

科技创新

数字经济如何影响中国劳动力需求结构

——基于机器学习的实证分析

魏峰, 王硕

(安徽大学大数据与统计学院, 合肥 230031)

摘要: 构建数字经济发展综合指标体系, 基于2011—2021年省级层面数据, 以市场化水平为中介变量探究数字经济对不同技能劳动力需求的线性影响路径, 并利用随机森林模型考察数字经济对不同技能劳动力需求的非线性效应。结果表明, 整体上数字经济显著增加高技能劳动力需求, 降低中、低技能劳动力需求; 数字经济发展通过市场化水平主要减少中等技能劳动力需求, 提高高技能劳动力占比; 进一步地, 非线性分析揭示高技能劳动力需求呈现初期边际递增而后趋稳的阶段性特征, 中、低技能劳动力需求则呈现边际递减与低位回调的动态演变。从行业的角度来看, 工业对高技能劳动力需求较大, 建筑业相反, 中等技能劳动力更容易受到服务业和建筑业的青睐, 低技能劳动力主要集中在农林牧渔业。

关键词: 数字经济; 不同技能劳动力; 市场化水平; 机器学习; 非线性效应

中图分类号: F49; F249.2 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-1807(2025)14-0001-08

当前, 数字经济作为发展新质生产力的重要支撑, 其具备高创新性、强渗透性和广覆盖性的特征, 是促进经济社会发展的“加速器”和“推进器”。数字经济带来的自动化和创新打破了封闭式经济模式, 模糊了产业边界, 减少了传统部门的落后岗位, 催生出研发、创新等技术类岗位, 对劳动力市场需求结构产生深远影响。一方面, 行业岗位的信息技术渗透促使高、中技能劳动者跨行业流动, 降低大量程序化用工需求, 促使从事常规任务劳动者被动地“向下流动”^[1]; 另一方面, 市场化与统一大市场的结合为劳动力需求结构的调整提供更大的发展空间, 劳动力在统一大市场中更容易实现跨地域就业甚至跨行业转岗, 以应对社会产业升级对不同技能劳动力的需求, 引领劳动力需求结构的变动与发展。

面临当前数字经济带来的发展机遇与挑战, 社会高、中、低技能劳动力需求的发展方向如何? 数字经济影响不同技能劳动力需求的程度及作用机制如何? 对上述问题的解答有助于适应经济结构调整, 促进劳动力资源的优化配置, 保障劳动力市场的平稳运行, 还可以为新时期高等教育和职业教育的改革与发展提供理论和经验支持。

研究表明, 在数字化生产模式的背景下, 由于智能物质资本的投入使得可被程序化的生产任务区间扩大, 导致企业对中等技能劳动力需求下降, 中国劳动力需求结构整体上呈现出“两极化”的现象^[2]。田高良等^[3]认为, 工业机器人的应用降低了对生产经营活动中对劳动力的依赖, 企业在业绩下降时裁撤更多是低技能劳动力。大数据、人工智能等技术加速了市场对产品更新换代速度的需求, 促使企业引进复合型和高技能人才, 以加强产品创新和扩大生产规模^[4]。

其次, 目前关于劳动力需求结构及其演变规律相关研究主要集中在制造业和服务业。干春晖和姜宏^[5]指出, 制造业数字技术通过就业替代与工资补偿双重机制加快企业对高技能劳动力的需求。相比之下, 以数字技术为代表的新基建在服务行业的投入占比相对更高, 自动化和智能化技术的广泛运用使得服务流程更加高效和精确, 相应地对于法律顾问、理财顾问、人工客服等服务型劳动力的需求减少^[6]。此外, 王辉等^[7]认为, 数字经济带给制造业和服务业更先进的生产技术和工艺, 为了利用市场数据更好的开发和营销, 需要增加技术研发

收稿日期: 2025-03-05

作者简介: 魏峰(1974—), 女, 安徽宿州人, 博士, 副教授, 研究方向为技术进步与技术创新理论; 王硕(2001—), 男, 安徽亳州人, 硕士研究生, 研究方向为技术进步与技术创新理论。

和市场销售类员工需求,减少对生产操作和行政管理类员工的需求,因而劳动力更多地流向技术型职业和服务型职业^[8]。

对于数字经济对不同技能劳动力需求的内在的作用机制而言,肖土盛等^[9]指出,企业数字化推动了业务转型重构和商业模式的改变,引发人力资本结构做出相应的调整。宋建和郑江淮^[10]从信息化水平的角度做出解释,认为企业对于未来预期较为乐观时,会增加信息基础设施的投入进而强化信息化密度,导致高技能劳动力需求上升。陈梁和宋德勇^[11]从技术升级的角度揭示创新竞争更激烈、垄断势力更强的企业为持续获得高利润,技术升级更加显著,由此加快对创新型高技能人才的需求,优化企业劳动力需求结构。

