人口老龄化如何塑造技术进步的技能偏向*

肖周燕　马昌群

（首都经济贸易大学劳动经济学院，北京　100070）

内容提要：探究人口老龄化对技术进步偏向的影响，对于积极应对人口老龄化和实现经济社会高质量发展具有重要意义。本文利用中国制造业上市公司数据，运用超越对数生产函数测算企业的技术进步偏向，并基于全国人口普查和5%人口抽样调查数据构建城市人口老龄化指标，考察人口老龄化对技术进步偏向的影响及作用机制。研究发现：城市人口老龄化的加深促进了技术进步的技能偏向，这一结论在经过稳健性检验和内生性检验后依然成立。机制分析表明，人口老龄化主要通过劳动力成本、技能资本互补和技能结构三条路径强化了技术进步的技能偏向。异质性分析发现，在出口型城市与人口净流入城市的企业中，人口老龄化对技术进步技能偏向的促进作用更为显著。进一步分析发现，人口老龄化通过推动技术进步技能偏向，在提升劳动生产率的同时，抑制了技能溢价并缓解了劳动收入份额的下降压力。这一结论有助于正确理解人口老龄化对技术进步的直接影响与倒逼效应，从而减轻对其社会经济发展影响的消极认知。

关键词：人口老龄化　技术进步　技能偏向

中图分类号：C924.24；F425　**文献标志码：**A　**文章编号：**1002—5766(2025)07—0044—21

一、引　言

技术进步是经济发展的核心动力，是促进宏观经济增长和提高企业绩效的重要途径。由于技术进步对不同生产要素生产效率的影响是非对称的，因此，技术进步总是具有要素偏向性（Acemoglu，2003）[1]。根据投入要素的不同，技术进步偏向通常分为资本偏向型和劳动偏向型（Hicks，1932）[2]。若进一步细分，还可分为相对于非技能劳动的技能偏向型和相对于非自动化资本的自动化资本偏向型（杜传忠和王梦晨，2021[3]；干春晖和姜宏，2022[4]）。不同类型的技术进步偏向在特定条件下可以相互转化和相互影响，例如，资本偏向型技术进步通过替代低技能劳动力并提高对高技能劳动力的相对需求，进而强化了技术进步的技能偏向（Acemoglu，2002a[5]；杨飞，2013[6]）。技术进步的技能偏向促进了发达国家经济转型和结构调整，提高整体的劳动生产率，优化了劳动市场结构并有利于全要素生产率的提升（Katz和Murphy，1992[7]；Acemoglu，2002a[5]）。

鉴于技术进步的技能偏向对经济高质量发展的积极作用，众多学者对技术进步技能偏向的影响因素展开了广泛的讨论。相关研究主要集中在劳动力供求结构（杨飞，2013）[6]、市场化（杨飞，2017）[8]、国际贸易（Li等，2021）[9]以及人力资本投资（白俊红等，2023）[10]等宏观层面对技术进步技能偏向的影响，而从微观层面展开的研究并不多。然而，从微观企业层面入手揭示技术进步技能偏向的原因，对于理解企业行为、提高企业绩效以及指导政策制定具有重要的意义。同时，人口老

收稿日期：2024-09-23

* **基金项目：**国家社会科学基金重大项目“人口增长趋势的经济社会影响及应对研究”（22&ZD195）。

作者简介：肖周燕，女，教授，博士生导师，法学博士，研究领域为人口与劳动计量，电子邮箱：xzhyan@126.com；马昌群，男，博士研究生，研究领域为人口与劳动计量，电子邮箱：mcqcueb@163.com。通讯作者：马昌群。

龄化是社会发展的必然趋势,也是今后较长一段时期中国的基本国情。随着人口老龄化的日益加深,劳动力市场结构正在经历深刻的转变,这将导致劳动力资源的相对紧张。在此背景下,企业在生产活动中将对生产要素进行重新配置,以提升劳动生产率和保持市场竞争力。与此同时,老龄化进程的加速也带来了劳动要素价格的变动,特别是非技能劳动力成本的显著增加,这为企业推动技术进步的技能偏向提供了经济上的动力。那么,人口老龄化是否塑造了企业技术进步的技能偏向?其作用机制如何?对劳动力市场将产生何种影响?

对这些问题的探究有助于深入理解老龄化背景下的经济动态,为更好地适应和缓解老龄化带来的挑战并制定应对策略提供参考。基于此,本文以中国A股制造业上市公司为研究对象,分析了人口老龄化对技术进步技能偏向的影响与作用机制,以及所产生的劳动力市场效应。之所以选择制造业上市公司,是因为上市公司能够在微观层面上反映出市场经济应对人口老龄化的重要信息,而制造业是实现经济高质量发展的物质基础。

与现有研究相比,本文的边际贡献主要体现在以下两方面:一是从要素配置入手探究人口老龄化对技术进步偏向的影响,并以劳动力禀赋为突破口,从劳动力成本、技能资本互补和劳动力技能结构三方面刻画人口老龄化对技术进步偏向的作用机制,是对人口与技术进步相关理论研究的丰富;二是将微观企业的技术进步行为置于人口老龄化宏观背景下,检验人口老龄化对企业技术进步偏向的影响与作用机制及劳动力市场效应,找到以技术进步积极应对人口老龄化以及实现共同富裕目标的微观实现路径。

二、文献回顾与研究假设

1.文献回顾

自Hicks(1932)[2]开创性地提出技术进步偏向概念之后,学术界对于技术演化规律的认知逐步突破了新古典经济学范式下技术中性的传统假设,Acemoglu(2003)[1]进一步揭示了技术进步与要素禀赋结构之间存在着深刻的内生关联。技术进步偏向性的本质在于其对不同生产要素效率提升的非对称性影响,这种非对称性通过改变各要素的相对边际产出,进而重塑要素组合方式,从而深刻地影响生产效率(杨飞,2013[6];王永钦和董雯,2023[11])。依据生产要素的不同类型,Acemoglu(2002a)[5]将技术进步划分为中性型、资本偏向型和劳动偏向型三种基本类别。当技术进步促使资本—劳动投入比例上升时,该技术进步便呈现出资本偏向的特征;反之,则为劳动偏向性;倘若比例维持不变,则为中性。随着对资本以及劳动等生产要素的不断细分和深入研究,学者们进一步拓展了技术进步的偏向类型,提出了诸如相对于非技能劳动的技术进步的技能偏向(杜传忠和王梦晨,2021)[3],以及相对于非自动化资本的技术进步自动化偏向(干春晖和姜宏,2022)[4]。技术进步偏向性的分类框架为精准把握人口结构变化与技术进步偏向的复杂关系奠定了基础。

技术进步偏向作为影响经济增长和收入分配格局的关键因素,引起了学术界的广泛讨论。关于技术进步偏向的测度及影响因素的相关研究汗牛充栋(Kennedy,1964[12];Samuelson,1965[13];Acemoglu,2002a[5];Acemoglu,2007[14];Acemoglu等,2012[15];Hémous和Olsen,2022[16])。Goldin和Katz(1998[17];2009[18])剖析了技术进步如何促进高技能劳动力需求,强调教育在应对技能偏向技术变革中的重要性。Acemoglu(2002b)[19]在分析技术进步对收入分配和劳动市场的影响时,全面解释了技能偏向的概念,认为技术变革更有利于技能型劳动力。若将技术进步延伸至诸如自动化、机器人使用等具体情形时,多数研究表明,以计算机为代表的第三次技术进步带有强烈的技能偏向(Autor等,2003[20];Acemoglu和Restrepo,2022[21])。

国内学者对技术进步偏向及其影响因素的讨论较为丰富。宋冬林等(2010)[22]深入探讨了中

国技能偏向型技术进步的存在性,并分析了不同类型技术进步在技能偏向性上的差异,发现前沿技术设备投资的快速增长是引发技能偏向型技术进步的关键因素。雷钦礼(2013)[23]通过对要素偏向性技术进步的测算,认为中国的技术进步倾向于资本,这一结论得到了后续研究的进一步确认和支持(王光栋,2014[24];钟世川,2015[25])。但郑江淮和荆晶(2021)[26]指出,2011年以后中国的技术进步开始转变为劳动偏向。由于技术进步的资本偏向总是以机器设备为载体,需要与高技能劳动力耦合,因此,中国技术进步呈现技能偏向的特征,并出现了资本与技能互补的格局(王林辉等,2014[27];董直庆等,2013[28])。王俊和胡雍(2015)[29]通过测度中国制造业的技术进步偏向性,发现技能劳动供给增长增强了技术进步的技能偏向。雷钦礼和李粤麟(2020)[30]在讨论影响技术进步方向的各种因素时,认为资本技能互补效应是引致技术进步偏向于技能的机制之一。此外,要素供给与需求、国际贸易等同样被认为是影响中国技术进步技能偏向的主要因素(王林辉等,2014[27];邓明,2014[31];沈春苗,2016[32]),且人力资本扩张提升了高技能劳动力供给,进一步强化了技术进步的技能偏向(白俊红等,2023)[10]。

随着人口老龄化的加深,关于人口老龄化影响技术进步偏向的研究并不多见。分析指出,人口老龄化减少了劳动力的有效供给,增加了劳动力相对于资本的稀缺性,导致了技术进步偏向于劳动(Irmen,2009[33];邓明,2014[31];Irmen,2017[34];Acemoglu和Restrepo,2017[35])。值得注意的是,技术进步偏向在劳动要素内部结构上呈现出显著分化,特别是在当前自动化与智能化设备大规模应用的背景下,技能劳动者的相对边际产出得到提高,技术进步向技能劳动的倾斜已成为新常态。那么,人口老龄化是否推动了技术进步的技能偏向?如果是,作用机制如何?带来哪些劳动力市场效应?对这些问题的回答将有助于正确理解人口老龄化对技术进步的影响及其经济社会效应,为积极应对人口老龄化和推动经济社会高质量发展提供理论参考。

