高技能劳动力雇佣驱动制造业创新绩效

——数字化转型路径的实证分析

左 薇，彭秋萍

（华南农业大学经济管理学院，广州 510642）

摘要：基于2015—2023年沪深A股3 192家制造业上市公司数据，探析企业高技能劳动力雇佣对创新绩效影响的作用路径。结果表明，高技能劳动力雇佣显著提升了企业创新绩效，而企业数字化转型在其中发挥部分中介作用。研究进一步发现，高管IT（信息技术）背景能够增强高技能劳动力对创新绩效的促进作用。异质性分析显示，上述效应在非国有企业和技术资本密集型行业中显著。

关键词：高技能劳动力雇佣；企业创新绩效；数字化转型；高管IT（信息技术）背景

中图分类号：F272.5 **文献标志码：**A **文章编号：**1671－1807(2026)05－0255－10

在大数据、云计算与人工智能等技术迅猛发展的推动下，制造业企业正经历从传统生产模式向数字化、网络化、智能化生产模式的深刻转型。数字化能力不仅重塑了企业的资源配置方式，更为知识创造与技术迭代提供了全新的基础设施，从而孕育出新的创新范式。换言之，数字化转型已成为制造业企业释放创新潜能、提升核心竞争力的关键通道[1]。然而，数字化技术的落地与企业创新潜能的释放，绝非简单的技术引进。已有研究表明，在企业创新活动中，高技能劳动力作为企业人力资本的重要力量，在资源的灵活运用方面发挥着关键作用[2]。随着企业转型深度的增加，人力资本，特别是高技能劳动力的战略价值空前凸显[3]。因此，在数字化大背景下，探究高技能劳动力雇佣是否能成为驱动企业创新绩效的引擎，具有重要现实意义。

尽管高技能劳动力在实践中发挥着关键作用，但现有学术研究对其驱动创新绩效的内在机制尚未给予充分关注。回顾已有文献可以发现，目前对于企业创新绩效的研究主要从内外两个方面开展。企业外部重点考察政策导向[4]、竞争市场[5]等对企业创新绩效的影响；企业内部则主要从战略决策[6]，内部制度[7]等方面开展研究。然而，数字化技术的落地与知识创造终究依赖人力资本的吸收、整合与再创造能力，使得从微观层面的人才配置视角显得尤为关键。它决定企业能否有效采纳数字化工具、重组资源并激发新知识。尽管如此，学界仍然更多关注“创新活动如何优化劳动力结构”[2]，而较少探讨“高技能劳动力雇佣如何通过数字化转型这一‘赋能引擎’进而促进企业创新绩效的增加”。因此，以企业劳动力雇佣为切入点，构建“高技能劳动力-数字化转型-企业创新绩效”传导框架，以检验高技能劳动力对企业创新绩效的直接与间接作用。同时，鉴于高管团队掌握人才引进与数字化投资的决策权，其技术认知必然影响上述机制的有效性，故将高管信息技术（information technology，IT）背景纳入模型，探讨其对“高技能劳动力雇佣-企业创新绩效”链条的调节作用，从而系统揭示人才雇佣、数字化赋能与企业创新绩效之间的情境效应。

通过获取沪深A股3 192家上市公司2015—2023年的数据，从实证分析的视角，进一步检验高技能劳动力雇佣对企业创新绩效的影响。基于上市公司数据的经验证据，系统阐明高技能劳动力经由数字化转型放大创新绩效的内在机制，以期为制造业企业制定高技能劳动力配置与数字化赋能的创新绩效策略，以及政府部门出台精准扶持政策，提供坚实的理论依据与实践借鉴。

收稿日期：2025-09-18

基金项目：广东省哲学社会科学规划项目青年基金（GD24YGL35）；2025年度广州市基础与应用基础研究项目（2025A04J2416）

作者简介：左薇（2002—），女，陕西西安人，硕士研究生，研究方向为企业管理；通信作者彭秋萍（1993—），女，江西吉安人，博士，副教授，研究方向为人力资本流动。

1 理论基础与研究假设

1.1 高技能劳动力雇佣与企业创新绩效

在创新活动中，劳动力作为企业人力资源的重要力量发挥着关键作用[2]。而针对企业劳动力的划分，现有文献通常依据劳动者的受教育程度和所接触任务的复杂程度将企业劳动力分为高技能劳动力与低技能劳动力两类[8]。在受教育程度层面，高技能劳动力通常指接受过高等教育，即大学及以上学历的劳动者[9]；而在接触任务的复杂程度层面，高技能劳动力主要指技术部门的员工，而生产部门、财务部门、销售部门等员工则定义为低技能劳动力[10]。在此基础上，相关研究表明，高技能劳动力对企业创新存在驱动效应[11]。例如，有学者发现，科技人才集聚可以通过提升企业创新能力，积极作用于绿色发展[12]。另有研究表明，高技能劳动力通过提升企业的知识吸收与转化效率，进一步对企业研发效率与市场表现起积极影响[3]。这些研究从不同侧面揭示，高技能劳动力所具备的前沿知识和复杂问题的解决能力，是其赋能企业创新绩效不断生成的重要基础。

