

# 制造企业智能化转型、劳动力结构优化对创新绩效的影响 ——基于要素投入的调节效应

## THE INFLUENCE OF INTELLIGENT TRANSFORMATION AND LABOR STRUCTURE OPTIMIZATION ON INNOVATION PERFORMANCE IN MANUFACTURING ENTERPRISES: THE MODERATING EFFECT OF FACTOR INPUTS

杨俊玲<sup>1\*</sup>, 揭筱纹<sup>2</sup>

Junling Yang<sup>1\*</sup>, Xiaowen Jie<sup>2</sup>

<sup>1,2</sup>泰国正大管理学院中国研究生院

<sup>1,2</sup>Chinese Graduate School, Panyapiwat Institute of Management, Thailand

Received: June 15, 2024 / Revised: August 22, 2024 / Accepted: September 2, 2024

### 摘要

在中国经济进入新常态的大背景下,面对外部技术溢出效应的消失和经济下行压力,制造业的智能化转型成为推动创新驱动发展的重要举措。人工智能在制造业中的渗透引起学术界的广泛关注,但是现有研究大多基于宏观层面,且侧重于单方面的研究,缺乏对智能化转型影响创新绩效的机制研究。通过对 2013-2022 年 A 股制造业上市公司数据进行实证分析,研究发现智能化转型正向显著影响创新绩效,劳动力结构优化在智能化转型和创新绩效之间起着部分中介作用。在这一过程中,制造业智能化投资和应用对创新绩效均有显著正向影响,且智能化转型显著减少常规低技能劳动力的占比,增加非常规高技能劳动力的占比,对常规中等技能劳动力占比没有显著影响。此外,人力资本和资本强度投入对劳动力结构优化和创新绩效提升均产生正向调节作用。本研究为制造业在智能化转型过程中提升创新绩效提供了理论指导和实践建议。

**关键词:** 制造企业 智能化转型 劳动力结构优化 创新绩效

## Abstract

Against the backdrop of China's new economic norms, the intelligent transformation of the manufacturing industry has become a key initiative for driving innovation amid diminishing external technological spillover effects and mounting economic pressure. The gradual integration of artificial intelligence into the manufacturing sector has attracted widespread academic attention. However, existing research has primarily focused on the macro level and often lacks in-depth analysis of the mechanisms through which intelligent transformation influences innovation performance. By conducting an empirical analysis of data from A-share listed manufacturing companies from 2013 to 2022, this study finds that intelligent transformation has a significant positive impact on innovation performance, with labor structure optimization serving as a partial mediator. In this process, the investment in and application of intelligent technologies within the manufacturing sector significantly enhance innovation performance. Moreover, intelligent transformation substantially reduces the proportion of conventional low-skill labor while increasing the share of unconventional high-skill labor, with no significant effect on conventional medium-skill labor. Additionally, investments in human capital and capital intensity positively moderate both labor structure optimization and improvements in innovation performance. This study provides theoretical insights and practical recommendations for the manufacturing industry to enhance innovation performance through intelligent transformation.

**Keywords:** Manufacturing Enterprises, Intelligent Transformation, Labor Structure Optimization, Innovation Performance

## 引言

中共二十大报告强调，要加快实施创新驱动发展战略，明确企业在科技创新中的主体地位，推动科技创新转化为现实生产力。科技进步通过创新活动产生，是推动经济持续增长的关键内生因素，尤其是现代信息技术在大规模工业企业中的应用和转化，能够显著推动宏观经济的长期发展 (Tian & Li, 2022)。依托于人工智能等技术发展，全球经济或将进入新一轮增长周期 (Su & Yang, 2024)。制造企业是高质量发展的重要引擎，体现了国家的综合实力，制造企业的发展壮大的核心在于创新。中国经过四十多年改革开放，经济成就突出，但也要看到，企业自主创新动力不足、人口红利逐步消失、资源和环境问题日益突出问题也在逐步显现。随着内外环境的变化，经济下行压力增大，外部技术溢出效应逐渐消失，这对中国制造企业的未来创新发展提出了挑战。

中国是全球最大的制造业国家，拥有庞大的产业链集群，为智能制造技术的发展提供了广阔的市场和应用场景。智能制造在降低成本、提高产品质量和生产效率方面具有独特优势。新冠疫情也为人工智能的应用提供了快速增长的空间，国际机器人联合会

(International Federation of Robotics) 的数据显示, 中国在 2021 年对工业机器人进行了巨额投资, 机器人密度排名进入前五, 首次超过美国, 2022 年又进一步增长 5% (International Federation of Robotics, 2023)。随着人工智能技术的不断发展, 它在制造业中展现出巨大的发展潜力, 推进智能化转型成为制造企业创新发展的关键动力。

人工智能是一种新兴的技术进步, 其迅猛发展引起了学术界的广泛关注。很多学者开始关注智能化带来的劳动力结构问题。Frey 和 Osborne (2013) 的研究分析了美国 702 个职业的自动化替代风险, 发现有 47% 的职业面临着被人工智能替代的风险。Acemoglu 和 Restrepo (2018a) 持谨慎的乐观态度, 他们认为, 从技术史的角度来看, 虽然技术进步会替代一些工作, 但在长期内会创造出新工作, 新工作产生的补偿效应能够抵消替代效应。中国部分学者研究也发现, 高端制造业呈现“智能化”、“无人化”生产趋势, 而中低端产业呈现“省人化”生产的现象 (Xu & Xu, 2019)。智能化转型对劳动力的影响是学者关注的重点问题之一, 但是制造企业智能化升级转型是一个复杂的系统, 不仅仅是诸多智能要素的堆积, 人才和资金的投入也是制造业智能化转型成功与否的关键因素 (Xu, 2020)。虽然中国在创新领域取得了一定成果, 但仍存在创新主体动力不足、研发投入效率低下、创新生态环境不完善等问题 (Wang et al., 2021)。作为推动新一轮技术革命和产业转型的战略技术, 人工智能已成为企业创新研究中的关键要素之一 (Leone et al., 2021)。从现有文献来看, 学者大多是侧重于单一方面的研究, 例如人工智能对职业的替代性研究、人工智能对劳动生产率的影响、人工智能对创新绩效的研究等方面的研究, 鲜有针对技术推动下企业内在增长动力的机制研究。本文在前人研究的基础上, 深入探究智能化转型对创新绩效影响机理, 探讨劳动力结构优化的中介作用和要素投入的调节效用, 是对智能化转型和企业创新绩效相关影响的理论完善和补充。

## 研究目的

本文旨在深入研究人工智能技术在制造业中的运用对企业创新绩效的影响, 并探讨劳动力结构优化在其中的中介作用以及企业要素投入的调节作用。研究将考察制造业是否能够以技术进步为主要驱动力, 充分利用制造企业高技能人才增加的优势, 提升企业创新绩效的发展路径, 并验证资本强度和人力资本投入在这一过程中的调节作用。同时, 本文验证智能化转型的两个维度 (智能化投资和智能化应用) 对创新绩效和劳动力结构的影响。本研究试图构建起一个基于智能技术推动下的企业内生增长模式, 以为制造业的进一步发展提供理论支持和实践指导。