2.理论分析与假设提出

人口老龄化将通过重塑劳动要素稀缺性格局,驱动技术进步向技能偏向发展。人口老龄化的加深意味着有效劳动力的供给变得日益稀缺,这不可避免地推高了劳动力要素价格。劳动力成本的提高,促使企业重新配置资源和调整要素组合,以减少对传统劳动力的依赖。这加速了资本投入与技术进步,进而显著替代了对一般劳动力的需求(Griliches,1969)[36]。在这一变革过程中,技能劳动力因其较高的生产效率和创新能力,不仅成为相对稀缺的生产要素,也成为企业间争夺的宝贵资源,使得企业技能结构发生改变。人口老龄化导致企业劳动力成本提高和结构变化,促使企业更倾向于资本和技术投入(Acemoglu和Restrepo,2022)[21]。资本投入(比如自动化设备等)需要技能劳动力来匹配,而劳动力技能的提升(比如员工培训和教育等)也需要资本支持,这种互补关系形成一个正向循环,即资本推动技能提升,技能提升又促进资本的有效利用和深化(Autor等,2003)[20],资本深化使得技术进步自然而然地表现出对技能劳动力的明显偏好。总体来看,人口老龄化将促进技术进步的技能偏向,并通过三种机制来推动技术进步的技能偏向。

第一,提高劳动力成本。人口老龄化导致劳动力市场供给收缩,这将显著推高劳动力成本,要素价格的变动将驱使企业重构技术进步偏向。为了应对成本上升,企业会采用节省劳动力的技术,如自动化设备和智能系统,这些技术需要技能劳动力操作和维护,促使企业加大对技能劳动力的培养和招聘力度(李磊等,2021)[37],推动技术进步向技能偏向发展。同时,企业为降低劳动力成本,加大技术研发投入,开发更高效的生产技术(宁光杰和张雪凯,2021)[38],这一过程需要技能劳动力参与,将进一步强化技术进步的技能偏向。此外,劳动力成本上升使企业在投资决策中更倾向于选择能提高生产效率、减少劳动力依赖的技术和设备(Bresnahan等,2002)[39],促使企业将资源向技能劳动力和技术创新倾斜,推动技术进步的技能偏向。企业在应对劳动力成本上升的过程中,往往采取采用新技术、加大技能培训投入、增加技术研发投入以及调整投资决策等措施,促使

技术进步更加注重技能的运用和提升。这一系列过程表明,人口老龄化通过提高企业劳动力成本,在多方面推动了技术进步的技能偏向。

第二,推动资本—技能互补。人口老龄化所引发的劳动力供给收缩,改变了要素市场的相对稀缺性,迫使企业调整自身生产要素的投入组合。当传统劳动密集型生产模式遭遇劳动力有效供给不足时,企业倾向于通过资本积累实现要素替代(申广军,2016)[40]。资本深化本质上是技术—技能匹配度的升级过程,升级过程中对劳动力的替代并非简单机械替代,而具有显著的技能筛选特征。例如自动化设备的引入,在替代简单重复性岗位的同时,要求操作者具备编程维护等高阶技能(Bessen,2019)[41]。老龄化加深背景下,企业资本投入集中于智能化设备(如工业互联网平台),其技术复杂度要求操作者具备抽象问题解决能力与人机协作适应性,充分发挥技能劳动者的比较优势。根据 Griliches(1969)[36]的资本—技能互补假说,技能劳动者对资本设备的边际产出弹性高于非技能劳动者,这种差异使得资本设备的规模使用与技能劳动的需求扩大形成正向协同效应,老龄化所导致的劳动力供给短缺由于要素价格差异放大了两者之间的互补性。由此可见,企业的资本深化决策实质上是技术进步技能偏向的载体,通过"设备更新—技能升级—技术迭代"的正反馈循环,形成"资本—技能"协同上升的技术发展路径,进而塑造技术进步的技能偏向。

第三,调整技能结构。人口老龄化促使劳动力市场的供给结构发生了显著变化,适龄劳动者的数量相对减少,而劳动力的年龄结构趋于老化,这种劳动力市场供需格局的转变,迫使企业重新审视其人力资源配置策略(封进和李雨婷,2023)[42],从而引发企业技能结构的深刻变革。具体而言,企业在面对劳动力数量缩减时,为了维持或提升生产效率,必然将资源更多地向技能劳动者倾斜,加大对技能劳动者的培养与引进力度,以实现以"质"代"量"的人力资源优化配置(李志远和吴磊,2025)[43]。这一过程中,企业技能结构逐渐向高技能化方向转变,技能劳动者的比例在企业人力资源构成中不断上升,而非技能劳动者的比重则相应下降。技能劳动者所具备的专业知识、技术能力和创新思维,使其在技术进步过程中发挥着更为关键的作用。他们能够更有效地消化吸收新技术,将其内化为企业的生产能力,降低企业引入新技术的摩擦成本,加速技术的推广应用(Acemoglu 和 Restrepo,2018)[44]。同时,企业对技能劳动者的专用性人力资本投资不断增加,如提供专业培训、资助技术研发等,这些投资不仅提升了技能劳动者的生产效率,也使得企业在技术进步过程中更加依赖技能劳动者,进一步强化了技术进步的技能偏向(Autor 等,2003)[20]。此外,技能劳动者在企业中的集聚效应促进了知识的交流与创新,激发了更多的技术创意和解决方案,推动技术进步沿着技能偏向的路径演进(吴育辉等,2023)[45]。即企业为应对劳动力供给减少的挑战,增加了对技能劳动力需求,使得技能结构发生改变,这种改变提升了企业的技术消化吸收能力,强化了企业对技能劳动者的依赖,并促进了创新与技术演化路径的选择,从而使技术进步更倾向于技能偏向。

综上,本文提出如下假设:

H_1:人口老龄化会推动技术进步的技能偏向。

三、研究设计

1.模型设定

本文从微观企业视角来探究人口老龄化对企业技术进步技能偏向的影响。具体来看,本文将微观企业技术进步行为嵌于宏观老龄化水平下,利用双向固定效应模型进行分析,构建如下回归模型:

$$bias_{i,t} = \beta_1 Aging_{c,t} + \beta_2 X_{i,t} + \beta_3 X_{c,t} + \beta_4 T + u_c \times \gamma_t + u_s \times \gamma_t + \varepsilon \quad (1)$$

其中,i表示企业,s表示行业,c表示城市,t表示年份。$bias_{i,t}$表示技术进步偏向;$Aging_{c,t}$表示人

口老龄化；$X_{i,t}$为企业层面控制变量；$X_{c,t}$表示城市层面控制变量；T表示时间趋势项。考虑到影响企业技术进步偏向的因素众多，难以覆盖所有控制变量，因此，加入固定效应。其中，$u_c \times \gamma_t$表示城市与年份的交互固定效应，以控制城市之间每年的差异；$u_s \times \gamma_t$表示行业与年份的交互固定效应，控制行业之间每年的差异。为了处理个体之间的残差自相关，对涉及企业层面的回归标准误均按企业聚类标准误处理。主要关注系数β_1的变化方向及显著性，若该系数显著为正，说明人口老龄化有利于技术进步的技能偏向①。

2.数据来源

本文研究样本为2011—2022年中国A股制造业上市公司②，并与城市层面数据进行匹配，经筛选处理后，最终得到24025个样本。其中，企业基本信息和财务信息来源于中国经济金融研究数据库（CSMAR），人口老龄化数据来源于2010年和2020年两次全国人口普查数据及2015年全国1%人口抽样调查，城市层面数据来自历年《中国城市统计年鉴》，最低工资数据通过当地政府网站、政策法规以及统计公报获取。对原始数据进行如下处理：剔除了公司经营状态异常的样本（ST与*ST）；剔除了缺乏重要财务指标的样本（如固定资产净值、企业员工人数、营业收入等）；剔除了总资产小于总负债的样本；剔除了不满足“资产=负债+所有者权益”会计恒等式的样本；为尽可能减少数据中异常值的干扰，对所有上市公司的连续型变量进行了上下1%的缩尾处理。

3.变量说明

（1）被解释变量：技术进步偏向。采用技术进步偏向指数（*bias*）来衡量，该指标反映技术进步偏向技能劳动和非技能劳动的程度。借鉴相关研究（张月玲等，2015[46]；干春晖和姜宏，2022[4]），利用超越对数生产函数形式的随机前沿模型进行测算。超越对数生产函数形式设定如下：

$$\begin{aligned} lnY_{i,t} = {} & a_0 + a_1 \ln K_{i,t} + a_2 \ln L_{i,t} + a_3 \ln Z_{i,t} + a_4 T + 0.5 a_5 \left(\ln K_{i,t}\right)^2 + 0.5 a_6 \left(\ln L_{i,t}\right)^2 \\ & + 0.5 a_7 \left(\ln Z_{i,t}\right)^2 + 0.5 a_8 T^2 + a_9 \ln K_{i,t} \ln L_{i,t} + a_{10} \ln K_{i,t} \ln Z_{i,t} + a_{11} \ln L_{i,t} \ln Z_{i,t} \\ & + a_{12} T \ln K_{i,t} + a_{13} T \ln L_{i,t} + a_{14} T \ln Z_{i,t} \end{aligned} \tag{2}$$

其中，$Y_{i,t}$为企业总产出，$K_{i,t}$、$L_{i,t}$、$Z_{i,t}$分别为资本存量、非技能劳动投入数量、技能劳动投入数量，T为时间趋势项。a_0为截面效应均值。企业总产出使用上市公司营业收入衡量；企业资本存量使用企业固定资产净值来衡量；依据劳动者的工作性质区分技能劳动力与非技能劳动力，技能劳动力（Z）用企业技术与研发人员数量衡量，非技能劳动力（L）为除技术与研发人员以外的企业人员数量③。

根据式（2）可以得出要素的产出弹性：

$$\varepsilon_Z = \partial \ln Y_{i,t} / \partial \ln Z_{i,t} = a_3 + a_7 \ln Z_{i,t} + a_{10} \ln K_{i,t} + a_{11} \ln L_{i,t} + a_{14} T \tag{3}$$

$$\varepsilon_L = \partial \ln Y_{i,t} / \partial \ln L_{i,t} = a_2 + a_6 \ln L_{i,t} + a_9 \ln K_{i,t} + a_{11} \ln Z_{i,t} + a_{13} T \tag{4}$$