为了深入解析上述现象的内在机理，特此引入“资本-技术互补”理论作为核心解释框架。该理论指出，企业物质资本，如机器、软件、设备与企业内部高技能劳动力之间存在互补性，而与低技能劳动力之间存在替代性[13]。究其原因，企业内部技术创新行为具备一定的高投入性、高复杂性和强探索性，需要员工付出超过常规工作的努力，并且具备一定的实力。而高技能劳动力由于拥有扎实的理论知识储备和知识应用能力，能够更熟练地将个人知识运用于实践操作当中[14]，高质量完成任务。进一步地，将这一概念置于数字化转型的时代背景下进行延伸。随着企业数字技术的普及与运用，进一步通过两种路径强化上述互补效应：①技术复杂化路径。大数据、人工智能等技术的应用，在给企业带来便利的同时，过载的信息在一定程度上也提升了工作的“复杂性”[1]，需要更多精通数字技术的专业人才进行处理与运用。随着高技能劳动力的加入，将会与企业内部智能化设施产生“资本-技术互补”效应，进一步促进企业创新绩效的不断提升[15]。而部分低技能劳动力由于缺乏知识储备，在技能掌握方面存在局限，因此在实际工作过程中将会产生消极应对情绪，无法与企业物质资本构建良好协同关系，不利于创新绩效的生成[16]。②能力集聚化路径。企业的创新活动离不开高技能劳动力的集聚[17]。随着企业高技能劳动力雇佣数量的增加，他们之间密集的知识交流、思维碰撞与分工协作，能够形成强大的集体智慧与知识溢出效应，从而催生更具突破性的创新成果[9]。综上，基于“资本-技术互补”理论内核，并结合数字化背景下两条路径的强化作用，研究认为随着企业高技能劳动力雇佣数量的增加，企业整合吸收并强化新技术，驱动创新的能力越强。

基于此，提出如下研究假设。

H1：高技能劳动力雇佣数量的增加有助于提升企业创新绩效。

1.2 企业数字化转型的中介作用

在企业创新发展的过程中，高技能劳动力雇佣、数字化转型与企业创新绩效三者紧密关联。

从高技能劳动力对企业数字化转型的影响来看，已有研究表明，高技能劳动力所具备的专业知识与先进的技术技能，成为企业数字化转型与创新发展的核心驱动力[18]。因此，企业数字化转型的过程中离不开高技能劳动力的支撑[19]。然而，这种支撑作用的有效性，不仅依赖高技能劳动力的专业素质，更关键的是需要达到一定的“临界质量”，形成高技能劳动力的集聚效应[17]。究其原因，当高技能劳动力的雇佣数量形成一定规模时，就能够从整体上产生知识溢出效应，提升组织的知识储备与技术理解能力[9]。这确保了企业能够更好地运用数字技术，评估未来价值，为数字化转型战略决策提供集体智慧[14]。其次，企业高技能劳动力还具备创新能力与学习能力，起到一定的示范作用[20]，他们通过知识溢出与同伴效应，能够加速新技术的采纳与扩散，重塑有利于数字化转型的组织惯例，推动企业数字化转型顺利开展。最后，从资源协同的视角看，雇佣一定规模的高技能劳动力，是实现企业数字技术与业务流程融合的重要条件。因此，当今企业已经逐渐意识到高技能劳动力雇佣的重要性，雇佣需求也在逐渐调整[13]。要求企业员工具备扎实的理论知识与实操技能，能够发挥工作主动性，利用个人知识储备，熟练操作智能化设施解决实际问题[21]。随着高技能劳动力雇佣数量的提升，将进一步加快企业数字化转型进程。

与此同时，数字化转型对企业创新绩效同样意义重大。从技术创新的视角来看，数字化转型战略的实施为企业带来了大数据、云计算、人工智能等先进的技术。这些技术的引入，不仅提升企业IT架构成熟度，提高企业运行的效率与质量[22]。还能

够帮助企业搭建知识共享平台,打破部门壁垒,促进高技能人才间的技术经验交流与创新思维碰撞,加速新技术的成果转化;从商业模式创新的视角来看,互联网商业模式的运用,实现了企业与供应商、合作伙伴、客户的全方位对接。帮助企业拉近与消费者的距离,结合顾客需求,提供定制化的解决思路,实现商业模式上的进一步创新[23];从企业内部管理模式创新来看,数字化转型能够进一步帮助企业优化管理流程[24]。企业可通过数字化流程管理系统,优化产品生产流程,减少冗余环节,进一步提升企业创新绩效。

结合上述分析,根据"资本-技术互补"理论,高技能劳动力与数字技术存在互补效应[15]。因此,随着企业高技能劳动力雇佣数量的增加,能够更好地协调数字资源,推动企业数字化转型。而在企业数字化转型的过程中,高技能劳动力助力企业不断积累数字技术与经验[16],整合优势资源,促进创新绩效的生成。

基于此,提出如下研究假设。

H2:高技能劳动力雇佣数量的增加对企业数字化转型存在积极的促进作用;

H3:数字化转型对企业创新绩效存在积极的促进作用;

H4:数字化转型部分中介了高技能劳动力雇佣对企业创新绩效的积极影响。

1.3　企业高管 IT 背景的调节作用

鉴于高管团队掌握人才引进与数字化投资的决策权,其技术认知必然影响上述机制的有效性,故将高管 IT 背景纳入研究范畴[25]。根据烙印理论,个体从早期接受的教育及职业生涯发展经历中,所获取到的专业知识及相关技能将会塑造自身的信息处理方式,形成较为稳定的行为偏好和处事态度,持久的影响个体判断与行为模式[26]。因此,具备 IT 背景的高管更容易理解数字时代企业的变革思路。

高管 IT 背景通常指企业高管具备信息技术相关专业知识,拥有数字化技能及相关工作经验,能够更好地理解 IT 带给企业的变革。从战略制定的视角来看,已有研究表明,高管凭借自身对于 IT 的理解,可以敏锐的洞察行业发展趋势,利用数字技术推动企业进行数字创新[27]。在大数据、云计算广泛兴起的当下,具备信息技术背景的高管更能够意识到数字技术运用对企业运营成本与效率的影响,进而提出数字化发展战略[28]。因此,与具有传统管理背景的高管相比,具备 IT 背景的高管更能够捕捉到人工智能在企业生产流程优化方面的潜力,及时推进企业智能系统更新,在降低运营成本的同时,助力企业创新产出的不断生成。而缺乏 IT 背景的高管,可能由于数字知识储备不足、数字技术认知不足等原因,错失技术创新机遇,进一步导致企业在市场竞争中失利;从资源配置的视角来看,拥有 IT 背景的高管能够精准识别与 IT 相关的人才资源,合理进行高技能劳动力引进[29]。这是其他背景高管难以企及的优势,他们凭借自身专业敏感度,能够精准判断哪些高技能劳动力的知识技能与企业数字化转型、创新需求相契合,最终将获取到的高技能劳动力与企业内部资源良好匹配,进一步助力企业创新绩效的生成。

