,如果采用研发投入测量创新绩效,将导致无法区分研发投入和创新绩效;另一方面,虽然用专利数作为创新产出来测量创新绩效更为客观,但是由于样本企业的规模都相对较小,经营年限也相对较短,专利数据还比较欠缺。因此,本研究依据Song等(2006)的研究采用新产品开发绩效量表来测量创新绩效。创新绩效的测量使用七点Likert量表(1=完全不同意,7=完全同意),由企业的高层经理评估其所在企业的创新绩效情况。

自变量:智能制造(IM)。借鉴Anderl和Fleischer(2015)的研究,本研究采用五个题项测量智能制造:(1)生产流程具有数据存储、数据分析、数据评估、流程计划和控制功能;(2)生产流程具有通过邮件/电话、中央数据库、在线门户网站、自动信息交互、跨企业集成通信功能;(3)生产设备能够通过现场总线接口、工业以太网接口、直接接入互联网、安装互联网软件,从

而实现人机交互;(4)人与生产设备之间能够通过使用设备显示器、监控器、手机、AR技术实现人机交互;(5)生产流程可以通过灵活的生产系统、通用组件、模块化生产来提供大规模定制的生产效率。智能制造的测量采用五点Likert量表(1=完全不具备,5=完全具备),由企业的运营经理评估其所在企业的智能制造情况。

调节变量:本研究的调节变量包括研发投入和组织结构复杂性。首先是研发投入(RD)。研发投入有相对指标与绝对指标两种测量方法,前者用研发投入占营业收入的比例测量,后者用研发投入的金额测量(Wang,2007;陈修德等,2015)。本研究采用绝对指标,运用企业研发投入金额的对数值测量研发投入。其次是组织结构复杂性(SC)。根据Robbins(1990)的研究,组织结构复杂性涉及横向复杂性、纵向复杂性和空间复杂性三个维度。横向复杂性用以描述组织内部门和专业领域的数量,组织内的部门和专业领域越多横向复杂性越高;纵向复杂性用以描述组织内科层的数量,组织的行政层级越多纵向复杂性越高;空间复杂性用以描述组织内机构和部门的空间分散状态,组织内机构和部门所处的空间越分散空间复杂性越高(Pertusa-Ortega等,2010)。本研究用横向复杂性来表征组织结构复杂性,用组织核心功能的数量来测量组织结构复杂性。具体而言,本研究针对采购、研发、制造、运输、包装/广告、加工/仓储、批发/零售、售后/维护、咨询/数据分析九项企业的核心功能,由高层经理回答其所在企业是否具备,然后用企业所具备的核心功能总数的对数值来表征组织结构复杂性。

控制变量:本研究的控制变量包括行业类型、进入壁垒、所有制和企业规模。行业类型分为电子信息技术行业、新能源及节能技术行业和其他行业三类,采用两个0/1哑变量进行测量,变量分别为电子信息技术(*Elec*)和新能源及节能技术(*Enge*);企业所在行业的进入壁垒借鉴Song和Di Benedetto(2008)的研究,采用新竞争者进入行业后在三年内达到一个令人满意的利润水平的可能性来测量,采用七点Likert量表(1=更低,7=更高),新竞争者获得满意利润的可能性越高,进入威胁越大,进入壁垒越小,因此本研究对量表所得数据进行逆序编码,变量为进入壁垒(*Barr*);所有制的类型包括国有、民营和三资三类,采用两个哑变量来测量,变量分别为国有(*State*)和民营(*Priv*);企业规模采用企业总资产的对数值测量(*Asse*)。

(三)信度与效度

本研究的两个调节变量无需进行信度和效度的检验。因变量创新绩效与自变量智能制造均采用Likert量表进行衡量,需要进行信度与效度的分析。本研究采用Cronbach's α 系数和组合信度(CR)系数进行信度检验,采用验证性因子分析(CFA)计算平均方差提取值(AVE)和AVE的平方根对量表进行效度检验。表2是信度与效度分析结果。信度检验的结果显示,创新绩效和智能制造的 α 系数分别为0.720和0.838,组合信度系数分别为0.726和0.843,数值均高于阈值0.7,因此信度良好。效度检验的结果显示,创新绩效和智能制造的AVE分别为0.401和0.518,创新绩效的AVE低于阈值0.5,智能制造的AVE高于阈值0.5,但是创新绩效的AVE高于Lam(2012)所接受的标准,因此聚合效度符合基本要求。此外,从表3给出的相关分析可以看出,创新绩效和智能制造AVE的平方根都大于它们与其他变量的相关系数,表明区分效度良好。

五、数据分析结果

(一)相关性分析

本研究使用SPSS对因变量、自变量、调节变量和控制变量之间的相关关系进行了分析,Pearson相关系数结果如表3。可以看出各个变量的均值和标准差均无异常,同时,除电子信息技术和新能源及节能技术之间的相关系数绝对值达到0.5以上(-0.563)之外,其他各个变量之

