

工业智能化如何影响城乡收入差距*

——来自农业转移劳动力就业视角的解释

刘欢

摘要: 随着智能制造装备在各行业的不断普及,其对劳动力就业的影响逐渐加深。基于2001~2016年中国省级面板数据与流动人口监测数据,本研究从劳动力的就业行为与收入视角,采用动态空间面板模型评估了工业智能化对城乡收入差距的影响。结果表明,工业智能化显著扩大了城乡收入差距。在人口大规模跨区域流动背景下,这一效应具有明显的空间外溢性。进一步的检验与机制分析发现,工业智能化显著降低了农业转移人口的收入水平与工作稳定性,不利于农业转移人口稳定迁移,且这种影响存在明显的个体异质性。本研究的研究结论为政府持续加大农村教育投入与职业技能培训投入给予了实证支持,也为推进财政体制改革方向提供了启示。

关键词: 工业智能化 城乡收入差距 个体异质性 动态空间面板

中图分类号: F424.3 **文献标识码:** A

一、引言

如果说中国经济增长是人类经济发展史上一个成功案例,那么中国收入分配则是不成功案例之一(李实,2018),巨大的城乡收入差距即为其重要表现。1978年,中国城镇家庭平均收入是农村家庭的2倍,但2015年这一差距扩大至3.5倍,结果是虽然城镇成人人口占总成人人口的份额从1978年的20%增长到2015年的55%,但其收入份额却从30%上升至80%(Piketty et al., 2017)。中国城乡收入差距持续恶化的原因何在,已有诸多研究试图解释这一现象。直观而言,城乡收入差距源于资本、劳动力等要素回报的城乡差异,但要素回报又在相当大的程度上与其所处的制度环境密切相关(孙华臣、焦勇,2019)。重工业优先发展战略及其衍生的户籍制度、城市偏向政策是城乡收入差距扩大的重要原因,如城乡劳动力市场分割、歧视性的社会福利体系及政府对农副产品价格的控制等(陆铭、陈钊,2004;陈斌开等,2010;陈斌开、林毅夫,2013)。此外,随着技术进步及以数字化、网络化和智能化为特征的新一轮工业革命兴起,交通基础设施与工业智能化对城乡收入差距的影响逐步进入学者

*本文为国家自然科学基金青年科学基金项目“中国产能过剩的化解难题研究:从纳税大户角度的一个激励性解释”(编号:71803190)的阶段性研究成果。感谢审稿专家与编辑部提出的宝贵修改意见,文责自负。

们的研究视野。如刘晓光等（2015）探讨了基础设施缩小城乡收入差距的原因与机制，余泳泽与潘研（2019）考察了高铁开通对城乡收入差距的影响。

不足的是，工业智能化如何影响中国收入差距却鲜被研究。而实际上，随着人工智能与机器人技术在生产领域不断普及，物化于机器设备中的技术进步对低技能劳动力的就业与收入均产生了深刻影响。经验研究表明，1990~2007年间美国工业机器人对劳动力市场的就业与工资产生明显冲击（Acemoglu and Restrepo, 2017），低技能劳动力的实际工资下降约20%（Lankisch et al., 2017），产生了明显的工资极化现象。具体到中国，2013~2017年间工业机器人安装量年均增长36%（中国劳动力市场发展报告，2018），许多地区出现机器替代低技能劳动力现象（孙早、侯玉琳，2019）。受长期城乡分割与城市倾向的发展政策影响，农业转移人口是城市低技能劳动力的主要组成部分（如图1所示），意味着工业智能化对低技能劳动力就业与收入的影响主要体现在农业转移人口中。而长期以来，农村劳动力向城市转移就业是缩小城乡收入差距的重要途径（李实等，2019），工业智能化引致的低技能劳动力就业需求与工资水平下降将影响城乡收入差距。更为重要的是，随着智能制造装备和核心软件在各行业利用率持续提高，工业智能化对城乡收入差距的影响可能进一步加深。遗憾的是，国内目前对工业智能化的讨论多集中于理论综述（曹静、周亚林，2018），仅孙早与侯玉琳（2019）实证分析了工业智能化对劳动力就业结构的影响，缺乏工业智能化与收入差距关系的直接经验研究。

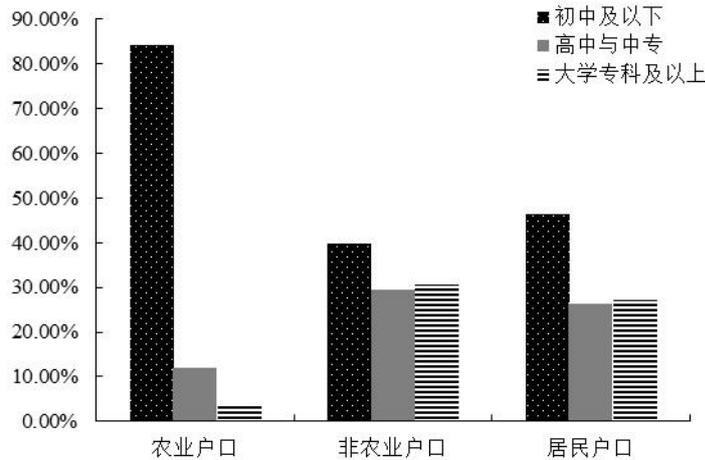


图1 分户口性质的劳动力受教育程度构成

数据来源：蔡禾等（编），2018：《中国劳动力动态调查：2017年报告》，北京：社会科学文献出版社。

相较于已有研究，本研究的边际贡献包括以下三点：首先，本研究首次基于工业智能化视角实证分析了工业智能化对城乡收入差距的影响。以往研究仅停留在研究综述层面，缺乏针对中国的经验分析；其次，本研究基于流动人口监测的微观大样本数据，从农业转移人口收入与就业行为视角解释了工业智能化影响城乡收入差距的内在作用机制，并在此基础上进行了异质性分析，是对已有研究的有益补充；最后，随着《中国制造2025》的提出，中国工业智能化升级改造步伐将逐步加快，本研究的研究结论为政府制定合理的公共政策以应对工业智能化导致的收入不平等提供经验支持。

二、研究假说

人工智能与机器人技术在智能化生产领域的应用驱使工业生产进入更高的自动化水平，部分传统岗位被替代，导致低技能劳动力需求降低。实际上，工业智能化引起的机器替代劳动力现象并非新问题，其根源于技术进步对就业的影响。以李嘉图为代表的古典经济学家一致认为，技术进步在促进就业增加的同时也将导致结构性失业，但就业总量及其结构的变化则取决于技术进步构成与技能演变趋势。一方面，随着内含智能化生产技术的设备资本不断积累，物化于设备资本中的技术进步对就业的影响将逐渐以破坏性为主，即资本对劳动的替代作用逐渐显现（毕先萍、李正友，2004）。且随着技术更新换代周期缩短及用工成本的不断攀升，资本深化倾向还将进一步加深，智能化产生的破坏性影响也将不断加大。由于工业制造业最易受自动化与机器人投入的影响，劳动力吸纳规模也明显高于农业与服务业，意味着智能化对就业的影响将突出显示在工业制造业中（陈秋霖等，2018）。这一观点得到了中国工业就业走势数据的印证，2013年前中国工业就业数量稳步增长，随后逐年缩减，2017年工业就业人数较2013年减少了900万^①。

另一方面，工业智能化引起的劳动力需求下降效应具有显著的结构特征，在低技能群体上表现更为明显。Acemoglu（2002）通过系统梳理技术进步演变历史发现，技术进步已经从工业革命时期的技能替代型转变为技能偏好型，而在简单的供需框架下，技能偏好型技术进步将直接产生高技能劳动力的就业“创造效应”与低技能劳动力的就业“替代效应”。更为重要的是，随着智能制造水平的逐步提高，其导致的制造组装环节产生的劳动力（即低技能劳动力）替代效应将愈发明显^②。尽管已有研究表明，由于高技能劳动力拥有消费型服务需求，工业智能化也将间接增加服务业中低技能劳动力的就业数量，但间接效应仅存在于较高的工业智能化发展阶段（Berger and Frey, 2016），这意味着现阶段工业智能化对低技能劳动力就业的影响仍以替代效应为主。进一步，工业智能化影响低技能劳动力就业数量的同时，也将引起其相应工资份额的变化。已有研究表明，工业智能化引起的低技能劳动力替代显著降低了低技能工人实际工资，提高技能溢价并加剧收入不平等（Lankisch et al., 2017）。在美国，工业智能化引起的低技能劳动力替代是导致其出现劳动收入份额下降与工资中位数停滞的主要原因（Frey and Osborne, 2013），这种效应也广泛存在于德国与英国（Karabarbounis and Neiman, 2014）。

