

新兴技术和人口老龄化对 劳动力跨省流动的影响^{*}

周 康 邹杰玲 张俊森

【摘 要】中国经济正在进行一系列结构性调整,新兴技术发展、人口老龄化与人口流动呈现出新的趋势。文章基于 2000~2015 年人口普查和小普查微观数据,研究了新兴技术和人口老龄化对劳动力跨省流动规模的影响。研究发现,新兴技术和人口老龄化是驱动中国劳动力跨省流动的重要因素。新兴技术更倾向于吸引年轻、高技能劳动力,同时通过互补作用吸纳更多低技能劳动力。人口老龄化使城市更依赖本地富有经验的中年劳动力和中低技能劳动力,但同时也通过产业转型升级增加对高技能劳动力的需求。此外,人口老龄化可以强化新兴技术对劳动力跨省流动的拉力作用。文章研究结论为优化劳动力资源配置、应对人口老龄化挑战提供了理论与实践参考,也为理解新兴技术发展和人口老龄化对中国劳动力空间配置的影响提供了实证依据。

【关键词】流动人口 跨省流动 新兴技术 人口老龄化

【作 者】周 康 浙江大学经济学院,研究员;邹杰玲(通讯作者) 浙江大学经济学院,博士后;张俊森 浙江大学经济学院,教授。

一、引 言

随着人口老龄化进程加快和国际环境日趋复杂,中国经济发展正面临前所未有的挑战,加快经济增长方式转变、实现高质量发展愈显紧要。高质量发展的一大关键在于构建高效的要素市场,其中劳动力市场的建设尤为重要。为此,政府相关部门陆续出台了一系列指导性文件,明确提出要通过深化市场化改革,推动劳动力要素合理有序流动。在经济结构调整、培育发展新动能的关键时期,如何促进劳动力合理流动、优化劳动力资源配置,已成为中国经济发展亟待研究的重大议题。

近年来,中国人口流动出现了一系列新趋势与新特征,对该领域的研究提出了新的

^{*} 本文为国家社科基金重大项目“中国人口老龄化对经济增长的影响路径与政策选择研究”(编号:20&ZD076)的阶段性成果。

挑战和研究方向。2010~2020年,中国人口流动特征主要表现为近距离流动增长,跨省流动人口增速自2015年起开始放缓(周皓,2021;王桂新,2021)。虽然东部地区长三角、珠三角和京津冀三大城市群仍是跨省流动人口的主要流入地,但跨省流动的空间集中度正在下降,一些中西部省份的人口迁入率显著提高(马胜春,2022;王桂新,2022)。与此同时,跨省流动人口在年龄结构上呈现出老龄化和低龄化并存的新特点(朱宇等,2023)。尽管以往文献研究了经济与制度因素(朱农,2002;刘晓宇、张林秀,2008;张吉鹏等,2020)、个人与家庭特征(Zhao,1999;林善浪、王健,2010)、社会文化因素(章元、陆铭,2009;鲁永刚、张凯,2019)对劳动力流动的影响,但面对当前人口流动的新形势,仍须开展更加及时、全面、深入的研究。

人口流动的新趋势和新特征可能反映了中国经济正在进行的一系列结构性调整,其中尤为重要是劳动力供给结构的变动和新兴技术的快速发展与应用。

一方面,随着中国生育水平快速下降,当前人口老龄化速度已超过世界平均水平(蔡昉,2021)。人口老龄化对经济增长、居民消费和储蓄行为产生了重要影响(邹红、喻开志,2015;都阳、封永刚,2021)。在劳动力市场上,相较于年轻劳动力,50岁及以上劳动力在需要体力和灵活性的工作任务中并不具备比较优势(Acemoglu等,2022)。这意味着,劳动力年龄结构的地区差异可能重塑劳动力市场的空间格局,并影响人口流动行为。现有研究主要关注老年人口与劳动年龄人口增长的不平衡性,对劳动年龄人口内部年龄构成变化的讨论则相对不足。目前,仅有少数研究分析了劳动力年龄结构变化的影响。例如,Guo等(2024)分析了不同出生队列人口规模对人口跨市流动的作用,Zhang等(2015)、Acemoglu等(2022)分别强调了劳动力年龄构成变化在经济增长和自动化技术应用方面的重要影响。因此,在人口老龄化背景下,从劳动力老龄化角度分析劳动力空间配置有助于加深人口流动和老龄化相关领域的理论认识。

另一方面,新兴技术发展迅猛,特别是数字经济和工业机器人的广泛应用及人工智能的快速发展,给劳动力市场带来了深远影响。根据Acemoglu等(2020)的研究,自动化技术存在劳动替代效应、生产力效应和就业创造效应,对劳动力需求产生了不同方向的影响。关于技术进步的总效应,实证研究结论尚存分歧。王永钦和董雯(2020)、Acemoglu等(2020)论证了工业机器人应用对中美劳动力就业和工资的负向影响,而Dauth等(2021)关于德国的研究并没有发现显著的负向影响。国内学者从不同视角验证了新兴技术对中国劳动力市场的影响。例如,孙早和侯玉琳(2019)、王林辉等(2022)、郭凯明(2019)等分别考察了工业机器人和人工智能等技术对劳动力就业结构、职业可替代率、行业结构转型和劳动收入份额的作用。然而,现有文献较少讨论新兴技术对劳动力空间配置的影响,仅有陈媛媛等(2022)探讨了工业机器人应用对地区外来劳动力迁入的影响。由于工

业机器人主要应用于制造业,对劳动力的替代性较为明确,其研究发现不能简单外推到其他新兴技术。为此,本文聚焦新兴技术发展对劳动力空间配置的影响,考察技术创新对劳动力跨省流动的总效应。

二、数据与模型设定

为探究人口年龄结构特征和新兴技术发展在劳动力跨省流动中的作用,本文利用2000、2005、2010和2015年中国人口普查或小普查微观数据,聚焦15~64岁劳动年龄人口,分析新兴技术和人口老龄化对劳动力跨省流动的影响。由于各省内部不同地市新兴技术发展的差异较大,本文从地级市层面展开实证分析。为减小行政区划变动的影响,本文以民政部公布的2010年中国行政区划为基准,对2000、2005和2015年现住地及户籍地城市进行调整。最后,本文将关键变量和控制变量存在缺失的样本删除,这可能导致部分“户籍—现住地”城市对的观察期数小于4;为避免固定效应模型错误放大线性回归的统计显著性,本文删除仅有1期有效观测值的城市对,保证各个城市对的观察期数至少为2期,最终得到 283×283 个城市对^①。