综合来看,现有研究多从人力资本、信息化水平和技术升级等角度考察数字经济对劳动力需求结构的影响和优化,但专门从市场化水平的视角展开的研究相对较少,并且对数字经济关于劳动力需求结构的非线性边际影响也缺乏研究和清晰的认识。基于此,本文边际贡献主要有:一是在现有研究的基础上,进一步地将市场化水平纳入劳动力需求结构影响因素研究的分析框架,探究数字经济影响高、中、低技能劳动力需求的方向和机制;二是采用随机森林算法进行进一步拟合数据,依据偏依赖图探讨每一区间下数字经济发展水平对劳动力需求变动的边际效应强度,考察数字经济影响劳动力需求结构的非线性机制。

1 理论分析与研究假设

1.1 数字经济对不同技能劳动力需求的影响分析

数字经济的发展势必对劳动力需求结构产生冲击,取缔部分可替代性较强的岗位,表现为对中、低技能劳动力需求的抑制和挤出。一方面,数字技术下的机器和智能系统在承担体力及脑力工作方面的能力增强,为部分传统岗位带来直接冲击,譬如数字经济的发展代替了原本依赖中等技能劳动力完成的会计记录、行政文档处理以及重复性较高的生产流程工作。此外,低技能劳动力大多来自农村,由于户籍保护的存在,数字化发展使低技能劳动力获取高技能岗位的准入门槛增加,而城镇居民具有较高的创新和认知水平,更受益于技能溢价带来的福利,因而高、低技能劳动力需求差距进一步扩大^[12]。

另一方面,数字经济还会催生出各类新岗位,增加劳动力的需求。特别地,通过创造出更加复杂

的工作任务,间接提高对高技能劳动力的需求,进而加快对相应行业高技能劳动力的吸纳。从劳动力自身角度来看,随着计算机技术的日益普及和进步,一些非交互性的工作职能正逐步被自动化系统所替代,依赖于较高认知能力和专业技能的领域越来越受到企业和机构的青睐。而岗位的高标准往往要求劳动者具备复杂的问题解决能力、创新思维以及高度的逻辑分析能力,提升自身的工作技能以应对劳动力需求结构的变化。基于上述分析,提出如下假设。

H1: 数字经济的发展会逐步减少对中、低技能劳动力的需求,同时增加对高技能劳动力的需求。

1.2 市场化水平的中介效应

数字经济有利于提高市场化水平,进而影响对不同技能劳动力的需求。主要表现在:其一,数字经济发展具有信息、技术、知识三方面的溢出效应^[13],能够推动要素自由流动、经济结构转型和人力资本高效化,有利于激发市场竞争活力,促使企业提高对高技能人才需求,以加快对新产品的研发和更新来稳固自己的市场份额。其二,数字经济为小型企业和个体经营者提供更广阔的市场准入机会,使其通过电子商务平台、社交媒体营销等工具更容易地接触消费者,从而提高市场的效率和竞争。中等劳动者可能缺乏适应数字化工具的能力,使自身处于技能升级的困境,同时也不愿“向下流动”,导致在市场高效率运行之下,自动化和数字化取代的中等技能劳动力数量相对于低技能劳动力而言可能更多。最后,数字经济与技术创新融合发展打造的颠覆性技术创新范式,推动形成多主体跨边界的协同分布式创新^[14],此体系下,市场主体需要高技能劳动力来驾驭前沿的创新技术,并保持创新活跃度。由此,提出以下假设。

H2: 数字经济通过提高市场化水平影响不同技能劳动力需求。

1.3 数字经济对不同技能劳动力需求的非线性效应

理论上,在数字经济发展较低水平时,加大对高技能劳动力的引进,对于中、低技能劳动力的“替代效应”更为明显,但随着数字经济发展水平的提高,对不同技能劳动力需求的变动机制可能会发生转变。主要原因在于,数字经济发展初期,不同行业加大信息技术基础设施投入,其技术增长所产生的乘数效应加快了职业更新的速度,并且随着人工智能的应用在数字经济中的作用愈发重要,对于高

技能劳动力的需求日益增加,中、低技能劳动力需求快速下降,自动化对劳动力的替代效应也更为明显。但是企业对于高含量、难突破的技术和大数据算法需要时间消化和吸收,在短期内对劳动力需求需要进行相应的调整和控制,使得对高技能劳动力需求数量的边际效应相比之前并非有较大的差异,对于中、低技能劳动力需求而言有所缓和。换言之,数字经济对不同技能劳动力需求的提高或减少幅度,相比之前有所降低。

长期来看,数字经济发展水平对劳动力需求结构的影响是不确定的。由于数字经济技术和机器人的投入促进生产率水平提高和企业规模扩大,创造出新的工作岗位,如大数据分析师、网络安全专家、数据处理员、数字化转型顾问等,相应地提高高、中等技能劳动力需求和工资水平。但不同行业在顺应数字经济发展的同时,可能因资金、规模、技术、成长时间等限制,数字要素投入水平和数字经济发展程度的不同都将影响劳动力需求的调整步伐。综合以上分析,基于此,提出如下假设。