具体到中国，在长期实施城乡分割的城市倾向型政策影响下，农业转移人口是低技能劳动力的主要组成部分，这就意味着工业智能化对低技能劳动力就业与收入的影响主要体现在农业转移人口中。第六次全国人口普查数据显示，25~64岁人口中非农户口接受高中教育的比重为58.2%，显著高于农业户口占比（9.9%），意味着农业转移劳动力是低技能劳动力的主要构成部分。进一步，2017年中国劳动力动态调查报告也显示，农业户口劳动力是低技能劳动力供给主体，非农业户口、居民户口劳动

^①参见国家统计局（编）：《中国统计年鉴》（2013~2018年），北京：中国统计出版社。

^②如2014年东莞市在《关于加快推动工业机器人智能装备产业发展的实施意见》中明确指出，鼓励劳动密集型尤其是劳动力重复特征明显的企业开展“机器换人”，推动工业机器人智能装备等先进自动化设备的推广应用。

力大专及以上学历受教育程度比例分别高于农业户口劳动力 27.15 和 23.65 个百分点,平均受教育年限分别高出 3.53 年与 3.10 年。长期以来,农业户口劳动力是劳动力供给的主要组成部分(其占总供给的比重为 74.79%),其就业也集中于工业制造业(中国流动人口监测报告,2017),意味着工业智能化对中国制造业就业的冲击将主要体现在农业转移劳动力中^①。更为重要的是,随着中国智能装备制造设备和核心软件在各行业中的利用率不断提高,工业智能化对就业的影响也可能不断加深^②。

根据二元经济发展理论,现代工业部门工资高于传统农业部门是吸引农村劳动力不断向城市转移的原因。城市更高的工资收入不仅可以改善农业转移劳动力的生活质量,也提高了农村留守家庭成员的收入水平(李实等,2019)。因此长期以来,农村劳动力向城镇的转移就业在客观上成为了缩小中国城乡收入差距的主要途径。农业转移人口通过将工资收入汇(寄)回老家等方式^③,使城市正式部门和农村农业部门的工资差距从 1.19 下降到 1.13(李晓春、杨彩姣,2018)。在此背景下,当工业智能化对农业转移劳动力就业需求产生冲击时,其引发的就业不稳定与工资收入下降可能加剧城乡居民收入不平等现状。基于以上分析,本研究提出第一个理论假说。

H1: 工业智能化降低了农业转移劳动力的就业稳定性与工资收入,扩大了城乡收入差距。

20 世纪 80 年代中后期,乡镇企业对本地农业转移劳动力吸纳力逐渐降低,加之中国地区间不平衡的发展现实,跨区域农村劳动力转移规模不断增大。这意味着,本地工业智能化对劳动力的就业冲击也将影响其他地区城乡收入差距。“财政分权”与“行政分权”相结合的特色联邦主义赋予了地方政府充分的经济发展与社会政策制定权限,这一体制具体到就业市场的影响是,户口所在地成为个体分层地位的另一个重要决定机制,也是城市劳动力市场中的另一种分割方式^④。对于吸收大量外来人口的城市,本地居民可以更多地获得地方政府提供的就业福利或特殊权益,许多地方政府要求本地企业优先雇佣本地居民(Liu, 2005)^⑤。这意味着,尽管农业转移劳动力均面临劳动力市场上的就业歧视,但外来农业转移劳动力受到的歧视程度更高(李骏、顾燕峰,2011),尤其是 2012 年各地相继完成城乡统一户口登记制度改革后,这一问题将愈发突出^⑥。进一步,由于劳动力迁移行为是综合自身特征前提下考虑迁移成本与收益后的最优选择,而相较于本地农业转移劳动力,跨省转移本就面临更

^①如在电子产品代工厂富士康的就业人员中,30 岁以下的农业转移人口占比高于 75%。

^②在工业机器人的数量保持现有增长率的基础上,波士顿公司预测未来中国制造业平均每年将有 259~388 万农业转移劳动力被机器取代。

^③农业转移人口 30%以上的工资收入汇(寄)回老家,2012 年农民工汇款数量高达 1600 亿美元(Li and Wang, 2015)。

^④第一种分割方式为户籍性质,即“非农业”与“农业”。

^⑤实际上,雇佣本地人口对企业还存在其他有利影响,如私营企业负责人获得北京市户口需满足企业雇佣职工中的本市人员连续 3 年保持在 100 人以上,或达到职工总数的 90%以上,意味着雇佣本地人口还有利于企业负责人获得当地户口。

^⑥但值得注意的是,在考虑人口跨区域流动时,一个可能性是外来农业转移人口与本地农业转移人口形成就业竞争,弱化了本地农业人口转移对城乡收入差距的缩小作用,但这并不影响本地农业人口转移将缩小城乡收入差距的作用机制。且已有针对中国的经验研究表明,外来劳动力对本地劳动力就业收入的影响十分有限(蔡昉,2007)。

高的心理与融合成本。因此，工业智能化对就业的冲击在外来农业转移劳动力中体现更为突出。据此，本研究提出第二个理论假说。

H2：工业智能化水平的城乡收入差距扩大效应具有空间外溢性。

三、研究设计

（一）模型设定

本研究采用空间计量模型考察工业智能化对城乡收入差距的影响。经典计量方法假设地区间相互独立，但在劳动力大规模跨区域就业的背景下，本地区工业智能化水平变化可能对相邻地区城乡收入差距产生影响，各地区的城乡收入差距也可能存在内生交互效应（李昕、关会娟，2018），空间计量模型可以准确捕捉这一影响。传统空间计量模型包括空间滞后模型（SAR）与空间误差模型（SEM），分别考察相邻地区通过因变量对本地区因变量的影响及相邻地区通过模型误差项对本地区因变量产生影响。进一步地，由于经济系统运行具有显著的惯性特征，某地区城乡收入差距不仅取决于当期因素，还可能受到前期城乡收入差距水平的影响。同时，考虑到工业智能化水平与城乡收入差距可能存在互为因果关系，本研究同时采用动态空间面板模型进行实证分析，以剔除可能存在的内生性干扰。模型设定如下：

$$Gap_{it} = \beta_0 + \beta_1 Indtelligence_{it} + \beta_2' X_{it} + \varepsilon_{1it} \quad (1)$$

$$Gap_{it} = \rho W_{jt} Gap_{it} + \alpha_1 Indtelligence_{it} + \alpha_2' X_{it} + \varepsilon_{2it} \quad (2)$$

$$\begin{cases} Gap_{it} = \gamma_1 Indtelligence_{it} + \gamma_2' X_{it} + \varepsilon_{3it} \\ \varepsilon_{3it} = \lambda W_{jt} \varepsilon_{3it} + v_{it} \end{cases} \quad (3)$$

$$Gap_{it} = \theta Gap_{it-1} + \rho W_{jt} Gap_{it} + \alpha_1 Indtelligence_{it} + \alpha_2' X_{it} + \varepsilon_{4it} \quad (4)$$

$$\begin{cases} Gap_{it} = \theta Gap_{it-1} + \gamma_1 Indtelligence_{it} + \gamma_2' X_{it} + \varepsilon_{5it} \\ \varepsilon_{5it} = \lambda W_{jt} \varepsilon_{5it} + v_{it} \end{cases} \quad (5)$$