(一) 变量定义与数据介绍

1. 被解释变量

本文的被解释变量为双边跨省流动人口规模。本文的跨省流动人口是指,居住地与户籍地不在同一省份,且离开户籍地半年及以上的劳动力。基于2000~2015年微观个体数据,本文首先筛选出15~64岁劳动年龄人口,剔除在校学生、离退休人员和丧失劳动能力人口,然后计算从一城市流入省外另一城市的人数,从而构建流出地与流入地双边跨省人口流动矩阵。对于没有发生人口跨省流动的地级市组合,本文将其保留在样本中,并将双边跨省流动人口规模赋值为零。鉴于跨省流动人数具有明显的长尾分布特征,本文在分析过程中对双边跨省流动人数进行对数化处理(马伟等,2012)^②。

2. 核心解释变量

本文的核心解释变量为新兴技术发展程度和人口老龄化程度。考虑到重要技术的产生通常伴随着专利的申请和授权,技术发展和应用最终内化为企业创新活力,本文利用基于企业专利授权数量计算的各地级市创新指数人均得分衡量地级市新兴技术发展程度。这一指数来自北京大学企业大数据研究中心对“中国区域创新创业指数”的测

① 有些城市的关键变量或控制变量缺失,导致部分城市对仅有2期或3期的观测值,故不同年份的城市对数量存在差异,2000年有 255×255 个城市对,2005年有 281×281 个城市对,2010年有 283×283 个城市对,2015年有 277×277 个城市对。
② 由于样本存在较多零值,本文对跨省流动人数进行 $\ln(1+Y)$ 对数化转换。跨省流动人数的非零数值比较大,最小值大于107,所以, $\ln(1+Y)$ 转换的结果与 $\ln(Y)$ 转换的结果较为接近。

算(戴若尘等, 2024)^①, 通过将全国专利数据与中国内地全样本工商企业注册数据匹配, 并依据企业数据中的企业注册地信息, 按照授权年份和专利类型加总到地级市层面。在衡量人口老龄化程度时, 本文重点关注劳动年龄人口的年龄结构变动, 借鉴 Acemoglu 等(2022)的思路, 用 50~64 岁劳动力与 16~49 岁劳动力的比值衡量劳动年龄人口内部的年龄构成, 反映劳动力老龄化程度。劳动年龄人口的就业比例从 50 岁开始随年龄增长而不断下降(周祝平、刘海斌, 2016), 因而这一指标能够有效反映中国劳动力就业的结构特征。为避免人口流动造成的统计偏差, 本文使用户籍人口数据衡量当地人口特征。

3. 控制变量

在本文的分析中, 控制变量主要分为城市人口特征和城市经济特征两大类。城市人口特征变量使用 2000~2015 年人口普查及小普查数据, 按城市加总微观个体特征得出。考虑到人口流动的年龄和技能选择性可能导致反向因果问题, 本文基于户籍人口计算城市人口特征, 包括 16~64 岁劳动年龄人口占比(用户籍人口中 16~64 岁人口占比衡量)、城市人口规模和劳动力平均受教育年限(后者用人均受教育年数衡量)。通过同时控制户籍人口规模和劳动年龄人口占比, 可以分析劳动年龄人口的规模效应和构成效应(Zhang 等, 2015)。此外, 纳入人口规模和劳动力平均受教育年限这两个变量, 还可以控制城市规模和劳动力平均技能水平, 以避免新兴技术与劳动力跨省流动之间可能存在的虚假相关关系。城市经济特征变量涵盖了以下可能影响劳动力流动的因素, 包括: (1)工资水平, 用城镇职工平均工资衡量; (2)产业结构, 用第三产业与第二产业产值之比衡量; (3)房价水平, 用住宅平均销售价格衡量; (4)教育资源, 用中学和小学生师比两个指标进行主成分分析提取的第一主成分衡量; (5)医疗资源, 用每千人拥有的医院数、医生数、护士数和医疗机构床位数 4 个指标进行主成分分析提取的第一主成分衡量; (6)环境特征, 用 PM_{2.5} 年均浓度衡量。除 PM_{2.5} 浓度数据来自华盛顿大学大气成分分析小组(Washington University Atmospheric Composition Analysis Group)外, 其他经济特征变量均来自各年《中国城市统计年鉴》。

4. 数据特征

表 1 展示了各变量的描述性分析结果。流入地均值是以流入人数为权重, 对城市特征变量进行加权平均; 流出地均值是以流出人数为权重计算加权平均。前者描述了流动人口居住地的城市特征, 后者描述了流动人口户籍地的城市特征。对比分析发现, 流动人口主要流向新兴技术发展水平较高、平均工资水平较高、第三产业产值相对较大、医疗资源更加丰富的城市。关于双边人口跨省流动规模对数值, 最小值是 0, 最大值是 13.52

^① 感谢北京大学企业大数据研究中心提供相关数据支持。

表 1 变量的描述性统计结果(N=299696)

变 量	流入地均值(标准差)	流出地均值(标准差)	最小值	最大值
专利创新指数(分)	74.66(18.84)	64.21(18.83)	32.40	99.76
专利数量(个,取对数)	5.16(2.29)	3.87(1.94)	0.00	10.77
机器人渗透度(台/万人)	0.57(1.09)	0.44(0.87)	0.00	19.77
数字创新指数(分)	56.26(31.00)	37.17(28.14)	0.35	99.95
50岁及以上与16~49岁劳动力之比(%)	29.69(9.67)	28.37(8.25)	8.74	71.31
劳动年龄人口占比(%)	72.83(3.96)	72.40(4.41)	56.19	90.06
户籍人口(人,取对数)	15.28(0.74)	15.07(0.70)	12.32	17.33
劳动力平均受教育年限(年)	9.76(1.27)	9.22(1.05)	5.80	13.79
城镇职工平均工资(万元)	3.30(2.09)	2.76(1.74)	0.40	11.31
第三产业与第二产业产值比	0.95(0.52)	0.84(0.41)	0.09	9.48
商品房销售价(万元/平方米)	0.49(0.45)	0.32(0.26)	0.02	3.39
教育资源第一主成分	-0.05(0.65)	-0.02(0.84)	-1.59	11.87
医疗资源第一主成分	0.51(1.51)	-0.09(1.14)	-1.91	7.05
PM _{2.5} 浓度(微克/立方米)	42.89(18.17)	44.95(20.42)	3.13	152.15

