母国工业智能化与制造业对外绿地投资

郑毓铭 薛 军

内容提要:本文基于2003—2019年全球71个国家的数据,系统考察母国工业智能化与制造业对外绿地投资的关系。研究结果表明,一国工业智能化水平的提高显著促进了制造业对外绿地投资。这一结论在一系列稳健性检验和因果识别检验后仍然显著。机制检验结果表明,生产率、市场需求是工业智能化影响制造业绿地投资的重要渠道。进一步研究发现,工业智能化的制造业对外绿地投资促进效应还会传导至产业链的上下游行业。异质性分析结果表明,当母国的经济发展水平较高、来源行业生产成本较高、投资目的国市场规模较大以及母国与投资目的国地理距离较小时,母国工业智能化对制造业对外绿地投资的促进效应更强。

关键词:工业智能化 工业机器人 对外绿地投资 海外生产 制造业

中图分类号:F740

文献标识码:A

文章编号:1000-7636(2023)07-0003-19

一、问题提出

近年来,全球范围内制造业绿地投资持续低迷。2003—2019年,制造业绿地投资项目由3 176项下降至3 069项。随着全球工业智能化浪潮的兴起,有学者提出,智能制造引发的生产方式和生产组织形式的变革将重塑全球生产网络以及对外直接投资的内在驱动力^[1-3]。但对于工业智能化是否会引致制造业回流发达国家,从而减少制造业绿地投资项目,尚存争议。一方面,德贝克等(De Backer et al.,2018)^[1]、邦菲廖利等(Bonfiglioli et al.,2021)^[4]基于国家层面宏观数据的研究表明,智能化生产引致许多发达国家的跨国企业将其生产环节回迁母国,从而导致绿地投资水平下降。例如,运动用品制造商阿迪达斯相继在德国、美国等建立“极速工厂”,不同于其在东南亚等发展中国家的生产线,这类工厂使用3D打印、机器人剪裁等智能制造技术进行生产。富士康公司,苹果手机的主要电子零件供应商,在2014年于美国宾夕法尼亚州建立了以使用工业机器人为主要的生产线。另一方面,霍尔沃德-德里米尔和纳亚尔(Hallward-Driemeier & Nayyar,2019)使用行业层面的数据,发现智能化生产促进了发达国家向发展中国家的产业转移^[5]。斯特普尔顿和韦布(Stapleton & Webb,2020)^[6]、阿尔图奇等(Artuc et al.,2018)^[7]分别使用企业及行业层面的数据发现工业智能化水平上升会带来海外生产活动的增多。不仅如此,智能制造技术降低了地理距离对企业选址的约束^[8],以及对生产率的提升效应^[9]将对生产环节在全球范围内的再配置起到积极作用。

收稿日期:2022-12-11;修回日期:2023-06-17

作者简介:郑毓铭 青岛大学马克思主义学院教师,青岛,266071;

薛 军 南开大学经济学院教授、博士生导师。

作者感谢匿名审稿人的评审意见。

那么,工业智能化的发展将如何影响制造业对外绿地投资?为回答这一问题,本文拟使用2003—2019年全球71个国家行业层面的数据及国际机器人联合会(IFR)提供的工业机器人数据,从制造业绿地投资视角对工业智能化水平与对外直接投资之间的关系进行讨论,深入考察工业智能化如何影响一国的制造业绿地投资水平。结果表明:总体上,一国工业智能化水平的提高会显著促进制造业对外绿地投资,且这一结论在使用工具变量、替换被解释及解释变量、增加控制变量等方法后依然稳健。进一步,本文研究发现:第一,工业智能化通过提高生产率及市场需求影响制造业绿地投资水平;第二,投资来源国的经济发展水平、投资来源行业的生产成本、投资目的国市场规模以及投资目的国与投资来源国的地理距离会使得工业智能化对制造业对外绿地投资的影响产生异质性;第三,工业智能化的制造业对外绿地投资促进效应还会通过中间品市场传导至产业链的上下游行业。

本文的边际贡献有:(1)丰富了关于制造业对外直接投资的研究。邓宁和伦当(Dunning & Lundan)^[10]的国际生产折衷理论及小岛清(Kojima, 2000)^[11]的雁阵模型理论分别从微观企业与产业转移的角度阐述了“走出去”行为,本文进一步将工业智能化纳入到理论框架之中,对传统对外直接投资理论在当代的适用性进行探讨。(2)丰富了关于工业智能化海外生产效应的研究。既有研究大多集中于讨论智能制造对发达国家海外生产活动的影响^[3,6],随着发展中国家的海外生产活动不断增多,其工业智能化水平也呈现出明显的上升趋势。此外,发达国家与发展中国家在海外生产的内在驱动力存在明显差异,这意味着发展中国家的纳入对丰富此类研究具有重要意义。对此,本文使用时间跨度更广、同时包含发展中国家及发达国家的研究样本,从制造业绿地投资的角度对智能制造的海外生产效应进行了探讨,并在此基础上,对以往文献中鲜少涉及的作用机制进行了详细分析。(3)基于英国金融时报iDi Markets数据库提供的全球制造业绿地投资数据构建了行业-投资来源国-投资目的国-年份层面的多维面板数据,这使得本文在分析工业智能化对制造业对外直接投资的影响时,可以减弱使用宏观数据所产生的内生性等问题对回归结果的干扰,同时也能充分考虑到行业、来源国等异质性的影响,从而深化对两者间关系的理解。

二、理论分析与研究假设

制造业绿地投资是指以生产制造为目的,在境外建立新企业或工厂的投资活动。企业的跨国生产制造活动是制造业对外绿地投资的微观表象,是否选择在海外开展生产制造活动取决于企业在海外的生产利润与母国的生产利润间的权衡。在传统的海外生产模式下,跨国企业将生产环节再配置到具有成本优势或市场规模优势的国家,然后将产品用于服务生产地及生产地周边国家的市场,或进口回母国用于母国最终品的生产。廉价的生产要素成本和运输费用导致海外生产成本远低于母国的生产成本,因此催生了大量海外生产活动。

而智能制造的出现将对这一模式造成冲击。首先,德贝克等(2018)^[1]、邦菲廖利等(2021)^[4]认为自动化的生产方式将促进生产制造活动回流母国。智能制造设备如数控机床、工业机器人等的研发和使用推动了生产方式向自动化转变^[12],使得生产环节对低技能劳动力的需求不断下降^[13],导致海外生产活动的减少。其次,新技术催生出的新价值创造模式使得靠近终端市场的重要性不断提高,从而推动了服务于母国市场的制造业企业的回流。智能制造技术,例如增材制造技术等的应用,使得定制化生产以及以客户为中心的创新模式得以实现^[14-16],从而形成了新的价值创造模式。能否高效地实现消费者高度差异化的需求,成为产品价值的重要组成部分。这类产品除了要求产品创新设计环节与生产环节在地理上相近外^[14],还应

与最终市场的距离相近。这将促使制造业企业将其生产环节配置到其主要的最终市场国家或与最终市场相近的国家。

但是,自动化生产的劳动力替代效应既无法用于解释发展中国家对外绿地投资的变化,对发达国家制造业回流的推动作用也相对有限。对于发展中国家来说,以寻求海外劳动力成本优势为目的的绿地投资较少;对于发达国家而言,母国生产的成本在实际中依旧明显高于发展中国家。沃克曼(Wajcman,2017)指出生产自动化的过程呈现出非线性、非同步的特征,大部分行业中仍旧存在不能自动化的、依赖于人工完成的生产环节^[17]。当生产环节回流至母国时,企业需要雇佣高工资的母国劳动力完成未能实现自动化的生产任务。而发达国家的其他生产要素例如土地、水电等的价格也较高。并且,由于工业智能化程度在不同行业间呈现出明显差异,例如,2019年美国、德国的交通设备制造业的机器人存量占全国机器人存量的比重分别高达55%、61%,而造纸业的占比分别仅为0.24%、0.27%,这意味着部分中间品的生产仍旧集中在发展中国家。因此在母国生产时,还需承担额外的中间品进口成本。以服装制造业为例,在2016年,产自中国的牛仔褲的德国到岸价格约为12.46美元每条,在德国本土生产牛仔褲的成本高达30.36美元每条^[18]。

