

工业智能化、劳动力技能结构与行业收入差距

孙 早, 宗 睿

[摘要] 工业智能化作为新一轮科技革命和产业变革的重要标志,在实现工业行业研发、生产提质增效的同时,不可避免地加剧了行业间的收入分化。本文将工业智能化变量纳入一个统一的行业收入差距分析框架,估计了工业智能化对中国工业行业收入差距的效应。研究发现,工业智能化总体上扩大了行业收入差距,应用上面临“低端化困局”,即在有效提升技能劳动力占比的同时,创造新技能劳动岗位的能力却较弱。工业智能化主要通过提升技能溢价、扩大行业间技术创新能力差异与产品创新能力差异的方式影响行业间收入差距。进一步发现,工业智能化导致“垄断强化效应”,即增强垄断行业的盈利能力,强化其资本密集度优势,使垄断行业获得更高的智能化转型收益,从而对垄断行业收入产生了更为显著的提升作用。本文认为,应针对不同产业的特征完善智能化转型的相关扶持政策,促使智能化朝着有利于创造技能劳动岗位的方向发展,要加大对非垄断行业智能化改造的扶持力度,避免因工业智能化而加剧行业收入不平等。本文为智能化时代中国工业顺利实现转型升级提供了政策启示。

[关键词] 工业智能化; 行业收入差距; 劳动力技能结构; 行业垄断

[中图分类号] F424 **[文献标识码]** A **[文章编号]** 1006-480X(2025)01-0062-19

一、引言

自第一次工业革命以来,科学技术的不断突破使得人类社会的生产力和总体收入水平迅速提高。值得注意的是,技术变革在释放生产力的同时,也带来了诸如失业、收入分配失衡之类的结构性问题,最终导致社会结构剧烈变化。在以数字化、网络化、智能化为核心的新一轮科技革命与产业变革浪潮冲击下,工业智能化与工业制造技术不断融合,作为技术进步副产品的行业收入差距,也随着智能化技术进步及其工业化应用而快速拉大。以基尼系数衡量的中国行业收入差距,不仅增幅显著高于全体居民收入基尼系数的年均增幅,其绝对值也处于国际高位(武鹏,2011)。一方面,由于工业智能化具有技能偏向性技术进步特征,能够扩大行业间劳动力技能结构与技术创新效率差异,导致行业间收入差距持续扩大;另一方面,行业特征差异在智能化技术影响行业收入差距

[收稿日期] 2024-07-24

[基金项目] 国家社会科学基金重点项目“人工智能发展对新时期中国就业的影响与应对政策研究”(批准号20AJY006);教育部人文社会科学研究一般项目“收入不平等对中国长期经济增长影响的研究”(批准号19YJA790077)。

[作者简介] 孙早,西安交通大学经济与金融学院教授,博士生导师,经济学博士;宗睿,西安交通大学经济与金融学院博士研究生。通讯作者:宗睿,电子邮箱:zrmichael@163.com。感谢匿名评审专家和编辑部的宝贵意见,文责自负。

的过程中也扮演着重要角色,具有垄断地位的行业凭借较强的盈利能力与资本密集度优势,不仅更有利于以机器设备为载体的工业智能化发挥其收益递增优势,同时智能化技术引致的劳动力技能溢价及议价能力的提升,更加倾向于将垄断行业的盈利能力优势转化为行业内员工的收入增长,从而扩大高垄断程度行业与其他行业间收入差距。党的二十大报告强调,坚持多劳多得,鼓励勤劳致富,促进机会公平,增加低收入者收入,扩大中等收入群体。在这个意义上,从理论与经验两个层面厘清智能化对工业行业间收入差距的影响与作用途径,对于智能化时代的中国工业顺利实现转型升级,无疑有着重要的理论意义与现实意义。

根据图1,工业行业智能化程度与行业平均收入水平之间呈现较为显著的正相关关系。这意味着工业行业的智能化发展在提升行业收入水平的同时,可能在一定程度上加剧了行业之间的收入分化。然而,由于影响行业收入差距的因素是多方面的,描述性统计分析只能说明工业智能化水平与行业收入差距之间的相关关系,并不能深刻揭示二者之间的因果联系,还需要进一步建立计量模型以检验智能化对工业行业收入差距的真实效应。在抢抓新一轮科技革命和产业变革机遇、占领未来技术制高点的同时,揭示工业智能化对行业收入差距的具体影响及其作用机理,有利于在智能化转型升级的过程中完善分配制度、实现收入分配合理化,从而更好地促进社会公平正义,最终达到借助智能化实现产业高质量发展的目的。

本文尝试在已有研究基础上,系统分析智能化影响中国工业行业收入差距的具体渠道及效应。本文可能的贡献在于:①在理论层面上,首次将工业智能化变量纳入现行的行业收入差距分析框架,具体分析了工业智能化通过行业劳动力技能结构、产品与技术创新能力等途径对收入差距的影响与作用机制,并通过中介效应模型进行验证。②与现有研究片面强调行业垄断对收入差距的影响不同,本文从智能化技术的技能偏向性与收益递增特征出发,系统分析了工业智能化通过垄断行业的资本密集度优势、盈利能力优势等行业特征导致行业层面高收入的内在原因,为深入理解工业智能化与行业收入差距间的关系提供了有益的新视角。③在经验层面上,利用2005—2019年中国工业分行业数据,匹配国际机器人联合会(IFR)工业机器人数据库,基于宏观视角检验了工业智能化对行业收入差距的影响,同时根据行业特征分组进行了异质性检验,为政府制定相关政策提供了更为严谨的经验证据。

余文结构安排如下:第二部分是理论分析与研究假说,第三部分介绍研究设计与研究数据,第四部分为经验检验结果与评价,第五部分为传导机制检验,第六部分为结论与政策启示。

二、理论分析

一般情形下,行业收入差距主要是由劳动者的人力资本所决定的。通常人力资本水平越高,收入水平也越高。给定人力资本水平,一个行业中技能劳动力占比越高,行业的总体收入水平也越高

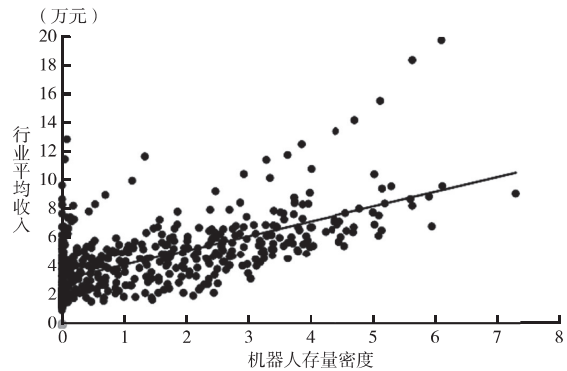


图1 行业收入水平与机器人存量密度关系

注:实线为一次拟合曲线,下同。

资料来源:根据相关年份《中国工业经济统计年鉴》《中国科技统计年鉴》《中国劳动统计年鉴》《中国统计年鉴》,以及国际机器人联合会(IFR)工业机器人数据库(2005—2019)数据整理,具体计算方法参见第三部分,以下各图同。

(Martins 2004)。随着智能制造技术的不断迭代与进步,工业智能化的技能偏向性特征也会愈发凸显,在扩大不同行业间劳动力技能结构差异的同时,还会通过劳动力结构变动影响行业间技术创新能力,从而扩大行业间收入差距。许多基于经验的研究发现,以垄断为代表的行业特征因素也对行业收入差距起着关键的调节作用(严兵等,2014)。本文进一步将以行业垄断为核心的行业特征因素引入分析,证明工业智能化所具有的“收益递增特性”将会强化行业垄断所带来的盈利能力与资本密集度优势^①,从而对行业间收入差距产生调节作用。图2给出了工业智能化影响行业收入差距基本路径,与纯粹基于完全竞争假设的理论与经验研究相比,引入行业特征因素可以更好地从行业利润来源与分配的角度对行业收入差距进行分析,能够为理解行业收入差距的形成提供更为全面深入的解释。遵循图2思路,本文首先分析了工业智能化通过影响行业劳动力技能结构与产品、技术创新能力所导致的行业收入差距变化;其次,进一步将行业特征因素纳入分析框架,刻画了垄断这一行业特征在其中所扮演的角色。