(相当于 74.69 万人),均值为 1.34(相当于 3.83 万人),标准差为 2.77,显示出在各城市之间劳动力跨省流动数量存在较大差异。

(二) 相关性分析

为分析新兴技术和人口老龄化与跨省流动人数的相关关系,本文利用 2000~2015 年中国人口普查和小普查微观数据,计算各城市跨省流入劳动力人数,并根据抽样比进行加权调整。图 1 描绘了流入地专利创新指数与劳动力跨省流入人数对数值之间的相关关系。专利创新指数越大,代表该城市新兴技术发展水平越高。从图 1 可以看出,随着时间推移,各城市的专利创新指数不断上升,与此同时,跨省流入劳动力人数对数不断上升,二者之间呈现明显的正相关关系:当城市专利创新指数较低时,城市的创新活力对劳动力跨省流入的吸引力有限;城市专利创新指数增大则会增加跨省流入人数。

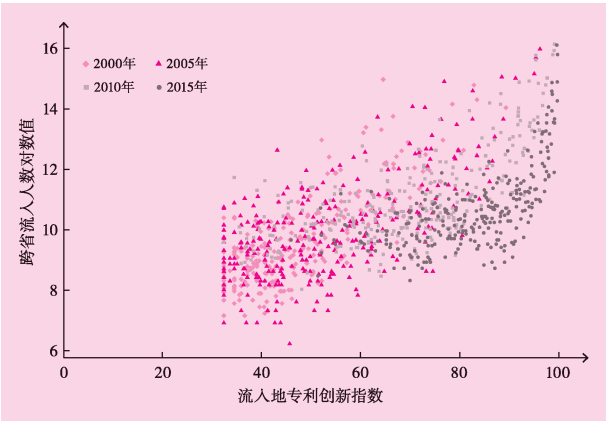


图 1 2000~2015 年城市专利创新指数与劳动力跨省流入规模的关系

图 2 显示了流入地劳动力老龄化(50 岁及以上与 16~49 岁劳动力之比)与劳动力跨省流入人数对数值的关系。随着时间推移,各城市劳动力老龄化程度不断上升,尤其是 2010~2015 年间,50 岁及以上与 16~49 岁劳动力

之比增幅较大。流入地劳动力老龄化与跨省流入规模之间存在正相关关系,即50岁及以上与16~49岁劳动力之比越大,跨省流入该城市的人数会越多。然而,流出地新兴技术发展和劳动力老龄化与劳动力跨省流出人数之间皆没有明显的相关关系(受限于篇幅,图中未展示)。这意味着流出地因素和流入地因素对跨省流动的影响存在差异,这种差异可能源于不同城市之间的推拉作用,也可能与各城市的特征差异有关。

(三) 模型方法

为分析新兴技术发展和人口老龄化对劳动力跨省流动的影响,本文基于双边引力模型,构建劳动力双边流动的半对数线性模型:

$$\ln Migrant_{pqt} = \alpha_0 + \alpha_1 Tech_{pt} + \alpha_2 Tech_{qt} + \beta_1 Aging_{pt} + \beta_2 Aging_{qt} + \alpha_3 X_{pt} + \alpha_4 X_{qt} + \delta_{pq} + \eta_t + \varepsilon_{pqt}$$

其中, p 和 q 分别代表劳动力流出城市和劳动力流入城市, t 代表年份, $\ln Migrant_{pqt}$ 代表 t 年从 p 城市跨省流入 q 城市人数的对数值。 $Tech_{pt}$ 与 $Tech_{qt}$ 分别代表流出地和流入地的专利创新指数, $Aging_{pt}$ 与 $Aging_{qt}$ 分别代表流出地和流入地的50岁及以上与16~49岁劳动力之比, X_{pt} 和 X_{qt} 分别代表流出地和流入地的城市特征变量。 δ_{pq} 为流出地与流入地城市组合的固定效应, η_t 为年份固定效应。通常,引力模型需要控制城市之间的地理距离;但在本模型中,由于地理距离不随时间变化,在估计过程中被固定效应 δ_{pq} 吸收,因此本文不汇报该项系数估计结果。 ε_{pqt} 为误差项。标准误聚类到流出地与流入地城市组合层面。

三、实证结果与分析

(一) 基础结果分析

本文运用双向固定效应模型估计新兴技术和人口老龄化对劳动力跨省流动规模的影响,结果如表2所示。模型1报告了OLS估计结果,可以看出,在控制城市特征、流入地一流出地固定效应和年份固定效应之后,流入地专利创新指数对劳动力跨省流动规模对数值的影响显著,其系数为0.01,意味着流入地专利创新指数每提高1分,流入该城市的劳动力人数平均增加1%;流出地专利创新指数的影响也显著,其系数为-0.007,意味着流出地专利创新指数每提高1分,从该城市流出的劳动力人数平均减少0.7%。这表明新兴技术通过增加劳动力需求显著影响了劳动力跨省流动,流入地新兴技术发展水