而新的价值创造模式一方面推动了服务于母国市场的制造业回流,另一方面则促进了服务于海外市场的制造业企业进行更多的绿地投资。然而,多数文献忽略了自动化生产对降低远距离生产成本的积极作用,即远距离生产成本的降低将会强化海外生产的优势,从而对制造业绿地投资产生促进效应。在以往的远距离生产中,企业与异地工厂由地理距离造成的信息交流滞后及信息不对称问题、协商和调整生产中消耗的物料成本和时间成本^[2]、异地产品质量监控成本^[19]等都将增加远距离的生产成本。王柳和石军伟(2021)的研究发现,自动化生产设备中内置的传感器等数字组件能提高生产精确程度^[20];钟等人(Zhong et al.,2017)^[21]、厄兹泰梅尔(Oztemel,2010)^[22]指出自动化设备能够实现对生产过程的远程监控,从而有效降低异地生产的质量监控成本。另外,工业智能化带来的生产方式的变革不仅仅体现在自动化生产上,模块化的生产方式和平台化的生产组织形式也是人工智能技术与制造业深度融合的重要产物^[2,12]。二者也对海外生产成本产生降低效应。在模块化的生产方式下,中间品按照固定的标准和规范进行生产,并根据该标准交付产品^[23],这将在保证产品质量的同时,降低生产过程中的协商成本及调整成本,从而降低远距离生产成本。平台化的生产组织形式,例如三一集团的根云平台等,能够降低远距离生产中的由信息不对称带来的低效率。陈武等(2022)^[24]、张卫等(2021)^[25]指出工业互联网平台搭建了畅通的信息交互渠道,从而实现了产品架构中不同组件生产环节的互联互通。何有龙等(2021)认为工业互联网平台对提高企业内外部的协同管理能力具有积极作用^[26]。

综上,本文提出假设1:母国工业智能化对制造业对外绿地投资的促进效应将大于替代效应,母国工业智能化水平的提高将促进制造业对外绿地投资。

生产率是企业能否进行对外直接投资的决定性因素,生产率的提高将促进绿地投资水平上升。出口和对外直接投资是企业国际化的主要路径,选择何种方式实现国际化则取决于企业的生产率。赫尔普曼等(Helpman et al.,2004)的研究指出,当企业面临国际化时,必须承担一定的固定成本,由于绿地投资者在海外建立子公司需要额外支付土地、新建厂房等费用,导致对外绿地投资的固定成本高于出口的固定成本^[27]。因此,生产率较低的企业只能以出口贸易的方式服务国际市场,而只有生产率足够高的企业才有能力负担绿地投资的固定成本。类似地,邓宁等(Dunning et al.,1997)提出跨国企业必须具备所有权优势、内部化优势及区位优势^[28]。其中,所有权优势是指跨国企业所具备的独有优势,以确保该企业能够与投资东道国的当地企业进行竞争。而生产率的提升无疑会强化企业的所有权优势,从而促进绿地投资。田巍和余淼杰

(2012)使用中国的数据进行研究发现,对外直接投资的概率和规模会随着企业生产率的提高而增加^[29]。

工业智能化引发的一系列生产方式和生产组织形式的变革将会带来企业生产率的提高。陈彦斌等(2019)发现人工智能技术能够优化资本和劳动的配比结构,从而促进全要素生产率的提高^[30]。韦东明等(2021)指出智能制造技术通过改善产业间的关联关系提高了生产率^[31]。格雷茨和迈克尔斯(Graetz & Michaels, 2018)的实证研究发现,工业机器人使用规模的增加将会提高劳动力生产率年均增长速度0.36个百分点,同时,也会产生对全要素生产率的促进效应^[32]。克罗曼等(Kromann et al., 2011)指出,自动化生产方式在短期及长期内均会带来劳动生产率增益^[33]。

因此,本文提出假设2:母国工业智能化将通过提高母国生产率的方式促进制造业对外绿地投资。

工业智能化将促进市场需求的上升。首先,相较于普通产品,定制化生产模式下的产品更容易满足市场中不同消费者的偏好。其次,工业智能化能够为研发创新赋能,从而占据更多市场份额。例如,平台化的生产组织形式将提升研发效率,研发设计不再仅依赖于研发人员的个人经验,而是基于设计模型库、知识库及专家系统等,实现多部门的协同参与^[34]。智能制造的发展也促使研发方式不断向数字孪生转变,例如,使用模拟仿真代替实物的制造,在节约研发成本的同时提升设计质量^[35]。而随着市场需求的上升,对外绿地投资也会随之增加。原因在于,工业智能化浪潮下定制化生产的兴起,使得智能制造企业更愿意尽可能减少生产制造环节与海外消费市场的距离,从而促进对外绿地投资。同时,邓宁(Dunning, 2001)指出海外市场规模是影响跨国企业对外直接投资的重要因素,市场规模越大,企业获得规模经济效益也相应增加,因此海外市场需求的扩张将对跨国企业对外直接投资起到积极作用^[36]。菲利帕约斯和帕帕纳斯塔索乌(Filippaios & Papanastassiou, 2008)使用美国对欧盟直接投资的数据发现,投资者在选址时更青睐于市场规模较大的国家^[37]。阿尔法力赫和贝勒哈吉(Alfalih & Bel Hadj, 2020)的研究发现市场规模有助于吸引更多外资。工业智能化对于海外市场需求的积极作用将激励跨国企业进行对外直接投资^[38]。

因此,本文提出假设3:母国工业智能化将通过提高母国海外市场需求的的方式促进制造业对外绿地投资。

三、模型设定与数据说明

(一) 基准模型设定

本文借鉴霍尔沃德-德里米尔和纳亚尔(2019)^[5]的研究,设定如下模型:

$$ofdi_{ijkt} = \beta_0 + \beta_1 rob_{ijt} + \beta_2 X_{ijkt} + \beta_3 Y_{ijt} + \beta_4 Z_{kt} + \lambda_i + \lambda_j + \lambda_k + \lambda_t + \varepsilon_{ijkt} \quad (1)$$

其中,下标*i*、*j*、*k*、*t*分别代表投资来源国家、投资来源行业、投资目的地国家和年份。*ofdi_{ijkt}*为模型的被解释变量,度量*i*国*j*行业、投资目的地为*k*国、投资年份为*t*年的对外绿地投资水平。*rob_{ijt}*为核心解释变量,代表*i*国*j*行业第*t*年的工业智能化水平。*X_{ijkt}*代表行业-来源国家-目的地国家-时间层面控制变量集,*Y_{ijt}*代表来源国-行业层面-时间层面的控制变量集,*Z_{kt}*为投资目的地国家-时间层面的控制变量。 λ_i 、 λ_j 、 λ_k 、 λ_t 分别代表投资来源国固定效应、来源行业固定效应、投资目的国固定效应和时间固定效应, ε_{ijkt} 为模型估计的随机扰动项。

(二) 变量选择与度量

1. 被解释变量:制造业对外绿地投资水平(*ofdi*)

本文使用FDI Markets绿地投资数据库中,投资活动为生产制造的单边绿地投资的项目数量加一并取对

数,用来衡量制造业对外绿地投资水平。

2. 核心解释变量:工业智能化(*rob*)

本文使用工业机器人存量表征工业智能化水平。工业智能化可以理解为将人工智能技术广泛地应用于生产过程和制造环节之中。工业机器人是人工智能技术的重要产物和典型应用,同时以工业机器人为代表的自动化生产设备是智能制造应用层不可或缺的组成部分^[22],因此工业机器人的使用情况能在一定程度上表征工业智能化的程度。