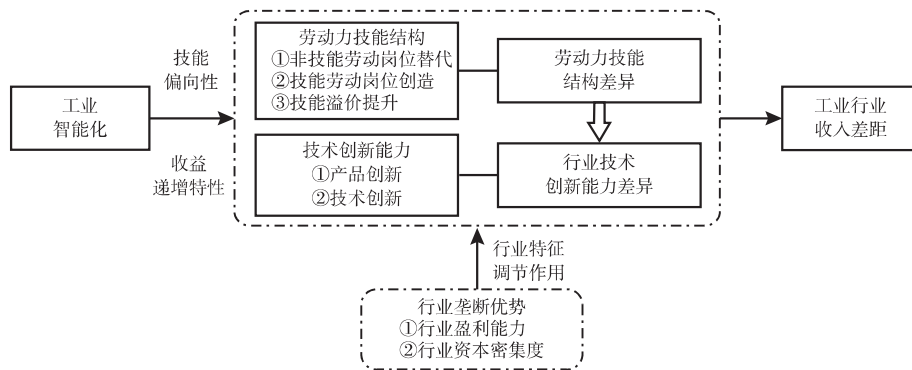


图2 工业智能化影响行业收入差距的途径分析

1. 工业智能化通过劳动力技能结构变动对行业间收入差距的影响

劳动者的人力资本差异是造成行业间收入差距的重要因素。在一般意义上,不仅劳动者自身的人力资本水平差异可以通过生产率直接影响收入水平,而且由于智能化的物质资本扩张也更偏向于与技能劳动者的人力资本产生互补,客观上导致了技能劳动者向智能化物质资本水平较高的行业聚集,即劳动者人力资本通过与工业智能化相关的外部因素结合,进一步扩大了行业间收入差异^②。Lucas(1988)将劳动者人力资本的影响分为“内部效应”(Internal Effect)与“外部效应”(External Effect)。“内部效应”强调劳动者通过对自身人力资本投资带来的生产力与收益提升,即劳动力的技能水平、教育程度和工作经验等差异导致不同行业支付的工资水平存在差异,从而产生了行业间收入差距,而智能化设备与技术的应用则进一步放大了劳动者人力资本投资内部效应的影响。首先,工业智能化作为偏向性技术进步,不仅加速了技能劳动力在应用智能化设备与技术的行业聚集,智

^① 何诚颖等(2023)发现,工业智能化的发展需要大量蕴含前沿技术的设备投资,不同行业中企业规模的大小与经济实力强弱也直接决定了其引进、吸收智能化设备与技术的意愿与能力,因此,工业智能化的发展不仅存在路径依赖性,还具有自我强化的垄断趋势。

^② Acemoglu and Restrepo(2019)指出,物质资本与人力资本是互补的,这意味着相较于非技能劳动力,资本扩张更有利于提升技能劳动力的生产率,并通过物质资本投资与人力资本投资的“良性循环”在经济增长中发挥着重要作用。

能化技术与设备在工业行业的应用还会创造出具有技能偏向性的管理与控制岗位,同时以智能化机器替代非技能劳动力,或者提升技能劳动力对非技能劳动力的替代弹性,并通过增加技能劳动力占比的方式改变行业间技能密度差异,从而扩大行业间收入差距(郭凯明和罗敏,2021)。其次,大规模应用智能化设备与技术的行业由于技术进步速度较快,劳动力市场需求往往大于供给,行业中的从业人员也更容易获取高收入;雇佣较多技能劳动力的行业也将先分享数字化、智能化红利,并借由“技能组成工资”与“利润分享工资”转化为行业间实际收入差异(王若兰和刘灿雷,2019)。

“外部效应”则强调劳动者人力资本的提升可以带来所有生产要素的生产率增长,由于这种外部性源自劳动力之间的相互学习与竞争,因此,拥有更高劳动者人力资本的行业或群体其外溢效应也相应越强。首先,对于拥有更高技能劳动力占比的行业,工业智能化不仅可以在技能劳动力群体内部通过学习、合作与竞争产生知识外溢,加速技术创新与进步,引致行业层面的劳动生产率提升,进而在行业层面产生收入溢价;行业内的非技能劳动力也有更多机会在与技能劳动力的合作中,通过知识溢出与技能学习提升其人力资本水平与劳动生产率,带来行业层面平均收入水平的增长。其次,原本收入水平或技能劳动力密集程度较高的行业,可以凭借其优势地位,率先通过资金优势实现智能化设备的引进与技术改造,完善相关技能人员的培训、招聘与激励措施,提升劳动者的生产积极性与生产效率,并将数字化、智能化转型带来的创新能力提升、生产率增长转化为产出规模的扩大与工资收入的增加,进而扩大收入差距。此外,工业智能化作为偏向性技术进步,不仅需要劳动力通过培训掌握与机器人操作、维护和升级相关的技能,其衍生的劳动岗位与工作往往也需要劳动力执行抽象、复杂的任务,雇主难以通过简单的指标衡量或观测其努力程度。根据效率工资理论,管理层存在较强的动机向智能化相关岗位支付更高的薪酬以进行激励,通过竞争激发劳动者人力资本的外部效应,同时吸引具有智能化经验的劳动力,降低监督成本,减少具有特殊培训需求岗位的离职风险与“偷懒现象”,有效发挥智能化设备与技术所带来的生产效率提升作用,使行业中已有或新增技能劳动力通过技能溢价获得更高的收入,从而加剧行业间收入分化。

进一步,工业智能化借由非技能劳动岗位替代效应、技能岗位创造效应与技能溢价效应放大了劳动者人力资本投资内部效应、外部效应所带来的收益以及正向溢出作用,加速了行业间劳动力技能结构变动,进而导致行业人力资本水平与收入差距扩大。

(1)工业智能化的非技能劳动岗位替代效应。有关工业智能化影响劳动力总需求的研究基本遵循了两种思路:一种是基于CES生产函数引入工业智能化变量,探讨智能化资本对其他资本、劳动的替代弹性,指出工业智能化与高技能劳动岗位互补,主要替代低技能劳动岗位。例如,Lankisch et al.(2019)基于CES生产函数引入工业智能化,将智能化资本与传统资本进行区分,具体分析了智能化资本与其他资本、技能与非技能劳动力之间的替代弹性;另一种研究思路则是基于Zeira(1998)的任务模型展开,以自动化生产的方式引入工业智能化,发现智能化带来的成本降低和效率提升必然促进资本对劳动(尤其是非技能劳动力)的替代。Acemoglu and Restrepo(2018a)基于任务模型对美国劳动力市场的研究表明,应用工业智能化较多的产业中就业量存在显著下降,并且这些不利的影 响主要集中在以“蓝领”为主的低技能劳动力群体中。这意味着,工业智能化本质上属于降低非技能劳动力需求的资本密集型技术,将会偏向性地放大技能劳动力人力资本投资“内部效应”所带来的收益。在现阶段的工业行业中,可执行重复性劳动的自动化工业机器人将与非技能劳动力产生最为直接的竞争关系。这是由于,不同技能水平劳动力特征决定了其与物质资本互补性的强弱,非技能劳动力往往从事重复性强、繁重或危险性高的工作,相关职业(岗位)往往与繁重的体力劳动频率、频繁移动的身体位置频率正相关,从岗位特征角度看属于技能类型较为单一的程式化、非认知型职业,而

智能化技术与设备可以有效避免因劳动强度较高带来的生产效率损失,并保持生产精度与流程标准化。王林辉等(2020,2022)从任务属性和职业技能宽度的角度出发,将工业智能化对不同技能劳动力的影响进行归纳后发现,年龄越大、受教育年限越短,或对思维能力、社交能力要求较弱,以及技能类型较为单一的程式化、非认知型职业更容易被智能化技术所替代;而思维能力、社交能力较强,或具有多种类型技能的非程式化认知型职业更不易被替代,例如,科学研究人员、工程技术人员等主要从事具有思维复杂性或创新性的工作;非技能劳动力主要从事体能需求以及危险性较高的工作,或从事认知需求较低与可编码的常规型任务(Autor,2015),相对较低的人力资本水平导致其对智能化技术的学习与适应能力偏弱,不利于借助人力资本的“外部效应”分享工业智能化带来的知识外溢与生产率提升的收益,反而更容易受到智能化技术带来的生产方式与组织模式变革冲击,失去在原有工作中的比较优势,在就业与工资分配中处于劣势地位。正如 Dauth et al. (2017)、闫雪凌等(2020)所发现的,当行业中薪酬水平相对较低的非技能劳动力被挤出后,剩余劳动力的平均薪酬水平也将被动提升。图3中工业行业智能化水平与非技能劳动力数量对数之间呈负相关关系,进一步印证了当前以自动化技术为主的工业智能化,更偏向于替代重复性强、技能较为单一的非技能劳动力,从而通过劳动力技能结构变动扩大不同行业间的收入差距。