H3:数字经济对不同技能劳动力需求具有边际递增或递减的非线性特征。

2 研究设计

2.1 面板模型构建

为检验数字经济对不同技能劳动力需求的直接影响,计量模型为

$$L_{it}^z = \alpha_0^z + \alpha_1^z \text{DIG}_{it} + \alpha_3^z \text{Controls}_{it} + u_i^z + v_t^z + \epsilon_{it}^z \quad (1)$$

式中: i 、 t 分别为省份和时间; z 为技能水平,即高、中、低技能;被解释变量 L_{it}^z 表示省份 i 在第 t 年的不同技能劳动力需求;核心解释变量 DIG_{it} 表示 i 省份 t 年的数字经济水平;变量 Controls_{it} 为可能影响不同技能劳动力需求的省份层面随时间变化的控制变量; α_0 为常数项; α_i 为相关系数; u_i^z 、 v_t^z 、 ϵ_{it}^z 分别为不同技能水平下的个体因素、时间因素和随机干扰项。

为进一步探究数字经济影响不同技能劳动力需求的路径机制,引入市场化水平(Market),构建中介效应模型。

$$\text{Market}_{i,t-1} = \beta_0 + \beta_1 \text{DIG}_{it} + \beta_3 \sum \text{Controls}_{it} + u_i + v_t + \epsilon_{it} \quad (2)$$

$$L_{it}^z = \gamma_0^z + \gamma_1^z \text{DIG}_{it} + \gamma_2^z \text{Market}_{i,t-1}^z + \gamma_3^z \text{Controls}_{it} + u_i^z + v_t^z + \epsilon_{it}^z \quad (3)$$

式中: β_0 、 γ_0 为常数项; β_i 、 γ_i 为相关系数。

2.2 随机森林模型构建

运用机器学习中的随机森林模型,探究数字经济对不同技能劳动力需求的非线性效应。随机森林作为一种集成学习方法,由众多决策树构建而成,通过对多个决策树的训练结果进行汇总,提高预测的准确性和鲁棒性。该方法的核心优势在于其能够有效处理数据特征间的交互作用和非线性关系。此外,随机森林通过引入随机特征选择,增强模型的多样性和降低过拟合的风险,使得研究结果更加稳健^[15]。具体模型设置为

$$L_{it}^z = \phi(\text{DIG}_{it}, \text{Controls}_{it}, u_i^z, v_t^z, \epsilon_{it}^z) \quad (4)$$

式中: $\phi(\cdot)$ 为随机森林方法下构建的非线性模型。

2.3 数据来源

研究对象为中国30个省份(因数据缺失,未包含西藏地区和港澳台地区),时间跨度为2011年—2021年。数据来源于多个权威数据集,具体包括但不限于地方各级政府发布的统计年鉴、工业和信息化部以及北京大学数字金融研究中心的相关研究成果等。

2.4 变量测度

2.4.1 被解释变量

不同技能劳动力需求占比(L)。依据受教育程度的不同^[16],将劳动力划分为三种技能等级:接受大学专科及以上教育的劳动力视为高技能劳动力(HL);接受高中和初中教育的劳动力视为中等技能劳动力(ML);教育程度在小学及以下水平的劳动力,则视为低技能劳动力(LL)。不同技能劳动力需求占比的描述性统计如表1所示。

表1 高、中、低技能劳动力需求占比

被解释变量	平均值	最大值	最小值	标准差
HL	0.198 7	0.630 0	0.079 9	0.102 1
ML	0.603 3	0.764 0	0.344 0	0.081 4
LL	0.198 0	0.473 0	0.021 0	0.088 6

2.4.2 核心解释变量

数字经济(DIG)。参考张瑜等^[17]、杜景爱和向书坚^[18],构建三个维度共11个指标的综合评价指标体系,选用熵权-Topsis方法对数字经济进行测算,具体评价指标体系如表2所示。

2.4.3 中介变量

市场化水平(Market _{$t-1$})。市场化水平提高会促进劳动力在各行业间流动,而劳动力需要在一定时期内根据市场需求进行调整,借鉴王小鲁等^[19]的做法,将市场化指数滞后一期作为中介变量市场化水平的度量。

表 2 数字经济发展评价指标体系

主指标	一级指标	二级指标	指标属性
数字经济	数字经济载体	移动电话普及程度	正向
		互联网普及程度	正向
		信息传输广度	正向
		信号覆盖广度	正向
		互联网宽带基建	正向
		数字服务投资力度	正向
	数字产业化	邮电业发展水平	正向
		电子信息制造业发展水平	正向
		软件和信息技术服务业	正向
	产业数字化	企业数字化发展程度	正向
		数字普惠金融发展水平	正向