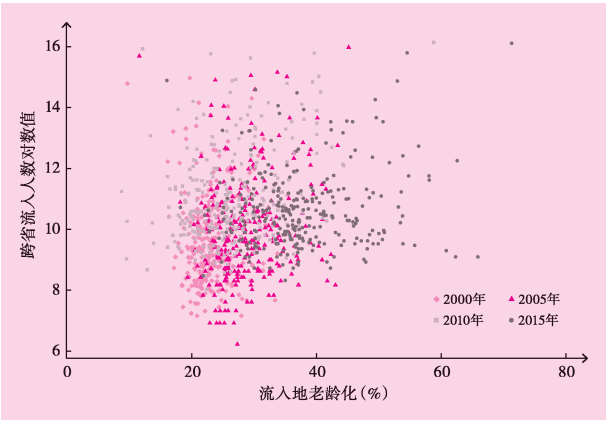


图2 2000~2015年城市劳动力老龄化与劳动力跨省流入规模的关系

表 2 专利创新指数和老龄化对劳动力跨省流动规模的影响

变 量	OLS	2SLS	
	模型 1	模型 2	模型 3
流入地专利创新指数	0.010 ^{***} (0.001)	0.044 ^{***} (0.010)	0.032 ^{**} (0.013)
流出地专利创新指数	-0.007 ^{***} (0.001)	-0.040 ^{***} (0.010)	-0.026 ^{**} (0.013)
流入地 50 岁及以上与 16~49 岁劳动力之比	0.011 ^{***} (0.001)	0.034 ^{***} (0.005)	0.026 ^{***} (0.005)
流出地 50 岁及以上与 16~49 岁劳动力之比	-0.010 ^{***} (0.001)	-0.016 ^{***} (0.005)	-0.008(0.005)
流入地劳动年龄人口占比	-0.028 ^{***} (0.002)	-0.017 ^{***} (0.003)	-0.017 ^{***} (0.003)
流出地劳动年龄人口占比	0.029 ^{***} (0.002)	0.032 ^{***} (0.003)	0.029 ^{***} (0.003)
流入地户籍人口规模	0.541 ^{***} (0.014)	0.473 ^{***} (0.026)	0.523 ^{***} (0.032)
流出地户籍人口规模	0.296 ^{***} (0.013)	0.380 ^{***} (0.026)	0.348 ^{***} (0.032)
流入地劳动力平均受教育年限	0.486 ^{***} (0.019)	0.482 ^{***} (0.023)	0.294 ^{***} (0.034)
流出地劳动力平均受教育年限	-0.104 ^{***} (0.017)	-0.035(0.022)	0.075 ^{**} (0.034)
流入地职工平均工资	0.040 ^{***} (0.010)	0.058 ^{***} (0.012)	0.048 ^{***} (0.010)
流出地职工平均工资	0.022 ^{**} (0.011)	0.008(0.012)	0.019 [*] (0.011)
流入地第三产业与第二产业产值比	0.025 ^{***} (0.010)	0.031 ^{***} (0.010)	0.019 [*] (0.010)
流出地第三产业与第二产业产值比	0.037 ^{***} (0.012)	0.018(0.012)	0.026 ^{**} (0.012)
流入地房价	0.449 ^{***} (0.039)	0.626 ^{***} (0.065)	0.509 ^{***} (0.066)
流出地房价	0.543 ^{***} (0.043)	0.356 ^{***} (0.068)	0.458 ^{***} (0.068)
流入地教育资源指数	0.022 ^{***} (0.006)	0.011(0.007)	0.012 [*] (0.007)
流出地教育资源指数	-0.021 ^{***} (0.006)	-0.021 ^{***} (0.007)	-0.025 ^{***} (0.007)
流入地医疗资源指数	-0.096 ^{***} (0.010)	-0.087 ^{***} (0.010)	-0.105 ^{***} (0.011)
流出地医疗资源指数	-0.011(0.008)	-0.027 ^{***} (0.009)	-0.018 [*] (0.010)
流入地 PM _{2.5} 年均浓度	-0.002 ^{***} (0.000)	-0.004 ^{***} (0.001)	-0.003 ^{***} (0.001)
流出地 PM _{2.5} 年均浓度	0.007 ^{***} (0.000)	0.008 ^{***} (0.001)	0.007 ^{***} (0.001)
流入地男性劳动力比例			-0.001(0.006)
流出地男性劳动力比例			0.045 ^{***} (0.006)
流入地中等技能劳动力比例			0.012(0.008)
流出地中等技能劳动力比例			-0.009(0.008)
流入地高技能劳动力比例			0.023 ^{***} (0.003)
流出地高技能劳动力比例			-0.013 ^{***} (0.003)
一阶段 F 值		393.07	236.90
观测值	299696	292760	292760

注：模型 1 和模型 2 控制了流入地和流出地的城市人口特征和城市经济特征变量、流入地—流出地固定效应和年份固定效应。模型 3 还控制了流入地和流出地劳动年龄人口中男性比例、高技能比例和中等技能比例。*、** 和 *** 分别表示在 10%、5% 和 1% 的水平上显著。

入该城市的劳动力人数平均增加 1.1%；流出地劳动力老龄化程度的影响系数为 -0.010，说明流出地 50 岁及以上与 16~49 岁劳动力之比每提高 1 个百分点，从该城市流出的劳动力人数平均减少 1%。随着劳动力年龄提高，劳动参与率趋于下降(蔡昉，2021)，这意

平越高，对外来劳动力的吸引力越大，因而流入该城市的劳动力人数越多；而流出地新兴技术发展水平越高，提供给本地劳动力的就业机会越多，从该城市流出的劳动力人数也就越少。

流入地劳动力老龄化程度(50 岁及以上与 16~49 岁劳动力之比)对劳动力跨省流动规模对数值的影响系数为 0.011，说明流入地 50 岁及以上与 16~49 岁劳动力之比每提高 1 个百分点，流

意味着当劳动力老龄化程度提高时,本地劳动力供给可能会减少,导致劳动力短缺和潜在工资增加。因此,随着本地人口老龄化加剧,城市可能吸纳外来劳动力以满足本地劳动力市场需求,也可能会减少本地劳动力外流,以保障劳动力供给。值得探讨的是,劳动年龄人口占比对劳动力跨省流动规模的影响方向和劳动力老龄化程度(50岁及以上与16~49岁劳动力之比)相反。流入地和流出地劳动年龄人口占比对劳动力跨省流动规模对数值的影响系数分别为-0.028和0.029,这表明当地劳动力市场的劳动力供给越充足,对外来劳动力需求越小,不利于劳动力跨省流入,同时还可能促使劳动力流出向外寻找工作机会。

(二) 潜在内生性问题的处理

尽管本文控制了城市特征、固定效应和年份效应,但仍可能存在内生性问题。第一,劳动力流动可能通过集聚效应影响当地新兴技术发展。第二,前述模型可能存在遗漏变量,即不可观测的城市特征同时影响新兴技术发展和劳动力流动。第三,落户迁移也可能改变户籍劳动力年龄结构,使户籍劳动力老龄化与劳动力流动之间出现虚假相关。为解决潜在的内生性问题,本文采用工具变量法,借鉴Zhang等(2015)、Böhm等(2021)的思路,利用滞后1期的人口年龄结构和滞后1期的专利创新指数作为工具变量。在人口年龄结构方面,本文利用上一个普查或小普查年份的城市同队列的滞后人口年龄结构作为当期城市人口年龄结构的工具变量。例如,以2005年城市45~59岁人口与11~44岁人口比值作为2010年城市50~64岁人口与16~49岁人口比值的工具变量。对于新兴技术,本文也采用这一思路,利用滞后5年城市专利创新指数作为当期城市专利创新指数的工具变量。这一方法在许多研究人工智能经济影响的文献中(例如,周广肃、丁相元,2022)得到了广泛应用。

