

劳动力流动、人力资本跨区配置与企业生产率

张艺川 梁权熙*

内容提要 通过劳动力流动促进人力资本跨区优化配置，是实现经济高质量发展的重要途径。本文考察劳动力跨区流动如何影响企业的生产率，研究发现，劳动力流动有助于提升企业生产率，这一效应主要由高技能劳动力流动所驱动。具体来看，劳动力流动对企业生产率的促进作用主要是通过优化劳动力资源配置实现，表现为劳动力流动在提高净流入地区企业生产率的同时，并未降低净流出地的企业生产率，即流入地的效率增长并不以流出地的效率损失为代价。进一步研究发现，高技能劳动力流动主要通过提高净流入地区企业的人力资本水平和创新能力两个渠道提升企业生产率；当地区具有更高的第三产业占比、城市智能化水平和本地平均人力资本水平时，高技能劳动力流入对当地企业生产率的提升作用显著更强。本文的研究为理解经济增长动力的空间格局演变提供了一个新的重要视角，对于如何引导劳动力流动以实现中国的二次人口红利，具有一定的政策参考价值。

关键词 劳动力流动 人力资本配置 企业生产率 高质量发展

一 引言

企业生产率提升是经济高质量发展的微观载体，受到经济学家和政策制定者的广泛关注。大量研究表明，贸易和出口（张杰等，2011）、资源配置效率改善（Hsieh & Klenow, 2009；龚关、胡关亮，2013）、国内技术开发和改造（程惠芳、陆嘉俊，2014）及其互联网和数字经济（黄群慧等，2019）是企业生产率提升的重要原因，而

* 张艺川，中山大学政治与公共事务管理学院，电子邮箱：zhangych236@mail2.sysu.edu.cn；梁权熙（通讯作者），广西大学经济学院，电子邮箱：qxliang@gxu.edu.cn。本文得到国家自然科学基金地区科学基金项目“政府管制、政策不确定性与企业创新行为研究”（项目编号：71762005）的资助。

低技术加工贸易（李春顶、唐丁祥，2010）和生产要素错配（罗德明等，2012）则是抑制企业生产率提升的因素。亦有文献关注跨国移民对创新和生产力的贡献（Ozgen et al., 2012; Peri, 2012; Bosetti et al., 2015; Bernstein et al., 2018; Kerr & Kerr, 2022），但少有研究关注国内劳动力流动和人力资本转移究竟对企业生产率存在何种影响。根据第七次全国人口普查数据，中国流动人口总量大幅度提升，从 2010 年的 22143 万人跃升至 2020 年的 37582 万人，年均增长率达 6.97%。人口和人才是一般支柱产业和高端产业发展的保障，大规模劳动力流动是否促进了资源的优化配置以及企业生产率的提升？这是值得探讨的问题。

鉴于此，本文尝试从人力资本配置视角考察中国劳动力流动的生产力效应，并试图回答以下问题：劳动力跨区流动是否对企业生产率产生影响？如产生影响，该种影响通过何种机制传导？此外，现有研究表明，劳动力流动引致的生产率空间分布不均均是总体生产力难以提高的重要原因，这一问题在中国是否存在？劳动力流动引致的生产率空间分布不均是否会导致中国总体生产力增长困难？对企业生产率的关注和上述问题的回答是当前社会共同关注的问题，不仅有助于总结和评估劳动力跨区流动效应，而且能够为各城市的人才引进政策提供证据和激励。

本文基于中国 2000 - 2015 年两次全国人口普查数据和两次全国 1% 人口抽样调查数据，研究劳动力流动对企业生产率的影响。研究发现，劳动力净流入是企业生产率增长的重要原因，净流入率高的城市，企业将获得更高的生产率增长；人力资本水平较高的劳动力流动是企业生产率增长的主要因素，外来人力资本每增加一个标准差，企业生产率将提升 7.53%。机制研究表明，劳动力净流入会显著提升企业生产率，但净流出不会阻碍企业生产率。这说明劳动力流动的生产率效应是由于生产要素配置效率提升，流入地企业生产率提升不会以流出地企业生产率损失为代价。此外，本文还发现劳动力净流入会通过提高企业人力资本水平和创新水平，进而促进企业生产率提升。进一步地，城市产业结构和本地人力资本结构都将重塑外来人口流动规模和结构，可能会对劳动力流动的生产率效应产生调节作用。而近年来大规模的机器人进口则可能对部分劳动力流入产生挤出效应，亦可能影响劳动力的生产率效应。本文也对上述假设进行验证，结果表明，外来人力资本配置在产业结构更高级的城市、本地人力资本和外来人力资本形成的顶级技能互补，以及外来高人力资本与机器人进口形成的技能互补，都能显著促进企业生产率的提升。

但是，本文的结论仍可能存在遗漏变量问题，例如选取学历作为人力资本的代表，忽略了外来劳动力的能力和技能。也可能存在双向因果问题，例如城市生产率高的企

业越多，越能吸引更多的外来劳动力流入。为缓解遗漏变量和双向因果带来的内生性问题，参考 Giannetti et al.(2015) 的研究，本文选取各城市不同时点颁布的人才引进政策作为工具变量。工具变量的选择原因有二：首先，引才政策将会引导劳动力在不同城市流动，劳动力将根据自身能力和城市落户要求选择最适合个人发展的城市。其次，引才政策是政府行为，城市层面的政策冲击对企业相对外生，只有当引才政策发挥作用，扩大人力资本池子后，才会影响企业表现，且中国引才政策并非集中在生产率最高的城市。本文研究发现工具变量回归与最小二乘（OLS）结果无显著差异，主要研究结论具有稳健性。

本文边际贡献主要体现在如下几个方面：第一，本文从国内劳动力跨区流动视角切入，丰富了移民与生产力的相关文献。大量文献探讨了国际移民通过知识溢出、技能协作及移民多样性效应，有效提升了流入国生产力（Ozgen et al., 2012; Peri, 2012; Bernstein et al., 2018; Kerr & Kerr, 2022）。但鲜有研究关注发展中国家内部劳动力流动的生产率效应，中国作为世界上人口流动规模最大的国家，其流动的生产率效应也未得到学界的广泛关注。

第二，在中国全要素生产率对经济增长的低贡献背景下，为提高微观企业生产率贡献了经验证据。现有研究已从出口与贸易、资源配置效率、信息技术与数字化、创新与人力资本投入层面对提升全要素生产率提供了支持，本文则从劳动力流动视角进一步回答如何在人口红利流逝背景下，提升企业生产率的问题。现有文献中，与本文最为接近的是一项对意大利区域内生产率分布差异进行解释的研究（Calcagnini et al., 2021），指出移民导致了南北地区全要素生产率的增长差异，阻碍了意大利总体生产力的增长。与其相同的是，流入和流出引导了资源二次配置，劳动力流动是解释中国企业生产率差异的重要原因。但与其不同的是，本文发现劳动力流动不会阻碍生产率的总体提升。流入将显著提升流入地企业生产率，但流出并不会导致流出地企业生产率下降，因此，流动有利于总体生产率的提升。

第三，在中国人口红利流逝、劳动力配置效率下降的背景下，本文验证了经济质量增长动力亟需从密集要素投入向资源配置效率提升转变的必要性。2021年9月，在中央人才工作会议上，习近平总书记指出，我们比历史上任何时期都更加渴求人才，综合国力竞争说到底还是人才竞争，人才是衡量一个国家综合国力的重要指标。在城市层面，国内一、二、三线城市上演了一场场“隔空对标”的人口和人才争夺战。国家和城市层面的政策皆凸显了“人”的重要性的和对人才的呼唤。但现阶段，中国已面临人口红利流逝、劳动力配置效率下降的危机，依靠传统人口红利和生产要素投入的经

经济增长模式已难以为继（王婷等，2020）。本文提出加快劳动力流动，实现生产要素优化配置，进而提升企业生产率的结论，是对人口红利衰减危机下如何进一步实现经济高质量增长的回应。

本文后续结构安排如下：第二部分为文献综述和理论机制；第三部分是研究设计；第四部分则是实证结果与分析；最后一部分是研究结论及展望。其中，第四部分包括描述性统计、基准回归结果、机制检验、稳健性检验和异质性检验。

二 文献综述和理论机制

企业全要素生产率的提升不仅关系着企业表现与产出，也会影响到国家经济高质量发展。早在 1994 年，Krugman（1994）便对中国等东亚国家的经济崛起提出了质疑，指出该种经济增长方式主要依赖生产要素投入，并非生产技术和方式改善形成的生产率提升。此后，为回应上述质疑，国内外学者对中国全要素生产率展开了大量研究。传统观点认为，中国全要素生产率稳步增长，是中国经济增长的重要源泉。贸易出口、外资引进等对外开放因素（王志鹏、李子奈，2003；张杰等，2009），以及产业政策和政府补贴等“有效的手”（任曙明、吕镛，2014；钱雪松等，2018），是中国全要素生产率增长的原因。除此之外，学者们近年来发现，教育质量改善带来的人力资本水平提升、研发投入和创新水平提升也对全要素生产率增长有所贡献（黄群慧等，2019；赵宸宇等，2021）。但中国全要素生产率增速放缓且对经济增长贡献下降亦是事实，原因主要是生产要素配置效率低下、要素流动体制机制存在问题和要素产权不明晰等问题（祝宝良，2020）。因此，研究劳动力流动是否能够通过优化生产要素配置效率，进而影响企业全要素生产率具有现实意义。