3. 控制变量

双边关系(*rta*):双边关系的优化必然会促进投资来源国与投资目的国间的经贸合作,从而提高双边的制造业绿地投资水平^[39],本文通过构建两国是否签订过贸易协定的虚拟变量对双边关系进行度量。双边行业出口额(*export*)和进口额(*import*):除了在海外建立生产线或工厂外,企业还可以通过与境外制造商直接交易的方式实现生产环节再配置及参与国际产业分工^[5]。因此,将投资来源国与投资目的国行业层面的双边进出口额加入基准回归模型之中。来源行业工资水平(*wage*):境内与境外劳动力成本差异是影响制造业对外直接投资内在驱动力的重要因素^[40],投资来源行业的工资水平越高,投资者在低成本国家生产的意愿就越强,从而促进更多的绿地投资。双边地理距离(*dis*):母国与东道国地理距离的远近将影响海外生产的生产成本,例如,异地生产的产品质量监控成本、子公司在经营管理上的额外成本等。本文借鉴隆加尼等(Loungani et al.,2002)^[41]的研究对双边的地理距离进行控制,计算方法为两国首都间的直接地理距离。此外,投资目的国宏观环境的变化是影响绿地投资者投资决策的重要因素,因此本文将投资目的国制度质量(*ins*)^[42]、市场规模(*market*)^[43]作为控制变量。投资来源国的控制变量包括:来源国经济发展水平(*GDP*)。

(三) 数据说明

本文使用的研究数据主要来源于三部分。第一,国际机器人联合会(IFR)提供的全球工业机器人数据库,该数据库提供了各国不同行业的工业机器人数量。第二,英国金融时报的fDi Markets绿地投资数据库,该数据库记录了全球177个国家2003—2019年的每笔绿地投资的详细信息,包括投资时间、投资企业名称、投资企业行业、投资来源国家、目的地国家等,并对投资活动进行了分类,主要有:总部、物流、生产制造、开采、研发等。本文选取投资活动为生产制造的绿地投资,并根据投资来源行业、来源国家、目的地国家及时间进行加总,从而得到年份-行业-来源国家-目的地国家层面的制造业双边绿地投资数据。第三,世界银行数据库及联合国商品贸易统计数据库(UN Comtrade)。世界银行数据库提供了人均国内生产总值(*GDP*)、工资水平等宏观数据信息,UN Comtrade提供了行业层面的双边进出口数据。由于各数据库在制造业行业的分类上有所不同,为了使不同数据库的数据能进行匹配,本文将各数据库的行业分类进行整合,最终统一为11个制造行业,具体包括金属及金属制品制造业,非金属及非金属制品制造业,食品制造业,木材及木制品制造业,纸及纸制品制造业,化学制品制造业,机械设备制造业,电气设备制造业,纺织、皮具及鞋帽制造业,交通设备制造业,塑胶及塑胶制品制造业。考虑到新冠疫情对全球化产生的负面冲击,本文将2019年后的数据剔除,最终得到全球71个国家11个行业2003—2019年的跨国面板数据。

表1报告了各变量的描述性统计结果。

表1 主要变量描述性统计结果

变量	样本量	均值	标准差	最小值	最大值
<i>ofdi</i>	2 464 099	0.010 0	0.103 1	0	4.060 4
<i>rob</i>	2 464 099	2.636 9	3.104 3	0	13.178 0
<i>rta</i>	2 238 434	0.244 5	0.429 8	0	1
<i>export</i>	2 464 039	8.971 1	7.824 5	0	31.298 6
<i>import</i>	2 463 993	7.227 9	7.734 7	0	31.425 0
<i>wage</i>	2 367 475	18.684 1	6.179 5	0	33.518 2
<i>dis</i>	2 238 874	8.621 9	0.837 4	0.693 1	9.896 1
<i>ins</i>	2 383 315	-0.069 9	0.926 2	-2.449 4	1.969 6
<i>market</i>	2 195 380	23.916 9	2.093 7	18.907 8	30.308 2
<i>GDP</i>	2 195 380	24.345 9	2.160 8	19.490 4	30.695 9

四、工业智能化对制造业对外绿地投资的实证分析

(一) 基准回归结果

本部分使用普通最小二乘(OLS)法和固定效应(FE)模型检验工业智能化对制造业绿地投资的影响,基准回归结果见表2。表2中列(1)、列(3)仅加入了核心解释变量,检验在控制及未控制固定效应情况下工业智能化对制造业对外绿地投资的直接效应;列(2)、列(4)为在上述基础上增加了控制变量的回归结果。从回归结果可知,无论是否加入控制变量或是否对固定效应进行控制,工业智能化的系数的显著性和符号未发生明显改变,均显著为正。在对来源行业、投资来源国、投资目的国及时间固定效应进行控制后,工业智能化水平每上升10%,制造业绿地投资项目水平上升0.028。这一结果验证了假设1,即工业智能化水平提高对制造业绿地投资产生的替代效应小于促进效应,从而显著地提高了制造业对外绿地投资水平。

表2 基准回归结果

变量	OLS		FE	
	(1)	(2)	(3)	(4)
<i>rob</i>	0.004 4*** (209.00)	0.003 6*** (128.90)	0.002 6*** (3.27)	0.002 8*** (3.18)
<i>rta</i>		-0.006 9*** (-33.67)		0.001 2 (0.96)
<i>GDP</i>		0.000 1 (0.67)		-0.000 1 (-0.24)
<i>export</i>		0.000 2*** (16.94)		-0.000 3* (-1.96)
<i>import</i>		0.001 0*** (64.04)		-0.001 4*** (-7.31)

表2(续)

变量	OLS		FE	
	(1)	(2)	(3)	(4)
<i>market</i>		0.005 0*** (22.22)		-0.002 6** (-3.01)
<i>wage</i>		0.000 2*** (14.35)		0.000 1** (2.27)
<i>ins</i>		-0.003 0*** (-32.12)		0.001 2 (1.58)
<i>dis</i>		-0.002 6*** (-24.60)		-0.010 6*** (-4.26)
常数项	-0.001 5*** (-17.92)	-0.111 0*** (-80.81)	0.003 2 (1.55)	0.157 1*** (4.03)
观测量	2 464 099	1 872 622	2 464 099	1 872 622
投资来源国固定效应	未控制	未控制	控制	控制
投资目的国固定效应	未控制	未控制	控制	控制
时间固定效应	未控制	未控制	控制	控制
行业固定效应	未控制	未控制	控制	控制

注:列(1)、列(3)为不包含控制变量的回归结果,列(2)、列(4)为包含控制变量的回归结果。***、**、*分别表示在1%、5%、10%的水平上显著,括号内为估计系数聚类到行业-来源地国家层面的*t*值,后表同。

(二) 稳健性检验

为了增强基本估计结果的稳健性,本文将从以下几个方面进行稳健性检验:

1. 替换核心解释变量

基准回归模型使用工业机器人的存量衡量工业智能化程度,本部分将使用更换折旧方法后重新计算的工业机器人存量(*newrob*)以及机器人渗透度(*penrob*)对工业智能化水平重新进行度量。首先,IFR数据库在计算存量时使用的折旧方法为:假定工业机器人从其投入使用年份开始的前十二年内均不发生贬值,直到第十三年时报废。实际上,工业机器人是有可能随着时间逐步损耗的,IFR使用的折旧计算方法与实际折旧速度的偏差会导致实际工业智能化水平在前十二年的非折旧期内被高估,而在折旧期内被低估。对此,本文参考阿尔图奇等(2018)^[7]的做法,使用永续盘存法重新计算折旧,即以每年10%的折旧率计算工业机器人存量。由表3列(1)的估计结果可知,当使用永续盘存法计算的工业机器人存量度量工业智能化水平时,系数的大小及显著性水平与主回归基本一致。

其次,在使用工业机器人存量衡量工业智能化水平时,可能会忽略由行业规模差异带来的影响。当行业规模较大时,即使实际工业智能化水平较低,工业机器人存量也有可能高于工业智能化程度高但行业规模较小的行业,从而无法准确反映实际的工业智能化水平。对此,本文使用阿西莫格鲁和雷斯特朗(Acemoglu & Restrepo, 2020)^[13]的方法,使用机器人渗透度表征工业智能化水平。该指标的计算方法为工业机器人存量除以该行业的制造业就业人数,因此可以消除行业规模对度量工业智能化水平造成的干扰。