基于式（3）、式（4）得到技能劳动力与非技能劳动力的边际产出表达式为：

$$MP_{Z_{i,t}} = \varepsilon_Z \times \left(Y_{i,t} / Z_{i,t}\right) = \left(Y_{i,t} / Z_{i,t}\right) \times \left(a_3 + a_7 \ln Z_{i,t} + a_{10} \ln K_{i,t} + a_{11} \ln L_{i,t} + a_{14} T\right) \tag{5}$$

$$MP_{L_{i,t}} = \varepsilon_L \times \left(Y_{i,t} / L_{i,t}\right) = \left(Y_{i,t} / L_{i,t}\right) \times \left(a_2 + a_6 \ln L_{i,t} + a_9 \ln K_{i,t} + a_{11} \ln Z_{i,t} + a_{13} T\right) \tag{6}$$

针对多要素投入生产函数，借鉴Khanna（2001）[47]研究，技术进步偏向指数可以表示为：

① 由于技术进步偏向指数表示的是技术进步对技能劳动力和非技能劳动力相对边际产出的影响方向与程度，因此，技能劳动力与非技能劳动力投入之比上升，即系数β_1为正值，表明人口老龄化有利于技术进步的技能偏向。

② 由于数据清理后2010年技能劳动力数据量缺失，因此，研究样本中未包括2010年数据。

③ 因篇幅所限，相关内容正文略去。详见本刊网站登载扩展资料中的附录。

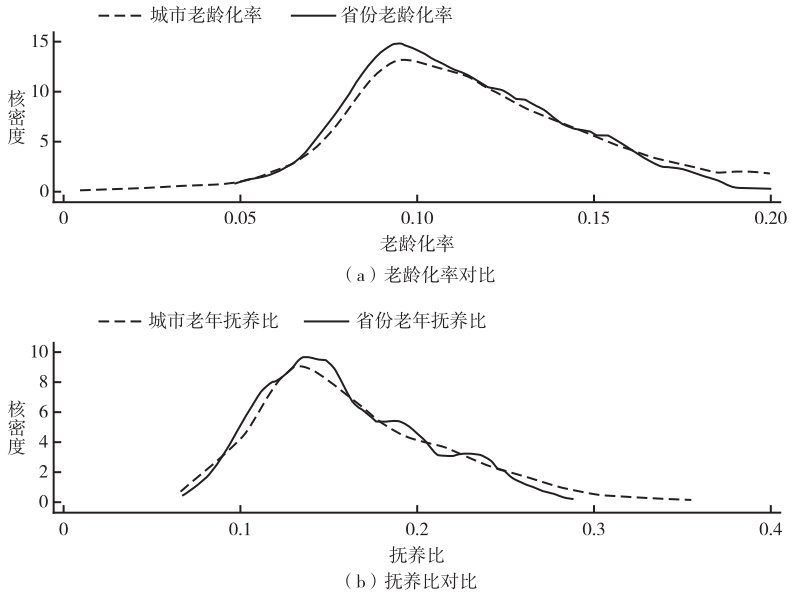
$$bias_{i,t}=\frac{\partial MP_{Z_{i,t}}/\partial T}{MP_{Z_{i,t}}}-\frac{\partial MP_{L_{i,t}}/\partial T}{MP_{L_{i,t}}}=\frac{a_{14}}{\varepsilon_Z}-\frac{a_{13}}{\varepsilon_L} \tag{7}$$

其中，$bias_{i,t}$为技术进步偏向指数（简称偏向指数），表示技术进步对技能劳动力和非技能劳动力相对边际产出的影响方向与程度：若$bias_{i,t}>0$，表明技术进步使得技能劳动力的边际产出增长率大于非技能劳动力的边际产出增长率，此时技术进步为技能偏向；如果$bias_{i,t}<0$，则为非技能偏向型；若$bias_{i,t}=0$，则表示技术进步为中性。技术进步偏向指数（$bias_{i,t}$）上升，说明技术进步趋向于技能劳动。

（2）解释变量：人口老龄化。分别用65岁以上人口占比的老龄化率（*Aging*1）以及65岁以上人口与15~64岁劳动年龄人口比值的老年抚养比（*Aging*2）衡量。由于城市人口老龄化数据无法连续获得，基于2010年与2020年人口普查数据及2015年1%人口抽样调查数据，借鉴Hilary和Hui（2009）[48]以及Becker和Milbourn（2011）[49]的做法，采用线性插值法补齐中间年份。具体做法为：①根据人口普查数据及人口抽样调查数据整理出2010年、2015年以及2020年各城市层面的人口老龄化水平；②使用线性内插法补齐2010—2020年人口老龄化的缺失值，使用趋势外推法得到2020年后人口老龄化水平，最终得到2011—2022年城市层面的人口老龄化数据。基于《中国统计年鉴》中的省级层面人口老龄化程度与本文所推算的城市层面老龄化程度进行分布比对，结果如表1所示。可以看出，城市层面的老龄化率与老年抚养比在均值、标准差及各个分位点上与省级层面较为一致。将省级老龄化程度与所推算的城市层面老龄化程度进行核密度图对比，结果如图1所示。可以发现，城市层面与省级数据比较匹配，说明本文所构建的人口老龄化数据是合理可信的。

表1　　基于城市与省份层面的老龄化水平对照

类型	变量	均值	标准差	10%	25%	50%	75%	90%
城市层面	老龄化率	0.098	0.034	0.063	0.077	0.093	0.115	0.145
	老年抚养比	0.140	0.049	0.087	0.107	0.129	0.161	0.211
省级层面	老龄化率	0.099	0.027	0.070	0.080	0.093	0.113	0.140
	老年抚养比	0.139	0.041	0.096	0.110	0.129	0.158	0.199



（a）老龄化率对比

（b）抚养比对比

图1　省级和城市老龄化数据核密度图

资料来源：作者整理

（3）控制变量：企业技术进步偏向将会受到企业自身特征与宏观经济环境的影响，本文在模型中控制一系列变量。在企业层面，本文控制如下变量：企业年龄（*Age*）、人均利润（*Profit*）、研发投入（*RD*）、企业性质（*State*）和企业规模（*Size*）。在城市层面，本文控制如下变量：人口规模（*Pop*）与经济发展（*PGDP*）。为保证数据平稳性，对连续变量取自然对数。

四、实证结果分析

1.描述性统计和相关系数分析

主要变量的描述性统计如表2所示。技术进步偏向指数的平均值为0.003，说明制造业技术进步总体更偏向于技能劳动；标准差为0.013，表明不同企业间存在较大差异。在研究期内，中国65岁以上人口占比从8.975%上升至15.182%，同时，存在显著差异，老龄化率最高为19.99%，最低为0.51%；老年抚养比最高为35.48%，最低为6.64%。此外，本文对模型（1）中的变量进行了相关性分析①，城市老龄化率（*Aging*1）、城市老年抚养比（*Aging*2）与技术进步偏向指数（*bias*）的相关系数分别为0.033、0.029，均在1%的水平上显著，说明城市老龄化水平与企业技术进步的技能偏向存在正相关关系。此外，各变量之间的相关系数均处于正常范围内，未发现变量之间存在高度相关性，这表明模型不存在多重共线性问题。

表2　　主要变量的描述性统计

变量名称	变量符号	变量定义	观测值	均值	标准差	最小值	最大值
技术进步偏向	*bias*	技术进步偏向指数	24025	0.003	0.013	−0.070	0.092
人口老龄化率	*Aging*1	城市老龄化率	24025	0.116	0.039	0.005	0.200
人口老龄抚养比	*Aging*2	城市老年抚养比	24025	0.162	0.053	0.066	0.355
企业年龄	*Age*	企业当年年份−成立年份+1	24025	2.058	0.820	0.000	3.401
人均创利	*Profit*	企业利润/员工人数	24025	1.765	1.257	−1.780	4.935
研发投入	*RD*	企业研发投入/营业收入	24025	0.051	0.048	0.000	0.648
企业性质	*State*	国有企业赋值为1，非国有企业赋值为0	24025	0.273	0.446	0.000	1.000
企业规模	*Size*	企业年末总资产的自然对数	24025	21.967	1.184	19.430	26.411
人口规模	*Pop*	城市年末常住人口	24025	6.399	0.645	0.618	8.136
经济发展	*PGDP*	城市人均GDP	24025	11.407	0.547	9.743	12.162

2.基准回归结果

表3为基准回归结果。其中，第（1）列和第（4）列只包含老龄化率与老年抚养比。结果显示，老龄化率和老年抚养比的回归系数为正值，均在1%的水平上显著。第（2）列和第（5）列进一步加入了企业层面与城市层面的控制变量以及时间趋势项。随着控制变量的加入，老龄化率与老年抚养比的回归系数均有所提升，依然达到1%的显著水平。第（3）列和第（6）列在加入控制变量与时间趋势项的基础上，进一步控制城市−年份固定效应、行业−年份固定效应，估计系数出现下降，但依然在1%的水平上显著，回归结果较为稳健。基准回归结果表明，人口老龄化有利于技术进步的技能偏向，假设H_1得到验证。