基于此,提出如下研究假设。

H5:高管 IT 背景正向调节了高技能劳动力雇佣对企业创新绩效的积极影响。

研究模型如图 1 所示。

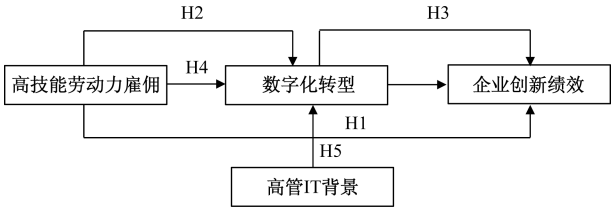


图 1　研究模型

2　研究设计

2.1　数据来源

选取 2015—2023 年 3 192 家沪深 A 股上市公司数据作为研究样本,数据来源主要为国泰安(CSMAR)数据库。为了减少偶然性并剔除极端值对研究的影响,特此对所获得数据进行以下处理:①对所有连续变量进行上下 1%的缩尾处理;②删除 ST、*ST、PT 特别处理类公司数据;③删除主要研究变量样本缺失值;④根据证监会 2012 年行业分类,选取制造业上市公司数据。最终得到 19 106 个公司年度观测值,并利用 Stata17.0 进行数据分析。

2.2　变量设计

(1)被解释变量:企业创新绩效(Patents)。借鉴何瑛等[30]的做法,采用企业所获专利数量来衡量创新绩效产出。具体而言,企业所获专利数量主要包含了发明专利、实用新型专利以及外观设计专利 3 个方面。为了方便研究,将上述 3 类专利数量进行横向加总,总数加 1 再取自然对数。

(2)解释变量:高技能劳动力雇佣(Hire)。借鉴刘啟仁和赵灿[10]的做法,根据企业员工的性质,将技术部门的员工定义为高技能劳动力,将生产部门、财务部门、销售部门等员工定义为低技能劳动力,用两者的雇佣比来衡量企业高技能劳动力雇佣的程度。

(3)中介变量:企业数字化转型(Digital)。借鉴甄红线等[31]的做法,使用国泰安数据库中国上市公司数字化转型研究数据库中的企业数字化转型指标进行测度,对技术分类、组织赋能、数字化应用等类别下 139 个数字化相关词频进行加总统计,最终取对数来综合度量企业的数字化转型程度。

(4)调节变量:高管 IT 背景(IT)。借鉴刘锡禄等[32]的做法,根据企业 CEO(首席执行官)个人背景资料,若 CEO 具备企业信息化管理技能及信息技术相关教育经历或者从业经历时,则认为该企业 CEO 具备一定的信息技术背景,则赋值为 1,否则赋值为 0。

(5)控制变量。参考文献[33-34],在控制行业(Ind)和年度(Year)的基础上,加入了一系列企业层面的控制变量,涵盖了企业综合治理指标和财务指标两类。具体包括企业规模(Size)、企业年龄(Age)、资产负债率(Lev)、资产回报率(Roa)、成长能力(Growth)、固定资产比率(Cap)、托宾 Q 值(TQ)、两职合一(Dual)、管理层持股比例(MP)和研发强度(Rdintensity)。具体变量定义见表 1。

表 1　变量定义

变量名称	变量符号	变量定义
企业规模	Size	企业总资产的自然对数
企业年龄	Age	ln(当前年份－公司成立年份＋1)
资产负债率	Lev	负债总额/资产总额
资产回报率	Roa	公司净利润/总资产
成长能力	Growth	(当期营业收入－上期营业收入)/上期营业收入
固定资产比率	Cap	固定资产总额/资产总额
托宾 Q 值	TQ	上市公司市值/资产总额
两职合一	Dual	上市公司董事长或 CEO 是否兼任,若兼任则为 1,其他情况则为 0
管理层持股比例	MP	管理层持股数/总股数
研发强度	Rdintensity	研发投入/营业收入
行业	Ind	证监会 2012 年行业分类,制造业取两位代码
年度	Year	2015—2023 年度虚拟变量

2.3　模型构建

为了探究高技能劳动力雇佣对企业创新绩效的影响,构建如下模型:

$$\mathrm{Patents}_{i,t}=\alpha_0+\alpha_1\mathrm{Hire}_{i,t}+\mathrm{Controls}_{i,t}+\sum\mathrm{Year}+\sum\mathrm{Ind}+\varepsilon_{i,t} \quad (1)$$

$$\mathrm{Digital}_{i,t}=\alpha_0+\alpha_1\mathrm{Hire}_{i,t}+\mathrm{Controls}_{i,t}+\sum\mathrm{Year}+\sum\mathrm{Ind}+\varepsilon_{i,t} \quad (2)$$

$$\mathrm{Patents}_{i,t}=\alpha_0+\alpha_1\mathrm{Hire}_{i,t}+\alpha_2\mathrm{Digital}_{i,t}+\mathrm{Controls}_{i,t}+\sum\mathrm{Year}+\sum\mathrm{Ind}+\varepsilon_{i,t} \quad (3)$$

$$\mathrm{Patents}_{i,t}=\alpha_0+\alpha_1\mathrm{Hire}_{i,t}+\alpha_2\mathrm{IT}_{i,t}+\alpha_3\mathrm{Hire}_{i,t}\times\mathrm{IT}_{i,t}+\alpha_4\mathrm{Controls}_{i,t}+\sum\mathrm{Year}+\sum\mathrm{Ind}+\varepsilon_{i,t} \quad (4)$$