## 文献综述

### 1. 理论基础

本文基于技术-经济范式理论和内生性经济增长理论进行的模型逻辑演绎。技术-经济

范式理论认为革命性的技术进步在经济和社会中的扩散会引发整个经济系统重大调整,从而形成一个与新技术相适应的、较为稳定的新经济发展模式 (Pérez, 1983)。Wang 和 Chen (2019) 认为第四次工业革命以来,新一代信息技术的突破推动着数字经济范式的不断发展。首先,促进了传统行业向创新驱动模式的转型,依靠能源和劳动力密集投入的粗放型发展方式将发生根本改变;其次,传统产业正在向智能制造转型;最后,推动了传统产业组织架构的转变,形成了“大平台+小企业”的新型结构。新的劳动力技能、新的产品组合及渐进性创新、新的商业模式是技术-经济范式中的重要构件。内生性经济增长理论突破了把生产要素仅限于传统的劳动力与资本的限制。卢卡斯 (Robert Lucas) 和罗默 (Paul Romer) 将技术作为内生变量来影响经济增长,同时认识到知识资本积累的重要性,认为人力资本不仅能形成自身递增的收益率,还能使其他投入要素如物质资本等形成递增的收益率,进而推动整体经济形成递增的收益率 (Liu, 2017)。通过内生经济增长理论,我们可以发现经济发展除了资本和劳动力两类生产要素之外,人力资本优化与投入、知识资本积累这些因素会带动新的技术进步,循环往复产生内生性的技术进步模式。通过技术-经济范式理论和内生经济增长理论可以看到,技术是驱动经济变革和增长的核心力量,通过技术进步和人力资本积累可以推动传统生产要素从内生变量中寻找增长动力,为企业的技术进步与商业模式变革提供了机会窗口,由此衍生出复杂的作用机制,促进产业整体提升。

## 2. 研究假设:

### 1) 智能化转型与制造企业创新绩效

人工智能在制造业中的应用可以以狭义和广义两种方式理解。狭义上指的是人工智能技术在制造业中的具体应用;广义上涵盖了人工智能及相关技术在制造业中与其他技术和资源的融合应用 (China Academy of Social Sciences, Institute of Industrial Economics, Intelligent Economy Research Group, 2021)。企业要实现智能化还需要依靠大数据、云计算、物联网等信息技术的支持,这些技术构成了人工智能应用的基础设施和生产资料。本文所指人工智能在制造业中的应用是指广义上的应用,即人工智能及相关技术在制造业中与其他技术和资源的融合应用。智能化转型是指组织通过引入人工智能及相关技术,实现业务流程、管理方式和生产方式的全面升级和优化的过程。

随着人工智能的蓬勃进展,智能化转型对企业创新绩效的影响备受关注。现有研究成果大多是支持人工智能对于创新绩效具有正向的影响作用。Ying et al. (2020) 研究发现实施智能制造对企业的财务绩效和创新绩效有显著的促进作用,实施智能制造的时间越长,其对企业绩效的促进作用越明显。Li 和 Huang (2022) 采用 2011-2018 年制造业上市公司数据,验证工业机器人应用对企业创新绩效的影响。发现工业机器人应用对企业创新绩效具有正向影响。人工智能的应用是一个复杂的过程,涉及到技术的采纳、集成以及应用。仅仅通过单一维度来衡量企业的智能化水平显然是不够的。部分中国学者采用不同时间段企业智能化投资来测度企业的

智能化水平 (He & Liu, 2019; Qi et al., 2020), 还有一部分学者采用年报文本智能化关键词词频测度企业智能技能和具体智能应用 (Wu et al., 2021; Yu et al., 2020)。为了更客观的测度企业人工智能应用水平, 本文把智能化转型这一指标分为两个维度, 即智能化投资和智能化应用。智能化投资提供了公司在人工智能领域的财务投资信息, 而智能化应用提供了智能化技术具体应用的信息。这两个维度可以更全面和客观地反映企业真实的智能化水平。综上对已有研究的分析和推论, 本文得出如下研究假设:

H1: 制造业智能化转型对企业创新绩效存在正向影响。

H1a: 制造业智能化投资对企业创新绩效存在正向影响。

H1b: 制造业智能化应用对企业创新绩效存在正向影响。

## 2) 智能化转型与劳动力结构

历次工业革命都会对人类劳动力就业产生一定的影响。Autor et al. (2003) 根据自动化技术和劳动力各自的比较优势构建了“基于任务的模型”, 发现智能技术对劳动力结构的直接影响表现为替代效应和创造效应。Xie et al. (2020) 认为制造企业融合人工智能显著降低了低技能者就业比重, 企业融合人工智能的时间越长, 低技能就业比重下降的越多。类似地, Kong et al. (2020)、Wang et al. (2022)、Yan et al. (2020) 的实证研究发现, 在制造业中大规模使用智能化会替代大量的工作岗位, 对就业总量造成了负面影响。有学者研究发现人工智能技术采纳对制造业员工数量有负向显著影响 (He et al., 2020)。一些学者基于理论分析和工业机器人数据的实证研究发现, 当前人工智能或工业机器人并不具备替代复杂工作的能力, 只对低技能劳动力具有替代效应, 而对高技能劳动力具有创造效应 (Wang & Dong, 2020; Acemoglu & Restrepo, 2018b)。Cai 和 Chen (2019) 通过大规模调研发现, 在现代生产线上, 那些难以被人工智能替代的工作和人机协作环节仍然要依赖大量人力参与, 以应对人工智能在其他领域提升生产效率所带来的影响。中等技能劳动力通常是指那些需要一定教育背景和专业技能的劳动者, 人工智能对这一群体的影响更为复杂。Borjas (2005)、Acemoglu 和 Restrepo (2019) 认为当非常规高技能劳动力在总体劳动力中的比例增加时, 可以理解为劳动力结构发生了优化和升级。Zhao et al. (2020) 将劳动力结构优化升级定义为公司中非常规高技能劳动力的比例增加。本文借鉴 Zhao et al. (2020) 的定义, 将劳动力结构优化定义为: 公司中非常规高技能劳动力的比例增加。综上对已有研究的分析和推论, 本文得出如下研究假设:

H2: 智能化转型会导致制造企业减少对常规低技能劳动力的雇佣, 增加对非常规高技能劳动力的雇佣, 对中等技能劳动力影响波动性较小, 促使劳动力结构发生优化。

H2a: 智能化投资会导致制造企业减少对常规低技能劳动力的雇佣, 增加对非常规高技能劳动力的雇佣, 促使劳动力结构发生优化。

H2b: 智能化应用会导致制造企业减少对常规低技能劳动力的雇佣, 增加对非常规高技能劳动力的雇佣, 促使劳动力结构发生优化。

### 3) 劳动力结构优化与企业创新绩效

根据舒尔茨提出的人力资本理论，人力资本是推动经济增长的重要推动力量，其促进作用甚至高于物质资本的作用。Becker (1964) 认为，人尤其是有专业知识和技术的高层次的人，是促进经济增长和发展的真正动力。Wang 和 Huang (2022) 认为人力资本结构高级化带来了高素质人才供给与需求匹配度的提高，进而有效促进了其生产效率的提升。Romer (1990) 认为高素质的劳动者不仅能够在给定的技术条件下进行更有效率的生产，而且还更有可能发现新的技术和生产方式。Huang et al. (2013) 认为高素质人力资本具有稀缺的生产配置能力、技术创新能力与吸收能力。综上对已有研究的分析和推论，本文得出如下研究假设：

H3：劳动力结构优化在智能化转型对创新绩效的影响中起到中介效应。

### 4) 要素投入的调节效应

生产要素理论是经济学的主要理论。1803年萨伊把土地、劳动和资本归结为生产的三个要素 (Say, 1997)。随后生产要素理论在不同时期有不同的发展和补充，不仅涵盖了劳动、资本和土地等传统要素，还增加了组织、知识、人力资本、技术和其他要素的概念。这些理论对于理解经济发展和产业发展的要素作用机制具有重要意义。Cheng (2022) 认为在企业所投入的生产要素中，资本要素的稀缺性最大，它能够对经济利润信号作出更加灵敏地反应，促进资本要素在各地区之间高效流动。可见，资本与其他生产要素的匹配效率影响着创新能力水平。资本投入的强度展现了产业的规模经济程度 (Evans & Siegfried, 1992)，资本强度较高的企业或经济体更有可能采纳先进的智能技术，智能化对劳动就业产生了明显的替代作用，进而对劳动力结构产生影响 (Zhou et al., 2021)。Becker (1964) 认为增加人力资本投资可以提高劳动者在要素市场的竞争力，促进劳动力结构优化。Kucharčíková (2014)、Yang 和 Lin (2009) 发现人力资本投入对公司市值、财务绩效、创新和人力资源管理有积极的促进作用，投入越高市值、财务绩效，创新效率也有所提升。综上对已有研究的分析和推论，本文得出如下研究假设：