① 因篇幅所限，相关内容正文略去。详见本刊网站登载扩展资料中的附录。

表 3　　基准回归结果

变量	(1)OLS	(2)OLS	(3)OLS	(4)OLS	(5)OLS	(6)OLS
*Aging*1	0.018*** (4.787)	0.026*** (8.427)	0.018*** (4.827)			
*Aging*2				0.013*** (4.828)	0.019*** (8.123)	0.013*** (4.758)
Age		0.001*** (3.233)	0.001** (2.513)		0.001*** (3.495)	0.001** (2.546)
Profit		−0.00004 (−0.308)	−0.0002 (−1.511)		−0.00004 (−0.333)	−0.0002 (−1.483)
RD		−0.037*** (−11.900)	−0.020*** (−8.067)		−0.038*** (−11.918)	−0.020*** (−8.017)
State		−0.001 (−1.273)	−0.001* (−1.900)		−0.001 (−1.289)	−0.001* (−1.877)
Size		−0.001*** (−6.588)	−0.001*** (−7.083)		−0.001*** (−6.626)	−0.001*** (−7.124)
Pop		−0.001*** (−3.720)	−0.001** (−2.415)		−0.001*** (−3.402)	−0.001** (−2.254)
PGDP		−0.001 (−1.437)	0.0001 (0.370)		−0.001 (−1.330)	0.0002 (0.491)
常数项	0.001 (1.476)	0.0367*** (6.967)	0.0309*** (5.451)	0.001 (1.150)	0.0358*** (6.789)	0.0302*** (5.298)
观测值	24025	24025	24025	24025	24025	24025
城市-年份固定效应	是	否	是	是	否	是
行业-年份固定效应	是	否	是	是	否	是
时间趋势项	否	是	是	否	是	是
调整 R^2	0.065	0.043	0.084	0.065	0.043	0.084

注：*、**、***分别表示在10%、5%、1%的水平上显著；括号内为 t 值，下同。由于技术进步偏向指数是通过计算得出的抽象化指数，通常情况下，不关心企业偏向指数的大小而更注重其方向，因此，控制变量回归系数与调整 R^2 偏小，模型所预测的具体数值解释力较弱。由于 *Profit* 与 *PGDP* 的回归系数较小，保留三位小数将丢失原有信息，故完整显示

3.内生性分析

考虑到基准回归结果可能受内生性问题影响导致结果偏误，以下从遗漏变量、反向因果和样本选择偏误三个方面进行处理。

(1)遗漏变量问题。尽管基准回归已控制潜在的影响变量并使用交互固定效应模型，但仍可能存在遗漏变量导致的内生性问题。为此，本文采用工具变量法进行缓解。参考封进和李雨婷(2023)[42]的研究，构建历史老龄化指标作为工具变量。选择这一指标是因为其与当前遗漏变量不相关，而与当前内生变量相关，满足相关性与外生性要求。具体构建方式为，基于人口普查(2000年和2010年)和人口抽样调查(2005年和2015年)数据，预测2001—2012年的老龄化率(*IV*1)和老年抚养比(*IV*2)作为工具变量，预测值代表了10年前该城市的老龄化情况。使用历史预测而非直接滞后处理的原因在于，本文的自变量是通过预测得到的，而在研究样本时间段外的自变量数据是缺失的，直接滞后处理会损失大量样本并导致回归结果偏误。结果如表4第(1)列和第(2)列所示，工具变量有效，无弱工具变量问题，研究结论稳健。

表4　　内生性检验

变量	(1) *IV*1	(2) *IV* 2	(3) *IV* 3	(4) *IV* 4	(5)OLS	(6)OLS
*Aging*1	0.018*** (4.358)		0.018*** (3.640)		0.018*** (3.257)	
*Aging*2		0.015*** (3.925)		0.012*** (3.117)		0.012*** (3.385)
IMR					−0.00001 (−0.005)	−0.001 (−0.752)
常数项					0.031*** (3.320)	0.025*** (2.939)
UCI检验置信区间	[0.004,0.033]	[0.002,0.027]	[0.005,0.041]	[−0.002,0.031]		
观测值	24025	24025	21995	21995	24025	24025
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制
城市-年份固定效应	是	是	是	是	是	是
行业-年份固定效应	是	是	是	是	是	是
时间趋势项	是	是	是	是	是	是
KP rk LM统计量	816.533***	1060.421***	1050.164***	1081.690***		
1阶段F值	20395.230***	10889.260***	3438.440***	3810.130***		

注:*IV*1、*IV*2、*IV*3、*IV*4分别作为工具变量,用于各自对应列进行工具变量回归,下同;在同侪效应工具变量的构建中,匹配条件和数据限制使得部分城市数据无法满足要求而被排除,因此产生缺失值;由于*IMR*的回归系数较小,保留三位小数将丢失原有信息,故完整显示

(2)反向因果问题。基准回归结果可能受到反向因果所导致的内生性问题,即技术进步为技能偏向的企业选择在老龄化水平较高的城市经营,而非老龄化水平较高从而加深了城市企业技术进步的技能偏向。为缓解技能偏向与老龄化水平之间可能的反向因果关系,基于同侪效应构建工具变量,即选取同年份、同省份且同行业的城市老龄化率(*IV*3)和老年抚养比(*IV*4)作为工具变量。该工具变量反映了同行业、同省份企业的共同老龄化特征,独立于企业技术进步技能偏向,有效地将老龄化对企业技术进步技能偏向的潜在影响与其他外部因素区分开来,增强了估计结果的稳健性。结果如表4第(3)列和第(4)列所示,工具变量合理,无弱工具变量问题,修正反向因果的结果偏差后,研究结论稳健。

(3)样本选择偏误。本文主要关注制造业上市公司,为避免样本选择的偏差,采用Heckman两阶段模型进行分析。第一阶段以企业是否为制造业样本为被解释变量,2000年死亡率为排他性约束变量进行Probit回归;第二阶段将逆米尔斯比率纳入回归。表4第(5)列和第(6)列显示,修正样本自选择偏差后,研究结论稳健。

此外,考虑到工具变量可能非严格外生,进一步采用"近似外生"工具变量法检验稳健性。结果显示,表4第(1)列至第(4)列工具变量回归的系数分别为0.018、0.015、0.018、0.012,均处于UCI置信区间内(分别为[0.004,0.033]、[0.002,0.027]、[0.005,0.041]、[−0.002,0.031]),表示即使工具变量为非严格外生,估计结果依然有效。

4.稳健性检验

(1)排除同期产业政策的干扰。考虑到产业政策作为国家对产业发展的支持可能导致技术进步偏向发生改变,对"十二五"规划至"十四五"规划提及的中央与省级的产业政策重点支持行业进行汇总整理,生成虚拟变量进行控制。结果如表5中的Panel A所示,其中,第(1)列与第(2)列为OLS回归,第(3)列与第(4)列为工具变量回归,回归结果与基准回归结果基本一致,研究结论较为稳健。

表 5　　稳健性检验

变量	(1)OLS	(2)OLS	(3) *IV* 1	(4) *IV* 2
Panel A:排除同期产业政策的干扰				
*Aging*1	0.018***		0.018***	
	(4.818)		(4.353)	
*Aging*2		0.013***		0.015***
		(4.748)		(3.918)
常数项	0.031***	0.031***		
	(5.538)	(5.389)		
观测值	24025	24025	24025	24025
Panel B:控制初始人口与经济特征				
*Aging*1	0.019***		0.019***	
	(4.117)		(3.678)	
*Aging*2		0.013***		0.015***
		(4.012)		(3.263)
常数项	0.031***	0.031***		
	(5.227)	(5.055)		
观测值	24025	24025	24025	24025
Panel C:排除特殊城市的影响				
*Aging*1	0.015***		0.017**	
	(2.645)		(2.454)	
*Aging*2		0.010***		0.011**
		(2.681)		(2.107)
常数项	0.032***	0.031***		
	(3.988)	(3.864)		
观测值	13401	13401	13401	13401
Panel D:样本期的选择				
*Aging*1	0.014**		0.018***	
	(2.272)		(2.727)	
*Aging*2		0.009*		0.013**
		(1.819)		(2.132)
常数项	0.038***	0.038***		
	(3.677)	(3.673)		
观测值	4199	4199	4199	4199

注:所有回归均对控制变量、城市-年份固定效应、行业-年份固定效应以及时间趋势项进行了控制,下同

(2)控制城市的初始人口与经济特征。技术进步偏向会受到企业所在城市的初始特征影响,例如,初始人口规模较大的城市往往具有较强的规模效应和虹吸效应,吸引大量高技能劳动力流入,为企业技术进步技能偏向提供人才红利。同时,如果城市初期经济发展较好,在相同时期能够更好地接受来自国内外的先进技术,提升对技能劳动力的需求,实现自身技术的转型。因此,对城市初始人口与经济特征进行控制,结果见表 5 中的 Panel B 所示,在控制城市初始人口与经济特征变量后,回归结果与基准回归结果保持一致。

(3)排除特殊城市的影响。考虑到直辖市及各省会城市与其他城市的企业发展环境不同,为了避免结论受局部特殊样本的影响,剔除直辖市及各省会城市进行分析,结果见表 5 中的 Panel C。结果显示,人口老龄化对技术进步偏向依然显著正相关,说明在排除了特殊城市的影响后,虽然人口老龄化的回归系数变小,但与基准回归结果一致,表明研究结论不受样本选择的影响。

(4)样本期的选择。本文所使用的人口老龄化指标根据第六、七次人口普查以及2015年1%人口抽样调查线性插补法得到,虽然总体样本回归效果较为显著,但可能存在偏误。为了验证回归结果的稳健性及所使用人口老龄化指标的可行性,将研究样本限定在人口普查年份,结果见表5中Panel D所示。由于模型考虑到时间趋势的影响,限定样本回归后只有两年的数据,人口老龄化的系数虽然减小,但与基准回归结果依然保持一致。

(5)安慰剂检验。为确保技术进步偏向是由人口老龄化引起的,采用安慰剂检验展开分析。将核心被解释变量打乱,随机分配给不同的个体500次,再按照基准模型进行回归分析。安慰剂检验结果所得到的T值分布如图2所示,大部分随机抽样结果的T值都位于零值附近,仅有少数结果的T值通过检验且与基准回归的T值相差较远,很大程度上排除了其他随机因素对回归结果的干扰,说明人口老龄化有利于技术进步技能偏向,结果是稳健的。