从表3列(2)的回归结果可以看出,机器人渗透度系数的显著性水平相较于主回归有所下降,但仍显著为正,从而证明本文的核心结论具有稳健性。

再次,为了弱化使用工业机器人度量工业智能化水平时存在的弱点,例如根据现有数据无法区分普通机器人与智能机器人等,在稳健性检验中,本文参考杨飞和范从来(2020)^[44]的方法,通过计算各国各制造业行业使用的互联网和信息服务业中间品占增加值的比重对工业智能化水平进行衡量。从表3列(3)的结果可以看出,在替换工业智能化的衡量方法后,工业智能化依然对制造业对外绿地投资具有显著的促进效应。

2. 面板固定效应泊松估计

由于被解释变量为制造业对外绿地投资的项目数量,存在大量0值,可能会影响回归结果的有效性。对此,本文参考科雷亚(Correia,2019)^[45]的方法,使用高维固定效应面板泊松模型重新对模型(1)进行估计。由表3列(4)结果可知,工业智能化的系数依旧显著为正。

表3 稳健性检验(1)

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
<i>neurob</i>	0.003 1*** (3.30)			
<i>penrob</i>		0.003 0** (3.02)		
<i>IT</i>			3.839 8*** (3.23)	
<i>rob</i>				0.043 4*** (11.45)
<i>rta</i>	0.001 3 (0.98)	-0.000 1 (-0.07)	0.001 0 (0.31)	-0.093 0*** (-4.28)
<i>GDP</i>	-0.000 1 (-0.25)	0.000 8 (0.68)	-0.003 7 (-1.50)	0.196 0* (1.79)
<i>export</i>	-0.000 3** (-2.24)	-0.000 5** (-2.86)	0.000 3 (0.96)	-0.611 1*** (-5.62)
<i>import</i>	0.000 3* (2.18)	0.000 3 (1.76)	-0.000 1 (-1.11)	0.275 7*** (36.96)
<i>market</i>	-0.002 6** (-3.01)	-0.004 0** (-2.98)	-0.009 0** (-2.67)	0.047 3*** (16.05)
<i>wage</i>	0.000 1* (2.20)	0.000 8 (1.44)	0.000 1 (0.65)	0.005 0** (2.39)
<i>ins</i>	0.001 2 (1.62)	0.001 7 (1.48)	-0.006 1* (-2.11)	0.090 2 (1.39)
<i>dis</i>	-0.010 6*** (-4.40)	-0.016 7*** (-5.17)	-0.018 6*** (-3.90)	-0.196 7*** (-14.98)
常数项	0.157 3*** (4.04)	0.241 9*** (3.66)	0.493 7*** (4.90)	0.441 7*** (3.32)

表3(续)

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
观测量	1 872 622	1 042 112	766 349	1 728 467
投资来源国固定效应	控制	控制	控制	控制
投资目的国固定效应	控制	控制	控制	控制
时间固定效应	控制	控制	控制	控制
行业固定效应	控制	控制	控制	控制

注:列(1)、列(2)、列(3)、列(4)分别为更换机器人存量折旧方法、机器人渗透率、IT行业中间品占比、面板泊松回归的结果。表中包含了控制变量的回归结果,后表同。列(4)括号内为估计系数的 z 值,其他列括号内为估计系数聚类到行业-来源地国家层面的 t 值。

3. 更换被解释变量

在使用投资项目数量表征绿地投资情况时,可能存在无法全面捕捉制造业绿地投资变化的情况。例如,海外生产活动的增加可能表现为投资金额的上升,而使用项目数量度量的制造业绿地投资水平则无法反映出这类变动。对此,本文将被解释变量由投资项目数量替换为投资金额,考察工业智能化对制造业绿地投资规模的变化。回归结果列于表4列(1)。由结果可知,在使用投资项目金额衡量制造业绿地投资水平时,工业智能化依旧存在显著的促进效应。

4. 增加控制变量

考虑到工业智能化水平提高的同时,会伴随着物流行业的发展,本部分在基准回归的基础上,控制了投资来源国物流业发展水平($llogis$)及投资目的国的物流业发展水平($mlogis$)的影响,物流行业发展水平通过空运货物周转量(log)衡量。原因在于,在智能制造技术迅速发展的同时,往往会带动物流行业的发展,催生“智慧物流”等新型运输模式。以华为的城市运营指挥中心(IOC)智能制造平台为例,这一项目接入了华为企业内部信息以及供应链相关的仓储等大量信息。在运输方案的选择上,物流部门可以借助于该平台,通过对不同发货地的模拟运算,确定最优的发货平台、路线和运输方式等,极大地提高运输效率。物流方式的进步将对降低运输成本及贸易成本起到积极作用,从而促进制造业绿地投资。这可能导致工业智能化在对绿地投资的促进效应中,包含了物流行业发展对绿地投资的促进效应。从表4列(2)的结果可知,在剔除物流行业发展的影响后,相较于主回归,工业智能化的系数变小但依然显著为正,表明工业智能化对于绿地投资的促进作用并未受到物流行业发展的影响。

5. 周期性影响

制造业绿地投资水平的变化可能会受到金融危机带来的周期性变化的影响,从而导致主回归的估计结果出现偏误。例如金融危机后,受金融危机影响较大的发达国家,其制造业对外绿地投资随之减少。但同时,由金融危机导致的发达国家资产价格的大幅下降,吸引了大量来自发展中国家的绿地投资者。因此,本文将样本分为金融危机前后两个子样本进行回归,结果列示于表4列(3)、列(4)。由结果可知,使用金融危机前后两个子样本估计的工业智能化系数基本一致,表明在考虑了周期性变化的影响后,本文结论依然稳健。

表4 稳健性检验(2)

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
rob	0.012 2*** (3.63)	0.002 9** (2.86)	0.003 4** (2.55)	0.003 2*** (3.44)

表4(续)

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
<i>rta</i>	0.003 3 (0.61)	0.001 3 (0.68)	0.001 6 (0.72)	0.001 3 (0.84)
<i>GDP</i>	0.002 4 (0.91)	0.001 7* (1.99)	-0.004 5** (-2.62)	0.002 6** (2.63)
<i>export</i>	-0.001 2* (-2.23)	-0.000 3* (-1.99)	-0.000 2 (-1.38)	-0.000 3** (-2.52)
<i>import</i>	0.001 5** (2.66)	0.000 4** (2.46)	0.000 4** (2.69)	0.000 3* (1.85)
<i>market</i>	-0.005 8* (-2.08)	-0.000 9 (-1.33)	-0.001 3 (-1.10)	-0.005 5** (-3.01)
<i>wage</i>	0.000 9* (1.91)	0.000 1* (2.12)	0.000 3** (2.89)	0.000 1** (2.28)
<i>ins</i>	0.011 2** (3.00)	0.000 6 (0.73)	0.005 7*** (3.35)	-0.000 9 (-0.64)
<i>dis</i>	-0.043 0*** (-4.81)	-0.009 9*** (-4.36)	-0.010 8*** (-4.19)	-0.010 3*** (-4.28)
<i>llogis</i>		-0.000 0 (-0.04)		
<i>mlogis</i>		0.000 6** (2.91)		
常数项	0.441 7*** (3.32)	0.062 6 (1.74)	0.229 8*** (3.42)	0.155 8** (3.16)
观测量	1 728 467	1 265 283	541 525	1 221 664
投资来源国固定效应	控制	控制	控制	控制
投资目的国固定效应	控制	控制	控制	控制
时间固定效应	控制	控制	控制	控制
行业固定效应	控制	控制	控制	控制