H4：资本强度正向调节智能化转型和劳动力结构优化之间的关系。

H5：人力资本投入正向调节智能化转型和劳动力结构优化之间的关系。

H6：资本强度正向调节劳动力结构优化和创新绩效之间的关系。

H7：人力资本投入正向调节劳动力结构优化和创新绩效之间的关系。

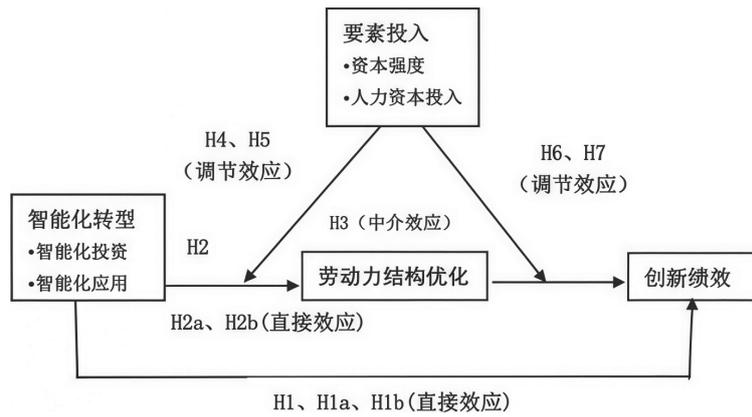


图 1 研究模型图

## 研究方法

### 1. 研究方法与数据来源及处理说明

为了验证理论模型的有效性，本研究采用实证研究法，选取中国制造业的上市公司作为研究对象，收集了上市制造企业在 2013-2022 年间的相关变量数据。运用 Stata 15.0 软件进行描述性统计、相关性分析及回归分析等多种分析方法，验证研究假设并得出相应结论。

本文的样本数据涵盖 2013-2022 年 A 股制造业上市公司。选择 2013 年作为研究起始点的原因是制造业的智能化推广和应用主要发生在 2013 年之后，之前尚未被产业界普遍认知。数据来源方面，企业智能化投资、财务数据、股权属性、公司治理、劳动力数量数据均来自 Wind 数据库；智能化应用数据来自上海和深圳证交所官网的上市公司年度财务报告文本；区域层面的变量数据来自中国研究数据服务平台 (CNRDS) 及相关省市的统计年鉴和统计公报。本文按照既有研究的做法剔除了以下样本：1) 财务数据不足两年的制造业上市公司；2) 已停牌、退市或中止状态的企业；3) ST 股票；4) 在 2013-2022 年间因非正常原因缺失变量数据的公司。本文对连续变量进行双边 1% 的 Winsorize 处理。经过以上数据筛选处理，最终得到 2830 家 A 股制造业上市公司数据，共计 19489 个数据样本。

### 2. 研究变量定义与测量

1) 智能化转型系数。学者 Wu et al. (2021) 采用“企业数字化转型”的词频统计来刻画其数字化转型程度。但是这可能存在上市公司为了美化报表而夸大数字智能化成果的情况。Qi et al. (2020) 基于上市公司财务报告附注中固定资产和无形资产的科目名称和每项资产额度，整理企业与人工智能相关的无形资产投资和固定资产投资额度，利用二者汇总金额占企业年度资产总额的百分比来测度智能化投资水平。Zhang 和 Li (2022) 将企业的真实智能化投资水平和年报文本信息相结合测度企业的智能化转型水平。本文借鉴 Wu et al. (2021) 的做法对上市公司年报文本信息智能化关键词进行词频统计作为测量依据，并结合 Qi et al. (2020)、Zhang 和 Li (2022) 等学者的做法，将企业的真实智能化投资水平和年报文本信息相结合，利用熵权法构建企业智能化转型系数，更加全面的测度制造企业的智能化水平。

表 1 智能化转型系数测度指标体系

一级指标	二级指标	测度方法
智能化投资	智能软件	与智能化相关的无形资产占总资产的比重。
	投资	相应的无形资产为科目名称中包含“智能”、“软件”、“系统”、“信息平台”、“数据”等词语的无形资产项目。
智能化投资	智能硬件	与智能化相关的固定资产占总资产的比重。
	投资	相应的固定资产为科目名称中包含“电子设备”、“计算机”、“数据设备”等词语的固定资产项目。
智能化应用	智能技术水平	公司年报文本中与人工智能技术相关的关键词数量。 相应的智能技术水平相关的关键词包括：人工智能、大数据、智能技术、机器人、机器学习、深度学习、自然语言处理、智能软件、云计算、物联网、区块链、智能控制、数据挖掘、数字孪生等。
	智能技术应用深度	公司年报文本中与智能化应用相关的关键词数量。 相应的智能技术应用深度相关的关键词包括：工业 4.0、云 IT、云生态、云服务、集成控制、商业智能、智能创新、智能研发、智能设计、智慧城市、智能产品、智能工厂、智能生产、智能营销、智能办公、智能系统、智能制造、智能终端、智能转型、智能设备、智能运维、智能服务、智能处理、智慧管理、智能客服、智能终端、数字智能、数字终端、数据集成、应用管理软件、信息系统、办公自动化等。

2) 劳动力结构优化。本文借鉴 Zhao et al. (2020) 的定义，将劳动力结构优化定义为：公司中非常规高技能劳动力的比例增加。本文劳动力结构的相关数据均来自 Wind 数据库。Wind 数据库将员工归类为 11 大类：生产人员、行政人员、客服人员、人事人员、销售人员、技术人员、财务人员、采购人员、仓储人员、风控稽核人员、综合管理人员、其他人员。本文依据岗位工作复杂程度，将员工岗位进一步分组归类，在归类的基础上将劳动力划分为常规低技能劳动力、常规中等技能劳动力和非常规高技能劳动力。

在 Wind 数据库原有分类的基础上，部分借鉴了 Zhao et al. (2020) 的分类方法，将员工的岗位进一步归类如下：第一类，生产人员 (Production)，将数据库中生产人员归入该类；第二类，职员 (Staff)，将数据库中采购人员、人事人员、行政人员、后勤人员、仓储人员、客服人员归入该类；第三类，科技人员 (Tech\_R&D)，将数据库中的技术人员归为该类；第四类，销售及市场人员 (S&M)，将数据库中销售人员划分为该类；第五类，财务金融人员 (Finance)，将数据库中的财务人员、风控稽核人员划为该类；第六类，综合管理人员 (Manager)，将数据库中综合管理人员划为该类；第七类，即其他相关人员 (Others)，主要指数据库中未归入以上六类的员工。

在以上七类员工分类的基础上，将企业员工划分为常规低技能劳动力、常规中等技能劳动力和非常规高技能劳动力。常规低技能员工包括生产人员类，主要从事常规的、重复性的、容易被人工智能替代的工作岗位的员工；常规中等技能员工包括职员类，主要从事不需要过高的

创造力和创新性常规工作；非常规高技能员工包括科技人员、销售及市场人员、综合管理人員和财务金融人員四类，主要从事非常规的、复杂性的、难以被人工智能替代的工作崗位的員工。“其他相關人員”类别没有归入上述三类。