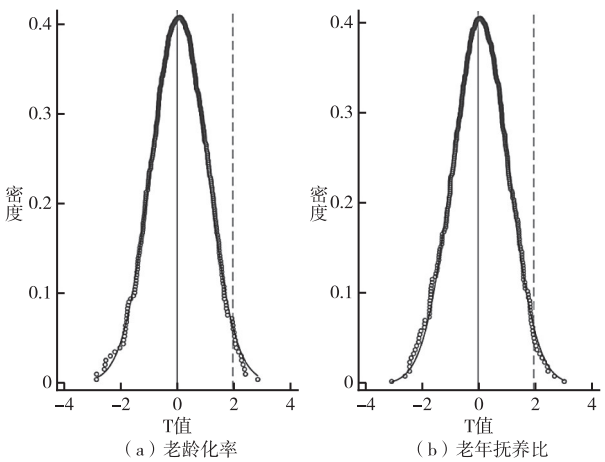


图2　安慰剂检验

资料来源:作者整理

五、影响机制检验

以下将分别从企业和行业层面验证人口老龄化影响技术进步偏向的劳动力成本、技能资本互补和技能结构三条机制。

1.企业层面的检验

(1)提高劳动力成本。为了检验劳动力成本上升是否强化人口老龄化对技术进步技能偏向的影响,本文使用相对工资水平(*Wage*)作为衡量劳动力成本指标进行检验。现有研究多数利用企业平均工资来衡量劳动力成本,但由于本文将城市人口老龄化与微观企业数据相匹配进行分析,企业劳动力成本也应放置于具体城市予以考虑。为此,将企业的平均工资与其所在城市平均工资的比值的劳动力相对工资作为劳动力成本的衡量指标进行探讨(随淑敏和何增华,2020)[50]。由于所生成的交互项包含内生变量,为控制交互项所带来的内生性偏误,参考Rajan和Zingales(1998)[51]的做法,本文使用人口老龄化工具变量与机制变量的交互项作为内生变量交互项的工具变量。劳动力成本机制的回归结果如表6所示,第(1)列和第(2)列显示,人口老龄化及人口老龄化与劳动力成本交互项的回归系数显著为正,但劳动力成本的回归系数不显著,说明人口老龄化与劳动力成本间的相互作用掩盖了劳动力成本本身对技术进步偏向的影响,二者交互项系数显著为正,说明劳动力成本强化了人口老龄化对技术进步偏向的影响,人口老龄化随着劳动力成本的增长使技术进步更偏向于技能劳动力。第(3)列和第(4)列为工具变量回归,在考虑到交互项内生性问题的前提下,所得结果依旧稳健。

表 6　　企业层面机制检验:劳动力成本

变量	(1)OLS	(2)OLS	(3) *IV* 1	(4) *IV* 2
*Aging*1	0.020*** (5.015)		0.020*** (4.617)	
*Aging*1×*Wage*	0.037*** (2.882)		0.034*** (2.705)	
*Aging*2		0.014*** (4.831)		0.016*** (4.092)
*Aging*2×*Wage*		0.026** (2.233)		0.029** (2.382)
Wage	−0.00027 (−0.488)	−0.00032 (−0.587)	−0.00026 (−0.472)	−0.00034 (−0.619)
常数项	0.030*** (5.198)	0.029*** (5.065)		
UCI检验置信区间—自变量			[−0.009,0.034]	[−0.011,0.026]
UCI检验置信区间—交互项			[−0.314,0.103]	[−0.459,0.094]
观测值	23281	23281	23281	23281
调整 R^2	0.085	0.085		
KP rk LM统计量			5.116**	9.060***
1阶段F值			353.040***	94.860***

注:同表5,下同;此外,由于所统计的城市平均工资数据有所缺失,因此,表中观测值小于24025;由于*Wage*的回归系数较小,保留三位小数将丢失原有信息,故完整显示

(2)推动资本—技能互补。本文使用企业人均固定资产水平(*Asset*)反映的资本密集程度作为资本—技能互补机制的代理变量。之所以选择企业人均固定资产水平来衡量,是因为企业固定资产的增加通常需要技能劳动者的支持,人均固定资产水平可以反映出企业对技能资本的需求程度,能够较好地反映资本与技能劳动之间的互补关系(马红旗,2016)[52]。人均固定资产水平越高,说明企业资本投入占比高,表明技能资本互补效应强。回归结果如表7所示,第(1)列和第(2)列显示,人口老龄化和以人均固定资产反映的资本—技能互补程度均有利于技术进步技能偏向,二者交互项回归系数显著为正,说明资本—技能互补机制强化了人口老龄化对技术进步的技能偏向的影响。第(3)列和第(4)列为工具变量回归,在考虑到交互项内生性问题的前提下,所得结果依旧稳健,且交互项影响系数变大,说明OLS回归结果具有向下的偏误。

表 7　　企业层面机制检验:技能资本互补

变量	(1)OLS	(2)OLS	(3) *IV*1	(4) *IV* 2
*Aging*1	0.010*** (2.684)		0.010** (2.287)	
*Aging*1×*Asset*	0.009** (2.400)		0.012*** (3.057)	
*Aging*2		0.007** (2.287)		0.008** (2.104)
*Aging*2×*Asset*		0.006** (1.964)		0.010*** (2.586)
Asset	0.003*** (11.549)	0.002*** (3.249)	0.003*** (11.432)	0.001* (1.673)

续表7

变量	(1)OLS	(2)OLS	(3) *IV*1	(4) *IV* 2
常数项	0.011* (1.829)	0.022** (2.370)		
UCI检验置信区间—自变量			[-0.009,0.021]	[-0.009,0.017]
UCI检验置信区间—交互项			[-0.012,0.019]	[-0.011,0.017]
观测值	24025	24025	24025	24025
调整R^2	0.108	0.034		
KP rk LM统计量			405.784***	474.800**
1阶段F值			8267.740***	2216.490***

(3)调整技能结构。为了检验人口老龄化对技术进步的技能偏向的影响是否在技能结构升级过程中更显著,使用企业中技能劳动力(*Z*)与非技能劳动力(*L*)的比值(*Skill*)作为技能结构的代理变量进行分析(胡玥等,2022)[53]。表8列示了技能结构机制的回归结果,第(1)列和第(2)列显示,技能结构与人口老龄化的交互项回归系数显著为正,说明人口老龄化随着技能结构升级,使得技术进步更偏向技能。但技能结构的回归系数显著为负值,原因可能在于,技能劳动力与非技能劳动力为互补关系,高技能劳动力的增加同时引起了对低技能劳动力的需求,削弱了技术进步的技能偏向。第(3)列和第(4)列为工具变量回归,在控制了交互项潜在的内生性问题后,结果依然保持稳健,且交互项的回归系数显著增大,表明OLS回归结果存在负向偏误,低估了交互项的真实影响。

表8　企业层面机制检验:技能结构

变量	(1)OLS	(2)OLS	(3) *IV* 1	(4) *IV* 2
*Aging*1	0.023*** (5.191)		0.027*** (4.043)	
*Aging*1×*Skill*	0.024* (1.957)		0.046* (1.813)	
*Aging*2		0.017*** (5.624)		0.028*** (3.670)
*Aging*2×*Skill*		0.018*** (2.651)		0.060** (2.108)
Skill	-0.001** (-2.013)	-0.001* (-1.757)	-0.002** (-2.412)	-0.002** (-2.392)
常数项	0.030*** (5.406)	0.030*** (5.257)		
UCI检验置信区间—自变量			[-0.003,0.049]	[-0.002,0.052]
UCI检验置信区间—交互项			[-0.021,0.111]	[-0.019,0.137]
观测值	24025	24025	24025	24025
调整R^2	0.095	0.095		
KP rk LM统计量			36.102***	5.910**
1阶段F值			3269.940***	1155.890***

2.行业层面的稳健性检验

为检验人口老龄化对技术进步偏向影响机制的稳健性,以下从行业层面上进行检验。分别将制造业各行业相对平均工资水平、人均固定资产水平以及技能结构升级的平均值作为标准,将高于平均值的行业确定为劳动力成本高、资本—技能互补强和高技能结构的行业,反之亦然。回归结果如表9所示,第(1)~(4)列主要解释变量为老龄化率,第(5)~(8)列主要解释变量为老年抚养比。Panel A列示了劳动力成本机制在行业层面的回归结果,结果显示,将劳动力成本划分为高低

组的组间差异显著，从回归系数上来看，人口老龄化对劳动成本较高行业的技术进步偏向的影响明显大于劳动成本较低行业，进一步验证了劳动力成本的上升强化了人口老龄化对技能偏向型技术进步的影响。Panel B 为资本—技能互补机制的回归结果，组间差异通过显著性检验，人口老龄化对资本—技能互补强的行业的技术进步偏向的影响明显大于资本—技能互补较低的行业，再一次验证了人口老龄化随着资本—技能互补程度的提高，使得技术进步更偏向于技能劳动。Panel C 为技能结构机制在行业层面的回归结果，发现以老龄化率为自变量进行高低技能结构展开分组回归的组间差异不显著，说明当前样本不足以证明人口老龄化对技术进步的技能偏向在技能结构方面存在显著差异。但以老年抚养比为自变量进行高低技能结构展开分组回归的组间差异显著，人口老龄化对技能劳动力占比高的行业影响显著，而对技能劳动力占比低的行业影响不显著，说明技能结构升级强化了人口老龄化对技术进步的技能偏向的影响。以上分析在考虑内生性问题的前提下，所得结果依然稳健。