式中:i、t 分别为公司、时间;被解释变量 $\mathrm{Patents}_{i,t}$ 为企业 i 在 t 年的创新绩效;解释变量 $\mathrm{Hire}_{i,t}$ 为企业 i 在 t 年的高技能劳动力雇佣程度;$\mathrm{Digital}_{i,t}$ 为企业数字化转型程度;$\mathrm{Controls}_{i,t}$ 为一系列控制变量,还对时间(Year)和行业(Ind)固定效应进行控制;$\varepsilon_{i,t}$ 为随机误差项;α_0 为常数项;α_1～α_4 为系数。研究主要关注模型(1)中 Hire 的系数 α_1 的显著性,如果系数显著为正,则意味着随着企业高技能劳动力雇佣比例的上升,将会对企业创新绩效产生积极的促进作用。模型(2)和模型(3)是将企业数字化转型作为中介变量,研究企业高技能劳动力雇佣对企业创新绩效的影响。模型(4)用于调节效应检验,其中 $\mathrm{IT}_{i,t}$ 为调节变量,指企业 i 在 t 年里高管的 IT 背景。

2.4　描述性统计

变量描述性统计结果见表 2。企业创新绩效(Patents)最小值为 0.000,最大值为 3.090,表明制造业企业创新绩效存在一定差异,推动企业创新绩效的影响因素需进一步考察,以帮助企业顺利实现自身创新产出的增加。高技能劳动力雇佣(Hire)最小值为 0.000,最大值为 0.279,表明还有部分企业并没有认识到数字智能时代,高技能劳动力带给企业的便利。数字化转型(Digital)最小值为 0.000,最大值为 2.452,表明当今企业数字化转型的热潮虽然已经席卷全球,但真正的落实情况却并未如预想般可观。而企业高管 IT 背景(IT)数据也证实了不同企业高管团队特质上的差异性。

3　实证分析

3.1　基准回归分析

高技能劳动力雇佣对企业创新绩效影响的基准回归结果见表 3。表 3 中,列(1)为仅加入控制变量、年份和行业固定效应的结果,列(2)在此基础上加入自变量高技能劳动力雇佣。列(2)的结果显示,高技能劳动力雇佣对企业创新绩效的影响在

1%水平下显著且系数为正(β=0.790),表明随着企业高技能劳动力雇佣数量的增加,对企业创新绩效产生积极正向影响,假设 H1 得到验证。

列(3)、列(5)为仅加入控制变量、年份和行业固定效应的结果,列(4)、列(6)在此基础之上分别加入自变量高技能劳动力雇佣、中介变量企业数字化转型,分别探析高技能劳动力雇佣对企业数字化转型的影响,及企业数字化转型对企业创新的影响。两个回归结果分别在 1%(β=0.357)、5%(β=0.054)水平下显著且系数为正,说明企业高技能劳动力雇佣对企业数字化转型起到积极促进作用,而企业数字化转型则对于企业创新绩效产生正向影响,假设 H2、假设 H3 得到验证。

表 2　变量描述性统计

变量	样本数	均值	标准差	最小值	最大值
Patents	19 106	0.922	0.971	0.000	3.090
Hire	19 106	0.070	0.052	0.000	0.279
Digital	19 106	0.881	0.652	0.000	2.452
IT	19 106	0.030	0.171	0.000	1.000
Size	19 106	22.035	1.152	19.878	25.597
Age	19 106	2.976	0.289	2.197	3.555
Lev	19 106	0.376	0.197	0.000	0.913
Roa	19 106	0.039	0.070	−0.288	0.209
Growth	19 106	0.146	0.340	−0.518	1.948
Cap	19 106	0.213	0.128	0.011	0.591
TQ	19 106	2.101	1.353	0.000	8.751
Dual	19 106	0.355	0.478	0.000	1.000
MP	19 106	18.061	21.003	0.000	70.139
InBsize	19 106	0.905	0.082	0.699	1.079
Rdintensity	19 106	0.054	0.047	0.000	0.292

3.2　中介效应检验

为了进一步探究企业高技能劳动力雇佣对企业创新绩效影响的传导机制,通过大量文献梳理,着重考察企业数字化转型的中介作用。中介效应检验结果见表 4。表 4 中,列(1)数据显示,高技能劳动力雇佣对企业创新绩效的影响在 1%的水平下显著为正(β=0.818),表明随着企业高技能劳动力雇佣数量的提升,企业创新绩效随之提升。列(2)数据显示,高技能劳动力雇佣对企业数字化转型的影响在 1%的水平下显著为正(β=0.430),表明随着

表 3　基准回归结果

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	Patents	Patents	Digital	Digital	Patents	Patents
Size	0.070**	0.068**	0.113***	0.112***	0.070**	0.064**
	(2.453)	(2.379)	(7.617)	(7.567)	(2.453)	(2.243)
Age	0.200**	0.188**	0.568***	0.562***	0.200**	0.169**
	(2.401)	(2.260)	(12.652)	(12.547)	(2.401)	(2.016)
Lev	−0.082	−0.085	−0.067	−0.069	−0.082	−0.078
	(−0.957)	(−0.995)	(−1.556)	(−1.591)	(−0.957)	(−0.914)
Roa	0.275**	0.267**	−0.026	−0.029	0.275**	0.276**
	(2.093)	(2.038)	(−0.434)	(−0.492)	(2.093)	(2.104)
Growth	−0.006	−0.006	0.018**	0.018**	−0.006	−0.007
	(−0.356)	(−0.347)	(2.137)	(2.150)	(−0.356)	(−0.411)
Cap	0.141	0.141	−0.234***	−0.234***	0.141	0.154
	(1.386)	(1.382)	(−4.020)	(−4.024)	(1.386)	(1.511)
TQ	0.018***	0.017***	0.002	0.002	0.018***	0.018***
	(2.744)	(2.659)	(0.646)	(0.573)	(2.744)	(2.729)
Dual	−0.027	−0.027	0.027**	0.027**	−0.027	−0.029
	(−1.113)	(−1.101)	(2.268)	(2.280)	(−1.113)	(−1.173)
MP	0.004***	0.004***	0.002***	0.002***	0.004***	0.004***
	(3.879)	(3.840)	(3.021)	(2.982)	(3.879)	(3.801)
Rdintensity	0.599*	0.494	0.492***	0.445***	0.599*	0.572
	(1.681)	(1.385)	(3.180)	(2.905)	(1.681)	(1.607)
Hire		0.790***		0.357***		
		(3.107)		(2.647)		
Digital						0.054**
						(2.403)
常数项	−1.354**	−1.322**	−3.290***	−3.275***	−1.354**	−1.175**
	(−2.469)	(−2.404)	(−12.141)	(−12.101)	(−2.469)	(−2.143)
样本数	19 106	19 106	19 106	19 106	19 106	19 106
R^2	0.006	0.007	0.110	0.111	0.006	0.006
F	4.708	5.406	60.822	56.140	4.708	4.726