表2 信度与效度

变量和题项	载荷
创新绩效($\alpha=0.720, CR=0.726, AVE=0.401$)	
IP1:从整体盈利角度来看,新产品开发是成功的	0.551
IP2:总体上,新产品开发比竞争对手做得好	0.584
IP3:新产品开发周期比竞争对手短	0.682
IP4:新产品的总体质量比竞争对手高	0.703
智能制造($\alpha=0.838, CR=0.843, AVE=0.518$)	
IM1:生产流程具有数据存储、数据分析、数据评估、流程计划和控制功能	0.763
IM2:生产流程具有通过邮件/电话、中央数据库、在线门户网站、自动信息交互、跨企业集成通信功能	0.642
IM3:生产设备能够通过现场总线接口、工业以太网接口、直接接入互联网、安装互联网软件,从而实现机机交互	0.735
IM4:人与生产设备之间能够通过使用设备显示仪、监控器、手机、AR技术实现人机交互	0.786
IM5:生产流程可以通过灵活的生产系统、通用组件、模块化生产来提供大规模定制的生产效率	0.663

表3 相关分析

变量	IP	IM	RD	SC	Elec	Enge	Barr	State	Priv	Asse
IP	0.633									
IM	0.019	0.720								
RD	0.126	-0.016	-							
SC	0.186*	0.117	0.267**	-						
Elec	0.117	0.069	-0.043	0.125	-					
Enge	-0.132	-0.139	0.020	-0.007	-0.563***	-				
Barr	0.080	-0.113	0.204*	-0.101	0.044	0.176*	-			
State	0.060	0.097	0.258**	0.337***	0.139	-0.273***	-0.186*	-		
Priv	-0.205*	0.045	-0.178*	-0.355***	0.011	-0.070	-0.007	-0.286***	-	
Asse	0.181*	-0.013	0.494***	0.310**	-0.018	-0.031	-0.054	0.491***	-0.186*	-
均值	5.178	3.749	2.428	0.482	0.346	0.375	4.324	0.110	0.397	3.415
标准差	0.615	0.723	0.309	0.165	0.477	0.486	0.995	0.314	0.491	0.379

注:样本数量 $N=136$,双尾检验,显著性水平:*表示 $p<0.05$,**表示 $p<0.01$,***表示 $p<0.001$ 。

间的相关系数数值均小于0.5,普遍在0.1—0.3之间。

(二)回归分析

本文运用多元回归分析进行假设的验证,因变量是创新绩效,自变量是智能制造,调节变量分别为研发投入和组织结构复杂性。层次回归的结果见表4。

回归结果见智能制造与创新绩效之间存在正向的相关关系($M2, \beta=0.026$),但不显著。调节变量研发投入及其交互项加入后,智能制造与创新绩效之间呈现显著的负向关系($M3, \beta=-1.394, p<0.05$);调节变量组织结构复杂性及其交互项加入后,智能制造与创新绩效之间呈现显著的正向关系($M4, \beta=0.346, p<0.1$);调节变量研发投入、组织结构复杂性及其交互项加入后,智能制造与创新绩效之间呈现显著的负向关系($M5, \beta=-1.687, p<0.05$)。因此,假设1得到部分支持。研发投入显著正向调节智能制造与创新绩效的关系($M3, \beta=0.604, p<0.05$; $M5, \beta=0.999, p<0.001$),从而假设2得到支持,即研发投入越高智能制造对创新绩效的促进作用越强。此外,组织结构复杂性显著负向调节智能制造与创新绩效的关系($M4, \beta=-0.712, p<0.1$; $M5, \beta=-1.389, p<0.01$),从而假设3得到支持,即随着组织结构复杂性的增高智能制造对创新绩效的促进作用减弱。

表 4 回归分析

变量	创新绩效				
	Model 1	Model 2	Model 3	Model 4	Model 5
常数项	3.968***	3.856***	9.297***	2.409*	10.159***
<i>Elec</i>	0.053	0.052	0.040	0.027	0.012
<i>Enge</i>	-0.219	-0.216	-0.203	-0.247 [†]	-0.231 [†]
<i>Barr</i>	0.057	0.095	0.058	0.078	0.091 [†]
<i>State</i>	-0.276	-0.282	-0.260	-0.331	-0.299
<i>Priv</i>	-0.274*	-0.276*	-0.262*	-0.235*	-0.219*
<i>Asse</i>	0.341*	0.344*	0.316 [†]	0.350*	0.369*
<i>IM</i>		0.026	-1.394*	0.346 [†]	-1.687**
<i>RD</i>			-2.273*		-3.817**
<i>RD</i> × <i>IM</i>			0.604*		0.999***
<i>SC</i>				3.012*	5.392**
<i>SC</i> × <i>IM</i>				-0.712 [†]	-1.389**
R ²	0.110	0.110	0.148	0.144	0.225
F值	2.646*	2.270*	2.424*	2.350*	3.275**
		研发投入的调节		组织结构复杂性的调节	
		系数	标准差	系数	标准差
Mean-SD		-0.115	0.093	0.120	0.093
Mean		0.072	0.074	0.002	0.072
Mean+SD		0.259*	0.122	-0.116	0.101

注：样本量N=136,表中为非标准化系数,显著性水平:† $p<0.10$,* $p<0.05$,** $p<0.01$,*** $p<0.001$ 。

(三)调节效应图示与稳健性分析

1.调节效应图示

为了进一步阐释研发投入和组织结构复杂性的调节作用,本研究利用PROCESS进行了深入分析,并给出了两个调节变量在均值之下一个标准差(*Mean-SD*)、均值(*Mean*)、均值之上一个标准差(*Mean+SD*)三种不同状态下,自变量与因变量的回归系数和标准差。结果如表4所示,随着研发投入的增加,智能制造与创新绩效的系数由负(-0.115)转为正(0.259),进一步验证了研发投入的正向调节作用。类似地,随着组织结构复杂性的提升,智能制造与创新绩效的系数由正(0.120)转为负(-0.116),进一步验证了组织结构复杂性的负向调节作用。