在劳动力流动影响企业生产率的研究中，传导机制可大致归纳为生产要素配置效应、人力资本增长效应及创新效应。首先，生产要素配置效应表明大城市允许更多劳动力流入，不同技能的劳动力在城市内自由寻找工作，从而实现高技能劳动力在合适岗位上的配置。而小城市对高技能劳动力的需求较低，没有相应工作岗位与之相匹配，因此，允许劳动力自由流出将减少资源错配可能（Calcagnini et al., 2021）。总而言之，流入地对高技能劳动力的需求和高技能劳动力的相对缺失、小城市对劳动技能需求低和劳动技能供给相对较高的矛盾都可通过劳动力自由流动改善，进而实现生产要素的高效配置。就中国而言，在人口红利优势衰退情形下，引导劳动力流动进而优化劳动力配置效率、促进劳动力与其他生产要素的优化组合，是提升生产率的重要路径，将

实现二次人口红利和经济增长（蔡昉，2018；王婷等，2020）。

劳动力流动的人力资本效应表明，流动性的增加与人力资本的增加呈正相关。人力资本的代际传承和教育培养需要较长的年限，且短时期内无法实现外溢作用，因此外部流入是实现人力资本增长的主要渠道（夏怡然、陆铭，2019）。高学历和高技能劳动力倾向于流动以实现效用最大化，更好的大学毕业生表现出更强的流动性（Nathan & Lee, 2013；Faggian et al., 2017）。在企业层面，流动劳动力主要通过提供更多的企业家资源和优化员工学历结构，实现企业人力资本水平的提升。首先，人力资本外部性影响企业家投入，外来人力资本是企业家的来源（Gennaioli et al., 2013；Giannetti et al., 2015）。进一步地，Nathan & Lee（2013）强调技术移民是“企业家、投资者以及工人”的重要来源，他们通过生产和消费两个渠道影响地区产出。因此，外来劳动力流入是企业一般性和高级化人力资本的重要来源，而企业综合性人力资本水平的提高将改善企业生产率。

劳动力流动的创新效应表明，流动劳动力在推广技术和促进创新方面发挥着重要作用（Kangasniemi et al., 2012）。创新是具有不同信息集的个体之间通过个人接触，传递知识和想法的产物（Maré & Fabling, 2013）。而劳动力流动，通常被认为是区域内最新知识和技能融合的重要机制（Duranton & Puga, 2004；Brown et al., 2020）。首先，外来劳动力可能体现了与当地劳动力不同的知识和技能，高技能、高学历的外来劳动力会通过熟练技能、先进技术、知识溢出显著提升区域创新水平（Faggian & McCann, 2009；Hunt & Gauthier-Loiselle, 2010；Ozgen et al., 2012；张萃，2019）。其次，人力资本无疑是企业创新最重要的投入要素，企业家的可获得性是企业创新活动成功与否的关键（Gennaioli et al., 2013）。最后，外来人口的多样性被看作是经济资产和社会效益，拥有多元化管理层的公司更有可能开发新产品（Nathan & Lee, 2013）。人口流动加速其附带的知识流动，流入劳动力的新思想、新技术和新产品将促进企业创新绩效提升（Braunerhjelm et al., 2020）。而创新和研发投入是企业全要素生产率增长最重要的来源。

纵观国内外文献，关心劳动力流动生产率效应、劳动力国内跨区流动的文献多集中于发达国家，鲜有关于发展中国家内部流动的实证研究，从微观企业层面研究劳动力流动影响全要素生产率的文献则更为缺乏。来自各国的证据也更关注劳动力流动的创新效应，并未从微观视角探寻劳动力流动是否会通过改善资源配置效率进而影响企业生产率。此外，学者大多只关注高技能、高学历、高知识积累的劳动力流入，而忽视了整体的劳动力流动可能给企业生产率带来的影响。流入的高学历劳

动力扩大了人力资本池子，增加了企业可供选择的技能工人和管理者，并与本地人力资本之间形成顶级技能互补（top-skill complementarity）^①，这可能提升企业生产率。但大规模劳动力流入形成的规模效应、密度效应以及资源配置效应也可能是企业生产率提高的原因。一般劳动力流入后，与高级人力资本所形成的极端技能互补（extreme-skill complementarity）也将促进创新和生产率的提升^②。因此，本文关注国内劳动力跨区流动的生产率效应，以及不同技能劳动力对企业生产率产生的异质性效应。

三 研究设计

（一）研究数据

本文以中国深沪 A 股上市公司为研究对象。上市公司基本特征、财务数据来源于国泰安数据库，员工学历结构来源于 Wind 数据库，高管特征数据来源于 Datago 数据库。劳动力流动数据来源于 2000 年、2010 年全国人口普查数据和 2005 年、2015 年全国 1% 人口抽样调查数据。引才政策根据各城市人力资本和社会保障局等网站、百度等主流搜索引擎手工收集。城市层面控制变量来自地级市或省级相应的统计年鉴。机器人数据来自国际机器人联合会（International Federation of Robotics，以下简称 IFR）和中国海关统计数据，各行业从业人员数据来自 2008 年经济普查微观数据库。根据研究惯例，本文剔除了金融与房地产行业的样本、处于 ST 和 *ST 的样本、主要变量存在缺失值、资产负债率大于 1 的样本，并对连续变量做 1% 两端缩尾处理。最终本文得到 30401 个企业观测值。

（二）计量模型设定与变量设计

本文设定如下计量模型来识别劳动力流入对企业生产率的影响：

$$TFP_{it} = \alpha_0 + \beta Netinmig_{ijt-5} + \sum Controls + \sum Industry + \sum Year + \varepsilon_{ijt} \quad (1)$$

其中， TFP_{it} 是企业 i 在第 t 年的全要素生产率， $Netinmig_{ijt-5}$ 是企业 i 所在城市 j 在

① 顶级技能互补是指高技能劳动力之间的协作会促进知识溢出，产出新思想、新产品并提高生产率，例如最好的律师在高级法律助理的协助下更有效率。

② 极端技能互补则指不同技能的人之间的搭配会产生更高的生产率，生产率会因低技能服务的存在而大大提高，例如高级的律师更需要保姆协助照顾家庭以节省时间。

第 t 年的劳动力净流入情况^①，*Controls* 包含企业和城市层面的控制变量，*Industry* 和 *Year* 分别是行业和年份的固定效应， ε_{ijt} 则是未观测因素。

考虑到劳动力净流入与企业生产率可能存在的内生性问题，本文以各城市在不同时点颁布的人才引进政策作为劳动力净流入的工具变量，建立两阶段最小二乘法 (2SLS) 进一步进行估计。其中，第一阶段的模型如下：

$$Netinmig_{it} = \alpha_0 + \delta poli_{ijt} + \sum Controls + \sum Industry + \sum Year + \varepsilon_{ijt} \quad (2)$$

在企业全要素生产率 (TFP) 的衡量方面，结合鲁晓东和连玉君 (2012)、Mollisi & Rovigatti (2017) 的研究，使用 LP 法计算全要素生产率。LP 法使用资本、劳动力和中间产品投入估计企业总产出，其残差便是要素投入之外，由于管理和技术水平改善而产生的全要素生产率的增加。其中，总产出、资本投入、劳动力投入分别使用营业收入、固定资产净额、支付给职工以及为职工支付的现金衡量，中间投入则使用营业成本、销售费用、管理费用、财务费用之和减去折旧摊销和支付给职工以及为职工支付的现金计算。控制函数法在企业生产率测量方面被广泛使用，LP 法、单步广义矩估计法 (简称“WRDG 法”)、动态面板工具变量法 (简称“MrEst 法”) 都可使用中间投入替代“投资” (Mollisi & Rovigatti, 2017)，并规避样本缺失及“折旧率”争议问题。故本文在稳健性测试部分，同步使用 WRDG 法及 MrEst 法计算的 TFP 作为替代变量。

在劳动力净流入的衡量方面，劳动力流动是国内外学者广泛关注的问题，由于缺乏流动的数据，国内学者常用常住人口、户籍人口及人口自然增长率等计算区域劳动力流入 (李晓阳、黄毅祥, 2014; 颜咏华、郭志仪, 2015; 叶文平等, 2018)。但根据常住人口和户籍人口估算劳动力流动过于粗略。故本文结合 Bosetti et al. (2015)、夏怡然和陆铭 (2019) 等将全国人口普查或全国 1% 人口抽样调查微观数据加至宏观层面的做法，我们将 2000 年和 2010 年全国人口普查数据、2005 年和 2015 年全国 1% 人口抽样调查数据中的微观劳动力流动数据加总至地级市层面^②。

劳动力净流入计算过程如下：首先，将年龄限制在 15 ~ 64 岁之间；其次，仅保留普查或抽样调查时，居住地与户籍地不一致且在流入地居住半年以上的样本；最后，

① 本文使用的样本数据以五年为间隔，样本年份分别为：2000 年、2005 年、2010 年及 2015 年，因此在计量回归方程中，将劳动力净流入滞后 5 期。举例而言，我们将 2000 年的劳动力净流入数据与 2000 - 2004 年的上市公司企业生产率相匹配，将 2005 年的劳动力净流入数据与 2005 - 2009 年的上市公司企业生产率相匹配。

② 尾数逢 0 年份为人口普查，尾数逢 5 年份为 1% 人口抽样调查，其他年份抽样比例仅 1‰，存在统计偏差。

考虑到净迁移能较好反映劳动力流入的地区差异（颜咏华、郭志仪，2015），故本文以劳动力净流入率衡量企业所在城市的劳动力流入，计算公式为：劳动力净流入率 = (流入劳动力 - 流出劳动力) / 该城市总人口。在后文中，我们按照流入劳动力是否拥有大学学历将其划分为高人力资本流入和一般劳动力流入。此外，参考其他衡量劳动力流动的方法，在后文的稳健性测试中，本文将以“常住人口 - 户籍人口”、“1 - 户籍人口 / 常住人口”等作为替代变量。