模型（1）为普通面板模型，模型（2）、（3）分别为空间滞后模型与空间误差模型，二者均为静态空间面板模型，模型（4）、（5）分别为动态空间滞后模型与动态空间误差模型。模型中， Gap_{it} 代表城乡收入差距， Gap_{it-1} 为城乡收入差距的滞后项，下标 i 与 t 分别表示第 i 个省份与第 t 年； W_{jt} 代表空间权重矩阵， ρ 与 λ 分别为空间滞后系数、空间误差系数； $Indtelligence_{it}$ 代表工业智能化水平；为减少模型设定误差，本研究在各模型中均加入了一组控制变量（ X_{it} ），包括经济发展水平、城镇登记失业率、城镇化水平、产业结构、开放程度及人均耕地面积与人均机械动力； ε_{it} 为误差项。为避免回归中可能存在的反向因果问题，本研究将核心解释变量与控制变量均滞后一年处理。考虑到本研究

样本是按照中国省级区域划分的固定空间单位，故选择固定效应模型进行估计（Beenstock and Felsenstein, 2007）。

进一步，本研究采用模型（6）验证工业智能化对城乡收入差距的影响与作用路径的存在性。为避免回归中可能存在的反向因果问题，本研究将城市特征解释变量数据滞后一年处理。

$$Work_{ij} = \beta_0 + \beta_1 Indtelligence_j + \beta_2 Indtelligence_j \times PF_{ij} + \beta_3 PF_{ij} + \beta_4 X_{ij} + \varepsilon_i \quad (6)$$

模型（6）中， $Work_{ij}$ 代表 j 地区第 i 个流动人口的工资收入、工作时间、工作稳定性及迁移稳定性，主要解释变量 $Indtelligence_j$ 为 j 地区工业智能化水平。 X_{ij} 为与上文一致的城市特征控制变量， PF_{ij} 为个体特征变量，包括年龄、性别、受教育程度及流动类型。

（二）变量选取与数据说明

1. 变量选取

遵循已有研究，采用城镇居民人均可支配收入与农村居民人均纯收入比值衡量城乡收入差距。2014 年国家正式调整城乡居民收入统计口径，将农村居民人均纯收入调整为人均可支配收入，导致 2014 年前后城乡收入比指标的可比性降低。基于此，本研究在稳健性检验中参考已有研究，也选取城镇居民人均消费支出与农村居民人均消费支出的比值度量城乡收入差距。在实证样本区间内消费支出并未涉及口径调整问题，更能真实反映城乡间生活水平差异，且城乡收入差距是影响消费差距的主要原因（程名望、张家平，2019），因此消费支出更能体现工业智能化对收入差距的影响。

在工业智能化水平的衡量中，已有研究主要采用机器人投入规模与智能化主成分测度（陈秋霖等，2018；孙早、侯玉琳，2019）。但出于数据可得性限制，本研究最终采用孙早与侯玉琳（2019）的测算指标与结果作为核心解释变量^①。根据工业和信息化部《信息化和工业化融合发展规划（2016-2020 年）》基本原则，孙早、侯玉琳（2019）构建了工业智能化水平的代表指标，在数据可得范围内最大程度地反映了工业智能化的主要内容，指标包括基础建设、生产应用、竞争力与效益三个方面，具体体现为智能制造企业情况、工业软件普及应用与工业企业的创新和效益情况^②。具体而言，选取各省智

^①具体而言，第一，工业机器人的数量并未公布省份数据，而各省分行业工业总产值数据的缺失进一步限制了本研究推算各省工业机器人投入量的可能。第二，国际机器人联盟（IFR）仅提供 2010-2014 年的分行业机器人使用量数据，时间跨度较短引起的样本数量有限问题可能导致本研究实证分析出现较为严重的随机性问题。

^②《信息化和工业化融合发展规划（2016-2020 年）》旨在推动信息化和工业化深度融合，加快制造业转型升级、建设制造强国。其基本原则共四项，其中前两项为地区智能化发展方向，后两项为政策实施方向。本研究工业智能化水平的代表指标主要依据前两项选取，包括：（1）跨界融合，互动发展。推动制造业与信息产业在发展理念、技术产业、生产体系、业务模式等方面全面融合；（2）创新驱动，转型发展。应用互联网创新理念、创新要素和创新体系，带动制造业技术、产品、模式、机制创新。其中智能制造企业情况、工业软件普及应用体现了第一项原则，工业企业的创新和效益情况体现了第二项原则。

能制造企业的主营业务收入占全国收入的比重与计算机、仪器设备进口额占企业主营业务收入的比重衡量制造企业的设备投入与运营情况；选取应用软件收入占企业主营业务收入的比重衡量企业软件普及情况；选取数据加工和存储服务占企业主营业务收入的比重、平台运营和服务收入占企业主营业务收入的比重及地区互联网上网人口占总人口比重衡量企业信息资源获取能力与软件应用情况；选取专利授权量与研发人员数的比值、新产品销售收入占工业企业主营业务收入的比重衡量地区创新能力；选取总资产贡献率和成本费用利润率与各省单位 GDP 的电力与煤炭能源衡量经济效益与社会效益。将细化指标统一至工业口径后，采用主因素分析法测度各省工业智能化水平^①。

为了控制其他因素影响，实证分析中还加入了控制变量。具体而言，以实际 GDP 的对数刻画经济发展水平，以城镇人口占总人口的比重刻画城镇化水平，以外商直接投资额占省份 GDP 总量刻画地区对外开放程度，以城镇登记失业率衡量城镇失业率。在农村居民收入影响因素指标选取上，以人均耕地面积衡量土地禀赋，以人均农用机械动力刻画农业物化技术进步。

在进一步检验与机制分析中，以“个人上个月或上次就业（纯）收入”作为工资收入的代表指标，以“本周工作了几个小时”衡量工作时间，以“与目前就业单位签订何种就业合同”衡量工作稳定性。考虑到就业是影响人口迁移的首要因素，而工业智能化对低技能劳动需求的冲击更多表现为就业量减少，因此当工业智能化产生的就业冲击影响人口迁移的初衷时，流动人口很可能选择回迁或迁入其他地区，故本研究也以迁移稳定性度量工业智能化产生的就业冲击，并以“您今后是否打算在本地长期居住（5年）”衡量迁移稳定性。

2. 数据说明

本研究实证部分使用的数据包括省级数据与流动人口个体数据。前者包括城乡收入差距、消费差距、工业智能化、经济发展水平、城镇化水平、开放程度、城镇失业率及人均耕地面积与农用机械动力，主要进行基准模型估计、稳健性检验及部分作用途径分析；后者主要用于进一步检验与作用途径分析。从数据来源看，工业智能化水平测算指标来源于《中国科技统计年鉴》、《中国电子信息产业统计年鉴》与 CEIC 数据库，人均耕地面积与农用机械动力来源于 EPS 中国农林数据库，其他省份层面变量来源于 CEIC 数据库，样本的时间跨度为 2001~2016 年。进一步检验与机制分析中流动人口数据来源于国家卫生计生委员会流动人口监测数据，样本时间为 2011 年、2013~2016 年。

根据实证分析需要，本研究对原始数据进行了以下处理。（1）在省份层面数据中，以 2001 年为基期对地区 GDP 做消胀处理以剔除价格因素影响；（2）在流动人口层面数据中，剔除就业职业为农业和服务业的样本；删除调查对象收入为负或为缺失值的样本；删除调查对象在工作稳定性中回答为“不清楚、不知道及试用期”的样本；删除调查对象工作时间为缺失值的样本；删除调查对象在迁移稳定性中回答为“没想好”的样本；删除调查对象就业职业为个体工商户与社团民办组织的样本。实证所用变量的具体计算方法与描述性统计如表 1 所示。