本研究还分别绘制了研发投入的调节效应图(如图2所示)和组织结构复杂性的调节效应图(如图3所示)。从研发投入的调节效应图可以看出,研发投入正向调节智能制造与创新绩效之间的关系,从组织结构复杂性的调节效应图可以看出,组织结构复杂性负向调节智能制造与创新绩效之间的关系。

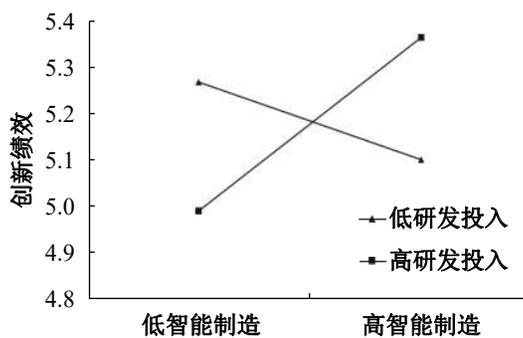


图 2 研发投入的调节效应

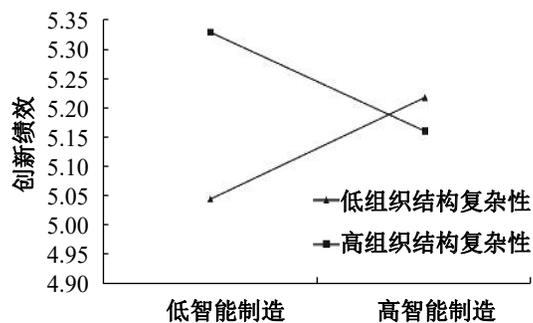


图 3 组织结构复杂性的调节效应

2. 稳健性分析

在不同的行业,智能制造的发展水平不尽相同,汽车、电子、电器、医药制造、化学原料和化学制品等行业的智能制造处于领先水平(装备工业一司,2021)。为此,有必要剖析本研究所得的结论是否具有稳健的表现,即研究结论是在各个行业具有普遍一致性,还是仅在某个行业呈现行业特殊性?为了深入分析不同的行业样本下研究结论的稳健性,本研究将样本分为电子信息行业、新能源及节能技术行业和其他行业三类,然后分别运用三类行业的样本剖析智能制造与创新绩效之间的关系,探究研发投入和组织结构复杂性的调节作用。稳健性分析的回归结果如表5所示。

表5 稳健性分析

变量	创新绩效								
	Model 6			Model 7			Model 8		
	系数	LLCI	ULCI	系数	LLCI	ULCI	系数	LLCI	ULCI
常数项	16.578***	7.902	25.254	16.763**	6.13	27.397	-0.145	-15.733	15.444
<i>Barr</i>	0.081	-0.131	0.293	0.095	-0.058	0.249	1.247	-2.508	5.001
<i>State</i>	-0.588†	-1.232	0.056	-	-	-	1.36	-5.035	7.755
<i>Priv</i>	0.146	-0.271	0.562	-0.378*	-0.691	-0.064	-0.349	-1.934	1.236
<i>Asse</i>	0.406	-0.121	0.933	0.190	-0.443	0.822	4.629	-2.481	11.739
<i>IM</i>	-3.578**	-5.804	-1.353	-3.644*	-6.389	-0.9	-1.108	-2.975	0.759
<i>RD</i>	-7.804**	-12.492	-3.116	-6.052**	-9.977	-2.127	-0.001	-0.243	0.242
<i>RD×IM</i>	2.102**	0.894	3.311	1.715**	0.635	2.796	0.019	-0.658	0.696
<i>SC</i>	11.824**	4.297	19.351	3.970	-1.924	9.864	-0.298	-0.822	0.227
<i>SC×IM</i>	-3.022**	-4.927	-1.117	-0.983	-2.736	0.769	0.141	-0.64	0.921
R ²		0.341			0.440			0.149	
F值		2.123†			4.121**			0.546	

注:表中为非标准化系数,显著性水平:†为 $p<0.10$,*为 $p<0.05$,**为 $p<0.01$,***为 $p<0.001$ 。

在表5中,模型6是高新技术产业电子信息技术行业样本的回归结果,模型7是高新技术产业新能源及节能技术行业的回归结果,模型8是高新技术产业除了以上两个行业之外其他行业的回归结果。从表5的稳健性分析可以发现,在高新技术产业电子信息技术行业的样本下,智能制造对创新绩效的影响、研发投入的调节效应和组织结构复杂性的调节效应均显著,完全支持本研究所得的结论。在高新技术产业新能源及节能技术行业的样本下,智能制造对创新绩效的影响、研发投入的调节效应显著,部分支持本研究所得的结论。在高新技术产业除了以上两个行业之外其他行业的样本下,智能制造对创新绩效的影响、研发投入的调节效应和组织结构复杂性的调节效应均不显著,完全不支持本研究所得的结论。根据《智能制造发展指数报告(2020)》,电子信息技术行业、新能源及节能技术行业和其他行业的智能制造水平依次呈现递减的水平。将智能制造在不同行业发展的差异性与本研究稳健性分析的结论结合起来,可以发现本研究所得的结论更加适用于智能制造水平高的行业。