在引才政策的衡量方面，劳动力净流入和企业生产率之间可能存在双向因果的内生性问题。地区经济增长可能是迁移的原因而非结果，蓬勃的经济发展将吸引更多的劳动力和公司进入，也允许更多的劳动力在更具有生产力的区域集聚（Bryan & Morten, 2019）。Giannetti et al.(2015) 在解释具有国外经历的高管对企业绩效的因果效应时，使用各省份不同时点颁布的引进国际人才的政策作为工具变量。故本文参考他们的做法，引入中国各城市在样本年份前不同时点是否颁布人才引进政策作为劳动力净流入的工具变量。一方面，引才政策会降低迁移成本，引导劳动力在不同城市流动，劳动力会根据落户限制和激励制度选择适合自己的城市（梁琦等，2013）。另一方面，引才政策是政府行为，城市层面的政策冲击对企业来讲是相对外生的，不会直接影响企业的全要素生产率。引才政策只有在扩大人力资本池子，影响企业人力资本构成和知识溢出后，才会影响企业表现。

在控制变量的选择上，参考已有文献，本文控制了影响企业生产率的其他相关因素。其中，企业层面的因素包括：是否是国有企业、公司年龄、公司规模、总资产净利润率、成长机会、经营净现金流量、资产负债率、第一大股东持股比例、营业收入增长率；城市层面的因素包括：财政支出规模、经济增长、人口增长、公共服务水平、对外开放水平。上述变量的具体定义和计算详见表 1。

表 1 主要变量定义

变量类别	变量名称	计算方法
被解释变量	全要素生产率(LP法)	参考鲁晓东和连玉君(2012)，使用Levinsohn-Petrin方法计算得到
核心解释变量	劳动力净流入率	(流入劳动力 - 流出劳动力) / 总人口
	高人力资本净流入率	(大专及以上学历劳动力流入 - 大专及以上学历劳动力流出) / 总人口
	一般劳动力流入率	(高中及以下人口流入 - 高中及以下人口流出) / 总人口
稳健性检验 (换核心变量)	全要素生产率(WRDG法)	使用Wooldridge(2009)方法计算得到
	全要素生产率(MrEst法)	使用Mollisi & Rovigatti(2017)方法计算得到
	劳动力净流入率的替代指标 1	参考叶文平等(2018)，计算“1 - 户籍/常住”得到
	劳动力净流入率的替代指标 2	计算“常住 - 户籍”得到

续表

变量类别	变量名称	计算方法
企业层面 (控制变量)	国有企业	虚拟变量(是=1, 不是=0)
	公司年龄	$\ln(\text{统计年份}-\text{上市年份})$
	公司规模	$\ln(\text{员工总数})$
	总资产净利润率	企业的净利润/当年拥有的总资产
	成长机会	托宾 Q 值
	现金流量	经营活动产生的现金流净额/总资产
	资产负债率	资产负债率 = 负债合计/总资产
	股权集中度(%)	公司第一大流通股股东持股比例
城市层面 (控制变量)	营业收入增长率	$(\text{当年营业收入}-\text{上一年营业收入})/\text{上一年营业收入}$
	财政支出规模	财政支出/GDP
	经济增长	$(\text{本年度 GDP}-\text{上年度 GDP})/\text{上年度 GDP}$
	人口增长	$(\text{本年度人口}-\text{上年度人口})/\text{上年度人口}$
	公共服务水平	熵权 TOPSIS 计算的基于教育和医疗的城市公共服务水平
企业人力资本渠道	对外开放水平	外商直接投资总额/GDP
	企业家人力资本	高管平均受教育年限
企业创新机制	员工一般人力资本	本科以上学历人数/员工总人数
	创新投入	创新投入指标 1: 研发投入/总资产
		创新投入指标 2: 研发投入/销售总收入
	创新产出	创新产出指标 1: $\ln(1 + \text{专利申请总数})$
		创新产出指标 2: $\ln(1 + \text{发明专利})/\ln(1 + \text{专利申请总数})$

资料来源：根据 2000 年和 2010 年全国人口普查数据、2005 年和 2015 年全国 1% 人口抽样调查数据、深沪 A 股上市公司数据以及地级市或省级统计年鉴数据整理得到。

四 实证结果与分析

(一) 描述性统计

表 2 列示了描述性统计的基本结果。其中，全要素生产率的最小值为 2.755，最大值为 11.258，说明中国各企业生产率的差异较大。平均而言，中国各城市劳动力净流入率在 11% 左右，与宏观统计数据接近。其中，深圳和东莞是外来劳动力最多的城市，劳动力净流入率高达 60% 以上。虽然 2000 - 2015 年中国人口平均教育年限已从 7.114 年升至 9.077 年，流动劳动力的教育结构逐步升级，但高人力资本净流入占有所有外来劳动力的比例仍不足 15%，说明中国流动人口中携带人力资本的适龄劳动力比例仍较

低。并且高人力资本净流入主要集中在深圳、北京、上海和广州等城市，表明高人力资本净流入与企业生产率都存在分布不均的现状。

表 2 描述性统计

变量名	样本量	平均值	标准差	最小值	最大值
全要素生产率	30401	8.389	1.115	2.755	11.258
劳动力净流入	30401	0.113	0.176	-0.348	0.662
高人力资本净流入	30401	0.014	0.025	-0.032	0.076
一般劳动力流入	30401	0.099	0.155	-0.329	0.591
是否颁布引才政策	30401	0.707	0.455	0.000	1.000
国有企业	30401	0.454	0.498	0.000	1.000
企业年龄	30401	2.121	0.710	0.693	3.219
企业规模	30401	7.575	1.310	0.000	10.945
总资产净利润率	30401	0.033	0.122	-14.586	0.215
托宾 Q 值	30401	1.961	1.242	0.153	8.012
净现金流量	30401	0.044	0.104	-10.216	0.256
资产负债率	30401	0.456	0.213	-0.195	1.069
股权集中度 (%)	30401	18.396	17.784	0.036	67.086
营业收入增长率	30401	0.204	0.524	-1.000	3.741
财政支出规模	30401	0.137	0.056	0.018	0.277
经济增长	30401	10.915	3.337	-39.800	18.200
人口增长	30401	4.944	5.211	-7.660	20.130
公共服务水平	30401	0.003	0.001	0.001	0.011
对外开放水平	30401	0.036	0.026	0.000	0.129

资料来源：根据 2000 年和 2010 年全国人口普查数据、2005 年和 2015 年全国 1% 人口抽样调查数据、深沪 A 股上市公司数据以及地级市或省级统计年鉴数据计算得到。

(二) 基准回归结果

本文首先对劳动力净流入和企业生产率的关系进行了检验，结果列示于表 3。第 (1) 列为普通 OLS 的回归结果，劳动力净流入率在 1% 的水平上显著为正，表明劳动力净流入会显著提升企业全要素生产率。

我们同时对内生性问题进行检验，第 (2) 列展示了工具变量法第一阶段的回归结果，引才政策在 1% 水平上显著为正，表明城市在实施引才政策后，劳动力净流入率将提升。此外，Kleibergen-Paap rk Wald F 统计量远大于 10，表明不存在弱工具变量问题。

第(3)列为工具变量法第二阶段回归结果，与OLS结果一致，劳动力净流入率的系数仍在1%水平上显著为正，并且系数值相较于OLS增大，可能是2SLS缓解了OLS中存在的内生性问题，得到了更为无偏的估计系数。这进一步表明劳动力净流入有利于扩大企业生产率。换言之，流动引致的劳动力分布差异是企业生产率差异的原因之一，劳动力净流入率越高的城市，城市内企业的生产率也会更高。从经济意义上看，劳动力净流入每上升1个标准差，企业全要素生产率将上升15.77% ($= 0.176 \times 0.896$)。这说明劳动力净流入对企业生产率的影响不止在统计上显著，在经济意义上也是显著的。

根据顶级技能互补理论，外来高人力资本和本地高人力资本之间协作能促进知识溢出，形成高级技能之间的互补和共鸣，进而促进创新和企业生产率的提升。而根据极端技能互补理论，外来一般劳动力能为本地劳动力提供生活保障和工作协作，也可能促进劳动力生产率提升。因此，为探究高人力资本和一般劳动力流入是否都会增加企业生产率，本文根据学历层次对流入劳动力进行划分，其中，高人力资本是指拥有大学学历的劳动力，一般技能劳动力则是指高中及以下学历的劳动力。

结果列示于表3第(4)列，我们发现，高人力资本净流入在1%水平上显著为正，一般劳动力净流入则不显著。这说明，高学历劳动力净流入对提升企业生产率发挥了最主要作用。相较于中低学历人口，高等学历人口流入携带了更多的知识、技术和管理经验，而这些知识和技能将带来更多生产要素之外的效率提升。高人力资本净流入每增加一个标准差，企业生产率(TFP)将增加7.53% ($= 0.025 \times 3.010$)。

表3 劳动力流动和人力资本跨区配置的生产率效应

因变量	(1) OLS	(2) OLS	(3) 2SLS	(4) OLS
	全要素生产率	劳动力净流入	全要素生产率	全要素生产率
劳动力净流入率	0.481*** (6.352)	—	0.896*** (4.803)	—
是否颁布引才政策	—	0.150*** (27.309)	—	—
高人力资本净流入	—	—	—	3.010*** (3.568)
一般劳动力流入	—	—	—	0.163 (1.155)