注:*、**、***分别表示 $P<0.1$、$P<0.05$、$P<0.01$;括号内为 t 值。

表 4　中介效应检验结果

变量	(1)	(2)	(3)
	Patents	Digital	Patents
Hire	0.818***	0.430***	0.795***
	(3.599)	(4.273)	(3.496)
Size	0.067***	0.109***	0.061***
	(3.729)	(13.681)	(3.384)
Age	−0.087	−0.270***	−0.073
	(−0.545)	(−3.813)	(−0.454)
Lev	−0.088	−0.053*	−0.085
	(−1.341)	(−1.821)	(−1.297)
Roa	0.262**	−0.042	0.265**
	(2.221)	(−0.807)	(2.241)
Growth	0.001	0.008	0.000
	(0.034)	(0.980)	(0.010)
Cap	0.143	−0.146***	0.151*
	(1.600)	(−3.675)	(1.687)
TQ	0.014**	0.010***	0.013**
	(2.316)	(3.856)	(2.223)
Dual	−0.027	0.029***	−0.029
	(−1.433)	(3.449)	(−1.515)
MP	0.004***	0.002***	0.004***
	(5.341)	(4.697)	(5.227)
Rdintensity	0.485*	0.415***	0.462*
	(1.830)	(3.538)	(1.745)
Digital			0.054***
			(3.010)
常数项	−0.511	−1.056***	−0.454
	(−0.932)	(−4.352)	(−0.828)
时间效应	Yes	Yes	Yes
行业效应	Yes	Yes	Yes
样本数	19 106	19 106	19 106
R^2	0.008	0.127	0.009
F	6.740	122.028	6.859

注：*、**、***分别表示 $P<0.1$、$P<0.05$、$P<0.01$；括号内为 t 值。

高技能劳动力的加入，企业数字化转型程度随之加速。列(3)的数据显示，在加入企业数字化转型变量后，高技能劳动力雇佣对企业创新绩效的影响在1%水平上系数显著为正。说明企业数字化转型在企业高技能劳动力雇佣与企业创新绩效之间起部分中介作用，假设 H4 得到验证。即用实证数据证明，高技能劳动力的涌入将带来企业数字化转型程度的提升，最后将进一步带动企业创新绩效的增加。

3.3　调节效应检验

在基准回归分析的基础上，为了进一步验证高技能劳动力雇佣对企业创新绩效的影响是否会因为企业高管自身背景而变化，选择高管 IT 背景作为调节变量进行调节效应分析。具体结果见表 5。由表 5 中数据可以看出，企业高技能劳动力雇佣与高管 IT 背景的交互项对企业创新绩效的影响在 5% 水平上显著为正（$\beta=1.483$），调节效应成立。代表若企业高管具备一定的 IT 背景，则会调节高技能劳动力雇佣对企业创新绩效的影响，使正向影响更强。据此，假设 H5 得到验证。

表 5　调节效应检验结果

变量	(1)
	Patents
Hire	0.724***
	(3.153)
IT	−0.276***
	(−3.759)
Hire×IT	1.483**
	(2.411)
Size	0.066***
	(3.671)
Age	−0.103
	(−0.647)
Lev	−0.082
	(−1.253)
Roa	0.266**
	(2.250)
Growth	0.000
	(0.017)
Cap	0.136
	(1.525)
TQ	0.014**
	(2.319)
Dual	−0.029
	(−1.534)
MP	0.004***
	(5.285)
Rdintensity	0.481*
	(1.814)
常数项	−0.431
	(−0.787)
时间效应	Yes
行业效应	Yes
样本数	19 106
R^2	0.009
F	6.819

注：*、**、***分别表示 $P<0.1$、$P<0.05$、$P<0.01$；括号内为 t 值。

3.4　内生性分析

在研究高技能劳动力雇佣对企业创新绩效影响的过程中，为了避免反向因果导致的内生性问题，采用工具变量法来进行内生性分析，进一步验证所得结果的准确性。借鉴以往文献，选取明清进士数量作为工具变量进行检验[35]。该数据来自 CNRDS 数据库，通过明清进士题名碑索引，匹配当今行政区域名称，手动整理出明清时期进士的籍贯，并对各行政区域内明清进士数量统一加总匹配至各城市，作为高技能劳动力雇佣的工具变量进行研究。

工具变量的选择必须同时满足与解释变量的相关性及外生性两个前提,而明清进士作为当时的高水平人才,其聚集的地方更能体现当地对教育文化的重视,进一步能够培养出更多高技能劳动力[36],因此与解释变量存在相关性。同时,明清时期进士数量并不与当今数字时代的企业创新绩效有直接关联,满足外生性的条件设定,因此作为工具变量是合理可行的。内生性检验结果见表6。

表6中列(1)为明清进士数量对企业高技能劳动力雇佣的回归分析,结果显示在1%上显著为正(β=0.007),列(2)为排除内生性干扰后,高技能劳动力雇佣对企业创新绩效的影响依然在5%上显著为正,与原先基准回归分析的结果保持一致。且第1阶段F大于10,排除弱工具变量问题,内生性检验通过。