分析结果表明,本文所使用的工具变量满足相关性和外生性假设。模型2和模型3的第一阶段回归结果表明,工具变量与内生变量显著相关,且Kleibergen-Paap F值和Anderson LM检验排除了弱工具变量和识别不足的可能性。此外,滞后变量是预先确定的,与误差项正交,因而相对外生。模型2的估计结果显示,城市专利创新指数每提高1分,该城市劳动力流入人数平均增加4.4%,而劳动力流出人数减少4.0%;50岁及以上与16~49岁劳动力之比每提高1个百分点,该城市劳动力流入人数增加3.4%,劳动力流出人数减少1.6%。为证明工具变量满足排他性限制,本文在模型中进一步加入城市劳动年龄人口中男性比例、高技能比例和中等技能比例3个变量,均以户籍人口为口径计算,估计结果见模型3,估计系数与模型2基本一致。

对比2SLS和OLS的估计结果,二者的系数符号方向完全一致,但前者的估计系数绝对值大于后者,这表明内生性问题可能造成系数估计更为保守。这一系列分析验证了本文基本结论的有效性,即新兴技术和人口老龄化通过增加劳动力需求和减少劳动力供

给,促进劳动力跨省流入和阻碍劳动力跨省流出。

(三) 稳健性分析

为确保结果可靠,本文通过替换关键变量、改变劳动力老龄化测度方式、更换估计方法及删除零值样本等方式对基准回归结果进行稳健性检验。

1. 替换新兴技术变量

考虑到新兴技术的测量方式可能对研究结果的可靠性造成影响,本文使用多种方式替换新兴技术的测量。第一,在现有文献中,专利数量是常用的城市技术创新测度,因此,本文采用城市专利授权数量衡量新兴技术发展水平。第二,本文关注以工业机器人为首的自动化技术,借鉴 Acemoglu 等(2020)、王永钦和董雯(2020)的思路,构造工业机器人渗透度指标。第三,数字经济发展是中国当前新兴技术发展的重要表现,因此本文利用北京大学企业大数据研究中心发布的“中国数字经济创新创业指数”(戴若尘等,2022),衡量城市数字经济水平。表3依次展示了以专利授权数量(模型4)、数字创新指数(模型5)、机器人渗透度(模型6)、数字创新指数和机器人渗透度代替专利创新指数(模型7),以及同时纳入数字创新指数、机器人渗透度和专利创新指数(模型8)的估计结果,可以发现模型估计结果与基准模型结论基本一致。唯一例外的是,机器人渗透度提高不利于劳动力跨省流入,而有利于劳动力跨省流出,这可能是因为工业机器人相对于其他新兴技术,对劳动力的替代效应更大。这一结论与陈媛媛等(2022)关于机器人与劳动力空间配置的研究结果一致。在将专利创新指数、数字创新指数和机器人渗透度3类指标同时加入模型后,结果显示,即便分离了数字经济和工业机器人的相关影

表 3 替换新兴技术变量衡量方式的稳健性分析

变 量	模型 4	模型 5	模型 6	模型 7	模型 8
流入地专利授权数量	0.041*** (0.007)				
流出地专利授权数量	-0.045*** (0.007)				
流入地数字创新指数		0.011*** (0.001)		0.010*** (0.001)	0.003*** (0.001)
流出地数字创新指数		-0.006*** (0.001)		-0.006*** (0.001)	-0.004*** (0.001)
流入地机器人渗透度			-0.016** (0.006)	-0.084*** (0.010)	-0.042*** (0.010)
流出地机器人渗透度			0.042*** (0.007)	0.010 (0.009)	0.002 (0.010)
流入地专利创新指数					0.033*** (0.002)
流出地专利创新指数					-0.006*** (0.002)
流入地劳动力老龄化程度	0.010*** (0.001)	0.015*** (0.003)	0.012*** (0.001)	0.019*** (0.003)	0.024*** (0.003)
流出地劳动力老龄化程度	-0.010*** (0.001)	-0.020*** (0.003)	-0.013*** (0.002)	-0.020*** (0.003)	-0.020*** (0.003)
观测值	299696	152904	231568	150700	150700

注:模型设定与模型2基准回归的设定一致。因表格空间有限,“50岁及以上与16~49岁劳动力之比”简称“劳动力老龄化程度”。括号内为聚类到流入地—流出地层面的标准误,*、**和***分别表示在10%、5%和1%的水平上显著。如无其他说明,下表同。

响,专利创新指数对劳动力跨省流动仍发挥着促进流入和阻碍流出的作用。这表明,除数字经济和工业机器人外,其他新兴技术也对劳动力跨省流动产生重要影响;相对于专用性较强的技术应用,专利创新指数更适用于估计新兴技术对劳动力跨省流动的总效应。

2. 替换劳动力老龄化测度指标

为了更加准确全面地衡量劳动力老龄化程度,本文借鉴 Böhm 等(2020)的做法,利用劳动力平均年龄衡量其年龄结构特征。同时,参考 Acemoglu 等(2022)的划分标准,以 55 岁为分界点,使用“户籍人口中 55 岁及以上(即 55~64 岁)劳动力与 21~54 岁劳动力的比值”来描述劳动力老龄化程度。考虑到已经永久退出和从未进入劳动力市场的人群不会直接影响劳动力跨省流动行为,本文在计算劳动力老龄化指标时,剔除了学生、丧失劳动能力者和退休人员。此外,本文也根据老年人的不同划分标准,将劳动年龄限定为 16~59 岁,重新计算跨省流动劳动力人数和老龄化程度,后者用“户籍人口中 50~59 岁劳动力与 16~49 岁劳动力的比值”来衡量。表 4 模型 9 至模型 12 的结果表明,改变劳动力老龄化程度的测量方式不会影响结果的可靠性。

3. 使用泊松伪最大似然估计(PPML)

Chen 等(2024)指出,当因变量存在零值时,使用转换函数 $\ln(1+Y)$ 对因变量进行对数化处理,估计结果可能是不可靠的。为此,本文以双边跨省流动人数为因变量,使用泊松伪最大似然估计法拟合模型(结果见模型 13)。模型 13 的估计结果与基准回归结果基本一致,也验证了模型的稳健性。

4. 删除双边跨省流动人数为零的城市对样本

为规避存在零值的跨省流动人数进行 $\ln(1+Y)$ 转换时的潜在问题,本文删除了跨省流动人数为零的城市对样本,再对跨省流动人数进行 $\ln(Y)$ 转换,仅从集约边际