^①参见孙早、侯玉琳：《工业智能化如何重塑劳动力就业结构》，<http://www.ciejournal.org>。

表1 主要变量描述性统计

变量名称		变量含义与赋值	观测值	标准差	均值
城乡收入差距		城镇居民人均可支配收入/ 农村居民人均可支配收入（纯）收入	450	0.579	2.937
城乡居民消费差距		城镇居民人均消费支出 /农村居民人均消费支出	450	0.566	2.816
工业智能化		工业智能化的主因素值	450	7.984	11.939
实际GDP对数		实际GDP取对数	450	1.016	8.757
城镇化水平（%）		城镇人口数量/总人口*100	450	14.992	49.163
外商直接投资（%）		外商直接投资额/省份GDP总量*100	450	39.840	32.316
城镇失业率（%）		城镇登记失业率	450	0.701	3.633
省份规模		常住人口对数值	450	0.758	8.152
农业物化技术进步（千瓦）		乡村人口人均农业机械总动力/	450	0.691	1.178
土地禀赋（千公顷）		每万乡村人口耕地面积	450	1.597	2.077
迁移稳定性		打算=1，继续流动、返乡及不打算=0	57219	0.500	0.531
工作稳定性		签订有固定期限合同=1，无固定期限、 未签订就业合同=0	49160	0.499	0.503
工作时间		本周工作了几个小时	113055	14.803	55.185
性别		流动人口性别	113055	0.492	0.408
农业转移人口工资收入（千元）	2011年	上月收入	21857	1.071	2.449
	2015年	上个月或上次就业的收入	29959	3.602	3.716
	2016年	上个月或上次就业的纯收入	48144	0.482	8.057
城镇流动人口工资收入（千元）	2011年	上月收入	2939	2.335	3.173
	2015年	上个月或上次就业的收入	3854	6.539	5.083
	2016年	上个月或上次就业的纯收入	2078	5.014	5.381
年龄		流动人口年龄	113055	9.537	33.623
受教育程度		流动人口受教育程度	113055	2.664	9.720
流动类型		跨省流动=1，省内流动=0	113055	0.487	0.612

注：将受教育程度转换为受教育年限，其中未上过学=0，小学=6，初中=9，高中=12，大学专科=14，大学本科=16，研究生=19。

四、实证分析

（一）空间相关性检验

运用空间面板模型估计的前提是各地区城乡收入差距存在空间相关性，已有研究多采用 Moran 指数检验。2002~2016 年中国各地区城乡收入差距的 Moran 指数如表 2 所示，可以发现各地区城乡收入差距显著空间正相关（Moran 指数为正且均通过了 1% 的显著性检验），城乡收入差距呈现出明显的空间聚集性。

表 2 2002~2016 年中国各地区城乡收入差距空间相关性检验

年份	Moran I	E(I)	sd(I)	z	P 值
2002	0.655	-0.034	0.123	5.612	0.000
2003	0.629	-0.034	0.123	5.396	0.000
2004	0.578	-0.034	0.123	4.980	0.000
2005	0.543	-0.034	0.122	4.475	0.000
2006	0.517	-0.034	0.123	4.496	0.000
2007	0.515	-0.034	0.123	4.477	0.000
2008	0.543	-0.034	0.123	4.698	0.000
2009	0.549	-0.034	0.124	4.720	0.000
2010	0.529	-0.034	0.123	4.566	0.000
2011	0.521	-0.034	0.124	4.493	0.000
2012	0.515	-0.034	0.123	4.450	0.000
2013	0.516	-0.034	0.123	4.466	0.000
2014	0.412	-0.034	0.122	3.666	0.000
2015	0.408	-0.034	0.122	3.631	0.000
2016	0.430	-0.034	0.122	3.796	0.000

注：E(I)代表期望值，sd(I)代表标准差，结果为蒙特卡洛模拟 999 次而得。

（二）基准回归结果

在对普通面板模型的选择上，个体固定效应回归的 F 检验表明固定效应模型显著优于混合回归，随机效应回归的 LM 检验显示随机效应回归结果优于混合回归，Hausman 检验结果支持使用固定效应模型。进一步，个体时间效应回归的 F 检验强烈拒绝“无时间效应”的原假设，表明模型中应该包含时间效应。综上，普通面板回归应选择个体时间双固定效应模型。通过比较拉格朗日（Lagrange）乘数及其稳健性，空间回归最终采用 SAR 模型估计参数，实证结果如表 3 所示。

表 3 中，第（1）列为普通面板的回归结果，第（2）、（3）列与（4）、（5）列分别是采用空间邻接权重矩阵与空间地理权重矩阵的回归结果^①。可以发现，工业智能化的回归系数显著为正，表明工业智能化水平提高扩大了城乡居民人均收入差距。从回归系数值来看，普通面板回归中工业智能化水平提高 1 个单位引起城乡居民人均收入差距扩大 1.9%；采用空间邻接权重矩阵的回归中，工业智能化水平提高 1 个单位引起城乡居民人均收入差距分别扩大 1.6%与 0.9%；在空间地理权重矩阵的回归中，工业智能化水平提高 1 个单位引起城乡居民人均收入差距分别扩大 1.8%与 1.6%。从空间滞后系数的回归结果来看，其均通过了 1%的显著性检验，说明城乡收入差距呈明显空间正相关性。

^①已有研究多采用邻接矩阵或距离矩阵，其中邻接矩阵是指当两个地区相邻时则取值为 1，否则取值为 0；距离矩阵一般以两个地区中心位置距离平方的倒数衡量，两者均属于地理特征矩阵。

表3 工业智能化对城乡收入差距的影响：基准回归结果

变量	普通面板	空间邻接权重矩阵		空间地理权重矩阵	
		静态空间面板	动态空间面板	静态空间面板	动态空间面板
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
工业智能化	0.019*** (0.004)	0.016*** (0.004)	0.009*** (0.002)	0.018*** (0.004)	0.016*** (0.002)
实际 GDP	-0.227** (0.101)	-0.146 (0.092)	-0.164*** (0.025)	-0.205** (0.094)	-0.173*** (0.025)
城镇化水平	0.002 (0.002)	0.002 (0.002)	0.001 (0.001)	0.002 (0.002)	0.003** (0.001)
开放程度	-0.005*** (0.0008)	-0.004*** (0.0007)	-0.00002 (0.0005)	-0.005*** (0.0007)	-0.001** (0.0005)
城镇失业率	-0.045* (0.024)	-0.042* (0.022)	-0.026* (0.015)	-0.048** (0.022)	-0.053*** (0.015)
农业物化技术进步	0.026 (0.024)	0.021 (0.021)	0.027*** (0.011)	0.023 (0.022)	0.027** (0.011)
土地禀赋	-0.004 (0.011)	-0.004 (0.010)	0.005 (0.004)	-0.005 (0.010)	0.001 (0.004)
空间滞后		0.337*** (0.057)	0.315*** (0.036)	0.411*** (0.117)	0.606*** (0.048)
差距滞后			0.771*** (0.028)		0.741*** (0.029)
Sigma^2		0.019*** (0.001)	0.009*** (0.0006)	0.020*** (0.001)	0.009*** (0.0006)
N	450	450	420	450	420
R^2	0.328	0.199	0.896	0.181	0.856

注：回归系数括号内为标准误；***、**、*分别代表在1%、5%和10%的显著水平下显著。

作为典型的大国经济，中国地区间的资源禀赋结构存在巨大差异，导致各地区的经济发展阶段、产业结构等并不趋同（蔡昉等，2009）。区域间发展不平衡产生的直接效应是工业智能化水平的区域差异，具体表现为工业智能化水平在东部、中部与西部间呈阶梯状分布（孙早、侯玉琳，2019）。为进一步考察工业智能化对城乡收入差距影响的地区异质性，本研究在模型（5）中分别加入工业智能化与东部地区、中部地区及西部地区的交叉项^①，回归结果如表4第（1）~（3）列所示。

从工业智能化的回归系数来看，其均在1%的显著性水平上为正，表明工业智能化显著提高城乡

^①受数据可得性限制，样本中未包含西藏自治区。东部地区包括北京市、天津市、河北省、辽宁省、上海市、江苏省、浙江省、福建省、山东省、广东省及海南省，共11个地区；中部地区山西省、吉林省、黑龙江省、安徽省、江西省、河南省、湖北省及湖南省，共8个地区；西部地区包括四川省、重庆市、贵州省、云南省、陕西省、甘肃省、青海省、宁夏回族自治区、新疆维吾尔自治区、广西壮族自治区及内蒙古自治区，共11个地区。