续表

因变量	(1) OLS	(2) OLS	(3) 2SLS	(4) OLS
	全要素生产率	劳动力净流入	全要素生产率	全要素生产率
国有企业	0.191 *** (6.972)	-0.021 *** (-3.897)	0.199 *** (7.220)	0.187 *** (6.789)
公司年龄	0.037 ** (2.134)	-0.019 *** (-5.677)	0.046 ** (2.570)	0.040 ** (2.293)
公司规模	0.407 *** (28.845)	0.001 (0.575)	0.407 *** (28.816)	0.407 *** (28.855)
总资产净利润率	1.057 ** (1.990)	0.004 (0.566)	1.051 ** (1.984)	1.054 ** (1.987)
托宾 Q	-0.127 *** (-12.468)	0.000 (0.112)	-0.127 *** (-12.387)	-0.128 *** (-12.557)
现金流量	0.256 (1.481)	-0.004 (-0.300)	0.261 (1.538)	0.259 (1.487)
资产负债率	0.782 *** (7.338)	-0.027 ** (-2.308)	0.794 *** (7.473)	0.779 *** (7.320)
股权集中度	0.006 *** (9.524)	0.000 (1.609)	0.006 *** (9.457)	0.006 *** (9.528)
营业收入增长率	0.246 *** (11.829)	-0.001 (-0.595)	0.246 *** (11.902)	0.245 *** (11.835)
城市财政支出规模	0.478 ** (2.125)	0.488 *** (9.805)	0.287 (1.198)	0.071 (0.266)
城市 GDP 增长率	-0.003 (-0.775)	-0.017 *** (-14.220)	0.004 (0.794)	-0.002 (-0.543)
城市人口增长率	-0.009 *** (-4.195)	0.013 *** (18.425)	-0.015 *** (-4.457)	-0.010 *** (-4.454)
城市公共服务水平	19.093 ** (2.528)	5.506 *** (3.473)	17.688 ** (2.340)	24.009 *** (3.059)
城市对外开放水平	1.929 *** (4.127)	1.337 *** (12.614)	0.945 (1.534)	2.078 *** (4.418)
常数项	4.655 *** (42.559)	0.041 * (1.733)	4.575 *** (33.208)	4.682 *** (42.701)
第一阶段 F 值	—	745.770	—	—

续表

因变量	(1) OLS	(2) OLS	(3) 2SLS	(4) OLS
	全要素生产率	劳动力净流入	全要素生产率	全要素生产率
行业固定效应	控制	控制	控制	控制
年份固定效应	控制	控制	控制	控制
观测值个数	30401	30401	30401	30401
调整后的 R ²	0.575	0.413	0.572	0.575

注：括号内为根据企业聚类的 t 统计量（或 z 统计量）；***、**和* 分别表示统计量在 1%、5% 和 10% 水平上显著；在第（2）列中，弱工具变量检验采用 Kleibergen-Paap rk Wald 统计量。

资料来源：根据 2000 年和 2010 年全国人口普查数据、2005 年和 2015 年全国 1% 人口抽样调查数据、沪深 A 股上市公司数据以及地级市或省级统计年鉴数据计算得到。

（三）机制检验

首先，本文对资源配置效率改善的效应进行检验。根据上文，我们发现劳动力净流入，尤其是高人力资本净流入是企业生产率产生差异的原因之一，净流入率越高的城市，企业生产率也越高。这与 Calcagnini et al.(2021) 的研究有相同之处，即外来人力资本分布不均是生产率差异的原因之一。但正如前文所述，Calcagnini et al.(2021) 指出意大利内部移民流造成了南北之间持续的生产力增长差异，进而在总体水平上阻碍了全要素生产率的增长。参考中国劳动力跨区域流动的现状，内部移民几乎是单向从中西部向东部地区迁移，那么，劳动力净流入为负（即劳动力流出）的城市是否不利于企业生产率的增长？若劳动力流出对流出地企业生产率产生了负面影响，这将说明中国劳动力流入地企业的生产率升级是以牺牲劳动力流出地企业生产率为代价，这种区域不平衡将会阻碍中国生产率的总体增长。

但幸运的是，我们并未发现劳动力净流入地的生产率增长是以劳动力流出地的生产率损失为代价的证据。参照表 4 第（1）列至第（3）列，在劳动力净流入大于零的城市，劳动力净流入显著促进了生产率的提升，且这种结果在缓解内生性后的 2SLS 回归中更为显著。同时，高级人力资本流入依然对企业生产率提升发挥着主导作用。但在劳动力净流入小于零（即实际上人口净流出）的城市，如表 4 第（4）列至第（6）列所示，流出未对企业生产率造成负面影响，且无论是高级人力资本流出，还是一般劳动力流出，都未对企业生产率造成负面影响。这说明，中国的劳动力流动同时实现了流入地和流出地资源配置效率的提升，减少了劳动力市场错配（labor market mismatch）的可能性。流入地企业生产率提升的原因可能是，劳动力流动的过程中使适龄劳动力和高人力资本在最合适的城市和企业配置，进而提升了流入地企业的生产率。

大城市允许工人和企业之间更有效的匹配，当高质量劳动力和高质量企业相匹配时，同质性匹配使平均生产力提升。流出地企业生产率未受到损失的原因可能是，劳动力流出使流出地资源错配的可能性变小。流出地企业对劳动力技能需求低和劳动力技能相对较高的供求矛盾可通过劳动力自由流动而得到改善（Calcagnini et al., 2021）。综上，劳动力流动会使流入地和流出地劳动力市场错配的可能性变小，同时提升流入和流出地的资源配置效率。

表 4 资源配置的生产率效应

因变量	(1) OLS	(2) 2SLS	(3) OLS	(4) OLS	(5) 2SLS	(6) OLS
	全要素生产率					
	劳动力净流入率大于 0			劳动力净流入率小于 0		
劳动力净流入	0.472 *** (4.274)	1.087 *** (2.928)	—	-0.045 (-0.103)	2.118 (0.597)	—
高人力资本净流入	—	—	3.409 *** (3.182)	—	—	-0.734 (-0.219)
一般劳动力净流入	—	—	0.178 (1.103)	—	—	0.003 (0.007)
第一阶段 F 值	—	252.657	—	—	21.485	—
企业控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制
城市控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制
行业固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制
年份固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制
观测值个数	21270	21270	21270	9130	9130	9130
调整后的 R ²	0.578	0.497	0.578	0.596	0.516	0.596

注：括号内为根据企业聚类的 t 统计量（或 z 统计量）；***、**和* 分别表示统计量在 1%、5% 和 10% 水平上显著。

资料来源：根据 2000 年和 2010 年全国人口普查数据、2005 年和 2015 年全国 1% 人口抽样调查数据、深沪 A 股上市公司数据以及地级市或省级统计年鉴数据计算得到。

其次，本文对劳动力流动的人力资本效应进行检验。正如前文所述，高技能和高学历劳动力更倾向于迁移，外来劳动力是“企业家、投资者和员工”的重要来源。而异质性人力资本投入将显著提升企业全要素生产率（廖冠民、宋蕾蕾，2020），且企业家精神是增强企业生产率的主要渠道（Gennaioli et al., 2013）。

参考 Gennaioli et al.(2013)、廖冠民和宋蕾蕾（2020）的研究，我们使用高管平均学历、高学历员工占比分别作为企业家资本和员工人力资本的代理变量。高管平均学

历计算方法如下：高中、中职、中专及以下的取1，大专取2，本科取3，硕士取4，博士取5；高学历员工占比以本科及以上学历员工占全部员工的比表示。

估计结果参见表5第(1)列至第(6)列，无论是OLS回归还是2SLS回归，劳动力净流入率的系数显著为正，表明城市劳动力净流入能扩大企业可供选择的人力资本池子，进而提升企业人力资本水平。其中，第(1)列至第(3)列结果显示，劳动力净流入率的系数在1%水平上显著为正，表明通过外来劳动力能扩大企业高级人力资本规模，并进一步提升高管平均学历水平，且这一结果主要由外来高人力资本流入驱动。劳动力净流入影响企业员工学历的结果参见第(4)列至第(6)列，劳动力净流入的系数在5%及以上水平显著为正，表明劳动力净流入能扩大企业员工人力资本规模，增加企业高学历员工比例，同样，这一结果也主要由外来高人力资本驱动。

综上，劳动力流入的人力资本效应成立，劳动力净流入增加了企业高级化和一般性的人力资本存量。且我们发现，高人力资本净流入始终是增加企业人力资本存量的主导因素。这与Gonzalez & Ortega (2011)、Kangasniemi et al.(2012)的研究一致，即迁移劳动力可能通过各种渠道影响生产力，但最明显的是通过他们的个人技能。

表5 高级和一般性人力资本的渠道检验

因变量	(1)OLS	(2)2SLS	(3)OLS	(4)OLS	(5)2SLS	(6)OLS
	高管平均学历			本科及以上学历员工占比		
劳动力净流入	0.200*** (4.952)	0.657*** (6.514)	—	0.029** (2.100)	0.208*** (6.604)	—
高人力资本净流入	—	—	4.409*** (8.912)	—	—	2.147*** (11.666)
一般劳动力净流入	—	—	-0.294*** (-3.947)	—	—	-0.266*** (-9.173)
第一阶段F值	—	599.530	—	—	681.226	—
企业控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制
城市控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制
行业固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制
年份固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制
观测值个数	21391	21391	21391	19129	19129	19129
调整后的R ²	0.241	0.085	0.253	0.423	0.036	0.442