注:列(1)、列(2)、列(3)、列(4)分别为绿地投资金额、剔除物流行业影响、金融危机前、金融危机后的结果。

6. 内生性处理

工业智能化与制造业绿地投资间可能存在反向因果关系,即工业智能化具有显著的制造业绿地投资促进效应是因为海外生产较多的行业更愿意将智能制造技术应用于生产环节之中,这将会导致参数估计存在内生性问题。本文借鉴阿尔图奇等(2018)^[7]的思路,将与一国经济发展水平相近国家的相同行业的机器人存量(*tool*)作为工具变量。一方面,经济发展水平能从侧面反映出该国追赶世界前沿技术的能力,因此经济发展水平相近的国家,其工业智能化水平也往往相似。另一方面,本国的制造业绿地投资水平受其他国家的工业智能化水平的直接影响较弱。工具变量的两阶段回归结果报告于表5列(1)、列(2)。列(1)为第一阶段的回归结果,由结果可知,工具变量与工业智能化水平之间存在显著的正相关性, Kleibergen-Paap rk Wald *F* 检验和 Kleibergen-Paap rk *LM* 检验的结果表明通过了弱工具变量检验。第二阶段的结果报告于列

(2),可知工业智能化对制造业对外直接投资有显著的正向效应。

此外,若对外直接投资水平较高的国家更倾向于在生产制造过程中使用工业机器人等智能制造技术,可能会导致本文高估工业智能化的制造业对外直接投资促进效应。为进一步减少基准回归的估计偏误,本文借鉴李嘉楠等(2021)^[46]的思路,使用各国在2003—2019年的工业智能化水平作为被解释变量,分别将其1985—2002年、1990—2002年的对外直接投资存量^①和对外直接投资净流量^①作为解释变量,并控制了经济发展水平及洲固定效应。表5列(3)至列(6)的结果表明,在2003年之前对外直接投资水平与2003年之后的工业智能化程度不存在显著关系。

表5 内生性处理

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
<i>rob</i>		0.004 3** (2.91)				
<i>tool</i>	0.276 9*** (4.11)					
<i>netodi</i> 1985-2002			0.144 2 (1.44)			
<i>gdp</i> 2001			1.304 1*** (7.80)	1.462 7*** (4.55)	1.277 9*** (7.46)	1.479 1*** (4.55)
<i>stockodi</i> 1985-2002				0.122 2 (0.47)		
<i>netodi</i> 1990-2002					0.166 3 (1.61)	
<i>stockodi</i> 1990-2001						0.102 1 (0.40)
常数项	-25.398 0*** (-6.13)	0.360 4 (0.13)	-30.015 1*** (-10.79)	-30.910 6*** (-3.78)	-29.907 1*** (-10.56)	-31.303 8*** (-3.79)
控制变量	控制	控制	未控制	未控制	未控制	未控制
观测量	579	579	65	58	64	58
国家固定效应	控制	控制	未控制	未控制	未控制	未控制
时间固定效应	控制	控制	未控制	未控制	未控制	未控制
Kleibergen-Paap rk Wald <i>F</i>	16.860 {16.38}					
Kleibergen-Paap rk <i>LM</i>	6.034 [0.014]					

注:列(1)、列(2)分别为工具变量第一阶段和第二阶段的回归结果,列(3)—列(6)分别为*rob*2003—2019对不同解释变量的回归结果。[]内为*P*值, { }内为Stock-Yogo弱识别检验10%水平上的临界值。

① 由于FDi Markets数据库仅包含2002之后的数据,本文使用对外直接投资存量和对外直接投资净额衡量1985—2002年的制造业对外直接投资水平。

五、拓展分析

(一) 机制分析

基于前文分析,本文认为工业智能化会通过以下两个主要机制影响制造业绿地投资水平,即生产率促进效应和市场需求提高效应。本部分通过构建中介模型分别对两个机制进行实证检验,设定中介变量为劳动生产率(*productivity*)及市场需求(*demand*),其他设定与基准回归一致。

首先,对工业智能化的生产率促进效应机制进行检验。据前文的分析可知,智能化生产将引致生产方式和生产组织形式的转变,从而提高企业的生产率。而生产率的高低则是影响企业能否弥补在境外投资的成本,以及企业是否在东道国具备竞争力的关键因素。当企业生产率越高或高生产率企业越来越多时,所在行业的生产率相应越高,对外绿地投资的水平也就越高。因此,本文认为工业智能化可以通过提高生产率来促进 OFDI 水平的提升。为检验这一机制是否成立,本文使用劳动生产率(*productivity*)作为中介变量,计算方式为将行业增加值与行业就业人数的比值取对数。表 6 为使用中介效应模型进行检验的结果。表 6 列(1)为劳动生产率作为被解释变量的回归结果,由结果可知,智能制造技术的应用显著提高了行业的劳动生产率。由表 6 列(2)可知,劳动力生产率的提高会带来制造业绿地投资水平的上升。因此,劳动生产率是工业智能化影响制造业绿地投资的中介机制。假设 2 得以验证。

其次,对工业智能化的市场需求提升效应机制进行检验。智能制造技术的应用使得企业能够更快、更准确地捕捉和满足消费者的产品偏好,据此大幅提高产品竞争力,为企业获取更多市场份额奠定基础。市场需求的提高将推动制造业绿地投资水平上升。为验证该机制,本文使用世界贸易整合解决方案(WITS)数据库提供的显示性比较优势作为中介变量,检验工业智能化的市场需求提升效应机制。显示性比较优势度量了一个行业在国际市场中的竞争力,因此本文将其用于反映该行业产品需求的变化。回归结果列于表 6 列(3)。结果表明,工业智能化对市场需求具有显著的促进效应。而由列(4)的结果可知,市场需求的提高将显著促进制造业绿地投资水平上升。因此,市场需求是工业智能化影响制造业绿地投资水平的中介机制。假设 3 得以验证。

表 6 机制检验

变量	生产率促进效应		市场需求提升效应	
	(1)	(2)	(3)	(4)
<i>productivity</i>		0.002 9*** (3.24)		
<i>demand</i>				0.028 6*** (3.55)
<i>rob</i>	0.125 9*** (3.98)	0.002 9*** (3.31)	0.006 8*** (3.64)	0.003 5*** (6.68)
<i>rt</i>	-0.014 5*** (-3.82)	-0.000 6 (-0.41)	0.000 9** (3.22)	0.000 2 (0.18)
控制变量	控制	控制	控制	控制
观测量	1 220 382	1 220 382	857 622	857 622

表5(续)

变量	生产率促进效应		市场需求提升效应	
	(1)	(2)	(3)	(4)
投资来源国固定效应	控制	控制	控制	控制
投资目的国固定效应	控制	控制	控制	控制
时间固定效应	控制	控制	控制	控制
行业固定效应	控制	控制	控制	控制

注:列(1)、列(3)的被解释变量分别为 *productivity* 和 *demand*,列(3)、列(4)的被解释变量均为 *ofdi*。

(二) 产业链传导效应分析

一个行业的工业智能化水平不仅会直接影响本行业的绿地投资水平,还可能间接影响上下游行业的绿地投资。为了识别工业智能化对上下游行业绿地投资水平的间接影响,本文参考阿西莫格鲁等(Acemoglu et al.,2016)^[47]的方法,通过各国2011年的投入产出表计算行业间的关联程度,设定如下模型对工业智能化的传导效应进行检验:

$$ofdi_{ijkt} = \beta_0 + \beta_1 rob_{ijt} + \beta_{up} upstream_{ijt} / \beta_{down} downstream_{ijt} + \beta_{crossup} uprob_{ijt} / \beta_{crossdown} downrob_{ijt} + \sum \varphi controls + \lambda_i + \lambda_j + \lambda_k + \lambda_t + \varepsilon_{ijkt} \quad (4)$$

其中,*i*、*j*、*k*、*t*分别代表来源地国家、行业、目的地国家和年份。*ofdi*表示绿地投资水平,*controls*为与基准回归中一致的控制变量, λ 为来源地国家、行业、目的地国家和年份层面的固定效应。*rob*为本行业的工业智能化水平,其系数度量了*j*行业工业智能化对本行业绿地投资水平的直接影响。*upstream_{ijt}*代表*j*行业的上游行业的工业智能化水平,其系数反映了*j*行业的上游行业工业智能化对*j*行业绿地投资水平的影响。*downstream_{ijt}*度量了下游行业的工业智能化水平,其系数反映了*j*行业的下游行业工业智能化对*j*行业绿地投资水平的影响。*uprob_{ijt}*与*downrob_{ijt}*分别为上游行业工业智能化水平与本行业工业智能化水平的交互项,以及下游行业工业智能化水平与本行业工业智能化水平的交互项。上下游行业工业智能化水平的具体计算方法如下:

$$downstream_{ijt} = \sum_n output\%_{j \rightarrow n, j \neq n}^{2011} \times rob_{nt}$$

$$upstream_{ijt} = \sum_n input\%_{j \rightarrow n, j \neq n}^{2011} \times rob_{nt}$$