收入差距。从工业智能化与各地区交叉项的回归系数来看，东部地区工业智能化水平对城乡收入差距的影响显著为负，中部地区工业智能化水平对城乡收入差距的影响不显著，西部地区工业智能化水平对城乡收入差距的影响显著为正。出现此现象的原因可能是东部地区劳动力平均受教育程度高于西部地区^①，而长期以来东部地区是流动人口尤其是农业转移劳动力的主要聚集地。2015年，东部地区流动人口占流动人口总量的比重为78.2%（段成荣等，2019）。因此，工业智能化产生的低技能劳动力替代效应主要影响西部地区农业转移劳动力，导致西部地区城乡收入差距扩大。

进一步，从经典的城市经济学研究结论出发，城市规模与人均收入呈现倒U型关系，但针对中国的经验研究表明城市规模越大，劳动力获取高工资的可能性越高（刘修岩等，2019）。因此，当工业智能化产生就业创造效应与替代效应时，其对城乡收入差距的影响在省份规模较大地区体现更为明显^②。这意味着，工业智能化水平影响城乡收入差距的可能存在省份规模的异质性。为验证这一思路，本研究在模型（5）中分别加入省份规模与工业智能化的交叉项及省份规模平方与工业智能化的交叉项，回归结果如表4第（4）列所示。

从工业智能化的回归系数来看，其在1%的显著性水平上为正，且回归系数值大幅度提升。省份规模与工业智能化的回归系数显著为负，省份规模平方与工业智能化的回归系数显著为正，表明工业智能化对城乡收入差距的影响与省份规模呈U型关系。进一步结合U型的转折点（常住人口的对数值等于8.8）与各地区规模值可以发现，绝大多数地区处于U型右侧，意味着工业智能化水平对城乡收入差距的影响随省份规模扩大而提高。

表4 工业智能化对城乡收入差距的异质性影响^③

变量	动态空间面板			
	(1)	(2)	(3)	(4)
工业智能化	0.168*** (0.004)	0.009*** (0.002)	0.014*** (0.002)	0.240** (0.101)
实际GDP	0.596*** (0.030)	-0.167*** (0.026)	-0.186*** (0.026)	-0.174*** (0.026)
城镇化水平	0.015*** (0.001)	0.001 (0.001)	0.003** (0.001)	0.001 (0.001)
开放程度	-0.004*** (0.0005)	-0.0002 (0.0005)	-0.0003 (0.0005)	-0.0001 (0.0005)
城镇失业率	0.240***	-0.028*	-0.044***	-0.029*

^①2016年东部、西部劳动力的平均受教育年限分别为9.63与8.50年，东部地区中专及以上各层次劳动力占比均高于西部地区（中国劳动力动态调查：2017年报告，2018）。

^②省份规模以常住人口的对数值衡量，详细统计分析如表1所示。

^③受文章篇幅限制表4仅报告了动态空间面板的回归结果，本研究也基于普通固定效应面板模型与静态空间面板模型进行回归，结果与表4基本一致。表4中动态空间面板回归使用邻近空间权重矩阵，本研究也使用地理距离空间权重矩阵进行回归，结果未发生显著变化。

工业智能化如何影响城乡收入差距

	(0.015)	(0.015)	(0.015)	(0.015)
农业物化技术进步	0.097***	0.026**	0.037***	0.027**
	(0.011)	(0.011)	(0.011)	(0.011)
土地禀赋	0.029***	0.005	0.0001	0.005
	(0.004)	(0.004)	(0.004)	(0.004)
空间滞后	1.827***	0.316**	0.477***	0.327***
	(0.039)	(0.036)	(0.037)	(0.036)
差距滞后	1.485***	0.772***	0.852***	0.775***
	(0.030)	(0.029)	(0.030)	(0.029)
东部地区*	-0.128***			
工业智能化	(0.003)			
中部地区*		0.002		
工业智能化		(0.003)		
西部地区*			0.013***	
工业智能化			(0.003)	
省份规模*				-0.053**
工业智能化				(0.025)
省份规模平方*				0.003**
工业智能化				(0.001)
Sigma^2	0.007***	0.009***	0.009***	0.009***
	(0.0006)	(0.0006)	(0.0006)	(0.0006)
N	420	420	420	420
R^2	0.106	0.895	0.774	0.856

注：回归系数括号内为标准误；***、**、*分别代表在 1%、5%和 10%的显著水平下显著。

（三）进一步检验与机制分析

基础实证部分的研究结果表明，工业智能化扩大了城乡收入差距。本部分将工业智能化的效应进一步聚焦到农业转移人口与城镇流动人口的收入差距上，分别检验工业智能化对城镇流动人口与农业转移人口收入的影响。根据上文分析，工业智能化扩大城乡收入差距的机制主要通过影响农业转移人口就业实现，本部分也将验证这一路径的存在性。鉴于各地统计年鉴中并未提供流动人口相关指标，故本部分将省级层面数据与流动人口监测数据相匹配开展分析。

表 5 所示为工业智能化对流动人口收入的影响。其中，第（1）~（3）列为工业智能化对农业转移人口收入的影响，可以发现回归系数为负且呈现扩大趋势，意味着工业智能化水平提高将降低农业转移人口的收入水平。第（4）~（6）列为工业智能化对城镇流动人口收入的影响，工业智能化的回归系数为正但不显著。因此，工业智能化将扩大城镇流动人口与农业转移人口的收入差距，且这种作用主要通过影响农业转移人口收入实现，进一步验证了上文的回归结果。

表 5 工业智能化对流动人口收入的影响^①

变量	农业转移人口	农业转移人口	农业转移人口	城镇流动人口	城镇流动人口	城镇流动人口
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
工业智能化	-0.019*** (0.007)	0.088 (0.114)	-0.153*** (0.023)	0.017 (0.040)	1.801 (1.276)	0.085 (0.264)
常数项	-2.499*** (0.612)	7.390*** (4.255)	11.807*** (0.593)	-3.320*** (4.370)	89.799 (62.328)	27.198** (11.277)
省份特征变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制
年份	2011 年	2015 年	2016 年	2011 年	2015 年	2016 年
N	21857	29959	48144	2939	3854	2078
调整 R ²	0.031	0.007	0.057	0.060	0.037	0.100

注：回归系数括号内为标准误；***、**、*分别代表在 1%、5%和 10%显著水平下显著。回归中控制了地区虚拟变量。

表 6 所示为工业智能化对农业转移人口就业的影响，其中第（1）~（3）列控制省份特征变量，第（4）~（6）进一步控制了个人特征变量。从回归系数可以发现，工业智能化显著降低了农业转移人口工作与迁移的稳定性，减少了其工作时间。更为重要的是，迁移稳定性的回归系数显著低于工作稳定性的回归系数，意味着工业智能化还可能引起农业转移人口回流。

表 6 工业智能化对农业转移人口就业的影响

变量	工作稳定性	工作时间	迁移稳定性	工作稳定性	工作时间	迁移稳定性
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
工业智能化	-0.018*** (0.003)	-0.244*** (0.024)	-0.117*** (0.026)	-0.015*** (0.003)	-0.255*** (0.024)	-0.104*** (0.026)
常数项	0.697*** (0.133)	56.271*** (1.656)	-34.501*** (5.260)	-1.862*** (0.158)	58.399*** (1.688)	-34.070*** (5.315)
省份特征变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制
个体特征变量	未控制	未控制	未控制	控制	控制	控制
N	49160	100497	57219	49160	100497	57219
调整 R ²	0.020	0.058	0.049	0.064	0.065	0.069

注：回归系数括号内为标准误；***、**、*分别代表在 1%、5%和 10%的显著水平下显著。回归中控制了地区虚拟变量与时间虚拟变量。

表 7、表 8 所示为工业智能化对农业转移人口就业的个体异质性影响，我们主要关注的个体异质性包括受教育程度、年龄、性别及流动类型。表 7 第（1）~（3）列估计了工业智能化对不同受教育