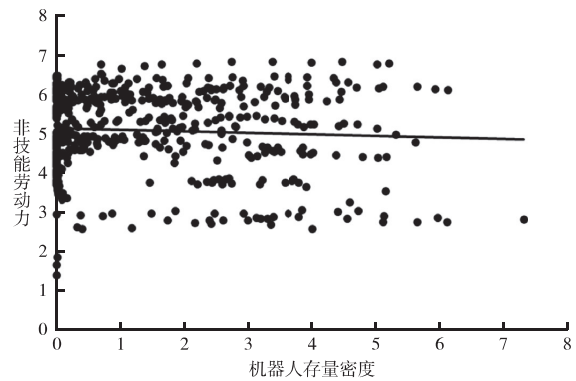


图3 行业智能化水平与非技能劳动力数量关系

(2)工业智能化的技能岗位创造与技能溢价效应。首先,相较于简单的程序化劳动,工业行业仍存在许多难以被自动化替代的认知型生产环节,相关生产环节不仅需要人力资本水平较高的技能劳动力之间进行协作,同时也需要藉由人力资本的“外部效应”发挥技能劳动力与智能化物质资本之间的协同作用。具体而言,智能化技术对许多复杂的认知型脑力劳动只能起到辅助性作用,仍需由技能水平较高的劳动力“赋予”机器智能,再由机器即时完成复杂的决策。其次,相关生产环节的流程变化与技术改进,也需要由具备生产经验的驻厂工程师对自动化智能设备予以装配和调试。更进一步,由于工业智能化涉及生产制造、研发创新以及流程管理等多个维度的技术应用,不仅工业生产环节的复杂程度将会随之提高,智能设备的生产、管理与维护也会产生新的岗位需求,并且新岗位需要与智能化设备进行协作,对劳动者的技术、经验、学习能力与创新思维,以及高阶认知与互动能力有更高要求。这意味着智能化物质资本、技术聚集程度较高的行业将催生出更多与智能化设备、技术互补的高收入劳动岗位。Acemoglu and Restrepo(2018b)发现,工业智能化不仅可以创造与之相关的研发、生产、管理、操作等新工作岗位,还会通过分工深化增加生产与服务的专业化、精细化程度,从而提供更多的就业岗位。Furman and Seamans(2019)进一步发现,工业智能化还存在“任务互补效应”,即智能化环节的生产效率的提升,增加了对非智能化环节的需求,进而增加了非智能化生产环节中对于技能劳动力的需求。由于技能劳动力相对非技能劳动力具有更强的知识储备、学习能力以及专业素质,不仅更有利于在工业智能化所衍生的非常规任务或岗位中获得比较优势(Agrawal et al., 2019),在技术进步与变革中往往也更容易通过人力资本的“内部效应”获得生产力与收入提升。同时,工业智能化引致的生产环境复杂化、专业化与高效化变革,可以借由产品、技术等的快速迭代与创新加速知识溢出及分享,有效放大技能劳动者人力资本的“外部效应”所具

有的正向溢出作用,通过提升技能溢价与技能劳动力占比的方式改变行业间劳动力技能结构,进而扩大行业间收入差距。

工业企业在雇佣具有智能化技能的新员工,或对已有员工进行智能化转岗或培训时,需向其支付更高的薪酬以补偿其相关人力资本投资与技能培训支出。Hémous and Olsen(2022)发现,智能化不仅会带来就业结构调整,其技能偏向性还会加剧技能与非技能劳动力群体间的收入分化。而技能劳动力相较非技能劳动力,在竞争过程中也更容易留存下来,并通过人力资本投资的“内部效应”获得相对更高的技能溢价与薪酬,从而导致智能化物质资本与智能化技术应用水平具有差异的行业间收入差距进一步拉大。图4的典型事实显示,中国工业行业智能化水平与技能劳动力占比间呈现显著的正向相关关系。这表明,智能化设备的装配和使用,更有利于行业中原有或新增技能劳动力与智能化设备形成匹配,在提升劳动力技能溢价的同时增加技能劳动力占比,从而通过智能化发展与应用水平的差异扩大行业间收入差距。也就是说,工业智能化通过扩大行业间劳动力技能结构、技能溢价差异等渠道,进一步扩大了行业间收入差距。据此,本文提出:

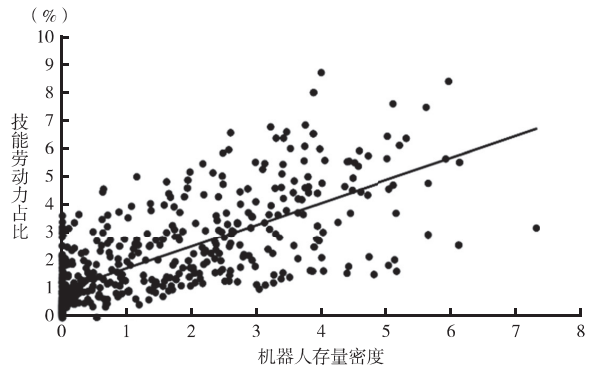


图4 行业智能化水平与技能劳动力占比关系

假说1:工业智能化具有技能偏向性特征,将会改变行业劳动力技能结构并提升技能溢价,从而扩大行业间收入差距。

假说1:工业智能化具有技能偏向性特征,将会改变行业劳动力技能结构并提升技能溢价,从而扩大行业间收入差距。

2. 工业智能化通过产品创新与技术创新对行业间收入差距的影响

产品创新与技术创新是工业智能化通过劳动力技能结构影响行业收入差距的关键作用渠道。工业智能化通过加速信息收集、处理的效率与生产、研发决策的效率,实现了生产组织方式的创新与变革,有效提升行业产品创新能力,进而导致智能化发展水平存在差异的行业间收入差距扩大。工业智能化还会促进知识的学习与积累、技术的集成与融合,从而借由行业间技术创新能力差异加剧收入水平分化。

工业智能化通过加速信息的收集与获取,以及构建智能化的生产与研发决策模式,实现了生产组织方式的创新与变革。①工业智能化不仅有效提升了产品的更新换代速度,同时也增强了新产品适应市场的能力。Lee et al.(2015)、Gómez et al.(2016)研究证实,智能化技术不仅可以促进信息交互水平,还能有效降低信息的识别与使用成本。在传统的生产组织模式中,不同的部门以及业务流程之间往往处于“信息孤岛”状态。智能化技术与设备的应用,可以有效打破不同业务部门以及业务流程之间的壁垒,提升工业企业的信息获取与利用效率,并在此基础上衍生出智能分析与管理能力,通过协同效应大幅提升劳动者的工作效率。率先部署智能化设备并应用相关技术的行业,可以借助生产、研发、管理与销售过程中收集的大数据,及时反馈市场需求信息并指导生产决策,在提升产品开发效率与良品率的同时,根据市场需求、客户偏好等改良产品,通过“柔性定制化”生产模式扩大产品的种类与覆盖范围,大幅提升了产品更新换代的速率,实现了以产品种类扩张为核心的“水平创新”(Horizontal Innovation)(Mihet and Philippon, 2019),进而提升产品销售绩效。②工业智能化带来的流程创新降低了行业的生产成本与运营成本,从而提升了产品创新效率。工业智能化通过部分工作任

务的自动化挤出了非技能劳动力,在降低劳动力成本的同时,也带来了平均收入水平与生产效率的提升。另外,智能化引致的信息收集与分析、预测能力提升,大幅优化了工业生产与运营决策效率与准确性,降低了产品开发与生产、销售过程中的不确定性(Babina et al., 2024),从而通过智能机器与技能劳动力、其他资本品间的“协同效应”提升产品创新效率,扩大工业智能化发展、应用水平存在差距的行业间劳动生产率以及收入水平。③随着前沿制造技术的不断迭代升级,以“黑灯工厂”为典型代表的智能化生产模式,可以进一步利用机器智能协助并拓展人类智慧,使生产现场的知识获取与创新主体由生产员工拓展为智能化机器,或赋予机器智能与操作机器的后台员工等。具体而言,智能化技术的应用大幅缩短了医药制造领域的产品开发周期,实现了原有产业创新模式和生产组织方式的内核逻辑升级与变革,如美国的制药与生物技术公司莫德纳(Moderna)利用智能化算法将原本耗时数年的开发周期缩短至几十天。这意味着工业智能化不仅可以引致行业层面的产品种类扩张,还可以凭借迅捷的智能化研发、生产与管理模式抢占产品市场,将尚未应用智能化技术,或技术水平相对较弱的竞争对手挤出市场,成为新的垄断者,从而通过“垂直创新”(Vertical Innovation)获取垄断利润^①,实现产品的附加值增值与产品创新效率的提升,通过产品创新快速占领增量市场,扩大行业间产品的总产出规模与利润水平差异,借由“利润分享工资”进一步扩大与其他行业间收入差距。

工业智能化通过加速知识的学习与积累、技术的集成与融合,有效扩大了行业间技术创新能力差异。劳动者作为技术创新的主体,其技能结构的高级化本就有利于提升行业技术创新能力与绩效。根据锦标赛理论,技术创新活动具有高风险与高回报的特征,技能劳动力作为企业内部从事技术创新活动的主体,需要权衡技术创新收益和潜在成本,较高的薪酬不仅可以有效提升相关群体的技术创新效率与参与度(赵奇锋和王永中 2019),工业企业也有动力向从事技术创新活动的劳动力群体支付更高的薪酬作为激励,通过“技能组成工资”扩大行业间收入差距。进一步,智能化设备与技术应用所引致的技术创新能力提升,将会扩大行业间技术水平差异,通过行业间劳动生产率的分化加剧收入差距。这是由于,智能化技术可以在工业行业通过技术创新模式的变革,以机器智能协助劳动力,甚至取代原有劳动力通过“干中学”获得的“渐进式”技术创新,加速了行业技术创新能力提升。Frank et al.(2019)、Yang et al.(2020)的研究显示,工业智能化不仅意味着智能机器对人力劳动的替代,还实现了智能决策系统对管理信息系统的替代,即以智能化机器为主导的知识获取与推理、动态传感、自主决策等。这意味着,工业智能化通过智能设备与原有生产、研发等活动各个环节的融合,使其具有了自我学习、自我执行与调试的能力,强化了智能化机器的“干中学”,实现了以机器为主导的自主知识学习与自主决策,从而借助“机器智能”将有限的资源集中于拥有技术优势的核心领域,获得持续的技术创新竞争优势,通过技术创新模式的转变提升技术创新效率与劳动力边际产出,从而扩大与其他行业间的收入差距。图5的典型事实同样表明,以每万人专利申请数量和人均新产品产值衡量的工业行业技术创新能力、产品创新能力均与智能化水平之间存在显著的正相关关系。尽管理论分析和散点图均显示行业智能化水平与技术创新能力呈现正相关,但还不能完全断定智能化通过提升行业技术创新能力扩大了行业收入差距,仍需通过计量模型控制其他重要因素并检验行业技术创新与产品创新所起到的中介作用。据此,本文提出:

假说 2: 工业智能化会扩大行业间产品创新与技术创新能力差异,从而扩大行业间的收入差距。

① 严成樑和龚六堂(2009)认为,在熊彼特增长理论中,企业投入研发和创新是为了获取垄断利润,厂商为获得垄断利润不断增加研发支出,进而增加了知识存量并推动了技术创新。在垂直创新的框架下,创新过程是一个创造性毁灭的过程,新产品会将旧产品排挤出市场。

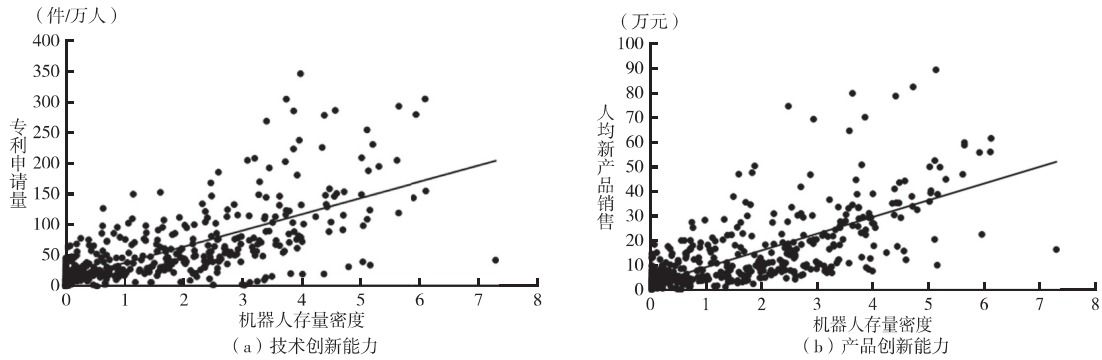


图5 行业智能化水平与技术创新能力、产品创新能力关系

3. 行业特征的调节作用分析

需要进一步指出的是,即使在控制了劳动力异质性与技术创新水平差异的情况下,相同岗位在不同行业间的收入差距仍然显著。这在一定程度上表明,基于完全竞争的逻辑并不能充分解释行业间收入差距的形成与持续存在,因为过于强调完全竞争的假设,往往会忽视以行业垄断为代表的许多现实因素。现实中,以行业垄断为代表的行业特征差异是造成中国当前行业收入不平等的最重要原因之一。近期的部分研究以经典的垄断竞争理论为基础做了进一步拓展,指出只有在“效率工资和部分放弃利润最大化目标”的基础上讨论行业垄断才是有意义的,因为垄断带来的超额利润无法直接解释行业收入差距的形成,行业通过各种方式创造出高于经济利润的“租”都可能引致行业收入提高,行业垄断仅仅为高收入提供了可能性,仍需解释垄断形成的“租”,即行业层面较高的利润如何向劳动者让渡这一关键问题,否则就容易陷入经济推理的“后此谬误”之中。也就是说,许多文献虽强调了行业垄断,尤其是行政垄断对于行业收入差距具有决定性作用,但常常忽视了将垄断优势转换为行业收入优势的具体途径与原因。

行业垄断是影响行业绩效与收入水平的核心因素。智能化技术的应用不仅在互联网行业中容易通过网络效应产生“数字寡头”,而且智能化在工业行业发展同样具有自我强化的垄断趋势,可以通过智能化技术的“收益递增特性”形成市场垄断。武鹏(2011)发现,行业垄断并不能直接解释行业间收入差距的形成,需要进一步揭示的是工业智能化如何将资本密集度、盈利能力等垄断优势转化为行业层面的更高收入。正如叶林祥等(2011)所发现的,行业垄断仅仅是导致不同行业之间工资差距存在的“前提条件”。行业层面较高的垄断程度并不一定代表更高的智能化发展水平,更不能直接证明工业智能化对垄断行业收入提升作用更加明显,因此有必要在研究中进一步厘清工业智能化对不同垄断程度行业收入差距的影响是否存在异质性,以及异质性影响产生的原因。垄断程度较高的行业,往往具有更高的资本密集度与更强的盈利能力,工业智能化能够通过与之相关的调节效应间接影响行业收入差距。这是由于垄断行业较高的资本密集度不仅更有利于发挥已有基础设施优势对工业智能化的支撑作用,带来绩效和行业收入水平的提升,同时其较强的盈利能力也更容易通过智能化技术的“技能偏向性”转化为行业内员工的收入提升,从而加剧工业智能化水平差异所带来的行业间收入差距。特别需要指出的是,工业智能化并不会对行业垄断程度直接产生影响,因为行业垄断很大程度上是由行业特征与政策法规等因素所决定的。这也意味着行业垄断并非工业智能化影响行业收入差距的中介渠道,与行业垄断相关的行业特征变量主要通过调节效应影响行业收入差距。

(1) 工业智能化更有利于发挥垄断行业的资本密集度优势,从而扩大垄断行业与其他行业之间

的收入差距。根据周云波等(2017)的研究,技术进步会偏向于资本密集型的部门,并且这些行业在技术创新的过程中也受益最多。这是由于,工业智能化不仅仅是工业机器人等设备的简单引入,还涉及行业已有设备资产、生产制造流程的智能化升级与适配。智能制造不仅会将原有工业设备及其组件所产生的数据进行数字化处理并实现数据增值,还需要将工业企业的原有知识技术储备、设备资产与智能化设备资产进行深度整合、调整与集成,并在此基础上衍生出智能分析与管理能力,是以智能设备、原有设备资本和技术资本等为载体的工业企业生态系统的重建,即工业智能化的落地也需要以设备资本品作为载体(Lee et al., 2015)。垄断程度较高的行业不仅资本密集度相对较高,并且以信息通信基础设施为代表的基础设施较为完善,在技术创新中获得的收益也相对更高,天然有利于智能化技术的引进、应用与发展;行业的资本密集度与单位劳动投入的产出效应密切相关(武鹏, 2011),即单位劳动投入在高资本密集度行业有更高的产出,高资本密集度行业也有更强的意愿向劳动者支付高额薪酬以进行激励。新一轮科技革命驱动智能化技术为工业行业发展提供新动能,不仅以智能化为代表的技术进步会偏向于资本密集型的部门,资本密集度较高的行业也更适宜进行智能化转型,二者均导致资本密集度较高行业与其他行业间的收入差距扩大。

(2)由于垄断行业中的企业可以凭借市场势力制定垄断价格,获取高额的垄断利润,不仅盈利能力相对更强,也有意愿和能力向劳动者支付更高的薪酬。具体而言,工业智能化从简单的自动化升级为智能工厂并实现柔性制造的过程中,智能化技术的工业应用和实现往往以机器设备为载体,并大量以专利、代码等无形资产的形式存在。限于技术应用条件,工业智能化对工业基础设施和资本密集度提出较高要求,将更加强调在研发、生产、管理过程中的人机交互,以及由高水平劳动力“赋予”机器的知识分析理解能力和自我决策等能力,对能够操作机器设备、使用相关技术的劳动力也会产生“超额需求”。工业智能化所具有的技能偏向性特征,通过进一步强化技能劳动力的“技能溢价”与“议价能力”,更有利于将垄断行业的盈利能力优势转化为行业内员工的收入提升,从而扩大高垄断程度行业与其他行业间收入差距。更进一步,垄断行业较强的盈利能力,不仅为行业智能化技术改造、智能化生产设备引入以及专业技术培训等提供了资金支持,而且在研发资金、技术人员数量与薪酬方面的投入也更加充足,为行业的智能化转型提供了较为坚实的技术基础与资金、人才储备,而且行业垄断(尤其是行政垄断)导致的所有者缺位、委托代理与内部人控制等问题,使得垄断行业本就在收入分配中更加倾向于个人。因此,工业智能化往往在盈利能力较强的垄断行业通过“技术垄断效应”率先得到充分应用,从而加剧行业间收入分化。由于影响行业收入差距的因素是多方面的,相关调节效应的影响还需要通过建立计量模型予以检验。结合前文讨论,本文提出:

假说3:工业智能化将会强化资本密集度优势,提升盈利能力,从而扩大垄断行业与其他行业间的收入差距,即智能化在工业行业的应用存在“垄断强化效应”。

三、研究设计

1. 计量模型的设定

为检验工业智能化对行业收入差距的影响,并考察劳动技能结构与技术创新能力在其中起到的中介作用,建立如下计量模型:

$$Y_{it} = \alpha_1 + \beta_1 Robot_{it} + \delta_1 X_{it} + \mu_{it} + \nu_{it} + \varepsilon_{it} \quad (1)$$

其中, i, t 分别表示行业、年份; Y_{it} 为行业收入差距, $Robot_{it}$ 为工业行业智能化水平, X_{it} 代表其他控制变量, μ_{it} 为行业固定效应, ν_{it} 为年份固定效应, ε_{it} 为随机误差项。

中介效应模型如下所示：

$$M_{it} = \alpha_2 + \beta_2 Robot_{it} + \delta_2 X_{it} + \mu_{i2} + \nu_{t2} + \varepsilon_{it2} \quad (2)$$

$$Y_{it} = \alpha_3 + \beta_3 Robot_{it} + \xi_3 M_{it} + \delta_3 X_{it} + \mu_{i3} + \nu_{t3} + \varepsilon_{it3} \quad (3)$$

其中,式(2)检验工业化对机制变量的作用,式(3)相对式(1)加入机制变量 M_{it} 。为进一步验证以行业垄断为代表的行业特征变量在工业化影响行业收入差距的过程中所起到的作用,本文采用交互项回归的方式进行检验,交互项回归模型如下所示：

$$Y_{it} = \alpha_4 + \beta_4 Robot_{it} + \delta_4 X_{it} + \sigma_4 C_{it} + \lambda_4 Robot_{it} \times C_{it} + \mu_{i4} + \nu_{t4} + \varepsilon_{it4} \quad (4)$$

其中, $Robot_{it} \times C_{it}$ 表示调节变量与工业化水平的交互项,当交互项回归系数 λ_4 通过显著性检验时,该调节效应机制成立。

2. 数据来源与指标设计

本文采用的工业行业数据来自相关年份《中国工业经济统计年鉴》《中国科技统计年鉴》《中国劳动统计年鉴》以及《中国统计年鉴》,工业机器人数据来自 IFR 的中国分行业机器人存量与安装量指标。相关数据均按照中国国民经济行业分类标准(GB/T4754-2002、GB/T4754-2011)划分,包括2005—2011年的35个行业分类以及2012—2019年的37个行业分类^①,共包含541个有效样本。因IFR的行业分类与中国工业行业分类存在差异,故将IFR行业大类按照中国国民经济行业分类标准(GB/T4754-2002、GB/T4754-2011)进行分类归并,并参照工业企业技术获取和改造经费支出比例划分机器人存量与安装量。工业企业技术获取和改造经费数据来自《中国科技统计年鉴》,包含“引进技术、购买境内技术、消化吸收和技术改造”四项经费支出,可较为全面涵盖产业引进、购买设备技术,以及进行相应技术改造的支出。

(1)核心变量设计。①行业收入差距 $WageGap$ 、 Gap 。采用剔除工作时间和物价影响后的行业职工年平均工资与以2012年为基期的制造业平均工资比值衡量行业收入差距 $WageGap$;同时,采用行业职工年平均工资与制造业年平均工资的差值(万元)作为行业收入差距 Gap 。另外,采用剔除工作时间和物价影响后的行业国有单位职工年平均工资与制造业年平均工资比值、差值测算行业收入差距 $WageGapGY$ 与 $GapGY$,并以农业行业年平均工资为基准测算行业收入差距 $WageGapFarm$ 与 $GapFarm$,进行更换被解释变量的稳健性检验。②劳动力技能结构。非技能劳动力数量 $Unskilled$:采用行业平均用工人数(万人)减去R&D人员折合全时当量(万人)的自然对数值衡量行业非技能劳动力数量,考察智能化对工业行业非技能劳动力的替代效应。技能劳动力数量 $Skilled$:采用R&D人员折合全时当量(万人)的自然对数衡量行业技能劳动力数量。技能劳动力占比 $SkilledRatio$:采用R&D人员折合全时当量占行业劳动力总量的比例衡量。③技能溢价 $Premium$ 。参考胡晟明等(2021)的研究,以行业R&D人员作为技能劳动,R&D人员报酬以研发经费内部支出中人员劳务费衡量,即“技能岗位劳动收入=人员劳务费/R&D人员折合全时当量”,取技能岗位劳动收入与行业平均收入的比值衡量技能溢价。④行业智能化水平 $Robot$ 。借鉴Graetz and Michaels(2018)、胡晟明等(2021)的研究,采用机器人存量密度 Rob 衡量工业行业智能化水平,以每万名就业人员机器人存量数据的自然对数作为机器人存量密度,并在稳健性检验中以每万名就业人员的当年新增机器人数量的自然对数作为机器人安装密度 rob 替换 Rob 。

(2)其他中介变量设计。①产品创新能力 $NewPro$ 。以行业人均新产品产值衡量行业产品创新能力。②技术创新能力 $Patent$ 。以行业每万人专利申请量衡量行业技术创新能力。③产品创新能

① 具体的行业划分参见《中国工业经济》网站(ciejournal.ajcass.com)附件。

力差异 *NewProGap*。以行业人均新产品产值与采矿业人均新产品产值的比值衡量。④技术创新能力差异 *PatentGap*。以行业每万人专利申请量与采矿业每万人专利申请量的比值衡量。

(3)调节变量。①行业垄断程度 *State*。本文以行业国有及国有控股企业资产总计占规模以上工业企业资产总计的比重表示行业垄断程度。②行业资本密集度 *Assets*。采用行业人均固定资产规模的自然对数衡量。③行业盈利能力 *Profit*。以行业人均净利润(万元)衡量行业的盈利能力。

(4)其他控制变量。①出口贸易密集度 *Export*。国际贸易是诱发技能溢价的重要因素,本文参考胡晟明等(2021)的研究,采用行业出口交货值与销售产值之比表征行业出口贸易密集度。②行业负债水平 *Liability*,采用行业规模以上工业企业人均负债(万元)自然对数衡量。③企业平均规模 *AverageScale*。以行业总资产规模与企业数量比值的自然对数衡量。④外资依存度 *FDI*。以行业外商资本金占实收资本比重度量外资依存度。⑤行业劳动力性别结构 *Female*。劳动力性别结构是影响行业收入水平的关键因素之一,以女性劳动力占比衡量行业劳动力性别结构。

四、实证结果及分析

1.基准回归

表1为工业智能化对行业收入差距与劳动力技能结构影响的基准回归结果,其中,第(1)列以行业平均工资与制造业平均工资的比值 *WageGap* 作为被解释变量,第(2)列以行业平均工资与制造业平均工资差额 *Gap* 作为被解释变量。回归结果显示,以机器人存量密度 *Rob* 作为解释变量时,工业智能化均在1%的水平上扩大了行业收入差距。第(3)一(6)列分别检验工业智能化对技能溢价 *Premium*、技能劳动力占比 *SkilledRatio*、技能劳动力数量 *Skilled* 与非技能劳动力数量 *Unskilled* 的影响。回归结果显示,工业智能化虽然显著提升了技能溢价与技能劳动力占比,但并未显著增加技能劳动力数量,表明智能化技术在当前工业行业创造新技能劳动岗位的能力较弱,并且对非技能劳动力数量的影响不显著。

表1 基准回归结果:行业收入差距与劳动力技能结构

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	<i>WageGap</i>	<i>Gap</i>	<i>Premium</i>	<i>SkilledRatio</i>	<i>Skilled</i>	<i>Unskilled</i>
<i>Rob</i>	0.0353*** (0.0051)	0.3159*** (0.0495)	0.1431*** (0.0312)	0.6170*** (0.1411)	0.0846 (0.0706)	0.0193 (0.0141)
控制变量	是	是	是	是	是	是
观测值	541	541	541	541	541	541
R ²	0.9672	0.9090	0.9510	0.8873	0.9486	0.9780

注:***、**、*分别表示1%、5%、10%的显著性水平;同时控制行业和年份固定效应,括号内数据为稳健标准误。以下各表同。

2.稳健性检验^②

为保证回归结果的稳健性,本部分进行了如下检验:

(1)替换工业智能化指标。参考 Graetz and Michaels(2018)的研究,将机器人存量密度代表的

① 主要变量的描述性统计参见《中国工业经济》网站(ciejournal.ajcass.com)附件。

② 稳健性检验结果参见《中国工业经济》网站(ciejournal.ajcass.com)附件。

工业行业智能化水平,替换为工业机器人安装密度 rob 进行稳健性检验。结果显示,以工业机器人安装密度 rob 所表示的行业智能化水平,仍在1%的水平上扩大了行业收入差距,提升了技能溢价与技能劳动力占比,对技能与非技能劳动力数量的影响不显著,与基准结论一致。