3) 创新绩效。本文借鉴 Wang 和 Ahmed (2007) 的观点，将创新绩效定义为创新数量相关的量化指标。参考 Li 和 Zheng (2016) 的做法，采取专利申请数量来衡量企业创新绩效，即采用企业当年发明专利、实用新型专利和外观设计专利这三种专利申请数量之和来衡量企业创新绩效。

4) 要素投入。本文借鉴 Mankiw (1999) 的观点，认为生产要素是用于生产物品与服务的投入。本文主要研究人力资本投入和资本强度两个要素的调节作用。人力资本投入采用企业人均薪酬的投入高低来衡量。资本强度的度量本文借鉴 Liu (2019) 的测量方式，采用制造企业人均固定资产存量来表示资本强度投入的高低。

5) 控制变量。本文参考 Wang 和 Dong (2020)、Zhao et al. (2020)、Zhang 和 Li (2022) 的研究，选取企业和区域两个层面的控制变量。企业层面的控制变量包括：企业规模，存续年限，负债水平、总资产收益率、股权集中度、所有权属性；区域层面的控制变量包括：产业结构、经济发展水平、人口密度。主要变量定义及测量汇总见表 2。

表 2 主要变量定义及测量汇总表

变量类型	变量符号	变量定义
被解释变量	Patent	创新绩效， $\ln(1 + \text{当年专利申请数量})$
解释变量	AI	智能化转型系数，熵权法综合测定
	AI <sub>i</sub>	智能化投资， $(\text{智能化软件投资} + \text{智能化硬件投资}) / \text{总资产} * 100$
	AI <sub>s</sub>	智能化应用，公司年报文本中与人工智能技术、智能化应用相关的关键词数量的自然对数
中介相关变量	Emp	劳动力数量，劳动力数量的自然对数
	Emp <sub>l</sub>	常规低技能劳动力数量占比
	Emp <sub>m</sub>	中等技能劳动力数量占比
	Emp <sub>h</sub>	非常规高技能劳动力数量占比
调节变量	L	人力资本投入， $\ln((\text{支付给员工的薪酬} + \text{期末应付职工薪酬} - \text{期初应付职工薪酬}) / \text{员工人数})$
	K	资本强度， $\ln(\text{固定资产净值} / \text{员工人数})$
企业层面控制变量	Ln <sub>size</sub>	企业规模， $\ln(\text{总资产})$
	Ln <sub>age</sub>	企业存续年限， $\ln(\text{当期年份} - \text{企业成立年份})$
	Lev	负债水平，企业总负债/总资产
	Roa	总资产收益率，息税前利润/总资产
	Shrcr	股权集中度，用公司第一大股东持股占比来表示
	Soe	企业所有权属性，国有企业则为 1，非国有企业则为 0

表 2 主要变量定义及测量汇总表 (续表)

变量类型	变量符号	变量定义
区域层面	Indus	产业结构, 第二产业增加值/城市国内生产总值
控制变量	Ln_pgdp	经济发展水平, Ln (城市的人均国内生产总值)
	Ln_popu	人口密度, Ln (城市人口数量)

## 研究结果

### 1. 样本描述

#### 1) 制造企业智能化转型增长趋势

依据智能化转型系数测度指标体系, 用熵权法测度智能化转型水平, 从图 1 可以看出 2013-2022 年制造业上市公司人工智能应用水平总体呈波动上升趋势, 在 2014 年智能化投资出现短暂下降, 但是在 2020 年智能化投资出现较大幅度上升, 带动制造业整体智能化水平上扬, 极大可能是由于中国新冠疫情的“清零”封控政策打乱了制造业的正常生产, 企业紧急购置智能设备替代人工生产所致。2021 年和 2022 年智能化投资有所下调。从总体趋势上来看, 智能化投资波动性较大, 智能化应用增长趋势比较平稳。

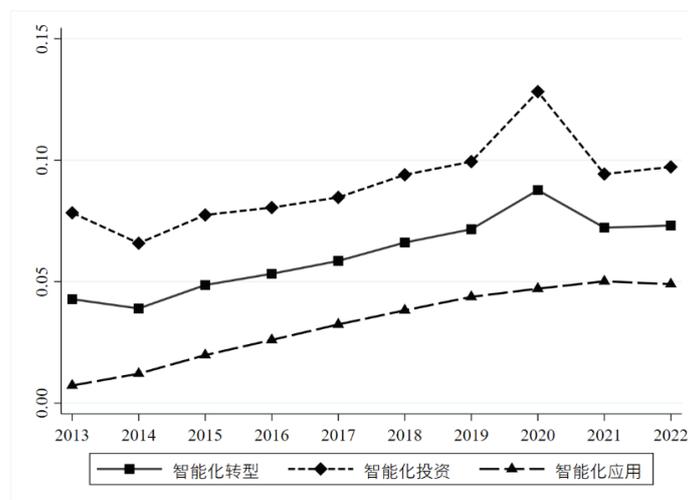


图 1 2013-2022 年制造企业智能化转型增长趋势图

#### 2) 智能化转型对劳动力结构影响的初步识别

为了初步分析智能化转型与劳动力结构之间的关系, 本文将样本根据智能化转型系数的中位数分成高低两组, 利用两组的常规低技能劳动力数量占比 (生产类)、常规中等技能劳动力占比 (职员类) 和非常规高技能劳动力数量占比 (科技人员、销售及市场人员、财务金融人员和综合管理人员) 的核密度图来观察劳动力结构的变化情况。从图 2a 和图 2b 可以看出, 智能化转型高组常规低技能劳动力和中等技能劳动力占比相对于低组明显左偏, 常规低技能劳

动力左偏幅度更大，可以看出智能化转型水平越高的企业生产类员工占比越低，二者存在负向关系，对于中等技能劳动力也有一定的替代作用但是影响较小；从图 2c 可以看出，智能应用高组非常规高技能劳动力占比的曲线呈现明显右偏，说明智能化转型水平越高对企业的高技能人才占比存在正向变动影响关系。从图 2 核密度图基本可以看出智能化转型水平的高低对劳动力结构的初步影响与研究假设基本一致。