六、结果讨论与展望

(一) 研究结论

企业面临着VUCA的外部环境,需要提高自身的信息处理能力,以匹配VUCA外部环境所诱发的信息处理需求。智能制造可以帮助企业有效地收集、传递和利用信息,从而提高信息处理能力,促进创新绩效的提升。研发投入的增加可以丰富企业的知识库,提高企业的吸收能力,通过更多地赋能“搜索—选择”循环来提高组织单元解决问题的水平,从而提高企业的信息处

理能力,更好地支持智能制造对创新绩效的促进作用。相反,组织结构复杂性提高不仅会降低企业对环境变化的反应能力,而且会减弱企业内部的协调能力,从本质上降低企业内部组织单元之间协调配合的顺畅程度,从而削弱企业的信息处理能力。

(二)讨论

通过对智能制造与创新绩效关系的分析,以及对研发投入和组织结构复杂性调节作用的剖析,本研究的理论贡献包括以下三个方面。第一,通过揭示信息处理能力在智能制造与创新绩效之间的作用机理,不仅从深层组织理论逻辑的视角丰富了智能制造理论,而且还将信息处理理论的“信息系统战略”拓展至“智能制造战略”,从而完善了工业4.0时代的信息处理理论。首先是从深层组织理论逻辑的视角对智能制造理论的丰富。智能制造作为新兴的研究话题,引起了理论界的广泛探讨。已有研究开始从信息处理的视角探究智能制造的创新绩效表现,但是剖析的出发点要么是基于信息技术,要么是基于计算机系统,目前还非常缺乏深层组织理论逻辑视角的分析(Gómez等,2017;Joshi等,2010;Li等,2020;Yang等,2020)。本研究将智能制造作为更高级别的信息技术,认为智能制造可以帮助企业快速准确地收集、传递和利用产品相关信息,提升企业的信息处理能力,实现与VUCA的外部环境所诱发的信息处理需求相匹配从而促进创新绩效的提升,这从深层组织理论逻辑的视角充实了智能制造的理论。其次是将“信息系统战略”拓展至“智能制造战略”对工业4.0时代信息处理理论的完善。由于信息处理理论创立于20世纪70—80年代,当时的计算机与信息技术方兴未艾,信息处理理论给出了实现匹配的信息处理需求与信息处理能力两个视角,并将对信息系统的投资作为信息处理能力视角下的“信息系统战略”(Haußmann等,2012)。然而,伴随着信息技术的不断发展,特别是工业4.0时代智能制造的兴起,“信息系统战略”已经不适应时代发展的需要,本研究从信息处理理论视角探究智能制造的作用,将原有的“信息系统战略”拓展到了“智能制造战略”,从而完善了工业4.0时代的信息处理理论。

第二,通过对研发投入增加能够提高组织单元的问题解决水平从而促进信息处理能力这个作用机理的剖析,不仅将研发投入与信息处理理论的核心概念建立起了理论关联,而且从权变的视角拓展了研发投入对创新绩效的作用机理。首先是研发投入与信息处理理论核心概念之间理论关联的建立。基于信息处理理论,本研究认为研发投入增加能够丰富企业的知识库并提高企业的吸收能力(Cohen和Levinthal,1990),从而更好地执行组织单元解决问题时的“搜索—选择”循环。这从信息处理理论下组织单元的问题解决水平这个核心概念出发,建立起了研发投入与信息处理理论核心概念之间的关联。基于所建立的这个关联本研究认为研发投入的增加能够提升企业的信息处理能力,从而对智能制造与创新绩效之间的关系发挥正向调节作用(Chen等,2016;Grimpe和Sofka,2009)。其次是研发投入对创新绩效权变作用机理的拓展。不论是从创新绩效的测量方面审视,还是从研发投入的核心动机方面审视,研发投入都对创新绩效具有直接的促进作用。从创新绩效的测量来看,有研究从创新投入的角度出发,直接将研发投入作为创新绩效的测量指标,为了区分研发投入与创新绩效,本研究从创新产出的角度对创新绩效进行了测量(Song等,2006;Gómez等,2017)。从研发投入的核心动机来看,研发投入的根本目的就是为了产出专利或开发新产品,只是研发投入与创新产出之间不是线性关系,而是倒U型的非线性关系(Gómez等,2017;Ravichandran等,2017)。出于研究智能制造对创新绩效影响的考虑,本研究仅将主效应限定在智能制造对创新绩效的作用方面,并基于信息处理理论的视角剖析了研发投入在智能制造与创新绩效之间的权变作用,从而从权变的角度拓展了研发投入对创新绩效的作用机理。本研究对研发投入在权变角度的拓展还与Gómez等(2017)的研究类似,Gómez等(2017)认为信息技术与研发投入具有交互作用,他们的研究表明信息技