^①需要说明的是，采用截面数据分析的原因为监测数据中 2011 年、2015 年及 2016 年对于流动人口收入的衡量标准存在差异。其中，2016 年为“个人上个月或上次就业的纯收入”，2015 年为“个人上个月或上次就业的收入”，2011 年为“上月收入”。进一步，由于作者可得 2013 年与 2014 年监测数据均为 8 城市社会融合数据，就业行业为工业的非农业流动人口样本量均较小（分别为 618 个与 314 个），故在截面数据分析中将其剔除。

程度劳动者就业的异质性影响，第（4）~（6）列估计了工业智能化对不同流动类型劳动者就业的异质性影响。可以发现，工业智能化的回归系数未发生显著变化，但从受教育程度与工业智能化交叉项的回归系数来看，工业智能化引起的工作稳定性与迁移稳定性下降效应主要发生在低技能人口中。从流动类型与工业智能化交叉项的回归系数来看，工业智能化引起的工作稳定性、工作时间及迁移稳定性下降效应主要体现在跨省流动人口。可能的原因是迁移距离也是影响迁移决策的重要因素，而相较于跨省流动人口，省内流动人口的稳定性更高，因此，面对工业智能化产生的就业冲击时，本地企业倾向于雇佣省内流动人口。进一步，对于省内流动人口而言，跨省迁移的更高成本也弱化了工业智能化对其外迁决策的影响。更为重要的是，这一结果也意味着本地工业智能化水平不仅影响本地农业转移人口就业，还将影响其他地区迁移至本地区的农业转移人口，验证了本研究采用空间计量方法的必要性。

表 7 工业智能化对农业转移人口就业的异质性影响

变量	工作稳定性	工作时间	迁移稳定性	工作稳定性	工作时间	迁移稳定性
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
工业智能化	-0.030*** (0.006)	-0.252*** (0.030)	-0.104*** (0.026)	-0.012*** (0.003)	-0.237*** (0.026)	-0.072*** (0.027)
受教育程度* 工业智能化	0.001*** (0.0004)	-0.0002 (0.002)	0.0005* (0.0002)			
流动类型* 工业智能化				-0.026*** (0.002)	-0.025*** (0.014)	-0.020*** (0.001)
常数项	-1.581*** (0.181)	58.361*** (1.710)	-34.070*** (5.315)	-1.945*** (0.158)	58.482*** (1.689)	-33.479*** (5.323)
省份特征变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制
个体特征变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制
N	49160	100497	57219	49160	100497	57219
调整 R ²	0.064	0.065	0.069	0.066	0.065	0.081

注：回归系数括号内为标准误；***、**、*分别代表在 1%、5%和 10%的显著水平下显著。回归中控制了地区虚拟变量与时间虚拟变量。

表 8 第（1）~（3）列估计了工业智能化对不同年龄劳动者就业的异质性影响，第（4）~（6）列估计了工业智能化对不同性别劳动者就业的异质性影响。与上文保持一致，工业智能化的回归系数未发生显著变化。但从劳动者年龄与工业智能化交叉项的回归系数来看，工业智能化引起的工作稳定性与迁移稳定性下降效应主要发生在年龄较大的人口，这与 Foged et al. (2016) 的研究结论一致，由于年龄更大人口的技能变化较小，就业冲击导致其被迫提前退休。进一步，从性别与工业智能化交叉项的回归系数来看，工业智能化引起的工作稳定性下降效应主要体现在女性人口中，但迁移稳定性的下降效应不存在显著的性别差异。可能的原因是随着家庭化迁移趋势的增强，女性在就业的同时也承担了家庭照料的主体角色，甚至存在女性为承担家庭照料而被迫选择自由职业。因此，尽管工业智能化对女性工作稳定性影响更大，但在家庭化迁移趋势增强的背景下，女性承担的双重角色弱化了可能

的迁移倾向。

表 8 工业化智能化对农业转移人口就业的异质性影响

变量	工作稳定性	工作时间	迁移稳定性	工作稳定性	工作时间	迁移稳定性
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
工业化智能化	-0.009* (0.005)	-0.277*** (0.029)	-0.091*** (0.027)	-0.012*** (0.003)	-0.255*** (0.024)	-0.082*** (0.026)
年 龄*	-0.0002* (0.0001)	0.0006 (0.0005)	-0.0003*** (0.00008)			
工业智能化 性 别*				-0.005** (0.002)	-0.0009 (0.009)	0.002 (0.002)
常数项	-1.981*** (0.172)	58.810*** (1.717)	-32.290*** (5.336)	-1.907*** (0.159)	58.395*** (1.689)	-32.332*** (5.340)
省份特征变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制
个体特征变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制
N	49160	100497	57219	49160	100497	57219
调整 R ²	0.064	0.065	0.074	0.064	0.065	0.074

注：回归系数括号内为标准误；***、**、*分别代表在 1%、5%和 10%的显著水平下显著。回归中控制了地区虚拟变量与时间虚拟变量。

五、稳健性检验

(一) 更换被解释变量

由于 2014 年国家正式调整城乡居民收入的统计口径，将农村居民人均纯收入调整为人均可支配收入。为避免数据口径差异干扰实证结果，同时考虑到城乡居民真实生活质量差异在消费上体现更为明显，本研究在参考已有研究的基础上也选取城镇居民人均消费支出与农村居民人均消费支出的比值度量城乡收入差距，回归结果如表 9 所示。与基准回归一致，第（1）列为普通面板回归结果，第（2）、（3）列与第（4）、（5）列分别是采用空间邻接权重矩阵与空间地理权重矩阵的回归结果，工业化智能化的回归系数依然显著为正，且回归系数值更高，表明工业化智能化对城乡居民消费差距影响更明显。

表 9 工业化智能化对城乡收入差距的影响：稳健性检验一

变量	普通面板	空间邻接权重矩阵		空间地理权重矩阵	
		静态空间面板	动态空间面板	静态空间面板	动态空间面板
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
工业化智能化	0.019*** (0.004)	0.022*** (0.006)	0.012** (0.004)	0.021*** (0.006)	0.020*** (0.004)
实际 GDP	-0.227** (0.101)	-0.406*** (0.142)	-0.157*** (0.046)	-0.498*** (0.144)	0.020 (0.471)
城镇化水平	-0.002 (0.002)	-0.0009 (0.003)	-0.002 (0.002)	-0.0004 (0.0003)	0.0002 (0.002)

工业化智能化如何影响城乡收入差距

开放程度	-0.005*** (0.0008)	-0.004*** (0.001)	-0.0001 (0.0008)	-0.004*** (0.001)	-0.0006 (0.0008)
城镇失业率	-0.045* (0.024)	-0.084** (0.034)	-0.036 (0.025)	-0.093*** (0.034)	-0.046* (0.025)
农业物化技术进步	0.026 (0.024)	0.009 (0.033)	0.051* (0.019)	0.005 (0.033)	0.067*** (0.019)
土地禀赋	-0.004 (0.011)	-0.008 (0.015)	-0.015*** (0.006)	-0.006 (0.016)	-0.011* (0.006)
空间滞后		0.261*** (0.085)	0.226*** (0.041)	0.248* (0.134)	0.624*** (0.058)
差距滞后			0.791*** (0.032)		0.793*** (0.032)
σ^2		0.044*** (0.003)	0.025*** (0.002)	0.046*** (0.003)	0.025*** (0.002)
N	450	450	420	450	420
R^2	0.328	0.276	0.857	0.280	0.773

注：回归系数括号内为标准误；***、**、*分别代表在 1%、5%和 10%的显著水平下显著。

（二）更换空间权重矩阵

已有研究表明,地区间的人力资本存量差距也是影响空间相关性的重要因素(白俊红、聂亮,2018)。中国地区间人力资本存量存在显著差距,落后地区较低人力资本存量制约其吸收先进地区技术与知识的能力,最终影响城乡收入差距。为此本研究借鉴李婧等(2010)的研究,构造人力资本距离权重矩阵检验基准回归结果稳健性。在人力资本存量的测算中,人口或劳动力的受教育年限是最基本的衡量方法(World Bank, 2006),故本研究采用人口平均受教育年限度量地区人力资本存量^①。回归结果如表 10 第(1)、(2)列所示,工业化智能化水平的回归系数依然显著为正。