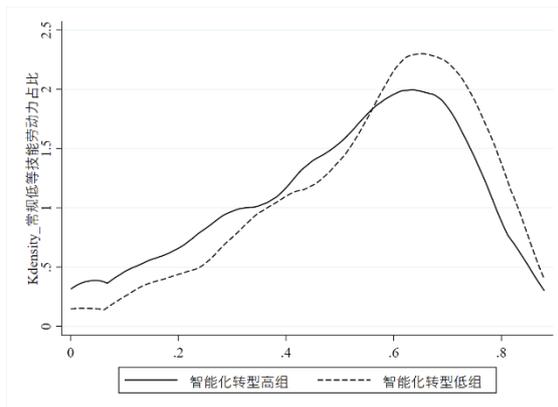


图 2a 智能化转型与常规低技能劳动力占比

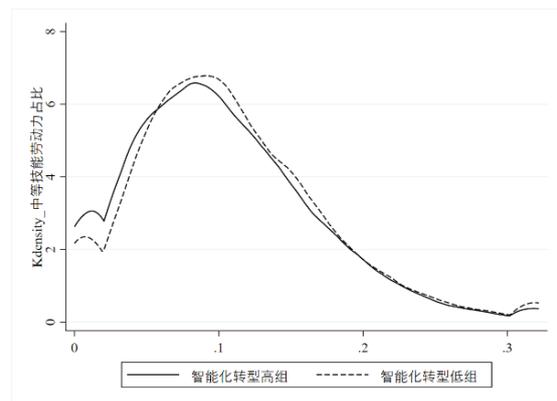


图 2b 智能化转型与中等技能劳动力占比

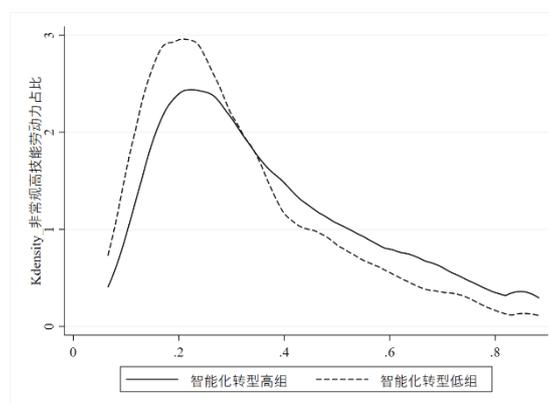


图 2c 智能化转型与非常规高技能劳动力占比

图 2 核密度分布曲线

### 3) 变量描述统计

从表 3 可以看出，变量 Patent（创新绩效）的样本数是 19489 个，平均值为 3.353，标准差为 1.519，最小值为 0，中位数为 3.401，最大值为 7.161，这反映了公司之间创新绩效的差异较大；变量 AI（智能化转型系数）的平均值为 0.064，标准差为 0.078，最小值 0，中位数为 0.037，最大值为 0.683，表明平均值和中位数均较低，标准差也较小，大多数企业智能化水平较低，智能化程度高的企业较少，智能化差异较大；变量 Emp\_1（常规低技能劳动力占比）中位数 0.573

较 Emp\_m (常规中等技能劳动力占比) 的 0.097 和 Emp\_h (非常规高技能劳动力占比) 的 0.293 都高, 说明大多数公司有较高比例的常规低技能劳动力, 非常规高技能劳动力占比较小; 控制变量 Roa (总资产收益率) 的平均值 0.056 和中位数 0.053 都较低, 最小值为 -0.208, 最大值为 0.243, 表明某些公司可能存在亏损情况, 整体绩效并不理想, 企业之间绩效差异较大; Soe (企业所有权属性) 均值为 0.241, 表明样本中非国有企业占比较大。变量的描述性结果可以看出, 变量的相对稳定中包含差异化, 能够反映制造业不同类型企业的情况, 也表明本研究具有代表性。

表 3 描述性统计

变量符号	Count	Mean	SD	MIN	P50	Max
Patent	19489	3.353	1.519	0.000	3.401	7.161
AI	19489	0.064	0.078	0.000	0.037	0.683
AI_i	19489	0.004	0.007	0.000	0.002	0.038
AI_s	19489	1.419	1.372	0.000	1.099	5.198
Emp	19489	7.688	1.139	5.209	7.596	10.842
Emp_l	19489	0.534	0.205	0.000	0.573	0.880
Emp_m	19489	0.106	0.066	0.000	0.097	0.322
Emp_h	19489	0.341	0.190	0.066	0.293	0.883
K	19489	12.664	0.858	10.249	12.654	14.766
L	19489	11.649	0.444	9.264	11.622	14.555
Ln_size	19489	22.082	1.164	20.011	21.921	25.675
Ln_age	19489	2.874	0.320	1.946	2.890	3.497
Lev	19489	0.387	0.189	0.055	0.377	0.856
Roa	19489	0.056	0.066	-0.208	0.053	0.243
Shrcr	19489	0.330	0.139	0.088	0.308	0.716
Soe	19489	0.241	0.428	0.000	0.000	1.000
Indus	19489	0.408	0.100	0.162	0.414	0.615
Ln_pgdp	19489	11.423	0.507	10.170	11.510	12.220
Ln_popu	19489	6.430	0.832	4.395	6.569	7.765

## 2. 相关性分析

相关分析结果表明: AI (智能化转型系数) 与 Patent (创新绩效) 之间存在一定程度的正相关, 相关系数为 0.260, 并在 0.01 水平上通过了 Pearson 相关系数检验, 相关性与研究假设方向一致; AI 与 AI\_i (智能化投资) 和 AI\_s (智能化应用) 相关系数为 0.845 与 0.559, 且全部 0.01 水平上显著, 主要是因为人工智能应用是这两个维度的计算所得, 所以相关性比较高。AI 与 Emp (劳动力数量) 的相关系数是 0.541, 并在 0.01 水平上显著, 二者显著正相关。AI 与 Emp\_l (常规低技能劳动力占比) 和 Emp\_m (常规中等技能劳动力占比) 均为显著负相关, AI

与 Emp\_h (非常规高技能劳动力占比) 的相关系数为 0.228, 并在 0.01 水平上显著, 说明二者存在显著正相关。Emp\_h 与 Patent 为正相关, 并在 0.01 水平上显著, 相关符号与研究假设一致。从以上分析可以看出, 智能化转型系数与创新绩效和劳动力结构的相关性符号与研究假设基本一致。

### 3. 直接效应检验

经过 Hausman 检验, 本文确定采用 OLS 回归和固定效应模型进行分析。

表 4 为在控制了企业及区域层面的控制变量之后, AI (智能化转型系数)、AI\_i (智能化投资)、AI\_s (智能化应用) 对 Patent (创新绩效)、Emp (劳动力数量)、Emp\_l (常规低技能劳动力占比)、Emp\_m (常规中等技能劳动力占比) 和 Emp\_h (非常规高技能劳动力占比) 的影响。第 (1) 列为 AI 对 Patent 的影响, 从结果来看, 智能化转型系数对创新绩效的影响估计系数为 0.699, 且在 1% 的水平上显著, 说明智能化程度能够显著正向影响企业创新绩效, 假设 H1 成立; 列 (2) 的结果显示, AI\_i 对 Patent 的影响估计系数为 0.055, 且在 1% 的水平上显著, 说明智能化投资能够显著提升企业创新绩效, H1a 假设成立; 列 (3) 的结果显示, AI\_s 对 Patent 的影响估计系数为 0.047, 且在 1% 的水平上显著, 说明智能化应用同样能够显著提升企业创新绩效, H1b 假设成立。

表 4 列 (4) (5) (6) (7) 为 AI (智能化转型系数) 对企业劳动力结构的影响结果。从列 (4) 可以看出, 在控制了企业及区域层面的控制变量之后, AI 对 Emp 的影响估计系数为 0.591, 且在 1% 的水平上显著, 说明智能化水平越高不但不会降低员工雇佣的数量, 反而会增加劳动力的雇佣数量, 智能化水平与劳动力数量呈现同方向变动, 智能转型系数越高会带来劳动力雇佣数量的增加; 列 (5) 的结果显示, AI 对 Emp\_l 的影响系数为 -0.090, 且在 1% 的水平上显著, 说明智能化水平越高会减少对低技能劳动力的雇佣; 列 (6) 的结果显示, AI 对 Emp\_m 估计的影响系数为 -0.006, 但是没有通过显著性检验, 说明智能化转型系数没有显著负向影响中技能员工数量; 列 (7) 的结果显示, AI 对 Emp\_h 的影响估计系数为 0.095, 且在 1% 的水平上显著, 说明智能化转型显著正向影响高技能员工占比, 智能化转型系数越高, 高技能劳动力的雇佣数量占比越高。综上分析, 人工智能应用会增加劳动力的雇佣数量, 减少对常规低技能劳动力的雇佣比例, 增加对非常规高技能劳动力的雇佣比例, 对中等技能劳动力影响波动性较小, 使劳动力结构发生优化。假设 H2 成立。