术会对研发投入与创新绩效之间的关系产生互补作用。

第三,通过对组织结构复杂性的增加会加大组织单元之间的协调配合难度从而降低信息处理能力这个作用机理的剖析,将组织结构复杂性与信息处理理论的核心概念建立起了理论关联,进而拓展了信息处理理论。基于信息处理理论,本研究认为复杂的组织结构会降低企业对环境变化的反应能力和企业内部的协调能力,致使企业的信息处理能力受损。这从信息处理理论组织单元之间的协调配合这个核心概念出发,建立起了组织结构复杂性与信息处理理论核心概念之间的关联。基于所建立的这个关联,本研究从组织结构复杂性对智能制造与创新绩效关系的权变作用出发,发现组织结构复杂性的提高会削弱企业的信息处理能力,从而不利于企业应对VUCA的外部环境所诱发的信息处理需求,最终对智能制造的创新绩效影响产生负面的作用。本研究对组织结构复杂性的拓展还与以往的研究结果类似,以往的研究认为随着组织结构复杂性的增加,组织面临的不确定性会上升,以至超出决策者的信息处理能力,从而降低组织对环境变化的反应能力,增加生产时间或导致产品质量下降(Vickery等,2016; Wiengarten等,2017)。

此外,本研究还有以下三点实践启示。首先,随着智能化成为全球制造业发展的趋势,本研究证实了实施智能制造对创新绩效的提升效果,这能为企业的智能化转型实践提供指导意义。在智能制造技术发展的趋势下,企业可以通过积极参与智能化转型提升创新绩效。其次,在企业的智能化转型过程中,为了实现创新绩效的提升,企业要更加谨慎的审视研发投入。一方面,研发投入与创新绩效之间存在倒U型关系,即研发投入增加并不一定导致创新绩效的提升,研发投入过高会导致生产成本过高从而不利于提升创新绩效;另一方面,研发投入还会影响智能制造与创新绩效之间的关系,本研究的结果表明研发投入还能够通过提高企业的信息处理能力改善智能制造与创新绩效的关系,间接地提升创新绩效。因此,企业管理者进行研发投入决策时,需要找准研发投入所发挥的主要作用,谨慎的权衡研发投入与企业的生产成本、利润之间的关系。最后,企业可以通过降低组织结构复杂性来提升智能制造对创新绩效的作用。组织结构复杂性会降低企业对环境变化的反应能力和企业内部的协调能力,从而削弱企业的信息处理能力,抑制创新绩效的提升。鉴于企业自身的组织结构复杂性对提高智能制造的创新绩效无益,企业在推进智能化转型的管理实践中要适当降低组织结构复杂性。

(三)局限与展望

本研究通过理论论证提出了三条假设并运用数据分析对假设进行了验证,得到了一些有意义的研究结论,但是本研究还存在以下不足之处,有待后期的研究进一步完善和拓展。第一,本研究仅仅从信息处理能力提升的视角探究了智能制造对创新绩效的影响机制,这仅仅是一个视角下的一家之言,未来至少还需要从两个方面进一步拓展研究。一个方面是继续深挖智能制造对信息处理能力的作用机理,或者将信息处理能力作为新的变量引入模型,探究信息处理能力的中介效应。另一个方面是探究智能制造对创新绩效产生作用的其他机制,从而更加全面的揭示智能制造与创新绩效之间的关系。第二,影响信息处理能力的因素是多方面的,若要全面反映信息处理理论的全貌,还需要在模型中引入更多的影响因素,但是本研究仅仅剖析了智能制造、研发投入与组织结构复杂性三个因素,模型与理论的契合仍然不够紧密。此外,虽然本研究将智能制造发挥作用的文献追溯至信息技术,试图从信息技术角度体现信息处理理论下“信息”作用的发挥,但是仍然没有直接从信息所发挥的作用方面进行深入阐述。所以未来有必要进入更多的影响信息处理能力的因素,并直接从信息所发挥的作用机理上进行深入剖析。第三,本研究在研究设计上采用的是珠三角地区高新技术产业制造业企业的横截面数据,但是智能制造对创新绩效的影响以及研发投入与组织结构复杂性的调节往往具有影响的长期性,对

这些关系进行检验时往往需要数据具有一定的时间前后关系,为此未来有必要加强智能制造对创新绩效的长期动态研究。本研究基于136份企业调研数据的实证结果,未能完全显著支持智能制造对创新绩效的正向影响,二者之间正向作用关系的显著性还存在变化。虽然这一结果的出现有其理论上的原因,但也不排除与数据是制造业高新技术产业企业而非智能制造企业有关,也不排除与样本数据是横截面数据有关。一方面,本研究的样本选择了珠三角地区制造业的高新技术产业企业,这些企业总资产大多位于200万—3 000万之间,整体规模不是很大,由于规模所限这些企业实施智能制造改造的意识还不强,而且这些企业还缺少实施智能制造的各类资源,包括软硬件设备以及专业技术人员等,这致使智能制造技术在这些企业中的应用还相对比较有限。换言之,选择珠三角地区制造业的高新技术产业企业作为样本具有一定的代表性偏差,因此未来有必要收集全面实行智能制造的企业样本进一步对研究成果进行检验。另一方面,出于规避横截面数据弊端的考虑,未来的研究可以通过搜集面板数据来分析智能制造对创新绩效的长期影响,也可以采用案例研究的方式对结果进行校验(苏敬勤和刘静,2012)。第四,本研究对变量的测量还需要进一步修正。一方面,虽然本研究对智能制造的测量具有一定的原创性,但是随着研究成果的丰富,当出现更多智能制造的量表时,可以采用不同的方式测量企业的智能制造程度,从而进一步修正智能制造的测量。另一方面,本研究对创新绩效的测量使用的虽然是以往研究曾经用过的量表,但是量表的信度和效度并不十分令人满意,因此未来有必要根据中国智能制造情境开发更恰当的量表。