表6　内生性检验结果

变量	(1)	(2)
	Hire	Patents
Size	0.003***	0.000
	(7.240)	(0.028)
Age	0.004***	−0.141***
	(3.395)	(−4.646)
Lev	0.020***	−0.058
	(8.746)	(−0.640)
Roa	0.031***	0.736***
	(5.118)	(4.027)
Growth	0.003***	−0.004
	(2.597)	(−0.170)
Cap	−0.059***	0.233
	(−21.367)	(0.990)
TQ	0.001***	−0.054***
	(3.678)	(−7.950)
Dual	−0.002**	0.058***
	(−2.539)	(3.342)
MP	−0.000***	0.004***
	(−5.652)	(7.237)
Rdintensity	0.448***	0.052
	(57.912)	(0.030)
MQ	0.007***	
	(5.602)	
Hire		8.117**
		(2.092)
常数项	−0.048***	0.727***
	(−4.775)	(3.583)
样本数	19 106	19 106
R^2	0.201	
F	31.387	

注:*、**、***分别表示P<0.1、P<0.05、P<0.01;括号内为t值。

3.5　稳健性检验

为了确保研究结果的稳健性,采用替换被解释变量与解释变量来分别进行稳健性检验。参考王福胜和李灿[37]的做法,将被解释变量企业创新绩效,采用企业当年申请专利的总数加一取对数进行检验。参考汪立鑫和孟彩霞[9]的研究,将解释变量高技能劳动力雇佣按照劳动力学历划分,大学及以上学历的劳动者被视为高技能劳动力,反之被视为低技能劳动力,将高技能劳动力占总劳动力人数的比例作为企业高技能劳动力雇佣变量。稳健性检验结果见表7。

表7列(1)和列(3)为仅加入控制变量、年份和行业固定效应的结果,列(2)和列(4)在此基础上分别替换了被解释变量和解释变量进行稳健性检验,结果分别在5%和1%上显著为正,与原先结论一致,稳健性检验通过。

表7　稳健性检验结果

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	Patents1	Patents1	Patents	Patents
Size	0.093***	0.092***	0.093***	0.083***
	(5.179)	(5.141)	(5.179)	(4.587)
Age	−0.228***	−0.234***	−0.228***	−0.291***
	(−4.608)	(−4.731)	(−4.608)	(−5.786)
Lev	−0.089*	−0.091*	−0.089*	−0.091*
	(−1.812)	(−1.839)	(−1.812)	(−1.834)
Roa	0.208***	0.205***	0.208***	0.226***
	(2.874)	(2.831)	(2.874)	(3.121)
Growth	0.011	0.011	0.011	0.010
	(1.033)	(1.040)	(1.033)	(0.950)
Cap	−0.066	−0.067	−0.066	−0.075
	(−0.923)	(−0.927)	(−0.923)	(−1.027)
TQ	0.009**	0.008**	0.009**	0.005
	(2.313)	(2.238)	(2.313)	(1.219)
Dual	−0.029**	−0.029**	−0.029**	−0.027**
	(−2.278)	(−2.267)	(−2.278)	(−2.128)
MP	0.003***	0.003***	0.003***	0.003***
	(5.298)	(5.265)	(5.298)	(5.177)
Rdintensity	0.554***	0.503***	0.554***	0.350*
	(2.984)	(2.730)	(2.984)	(1.900)
Hire		0.381**		
		(2.329)		
Hire1				0.283***
				(6.856)
常数项	−0.423	−0.408	−0.423	−0.049
	(−1.257)	(−1.215)	(−1.257)	(−0.142)
样本数	19 106	19 106	19 106	19 106
R^2	0.017	0.018	0.017	0.022
F	11.973	11.116	11.973	15.402

注:*、**、***分别表示P<0.1、P<0.05、P<0.01;括号内为t值。

3.6　异质性分析

为了进一步探析高技能劳动力雇佣对企业创新绩效的影响是否会因企业性质的不同、所处行业性质的不同而发生改变，因此进行异质性分析来进行检验，具体结果见表8。

表8列(1)和列(2)分别是非国有企业和国有企业异质性检验；列(3)和列(4)分别是劳动密集型行业和技术资本密集型行业异质性检验。通过表8数据可以看到，只有在非国有企业和技术资本密集型行业中，高技能劳动力对企业创新绩效的影响显著为正。而在国有企业与劳动密集型行业中，回归结果不显著。究其原因，有研究表明，国有企业在高技能劳动力存量方面较薄弱，且内部人才培养机制落后，企业创新的数据驱动能力较弱[38]。而劳动密集型行业因所从事的体力劳动，更倾向于对于基础人力的需求，忽视了数字化带给行业的优势。因此后续还需要加强高技能劳动力雇佣，与自身数字资源匹配，进一步提升企业创新产出。

表8　异质性分析结果

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	Patents	Patents	Patents	Patents
Hire	0.869***	0.407	0.461	0.801***
	(3.499)	(0.736)	(0.559)	(3.374)
Size	0.083***	0.029	0.054	0.061***
	(4.149)	(0.689)	(1.068)	(3.169)
Age	0.056	0.458***	−0.103	0.233***
	(0.861)	(3.526)	(−0.775)	(3.817)
Lev	0.013	−0.311*	−0.158	−0.069
	(0.181)	(−1.944)	(−0.917)	(−0.979)
Roa	0.256**	0.011	0.205	0.251**
	(1.973)	(0.037)	(0.700)	(1.974)
Growth	−0.013	0.032	−0.008	−0.009
	(−0.674)	(0.808)	(−0.154)	(−0.460)
Cap	0.118	0.272	0.146	0.110
	(1.171)	(1.362)	(0.666)	(1.154)
TQ	0.015**	0.023*	0.006	0.020***
	(2.480)	(1.662)	(0.501)	(3.236)
Dual	−0.048**	0.059	0.073	−0.039*
	(−2.310)	(1.145)	(1.440)	(−1.907)
MP	0.003***	−0.004	0.002	0.004***
	(4.090)	(−0.553)	(0.902)	(5.227)
Rdintensity	0.410	1.204	3.342***	0.283
	(1.434)	(1.621)	(2.890)	(1.019)
常数项	−1.231***	−1.370*	−0.579	−1.241***
	(−3.316)	(−1.702)	(−0.603)	(−3.477)
样本数	15 012	4 094	1 916	17 190
R^2	0.006	0.011	0.010	0.007
F	7.078	3.646	1.471	8.958