表 4 替换老龄化衡量方式及其他稳健性检验

变 量	老龄化衡量方式				PPML 估计	删减零值 样本
	劳动力 平均年龄	55~64 岁人数 / 21~54 岁人数	剔除学生、丧失劳动 能力和离退休人员	50~59 岁人数 / 16~49 岁人数		
	模型 9	模型 10	模型 11	模型 12	模型 13	模型 14
流入地专利创新指数	0.009*** (0.001)	0.009*** (0.001)	0.009*** (0.001)	0.010*** (0.001)	0.013*** (0.001)	0.010*** (0.001)
流出地专利创新指数	-0.006*** (0.001)	-0.006*** (0.001)	-0.006*** (0.001)	-0.007*** (0.001)	-0.006*** (0.001)	-0.006*** (0.001)
流入地劳动力老龄化程度	0.015** (0.008)	0.001 (0.001)	0.015*** (0.001)	0.015*** (0.001)	0.010*** (0.002)	0.020*** (0.001)
流出地劳动力老龄化程度	-0.066*** (0.008)	-0.001 (0.001)	-0.019*** (0.001)	-0.012*** (0.002)	-0.006*** (0.002)	-0.011*** (0.001)
观测值	299696	299696	299696	299696	120408	59002

(Intensity Margin)角度分析新兴技术和老龄化对劳动力跨省流动规模的边际影响。模型14的结果表明,剔除零值样本不影响结果的可靠性,基准回归的结果是稳健的。

(四) 异质性分析

1. 年龄异质性

在分析新兴技术和人口老龄化对劳动力跨省流动的影响时,有必要考虑年龄异质性。其一,新兴技术可能对不同年龄段劳动力的需求存在差异,这种偏向性可能反映在劳动力跨省流动的年龄模式上。其二,老龄化导致50岁及以上劳动力占比相对增加,但这是否与新兴技术的劳动力需求相匹配,值得探讨。鉴于不同年龄段劳动力在体力、认知能力、学习能力和经验技能等方面的差异,本文在接下来的部分将重点分析新兴技术发展和人口老龄化对劳动力跨省流动在年龄维度上的异质性效应。本文将劳动年龄划分为3组:16~34岁,35~49岁,50~64岁。针对每个年龄组,本文分别计算了劳动力跨省流动数量,从集约边际角度分析新兴技术和人口老龄化对劳动力跨省流动规模的边际影响。

估计结果如表5模型15至模型17所示。流入地城市专利创新指数每提高1分,该城市16~34岁劳动力流入人数平均增加3.7%,35~49岁劳动力流入人数平均增加5.3%,50~64岁劳动力流入人数平均增加2.3%。流出地专利创新指数每提高1分,该城市16~34岁劳动力流出人数平均减少1.4%。然而,对于35~49岁和50~64岁的劳动力跨省流出,流出地专利创新指数的影响在统计上不显著。对比不同年龄劳动力受流入地和流出地专利创新指数的差异性影响,可以发现新兴技术相对更偏好于年轻劳动力。这些结果同时表明,流入地劳动力老龄化程度(50岁及以上与16~49岁劳动力之比)每增加1个百分点,该城市流入16~34岁劳动力人数平均增加2.0%,流入35~49岁劳动力人数平均增加2.1%。相反,流出地劳动力老龄化程度每增加1个百分点,从该城市流出16~34岁和35~49岁劳动力人数分别减少0.7%和2.1%。流入地和流出地老

表5 新兴技术和人口老龄化对不同年龄和技能劳动力跨省流动的影响(N=292760)

变 量	16~34岁组	35~49岁组	50~64岁组	低技能	中等技能	高技能
	模型15	模型16	模型17	模型18	模型19	模型20
流入地专利创新指数	0.037*** (0.007)	0.053*** (0.008)	0.023* (0.012)	0.026*** (0.006)	0.045*** (0.011)	0.112*** (0.023)
流出地专利创新指数	-0.014** (0.007)	-0.011 (0.010)	-0.005 (0.019)	-0.015* (0.008)	-0.015 (0.011)	-0.010 (0.017)
流入地劳动力老龄化程度	0.020*** (0.002)	0.021*** (0.003)	0.007 (0.004)	0.018*** (0.002)	0.024*** (0.003)	0.030*** (0.004)
流出地劳动力老龄化程度	-0.007** (0.003)	-0.021*** (0.006)	-0.014 (0.012)	-0.015*** (0.004)	-0.028*** (0.006)	-0.014 (0.009)

龄化对 50~64 岁劳动力跨省流动的影响在统计上不显著。不同于新兴技术,老龄化对 35~49 岁劳动力跨省流入的影响程度最大,其次是 16~34 岁劳动力,而对 50~64 岁劳动力的影响程度最小。这可能是因为,中年劳动力在体力和经验技能方面更具比较优势,老龄化严重的城市主要通过吸纳中年外来劳动力满足本地需求,以改善劳动力年龄结构和填补当地劳动力市场空缺。

2. 技能异质性

现有文献围绕新兴技术主要探讨了人工智能和机器人等技术与劳动力需求的互补或替代关系,主要发现这些技术对中等技能劳动力具有较强的替代效应(陈秋霖等,2018;王永钦、董雯,2020)。同时,人口老龄化对劳动力跨省流动的影响可能存在技能选择性。因此,有必要探讨新兴技术是否对不同技能劳动力的跨省流动产生异质性影响。本文根据受教育程度将劳动力技能分为 3 类,大专及以上学历劳动力属于高技能类别,高中学历劳动力为中等技能类别,初中及以下学历劳动力为低技能类别。针对每个技能组,本文分别计算了劳动力跨省流动数量,从集约边际角度分析新兴技术和人口老龄化对不同技能组劳动力跨省流动规模的边际影响。

表 5 模型 18、模型 19 和模型 20 的结果显示,新兴技术对各技能水平劳动力跨省流入均有正向影响,但其影响程度存在差异。具体而言,流入地城市专利创新指数每提高 1 分,该城市流入低技能劳动力人数平均增加 2.6%,中等技能劳动力人数平均增加 4.5%,高技能劳动力人数平均增加 11.2%。这表明,新兴技术对高技能劳动力流入的促进作用最大,中等技能次之,而对低技能劳动力的促进作用最小。这说明新兴技术主要增加了对高技能劳动力的需求,同时也通过产业链发展完善及人口集聚效应,为大量中低技能劳动力创造了就业机会。然而,与流入地专利创新指数对各技能劳动力跨省流动的影响程度不同,流出地专利创新指数对低技能劳动力跨省流出产生了最大的负向影响。流出地专利创新指数每提高 1 分,该城市流出低技能劳动力人数平均减少 1.5%。与之不同的是,对于中等技能和高技能的劳动力跨省流出,流出地专利创新指数的影响在统计上不显著。这种结果差异也反映了流入地影响和流出地影响的非对称性。这可能是因为高技能劳动力具有较强的流动性,并且更多地分布在经济发展程度较高的城市,而这些城市往往是主要流入地,而非流出地。