2.4.4 控制变量

为提高回归结果的精确度,控制以下变量:生活成本(CH),选取各省份城镇居民家庭人均消费支出(含居住支出)占可支配收入的比例衡量;城镇化水平(UR),选取各省份城镇人口占总人口的比重衡量;产业结构升级(IND),基于罗亚兰等^[20]对中国产业结构升级的测度方法,运用产业结构升级系数 R 来衡量产业结构升级的程度;外商直接投资(FDI),以进出口贸易总额占地区生产总值的比例来衡量;政府参与度(GOV),以地方政府一般性财政支出占当地 GDP 比例进行衡量。

3 实证结果

3.1 数字经济对不同技能劳动力需求的影响

表 3 显示,数字经济发展与高技能劳动力需求呈正相关关系,但与中、低技能劳动力需求呈负相关关系。意味着,相对于中、低技能劳动力,高技能劳动力所接受的教育和本身掌握的技术更能够适应数字时代发展。同时,企业生产效率的提升所带来的岗位“创造效应”需要高技能劳动力来驾驭,并削减中、低劳动力数量,使自身的人力成本最小化、合理化,由此验证了 H1 成立。

表 3 数字经济对不同技能劳动力需求的直接影响

变量	HL	ML	LL
	(1)	(2)	(3)
DIG	0.300*** (0.024)	-0.255*** (0.029)	-0.044* (0.026)
常数项	-0.312* (0.161)	0.682*** (0.189)	0.640*** (0.171)
控制变量	是	是	是
时间因素	是	是	是
地区因素	是	是	是
R ²	0.810 8	0.578 5	0.321 5
观测值	330	330	330

注:*、**、***分别表示 10%、5%、1%的显著性水平;括号内为稳健标准误。

3.2 稳健性检验

由于劳动市场的体制背景与区域性资源等难以量化,可能导致遗漏变量偏误,同时劳动力需求优化与数字经济发展可能存在反向因果关系,通过替换关键变量与引入工具变量进行稳健性检验。参照谭娜等^[21]的方法,通过主成分分析法对各省份的数字经济发展水平进行了重新评估。从表 4 中的结果可以看出,回归系数在 5%的水平上显著,且作用方向与基准回归结果一致。其次,借鉴郑佳宁等^[22]的做法,构建 1984 年百人固定电话数与上年全国互联网用户的交互项,作为数字经济发展指数的工具变量。由表 4 可知,不可识别检验显示 P 均小于 5%,表明了工具变量的有效性。且弱工具变量检验中 Cragg-Donald Wald F 统计量均超过 10,显著高于 Stock-Yogo 临界值,两阶段最小二乘法回归结果(第二行)进一步证实数字经济回归系数显著且符合预期方向。

表 4 稳健性检验

变量	HL	ML	LL
	(1)	(2)	(3)
①Score	0.019*** (0.001)	-0.017*** (0.002)	-0.008* (0.002)
②DIG-IV	0.003 82*** (0.000 42)	-0.003 19*** (0.000 44)	-0.000 63** (0.000 29)
②不可识别检验	83.605 [0.000]	83.377 [0.000]	83.377 [0.000]
②弱 IV 检验	49.709 (16.38)	99.394 (16.38)	99.394 (16.38)
控制变量	是	是	是
时间因素	是	是	是
个体因素	是	是	是
观测值	330	330	330

注:①和②分别表示主成分分析和工具变量稳健结果;*、**、***分别表示 10%、5%、1%的显著性水平;括号内为标准差;方括号内为相应统计量的 P 值。

3.3 数字经济影响不同技能劳动力需求的路径分析

表 5 列(1)为数字经济对中介变量市场化水平的回归结果,列(2)~列(4)分别为数字经济和市场化水平对不同技能劳动力需求的回归结果。由列(1)可知,数字经济对市场化水平的影响效应显著为正,由列(2)~列(4)结果显示,数字经济对劳动力需求结构影响的显著性及方向与前文一致,由此,验证了 H2 成立。但与基准回归结果的不同之处在于数字经济通过市场化水平的中介作用,对低技能劳动力需求,对中等技能劳动力带来的负向影响较高。

表5 数字经济影响不同技能劳动力需求的中介效应

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
		HL	ML	LL
DIG	1.700*** (0.596)	0.291*** (0.025)	-0.240*** (0.029)	-0.051* (0.026)
Maket _{t-1}		0.005** (0.002)	-0.009*** (0.003)	0.004 (0.003)
常数项	1.093*** (3.930)	-0.318 (0.160)	0.692*** (0.186)	0.636*** (0.171)
时间因素	是	是	是	是
地区因素	是	是	是	是
控制变量	是	是	是	是
R ²	0.6568	0.8139	0.5939	0.3267
F	93.79	183.10	61.21	20.31
观测值	330	330	330	330