(2)考虑滞后一期。根据胡晟明等(2021)的研究,工业智能化引起的劳动岗位迭代与技能溢价变化存在一定的滞后效应,即工业智能化从设备投入到实际对岗位变动、技能溢价与行业间收入差距产生影响可能存在滞后期。使用工业智能化的滞后一期进行回归检验,结果显示,工业智能化的滞后一期在1%的显著性水平上扩大了行业收入差距,并提升了技能溢价以及技能劳动力占比,对技能劳动力就业数量的影响仍不显著,但在10%的水平上增加了非技能劳动力就业数量,与基准回归结果基本一致。

(3)替换行业收入差距被解释变量。利用国有工业行业收入与制造业平均工资的比值 $WageGapGY$ 、差值 $GapGY$ 测算行业收入差距,同时以农业行业年平均收入为基准,测算工业各行业平均收入与农业行业平均收入的比值 $WageGapFarm$ 、差值 $GapFarm$,进行替换被解释变量的稳健性检验。结果显示,在更换国有行业数据并以农业行业收入为基准重新测算收入差距指标后,工业智能化仍在1%的水平上扩大了行业间收入差距,证实基准回归结果是稳健的。

(4)根据上市工业企业数据进行修正。利用中国上市公司中工业行业技术人员平均占比数据,重新测算各工业行业研发人员数量 $RDPersonnel$ 作为技能劳动力数量,并以工业行业年末从业人数与研发人员数之差 $UnskilledFigures$ 作为非技能劳动力数量;以人员劳务费与测算所得的研发人员数量之比得到的研发人员收入水平 $SkilledWages$ 作为技能溢价指标进行稳健性检验。重新回归后,结果与基准回归一致,证明了结果的稳健性。

3. 内生性检验^①

一方面,由于以工业机器人代表的统计数据尚不完善,因此,可能存在测量误差问题;另一方面,尽管回归模型已经控制对行业收入差距存在重要影响的变量,但模型仍可能存在的遗漏变量问题。本文以工具变量法缓解以上可能存在的内生性问题。参考王永钦和董雯(2020)的研究,以美国行业层面工业机器人应用为工具变量。考虑到中国与美国的机器人应用与存量情况存在一定关联性,即美国行业层面的工业机器人应用对中国相关行业的影响主要反映了同类行业技术特征,但与影响中国工业机器人应用的具体影响因素并不相关,同时满足工具变量的相关性要求与排他性约束。除此之外,借鉴黄志和程翔(2023)的研究,以行业男性研究生就业水平为工具变量。由于智能化技术在行业层面的应用兼具专业性、操作性与技术性,男性劳动力不仅在相关技能方面更具优势,在专业教育背景、学习能力方面也与智能化机器更加契合,以行业男性研究生就业水平作为工具变量可以反映行业层面智能化技术的发展变化趋势,但是与影响工业机器人应用的因素并不直接相关,满足工具变量相关性约束。据此,本文分别选取美国相应行业的机器人存量密度 $Robtool$ 、安装密度 $robtool$,以及行业男性研究生就业水平 $Master$ 作为中国工业机器人存量密度 Rob 、安装密度 rob 的工具变量,利用两阶段最小二乘估计法(2SLS)缓解回归模型存在的内生性问题,进一步考察工业智能化对行业收入差距以及劳动力技能结构的影响。估计结果显示,在应用工具变量尝试解决内生性问题之后,以中国工业行业存量密度 Rob 、安装密度 rob 衡量的核心变量智能化水平,对行业收入差距、行业技能劳动力比例以及技能溢价的回归系数依旧显著,且符号没有发生改变,对技能劳动力数量的回归的显著性有所增强,但对非技能劳动力数量影响仍不显著,与理论分析和基准回归的结果基本一致。

^① 内生性检验的回归结果参见《中国工业经济》网站(ciejournal.ajcass.com)附件,感谢匿名评审专家对内生性检验给予的建设性意见。

五、传导机制检验

智能化会扩大工业行业间收入差距,并且会显著提升技能溢价与行业技能劳动力占比,那么相关变量是否为智能化影响工业行业收入差距的渠道呢?为验证工业智能化应用影响行业收入差距的具体渠道,本部分采用中介效应模型进行检验;同时,为进一步检验假说3,即行业层面较高的垄断程度是否会通过其较强的盈利能力与资本密集度优势,强化智能化对工业行业收入差距的提升作用,采用交互项回归与分组回归的方式予以检验。

1. 劳动力技能结构的中介效应检验

为进一步验证假说1,考察技能劳动力占比 *SkilledRatio*、技能溢价 *Premium* 的提升是否为工业智能化扩大行业收入差距的中介变量,本部分将对相关变量进行中介效应回归与 Sobel 检验。中介效应第一步、第二步回归结果已在表1中给出,回归结果显示,工业智能化不仅对行业收入差距具有扩大作用,工业智能化对技能劳动力占比、技能溢价等中介变量也具有显著的提升效果。表2第(1)、(3)列为技能劳动力占比变量的中介效应第三步检验与 Sobel 检验结果。结果显示,技能劳动力占比结构的提升并非工业智能化扩大行业收入差距的中介变量,可能的原因是智能化技术在工业行业创造新技能劳动岗位的能力仍旧偏弱,或是新增与智能化相关的技能劳动岗位反而替代了更多的原有技能劳动岗位,即工业智能化虽然带来了技能劳动力占比的显著提升,但是并未显著增加技能劳动力数量;第(2)、(4)列的中介效应第三步回归结果显示,将技能溢价变量加入回归方程后,机器人存量密度的回归系数仍然显著但有所下降,这意味着工业智能化对行业收入差距的扩大作用,部分源自工业智能化对于技能溢价的提升;同时,Sobel 检验结果同样显示技能溢价是工业智能化扩大行业收入差距的中介变量。

表2 劳动力技能结构的中介效应检验

	(1)	(2)	(3)	(4)
	<i>WageGap</i>	<i>WageGap</i>	<i>Gap</i>	<i>Gap</i>
<i>Rob</i>	0.0471*** (0.0071)	0.0294*** (0.0049)	0.4317*** (0.0693)	0.2647*** (0.0481)
<i>SkilledRatio</i>	-0.0192*** (0.0059)		-0.1877*** (0.0568)	
<i>Premium</i>		0.0408*** (0.0090)		0.3581*** (0.0862)
Sobel 检验	-0.012*** (0.005)	0.006*** (0.002)	-0.116*** (0.044)	0.051*** (0.017)
控制变量	是	是	是	是
观测值	541	541	541	541
R ²	0.9689	0.9692	0.9140	0.9138

2. 产品创新与技术创新能力差距的中介效应检验^①

表3第(1)、(2)列分别为行业产品创新能力差距 *NewProGap*、技术创新能力差距 *PatentGap* 的中

^① 行业产品创新能力 *NewPro* 与技术创新能力 *Patent* 中介效应的回归结果参见《中国工业经济》网站 (ciejournal.ajcass.com)附件,感谢匿名评审专家对中介效应检验给予的建设性意见。

介效应第二步回归检验。结果显示,工业智能化在1%的显著性水平上扩大了不同行业之间的产品创新与技术创新能力差距。表3第(3)—(6)列为中介效应检验第三步的回归结果,将行业间技术与产品创新能力差距等变量纳入回归方程后,相关变量均在1%的显著性水平上正向扩大了行业收入差距,工业智能化的回归系数有所下降但依旧显著,表明工业智能化带来的行业间技术与产品创新能力差异增长是导致行业收入差距扩大的中介变量,与假说2的结论一致。Sobel检验结果显示,产品创新能力差距对行业收入差距的扩大的中介作用在1%的水平上显著,技术创新能力差距的中介作用则在5%的水平上显著,中介作用效果相对较弱,与回归检验结论具有较强的一致性。

表3 产品创新与技术创新能力差距的中介效应检验

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	<i>NewProGap</i>	<i>PatentGap</i>	<i>WageGap</i>	<i>WageGap</i>	<i>Gap</i>	<i>Gap</i>
<i>Rob</i>	1.0679*** (0.1629)	0.2986*** (0.0836)	0.0238*** (0.0057)	0.0329*** (0.0046)	0.2251*** (0.0605)	0.2932*** (0.0443)
<i>NewProGap</i>			0.0107*** (0.0024)		0.0851*** (0.0233)	
<i>PatentGap</i>				0.0078*** (0.0025)		0.0761*** (0.0249)
Sobel检验			0.011*** (0.003)	0.002** (0.001)	0.091*** (0.028)	0.023** (0.010)
控制变量	是	是	是	是	是	是
观测值	541	541	541	541	541	541
R ²	0.8606	0.8744	0.9711	0.9679	0.9166	0.9112

3. 基于垄断程度的异质性检验

为初步验证假说3,本节按照行业垄断程度 *State* 将行业分为高、低垄断程度两组,检验工业智能化对行业收入差距的影响在不同垄断程度下是否存在差异。表4第(1)、(2)列与第(3)、(4)列分别为高、低垄断程度行业分组下,工业智能化对行业收入差距影响的回归结果。结果表明,工业智能化对高垄断程度组行业收入差距的整体影响相对更加显著且系数值更高,与理论分析一致,表明工业智能化更有利于提升高垄断程度行业与其他行业间的收入差距。