注：*、**、***分别表示 $P<0.1$、$P<0.05$、$P<0.01$；括号内为 t 值。

4　结论与建议

4.1　结论

(1)高技能劳动力雇佣对制造业企业创新绩效有积极的正向影响。这一结论为“资本-技能互补”理论提供了坚实的经验证据，表明企业内部的智能化物质资本与高技能劳动力资本之间存在良好的互补协同效应，通过高技能劳动力的有效利用，进一步促进创新绩效的生成。

(2)数字化转型在其中起到了部分中介的作用，即高技能劳动力雇佣有利于企业数字化转型的顺利实现，而企业自身数字化程度的提升，则更有利于制造业企业的创新绩效产出。这表明，“资本-技术互补”并非静态的要素搭配，而是一个动态发展的过程，高技能劳动力作为主体，通过率先推动企业数字化转型，利用强大的数字化平台、数字化工具，最终作用于企业创新绩效。形成“人才驱动技术升级，技术赋能人才创新”的良性循环模式。

(3)通过观测领导特质发现，高管IT背景在高技能劳动力雇佣对企业创新绩效的正向影响中起正向调节作用。即企业高管若存在IT的从业背景或教育经历，根据烙印理论将会深深影响其价值选择与决策判断，更能够接受数字时代下的技术变革，更倾向于高技能劳动力的雇佣，从而帮助企业制定更好的战略，把握数字时代下的企业创新机遇。

(4)异质性检验结果显示，相较于国有企业，非国有企业高技能劳动力雇佣对制造业企业创新绩效产生的积极影响更强；相较于劳动密集型行业，在技术资本密集型行业中高技能劳动力雇佣更能推动企业创新绩效生成。因此国有企业与劳动密集型行业也需要调整自身战略，更好地应对数字时代变革，提升企业创新绩效产出。

4.2　建议

(1)企业实践层面。①在人力资源战略上，企业应制定前瞻性的人才规划，系统性优化高技能劳动力的“选、育、留、用”机制。具体而言，应构建多元化的高端人才引进渠道，深化与各大顶尖高校的合作，以精准获取复合型人才。同时，企业内部也加强自身员工的数字化技能培训，构建支撑企业数字化转型的可持续人才梯队。②在资源配置战略上，企业应确保自身数字化投资与高技能人才战略的协同性，引进更先进的数字化设施，构建更为完善的数字化运营体系，将人才优势与技术优势转化为坚实的创新优势。③在治理结构层面，企业应高度重视高管团队的认知多元化。有意识地引进或

培养具备IT背景的复合型管理者进入决策层。从顶层设计上保障“资本-技术互补”良性发展模式的有效运行。

(2)政策制定层面。为营造有利于企业数字化转型、创新发展的外部环境,政府首先应实施更加积极开放的高技能人才集聚政策。其内容覆盖高技能劳动力补贴、住房优惠、子女教育便利等人才吸引政策,形成强大的人才虹吸效应,从源头解决企业高端人才短缺瓶颈。其次,应强化对企业数字化转型、创新活动的精准扶持。设立企业数字化转型专项资金补贴,降低企业在数字化设施采购方面的成本以及技术研发成本。搭建数字化共享服务平台,促进先进技术、数据资源与成功实践经验的开放共享,为各大企业提供普惠性的数字化赋能支持。

(3)未来研究层面。与以往探究企业创新绩效、数字化转型对劳动力结构的影响研究不同,重点考察了高技能劳动力雇佣对数字化转型及企业创新绩效的促进作用,用真实数据为企业雇佣决策提供理论启示。未来研究可致力于以下3个维度进行深化拓展。①在研究情境的广度上,可以拓宽研究样本,不仅仅局限于制造业企业,探究对于不同的行业,在数字化背景下,高技能劳动力雇佣是否都会对于企业创新绩效产生积极影响;②在作用机制的深度上,可以深入探究高技能劳动力如何与企业内部数字化设施形成互补效应,引入团队沟通、知识整合等变量,细致揭示互补效应产生的微观基础;③在研究议题的前瞻性上,针对如今的绿色创新政策,未来研究可以关注劳动力结构的变化如何影响企业绿色创新、开放式创新,为未来企业雇佣决策领域、数字时代下的创新发展领域注入新的研究活力。

参考文献

[1] 高智林,常利民,戈畅. 数字化转型影响企业创新质量的实证检验[J]. 统计与决策,2025,41(18):177-182.

[2] 孟庆斌,李昕宇,张鹏. 员工持股计划能够促进企业创新吗?基于企业员工视角的经验证据[J]. 管理世界,2019,35(11):209-228.

[3] 周笑琦,敖荣军,陈京,等. 中国城市高技能劳动力集聚与技能互补对创新产出的影响[J]. 地理研究,2025,44(6):1600-1615.

[4] 陈朝月,许治,卢涛. 选择赢家还是打造赢家?政府R&D补贴政策与企业技术创新作用机制研究[J]. 管理评论,2025,37(9):124-136.

[5] 胡云飞,戴国强. 数字化转型、市场竞争与企业绿色创新[J]. 统计与决策,2024,40(7):161-166.

[6] 周海炜,杨婧怡,王腾. 企业战略激进度对绿色创新的影响研究[J/OL]. 科研管理,1-19[2025-08-02]. https://link.cnki.net/urlid/11.1567.G3.20250320.1024.002.

[7] 谢明磊,刘德胜. 发展型绩效考核与科技型中小企业开放式创新:一个有调节的中介效应模型[J]. 管理评论,2021,33(2):142-152.

[8] 刘晓,童小晨. 低技能劳动力:内涵、群体特征与技能提升策略[J]. 中国远程教育,2023,43(2):9-17,27.