表 9　　行业层面的机制检验

变量	(1)OLS	(2) OLS	(3)*IV*1	(4)*IV* 1	(5) OLS	(6) OLS	(7) *IV* 2	(8) *IV* 2
Panel A：劳动力成本机制								
Wage	低	高	低	高	低	高	低	高
*Aging*1	0.018***	0.031***	0.017***	0.028***				
	(4.757)	(3.240)	(4.449)	(2.623)				
*Aging*2					0.013***	0.024***	0.013***	0.023**
					(4.758)	(2.874)	(4.254)	(1.984)
常数项	0.035***	0.027***			0.034***	0.027***		
	(6.102)	(2.919)			(5.776)	(2.803)		
观测值	10433	8858	10433	8858	10433	8858	10433	8858
调整 R^2	0.107	0.073			0.107	0.073		
组间差异检验	0.013***				0.011***			
Panel B：技能资本互补机制								
Asset	低	高	低	高	低	高	低	高
*Aging*1	0.012**	0.022***	0.013**	0.021***				
	(2.521)	(3.191)	(2.387)	(2.746)				
*Aging*2					0.009**	0.014***	0.013**	0.014**
					(2.354)	(3.012)	(2.317)	(2.176)
常数项	0.032***	0.027**			0.032***	0.026**		
	(4.928)	(2.479)			(4.900)	(2.378)		
观测值	9321	9369	9321	9369	9321	9369	9321	9369
调整 R^2	0.122	0.034			0.122	0.033		
组间差异检验	0.010***				0.005**			
Panel C：技能结构机制								
Skill	低	高	低	高	低	高	低	高
*Aging*1	0.012	0.015***	0.011	0.017***				
	(1.522)	(3.802)	(1.172)	(3.797)				
*Aging*2					0.007	0.011***	0.006	0.015***
					(1.297)	(3.851)	(0.712)	(3.602)
常数项	0.024**	0.036***			0.024**	0.035***		
	(2.107)	(6.742)			(2.076)	(6.679)		
观测值	8668	9027	8668	9027	8668	9027	8668	9027
调整 R^2	0.013	0.136			0.013	0.136		
组间差异检验	0.002				0.004**			

注：组间系数差异显著性检验采用费舍尔组合检验方法通过 Bootstrap 自抽样进行，表内数值为系数之间差值，P 值为通过自举抽样 1000 次得到

六、异质性分析

考虑到国际贸易被认为是影响技术进步偏向的重要因素（Berman和Somanathan，2005[54]；沈春苗，2016[32]），且劳动力流动可以改变当地劳动力的供需，人口老龄化对技术进步偏向的影响是否会由于贸易顺逆差和人口流动而有所不同，以下将从城市贸易收支和劳动力流动两方面进行异质性分析。

1.基于贸易收支的城市类型

根据贸易收支情况对城市进行分类，将贸易顺差的城市定义为出口型城市，将贸易逆差的城市定义为进口型城市，分组回归结果如表10中的Panel A所示。结果显示，在出口型城市中，人口老龄化的回归系数分别为0.015与0.011，均在1%的水平上显著；而在进口型城市中，回归系数分别为0.029与0.017，但不显著。这表明出口型城市凭借区域的比较优势成功嵌入了全球价值链，并实现了制造业的高速增长，推动了技术进步的技能偏向。考虑内生性问题后，结果依然稳健。

表10　　异质性分析回归结果

变量	(1)OLS	(2)OLS	(3)*IV* 1	(4)*IV* 2	(5)OLS	(6)OLS	(7)*IV* 1	(8)*IV* 2
Panel A：基于贸易收支的城市类型								
城市类型	出口型	进口型	出口型	进口型	出口型	进口型	出口型	进口型
*Aging*1	0.015***	0.029	0.016***	0.009				
	(3.871)	(1.513)	(3.686)	(0.429)				
*Aging*2					0.011***	0.017	0.014***	−0.004
					(3.795)	(1.386)	(3.474)	(−0.240)
常数项	0.031***	0.031**			0.030***	0.030*		
	(5.305)	(2.004)			(5.195)	(1.810)		
观测值	20386	3639	20386	3595	20386	3639	20386	3595
调整R^2	0.084	0.127			0.084	0.127		
组间差异检验	0.014***				0.006*			
Panel B：基于劳动力流动的城市类型								
城市类型	流入地	流出地	流入地	流出地	流入地	流出地	流入地	流出地
*Aging*1	0.019***	0.008	0.018***	0.013				
	(4.749)	(0.727)	(4.270)	(0.896)				
*Aging*2					0.015***	0.005	0.015***	0.008
					(4.640)	(0.599)	(3.892)	(0.637)
常数项	0.026***	0.031**			0.025***	0.031**		
	(4.190)	(2.476)			(4.181)	(2.450)		
观测值	18354	5671	18354	5651	18354	5671	18354	5651
调整R^2	0.099	0.054			0.099	0.054		
组间差异检验	−0.011***				−0.010***			

2.基于劳动力流动的城市类型

由于劳动力流动改变了区域劳动力的供给与需求，影响高低技能劳动力供给，使用城市常住人口与户籍人口的差值对劳动力流动类型进行识别，若差值为正，即常住人口大于户籍人口，则该城市为劳动力净流入城市；反之，为劳动力净流出城市。分组回归结果如表10中的Panel B所示。回归结果显示，在劳动力净流入城市中，人口老龄化的回归系数分别为0.019与0.015，均在1%的水平上显著；而在劳动力净流出城市中，回归系数分别为0.008与0.005，但不显著。说

明相较于净流出城市，净流入城市凭借其城市吸引力，吸引了大量高低技能劳动力，即使人口老龄化水平相对较高，对技术进步偏向的影响依然显著。在考虑了内生性的情况下，回归结果依然稳健。

七、人口老龄化影响技术进步的技能偏向的劳动力市场效应

考虑到人口老龄化对技术进步偏向的影响最终体现在劳动力市场上，通过对人口老龄化促进技术进步偏向的劳动力市场效应考察，更全面理解人口老龄化对技术进步的影响及其对技术进步的倒逼效应。

1.劳动生产率

参考庄宗武等(2024)[55]的研究，利用企业增加值与从业人员之比表示劳动生产率。基于OLS法与工具变量法探究人口老龄化影响技术进步的技能偏向的劳动生产率效应，回归结果如表11所示。结果显示，在技能偏向型企业中，人口老龄化的回归系数分别为0.591与0.334，分别在5%与10%的水平上显著；在非技能偏向型企业中，回归系数分别为-0.153与-0.193，但不显著。说明人口老龄化有利于技术进步技能偏向，且技术进步的技能偏向有利于人口老龄化促进劳动生产率的提升，表明虽然人口老龄化导致劳动力有效供给减少，但其有利于技术进步的技能偏向，促进劳动生产率的提高，有利于企业高质量发展。考虑内生性问题后，结果依然稳健。

表11　　人口老龄化、技术进步技能偏向与劳动生产率

变量	(1)OLS	(2)OLS	(3)*IV* 1	(4)*IV* 2	(5)OLS	(6)OLS	(7)*IV* 1	(8)*IV* 2
偏向类型	技能	非技能	技能	非技能	技能	非技能	技能	非技能
*Aging*1	0.591**	-0.153	0.714**	0.250				
	(2.237)	(-0.381)	(2.523)	(0.618)				
*Aging*2					0.334*	-0.193	0.424*	0.028
					(1.711)	(-0.572)	(1.807)	(0.076)
常数项	8.563***	6.659***			8.560***	6.691***		
	(28.399)	(12.025)			(27.929)	(12.092)		
观测值	13681	10333	13681	10333	13681	10333	13681	10333
调整R^2	0.635	0.475			0.635	0.475		
组间差异检验	-0.745***				-0.526***			

2.技能溢价

考虑到技能溢价是收入分配领域的重要问题，有必要考察人口老龄化影响技术进步的技能偏向的技能溢价效应，为缩小收入差距，实现共同富裕提供另一种视角。将技能溢价定义为企业内部技能劳动者与非技能劳动者之间的收入差距。借鉴谢杰等(2022)[56]对技能溢价的测算，将企业平均工资表示为：$\overline{W_{i,t}} = \theta_{i,t}^{Z} \times W_{i,t}^{Z} + (1 - \theta_{i,t}^{L}) \times W_{i,t}^{L}$，技能溢价测度公式为：

$$spil_{i,t} = \frac{\overline{W_{i,t}} - \left(1 - \theta_{i,t}^{Z}\right) W_{i,t}^{L}}{\theta_{i,t}^{Z}} - W_{i,t}^{L} = \frac{\overline{W_{i,t}} - \left(1 - \theta_{i,t}^{Z}\right) W_{i,t}^{L} - \theta_{i,t}^{Z} W_{i,t}^{L}}{\theta_{i,t}^{Z}} = \frac{\overline{W_{i,t}} - W_{i,t}^{L}}{\theta_{i,t}^{Z}} \tag{8}$$

其中，$\overline{W_{i,t}}$、$W_{i,t}^{Z}$、$W_{i,t}^{L}$分别表示i企业在t年的员工平均工资、技能劳动力工资与非技能劳动力工资。$Z + L$、Z、L分别表示劳动力总数、技能劳动力数量与非技能劳动力数量。以企业所在年份与城市维度下的最低工资标准作为企业非技能劳动力工资$W_{i,t}^{L}$；$\theta_{i,t}^{Z}$与$\theta_{i,t}^{L}$为企业内部技能劳动力占比与非技能劳动力占比；$spil_{i,t}$为所测算的技能溢价，回归中采用其自然对数形式。回归结果如表12所示。可以发现，在技能偏向型企业中，人口老龄化的回归系数分别为-0.753与-0.581，分别在5%与1%的水平上显著；在非技能偏向型企业中，回归系数分别为-0.104与-0.028，但不显著。说明人

口老龄化对技能溢价的抑制作用更多地体现在技能偏向型企业中。考虑内生性问题后，结果依然稳健。

表12　　人口老龄化、技术进步技能偏向与技能溢价

变量	(1)OLS	(2)OLS	(3)*IV*1	(4)*IV*2	(5)OLS	(6)OLS	(7)*IV*1	(8)*IV*2
偏向类型	技能	非技能	技能	非技能	技能	非技能	技能	非技能
*Aging*1	−0.753**	−0.104	−0.822**	0.144				
	(−2.553)	(−0.334)	(−2.342)	(0.411)				
*Aging*2					−0.581***	−0.028	−0.714***	0.134
					(−2.961)	(−0.116)	(−2.672)	(0.439)
常数项	8.616***	9.315***			8.670***	9.300***		
	(24.540)	(22.295)			(24.519)	(22.410)		
观测值	13633	10313	13633	10313	13633	10313	13633	10313
调整R^2	0.302	0.326			0.302	0.326		
组间差异检验	0.649***				0.553***			