注：*、**、***分别表示10%、5%、1%的显著性水平；括号内为稳健标准误。

可能的原因在于，非高技能劳动力大多出身于农民工，技术创新引起市场竞争加剧，导致最低工资增加了以农民工为代表的中、低技能劳动力工资水平，但企业对成本增加较为敏感，因而提高了中、低技能劳动力岗位的准入门槛^[23]。其中，对初、高中学历农民工需求的变动较大，主要缘于中等技能劳动力生产效率较低，如单一的文书类职员等被人工智能替代。对专科及以上水平的劳动力需求增加，导致中等技能劳动力的工资更易受到最低工资调整的影响。相反，低技能劳动力因“粘连”企业现象而倾向于维持现状，回避市场竞争风险。

3.4 随机森林模型的非线性效应

为揭示数字经济和不同技能劳动力需求之间的动态变化及复杂的非线性关系。进一步运用机器学习中的随机森林算法拟合数据，借助Python构建树状决策结构。

在拟合数据之前，首先考察变量重要性，根据图1~图3结果显示，数字经济发展水平与其他影响不同技能劳动力需求结构的控制变量相比，如政府参与度和产业结构升级变量，数量级保持相当的水平，这说明，数字经济是影响高、中、低技能劳动力需求结构的重要因素之一。接下来揭示数字经济对各技能劳动力需求的偏依赖关系，以可视化非线性趋势。

图4显示，当数字经济发展水平位于0.15(标准化值)之前时，高技能劳动力需求呈现边际递增的非线性趋势，在数字经济水平达到0.15之后，趋势有所缓和。可见，随着网络基础设施的建设，对于资本的投入较大，在数字经济高速发展进程

中，企业可以凭借数字经济的普惠性来拓展融资渠道，享受“数字红利”，利用资本从事生产活动，相应的对高技能劳动力的需求也会增加；当数字经济发展水平位于0.15之后，新技术带来的红利很快被各个行业所吸收，对高技能劳动力的需求达到稳定水平。

图5和图中揭示中等技能劳动力需求在数字经济发展水平低于0.21时呈现边际递减趋势，超过阈值后有较小幅度的回升；低技能劳动力需求在数字经济水平为0.12之前快速下降，在0.12~0.18时出现低位回调，随后以较小幅度递减并逐渐趋于水平。总体而言，中、低劳动力趋势大体相同，都呈现数字经济发展水平较低时的边际递减与数字经济发展水平较高时的回升特征，从而验证H3成立。