主要参考文献

- [1]陈金亮,林嵩,刘小元,等.企业家社会团体纽带与新创企业成长——信息处理观权变视角的探究[J].管理评论,2019,31(5):175-190.
- [2]陈修德,梁彤纓,雷鹏,等.高管薪酬激励对企业研发效率的影响效应研究[J].科研管理,2015,36(9):26-35.
- [3]简兆权,刘晓彦.互联网环境下服务战略与组织结构的匹配——基于制造业的多案例研究[J].管理案例研究与评论,2017,10(5):449-466.
- [4]吕鸿江,刘洪,程明.组织复杂性管理理论探析[J].科学学与科学技术管理,2009,30(1):35-43.
- [5]苏敬勤,刘静.组织变革、动态能力与创新绩效——基于多案例的研究[J].管理案例研究与评论,2012,5(5):323-332.
- [6]孙新波,张媛,王永霞,等.数字价值创造:研究框架与展望[J].外国经济与管理,2021.
- [7]王毅.中国企业智能制造核心技术能力——未来的持续竞争优势之源[J].清华管理评论,2018,(12):92-99.
- [8]于晓宇,梅晨,陶向明,等.成王败寇?失败正常化对新产品开发绩效的影响机制研究[J].研究与发展管理,2019a,31(4):127-138.
- [9]于晓宇,吴祝欣,陈颖颖.国有企业子公司转型升级的锁定效应——组织惯性的视角[J].管理案例研究与评论,2019b,12(6):638-651.
- [10]Anderson P. Perspective: Complexity theory and organization science[J]. *Organization Science*, 1999, 10(3): 216-232.
- [11]Bensaou M, Venkatraman N. Configurations of interorganizational relationships: A comparison between U. S. and Japanese automakers[J]. *Management Science*, 1995, 41(9): 1471-1492.
- [12]Brettel M, Friederichsen N, Keller M, et al. How virtualization, decentralization and network building change the manufacturing landscape: An industry 4.0 perspective[J]. *International Journal of Mechanical, Aerospace, Industrial and Mechatronics Engineering*, 2014, 8(1): 37-44.
- [13]Büchi G, Cugno M, Castagnoli R. Smart factory performance and Industry 4.0[J]. *Technological Forecasting and Social Change*, 2020, 150: 119790.
- [14]Cámara S B, Fuentes J M, Marín J M M. Cloud computing, Web 2.0, and operational performance[J]. *The International Journal of Logistics Management*, 2015, 26(3): 426-458.
- [15]Cao G M, Duan Y Q, Cadden T. The link between information processing capability and competitive advantage mediated

- through decision-making effectiveness[J]. [International Journal of Information Management](#), 2019, 44: 121-131.
- [16]Chauvin K W, Hirschey M. Advertising, R& D expenditures and the market value of the firm[J]. [Financial Management](#), 1993, 22(4): 128-140.
- [17]Chen Y F, Vanhaverbeke W, Du J S. The interaction between internal R& D and different types of external knowledge sourcing: An empirical study of Chinese innovative firms[J]. [R& D Management](#), 2016, 46(S3): 1006-1023.
- [18]Cohen W M, Levinthal D A. Absorptive capacity: A new perspective on learning and innovation[J]. [Administrative Science Quarterly](#), 1990, 35(1): 128-152.
- [19]Culot G, Nassimbeni G, Orzes G, et al. Behind the definition of industry 4.0: Analysis and open questions[J]. [International Journal of Production Economics](#), 2020, 226: 107617.
- [20]Daft R L, Lengel R H. Organizational information requirements, media richness and structural design[J]. [Management Science](#), 1986, 32(5): 554-571.
- [21]Dalenogare L S, Benitez G B, Ayala N F, et al. The expected contribution of Industry 4.0 technologies for industrial performance[J]. [International Journal of Production Economics](#), 2018, 204: 383-394.
- [22]Egelhoff W G. Information-processing theory and the multinational enterprise[J]. [Journal of International Business Studies](#), 1991, 22(3): 341-368.
- [23]Feng Q, Shanthikumar J G. How research in production and operations management may evolve in the era of big data[J]. [Production and Operations Management](#), 2018, 27(9): 1670-1684.
- [24]Frank A G, Dalenogare L S, Ayala N F. Industry 4.0 technologies: Implementation patterns in manufacturing companies[J]. [International Journal of Production Economics](#), 2019, 210: 15-26.
- [25]Galbraith J R. Designing complex organizations[M]. Boston: Addison-Wesley, 1973.
- [26]Galbraith J R. Organization design[M]. Reading: Addison-Wesley, 1977.
- [27]Gómez J, Salazar I, Vargas P. Firm boundaries, information processing capacity, and performance in manufacturing firms[J]. [Journal of Management Information Systems](#), 2016, 33(3): 809-842.
- [28]Gómez J, Salazar I, Vargas P. Does information technology improve open innovation performance? An examination of manufacturers in Spain[J]. [Information Systems Research](#), 2017, 28(3): 661-675.
- [29]Grimpe C, Sofka W. Search patterns and absorptive capacity: Low- and high-technology sectors in European countries[J]. [Research Policy](#), 2009, 38(3): 495-506.
- [30]Haug A, Wickstrøm K A, Stentoft J, et al. The impact of information technology on product innovation in SMEs: The role of technological orientation[J]. [Journal of Small Business Management](#), 2020.
- [31]Haußmann C, Dwivedi Y K, Venkitachalam K, et al. A summary and review of Galbraith's organizational information processing theory[A]. Dwivedi Y K, Wade M R, Schneberger S L. Information systems theory: Explaining and predicting our digital society[M]. New York: Springer, 2012: 71-93.
- [32]Hoole R. Drive complexity out of your supply chain[J]. Harvard Business School Newsletter, 2006: 3-5.
- [33]Joshi A D, Gupta S M. Evaluation of design alternatives of End-of-Life products using internet of things[J]. [International Journal of Production Economics](#), 2019, 208: 281-293.
- [34]Joshi K D, Chi L, Datta A, Han S. Changing the competitive landscape: Continuous innovation through IT-enabled knowledge capabilities[J]. [Information Systems Research](#), 2010, 21(3): 472-495.
- [35]Karhade P P, Dong J Q. Information technology investment and commercialized innovation performance: Dynamic adjustment costs and curvilinear impacts[J]. [MIS Quarterly](#), 2021. In Press.
- [36]Kleis L, Chwelos P, Ramirez R V, Cockburn I. Information technology and intangible output: The impact of IT investment on innovation productivity[J]. [Information Systems Research](#), 2012, 23(1): 42-59.
- [37]Kusiak A. Smart manufacturing[J]. [International Journal of Production Research](#), 2018, 56(1-2): 508-517.
- [38]Lam L W. Impact of competitiveness on salespeople's commitment and performance[J]. [Journal of Business Research](#), 2012, 65(9): 1328-1334.
- [39]Li C, Han S, Kumar S, Feng W X. The influence of senior executive support information on radical innovation