表 5 列 (8) (9) (10) (11) 为 AI\_i (智能化投资) 对企业劳动力结构的影响结果。列 (8) 的结果显示, AI\_i 对 Emp 的影响估计系数为 0.061, 且在 1% 的水平上显著, 说明智能化投资的增加会带来劳动力雇佣数量的增加; 列 (9) 的结果显示, AI\_i 对 Emp\_l 的影响估计系数为 -0.002, 未通过显著检验, 说明智能化投资没有显著降低非常规低技能劳动力占比; 列 (10) 的结果显示, AI\_i 对 Emp\_m 的影响系数为 -0.002, 且在 5% 的水平上显著, 说明智能投资会带来中等劳动

力的显著减少；列 (11) 的结果显示，AI<sub>i</sub> 对 Emp<sub>h</sub> 的影响估计系数为 0.005，且在 1% 的水平上显著，说明智能化投资增加会增加对非常规高技能劳动力的雇佣占比。以上结果可以看出，智能化投资会显著增加劳动力的雇佣数量，显著减少对中等劳动力的雇佣比例，增加对非常规高技能劳动力的雇佣比例，促使劳动力结构发生变化。H2a 假设部分成立。

表 5 列 (12) (13) (14) (15) 为 AI<sub>s</sub> (智能化应用) 对企业劳动力结构的影响结果。列 (12) 的结果显示，AI<sub>s</sub> 对 Emp 的影响估计系数为 0.021，且在 1% 的水平上显著；列 (13) 的结果显示，AI<sub>s</sub> 对 Emp<sub>l</sub> 的影响估计系数为 -0.006，且在 1% 的水平上显著；列 (14) 的结果显示，AI<sub>s</sub> 对 Emp<sub>m</sub> 的影响系数为 -0.001，且在 10% 的水平上显著；列 (15) 的结果显示，AI<sub>s</sub> 对 Emp<sub>h</sub> 的影响系数为 0.005，且在 1% 的水平上显著。以上结果说明，智能化应用会带来劳动力雇佣数量的显著增加，显著减少常规低技能劳动力的雇佣占比，显著增加对非常规高技能劳动力的雇佣占比，显著减少对中等技能劳动力的雇佣占比，促使劳动力结构发生变化。H2b 假设成立。

表 4 直接效用回归结果

变量符号	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
	Patent	Patent	Patent	Emp	Emp <sub>l</sub>	Emp <sub>m</sub>	Emp <sub>h</sub>
AI	0.699*** (4.831)			0.591*** (12.365)	-0.090*** (-5.583)	-0.006 (-0.736)	0.095*** (6.647)
AI <sub>i</sub>		0.055*** (3.508)					
AI <sub>s</sub>			0.047*** (5.158)				
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
_cons	0.356 (0.157)	0.207 (0.091)	0.836 (0.367)	-5.461*** (-7.258)	0.348*** (1.378)	0.591*** (4.424)	0.410* (1.824)
Firm & Year	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
N	19489	19489	19489	19489	19489	19489	19489
R <sup>2</sup>	0.248	0.247	0.248	0.565	0.018***	0.058	0.020

注：括号内为t统计量，\*、\*\*、\*\*\* 分别表示在 10%、5%、1% 的水平下显著，下同。

表 5 直接效用回归结果

变量符号	(8)	(9)	(10)	(11)	(12)	(13)	(14)	(15)
	Emp	Emp <sub>l</sub>	Emp <sub>m</sub>	Emp <sub>h</sub>	Emp	Emp <sub>l</sub>	Emp <sub>m</sub>	Emp <sub>h</sub>
AI								
AI <sub>i</sub>	0.061*** (11.637)	-0.002 (-1.136)	-0.002** (-2.185)	0.005*** (3.021)				
AI <sub>s</sub>					0.021*** (6.896)	-0.006*** (-5.638)	-0.001* (-1.690)	0.005*** (5.107)

表 5 直接效用回归结果 (续表)

变量符号	(8)	(9)	(10)	(11)	(12)	(13)	(14)	(15)
	Emp	Emp_l	Emp_m	Emp_h	Emp	Emp_l	Emp_m	Emp_h
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
_cons	-5.641*** (-7.490)	0.348 (1.375)	0.599*** (4.476)	0.400* (1.779)	-5.224*** (-6.916)	0.289 (1.145)	0.583*** (4.357)	0.459** (2.041)
Firm & Year	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
N	19489	19489	19489	19489	19489	19489	19489	19489
R <sup>2</sup>	0.564	0.017	0.058	0.018	0.562	0.018	0.058	0.019

#### 4. 中介效应检验

表 6 为中介效应检验结果, 从结果可以看出, 列 (1) 中 AI (智能化转型系数) 与 Emp\_h (非常规高技能劳动力占比) 的影响估计系数为 0.095, 且在 1% 的水平上显著, 说明智能化转型会带来非常规高技能劳动力的显著增加; 列 (2) 中 Emp\_h 对 Patent (创新绩效) 的影响估计系数为 0.164, 且在 5% 的水平上显著, 智能化转型系数对创新绩效的估计系数为 0.683, 相对于基础回归模型的回归系数 0.699 有所下降, 但依然在 1% 的水平上显著, 说明劳动力结构优化在智能化转型对企业创新绩效的影响中起到部分中介作用。综上分析, 假设 H3 成立。

表 6 中介效应检验结果

变量符号	(1)	(2)
	Emp_h	Patent
AI	0.095*** (6.647)	0.683*** (4.718)
Emp_h		0.164** (2.100)
控制变量	控制	控制
_cons	0.410* (1.824)	0.289 (0.127)
Firm & Year	Yes	Yes
N	19489	19489
R <sup>2</sup>	0.020	0.248

#### 5. 调节效用检验

从表 7 调节效应回归结果可以看出, AI (智能化转型系数) 和 K (资本强度) 交叉项的回归系数为 0.026, 在 5% 的水平下显著为正, 说明资本强度正向调节智能化转型和劳动力结构优化之间的关系。AI 和 L (人力资本投入) 交叉项的回归系数为 0.070, 在 1% 的水平下显著为正, 说明人力资本投入正向调节智能化转型和劳动力结构优化之间的关系。综上, 假设 H4、H5 成立。

从表 8 调节效应回归结果可以看出, Emp\_h (非常规高技能劳动力占比)和 K (资本强度)交叉项的回归系数为 0.112, 在 5% 的水平下显著为正, 说明资本强度正向调节劳动力结构优化和创新绩效之间的关系。Emp\_h 和 L (人力资本投入)交叉项的回归系数为 0.198, 在 5% 的水平下显著为正, 说明人力资本投入正向调节劳动力结构优化和创新绩效之间的关系。综上, 假设 H6、H7 成立

表 7 调节效应检验结果 -1

变量符号	(1) Emp_h	(2) Emp_h
AI	0.096*** (6.650)	0.077*** (5.361)
K	0.007*** (4.975)	
AI×K	0.026** (2.063)	
L		0.062*** (22.525)
AI×L		0.070*** (3.386)
<b>控制变量</b>	<b>控制</b>	<b>控制</b>
_cons	0.346 (1.539)	-0.125 (-0.563)
Firm & Year	Yes	Yes
N	19489	19489
R <sup>2</sup>	0.021	0.049

表 8 调节效应检验结果 -2

变量符号	(1) Patent	(2) Patent
Emp_h	0.204*** (2.616)	0.143* (1.805)
K	-0.073*** (-4.971)	
Emp_h×K	0.112** (2.124)	
L		0.086*** (2.973)
Emp_h×L		0.198** (2.207)
<b>控制变量</b>	<b>控制</b>	<b>控制</b>
_cons	0.921 (0.404)	-0.285 (-0.125)
Firm & Year	Yes	Yes
N	19489	19489
R <sup>2</sup>	0.248	0.248