其中,*downstream_{ijt}*为*i*国*j*行业与下游行业的关联程度,*output%_{j→n,j≠n}²⁰¹¹*为*j*行业投入*n*行业的产出占*j*行业总产出的份额。*upstream_{ijt}*为*i*国*j*行业与上游行业的关联程度,*input%_{j→n,j≠n}²⁰¹¹*为*j*行业使用*n*行业的产出占*j*行业总中间投入品的份额。*rob*为*n*行业在第*t*年的工业智能化水平。

表7列(1)汇报了未包含交互项的上游行业工业智能化与本行业绿地投资水平的回归结果。结果表明,上游行业工业智能化的提高通过产业链促进下游行业的绿地投资水平。这是由于,一方面,上游行业的工业智能化对生产率的促进作用,使得上游企业能提供更低价格、更高质量的中间品,从而使得生产率增益通过中间品传导至下游行业,引致下游行业绿地投资增加。另一方面,上游工业智能化水平的提高会激励下游行业的企业进行智能化升级,从而促进绿地投资。模块化的生产方式可以降低中间品与中间品、中间品与最终品在对接过程中产生的摩擦^[2],当上游企业应用智能制造技术时,下游企业生产过程的模块化将有助于进一步提高上下游企业的协商效率,降低由摩擦产生的成本。此外,下游企业的智能化,例如接入工

业互联网,有助于获取更全面的上游供应商信息、中间品生产状况信息等。表7列(2)为未包含交互项的下游行业工业智能化与本行业绿地投资水平的回归结果。由结果可知,下游行业智能制造技术的应用将引致上游行业绿地投资水平上升。可能的原因为,下游行业的海外生产会促进上游行业中型及小型企业生产线的转移。考林和汤姆林森(Cowling & Tomlinson, 2002)指出下游的龙头企业往往与本土的供应商建立了紧密的合作关系,固定的合作关系使得上游企业能提供低价且质量稳定的中间品^[48]。这种合作关系是企业国际竞争力的组成部分,因此当下游的大型企业在海外设立工厂或生产线时,为了保持与母国供应商的合作关系,下游企业会鼓励其供应商进行海外生产。而对于上游企业来说,下游龙头企业往往是其核心客户,因此也有动机随上游企业一起在境外设立生产线^[49]。表7列(3)、列(4)为加入交互项后的产业链传导效应检验结果。由结果可知,交互项的系数显著为正,表明当工业智能化的水平越高时,产业链的传导效应就越强。

表7 拓展性分析

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
<i>rob</i>	0.003 3*** (3.28)	0.003 3*** (3.96)	0.004 2*** (3.51)	0.003 4*** (5.63)
<i>upstream</i>	0.000 2** (3.03)		-0.001 6 (-1.73)	
<i>downstream</i>		0.000 5* (2.17)		-0.002 5 (-1.60)
<i>uprob</i>			0.000 2* (1.93)	
<i>downrob</i>				0.000 4* (1.76)
控制变量	控制	控制	控制	控制
观测量	919 821	1 011 742	919 821	1 011 742
国家固定效应	控制	控制	控制	控制
时间固定效应	控制	控制	控制	控制
行业固定效应	控制	控制	控制	控制

注:列(1)、列(2)为未包含交互项的产业链下游和上游的传导效应检验结果;列(3)、列(4)为加入交互项后的检验结果。

(三) 异质性分析

上文对工业智能化与制造业对外绿地投资的整体关系进行了分析,本部分将进一步探讨工业智能化对制造业对外绿地投资具有何种异质性效应。具体来说,将从投资来源国经济发展水平、投资来源国行业工资水平、投资目的国市场规模以及投资来源国与投资目的国地理距离四个方面进行讨论。

1. 来源国经济发展水平

发达国家与发展中国家的制造业对外绿地投资在投资动机等多方面存在差异,例如,相较于发达国家,在发展中国家中,以寻求廉价劳动力为目的的绿地投资较少。这些差异是否会导致工业智能化的绿地投资促进效应在不同收入水平的国家间出现异质性?为探究该问题,本文构建发展中国家虚拟变量与

工业智能化的交乘项 ($developing \times rob$)。结果列于表 8 列 (1)。由结果可知,交乘项的系数显著为负,表明工业智能化在发展中国家的绿地投资促进效应弱于发达国家。造成这一结果的原因可能在于,首先,智能制造技术的进步改变了产业价值来源,从而促进了市场中新产品的诞生。由产品生命周期理论可知,相比高收入国家,低收入国家在产品生命周期的前期竞争力较弱^[50],因此很难在新产品市场中占据更多份额,从而无法通过扩张生产规模刺激绿地投资。其次,虽然智能化生产促进了全球价值链的参与程度,但在低收入国家中,大量企业无法跨越对外直接投资所需的生产率门槛,因此这些企业会选择以出口的方式服务国际市场。

2. 来源国生产成本

如上文所述,工业智能化水平的提高对于服务于母国市场的制造业企业会产生促进回流效应,这一效应将反向影响智能制造的绿地投资促进效应,而回流效应的大小则受到母国生产成本的影响。母国生产的高成本使得自动化生产带来的制造业回流效应进一步弱化。同时,尽管新的产品价值创造模式要求生产与市场的地理位置应尽量相近,但若成本过高,会导致母国生产的收益无法弥补其成本,企业仍旧会选择在海外进行生产制造活动。为验证上述观点,本文构建了工业智能化与绿地投资所属行业在来源国的工资水平的交乘项 ($wage \times rob$)。工资水平能够反映出一国生产成本的高低,在工资水平越高的国家,其他生产要素的价格也往往较高,因此该国企业在母国生产的成本就越高。将交乘项加入主回归,估计结果列于表 8 列 (2)。结果表明,交乘项的系数显著为正,即在工资水平越高的行业,工业智能化对制造业绿地投资的促进效应就越强。

3. 近距离海外生产与远距离海外生产

虽然发达国家的制造业绿地投资在 2003—2019 年整体上减少了 250 项,但发达国家对其周边国家的投资却出现了明显的上升。例如,美国对墨西哥的制造业绿地投资在样本期内增加了 25 项,欧盟对土耳其的绿地投资上升了 320 项。本文将绿地投资双边地理距离与工业智能化水平的交乘项 ($dis \times rob$) 加入基准回归,结果汇报于表 8 列 (3)。由结果可知,交乘项的系数在 1% 的显著水平上为负,表明双边地理距离的增加将减弱智能制造对绿地投资的积极效应,也就是说工业智能化对近岸生产的促进效应更强。原因在于,一方面,如上文所述,定制化生产成为智能制造时代产品的主要价值来源,这要求生产地与最终市场的地理距离相近,以实现消费者与生产者之间的高频高效交互。另一方面,服务于本土市场的跨国企业回流母国受限于高昂的生产成本,而在近岸的低工资国家生产不仅满足了对地理距离的要求,同时也在生产成本上也具有一定优势。例如,德国本土生产的牛仔裤成本为 30.36 美元每条,而产自土耳其的牛仔裤的德国到岸价则降至 12.08 美元每条^[18]。

4. 目的国市场规模

工业智能化引致产品价值来源转变的同时,对外直接投资的内在驱动力也将发生转变。在过去,国际化企业可以选择以贸易的方式服务东道国市场。而随着智能制造的发展,定制化生产逐渐成为企业维持其竞争力、获取更多市场份额的重要方式。跨国企业为了实现与境外消费者的高效交互,会将其生产环节配置到最终市场所在国家。但是,相比于以贸易的方式参与境外市场,在当地投资设厂将面临更高的固定成本。因此,投资者需要获得足够的收益以弥补绿地投资的固定成本,而这一收益则与东道国的市场规模正向相关。对此,本文使用居民消费额 ($\log$) 表征东道国的市场规模,将市场规模与工业智能化的交乘项 ($market \times rob$) 加入主回归。由表 8 列 (4) 的估计结果可知,交乘项的系数显著为正,表明投资目的国的市场