人口老龄化对不同技能劳动力跨省流动的影响也呈现类似的差异性特征:流入地劳动力老龄化程度对高技能劳动力流入的正向影响最大,中等技能次之,对低技能的正向影响最小;流出地劳动力老龄化程度对中等技能劳动力跨省流出的负向影响最大,其次是低技能劳动力。这可能是因为老龄化减少了本地劳动力在体力劳动或常规任务的劳动力供给,需要本地中低技能劳动力支撑和外来中低技能劳动力填补劳动力市场缺口,与此同时,城市产业朝着技术密集型方向转型升级,这导致对外来高技能劳动力的需求

更加迫切。总的来说,新兴技术和人口老龄化对不同技能劳动力跨省流动产生的影响相辅相成、相互弥补,共同塑造了劳动力流动的技能结构特征。

(五)新兴技术与人口老龄化的交互效应分析

新兴技术对人口跨省流动具有年龄选择性,而人口老龄化程度决定了不同年龄劳动力的相对供给。假设同龄本地劳动力和流动人口可以完全替代,那么人口老龄化将直接影响新兴技术对劳动力跨省流动的年龄选择性。可以预见,城市老龄化程度越高,新兴技术对劳动力的需求缺口越大,从而对劳动力跨省流动的影响也越大。为进一步探究新兴技术与人口老龄化的交互作用,本文在基础模型中加入了专利创新指数与劳动力老龄化程度的交互项,并采用 2SLS 方法估计。考虑到专利创新指数和劳动力老龄化程度可能存在相关性,为减少多重共线性和方便解释系数含义,本文对流入地和流出地这两个指标进行了去中心化处理。通过比较不同老龄化程度地区的估计结果差异,可以揭示新兴技术对劳动力跨省流动影响的区域异质性。

表 6 新兴技术和老龄化的交互性影响(N=292760)

变 量	模型 21
流入地专利创新指数	0.350*** (0.016)
流出地专利创新指数	-0.720*** (0.119)
流入地劳动力老龄化程度	0.146*** (0.027)
流入地劳动力老龄化程度	-0.125*** (0.027)
流入地专利创新指数×流入地劳动力老龄化程度	0.051*** (0.010)
流出地专利创新指数×流出地劳动力老龄化程度	-0.005 (0.010)
一阶段 F 值	580.036

表 6 报告了新兴技术、人口老龄化及二者交互项对劳动力跨省流动的影响结果。与基准回归模型(模型 2)相比,加入交互项后,流入地和流出地的专利创新指数及劳动力老龄化程度对劳动力跨省流动的主效应方向保持不变,且均具有较强的显著性。但在流入地二

者的交互项系数显著为正,流出地则不显著。这些结果表明:第一,流入地创新指数对劳动力跨省流动具有拉力作用,且这种作用随城市人口老龄化程度的增大而增强,意味着在人口老龄化背景下,新兴技术的发展和应对劳动力的需求和吸引力更为突出;第二,流出地专利创新指数和劳动力老龄化程度不利于劳动力跨省流出,但两者的交互影响并不显著,可能是因为人口流出城市的新兴技术发展明显落后于流入城市,而新兴技术对劳动力需求的影响可能存在非线性特征,只有当技术发展到一定水平时,人口老龄化通过影响年轻劳动力的相对供给才会显著影响新兴技术在劳动力跨省流动中的作用。

四、结论与政策建议

本文以新兴技术和人口老龄化为切入点,利用 2000~2015 年人口普查和小普查微观个体数据,基于双边引力模型分析了二者对劳动力跨省流动的影响。研究发现,流入地城市的新兴技术越发达或人口老龄化程度越高,流入该城市的劳动力人数增幅越大;流出地城市的新兴技术越发达或人口老龄化程度越高,从该城市流出的劳动力人数减

少幅度越大。这一结果在替换新兴技术变量、改变劳动力老龄化测度、更换估计方法及删除零值样本后依然稳健。异质性分析表明,尽管新兴技术和人口老龄化对不同年龄和技能的劳动力的跨省流动影响方向一致,但在影响程度上存在差异。新兴技术发展更倾向于吸纳年轻劳动力和高技能劳动力,但也通过产业链发展完善及流入地的聚集效应为中低技能劳动力创造更多就业机会。人口老龄化加大了城市对中年劳动力和中高技能劳动力的需求,但也需要低技能劳动力支撑城市发展。此外,人口老龄化还强化了新兴技术对劳动力跨省流动的拉力作用。

中国劳动力市场正面临新兴技术快速发展和人口老龄化加速的双重冲击,这两大趋势在未来相当长时期内将持续加强且难以逆转。本文主要针对就业问题、区域协调发展和老龄化挑战应对等方面提出如下政策思考。

首先,低技能劳动力和年龄较大的劳动力将面临更大的就业挑战。考虑到年龄较大的劳动力多属于低技能劳动力,这一群体的就业困难需要更多关注。虽然新兴技术发展水平更高的城市可能因集聚效应和产业链发展为年轻的低技能劳动力创造更多就业机会,但这积极效应也可能受到与人口流入相关的户籍政策和公共政策的制约。因此,需要跨区域统筹社会保障和公共服务供给,促进劳动力在地区间更合理、有效且有保障地流动,充分发挥集聚经济的规模效益和溢出效应,以增加劳动力就业机会;同时,需要关注年龄较大的劳动力和低技能劳动力的就业问题,创造能够发挥其比较优势的岗位,或提供符合城市产业需求的技能培训服务,将中老年劳动力供给过多的挑战转化为经济增长的机遇。

其次,当新兴技术发展到较高水平时,可以为不同技能劳动力提供多样化的就业机会。目前,新兴技术创新水平较高的城市主要集中在东部沿海地区。随着新兴技术发展加速和人口空间集聚加强,集聚效应可能进一步拉大地区经济发展差距。因此,协调区域发展将成为实现经济健康发展和共同富裕的关键。要发掘各地区比较优势,在不影响创新效率的基础上加快经济落后地区的新兴技术发展;将新兴技术发展统筹到全国层面,是未来区域协调发展的重中之重。在建立和完善以城市群为主导的空间治理体系时,充分重视和发挥新兴技术的作用可能是一条有效途径。