## 讨论

本文利用 2013-2022 年 A 股制造业上市公司非平衡面板数据，从微观层面探讨了智能化转型对企业创新绩效的影响，并验证了劳动力结构优化在其中的中介作用及企业要素投入的调节效用。通过研究发现中国人工智能应用对于常规低技能劳动力有显著的替代性。同时，中国人工智能应用对制造业劳动力结构的影响呈现出补偿效用和创造效用。主要体现在人工智能应用能显著提升内部员工的雇佣数量，且显著提升非常规高技能劳动力的雇佣占比。这间接验证了那些难以被人工智能替代的工作和人机协作环节仍然要依赖大量人力参与的观点 (Cai & Chen, 2019)。部分学者提出的人工智能技术应用对制造业员工数量有负向显著影响 (He et al., 2020)，可能由于样本数据的差异，在本文模型检验中得到了相反的验证。另外，学者提出的“就业极化”现象 (Autor, 2015)，即高技能和低技能的工作不断增加，而中等技能的工作却比较少，通过实证检验，在中国制造业智能化转型中未验证这一现象。本研究证明人工智能应用不仅改善了劳动力结构，而且还通过劳动力结构转换提高了企业的创新能力，同时智能化投资和智能化应用都能够显著促进创新绩效，对劳动力结构的优化也起到了显著的促进作用，且要素投入在这一过程中起着正向调节作用。技术推动引起劳动力结构优化，要素投入调节作用，到企业创新绩效提升，共同构成了一个相互关联的理论框架。本研究模型为理解技术驱动下企业内生增长模式提供了理论支持，也为制造企业借助智能技术提升创新绩效提供了有效指导。

## 总结

本文通过微观层面的实证分析，深入分析了制造业智能化转型的创新效果，拓展了智能化转型对企业创新绩效影响的理论研究。在研究中，提供了一种新的视角来理解技术革命如何推动企业内部发展，建立了一种基于智能技术推动的企业内生增长研究模型，引入了劳动力结构转换作为中介变量和要素投入作为调节变量，并采用熵权法构建企业智能化转型指数，更加全面的测度制造企业的人工智能应用水平，使研究更具有可靠性。通过实证检验，本文得出如下研究结论：

1) 企业智能化转型对企业创新绩效存在显著正向影响，智能化转型系数越高企业创新绩效越好。制造业智能化投资和智能化应用都对企业创新绩效存在显著正向影响。

2) 企业智能化转型能显著提升内部员工的雇佣数量，显著减少常规低技能劳动力的雇佣占比，显著提升非常规高技能劳动力的雇佣占比，对常规中等技能劳动力影响波动性较小，促使劳动力结构发生变化。在这一变化中可以发现，智能化转型对制造业劳动力存在创造效用和替代效用。常规低技能人员主要包括制造业生产人员，这类员工所占比重在智能化冲击下企业需求将显著下降。中等技能劳动力（职员类）主要包括采购人员、人事人员、行政人员、后勤人员、仓储人员、客服人员等，这几类员工所占比例随着智能化水平的提升也呈现一定程度的替代性，但是替代效应不显著。非常规高技能员工包括科技人员、销售及市场人员、综合管理人員和财务金融人员四类，这几类员工所占比例随着智能化水平的推进将显著提高。

3) 智能化转型通过优化劳动力结构，进而促进创新绩效的增长，劳动力结构优化在智能化转型和创新绩效之间起着部分中介作用。

4) 资本强度和人力资本投入正向调节智能化转型和劳动力结构优化之间的关系，且资本强度和人力资本投入正向调节劳动力结构优化和创新绩效之间的关系。资本投入提供更多的智能设备和相关资源，更好地支持劳动力结构的优化，这有助于提升企业创新绩效。增加人力资本投入提升了员工的知识和技能，增强了他们适应新技术的能力，对于智能技术推动下的劳动力结构优化和创新绩效都起着积极的调节作用。

## 建议

基于本文研究结论，得出以下实践建议：

1) 制造企业加大智能化投入力度，优化配置企业资源，为智能化转型发挥创新优势奠定基础。制造企业应积极推进智能转型，在智能化投资和智能化应用上加大投入力度，增强其创新能力，促进制造业企业高质量发展。

2) 制造企业在推动智能化的过程中要特别注重优化劳动力结构，并加大对人力资本的投入。智能化转型会减少对常规低技能员工的需求，但同时会显著增加对非常规高技能人才的需求。

企业可以通过外部引进人工智能相关技能型人才来填补高技能岗位空缺；同时也可以注重内部人力资源的开发，通过岗位轮换和专业培训提升员工的技能水平，逐步建立符合智能化运营要求的人才队伍体系。

3) 政府要加大对制造业智能化转型的财政支持、税收优惠和融资支持力度。企业智能化转型过程中的人力资本投入和资本投入都需要资金保障，仅仅依靠制造业自身推进智能化转型是不够的，还需要政府积极出台配套政策，提供必要的财政补贴、税收优惠政策、融资支持等引导制造业进行智能化转型。

4) 政府部门需优化教育资源分配，加强政策引导和扶持，引导教育资源向人工智能及相关交叉学科倾斜，提升劳动力的整体适应性和抗风险能力。智能化转型对低技能劳动力和中等技能劳动力都有一定的替代作用。政府要自上而下建立多层次的再教育培训机构，给劳动力提升技能提供更多选择机会。政府应在教育政策支持和资金投入上鼓励高校和职业教育机构开设智能制造及相关交叉专业，并支持高校、研究机构、企业共建产学研合作基地，加大市场化智能人才的培养，提升劳动力的整体职业适应性。

#### 研究不足与展望

本文在理论模型构建和实证检验方面取得了一定的研究成果，但仍存在不足之处。例如，智能化相关数据可能受到企业自愿披露等因素的影响，存在潜在的选择偏误；研究数据局限于制造业，没有涉及其他行业，这可能限制了研究发现的普遍性；本文主要采用了回归模型分析，这可能无法捕捉人工智能应用与企业创新绩效间关系的动态变化和相关的组织和社会因素等。未来研究可以拓展研究样本，并在具体验证方法上引入新的经济计量模型、机器学习技术。也可以探索更多内部管理机制、外部市场环境、政策因素等潜在变量对上述关系的影响以及这些变量如何协同作用的问题。

#### References

- Acemoglu, D., & Restrepo, P. (2018a). *Artificial Intelligence, automation and work*. <https://ssrn.com/abstract=3101994>
- Acemoglu, D., & Restrepo, P. (2018b). The race between man and machine: Implications of technology for growth, factor shares, and employment. *American Economic Review*, 108(6), 1488-1542.
- Acemoglu, D., & Restrepo, P. (2019). *The economics of Artificial Intelligence: An agenda*. The University of Chicago Press.
- Autor, D. H. (2015). Why are there still so many jobs? The history and future of workplace automation. *Journal of Economic Perspectives*, 29(3), 3-30.
- Autor, D. H., Levy, F., & Murnane, R. J. (2003). The skill content of recent technological change: An empirical exploration. *The Quarterly Journal of Economics*, 118(4), 1279-1333.