规模越大,工业智能化对绿地投资的促进效应就越强。

表 8 拓展性分析

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
<i>rob</i>	0.004 1** (3.09)	0.002 4*** (3.55)	0.003 0*** (3.38)	0.002 7*** (3.24)
<i>developing</i> × <i>rob</i>	-0.002 5* (-2.01)			
<i>wage</i> × <i>rob</i>		0.000 2** (2.49)		
<i>dis</i> × <i>rob</i>			-0.001 9*** (-3.71)	
<i>market</i> × <i>rob</i>				0.003 1*** (4.26)
控制变量	控制	控制	控制	控制
观测量	1 872 622	1 872 622	1 872 622	1 872 622
国家固定效应	控制	控制	控制	控制
时间固定效应	控制	控制	控制	控制
行业固定效应	控制	控制	控制	控制

注:列(1)、列(2)、列(3)、列(4)分别为来源国经济发展水平、来源行业生产成本水平、双边地理距离、目的国市场规模的结果。

六、结论及政策建议

本文通过匹配 2003—2019 年 fDi Markets 提供的制造业绿地投资数据、IFR 提供的工业机器人数据以及全球 71 个国家 11 个行业的宏观数据,实证研究了工业智能化对制造业绿地投资的影响及作用机制。研究发现:第一,工业智能化水平的提高促进了制造业绿地投资的增加,这一效应主要通过提高生产率及市场需求实现;第二,智能制造的制造业绿地投资促进效应体现在发达国家以及生产成本较高的国家,投资来源国与投资目的国地理距离较近以及投资目的国市场规模的扩张会强化这一积极效应;第三,工业智能化的制造业对外绿地投资促进效应还会通过中间品市场传导至产业链的上下游行业。

本文结论为理解新一轮的科技变革对跨国生产行为的影响提供了依据。首先,从国家层面来看,政府应大力推进人工智能技术、信息技术与制造业的深度融合。对外直接投资是中国构建全面开放新格局的重要一环,海外生产以及绿地投资对于中国制造业企业参与国际市场和全球价值链具有重要意义。因此,政府应鼓励工业智能化发展,注重对相关领域高技能劳动力和研发人员的培养,在强化行业内智能制造龙头企业、自动化生产示范项目引领作用的同时,通过补贴、税收优惠等方式提高中小型制造业企业智能制造投资的回报率,激励更多企业进行智能化升级,为国内企业创造更多竞争力,鼓励更多企业“走出去”,为国内企业参与全球产业链分工、打破现有的国际分工格局赋能。其次,工业企业应尽快实现智能化升级。对于企业来说,智能化升级不仅可以降低生产的直接成本以及母公司对海外子公司的管理成本,也能充分、快速地收集国内外市场信息以及供应链信息,从而实现企业生产率的提升。同时,智能制造的发展也创造出了新的价值模式,改变了产品竞争力的来源。企业应及时抓住新旧价值创造模式更替的契机,尽快完成智能

化改造以占领市场先机。再次,政府应出台相关举措,降低重要制造业及传统制造业等行业的生产成本,弱化工业智能化对工业化进程可能产生的消极影响。《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》明确提出“保持制造业比重基本稳定”,因此在鼓励企业“走出去”的同时,也应防范由产业大量向外转移引起的“去工业化”风险。最后,政府应推进工业互联网、物联网等智能制造基础设施建设,创造适宜外资智能制造企业的生产经营环境,培育新的吸引外资的核心优势,以应对全球工业智能化浪潮下廉价劳动力对外资的吸引力不断下降的挑战。

参考文献:

- [1] DE BACKER K, DESTEFANO T, MENON C, et al. Industrial robotics and the global organisation of production[Z]. OECD Science, Technology and Industry Working Paper No. 2018/03, 2018.
- [2] BUTOLLO F. Digitalization and the geographies of production: towards reshoring or global fragmentation? [J]. *Competition & Change*, 2021, 25(2): 259-278.
- [3] KINKEL S, ZANKER C, JAGER A. The effects of robot use in European manufacturing companies on production off-shoring outside the EU[Z]. 22nd International Annual EurOMA Conference Paper, 2015.
- [4] BONFIGLIOLI A, CRINÒ R, GANCIA G, et al. Robots, offshoring and welfare[Z]. CEPR Discussion Paper No. 16363, 2021.
- [5] HALLWARD-DRIEMEIER M, NAYYAR G. Have robots grounded the flying geese? Evidence from greenfield FDI in manufacturing[Z]. World Bank Policy Research Working Paper No. 9097, 2019.
- [6] STAPLETON K, WEBB M. Automation, trade and multinational activity: micro evidence from Spain [Z]. SSRN Working Paper No. 3681143, 2020.
- [7] ARTUC E, BASTOS P, RIJKERS B. Robots, tasks and trade[Z]. World Bank Policy Research Working Paper No. 8674, 2018.
- [8] 王林辉,姜昊,董直庆. 工业智能化会重塑企业地理格局吗[J]. *中国工业经济*, 2022(2): 137-155.
- [9] 杨光,侯钰. 工业机器人的使用、技术升级与经济增长[J]. *中国工业经济*, 2020(10): 138-156.
- [10] DUNNING J H, LUNDAN S M. Multinational enterprises and the global economy[M]. 2nd ed. Cheltenham: Edward Elgar Publishing, 2008.
- [11] KOJIMA K. The “flying geese” model of Asian economic development: origin, theoretical extensions, and regional policy implications[J]. *Journal of Asian Economics*, 2000, 11(4): 375-401.
- [12] United Nations Conference on Trade and Development. The “new” digital economy and development[Z]. UNCTAD Technical Notes on ICT for Development No. 8, 2017.
- [13] ACEMOGLU D, RESTREPO P. Robots and jobs: evidence from US labor markets[J]. *Journal of Political Economy*, 2020, 128(6): 2188-2244.
- [14] DE PROPRIIS L, PEGORARO D. Technological disruptions and production location choices[M]//CHIDLOW A, GHOURI P N, BUCKLEY T, et al. The changing strategies of international business: how MNEs manage in a changing commercial and political landscape[M]. Cham: Springer, 2019: 221-240.
- [15] HENG S. Industry 4.0: upgrading of Germany's industrial capabilities on the horizon[Z]. Deutsche Bank Research Paper, 2014.
- [16] 李伯虎,柴旭东,刘阳,等. 工业环境下信息通信类技术赋能智能制造研究[J]. *中国工程科学*, 2022, 24(2): 75-85.
- [17] WAJCMAN J. Automation: is it really different this time? [J]. *The British Journal of Sociology*, 2017, 68(1): 119-127.
- [18] ANDERSSON J, BERG A, HEDRICH S, et al. Is apparel manufacturing coming home?: Nearshoring, automation, and sustainability-establishing a demand-focused apparel value chain[R]. London: McKinsey Apparel, Fashion & Luxury Group, 2018.
- [19] ELLRAM L M, TATE W L, PETERSEN K J. Offshoring and reshoring: an update on the manufacturing location decision[J]. *Journal of Supply Chain Management*, 2013, 49(2): 14-22.
- [20] 王柳,石军伟. 数字经济时代企业智能制造能力架构研究——来自中国机床制造企业的经验证据[J]. *贵州社会科学*, 2021(11): 139-146.
- [21] ZHONG R Y, XU X, KLOTZ E, et al. Intelligent manufacturing in the context of Industry 4.0: a review[J]. *Engineering*, 2017, 3(5): 616-630.