具体而言，伴随着人口红利下降与数字化发展引起的资本积累效率提升，中、低技能劳动力的比较优势在“机器”替代“人”的过程中不断被削弱；后期

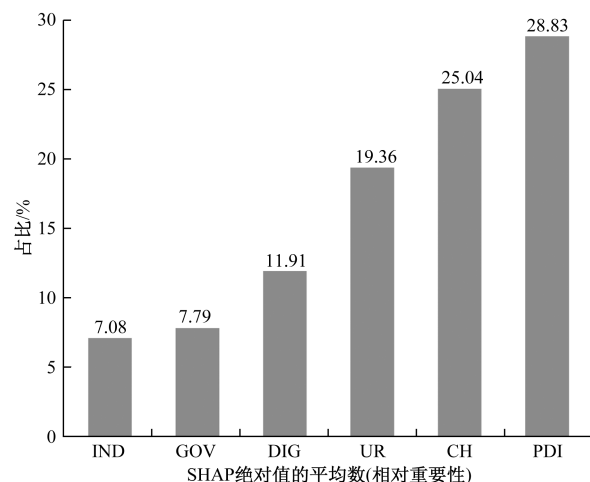


图1 高技能劳动力需求下各变量重要性

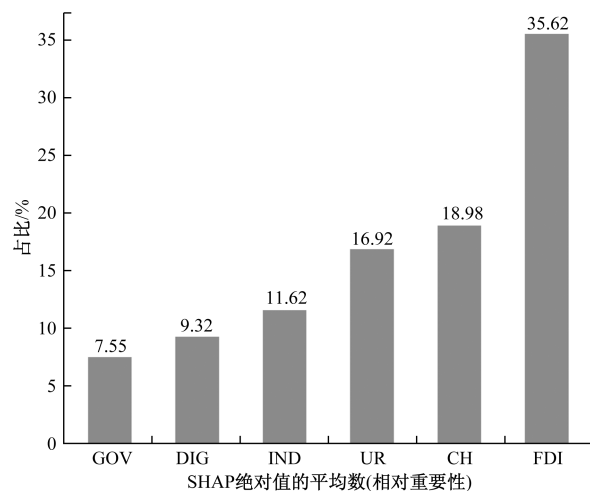


图2 中等技能劳动力需求下各变量重要性

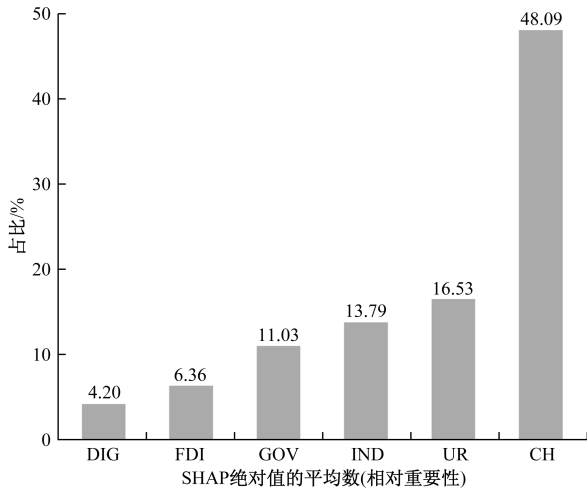


图 3 低技能劳动力需求下各变量重要性

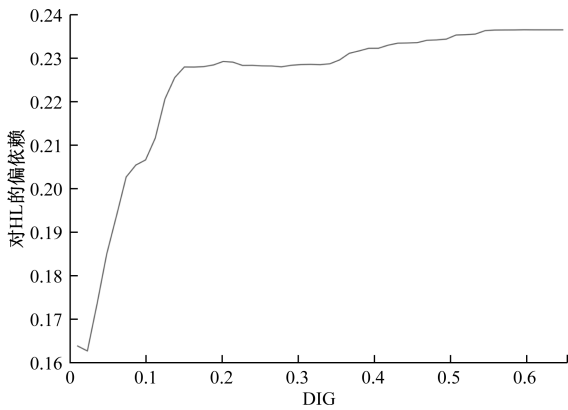


图 4 数字经济对高技能劳动力需求的偏依赖关系

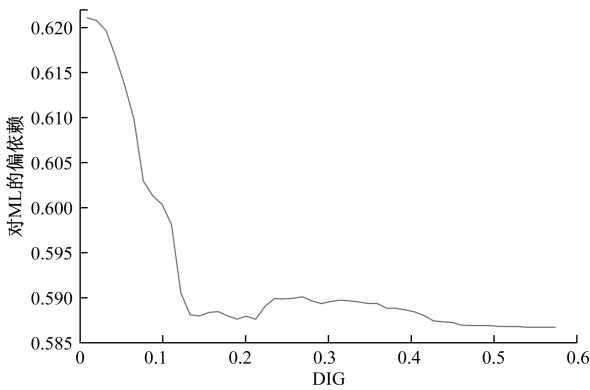


图 5 数字经济对中等技能劳动力需求的偏依赖关系

对两者需求的回升,则归因于数字化治理平台优化了政府法制实施流程和政策监督管理工作,改善了中、低技能劳动力福利水平和就业保障问题,进而拉动中、低技能劳动力需求回升,但对中技能劳动者的福利提升效应不明显^[24],这也恰恰说明为什么对于低技能劳动力需求在数字经济水平为 0.12~0.18 时有小幅度的回升,而对于中等技能劳动力需求却仍然处于下降阶段。

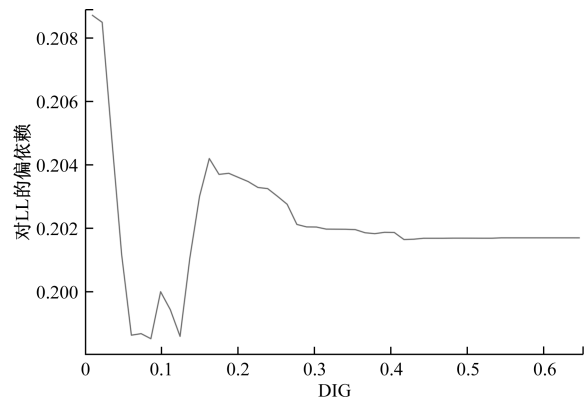


图 6 数字经济对低技能劳动力需求的偏依赖关系

3.5 行业数字经济对劳动力需求结构的影响

鉴于各行业在数字经济渗透、技术应用及转型路径上的显著差异,导致劳动力需求结构多样化。故将细化数字经济至行业层面,进一步揭示数字经济的异质性。

参考 Arnold 等^[25]的做法,采用完全消耗系数法核算行业数字化比率(Digitization_{ij}),进而测算行业层面下的数字经济水平。具体为行业*i*所使用的“中高数字强度行业*j*”的直接投入与间接投入之和。

$$\text{Digitization}_{ij} = a_{ij} + \sum_{k=1}^n a_{ik}a_{kj} +$$

$$\sum_{s=1}^n \sum_{k=1}^n a_{is}a_{sk}a_{kj} + \dots \quad (5)$$

$$\text{MDIG}_{cit} = \sum_{j=1}^{27} \text{DIG}_{ct} \times \text{Digitization}_{cijt} \quad (6)$$

式中:MDIG_{cit}为地区*c*中*i*行业在*t*年度的数字经济水平;DIG_{ct}为地区*c*在*t*年度的数字经济水平;Digitization_{cijt}为地区*c*在*t*年度中高数字强度行业*j*(行业分类代码为 C7-C9、C17-C23、C28-C30、C37-C43、C45-C50、C54)对行业*i*的行业数字化比率。