注：括号内为根据企业聚类的t统计量（或z统计量）；***、**和*分别表示统计量在1%、5%和10%水平上显著。

资料来源：根据2000年和2010年全国人口普查数据、2005年和2015年全国1%人口抽样调查数据、深沪A股上市公司数据以及地级市或省级统计年鉴数据计算得到。

最后，我们对创新效应进行检验。劳动力流动加速其附带的知识流动，为企业带来新思想、新技术和新产品，增加企业的创新投入和产出，进而使企业生产率得到提升。为验证该效应，本文构建了两个衡量创新投入的代理变量：一是研发投入/总资产；二是研发投入/总销售表示创新投入。同时也构建了两个衡量创新产出的代理变量：一是企业每年申请专利总数的对数；二是发明专利占总专利比重表示创新产出。

劳动力净流入影响企业创新投入的结果参见表 6 第（1）列至第（6）列，劳动力净流入率的系数都在 10% 及以上水平显著为正，表明劳动力净流入能增加企业创新投入。高人力资本净流入的系数都在 1% 水平上显著为正，这说明高人力资本净流入是外来劳动力提高研发投入的主导力量，将显著提升研发投入比重。

表 6 创新投入的渠道检验

因变量	(1) OLS	(2) 2SLS	(3) OLS	(4) OLS	(5) 2SLS	(6) OLS
	研发投入/总资产			研发投入/总销售		
劳动力净流入	0.008 ** (2.418)	0.017 ** (2.546)	—	0.006 *** (3.842)	0.006 * (1.706)	—
高人力资本净流入	—	—	0.254 *** (4.674)	—	—	0.062 *** (3.203)
一般劳动力净流入	—	—	-0.021 *** (-2.780)	—	—	-0.001 (-0.352)
第一阶段 F 值	—	576.766	—	—	578.025	—
企业控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制
城市控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制
行业固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制
年份固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制
观测值个数	18714	18714	18714	18704	18704	18704
调整后的 R ²	0.320	0.0896	0.323	0.372	0.098	0.373

注：括号内为根据企业聚类的 t 统计量（或 z 统计量）；***、**和 * 分别表示统计量在 1%、5% 和 10% 水平上显著。

资料来源：根据 2000 年和 2010 年全国人口普查数据、2005 年和 2015 年全国 1% 人口抽样调查数据、沪深 A 股上市公司数据以及地级市或省级统计年鉴数据计算得到。

进一步地，我们对创新产出的渠道进行检验。劳动力净流入影响专利总数的结果参见表 7 第（1）列至第（2）列，劳动力净流入影响专利总产出的结果在 5% 及以上水平显著为正，这说明劳动力净流入显著增强了企业创新能力。劳动力净流入影响发明型专利占比的结果也在 5% 及以上水平显著为正，这说明，劳动力流入不止增加了创

新的数量，同时也提升了创新的质量。我们同样考察了外来高人力资本净流入对创新的影响，研究发现，外来高人力资本是外来劳动力影响企业创新的主导力量。

表 7 创新产出的渠道检验

因变量	(1) OLS	(2) 2SLS	(3) OLS	(4) OLS	(5) 2SLS	(6) OLS
	专利总数			发明型专利占比		
劳动力净流入	0.551 *** (4.134)	0.765 ** (2.341)	—	0.085 *** (2.705)	0.174 ** (2.269)	—
高人力资本净流入	—	—	3.949 ** (2.482)	—	—	1.319 *** (3.310)
一般劳动力净流入	—	—	0.142 (0.597)	—	—	-0.072 (-1.149)
第一阶段 F 值	—	654.485	—	—	512.797	—
企业控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制
城市控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制
行业固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制
年份固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制
观测值个数	23743	23743	23743	12812	12812	12812
调整后的 R ²	0.463	0.106	0.463	0.102	0.019	0.104

注：括号内为根据企业聚类的 t 统计量（或 z 统计量）；***、**和* 分别表示统计量在 1%、5% 和 10% 水平上显著。

资料来源：根据 2000 年和 2010 年全国人口普查数据、2005 年和 2015 年全国 1% 人口抽样调查数据、深沪 A 股上市公司数据以及地级市或省级统计年鉴数据计算得到。

（四）稳健性检验

1. 更换企业生产率的度量方法

本文尝试使用不同方法计算企业全要素生产率。第一种方法参考 Wooldridge (2009)，考虑序列相关和异方差的情况下，在 GMM 框架下得到 LP 法的估计结果。第二种方法参考 Mollisi & Rovigatti (2017)，在 Wooldridge (2009) 框架下，使用动态面板工具变量法进行修正。

回归结果参见表 8 第 (1) 列至第 (4) 列。劳动力净流入率和高人力资本净流入仍在 1% 水平上显著为正，且具有高人力资本的劳动力净流入仍是企业生产率提升的主导因素。高人力资本每增加一个标准差，企业生产率将提升 6.52% ~ 7.72%。这与基准回归的结果基本保持一致，且系数差异不大，验证了回归结果的稳健性。

表 8 企业生产率的不同测量指标

因变量	(1) OLS	(2) 2SLS	(3) OLS	(4) OLS	(5) 2SLS	(6) OLS
	WRDG 法计算的全要素生产率			MrEst 法计算的全要素生产率		
劳动力净流入	0.362 *** (5.037)	0.669 *** (3.757)	—	0.492 *** (6.294)	0.894 *** (4.652)	—
高人力资本净流入	—	—	2.608 *** (3.342)	—	—	3.089 *** (3.640)
一般劳动力净流入	—	—	0.079 (0.610)	—	—	0.165 (1.159)
企业控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制
城市控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制
行业固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制
年份固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制
观测值个数	30401	30401	30401	30401	30401	30401
调整后的 R ²	0.539	0.469	0.539	0.573	0.495	0.574

注：括号内为根据企业聚类的 t 统计量（或 z 统计量）；***、**和 * 分别表示统计量在 1%、5% 和 10% 水平上显著。

资料来源：根据 2000 年和 2010 年全国人口普查数据、2005 年和 2015 年全国 1% 人口抽样调查数据、深沪 A 股上市公司数据以及地级市或省级统计年鉴数据计算得到。

2. 更换劳动力流入的测度方法

这一部分，我们尝试使用常住和户籍人口计算流动人口规模，以“1 - 户籍/常住”和“常住 - 户籍”替代劳动力净流入。结果参见表 9 第 (1) 列至第 (4) 列，劳动力流入对企业生产率的影响始终在 1% 水平上显著为正，这进一步验证了我们的结论的稳健性。

表 9 换解释变量的稳健性检验

因变量	(1) OLS	(2) 2SLS	(3) OLS	(4) 2SLS
	全要素生产率			
常住人口 - 户籍人口	0.035 *** (8.480)	0.055 *** (4.545)	—	—
1 - 户籍人口/常住人口	—	—	0.252 *** (5.019)	0.997 *** (4.430)
第一阶段 F 值	—	700.938	—	485.796
企业控制变量	控制	控制	控制	控制
城市控制变量	控制	控制	控制	控制

续表

因变量	(1) OLS	(2) 2SLS	(3) OLS	(4) 2SLS
	全要素生产率			
行业固定效应	控制	控制	控制	控制
年份固定效应	控制	控制	控制	控制
观测值个数	28577	28577	28577	28577
调整后的 R ²	0.583	0.517	0.579	0.496

注：括号内为根据企业聚类的 t 统计量（或 z 统计量）；***、**和 * 分别表示统计量在 1%、5% 和 10% 水平上显著。

资料来源：根据 2000 年和 2010 年全国人口普查数据、2005 年和 2015 年全国 1% 人口抽样调查数据、深沪 A 股上市公司数据以及地级市或省级统计年鉴数据计算得到。

3. 使用外来劳动力流量

本文在基准回归中探究了劳动力流入存量对企业生产率的影响，为进一步挖掘外来劳动力流量对企业生产率的影响，我们根据流动劳动力离开户口登记地时间反推劳动力流入的真实时间^①，并形成 2000 - 2014 年的面板数据。回归结果参见表 10 第（1）列至第（3）列，劳动力净流入和高人力资本净流入都显著促进了企业生产率的提升。与基准回归不同的是，一般劳动力净流入率同样对企业生产率产生了显著的促进作用，这说明，在短期内，一般劳动力流入可能与高级人力资本产生极端技能互补，进而促进企业生产率的提升。

表 10 劳动力净流入（流量）的回归结果

因变量	(1) OLS	(2) 2SLS	(3) OLS
	全要素生产率		
劳动力净流入	2.101 *** (5.251)	5.006 *** (3.290)	—

① 我们先将全国人口普查和全国 1% 人口抽样调查的离开户口登记地时间统一为：半年以下、半年至一年（不满一年）、一年至两年（不满两年）、两年至三年（不满三年）、三年至四年（不满四年）、四年至五年（不满五年）、五年及以上。进一步地，我们剔除半年以下及半年至一年的样本，将离开户口登记地一年至两年算作已流动一年，并反推劳动力流入时间，重新计算劳动力净流入率，最终得到 2000 - 2014 年的非平衡面板数据。举例而言，2010 年全国人口普查的标准时点为 2010 年 11 月 1 日，若某劳动力填写已离开户口登记地一年至两年（不满两年），则将其算作 2009 年流入的劳动力。2009 年劳动力净流入率 = (劳动力流入 - 劳动力流出) / 总人口。

续表

因变量	(1) OLS	(2) 2SLS	(3) OLS
	全要素生产率		
高人力资本净流入	—	—	5.957 ** (2.262)
一般劳动力净流入	—	—	1.469 ** (2.255)
第一阶段 F 值	—	745.770	—
企业控制变量	控制	控制	控制
城市控制变量	控制	控制	控制
行业固定效应	控制	控制	控制
年份固定效应	控制	控制	控制
观测值个数	17099	17099	17099
调整后的 R ²	0.543	0.470	0.543