（三）更换估计模型

2000 年以来,中国劳动力跨区域流动趋势愈发明显。2018 年《中国流动人口发展报告》显示,中国流动人口规模为 2.41 亿人,且以跨省流动为主。其中,广东、浙江及江苏是流动人口的主要聚集地^②,同时也是机器人投入规模最大的地区^③,意味着工业化智能化水平的提高不仅影响本地城乡收入差距,还将对其他地区产生影响。为此,本研究进一步采用空间杜宾模型进行估计,空间杜宾模型能有效度量其他地区工业化智能化水平对本地区城乡收入差距的影响。考虑到人口跨省流动呈现明显的圈层效应^④,本研究采用地理权重矩阵进行回归^⑤,结果如表 10 第(3)、(4)列所示。可以发现,本地工

^①平均受教育年限根据 6 岁以上人口的受教育程度计算,具体计算公式为:平均受教育年限=(未上过学×0+小学×6+初中×9+高中×12+大专及以上×18)/6 岁以上总人口。

^②参见国务院人口普查办公室:《中国 2010 年人口普查资料》,http://www.stats.gov.cn/tjsj/pcsj/rkpc/6rp/indexch.htm。

^③参见前瞻产业研究院:《机器人产业发展研究报告 2018》,http://www.199it.com/archives/799636.html。

^④距离因素显著影响跨省人口流动的目的地选择。卫计委流动人口监测数据显示,2017 年省外流动人口主要来源于湖南、

业智能化水平提高显著扩大了本地城乡收入差距，其他地区工业智能化水平提高也产生了同向影响，且效应显著高于本地工业智能化水平提高的影响。

表 10 工业智能化对城乡收入差距的影响：稳健性检验二

变量	静态空间面板	动态空间面板	静态空间面板	动态空间面板
	(1)	(2)	(3)	(4)
工业智能化	0.018*** (0.004)	0.016*** (0.002)	0.020*** (0.004)	0.010*** (0.003)
实际 GDP	0.205** (0.094)	-0.173*** (0.025)	0.028 (0.101)	0.052 (0.068)
城镇化水平	0.002 (0.002)	0.003** (0.001)	0.002 (0.002)	0.001 (0.001)
开放程度	-0.005*** (0.0007)	-0.001** (0.0005)	-0.005*** (0.0007)	-0.0002 (0.0005)
城镇失业率	-0.048** (0.022)	-0.053*** (0.015)	-0.044** (0.022)	0.022 (0.015)
农业物化技术进步	0.023 (0.022)	0.027** (0.011)	0.014 (0.022)	0.025 (0.016)
土地禀赋	-0.005 (0.010)	0.001 (0.004)	-0.003 (0.010)	0.008 (0.006)
空间滞后	0.411*** (0.117)	0.606*** (0.048)	0.218** (0.087)	0.278*** (0.070)
差距滞后		0.741*** (0.029)		0.907*** (0.031)
W*工业智能化			0.070*** (0.013)	0.016* (0.009)
Sigma^2	0.020*** (0.001)	0.009*** (0.0006)	0.019*** (0.001)	0.007*** (0.0005)
N	450	420	450	420
R ²	0.181	0.856	0.154	0.500

注：回归系数括号内为标准误；***、**、*分别代表在 1%、5%和 10%的显著水平下显著。

(四) 剔除地方政府财政支出因素影响

由于城市倾向型的民生财政支出是影响城乡收入差距的重要因素，2007 年中国实施的政府收支分

广西、湖北、四川、江西，占省外流动人口比重高达 73.44%。第六次全国人口普查数据也显示，浙江省省外流动人口主要来源于江西、安徽、湖北及湖南。

^⑨考虑到跨省流动中经济发展水平的差异也发挥着十分重要的作用，本研究借鉴严雅雪、齐绍洲（2017）的方法，也采用经济距离矩阵进行回归。空间经济地理权重矩阵为两地区省会距离倒数的平方与 GDP 差值的乘积，同时反映地理距离与经济发展水平差异对人口迁移的影响，回归结果未发生显著变化。

类科目改革导致政府支出数据口径在样本区间内存在差异，因此基准回归中未控制财政支出因素可能导致估计结果有偏。考虑到地方财政收入是影响财政支出的主要因素，而 2002 年所得税分成比例改革导致地方财政收入规模降低^①，在财政资源有限与官员考核机制约束下势必影响民生财政支出规模。因此，本研究将样本区间调整为 2003~2015 年后比较其与全样本回归结果是否存在显著差异。如表 11 第 (1)、(2) 列所示，工业智能化水平的回归系数的符号与大小均未发生显著变化，表明本研究结果受地方政府财政支出因素干扰的可能性较小。

(五) 剔除时间趋势因素影响

考虑到工业智能化水平与城乡收入差距均存在时间趋势，为剔除这一干扰，本研究将时间趋势项纳入回归，结果如表 11 第 (3)、(4) 列所示。工业智能化水平的回归系数依然为正，系数值也未发生显著变化。

表 11 工业智能化对城乡收入差距的影响：稳健性检验三

变量	静态空间面板	动态空间面板	静态空间面板	动态空间面板
	(1)	(2)	(3)	(4)
工业智能化	0.014*** (0.004)	0.012*** (0.003)	0.009** (0.004)	0.009*** (0.003)
实际 GDP	-0.339*** (0.104)	-0.097** (0.045)	0.178** (0.081)	-0.198*** (0.057)
城镇化水平	0.003 (0.004)	-0.002 (0.003)	0.0003 (0.002)	0.001 (0.001)
开放程度	-0.005*** (0.0008)	0.001 (0.0006)	-0.002*** (0.0007)	-0.0002 (0.0005)
城镇失业率	-0.046** (0.023)	-0.014 (0.019)	0.018 (0.021)	-0.026** (0.015)
农业物化技术进步	0.043 (0.027)	0.018 (0.012)	0.005 (0.016)	0.026** (0.011)
土地禀赋	-0.012 (0.010)	0.004 (0.005)	-0.003 (0.005)	-0.005 (0.004)
空间滞后	0.299*** (0.062)	0.411*** (0.043)	0.689*** (0.034)	0.321*** (0.036)
差距滞后		0.848*** (0.033)		0.776*** (0.029)
时间趋势项			-0.039*** (0.011)	0.029*** (0.009)
Sigma^2	0.016*** (0.001)	0.009*** (0.0006)	0.021*** (0.001)	0.009*** (0.0006)

^①1994 年以来的三次重要财政体制改革包括 1994 年的分税制改革、2002 年所得税分成比例改革及 2016 年“营改增”（席鹏辉等，2017），其中仅 2002 年所得税分成改革发生于本研究实证样本区间内。

工业智能化如何影响城乡收入差距

N	390	360	450	420
R^2	0.319	0.882	0.147	0.881

注：回归系数括号内为标准误；***、**、*分别代表在 1%、5%和 10%的显著水平下显著。

六、结论与启示

本研究基于 2001~2016 年省级面板数据与流动人口监测数据，采用动态空间面板模型估计了工业智能化对城乡收入差距的影响。研究发现：第一，工业智能化显著扩大了城乡收入差距，这一效应在进行多项稳健性检验后依然成立。进一步的异质性考察发现工业智能化对城乡收入差距的影响呈地区与省份规模差异性，具体表现为工业智能化显著缩小（扩大）东部地区（西部地区）城乡收入差距，但对中部地区影响不显著。同时这一影响在高省份规模地区更显著。第二，工业智能化对城乡收入差距的影响存在明显的空间溢出效应，邻地工业智能化水平的提高显著扩大了本地城乡收入差距。第三，机制分析发现，工业智能化显著降低农业转移人口的工作时间，影响其工作稳定性与迁移稳定性，且这一效应存在明显的个体异质性。