进一步,参考韩阳^[26]的分类方法将行业分为农林牧渔业、工业、服务业和建筑业,测算其数字经济水平并重新纳入随机森林模型。借助 SHAP(shapley additive explanation)工具,计算行业数字经济水平在不同技能劳动力下的 SHAP 值,以量化对预测结果的整体影响力,该类方法在揭示行业数字经济水平的重要性同时,还能指明其对模型预测的正负效应。

因本文主要关注数字经济水平对不同技能劳动力需求的影响,故将行业数字经济水平相对所有特征变量的重要性,处理为相对各行业数字经济水平的重要性,在相对值前添加正负号以表明对技能

劳动力需求的作用方向。

表6结果显示,高技能劳动力需求在工业中增长较大,建筑业则相反,则反映智能制造和自动化的生产模式比以体力劳动力为主的现场作业模式更能吸引高技能劳动力。对于中等技能劳动力而言,服务业和建筑业自身所具备的“技术-服务”复合型特点更能得到中等技能劳动力的青睐。农林牧渔业对低技能劳动力需求大幅上升,主要因为该行业数字化处于初期阶段,技术应用以辅助工具为主,短期内仍依赖低技能劳动力完成技术落地的配套工作。

表6 各行业数字经济水平的相对重要性

行业	比例/%		
	HL	ML	LL
农林牧渔业	+2.73	-38.29	+44.27
工业	+53.54	-32.70	-33.97
服务业	+5.34	+10.21	+5.42
建筑业	-38.38	+18.80	+16.34

4 结论与建议

4.1 结论

本文基于2011—2021年省级面板数据,以市场化水平作为中介变量以及构建随机森林模型,分别探讨数字经济对不同技能劳动力需求的影响机制和非线性边际效应,实证结论如下。

(1)从整体影响来看,中国十年以来的数字经济发展会显著增加高技能劳动力需求,显著降低中、低技能劳动力需求。

(2)从影响机制来看,数字经济会通过提升市场化水平进而影响不同技能劳动力需求情况,在中、低技能劳动力需求中,主要对中等技能劳动力需求的负向影响相对较大。

(3)通过随机森林模型进行拟合,偏依赖图结果显示,起初,数字经济对高技能劳动力需求呈现明显的边际递增的非线性特征,之后曲线呈水平态势,但对中、低技能劳动力需求的影响呈现数字经济发展水平较低时边际递减和数字经济发展水平较高时的小幅度回升,前者边际效应更为明显,而后的影响程度相对较小。

(4)进一步细分数字经济至行业层面,工业对高技能劳动力需求较大,建筑业相反,中等技能劳动力更容易受到服务业和建筑业的青睐,低技能劳动力主要集中在农林牧渔业。

4.2 建议

(1)优化人才技能配置与推动劳动力结构升

级。着手优化劳动市场信息系统,确保高技能劳动力能够精准匹配到高附加值岗位。同时,激励企业深化高技能人才培养,加速产业向高技术、创新密集型转型,以增强社会整体创新能力。

(2)促进产业融合与劳动力转型。产业部门需搭建数字经济与传统产业桥梁,催生中、低技能劳动力新需求点。借助两者之间存在的众多交叉点,通过培训和指导,拓宽中、低等技能劳动力的业务范畴,以适应市场化竞争环境,实现职业转型与升级。

(3)重构教育与培训体系,打造终身学习生态系统。面对数字经济对技能需求的动态调整,教育体系亟待革新,旨在构建政府、企业、教育机构三元协同的终身学习框架。推动高等教育学科交叉融合,强化实践创新能力培养,建立职业教育动态反馈机制,开发模块化课程,利用区块链技术实现技能认证互认,促进人才流动与技能升级。

(4)鉴于数字经济背景下劳动力技能需求的行业差异性,实施差异化政策策略:工业领域应强化产学研合作,构建技术密集型产业创新生态;建筑业需制定技术扩散策略与创新激励机制,防范技能空心化;服务业依托技术赋能的职业认证体系,巩固并提升中等技能劳动力竞争力;农林牧渔业需通过基础设施升级与本土化教育策略,推动劳动力向技术协作型转型。

参考文献

- [1] 宁光杰,崔慧敏,付伟豪.信息技术发展如何影响劳动力跨行业流动?——基于工作任务与技能类型的实证研究[J].管理世界,2023,39(8):1-21.
- [2] 孙早,侯玉琳.工业智能化如何重塑劳动力就业结构[J].中国工业经济,2019(5):61-79.
- [3] 田高良,施诺,刘晓丰.智能制造与劳动力成本粘性——基于工业机器人应用的视角[J].经济管理,2023,45(9):28-49.
- [4] 曹雅茹,刘军,邵军.替代还是创造:智能化如何影响中国制造业就业?[J].管理评论,2023,35(9):37-49.
- [5] 于春晖,姜宏.资本偏向型技术进步新特征及其对劳动力市场的影响机制研究[J].财经研究,2022,48(5):34-48.
- [6] 李海飞,王婷.数字经济对就业的影响研究综述[J].科技和产业,2024,24(23):42-50.
- [7] 王辉,罗元清,胡晟明.数字经济对劳动力迁移的影响——基于职业流动方向的视角[J].中国人口科学,2023,37(2):84-99.
- [8] 雷雨亮,刘颜,刘辉.数字经济、技能供需结构与收入差距:以中国流动人口为例[J].中国软科学,2023(8):