注：括号内为根据企业聚类的 t 统计量（或 z 统计量）；***、**和* 分别表示统计量在 1%、5% 和 10% 水平上显著。

资料来源：根据 2000 年和 2010 年全国人口普查数据、2005 年和 2015 年全国 1% 人口抽样调查数据、深沪 A 股上市公司数据以及地级市或省级统计年鉴数据计算得到。

4. 仅考虑全国人口普查以及全国 1% 人口抽样调查年份

考虑到前文我们使用普查数据匹配当年及之后四年数据，在下表中，我们仅保留 2000 年、2005 年、2010 年及 2015 年的数据。回归结果参见表 11 第（1）列至第（3）列。与基准回归结果基本一致，劳动力净流入率与高人力资本净流入率皆在 1% 水平上显著为正。与基准回归相比，系数波动幅度较小，进一步验证了本文核心结论的稳健性。

表 11 仅保留普查和小普查年份

因变量	(1) OLS	(2) 2SLS	(3) OLS
	全要素生产率		
劳动力净流入	0.554 *** (5.758)	—	—
高人力资本净流入	—	—	3.889 *** (3.678)

续表

因变量	(1) OLS	(2) 2SLS	(3) OLS
	全要素生产率		
一般劳动力净流入	—	—	0.121 (0.680)
第一阶段 F 值	—	548.078	—
企业控制变量	控制	控制	控制
城市控制变量	控制	控制	控制
行业固定效应	控制	控制	控制
年份固定效应	控制	控制	控制
观测值个数	4631	4631	4631
调整后的 R ²	0.585	0.513	0.586

注：括号内为根据企业聚类的 t 统计量（或 z 统计量）；***、**和* 分别表示统计量在 1%、5% 和 10% 水平上显著。

资料来源：根据 2000 年和 2010 年全国人口普查数据、2005 年和 2015 年全国 1% 人口抽样调查数据、深沪 A 股上市公司数据以及地级市或省级统计年鉴数据计算得到。

（五）异质性检验

在前文的分析中，本文主要考察劳动力流动对企业生产率产生何种影响。但在实际情况中，异质性城市特征对劳动力流动的企业生产率效应存在调节作用。故这一部分，本文通过加入劳动力净流入率与异质性城市特征的双乘项、高人力资本净流入率与异质性城市特征的双乘项，来考察不同城市特征是否增强或削弱了劳动力流入的生产率效应。

1. 城市产业高级化的异质性检验

本文考虑在差异化产业结构的城市间，劳动力净流入和外来高人力资本净流入对企业生产率存在异质性影响。我们推断第三产业占比高的城市，产业结构趋于完整、公共服务水平更完善且能提供更多的就业机会。因此在产业高级化的城市，外来劳动力，尤其是外来高人力资本能享受更好的公共服务，也能匹配到更合适的职位，这将对提高企业生产率产生更大影响。

为验证产业结构高级化的调节效应，我们在模型中分别加入了劳动力净流入率 × 城市产业结构高级化、外来高人力资本净流入 × 城市产业结构高级化的双乘项。其中，产业结构高级化使用第三产业产值除以总产值。

表 12 第（1）列至第（2）列的回归结果与我们预期一致，劳动力净流入率与产业

结构高级化的交乘项系数在 5% 的水平上显著为正，说明产业结构高级化对劳动力净流入的生产率效应具有正向调节作用。在产业结构更高级（即第三产业占比更大）的城市，劳动力净流入对企业生产率的影响被扩大。进一步地，参见表 12 第（3）列，我们发现，在产业结构更高级的城市，只有具备高人力资本的外来劳动力的生产率效应被显著加强。原因可能是，外来高技能、高学历的劳动力能在城市匹配到更合适的工作岗位，并为企业创造更高的生产率效应。

表 12 产业结构高级化的异质性检验

因变量	(1) OLS	(2) 2SLS	(3) OLS
	全要素生产率		
劳动力净流入 × 产业结构高级化	0.020 ** (2.455)	0.039 ** (2.427)	—
高人力资本净流入 × 产业结构高级化	—	—	0.212 *** (4.176)
一般劳动力净流入 × 产业结构高级化	—	—	-0.004 (-0.384)
劳动力净流入	-0.570 (-1.373)	-0.893 (-1.010)	—
高人力资本净流入	—	—	-10.962 *** (-3.394)
一般劳动力净流入	—	—	0.729 (1.434)
产业结构高级化	0.001 (0.377)	-0.005 ** (-2.017)	-0.001 (-0.722)
第一阶段 F 值	—	163.141	—
企业控制变量	控制	控制	控制
城市控制变量	控制	控制	控制
行业固定效应	控制	控制	控制
年份固定效应	控制	控制	控制
观测值个数	30401	30401	30401
调整后的 R ²	0.575	0.495	0.576

注：括号内为根据企业聚类的 t 统计量（或 z 统计量）；***、**和* 分别表示统计量在 1%、5% 和 10% 水平上显著。

资料来源：根据 2000 年和 2010 年全国人口普查数据、2005 年和 2015 年全国 1% 人口抽样调查数据、深沪 A 股上市公司数据以及地级市或省级统计年鉴数据计算得到。

2. 城市智能化的异质性检验

我们关注智能化差异的城市，劳动力净流入和外来高人力资本净流入对企业生产率的影响。一方面，智能化和机器人引进对劳动力存在“替代效应”（Borjas & Freeman, 2019），在机器人渗透度更高的城市，劳动力的需求下降，对中等劳动力的替代效应尤为显著（王永钦、董雯，2020）。另一方面，机器人引进也存在着“创造效应”（Acemoglu & Restrepo, 2020），人工智能应用会创造新工作技术，实现相关领域的人才互补。因此，我们推断在智能化程度更高，即工业机器人渗透度更高的城市，劳动力净流入对企业生产率的作用被削弱，但高人力资本净流入的生产率效应则无法被替代。

为验证城市智能化水平的调节作用，我们设置了劳动力净流入×城市智能化水平的交乘项、外来高人力资本净流入×城市智能化水平的交乘项。其中，城市智能化水平使用两种计算方式，第一种方式（城市智能化水平1）的计算过程如下：从2000–2015年中国海关统计数据库中提取企业进口机器人价值的数据^①，将其加总到地级市层面后，再除以城市GDP。

$$Smart1_{ct} = \frac{\sum_i rob_price_{ict}}{gdp_c} \quad (3)$$

其中 rob_price_{ict} 表示在第 t 年企业 i 加总到城 c 的机器人进口价值， gdp_c 则是城市 c 的GDP水平。

进一步地，参考王永钦和董雯（2020），第二种方式（城市智能化水平2）的计算过程如下：我们使用国际机器人联合会IFR颁布的国家—行业—时间的数据，计算衡量城市智能化水平的指标。

$$Smart2_{ct} = \sum_j \frac{robot_{jt}}{emp_j} \times \frac{emp_{cj}}{emp_c} \quad (4)$$

其中 $\frac{emp_{jt}}{emp_j}$ 是第 t 年 j 行业机器人使用存量占每万名从业人员的比， $\frac{emp_{cj}}{emp_c}$ 则是 c 城市中 j 行业从业人员占 c 城市所有从业人员的比重。2006–2019年工业机器人存量数据来

^① 根据中国海关统计数据库HS 8位编码筛选进口机器人相关企业，包括84248920（喷涂机器人）、84289040（搬运机器人）、84795010（多功能工业机器人）、84795090（其他工业机器人）、84864031（工厂自动搬运机器人）、85152120（电阻焊接机器人）、85153120（电弧焊接机器人）和851580109（激光焊接机器人）。

自国际机器人联合会，各个行业人员占比来自 2008 年中国经济普查微观数据^①。

回归结果参见表 13 第 (1) 列至第 (6) 列，令人意外的是，无论是 OLS 还是 2SLS 回归，劳动力净流入 × 城市智能化水平 1、劳动力净流入 × 城市智能化水平 2 均不显著，这说明机器人渗透并未削弱劳动力净流入的生产率效应。但当把劳动力净流入分为高人力资本净流入和一般劳动力净流入后，我们发现，高人力资本净流入与机器人渗透之间产生了互补效应，在机器人渗透率高的城市，外来高人力资本净流入对企业生产率的作用被显著增强。原因是可能是机器人的使用和研发都需要高学历和高技能劳动力，外来高人力资本能与机器人形成另一种形式的技能互补，因此，在智能化水平较高的城市，外来高人力资本的生产率效应得到进一步提升。但同时，机器人渗透也对一般劳动力净流入产生了挤出，使原本没有生产率效应的一般劳动力流入对企业生产率产生了负面影响。这可能是由于机器人替代效应挤出了部分一般劳动力后，极端技能互补的生产率效应被削弱。

表 13 城市智能化水平的异质性检验

因变量	(1) OLS	(2) 2SLS	(3) OLS	(4) OLS	(5) 2SLS	(6) OLS
	全要素生产率					
劳动力净流入 × 城市智能化水平 1	-0.341 (-0.878)	-0.636 (-1.199)	—	—	—	—
高人力资本净流入 × 城市智能化水平 1	—	—	7.937** (2.139)	—	—	—
一般劳动力净流入 × 城市智能化水平 1	—	—	-2.384** (-2.463)	—	—	—
劳动力净流入 × 城市智能化水平 2	—	—	—	-0.002 (-0.694)	0.000 (0.007)	—
高人力资本净流入 × 城市智能化水平 2	—	—	—	—	—	0.034* (1.676)
一般劳动力净流入 × 城市智能化水平 2	—	—	—	—	—	-0.008* (-1.717)