- performance[J]. *Industrial Management & Data Systems*, 2019, 119(4): 821-839.
- [40]Li Y, Dai J, Cui L. The impact of digital technologies on economic and environmental performance in the context of industry 4.0: A moderated mediation model[J]. *International Journal of Production Economics*, 2020, 229: 107777.
- [41]Niebel T, Rasel F, Viete S. BIG data – BIG gains? Understanding the link between big data analytics and innovation[J]. *Economics of Innovation and New Technology*, 2018, 28(3): 296-316.
- [42]Oettmeier K, Hofmann E. Additive manufacturing technology adoption: An empirical analysis of general and supply chain-related determinants[J]. *Journal of Business Economics*, 2016, 87(1): 97-124.
- [43]Olsen T L, Tomlin B. Industry 4.0: Opportunities and challenges for operations management[J]. *Manufacturing & Service Operations Management*, 2020, 22(1): 113-122.
- [44]Osterrieder P, Budde L, Friedli T. The smart factory as a key construct of industry 4.0: A systematic literature review[J]. *International Journal of Production Economics*, 2020, 221: 107476.
- [45]Pertusa-Ortega E, Zaragoza-Saze P, Claver-Cortes E. Can formalization, complexity, and centralization influence knowledge performance[J]. *Journal of Business Research*, 2010, 63(3): 310-320.
- [46]Podsakoff P M, MacKenzie S B, Lee J, Podsakoff N P. Common methods biases in behavioral research: A critical review of the literature and recommended remedies[J]. *Journal of Applied Psychology*, 2003, 88: 879-903.
- [47]Porter M, Heppelmann J. How smart, connected products are transforming competition[J]. *Harvard Business Review*, 2014, 92: 64-88.
- [48]Premkumar G, Ramamurthy K, Saunders C S. Information processing view of organizations: An exploratory examination of fit in the context of interorganizational relationships[J]. *Journal of Management Information Systems*, 2005, 22(1): 257-294.
- [49]Raj A, Dwivedi G, Sharma A, Jabbour A. B. L. d. S, Rajak S Barriers to the adoption of industry 4.0 technologies in the manufacturing sector: An inter-country comparative perspective[J]. *International Journal of Production Economics*, 2020, 224: 107546.
- [50]Ravichandran T, Han S, Mithas S. Mitigating diminishing returns to R& D: The role of information technology in innovation[J]. *Information Systems Research*, 2017, 28(4): 812-827.
- [51]Robbins S P. *Organization theory: Structure, design, and applications* (3rd ed.)[M]. New Jersey: Prentice Hall, 1990.
- [52]Rybakov L A. Environment and complexity of organizations[J]. *Emergence*, 2001, 3(4): 83-94.
- [53]Simon H A. *The architecture of complexity* (3rd ed)[M]. Cambridge, MA: MIT Press, 1996.
- [54]Snihur Y, Tarzijan J. Managing complexity in a multi-business-model organization[J]. *Long Range Planning*, 2018, 51(1): 50-63.
- [55]Song M, Di Benedetto C A. Supplier's involvement and success of radical new product development in new ventures[J]. *Journal of Operations Management*, 2008, 26(1): 1-22.
- [56]Song M, Dyer B, Thieme R J. Conflict management and innovation performance: An integrated contingency perspective[J]. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 2006, 34(3): 341-356.
- [57]Song M, Van Der Bij H, Weggeman M. Determinants of the level of knowledge application: A knowledge-based and information-processing perspective[J]. *Journal of Production Innovation Management*, 2005, 22: 430-444.
- [58]Srinivasan R, Swink M. Leveraging supply chain integration through planning comprehensiveness: An organizational information processing theory perspective[J]. *Decision Sciences*, 2015, 46(5): 823-861.
- [59]Tao F, Qi Q, Liu A, et al. Data-driven smart manufacturing[J]. *Journal of Manufacturing Systems*, 2018, 48: 157-169.
- [60]Tushman M L, Nadler D A. Information processing as an integrating concept in organization design[J]. *Academy of Management Review*, 1978, 3(3): 613-624.
- [61]Vickery S K, Koufteros X, Dröge C, Calantone R. Product modularity, process modularity, and new product introduction performance: Does complexity matter?[J]. *Production and Operations Management*, 2016, 25: 751-770.
- [62]Wang E C. R&D efficiency and economic performance: A cross-country analysis using the stochastic frontier approach[J]. *Journal of Policy Modeling*, 2007, 29(2): 345-360.
- [63]Wang E T G. Effect of the fit between information processing requirements and capacity on organizational performance[J].