表4 基于行业垄断程度的异质性检验结果

	(1)	(2)	(3)	(4)
	<i>WageGap</i>	<i>Gap</i>	<i>WageGap</i>	<i>Gap</i>
	高垄断程度		低垄断程度	
<i>Rob</i>	0.0408*** (0.0100)	0.3640*** (0.0958)	0.0144*** (0.0037)	0.1235*** (0.0350)
控制变量	是	是	是	是
观测值	271	271	270	270
R ²	0.9665	0.9177	0.9869	0.9165

4. 行业特征变量的调节效应检验

表5为进一步加入行业特征变量与工业智能化交互项后的回归结果。结果显示,行业垄断程度、行业资本密集度与行业盈利能力等行业特征,均在工业智能化扩大行业收入差距过程中起到了显著的正向调节作用,与假说预期一致,即行业层面的垄断程度、资本密集度与盈利能力增长均会放大工业智能化对行业收入差距的扩大效果。

表 5 调节效应检验

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	<i>WageGap</i>	<i>WageGap</i>	<i>WageGap</i>	<i>Gap</i>	<i>Gap</i>	<i>Gap</i>
<i>Rob</i>	-0.0187*** (0.0050)	-0.0849*** (0.0137)	0.0060 (0.0040)	-0.1883*** (0.0522)	-0.8394*** (0.1436)	0.0378 (0.0393)
<i>State</i>	-0.2269*** (0.0468)			-2.1657*** (0.4599)		
<i>State×Rob</i>	0.1199*** (0.0140)			1.1199*** (0.1495)		
<i>Assets</i>		-0.0685* (0.0356)			-0.3809 (0.3476)	
<i>Assets×Rob</i>		0.0346*** (0.0046)			0.3341*** (0.0477)	
<i>Profit</i>			-0.0001 (0.0009)			0.0024 (0.0089)
<i>Profit×Rob</i>			0.0019*** (0.0002)			0.0176*** (0.0024)
控制变量	是	是	是	是	是	是
观测值	541	541	541	541	541	541
R ²	0.9800	0.9760	0.9796	0.9434	0.9349	0.9440

为了进一步验证假说 3,检验工业智能化是否更有利于提升高垄断程度行业的盈利能力,并通过强化高垄断程度行业的资本密集度优势,扩大与其他行业间的收入差距。本部分按照垄断程度分组进行调节效应检验,如果假说成立,那么不同垄断程度组行业特征变量与智能化交互项的回归结果将存在差异。

表 6 与表 7 为基于行业垄断程度将分组后,行业特征变量的调节效应检验结果。表 6 第(1)、(2)列与第(3)、(4)列分别为高、低垄断程度分组下,工业智能化与行业盈利能力的交互项回归。结果显示,行业盈利能力与工业智能化的交互项在 1% 的水平上扩大了高垄断程度行业与其他行业间的收入差距,但该调节效应在垄断程度相对较低的行业分组内则并不显著,与假说 3 预期一致。这意味着,工业智能化可以将高垄断程度行业的盈利能力优势转化为收入,并扩大与其他行业间的收入差距,侧面印证工业智能化对高垄断程度行业的收入提升作用可能源自利润分享。

表 6 基于行业垄断程度分组的调节效应检验(一)

	(1)	(2)	(3)	(4)
	<i>WageGap</i>	<i>Gap</i>	<i>WageGap</i>	<i>Gap</i>
	高垄断程度		低垄断程度	
<i>Rob</i>	0.0091 (0.0061)	0.0617 (0.0595)	0.0069 (0.0057)	0.0553 (0.0554)
<i>Profit</i>	-0.0009 (0.0008)	-0.0064 (0.0082)	0.0072** (0.0028)	0.0725** (0.0279)
<i>Profit×Rob</i>	0.0018*** (0.0002)	0.0172*** (0.0024)	0.0003 (0.0006)	0.0019 (0.0052)
控制变量	是	是	是	是
观测值	271	271	270	270
R ²	0.9792	0.9497	0.9880	0.9237

表7 基于行业垄断程度分组的调节效应检验(二)

	(1)	(2)	(3)	(4)
	<i>WageGap</i>	<i>Gap</i>	<i>WageGap</i>	<i>Gap</i>
	高垄断程度		低垄断程度	
<i>Rob</i>	-0.0687*** (0.0177)	-0.7097*** (0.1795)	-0.0228 (0.0154)	-0.2241 (0.1472)
<i>Assets</i>	0.0128 (0.0517)	0.4580 (0.4894)	-0.0774** (0.0352)	-0.6129* (0.3355)
<i>Assets×Rob</i>	0.0307*** (0.0059)	0.3028*** (0.0592)	0.0122** (0.0051)	0.1148** (0.0483)
控制变量	是	是	是	是
观测值	271	271	270	270
R ²	0.9735	0.9379	0.9876	0.9204

表7中第(1)、(2)列与第(3)、(4)列分别为高、低垄断程度分组下,工业智能化与行业资本密集度的交互项回归结果。可以发现,在工业智能化影响行业收入差距的过程中,行业资本密集度在不同垄断程度分组中均具有显著的正向调节作用。值得注意的是,在低垄断程度组中,工业智能化与行业资本密集度的交互项仅在5%的水平上显著,与假说预期一致,即工业智能化更有利于发挥垄断行业的资本密集度优势,进而扩大与其他行业间的收入差距。这是由于智能化设备与技术的应用需要以设备资本品为载体,而具有垄断地位的行业凭借资本密集度优势,更有利于智能化设备、技术等引进与落地应用,进而通过劳动生产率提升技能溢价以及行业收入水平。这一发现基本与胡晟明等(2021)的研究一致。可以认为,以上分组回归结果进一步验证了假说3,即工业智能化更有利于强化垄断行业的盈利能力,发挥其资本密集度优势,从而扩大与其他行业间的收入差距,工业智能化存在显著的“垄断强化效应”。

六、结论与启示

进入21世纪以来,新一轮科技革命驱动智能化技术为产业发展提供了新的动能,工业智能化更是作为产业高质量发展的“关键技术”,被置于各国国家战略层面的高度。智能化技术与设备深度参与了工业行业的生产加工、管理决策、研发设计等诸多环节,不仅带来劳动方式深刻变革,而且通过智能化所特有的自主学习与自主决策能力,实现了原有产业创新模式的升级。与此同时,工业智能化同样会对行业原有劳动力结构产生冲击,并借由技术创新能力提升带来劳动力边际产出变化,加剧工业行业间收入差距分化。本文在现有研究的基础上,将工业智能化变量引入分析框架,利用2005—2019年中国工业行业数据,刻画了工业智能化应用影响行业收入差距的传导机制,并进一步分析了垄断行业的自身特征因素在工业智能化影响行业收入差距中所扮演的角色。研究发现:①智能化技术在工业行业的应用对行业收入差距具有显著的扩大效果,智能化对劳动力的影响体现为行业技能劳动力占比与技能溢价的显著提升,但并未带来技能劳动岗位数量的显著增长。在替换变量指标、分类回归、考虑内生性问题之后,结论仍然成立。②智能化技术具有的技能偏向性特征,可以通过提升技能溢价,扩大行业技术与产品创新能力差异等渠道影响行业收入差距;但技能劳动力占比的提升并非工业智能化扩大行业收入差距的中介渠道。③以行业垄断程度为代表

的行业特征变量,在工业智能化影响行业收入差距的过程中起着关键的调节作用。工业智能化所具有的收益递增特性,更有利于强化高垄断程度行业的盈利能力,并充分发挥其资本密集度优势,从而对高垄断程度行业收入差距产生更为显著的提升效果。

本文具有深刻的政策启示:①政府应针对不同产业特征,完善工业行业智能化发展的相关产业政策,以提升工业智能化的新岗位、技能劳动岗位创造能力,使其与中国工业行业劳动力结构的高级化趋势之间形成良性正反馈。考虑到智能化显著降低了工业行业非技能劳动力占比,不仅要大力鼓励企业配套相应的转岗技能培训等措施,而且应加快完善失业保障与社会保障制度,对被智能化机器与技术替代的非技能劳动力予以承接,力争在工业行业内部实现劳动力技能结构的升级与优化,避免工业智能化导致非技能劳动力大量被动失业,加剧行业收入不平等情况。②在利用政策推动智能化技术大规模应用以构筑产业竞争优势、实现高质量发展的同时,应注重塑造智能化在工业领域的高阶自主创新能力,努力实现工业智能化从生产、加工、装配等环节到研发、创新层次的跃迁,将工业智能化引致的技术创新、产品创新能力提升有效转化为行业盈利能力优势,进而提升行业内劳动者的收入水平;在着力推动智能化技术应用与普及的过程中,有效发挥其对于技能劳动岗位数量的提升作用与创造效应,使智能化技术的应用能够切实有效地通过增加高端岗位、提升生产率的方式带来收入水平增长,促使智能化成为推动工业行业高质量发展的通用性技术,避免其发展停留在低技术的“机器替换非技能劳动力”层面。③应加大对非垄断行业智能化改造的扶持力度,根据行业特征,制定针对非垄断行业,特别是资本密集度较低、盈利能力较弱行业的智能化改造、研发补贴与税收优惠政策,提升其智能化技术研发和应用的能力,充分考虑与行业收入水平挂钩,着力补贴员工收入水平相对较低的相关行业,避免智能化技术通过“垄断强化效应”进一步放大高垄断程度行业的要素禀赋优势,加剧工业行业间收入分化与不平等。