① 我们对原数据做如下处理：鉴于 2006 年之前，中国少有行业进口机器人，故我们将 2006 年之前的数据剔除；我们关注中国制造业行业工业机器人渗透度，故剔除 IFR 中的非制造业行业；由于 IFR 使用的《国际标准产业分类（第四版）》，与经济普查使用的中国《国民经济行业分类与代码（2001）》不一致，故我们先提取中国经济普查中的行业就业数据两位代码，并与 IFR 机器人存量数据进行匹配。

续表

因变量	(1) OLS	(2) 2SLS	(3) OLS	(4) OLS	(5) 2SLS	(6) OLS
	全要素生产率					
劳动力净流入	0.511 *** (5.435)	0.979 *** (4.321)		0.488 *** (5.525)	1.004 *** (4.126)	—
高人力资本净流入	—	—	2.220 ** (2.221)	—	—	3.146 *** (2.932)
一般劳动力流入	—	—	0.411 ** (2.339)	—	—	0.179 (1.065)
城市智能化水平 1	0.082 (0.972)	0.007 (0.077)	0.062 (0.829)	—	—	—
城市智能化水平 2	—	—	—	0.001 (0.428)	-0.004 (-0.513)	0.000 (0.170)
第一阶段 F 值	—	357.712	—	—	20.613	—
企业控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制
城市控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制
行业固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制
年份固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制
观测值个数	30401	30401	30401	27516	27516	27516
调整后的 R ²	0.575	0.497	0.576	0.584	0.519	0.585

注：括号内为根据企业聚类的 t 统计量（或 z 统计量）；***、**和 * 分别表示统计量在 1%、5% 和 10% 水平上显著。

资料来源：根据中国海关统计数据、IFR 机器人数据库数据、2000 年和 2010 年全国人口普查数据、2005 年和 2015 年全国 1% 人口抽样调查数据、深沪 A 股上市公司数据以及地级市或省级统计年鉴数据计算得到。

3. 本地人力资本存量的异质性检验

我们关注本地人力资本存量差异化的城市，劳动力流动对企业生产率的影响。高技能劳动力存量大的城市会吸引更多的外来人力资本（夏怡然、陆铭，2019），人力资本外部性会加强劳动力之间的知识交换，形成双向学习、协同创新的互动模式（Eeckhout et al., 2014；张萃，2019）。同时，我们推断，高技能人才集聚的城市会加大对低技能劳动力的需求，高低技能劳动力间形成极端技能互补，能进一步促进企业生产率的提升（Eeckhout et al., 2014）。因此，在本地劳动力学历结构较高的城市，劳动力净流入对企业生产率的影响会扩大，尤其是外来高人力资本净流入对企业生产率的影响会因为顶级技能互补而加强。

为探究本地人力资本存量是否正向调节劳动力净流入和外来高人力资本净流入对企业生产率的促进作用，我们在模型中分别加入了劳动力净流入率 × 本地人力资本存

量、外来高人力资本净流入 × 本地人力资本存量的交乘项。其中，本地人力资本存量 = 大专及以上学历户籍人口数/总人口数，数据同样来源于全国人口普查和全国 1% 人口抽样调查。

表 14 第 (1) 列给出了本地人力资本存量作为调节变量的回归结果。劳动力净流入率与本地人力资本存量的交乘项显著为正，在本地劳动力学历结构较高的城市，劳动力净流入对企业生产率的推动作用被加强，但参见表 14 第 (2) 列，这在工具变量法的检验中并不稳健。进一步地，参见表 11 第 (3) 列，我们将劳动力流动分为高学历和一般学历劳动力净流入，结果发现，外来高人力资本和本地高人力资本的交乘项在 1% 水平上显著为正，这说明外来高学历劳动力和本地高学历劳动力形成的顶级技能互补存在生产率效应，在本地人力资本存量高的城市，外来高人力资本的生产率效应被扩大。但外来一般劳动力和本地人力资本的交乘项不显著，表明外来一般劳动力和本地高学历间的极端技能互补并不存在生产率效应。

表 14 本地人力资本存量的异质性检验

因变量	(1) OLS	(2) 2SLS	(3) OLS
	全要素生产率		
劳动力净流入 × 本地人力资本存量	0.046 *** (3.499)	-0.040 (-0.742)	—
高人力资本净流入 × 本地人力资本存量	—	—	0.399 *** (4.299)
一般劳动力净流入 × 本地人力资本存量	—	—	0.024 (1.329)
劳动力净流入	-0.056 (-0.304)	1.194 * (1.807)	—
高人力资本净流入	—	—	-7.694 *** (-3.696)
一般劳动力净流入	—	—	0.578 ** (2.417)
本地人力资本存量	0.004 (1.166)	0.016 ** (1.984)	0.001 (0.368)
第一阶段 F 值	—	179.028	—
企业控制变量	控制	控制	控制
城市控制变量	控制	控制	控制
行业固定效应	控制	控制	控制

续表

因变量	(1) OLS	(2) 2SLS	(3) OLS
	全要素生产率		
年份固定效应	控制	控制	控制
观测值个数	30401	30401	30401
调整后的 R ²	0.577	0.498	0.577

注：括号内为根据企业聚类的 t 统计量（或 z 统计量）；***、**和* 分别表示统计量在 1%、5% 和 10% 水平上显著。

资料来源：根据 2000 年和 2010 年全国人口普查数据、2005 年和 2015 年全国 1% 人口抽样调查数据、深沪 A 股上市公司数据以及地级市或省级统计年鉴数据计算得到。

五 结论和展望

中国高速增长的经济模式已受到人口红利下行的制约，要获得增长新动能，需依靠全要素生产率的提升。因此，在人口红利流逝、适龄劳动力规模缩减的现状下，劳动力流动能否提高企业生产率，进而成为推动经济高质量发展的重要动力？高技能劳动力和一般劳动力对企业生产率的影响存在何种差异？这在中国企业研究层面尚未有定论。此外，学者指出，劳动力流动引致的生产率空间分布不均是总体生产力提高困难的重要原因，这一问题在中国是否存在？劳动力流动引致的生产率空间分布不均会导致中国总体生产力增长困难吗？

本文将劳动力流动、人力资本配置与企业生产率相结合，从资源配置效率改善、人力资本水平和创新水平提升三个方面，研究了劳动力净流入提升企业生产率的理论机制。研究发现：第一，劳动力净流入是“企业生产率差异”的原因之一，劳动力净流入较高的城市，城市内企业将获得更多的生产率增长。第二，具有高人力资本的劳动力流动是企业生产率增长的主要因素，外来高人力资本每增加一个标准差，企业生产率将提升 7.53%。第三，劳动力流动改善了资源配置效率，劳动力净流入会显著提升企业生产率，但劳动力净流出并未阻碍企业生产率。这说明，劳动力净流入地的生产率提升并不以流出地企业的生产率损失为代价，劳动力流动引致的生产率空间分布不均不会阻碍中国生产力总体增长。第四，就微观机制而言，劳动力净流入通过提升企业人力资本水平和改善企业创新效率两个机制提升生产率水平。第五，在产业结构高级化水平的城市，劳动力净流入和外来高人力资本流入对企业生产率的促进作用更强；智能化水平高的城市，劳动力净流入对企业生产率的作用不会被削弱，同时其凭借互补效应

加强了外来高人力资本对企业生产率的正面影响；本地人力资本存量高的城市会加强劳动力净流入的生产率效应，但主要由与外来高人力资本顶级技能互补效应所驱动。

本研究揭示，劳动力流动和人力资本配置对提升企业生产率，进而推动经济高质量发展具有积极意义。劳动力流动将通过扩大人力资本池子和改善人力资本再配置，进而优化企业人力资本结构，激发企业创新和生产活力，最终提升企业生产率。进一步地，如何降低户籍门槛、颁布适当的引才政策，引导不同技能人才和异质性知识集聚于城市层面，无疑对提升企业生产率具有重要作用。我们为“生产率空间分布不均与生产力增长之间的矛盾”贡献了劳动力流动视角的解释。中国劳动力净流入引致的企业生产率的提升，并不以牺牲流出地企业生产率为代价，如何引导劳动力流动以实现资源在最有效率的企业和城市配置，进而实现中国总体生产率的提升是重要问题。在大规模的“抢人大战”中，城市不仅要引进人才，也要放宽一般劳动力流入限制，促使高学历和一般学历的劳动力都能在流动中匹配到个人效用最大化的企业和工作，进而提升企业生产率。

参考文献：

- 蔡昉(2018)，《中国如何通过经济改革兑现人口红利》，《经济学动态》第6期，第4-14页。
- 程惠芳、陆嘉俊(2014)，《知识资本对工业企业全要素生产率影响的实证分析》，《经济研究》第5期，第174-187页。
- 龚关、胡关亮(2013)，《中国制造业资源配置效率与全要素生产率》，《经济研究》第4期，第4-15页。
- 黄群慧、余泳泽、张松林(2019)，《互联网发展与制造业生产率提升：内在机制与中国经验》，《中国工业经济》第8期，第5-23页。
- 李春顶、唐丁祥(2010)，《出口与企业生产率：新—新贸易理论下的我国数据检验(1997-2006年)》，《国际贸易问题》第9期，第13-21页。
- 李晓阳、黄毅祥(2014)，《中国劳动力流动与区域经济增长的空间联动研究》，《中国人口科学》第1期，第55-65页。
- 梁琦、陈强远、王如玉(2013)，《户籍改革、劳动力流动与城市层级体系优化》，《中国社会科学》第12期，第36-59页。