- [International Journal of Information Management](#), 2003, 23(3): 239-247.
- [64]West J. Institutions, information processing, and organization structure in research and development: Evidence from the semiconductor industry[J]. [Research Policy](#), 2000, 29(3): 349-373.
- [65]Wiengarten F, Ahmed M U, Longoni A, Pagell M, Fynes B. Complexity and the triple bottom line: An information-processing perspective[J]. [International Journal of Operations & Production Management](#), 2017, 37(9): 1142-1163.
- [66]Wu S, Ding X, Liu R, Gao H. How does IT capability affect open innovation performance? The mediating effect of absorptive capacity[J]. [European Journal of Innovation Management](#), 2021, 24(1): 43-65.
- [67]Xu L D, Xu E L, Li L. Industry 4.0: State of the art and future trends[J]. [International Journal of Production Research](#), 2018, 56(8): 2941-2962.
- [68]Yang J, Ying L, Gao M. The influence of intelligent manufacturing on financial performance and innovation performance: The case of China[J]. [Enterprise Information Systems](#), 2020, 14(6): 812-832.
- [69]Zhang X, Chen H, Wang W, Ordóñez De Pablos P. What is the role of IT in innovation? A bibliometric analysis of research development in IT innovation[J]. [Behaviour & Information Technology](#), 2016, 35(12): 1130-1143.
- [70]Zhong R Y, Xu C, Chen C, Huang G Q. Big data analytics for physical internet-based intelligent manufacturing shop floors[J]. [International Journal of Production Research](#), 2015, 55(9): 2610-2621.

Can Intelligent Manufacturing Improve Enterprise Innovation Performance?

Chen Jinliang¹, Zhao Yaxin^{1,2}, Lin Song¹

(1. *School of Business, Central University of Finance and Economics, Beijing 100081, China;*

2. Xiaomi Communications Company Limited, Beijing 100085, China)

Summary: With the rise and development of Industry 4.0, more and more manufacturing enterprises have begun to participate in intelligent transformation, and intelligent manufacturing has gradually become the future production mode of manufacturing enterprises. This research aims to analyze the impact of intelligent manufacturing on innovation performance and explore the contingency effects of R&D investment and the complexity of the organizational structure. Based on the perspective of information processing capabilities, this research believes that intelligent manufacturing can improve the information processing capabilities of enterprises through information collection, information transmission and information utilization, thereby promoting innovation performance. This study finds that to increase R&D investment can enrich the enterprise's knowledge base, improve the enterprise's absorptive capacity, and thus better execute the "search-select" cycle when the enterprise's subunits solve problems, that is to improve the enterprise's information processing capabilities, which, in turn, strengthen the relationship between intelligent manufacturing and innovation performance. This study also finds that the increase in the complexity of the organizational structure will reduce the enterprise's ability to respond to environmental changes and the enterprise's internal coordination capabilities, and therefore increase the difficulty of coordination between the enterprise's subunits, to weaken the company's information processing capabilities, which, in turn, weaken the relationship between intelligent manufacturing and innovation performance. This study verifies the positive impact of intelligent manufacturing on innovation performance, the positive moderating effect of R&D investment, and the negative moderating effect of the complexity of the organizational structure through

the analysis of 136 corporate sample data. Firstly, this research not only enriches the theory of intelligent manufacturing from the perspective of deep organizational theory and logic, but also extends the “information system strategy” of information processing theory to “intelligent manufacturing strategy”. Secondly, this research not only establishes a theoretical connection between R&D investment and information processing theory, but also expands the mechanism of R&D investment on innovation performance from a contingency perspective. Thirdly, this research establishes a theoretical connection between the complexity of organizational structure and the core concepts of information processing theory to expand the information processing theory. Finally, this research also provides inspiration for the practice of intelligent manufacturing for enterprises.

Key words: intelligent manufacturing; information processing theory; innovation performance; R&D investment; organizational structure complexity

(责任编辑: 宋澄宇)