- Becker, G. S. (1964). *Human capital: A theoretical and empirical analysis, with special reference to education*. The University of Chicago Press.
- Borjas, G. J. (2005). The labor-market impact of high-skill immigration. *The American Economic Review*, 95(2), 56-60.
- Cai, Y. Z., & Chen, N. (2019). Artificial Intelligence and high-quality growth and employment under the new technological revolution. *The Journal of Quantitative & Technical Economics*, (5), 3-22. [in Chinese]
- Cheng, F. Y. (2022). The efficiency and spatial evolution characteristics of material capital allocation in the Guangdong-Hong Kong-Macao Greater Bay Area. *Statistics and Decision*, 38(14), 110-113. [in Chinese]
- China Academy of Social Sciences, Institute of Industrial Economics, Intelligent Economy Research Group. (2021). *Intelligent+: The intelligent transformation of manufacturing*. People's Posts and Telecommunications Press. [in Chinese]
- Evans, L. B., & Siegfried, J. J. (1992). Entry and exit in United States manufacturing industries from 1977 to 1982. In D. B. Audretsch, & J. J. Siegfried (Eds.), *Empirical studies in industrial organization* (pp. 253-273). Springer Science+Business Media.
- Frey, C. B., & Osborne, M. A. (2013). The future of employment: How susceptible are jobs to computerisation? *Technological Forecasting & Social Change*, 114, 254-280.
- He, F., & Liu, H. (2019). Performance improvement effect of digital transformation in physical enterprises from the perspective of the digital economy. *Reform*, (4), 137-148. [in Chinese]
- He, Q., Li, Y. N., Cheng, Y. X., & Li, X. Y. (2020). The impact and mechanism of Artificial Intelligence technology application on employment: Micro evidence from manufacturing enterprises. *China Soft Science*, (S1), 213-222. [in Chinese]
- Huang, Y., Liu, Y., Wu, Y., & Li, W. (2013). Regional economic growth disparities in China: The effects of educational stratification. *Economic Research*, (4), 94-105. [in Chinese]
- International Federation of Robotics. (2023). *World robotics 2022: Industrial robots*. International Federation of Robotics. <https://ifr.org/about-world-robotics/>
- Kong, G., Liu, S., & Kong, D. (2020). Robots and employment: An exploratory analysis based on industry and regional heterogeneity. *China Industrial Economics*, (8), 80-98. [in Chinese]
- Kucharčíková, A. (2014). Investment in the human capital as the source of economic growth. *Periodica Polytechnica Social and Management Sciences*, 22(1), 29-35.
- Leone, D., Schiavone, F., Appio, F. P., & Chiao, B. (2021). How does Artificial Intelligence enable and enhance value co-creation in industrial markets? An exploratory case study in the healthcare ecosystem. *Journal of Business Research*, 129, 849-859.
- Li, M., & Huang, H. (2022). Application of industrial robots and innovation performance of manufacturing enterprises: The mediating effect of R&D investment and employee knowledge capability. *Chinese Human Resources Science*, (3), 73-84. [in Chinese]

- Li, W., & Zheng, M. (2016). Substantial innovation or strategic innovation? The impact of macro-industrial policy on micro-enterprise innovation. *Economic Research Journal*, 51(4), 60-73. [in Chinese]
- Liu, B. (2019). *China in the global value chain: Open strategy and deep integration*. China Social Sciences Press. <https://d.dedao.cn/EScj00xO3VcjEXON> [in Chinese]
- Liu, Z. (2017). *Economics of education*. Beijing Normal University Press. <https://d.dedao.cn/EUDhZUi eTtqrUdrq> [in Chinese]
- Mankiw, N. G. (1999). *Principles of economics (vol. 2)*. Peking University Press. [in Chinese]
- Pérez, C. (1983). Structural change and assimilation of new technologies in the economic and social systems. *Futures*, 15(5), 357-375.
- Qi, H., Cao, X., & Liu, Y. (2020). The impact of the digital economy on corporate governance: From the perspective of information asymmetry and managerial irrational behavior. *Reform*, (4), 50-64. [in Chinese]
- Romer, P. M. (1990). Endogenous technological change. *Journal of Political Economy*, 98(5), S71-S102.
- Say, J. B. (1997). *An introduction to political economy: The production, distribution, and consumption of wealth*. The Commercial Press. [in Chinese]
- Su, J., & Yang, Y. (2024). Global economic outlook from the perspective of technological innovation: A long-cycle view. *Southern Economy*, 7, 1-11. [in Chinese]
- Tian, X., & Li, R. (2022). Empowering the transformation and development of the real economy through digital technology: An analytical framework based on Schumpeter's endogenous growth theory. *Management World*, 38(5), 56-74. [in Chinese]
- Wang, C. L., & Ahmed, P. L. (2007). Dynamic capabilities: A review and research agenda. *International Journal of Management Reviews*, 9(1), 31-51.
- Wang, L., Hu, S., & Dong, Z. (2022). Artificial Intelligence technology, task attributes, and occupational substitution risk: Micro-level empirical evidence. *Management World*, (7), 60-79. [in Chinese]
- Wang, R., & Huang, G. (2022). Advanced human capital structure, structure matching, and manufacturing productivity improvement. *Statistics and Decision*, (11), 88-92. [in Chinese]
- Wang, S., & Chen, J. (2019). The technological-economic paradigm of the digital economy. *Shanghai Economic Review*, (12), 80-94. [in Chinese]
- Wang, Y., & Dong, W. (2020). How does the rise of robots affect China's labor market? Evidence from listed manufacturing companies. *Economic Research Journal*, 55(10), 159-175. [in Chinese]
- Wang, Z. Y., Wang, N., & Shan, X. G. (2021). Research on the issues of China's technological innovation practice in the stage of innovation 3.0. *Science of Science and Management of S&T*, (4), 127-141. [in Chinese]
- Wu, F., Hu, H., Lin, H., & Ren, X. (2021). The impact of corporate digital transformation on capital market performance: Empirical evidence from stock liquidity. *Management World*, 37(7), 130-144. [in Chinese]

- Xie, M., Xia, Y., Pan, J., & Guo, J. (2020). Artificial Intelligence, technological progress, and low-skilled employment: An empirical study based on Chinese manufacturing enterprises. *Chinese Management Science*, 28(12), 54-66. [in Chinese]
- Xu, D. (2020). *Future intelligent road: Analyzing 33 pitfalls of intelligent manufacturing with case studies*. Electronic Industry Press. [in Chinese]
- Xu, Y., & Xu, H. (2019). Two models of “machine for people” and their social impacts. *Cultural Anti-Culture*, (3), 88-143. [in Chinese]
- Yan, X., Zhu, B., & Ma, C. (2020). The use of industrial robots and manufacturing employment: Evidence from China. *Statistical Research*, 37(1), 74-87. [in Chinese]
- Yang, C. C., & Lin, C. Y. (2009). Does intellectual capital mediate the relationship between HRM and organizational performance? Perspective of a healthcare industry in Taiwan. *The International Journal of Human Resource Management*, 20(9), 1965-1984.
- Ying, L., Yang, J., & Gao, M. (2020). Intelligent manufacturing and corporate performance: An empirical test based on the PSM-DID method. *Finance & Accounting Monthly*, (12), 11-17. [in Chinese]
- Yu, F., Wang, L., & Li, X. (2020). The effects of government subsidies on new energy vehicle enterprises: The moderating role of intelligent transformation. *Energy Policy*, 141, 111463.
- Zhang, Y., & Li, H. (2022). The impact of intelligent transformation on internal labor structure. *Human Resource Development of China*, 39(1), 98-118. [in Chinese]
- Zhao, S., Shi, X., Lu, Y., & Liu, X. (2020). Can mergers and acquisitions promote the optimization and upgrading of labor structure? *Financial Research*, (10), 150-169. [in Chinese]
- Zhou, G., Li, L., & Meng, L. (2021). The impact of intelligence on China’s labor market: Analysis based on employment breadth and intensity. *Financial Research*, (6), 39-58. [in Chinese]



**Name and Surname:** Junling Yang

**Highest Education:** Doctoral Candidate

**Affiliation:** Chinese Graduate School, Panyapiwat Institute of Management, Thailand

**Field of Expertise:** Enterprise Digital Operations and Management.



**Name and Surname:** Xiaowen Jie

**Highest Education:** Doctoral Degree

**Affiliation:** Chinese Graduate School, Panyapiwat Institute of Management, Thailand

**Field of Expertise:** Corporate Strategic Management and SME Management