- 廖冠民、宋蕾蕾 (2020), 《劳动保护、人力资本密集度与全要素生产率》, 《经济管理》第8期, 第17-33页。
- 鲁晓东、连玉君 (2012), 《中国工业企业全要素生产率估计: 1999-2007》, 《经济学(季刊)》第2期, 第541-558页。
- 罗德明、李晔、史晋川 (2012), 《要素市场扭曲、资源错置与生产率》, 《经济研究》第3期, 第4-14页。
- 钱雪松、康瑾、唐英伦、曹夏平 (2018), 《产业政策、资本配置效率与企业全要素生产率——基于中国2009年十大产业振兴规划自然实验的经验研究》, 《中国工业经济》第8期, 第42-59页。
- 任曙明、吕镛 (2014), 《融资约束、政府补贴与全要素生产率——来自中国装备制造企业的实证研究》, 《管理世界》第11期, 第10-23页。
- 王婷、程豪、王科斌 (2020), 《区域间劳动力流动、人口红利与全要素生产率增长——兼论新时代中国人口红利转型》, 《人口研究》第2期, 第18-32页。
- 王永钦、董雯 (2020), 《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》, 《经济研究》第10期, 第159-175页。
- 王志鹏、李子奈 (2003), 《外资对中国工业企业生产效率的影响研究》, 《管理世界》第4期, 第17-25页。
- 夏怡然、陆铭 (2019), 《跨越世纪的城市人力资本足迹——历史遗产、政策冲击和劳动力流动》, 《经济研究》第1期, 第132-149页。
- 颜咏华、郭志仪 (2015), 《中国人口流动迁移对城市化进程影响的实证分析》, 《中国人口·资源与环境》第10期, 第103-110页。
- 叶文平、李新春、陈强远 (2018), 《流动人口对城市创业活跃度的影响: 机制与证据》, 《经济研究》第6期, 第157-170页。
- 张萃 (2019), 《外来人力资本、文化多样性与中国城市创新》, 《世界经济》第11期, 第172-192页。
- 张杰、李克、刘志彪 (2011), 《市场化转型与企业生产效率——中国的经验研究》, 《经济学(季刊)》第2期, 第571-602页。
- 张杰、李勇、刘志彪 (2009), 《出口促进中国企业生产率提高吗? ——来自中国本土制造业企业的经验证据: 1999-2003》, 《管理世界》第12期, 第11-26页。
- 赵宸宇、王文春、李雪松 (2021), 《数字化转型如何影响企业全要素生产率》, 《财贸经济》第7期, 第114-129页。

- 祝宝良 (2020), 《完善生产要素市场化配置 提升经济增长质量》, 《清华金融评论》第 11 期, 第 49 - 51 页。
- Acemoglu, Daron & Pascual Restrepo (2020). Robots and Jobs: Evidence from US Labor Markets. *Journal of Political Economy*, 128 (6), 2188 - 2244.
- Bernstein, Shai, Rebecca Diamond, Timothy McQuade & Beatriz Pousada (2018). The Contribution of High-skilled Immigrants to Innovation in the United States. *Stanford Graduate School of Business Working Paper*, No. 3748.
- Borjas, George & Richard Freeman (2019). From Immigrants to Robots: The Changing Locus of Substitutes for Workers. *RSF: The Russell Sage Foundation Journal of the Social Sciences*, 5 (5), 22 - 42.
- Bosetti, Valentina, Cristina Cattaneo & Elena Verdolini (2015). Migration of Skilled Workers and Innovation: A European Perspective. *Journal of International Economics*, 96 (2), 311 - 322.
- Braunerhjelm, Pontus, Ding Ding & Per Thulin (2020). Labour Market Mobility, Knowledge Diffusion and Innovation. *European Economic Review*, 123, <https://doi.org/10.1016/j.euroecorev.2020.103386>.
- Brown, David, John Earle, Mee Kim & Kyung Lee (2020). Immigrant Entrepreneurs and Innovation in the US High-tech Sector. In Ina Ganguli, Shulamit Kahn & Megan MacGarvie (eds.), *The Roles of Immigrants and Foreign Students in US Science, Innovation, and Entrepreneurship*. Chicago: University of Chicago Press, pp. 149 - 171.
- Bryan, Gharad & Melanie Morten (2019). The Aggregate Productivity Effects of Internal Migration: Evidence from Indonesia. *Journal of Political Economy*, 127 (5), 2229 - 2268.
- Calcagnini, Giorgio, Giovanni Marin & Francesco Perugini (2021). Labour Flexibility, Internal Migration and Productivity in Italian Regions. *Structural Change and Economic Dynamics*, 57, 308 - 320.
- Duranton, Gilles & Diego Puga (2004). Micro-foundations of Urban Agglomeration Economies. In Vernon Henderson & Jacques Thisse (eds.), *Handbook of Regional and Urban Economics (Volume 4)*. Amsterdam: Elsevier, pp. 2063 - 2117.
- Eeckhout, Jan, Roberto Pinheiro & Kurt Schmidheiny (2014). Spatial Sorting. *Journal of Political Economy*, 122 (3), 554 - 620.
- Faggian, Alessandra & Philip McCann (2009). Human Capital, Graduate Migration and

- Innovation in British Regions. *Cambridge Journal of Economics*, 33 (2), 317 – 333.
- Faggian, Alessandra, Isha Rajbhandari & Kathryn Dotzel (2017). The Interregional Migration of Human Capital and Its Regional Consequences: A Review. *Regional Studies: The Journal of the Regional Studies Association*, 51 (1), 128 – 143.
- Gennaioli, Nicola, Rafael Porta, Florencio Lopez-de-Silanes & Andrei Shleifer (2013). Human Capital and Regional Development. *The Quarterly Journal of Economics*, 128 (1), 105 – 164.
- Giannetti, Mariassunta, Guanmin Liao & Xiaoyun Yu (2015). The Brain Gain of Corporate Boards: Evidence from China. *The Journal of Finance*, 70 (4), 1629 – 1682.
- Gonzalez, Libertad & Francesc Ortega (2011). How Do Very Open Economies Adjust to Large Immigration Flows? Evidence from Spanish Regions. *Labour Economics*, 18 (1), 57 – 70.
- Hsieh, Chang-Tai & Peter Klenow (2009). Misallocation and Manufacturing TFP in China and India. *The Quarterly Journal of Economics*, 124 (4), 1403 – 1448.
- Hunt, Jennifer & Marjolaine Gauthier-Loiselle (2010). How Much Does Immigration Boost Innovation? *American Economic Journal: Macroeconomics*, 2 (2), 31 – 56.
- Kangasniemi, Mari, Matilde Mas, Catherine Robinson & Lorenzo Serrano (2012). The Economic Impact of Migration: Productivity Analysis for Spain and the UK. *Journal of Productivity Analysis*, 38 (3), 333 – 343.
- Kerr, Sari & William Kerr (2022). Immigration Policy Levers for US Innovation and Start-ups. In Austan Goolsbee & Benjamin Jones (eds.), *Innovation and Public Policy*. Chicago: University of Chicago Press, pp. 85 – 116.
- Krugman, Paul (1994). The Myth of Asia's Miracle. *Foreign Affairs*, 73 (6), 62 – 78.
- Maré, David & Richard Fabling (2013). Productivity and Local Workforce Composition. In Riccardo Crescenzi & Marco Percoco (eds.), *Geography, Institutions and Regional Economic Performance*. Berlin: Springer, pp. 59 – 76.
- Mollisi, Vincenzo & Gabriele Rovigatti (2017). Theory and Practice of TFP Estimation: The Control Function Approach Using Stata. *CEIS Working Paper*, No. 399.
- Nathan, Max & Neil Lee (2013). Cultural Diversity, Innovation, and Entrepreneurship: Firm-level Evidence from London. *Economic Geography*, 89 (4), 367 – 394.
- Ozgen, Ceren, Peter Nijkamp & Jacques Poot (2012). Immigration and Innovation in European Regions. In Peter Nijkamp, Jacques Poot & Mediha Sahin (eds.), *Migration*

Impact Assessment. Cheltenham: Edward Elgar Publishing, pp. 261 – 298.

Peri, Giovanni (2012). The Effect of Immigration on Productivity: Evidence from US States. *Review of Economics and Statistics*, 94 (1), 348 – 358.

Wooldridge, Jeffrey (2009). On Estimating Firm-level Production Functions Using Proxy Variables to Control for Unobservables. *Economics Letters*, 104 (3), 112 – 114.

Labor Mobility, Cross-regional Allocation of Human Capital, and Productivity of Firms

Zhang Yichuan¹ & Liang Quanxi²

(School of Government, Sun Yat-sen University¹;

School of Economics, Guangxi University²)

Abstract: Optimal allocation of human capital across regions through labor mobility is an important way to achieve high-quality economic development in China. This paper examines how labor mobility across regions affects productivity of firms. It is found that labor mobility does improve productivity of firms, and this effect is particularly driven by the mobility of high-skilled labor. The contribution of labor mobility to productivity of firms is mainly achieved by optimizing the allocation of labor resources, which shows that labor mobility increases the productivity of firms in the net inflow region without reducing the productivity of firms in the net outflow region. The mobility of high-skilled labor enhances the productivity of firms in net-inflowing regions mainly through two channels: improving human capital level and innovation capability of firms in net-inflowing regions. The productivity enhancement effect of high-skilled labor mobility on productivity of firms is significantly stronger in regions with higher tertiary industry share, urban intelligence level and local average human capital level. The finding sets a new and important perspective for understanding the evolution of the spatial pattern of China's economic growth dynamics, and it has certain policy implications on how to guide labor mobility to realize China's secondary demographic dividend.

Keywords: labor migration, human capital allocation, productivity of firms, high quality development

JEL Classification: O12, O15, R23

(责任编辑: 封永刚)