基于上述结论，中国未来缩小城乡收入差距可主要从以下两方面着手。一方面，工业智能化扩大城乡收入差距的作用途径在于其降低了低技能群体的工资收入与工作稳定性，而农业转移人口尤其是中西部地区农业转移人口是低技能群体的主要组成部分。因此，提高农业转移人口的人力资本积累水平十分关键。中央政府应持续加大农村教育经费投入，优化官员考核体系，引导地方政府教育支出偏向。考虑到城市教育水平普遍高于农村，且近年来中国家庭化迁移趋势增强，政府也应通过完善随迁子女的教育支出成本分担机制，支持随迁子女民办教育发展等方式解决随迁子女教育问题，提高农村人口人力资本水平。另一方面，工业智能化对城乡收入差距的影响呈现邻地效应大于本地效应的现象，原因在于外来农业转移劳动力面临农业户口与外地户口的双重歧视。考虑到农村劳动力跨地区向城市转移是缩小区域差距与城乡收入差距的有效途径，短期内，地方政府应根据自身财力与城市承载力扩大居住证与积分制改革实施范围；长期来看，应建立中央与地方改革成本分担机制，全面深化户籍制度改革。

参考文献

- 1.白俊红、聂亮，2018：《能源效率、环境污染与中国经济发展方式转变》，《金融研究》第 10 期。
- 2.毕先萍、李正友，2004：《技术进步对就业的综合作用机制及社会福利影响研究》，《中国软科学》第 5 期。
- 3.蔡昉，2007：《中国流动人口问题》，北京：社会科学文献出版社。
- 4.蔡昉、王美艳、曲玥，2009：《中国工业重新配置与劳动力流动趋势》，《中国工业经济》第 8 期。
- 5.蔡禾等，2018：《中国劳动力动态调查：2017 年报告》，北京：社会科学文献出版社。
- 6.曹静、周亚林，2018：《人工智能对经济的影响研究进展》，《经济动态》第 1 期。
- 7.陈斌开、林毅夫，2013：《发展战略、城市化与中国城乡工资差距》，《中国社会科学》第 4 期。
- 8.陈斌开、张鹏飞、杨汝岱，2010：《政府教育投入、人力资本投资与中国城乡收入差距》，《管理世界》第 1 期。

- 9.陈秋霖、许多、周羿, 2018:《人口老龄化背景下人工智能的劳动力替代效应——基于跨国面板数据和中国省级面板数据的分析》,《中国人口科学》第6期。
- 10.程名望、张家平, 2019:《新时代背景下互联网发展与城乡居民消费差距》,《数量经济技术经济研究》第7期。
- 11.段成荣、谢东虹、吕利丹, 2019:《中国人口的迁移转变》,《人口研究》第3期。
- 12.赖德胜等, 2018:《中国劳动力市场发展报告——迈向制造强国进程中的劳动力市场挑战》,北京:北京师范大学出版社。
- 13.李婧、谭清美、白俊红, 2010:《中国区域创新生产的空间计量分析——基于静态与动态空间面板模型的实证研究》,《管理世界》第7期。
- 14.李骏、顾燕峰, 2011:《中国城市劳动力市场中的户籍分层》,《社会学研究》第2期。
- 15.李实、岳希明、史泰丽、佐藤宏, 2019:《中国收入分配格局的最新变化》,《劳动经济研究》第1期。
- 16.李实, 2018:《当前中国的收入分配状况》,《学术界》第3期。
- 17.李晓春、杨彩皎, 2018:《农民工汇款与城乡收入差距的关联研究》,《经济科学》第6期。
- 18.李昕、关会娟, 2018:《各级教育投入、劳动力转移与城乡居民收入差距》,《统计研究》第3期。
- 19.刘晓光、张勋、方文全, 2015:《基础设施的城乡收入分配效应:基于劳动力转移的视角》,《世界经济》第3期。
- 20.刘修岩、秦蒙、李松林, 2019:《城市空间结构与劳动者工资收入》,《世界经济》第4期。
- 21.陆铭、陈钊, 2004:《城市化、城市倾向的经济政策与城乡收入差距》,《经济研究》第6期。
- 22.孙华臣、焦勇, 2019:《制度扭曲与中国城乡收入差距:一个综合分解框架》,《财贸经济》第3期。
- 23.孙早、侯玉琳, 2019:《工业化如何重塑劳动力就业结构》,《中国工业经济》第5期。
- 24.席鹏辉、梁若冰、谢贞发, 2017:《税收分成调整、财政压力与工业污染》,《世界经济》第10期。
- 25.严雅雪、齐绍洲, 2017:《外商直接投资与中国雾霾污染》,《统计研究》第5期。
- 26.余泳泽、潘研, 2019:《高铁开通缩小了城乡收入差距吗?——基于异质性劳动力转移视角的解释》,《中国农村经济》第1期。
- 27.Acemoglu, D., 2002, "Technical Change, Inequality, and the Labor Market", *Journal of Economic Literature*, 40(1):7-72.
- 28.Acemoglu, D., and P. Restrepo, 2017, "Robots and Jobs: Evidence from US Labor Markets", *NBER Working Paper*.
- 29.Beenstock, M., and D. Felsenstein, 2007, "Spatial Vector Autoregressions", *Spatial Economic Analysis*, 2(2): 167-196.
- 30.Berger, T., and C. B. Frey, 2016, "Structural Transformation in the OECD: Digitalization, Deindustrialization and the Future of Work", *OECD Social, Employment and Migration Working Papers*.
- 31.Frey, C. B., and M. A. Osborne, 2013, "The Future of Employment: How Susceptible Are Jobs to Computerisation?", *Oxford Martin School Working Paper*.
- 32.Foged, M., and G. Peri, 2016, "Immigrants' Effect on Native Workers: New Analysis on Longitudinal Data", *American Economic Journal: Applied Economics*, 8(2):1-34.
- 33.Karabarbounis, L., and B. Neiman, 2014, "The Global Decline of the Labor Share", *The Quarterly Journal of Economics*, 129(1): 61-103.
- 34.Li, X., and D. Wang, 2015, "The Impacts of Rural-Urban Migrants Remittances on the Urban Economy", *The Annals of*

Regional Science, 54(2): 591-603.

35.Lankisch, C., K. Prettnner, and A. Prskawetz, 2017, “Robots and the Skill Premium: An Automation-Based Explanation of Wage Inequality”, *Hohenheim Discussion Papers in Business, Economics and Social Sciences*.

36.Liu, Z., 2005, “Institution and Inequality: The Hukou System in China”, *Journal of Comparative Economics* , 33(1) : 133-157.

37.Piketty, T., L. Yang, and G. Zucman, 2017, “Capital Accumulation, Private Property and Rising Inequality in China, 1978-2015”, *NBER Working Paper*.

38.World Bank., 2006, “Where Is the Wealth of Nations?”, *World Bank Publications*.

(作者单位：中国社会科学院研究生院)

(责任编辑：初心)

How Does Industrial Intelligence Affect Rural-urban Income Disparity? An Interpretation from the Perspective of Employment of Migrant Population

Liu Huan

Abstract: With the continuous popularization of intelligent manufacturing equipment in various industries, its impact on employment has gradually deepened. Based on the provincial panel data from 2001 to 2016 and migrant population monitoring data in China, this article uses a dynamic spatial panel model to assess the impact of industrial intelligence on urban-rural income gap from the perspective of labor force employment and income. The results show that industrial intelligence has significantly widened the income gap between urban and rural areas. In the context of large-scale cross-regional population flow, this has obvious spatial spillover effect. Further analysis of the mechanism finds that industrial intelligence has significantly reduced the income level and job stability of rural migrants, affecting their migration stability, and there is obvious individual heterogeneity in this effect. The study provides empirical support for Chinese government to continue increasing investment in rural education and vocational skill training, and also provides important inspiration for the direction of fiscal system reform.

Key Words: Industrial Intelligence; Urban-rural Income Disparity; Individual Heterogeneity; Dynamic Spatial Panel