- 145-156.
- [9] 肖土盛, 孙瑞琦, 袁淳, 等. 企业数字化转型、人力资本结构调整与劳动收入份额[J]. 管理世界, 2022, 38(12): 220-237.
- [10] 宋建, 郑江淮. 中国企业创新与劳动技能升级: 基于生产率频谱效应视角[J]. 世界经济, 2022, 45(10): 28-57.
- [11] 陈梁, 宋德勇. 数字赋能对现代化产业体系建设的影响[J]. 改革, 2024(12): 72-94.
- [12] 方守林, 黄乾, 窦江海. 数字经济对居民收入分配差距的影响与作用机制研究[J]. 统计与决策, 2024, 40(20): 23-29.
- [13] 任晓刚, 李冠楠, 王锐. 数字经济发展、要素市场化与区域差距变化[J]. 中国流通经济, 2022, 36(1): 55-70.
- [14] 郑媛媛, 杨仁发, 陆瑶. 数字经济、市场分割与国内大循环[J]. 当代财经, 2025(3): 112-125.
- [15] 陈运森, 周金泳, 彭嘉续. 中国上市公司分红的动因研究——基于机器学习的证据[J]. 中国工业经济, 2024(5): 155-173.
- [16] 潘丽群, 李静, 余梦琳. 人工智能如何影响劳动力需求和结构? ——基于上市公司年报数据的实证检验[J]. 经济与管理研究, 2024, 45(10): 77-98.
- [17] 张瑜, 田开兰, 高翔, 等. 投入产出框架下数字经济核心产业赋能我国经济和就业增长的测算研究[J]. 统计研究, 2025, 42(1): 45-60.
- [18] 杜景爱, 向书坚. 中国区域数字经济核心产业规模测算及时空特征研究[J]. 统计与决策, 2024, 40(22): 5-10.
- [19] 王小鲁, 樊纲, 余静文. 中国分省份市场化指数报告(2016年)[M]. 北京: 社会科学文献出版社, 2017.
- [20] 罗亚兰, 曾国安, 汤志华. 城市住宅用地价格对产业升级的影响[J]. 经济问题, 2024(12): 117-126.
- [21] 谭娜, 高峰, 常亮. 数字经济对制造业发展质量影响的实证检验[J]. 统计与决策, 2024, 40(15): 116-120.
- [22] 郑佳宁, 聂昀秋, 马晓君. 数字贸易对新型城镇化优化布局的影响与机制[J]. 中国流通经济, 2025, 39(2): 60-72.
- [23] 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.
- [24] 邓红亮. 财政补贴与中低技能劳动者权益: 就业模式转变视角[J]. 世界经济, 2023, 46(11): 180-212.
- [25] ARNOLD J M, JAVORCIK B, LIPSCOMB M, et al. Services reform and manufacturing performance: evidence from India[J]. Economic Journal, 2016, 126: 1-39.
- [26] 韩阳. 基于深度学习的中国宏观经济运行评估[J]. 数量经济技术经济研究, 2023, 40(3): 189-212.

Impact of the Digital Economy on the Structure of Labor Force Demand in China: An Empirical Analysis Based on Machine Learning

WEI Feng, WANG Shuo

(School of Big Data and Statistics, Anhui University, Hefei 230031, China)

Abstract: A comprehensive indicator system for digital economy development was constructed, and provincial-level data from 2011 to 2021 were analyzed to explore the linear and nonlinear effects of digital economy on differently-skilled labor demand, with marketization level examined as a mediating variable in the linear pathway analysis and a random forest model was applied to investigate nonlinear relationships. The results show that the digital economy significantly increases high-skilled labor demand while reducing medium-and low-skilled labor requirements, and through marketization mechanisms, it primarily decreases medium-skilled labor demand and elevates high-skilled labor proportion, with nonlinear analysis revealing that high-skilled demand demonstrates initial marginal growth followed by stabilization, while medium-skilled and low-skilled demand undergoes marginal decline with subsequent low-level adjustments. Sectoral variations are also observed, as the industrial sector exhibits greater demand for high-skilled labor, contrasting with the construction sector. While medium-skilled labor shows higher affinity for service and construction industries, and low-skilled labor remains concentrated in agriculture-related sectors, highlighting the technology-driven skill restructuring effect of digital transformation across industries.

Keywords: digital economy; skill levels; marketization level; machine learning; nonlinear effect