[9] 汪立鑫,孟彩霞. 高技能劳动力、本土市场规模与地区产业结构升级[J]. 经济评论,2024(5):75-91.

[10] 刘啟仁,赵灿. 税收政策激励与企业人力资本升级[J]. 经济研究,2020,55(4):70-85.

[11] LABRIANIDIS L,SYKAS T,SACHINI E,et al. Innovation as a cause of highly skilled migration:evidence from Greece[J]. International Migration,2022,61(3):222-236.

[12] 徐军海,黄永春. 科技人才集聚能够促进区域绿色发展吗[J]. 现代经济探讨,2021(12):116-125.

[13] 陈瑛,唐堂,陈子琦. 技能还是学历?人力资本结构与企业数字化转型[J]. 产业经济评论,2025(1):143-161.

[14] 纪雯雯,赖德胜. 人力资本配置与中国创新绩效[J]. 经济学动态,2018(11):19-31.

[15] ACEMOGLU D,RESTREPO P. The race between man and machine:implications of technology for growth,factor shares,and employment[J]. American Economic Review,2018,108(6):1488-1542.

[16] 杜善重,李卓,马连福. 机器人应用如何影响企业技术创新:来自中国制造业上市公司的经验证据[J]. 系统工程理论与实践,2024,44(2):485-502.

[17] WENF H,YANG S,HUANG D H. Heterogeneous human capital,spatial spillovers and regional innovation:evidence from the Yangtze River Economic Belt,China[J]. Humanities and Social Sciences Communications,2023,10(1):1-13.

[18] 王涛. 人力资源管理数字化转型:要素、模式与路径[J]. 中国劳动,2021(6):35-47.

[19] WANG J,HU Y,ZHANG Z. Skill-biased technological change and labor market polarization in China[J]. Economic Modelling,2021,100:105507.

[20] 杨晔,朱晨,谈毅. 技术创新与中小企业雇佣需求:基于员工技能结构的再审视[J]. 管理科学学报,2019,22(2):92-111.

[21] 曾德麟,蔡家玮,欧阳桃花. 数字化转型研究:整合框架与未来展望[J]. 外国经济与管理,2021,43(5):63-76.

[22] ACEMOGLU D,RESTREPO P. Robots and jobs:evidence from US labor markets[J]. Journal of Political Economy,2020,128(6):2188-2244.

[23] 赵宸宇,王文春,李雪松. 数字化转型如何影响企业全要素生产率[J]. 财贸经济,2021,42(7):114-129.

[24] 潘馨悦，王乐，张紫琼，等. 数字经济、产业智能化与不同技能劳动力间的收入差距[J]. 系统管理学报，2024，33(2)：472-487.
[25] 袁军，邵燕敏，王珏. 研发补贴集中度、高管技术背景与企业创新：以战略性新兴产业上市公司为例[J]. 系统工程理论与实践，2022，42(5)：1185-1196.
[26] MARQUIS C，TILCSIK A. Imprinting：toward a multilevel theory[J]. Academy of Management Annals，2013，7(1)：195-245.
[27] 匡慧姝，刘政，左勇华，等. 信息技术背景高管能否推动企业数字创新？[J]. 科学学研究，2024，42(12)：2656-2667.
[28] FIRK S，GEHRKE Y，HANELT A，et al. Top management team characteristics and digital innovation：exploring digital knowledge and TMT interfaces[J]. Long Range Planning，2022，55(3)：102166.
[29] 黄微平，陈星. 高管技术烙印对高科技企业绿色创新能力的影响：基于数字赋能视域[J]. 软科学，2024，38(5)：7-12.
[30] 何瑛，于文蕾，戴逸驰，等. 高管职业经历与企业创新[J]. 管理世界，2019，35(11)：174-192.
[31] 甄红线，王玺，方红星. 知识产权行政保护与企业数字化转型[J]. 经济研究，2023，58(11)：62-79.
[32] 刘锡禄，陈志军，马鹏程. 信息技术背景CEO与企业数字化转型[J]. 中国软科学，2023(1)：134-144.
[33] 崔娜，陈绍俭，李军. 工业机器人应用如何影响企业创新？[J]. 统计研究，2025，42(2)：58-69.
[34] 李玉花，林雨昕，李丹丹. 人工智能技术应用如何影响企业创新[J]. 中国工业经济，2024(10)：155-173.
[35] 龚浩，孙天翊，高珂. 赋能与共享：发展职业教育对推进共同富裕的作用机制研究[J]. 教育与经济，2023，39(4)：13-23.
[36] CHEN T，KUNG J K，MA C. Long live Keju！ the persistent effects of China's civil examination system[J]. The Economic Journal，2020，130：2030-2064.
[37] 王福胜，李灿. 交叉上市、公司治理与企业创新：基于内外部协同治理视角[J]. 软科学，2025，39(6)：89-98，144.
[38] 李金城，姚毓春. 数字经济赋能国有企业创新的内在机理与实现路径[J]. 经济学家，2024(6)：95-106.

Employment of Highly Skilled Labor Drives Innovation Performance of Manufacturing Industry：Empirical Analysis of Path of Digital Transformation

ZUO Wei，PENG Qiuping

(College of Economics and Management，South China Agricultural University，Guangzhou 510642，China)

Abstract：Based on the data of 3，192 manufacturing listed companies on the Shanghai and Shenzhen A-share markets from 2015 to 2023，explores the path of the impact of high-skilled labor employment in enterprises on innovation performance. The results show that the employment of highly skilled labor significantly improves the innovation performance of enterprises. Furthermore，the digital transformation of enterprises plays a partial mediating role in this process. Further research finds that the IT(information technology) background of senior executives can enhance the promoting effect of high-skilled labor on innovation performance. Heterogeneity analysis shows that the above-mentioned effects are significant in non-state-owned enterprises and technology and capital-intensive industries.

Keywords：employment of highly skilled labor force；enterprise innovation performance；digital transformation；executive IT(information technology) background