3.劳动收入份额

人口老龄化影响技术进步的技能偏向的劳动收入份额效应是把握其劳动力市场效应的重要方面。参考江轩宇和朱冰(2022)[57]对劳动收入份额的衡量(劳动收入份额=支付给职工以及为职工支付的现金/(营业收入−营业成本+支付给职工以及为职工支付的现金+固定资产折旧))，人口老龄化与技术进步的技能偏向对劳动收入份额的影响结果如表13所示。结果显示，在技能偏向型企业中，人口老龄化的回归系数分别为−0.134与−0.095，均在1%的水平上显著；而在非技能偏向型企业中，回归系数分别为−0.170与−0.113，均在1%的水平上显著，且其绝对值大于技能偏向型企业中的系数，这意味着人口老龄化对非技能偏向型企业的劳动收入份额的负面影响更大。换句话说，人口老龄化背景下，技术进步的技能偏向有利于缓解劳动收入份额的下降。考虑内生性问题后，结果依然稳健。

表13　　人口老龄化、技术进步技能偏向与劳动收入份额

变量	(1)OLS	(2)OLS	(3)*IV*1	(4)*IV*2	(5)OLS	(6)OLS	(7)*IV*1	(8)*IV*2
偏向类型	技能	非技能	技能	非技能	技能	非技能	技能	非技能
*Aging*1	−0.134***	−0.170***	−0.145***	−0.191***				
	(−3.026)	(−3.618)	(−2.864)	(−3.656)				
*Aging*2					−0.095***	−0.113***	−0.090**	−0.142***
					(−3.100)	(−2.967)	(−2.264)	(−3.157)
常数项	0.791***	0.547***			0.798***	0.547***		
	(14.868)	(8.059)			(14.849)	(8.004)		
观测值	13664	10324	13664	10324	13664	10324	13664	10324
调整R^2	0.497	0.484			0.497	0.483		
组间差异检验	−0.036**				−0.018			

八、结　论

1.研究结论

本文基于2010年和2020年全国人口普查以及2015年1%人口抽样调查数据，构建城市层面的

人口老龄化指标，并利用2011—2022年制造业上市公司数据测度了制造业技术进步偏向，探究了人口老龄化对技术进步偏向的影响及作用机制，并深入分析了人口老龄化影响技术进步偏向的劳动力市场效应。主要研究结论如下：人口老龄化有利于技术进步的技能偏向，且在出口型城市与人口净流入城市更为明显，这一结论经过内生性检验和稳健性检验后依然成立；人口老龄化主要通过资本—技能互补、技能结构和劳动力成本三条路径促进技术进步的技能偏向，人口老龄化对技术进步的技能偏向的促进作用会随着资本—技能互补增强、技能结构的升级和劳动力成本增加进一步增强；人口老龄化通过推动技术进步的技能偏向，在提升劳动生产率的同时，抑制了技能溢价，并缓解了劳动收入份额的下降压力。

2.研究启示

本文全面诠释了人口老龄化与技术进步的技能偏向的因果关系，为在人口结构转型背景下促进企业技术进步和发展新质生产力，进而推进企业高质量发展具有以下启示意义。

第一，政府应依据区域特性构建差异化的支持体系，使技能偏向型技术进步在人口老龄化背景下成为推动企业高质量发展的新动力。由于人口老龄化对技术进步的技能偏向具有显著的积极影响。因此，政府应以人口老龄化为契机，加强对技能密集型技术创新的支持力度，具体措施包括实施研发税收抵免、加强知识产权保护等，以激励企业投资自动化与人工智能技术，从而提升企业竞争力。不仅如此，由于人口老龄化对技术进步的技能偏向的推动作用在不同区域间存在显著差异，出口型城市由于深度融入全球价值链，人口老龄化更易转化为技术升级的动力。对于这类城市，政府应优先支持其技术创新生态的建设，具体措施包括设立产业基金、推动产学研协同创新等，以促进企业技术成果的转化和应用，提升企业竞争力。比较而言，由于劳动力净流入城市的劳动力供给相对充足，政府应着重优化落户政策与技能认证互通机制，以吸引高技能人才，保障技术进步的持续性，从而促进企业高质量发展。针对劳动力净流出或进口型城市，则需防范人口老龄化对技术升级的抑制效应，通过财政转移支付与区域协同机制强化技术溢出效应，推动企业高质量发展。

第二，深化对人口老龄化影响技术进步偏向的机制理解，更加精准地设计政策，促进技术进步的技能偏向，推动企业发展质量的提升。首先，建立动态工资调整机制，合理调控企业成本压力。政府可引导企业建立与劳动力市场供求关系相适应的动态工资调整机制，使企业能够根据劳动力成本的变化及时调整工资水平，减轻成本压力。同时，完善技能津贴等分配政策，增强技术进步包容性。政府可对技能劳动者提供技能津贴，鼓励企业实施技能工资制度，使技能劳动者能够分享技术进步带来的收益。其次，政府可探索“资本设备—技能劳动”结合补贴政策，破解资本—技能适配瓶颈。政府可对企业的资本设备投资和技能劳动者培训提供补贴，促进资本设备与技能劳动的有机结合；完善智能设备操作和数据分析的复合型技能劳动者教育体系，培养具备智能设备操作和数据分析能力的复合型技能劳动者，增强资本—技能适配性。另外，构建技能传承与技能劳动者认定体系，鼓励企业对技能劳动力的培养和引进。构建数字化经验传承平台，支持企业通过在线培训等多元方式，促进技能间的代际传承；优化技能劳动者认定标准，制定科学合理的技能评估体系，建立公开透明的信息平台，使企业准确了解劳动者的技能水平，减少劳资双方的信息不对；同时，政府应鼓励企业加大对技能型劳动力的培养和引进力度，提供相应的政策支持和激励措施，如税收优惠、财政补贴等，以促进企业技能结构的优化升级，推动技术进步的技能偏向发展，提升企业整体竞争力和经济高质量发展水平。

第三，正视人口结构转型，通过合理的政策设计，强化技术进步的技能偏向的劳动力市场效应以缓解人口老龄化带来的社会经济压力。研究结果表明，人口老龄化导致的技术进步的技能偏向不仅有利于劳动生产率的提高，还抑制了技能溢价以及缓解了劳动收入份额的下降压力。因此，

政府应优化企业技能偏向激励政策,对技能偏向型企业提供梯度式补贴,按照技能劳动力占比,给予企业社保费率阶段性减免,并优先纳入政府采购目录;对于非技能偏向企业,通过税收补贴、技术支持等方式促进其向技能密集型转型。精准调控收入分配机制,强化劳动收入份额监测,对因技术升级导致劳动收入下降的非技能偏向企业,可通过分享技术利润、明确员工持股比例等方式,平衡资本与劳动之间的比例;探索动态工资标准制度,根据当地人口老龄化水平的不同,对非技能劳动者增设"老龄化补偿系数",对技能劳动者进行适当技术补贴,由地方政府与企业按比例分担。

3.研究展望

本文以制造业上市公司作为研究对象,而其他产业由于要素禀赋以及技术应用的不同,人口老龄化对技术进步的技能偏向的影响将存在差异。未来研究可以在涵盖不同类型产业的前提下,对细分行业的差异以及作用机制进行分析,剖析人口老龄化对隶属不同行业的企业层面上的差异性影响。此外,本文着重探讨了技术进步在技能劳动与非技能劳动之间的偏向,然而,技术进步方向的研究还包括诸如资本、能源、环境等偏向,未来可以进一步扩展至其他偏向类型的影响因素与经济效应的研究。

参考文献

[1]Acemoglu,D.Patterns of Skill Premia [J].The Review of Economic Studies,2003,70,(2):199-230.

[2]Hicks,J.R.The Theory of Wages[M].London:Macmillan,1932.

[3]杜传忠,王梦晨.技能偏向型技术进步对中国制造业价值链攀升的影响研究——基于知识产权保护的视角[J].北京:经济科学,2021,(1):31-43.

[4]干春晖,姜宏.资本偏向型技术进步新特征及其对劳动力市场的影响机制研究[J].上海:财经研究,2022,(5):34-48,79.

[5]Acemoglu,D.Directed Technical Change[J].The Review of Economic Studies,2002a,69,(4):781-809.

[6]杨飞.劳动禀赋结构与技能偏向性技术进步——基于技术前沿国家的分析[J].武汉:经济评论,2013,(4):5-12.

[7]Katz,L.F.,and K.M.Murphy.Changes in Relative Wages,1963-1987:Supply and Demand Factors[J].The Quarterly Journal of Economics,1992,107,(1):35-78.

[8]杨飞.市场化、技能偏向性技术进步与技能溢价[J].北京:世界经济,2017,(2):78-100.

[9]Li,H.,W.Cai,and W.Li.Does Global Value Chains Participation Improve Skill Premium? Mediating Role of Skill-Biased Technological Change[J].Economic Modelling,2021,99,105489.

[10]白俊红,张艺璇,卞元超.人力资本扩张与中国技能偏向型技术进步——基于高校扩招的准自然实验[J].武汉:经济评论,2023,(4):65-80.

[11]王永钦,董雯.中国劳动力市场结构变迁——基于任务偏向型技术进步的视角[J].北京:中国社会科学,2023,(11):45-64,205.

[12]Kennedy,C.Induced Bias in Innovation and the Theory of Distribution[J].The Economic Journal,1964,74,(295):541-547.

[13]Samuelson,P.A.A Theory of Induced Innovation Along Kennedy-Weisäcker Lines[J].The Review of Economics and Statistics,1965,47,(4):343-356.

[14]Acemoglu,D.Equilibrium Bias of Technology[J].Econometrica,2007,75,(5):1371-1409.

[15]Acemoglu,D.,P.Aghion,and L.Bursztyn,et al.The Environment and Directed Technical Change[J].American Economic Review,2012,102,(1):131-166.

[16]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.