- [22] OZTEMELE E. Intelligent manufacturing systems[M]//BENYOUCEF L, GRABOT B. Artificial intelligence techniques for networked manufacturing enterprises management[M]. London: Springer, 2010: 1-41.
- [23] STURGEON T J. Modular production networks: a new American model of industrial organization[J]. *Industrial and Corporate Change*, 2002, 11(3): 451-496.
- [24] 陈武, 陈建安, 李燕萍. 工业互联网平台: 内涵、演化与赋能[J]. *经济管理*, 2022, 44(5): 189-208.
- [25] 张卫, 朱信忠, 顾新建, 等. 工业互联网环境下的智能制造服务流程纵向集成[J]. *系统工程理论与实践*, 2021, 41(7): 1761-1770.
- [26] 何有龙, 李向东, 刘欣, 等. 工业互联网平台环境下的供应链协同管理研究[J]. *物流科技*, 2021, 44(8): 132-135.
- [27] HELPMAN E, MELITZ M J, YEAPLE S R. Export versus FDI with heterogeneous firms[J]. *The American Economic Review*, 2004, 94(1): 300-316.
- [28] DUNNING J H, VAN HOESEL R, NARULA R. Third world multinationals revisited: new developments and theoretical implications[Z]. Discussion Papers in International Investment and Management No. 227, 1997.
- [29] 田巍, 余淼杰. 企业生产率和企业“走出去”对外直接投资: 基于企业层面数据的实证研究[J]. *经济学(季刊)*, 2012, 11(2): 383-408.
- [30] 陈彦斌, 林晨, 陈小亮. 人工智能、老龄化与经济增长[J]. *经济研究*, 2019, 54(7): 47-63.
- [31] 韦东明, 顾乃华, 韩永辉. 人工智能推动了产业结构转型升级吗——基于中国工业机器人数据的实证检验[J]. *财经科学*, 2021(10): 70-83.
- [32] GRAETZ G, MICHAELS G. Robots at work[J]. *The Review of Economics and Statistics*, 2018, 100(5): 753-768.
- [33] KROMANN L, SKAKSEN J R, SORENSEN A. Automation, labor productivity and employment: a cross country comparison[Z]. CEPR Working Paper, 2011.
- [34] 裴军, 周娅, 彭张林, 等. 高端装备智能制造创新运作: 从平台型企业到平台型供应链[J]. *管理世界*, 2023, 39(1): 226-240.
- [35] 戚聿东, 郝越, 侯娜, 等. 装备制造企业数智化转型的模式与路径探索——基于山河智能的案例研究[J]. *经济管理*, 2022, 44(11): 25-45.
- [36] DUNNING J H. The eclectic (OLI) paradigm of international production: past, present and future[J]. *International Journal of the Economics of Business*, 2001, 8(2): 173-190.
- [37] FILIPPAIOS F, PAPANASTASSIOU M. US outward foreign direct investment in the European Union and the implementation of the single market: empirical evidence from a cohesive framework[J]. *Journal of Common Market Studies*, 2008, 46(5): 969-1000.
- [38] ALFALIH A A, BEL HADJ T. Foreign direct investment determinants in an oil abundant host country: short and long-run approach for Saudi Arabia[J]. *Resources Policy*, 2020, 66: 101616.
- [39] 杨连星, 刘晓光, 张杰. 双边政治关系如何影响对外直接投资——基于二元边际和投资成败视角[J]. *中国工业经济*, 2016(11): 56-72.
- [40] FAN H C, LIN F Q, TANG L X. Minimum wage and outward FDI from China[J]. *Journal of Development Economics*, 2018, 135: 1-19.
- [41] LOUNGANI P, MODY A, RAZIN A. The global disconnect: the role of transactional distance and scale economies in gravity equations[J]. *Scottish Journal of Political Economy*, 2002, 49(5): 526-543.
- [42] 王永钦, 杜巨澜, 王凯. 中国对外直接投资区位选择的决定因素: 制度、税负和资源禀赋[J]. *经济研究*, 2014, 49(12): 126-142.
- [43] 吕越, 陆毅, 吴嵩博, 等. “一带一路”倡议的对外投资促进效应——基于2005—2016年中国企业绿地投资的双重差分检验[J]. *经济研究*, 2019, 54(9): 187-202.
- [44] 杨飞, 范从来. 产业智能化是否有利于中国脱贫式发展? [J]. *经济研究*, 2020, 55(5): 150-165.
- [45] CORREIA S, GUIMARÃES P, ZYLKIN T. Ppmlhdfc: fast Poisson estimation with high-dimensional fixed effects[Z]. arXiv:1903.01690, 2019.
- [46] 李嘉楠, 龙小宁, 姜琪. 援助与冲突——基于中国对外援助的证据[J]. *经济学(季刊)*, 2021, 21(4): 1123-1146.
- [47] ACEMOGLU D, AKCIGIT U, KERR W. Networks and the macroeconomy: an empirical exploration[M]//EICHENBAUM M, PARKER J A. NBER macroeconomics annual 2015, volume 30. Cambridge, MA: University of Chicago Press, 2016: 273-335.
- [48] COWLING K, TOMLINSON P R. The problem of regional “hollowing out” in Japan: lessons for regional industrial policy[M]//SUGDEN R, CHENG R H, MEADOWS G R. Urban and regional prosperity in a globalised new economy. Cheltenham: Edward Elgar, 2002: 232-257.
- [49] HERRIGEL G, ZEITLIN J. Inter-firm relations in global manufacturing: disintegrated production and its globalization[M]//MORGAN G. The Oxford handbook of comparative institutional analysis. Oxford: Oxford University Press, 2010: 527-562.
- [50] VERNON R. International investment and international trade in the product cycle[M]//LETICHE J M. International economic policies and their theoretical foundations: a sourcebook. 2nd ed. San Diego, CA: Academic Press, 1992: 415-435.

Industrial Intelligence of Home Country and Outward Greenfield Investment in Manufacturing

ZHENG Yuming¹, XUE Jun²

(1. Qingdao University, Qingdao 266071;

2. Nankai University, Tianjin 300071)

Abstract: Outward greenfield investment in manufacturing is a forward-looking indicator of production location expectations. The current global production distribution pattern is changing due to the impact of the development and application of industrial intelligence. However, there is no consensus on whether industrial intelligence will lead to a return of manufacturing to developed countries, thereby reducing outward greenfield investment in manufacturing. Therefore, based on the outward greenfield investment data of 71 countries in manufacturing from 2003 to 2019, this paper conducts a theoretical and empirical analysis of how industrial intelligence affects outward greenfield investment. In the empirical analysis, the level of outward greenfield investment is measured by the number of outward greenfield investment projects, and the industrial robot stock provided by the IRF is used to measure the level of industrial intelligence.

The findings reveal that improving the level of industrial intelligence in the home country significantly promotes outward greenfield investment in manufacturing. This conclusion still holds after a series of robustness tests. Through the intermediary effect model, this paper proves that the industrial intelligence level of the home country improves the outward greenfield investment level by enhancing the home country's manufacturing productivity and increasing the market demand. Further research shows that the promotion effect of industrial intelligence on outward greenfield investment will also be transmitted to the upstream and downstream of the industrial chain through the intermediate product market. Specifically, improving the level of industrial intelligence upstream will positively affect outward greenfield investment downstream, and vice versa. The heterogeneity analysis shows that, first, the promotion effect of industrial intelligence on outward greenfield investment in manufacturing is stronger in countries with higher economic development levels or production costs. Second, when the geographical distance between the home country and the host country increases, this promotion effect becomes weaker. Third, when the host country's market size or market demand becomes more extensive, the improvement of industrial intelligence will lead to a higher level of outward greenfield investment in manufacturing. Fourth, as the level of industrial intelligence improves, the positive effect on the level of upstream and downstream outward greenfield investment will also increase.

This paper makes several innovations. First, it enriches the research on foreign direct investment in manufacturing by incorporating industrial intelligence into the theoretical framework of outward greenfield investment. Second, it covers both developing and developed countries, unlike existing studies that mainly focus on the impact of industrial intelligence on the overseas manufacturing activities of developed countries. Third, it employs multidimensional panel data, which helps to mitigate the endogeneity arising from macro-level data.

Keywords: industrial intelligence; industrial robot; outward greenfield investment; overseas production; manufacturing

责任编辑:魏小奋