最后,对于依赖外来劳动力的地区或企业,需要提前布局以应对日益加剧的老龄化挑战。发展新兴技术、借助城市群发展动力和激发县域经济发展动能可能是有利方式。尽管人口老龄化促进了城市对外来劳动力的需求,但老龄化本身不利于跨省流动,主要体现为中老年劳动力在跨省流动中的不利地位。随着人口老龄化程度的进一步加深,跨地区劳动力空间配置可能会减少。因此,目前主要依靠廉价外来年轻劳动力的地区,其经济发展或企业发展在未来将面临更大的老龄化挑战。短期内,主要有两种解决办法:一是吸引其他地区劳动力,二是挖掘和发挥中老年劳动力在劳动力市场中的优势。对于

新兴技术发达地区,可以通过促进新兴技术发展吸引中青年劳动力和不同技能人才;对于新兴技术不发达地区,可以争取利用城市群发展动力和激发县域经济发展新动能,构建与新兴技术发达地区互补的产业结构,通过吸引周边县市劳动力资源来改善劳动力结构,充分发挥劳动力在市场中的作用。

参考文献:

1. 蔡昉(2021):《中国老龄化挑战的供给侧和需求侧视角》,《经济学动态》,第1期。
2. 陈秋霖等(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。
3. 陈媛媛等(2022):《工业机器人与劳动力的空间配置》,《经济研究》,第1期。
4. 戴若尘等(2022):《中国数字经济核心产业创新创业:典型事实与指数编制》,《经济学动态》,第4期。
5. 戴若尘等(2024):《中国区域创新创业指数构建与空间格局(1990—2020)》,《经济科学》,第1期。
6. 都阳、封永刚(2021):《人口快速老龄化对经济增长的冲击》,《经济研究》,第2期。
7. 郭凯明(2019):《人工智能发展、产业结构转型升级与劳动收入份额变动》,《管理世界》,第7期。
8. 林善浪、王健(2010):《家庭生命周期对农村劳动力转移的影响分析》,《中国农村观察》,第1期。
9. 刘晓宇、张林秀(2008):《农村土地产权稳定性与劳动力转移关系分析》,《中国农村经济》,第2期。
10. 鲁永刚、张凯(2019):《地理距离、方言文化与劳动力空间流动》,《统计研究》,第3期。
11. 马胜春(2022):《中国省际人口流动的特征及影响因素的空间分析》,《人口研究》,第6期。
12. 马伟等(2012):《交通基础设施与中国人口迁移:基于引力模型分析》,《中国软科学》,第3期。
13. 孙早、侯玉琳(2019):《工业智能化如何重塑劳动力就业结构》,《中国工业经济》,第5期。
14. 王桂新(2021):《中国人口流动与城镇化新动向的考察——基于第七次人口普查公布数据的初步解读》,《人口与经济》,第5期。
15. 王桂新(2022):《中国省际人口迁移变化特征——基于第七次全国人口普查数据的分析》,《中国人口科学》,第3期。
16. 王林辉等(2022):《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》,《管理世界》,第7期。
17. 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。
18. 张吉鹏等(2020):《城市落户门槛与劳动力回流》,《经济研究》,第7期。
19. 章元、陆铭(2009):《社会网络是否有助于提高农民工的工资水平?》,《管理世界》,第3期。
20. 周广肃、丁相元(2022):《工业机器人应用对城镇居民收入差距的影响》,《数量经济技术经济研究》,第1期。
21. 周皓(2021):《中国人口流动模式的稳定性及启示——基于第七次全国人口普查公报数据的思考》,《中国人口科学》,第3期。
22. 周祝平、刘海斌(2016):《人口老龄化对劳动力参与率的影响》,《人口研究》,第3期。
23. 朱农(2002):《论农村非农业活动对收入分布的作用》,《世界经济文汇》,第2期。
24. 朱宇等(2023):《中国人口流动变迁及其对城市更新策略的启示》,《人口与经济》,第4期。
25. 邹红、喻开志(2015):《退休与城镇家庭消费:基于断点回归设计的经验证据》,《经济研究》,第1期。

26. Acemoglu D., Restrepo P.(2020), Robots and Jobs: Evidence from US Labor Markets. *Journal of Political Economy*. 128(6):2188–2244.
27. Acemoglu D., Restrepo P.(2022), Demographics and Automation. *The Review of Economic Studies*. 89(1): 1–44.
28. Böhm M.J., Gregory T., Qendrai P., et al.(2021), Demographic Change and Regional Labour Markets. *Oxford Review of Economic Policy*. 37(1):113–131.
29. Chen J., Roth J.(2024), Logs with Zeros? Some Problems and Solutions. *The Quarterly Journal of Economics*. 139(2):891–936.
30. Dauth W., Findeisen S., Suedekum J., et al.(2021), The Adjustment of Labor Markets to Robots. *Journal of the European Economic Association*. 19(6):3104–3153.
31. Guo R., Zhang J., Zhou M.(2024), The Demography of the Great Migration in China. *Journal of Development Economics*. 167:103235.
32. Zhang H., Zhang H., Zhang J.(2015), Demographic Age Structure and Economic Development: Evidence from Chinese Provinces. *Journal of Comparative Economics*. 43(1):170–185.
33. Zhao Y.(1999), Leaving the Countryside: Rural-to-Urban Migration Decisions in China. *American Economic Review*. 89(2):281–286.

The Impact of Emerging Technologies and Population Aging on Inter-Provincial Labor Mobility

Zhou Kang Zou Jieling Zhang Junsen

Abstract: The Chinese economy is undergoing a series of structural adjustments, marked by emerging trends in the development of new technologies, population aging, and migration. Leveraging micro-data from the 2000 to 2015 population census, this study explores the impact of emerging technologies and population aging on inter-provincial labor mobility. The findings underscore the pivotal roles played by both emerging technologies and population aging as drivers of inter-provincial labor migration within China. Emerging technologies exhibit a proclivity towards attracting youthful and skilled labor, while also bolstering the absorption of low-skilled labor through complementary mechanisms. At the same time, population aging leads to a heightened reliance on locally experienced middle-aged and low-skilled labor within urban areas, while exerting pressures that augment the demand for high-skilled labor through imperatives for structural transformation and upgrading. Moreover, population aging reinforces the magnetic effect of emerging technologies on inter-provincial migration. The insights derived from this study not only furnish theoretical and practical references for optimizing labor resource allocation and addressing the multifaceted challenges posed by population aging, but also provide empirical evidence for understanding the impact of emerging technological advancements and population aging on the spatial configuration of labor dynamics within China.

Keywords: Floating Population; Inter-Provincial Mobility; Emerging Technologies; Population Aging

(责任编辑:许 多)