[17]Goldin,C.,and L.F.Katz.The Origins of Technology-Skill Complementarity[J].The Quarterly Journal of Economics,1998,113,(3):693-732.

[18]Goldin,C.,and L.F.Katz.The Race between Education and Technology[M].Harvard University Press,2009.

[19]Acemoglu,D.Technical Change,Inequality,and the Labor Market[J].Journal of Economic Literature,2002b,40,(1):7-72.

[20]Autor,D.H.,F.Levy,and R.J.Murnane.The Skill Content of Recent Technological Change:An Empirical Exploration[J].The Quarterly Journal of Economics,2003,118,(4):1279-1333.

[21]Acemoglu,D.,and P.Restrepo.Demographics and Automation[J].The Review of Economic Studies,2022,89,(1):1-44.

[22]宋冬林,王林辉,董直庆.技能偏向型技术进步存在吗? ——来自中国的经验证据[J].北京:经济研究,2010,(5):68-81.

[23]雷钦礼.偏向性技术进步的测算与分析[J].北京:统计研究,2013,(4):83-91.

[24]王光栋.有偏技术进步、技术路径与就业增长[J].长春:工业技术经济,2014,(12):59-65.

[25]钟世川.收入差距与技术进步方向的经验研究[J].重庆:探索,2015,(4):162-166.

[26]郑江淮,荆晶.技术差距与中国工业技术进步方向的变迁[J].北京:经济研究,2021,(7):24-40.

[27]王林辉,蔡啸,高庆昆.中国技术进步技能偏向性水平:1979—2010[J].北京:经济学动态,2014,(4):56-65.

[28]董直庆,王芳玲,高庆昆.技能溢价源于技术进步偏向性吗?[J].北京:统计研究,2013,(6):37-44.

[29]王俊,胡雍.中国制造业技能偏向技术进步的测度与分析[J].北京:数量经济技术经济研究,2015,(1):82-96.

[30]雷钦礼,李粤麟.资本技能互补与技术进步的技能偏向决定[J].北京:统计研究,2020,(3):48-59.

[31]邓明.人口年龄结构与中国省际技术进步方向[J].北京:经济研究,2014,(3):130-143.

[32]沈春苗.逆向外包与技能偏向性技术进步[J].上海:财经研究,2016,(5):43-52.

[33]Irmen,A.Population Aging and the Direction of Technical Change[R].CESIFO Working Paper,2009.

[34]Irmen,A.Capital-and Labor-Saving Technical Change in an Aging Economy [J].International Economic Review,2017,58,(1):261-285.

[35] Acemoglu, D., and P. Restrepo. Secular Stagnation? The Effect of Aging on Economic Growth in the Age of Automation[J]. American Economic Review,2017,107,(5):174-179.

[36]Griliches,Z.Capital-Skill Complementarity[J].The Review of Economics and Statistics,1969,51,(4):465-468.

[37]李磊,王小霞,包群.机器人的就业效应:机制与中国经验[J].北京:管理世界,2021,(9):104-119.

[38]宁光杰,张雪凯.劳动力流转与资本深化——当前中国企业机器替代劳动的新解释[J].北京:中国工业经济,2021,(6):42-60.

[39] Bresnahan, T.F., E. Brynjolfsson, and L.M.Hitt. Information Technology, Workplace Organization, and the Demand for Skilled Labor: Firm-level Evidence[J].The Quarterly Journal of Economics,2002,117,(1):339-376.

[40]申广军."资本—技能互补"假说:理论、验证及其应用[J].北京:经济学(季刊),2016,(3):30.

[41]Bessen,J.Automation and Jobs:When Technology Boosts Employment[J].Economic Policy,2019,34,(100):589-626.

[42]封进,李雨婷.人口老龄化与企业进入:基于中国地级市的研究[J].北京:世界经济,2023,(4):170-191.

[43]李志远,吴磊.中国劳动力市场的职业结构变迁[J].北京:经济学(季刊),2025,(1):35-52.

[44] Acemoglu, D., and P.Restrepo.The Race between Man and Machine: Implications of Technology for Growth, Factor Shares, and Employment[J].American Economic Review,2018,108,(6):1488-1542.

[45]吴育辉,张欢,刘晓玲,刘强.突破"藩篱":技能劳动力户籍限制与企业创新活力[J].北京:经济学(季刊),2023,(5):1828-1845.

[46]张月玲,叶阿忠,陈泓.人力资本结构、适宜技术选择与全要素生产率变动分解——基于区域异质性随机前沿生产函数的经验分析[J].上海:财经研究,2015,(6):4-18.

[47]Khanna,N.Analyzing the Economic Cost of the Kyoto Protocol[J].Ecological Economics,2001,38,(1):59-69.

[48]Hilary, G., and K.W.Hui.Does Religion Matter in Corporate Decision Making in America? [J].Journal of Financial Economics, 2009,93,(3):455-473.

[49]Becker, B., and T.Milbourn.How did Increased Competition Affect Credit Ratings? [J].Journal of Financial Economics, 2011, 101,(3):493-514.

[50]随淑敏,何增华.人口老龄化对企业创新的影响——基于人口普查数据与微观工业企业数据的实证分析[J].北京:人口研究,2020,(6):63-78.

[51]Rajan,R.G.,and L.Zingales.Financial Dependence and Growth[J].American Economic Review,1998,88,(3):559-586.

[52]马红旗."资本—技能互补"对我国技能溢价的影响[J].上海财经大学学报,2016,(2):67-76,90.

[53]胡玥,张涵萌,马文杰.地方政府债务治理改革与企业人力资本升级[J].北京:经济管理,2022,(8):152-169.

[54] Berman, E., and R.Somanathan. Is Skill Biased Technological Change Here Yet? Evidence from India Manufacturing in the 1990's[J].Annales d'économie et de Statistique, 2005, 79,(79-80):299-321.

[55]庄宗武,叶振宇,张可云.产业链龙头企业、超大规模市场与制造业劳动生产率[J].北京:经济学动态,2024,(1):54-73.

[56]谢杰,过重阳,陈科杰,等.最低工资、工业自动化与技能溢价[J].北京:中国工业经济,2022,(9):102-120.

[57]江轩宇,朱冰.资本市场对外开放与劳动收入份额——基于沪深港通交易制度的经验证据[J].北京:经济学(季刊),2022,(4):1101-1124.

How Population Aging Shapes the Skill Bias of Technological Progress

XIAO Zhou-yan, MA Chang-qun

(School of Labor Economics, Capital University of Economics and Business, Beijing, 100070, China)

Abstract: Technological progress is the core driver of economic development and a crucial pathway for boosting macroeconomic growth and enhancing firm performance. Given its asymmetric impact on factor productivity, technological progress inherently exhibits a factor bias. Based on the inputs involved, technological progress bias is typically categorized as either capital-biased or labor-biased. Further classification distinguishes between skill-biased technological change (SBTC) relative to unskilled labor and automation-capital-biased technological change relative to non-automation capital. Different types of technological biases are not only interchangeable but also mutually influential under specific conditions. For instance, capital-biased technological progress reinforces SBTC by displacing low-skilled labor and increasing the relative demand for high-skilled labor.SBTC has facilitated economic transformation and structural adjustment in developed economies. Existing research primarily focuses on its macro-level influences (e.g., labor supply-demand, trade, human capital), with limited attention to the micro-foundations. Concurrently, population aging, an inevitable trend and defining feature of China's national context, is profoundly transforming labor market structures and inducing relative labor scarcity. Consequently, firms are driven to reallocate factors to enhance productivity. Accelerated aging also elevates factor prices, particularly unskilled labor costs, providing economic incentives for firms to adopt SBTC. This raises critical questions: Does population aging shape firm-level SBTC? What are the underlying mechanisms, and what are the labor market implications?

To address these questions, this study employs listed manufacturing firm data to estimate technological progress bias using a translog production function. Using city-level aging indicators constructed from national censuses and sample surveys, we investigate the impact of aging on SBTC and its transmission channels. We find that population aging significantly promotes SBTC, with stronger effects observed in export-oriented and those with net population inflow cities. These results withstand endogeneity and robustness checks. Aging primarily fosters SBTC through three pathways: (1) enhancing skill-capital complementarity, (2) improving the labor skill structure, and (3) increasing labor costs. The positive effect strengthens with greater skill-capital complementarity, higher skill levels, and rising labor costs. By driving SBTC, aging enhances labor productivity while simultaneously curbing the skill premium and mitigating downward pressure on the labor income share.

The study's marginal contributions are twofold: First, by analyzing the influence of aging on technological progress bias through factor allocation and labor endowments, it delineates the mechanisms (labor costs, skill-capital complementarity, skill structure) linking aging to SBTC, enriching the literature on population dynamics and technological progress. Second, by situating firm-level technological choices/behavior within the macro context of aging, it empirically tests aging's impact and mechanisms on firm-level SBTC and identifies a micro-level pathway for leveraging technology to proactively address aging challenges.

This research clarifies the causal relationship between population aging and SBTC, offering insights for promoting firm-level technological progress and enhancing productivity amidst demographic transition. Recommendations include: (1) establishing region-specific support systems to enable SBTC as a driver for firm development amid aging; (2) deepening the understanding of aging's impact mechanisms to design more targeted SBTC promotion policies; (3) proactively acknowledging demographic shifts and strengthening SBTC's labor market effects through policy design to address aging's adverse socioeconomic pressures.

This study focuses exclusively on listed manufacturing firms. Given divergent factor endowments and technology adoption patterns across sectors, aging's impact on SBTC likely exhibits cross-industry heterogeneity. Future research should investigate industry-specific variations in SBTC mechanisms, critically examining the heterogeneous firm-level effects of aging across sectors. Furthermore, while our analysis focuses exclusively on skill bias in labor , technological progress manifests in additional biases—including biases towards capital, energy, and environment. Subsequent studies should extend their inquiry into the determinants and economic implications of these alternative technological biases.

Key Words: population ageing; technological progress; skills bias

JEL Classification: J11, J13, O31

DOI: 10.19616/j.cnki.bmj.2025.07.003

(责任编辑:李先军)