需要说明的是,在平台经济所具有的“自然垄断”优势加持下,以ChatGPT为代表的通用人工智能在互联网行业往往会引致更高层次的收入分配不平等。因此,未来智能化技术会对行业收入差距带来怎样的影响,以及如何在智能化时代规范收入分配秩序进而促进公平,值得进一步研究。

[参考文献]

- [1]郭凯明,罗敏.有偏技术进步、产业结构转型与工资收入差距[J].中国工业经济,2021,(3):24-41.
- [2]何诚颖,陈锐,酆金梁,等.工业智能化的发展逻辑:基于经济学视角的诠释[J].经济学家,2023,(7):79-86.
- [3]胡晟明,王林辉,董直庆.工业机器人应用与劳动技能溢价——理论假说与行业证据[J].产业经济研究,2021,(4):69-84.
- [4]黄志,程翔.人工智能对劳动收入水平和收入差距的影响——理论解读与实证检验[J].经济理论与经济管理,2023,(1):78-95.
- [5]王林辉,胡晟明,董直庆.人工智能技术会诱致劳动收入不平等吗——模型推演与分类评估[J].中国工业经济,2020,(4):97-115.
- [6]王林辉,胡晟明,董直庆.人工智能技术、任务属性与职业可替代风险:来自微观层面的经验证据[J].管理世界,2022,(7):60-79.
- [7]王若兰,刘灿雷.市场竞争、利润分享与企业间工资不平等——来自外资管制政策调整的证据[J].中国工业经济,2019,(11):42-59.
- [8]王永钦,董雯.机器人的兴起如何影响中国劳动力市场?——来自制造业上市公司的证据[J].经济研究,2020,(10):159-175.
- [9]武鹏.行业垄断对中国行业收入差距的影响[J].中国工业经济,2011,(10):76-86.

- [10]严兵,洗国明,韩剑.制造业行业收入不平等变动趋势及成因分解[J].世界经济,2014,(12):27-46.
- [11]严成樑,龚六堂.熊彼特增长理论:一个文献综述[J].经济学(季刊),2009,(3):1163-1196.
- [12]闫雪凌,朱博楷,马超.工业机器人使用与制造业就业:来自中国的证据[J].统计研究,2020,(1):74-87.
- [13]叶林祥,李实,罗楚亮.行业垄断、所有制与企业工资收入差距——基于第一次全国经济普查企业数据的实证研究[J].管理世界,2011,(4):26-36.
- [14]赵奇锋,王永中.薪酬差距、发明家晋升与企业技术创新[J].世界经济,2019,(7):94-119.
- [15]周云波,田柳,陈岑.经济发展中的技术创新、技术溢出与行业收入差距演变——对U型假说的理论解释与实证检验[J].管理世界,2017,(11):35-49.
- [16]Acemoglu, D., and P. Restrepo. Automation and New Tasks: How Technology Displaces and Reinstates Labor[J]. *Journal of Economic Perspectives*, 2019, 33(2):3-30.
- [17]Acemoglu, D., and P. Restrepo. Low-Skill and High-Skill Automation[J]. *Journal of Human Capital*, 2018a, 12(2):204-232.
- [18]Acemoglu, D., and P. Restrepo. The Race between Man and Machine: Implications of Technology for Growth, Factor Shares, and Employment[J]. *American Economic Review*, 2018b, 108(6):1488-1542.
- [19]Agrawal, A., J. S. Gans, and A. Goldfarb. Exploring the Impact of Artificial Intelligence: Prediction versus Judgment [J]. *Information Economics and Policy*, 2019, 47:1-6.
- [20]Autor, D. H. Why Are There Still So Many Jobs? The History and Future of Workplace Automation[J]. *Journal of Economic Perspectives*, 2015, 29(3):3-30.
- [21]Babina, T., A. Fedyk, A. He, and J. Hodson. Artificial Intelligence, Firm Growth, and Product Innovation [J]. *Journal of Financial Economics*, <https://doi.org/10.1016/j.jfineco.2023.103745>, 2024.
- [22]Dauth, W., S. Findeisen, J. Südekum, and N. Woessner. German Robots——The Impact of Industrial Robots on Workers[R]. SSRN Working Paper, 2017.
- [23]Frank, A. G., L. S. Dalenogare, and N. F. Ayala. Industry 4.0 Technologies: Implementation Patterns in Manufacturing Companies[J]. *International Journal of Production Economics*, 2019, 210:15-26.
- [24]Furman, J., and R. Seamans. AI and the Economy[J]. *Innovation Policy and The Economy*, 2019, 19(1):161-191.
- [25]Gómez, J., I. Salazar., and P. Vargas. Firm Boundaries, Information Processing Capacity, and Performance in Manufacturing Firms[J]. *Journal of Management Information Systems*, 2016, 33(3):809-842.
- [26]Graetz, G., and G. Michaels. Robots at Work [J]. *Review of Economics and Statistics*, 2018, 100(5):753-768.
- [27]Hémous, D., and M. Olsen. The Rise of the Machines: Automation, Horizontal Innovation, and Income Inequality[J]. *American Economic Journal: Macroeconomics*, 2022, 14(1):179-223.
- [28]Lankisch, C., K. Prettnner, and A. Prskawetz. How Can Robots Affect Wage Inequality [J]. *Economic Modelling*, 2019, 81:161-169.
- [29]Lee, J., B. Bagheri, and H. A. Kao. A Cyber-Physical Systems Architecture for Industry 4.0-Based Manufacturing Systems[J]. *Manufacturing Letters*, 2015, 3:18-23.
- [30]Lucas JR, R. E. On the Mechanics of Economic Development[J]. *Journal of Monetary Economics*, 1988, 22(1):3-42.
- [31]Martins, P. S. Industry Wage Premia: Evidence from the Wage Distribution [J]. *Economics Letters*, 2004, 83(2):157-163.
- [32]Mihet, R., and T. Philippon. *The Economics of Big Data and Artificial Intelligence* [M]. Bradford: Emerald Publishing Limited, 2019.
- [33]Yang, J., L. Ying, and M. Gao. The Influence of Intelligent Manufacturing on Financial Performance and Innovation Performance: The Case of China[J]. *Enterprise Information Systems*, 2020, 14(6):812-832.
- [34]Zeira, J. Workers, Machines, and Economic Growth[J]. *Quarterly Journal of Economics*, 1998, 113(4):1091-1117.

Industrial Intelligence, Labor Skill Structure and Industry Income Gap

SUN Zao, ZONG Rui

(School of Economics and Finance, Xi'an Jiaotong University)

Abstract: Since entering the 21st century, with the in-depth advancement of a new round of technological revolution and industrial changes characterized by networked, digitalization, and intelligence, major countries have used industrial robots as an important grasp of seizing a new round of competitive strategic system. However, the industry income gap as a by-product of technological progress has rapidly widened with the advancement of intelligent technology and its industrialization.

This paper incorporates industrial intelligence into the current industry income gap analysis framework, which specifically analyzes the impact and role of industrial intelligence through labor skills structure, product, and technological innovation capabilities. From the perspective of the characteristics of the technical skill bias and increasing income, the inherent reasons for industrial intelligence to obtain higher income at the industry level through the capital density advantage and profitability advantage. In addition, this paper uses the data from China's industrial sub-industry from 2005 to 2019 to match the industrial robot data of the International Robotics Federation to test the impact of industrial intelligence on the industry income gap.

The findings indicate that industrial intelligence generally expands the industry income gap and effectively enhances the proportion of skilled labor. Industrial intelligence mainly enlarges the income gap between industries by promoting skill premiums and amplifying the difference in technological innovation and product innovation ability among industries. Further, industrial intelligence is more conducive to giving play to the advantages of profitability and capital density in the monopoly industries, thereby expanding the income gap between the monopoly industries and other industries.

This paper has profound policy implications. The government should improve relevant industrial policies for the development of industrial intelligence, encourage enterprises to provide corresponding skill training and other measures for job transfer, and create more skilled jobs with the help of the improvement of product and technological innovation ability brought by industrial intelligence, thus avoiding the development of industrial intelligence staying at the level of "machines replacing low-skilled labor" with low technology, and forming positive feedback with the trend of upgrading the industrial labor structure in China. Additionally, the government should improve relevant supporting policies for intelligent transformation according to the characteristics of different industries, such as strengthening the support for the intelligent transformation of non-monopoly industries and increasing the intelligent transformation, R&D subsidies, and preferential tax policies for industries with low capital intensity and weak profitability, so as to make industrial intelligence become a universal technology to lay the foundation for high-quality development of industrial sectors and avoid the intensification of income inequality by intelligent technology through the "monopoly strengthening effect".

Keywords: industrial intelligence; industry income gap; labor skill structure; industry monopoly

JEL Classification: J23 J24 O33

[责任编辑:李鹏]