

中国制造业技术进步方向的识别与估计^{*}

尹 恒 李 辉 张道远

内容提要: 技术进步方向是决定经济增长和要素分配的关键因素之一。然而目前学界对于技术进步方向的定量研究仍然十分欠缺。本文尝试在生产函数中同时引入希克斯中性生产率和劳动增强型生产率,直接在微观层面识别和估计技术进步方向。综合使用1999—2016年中国工业企业数据与全国税收调查数据的估计结果显示,样本期内中国制造业技术进步具有明显的偏向性特征:劳动增强型生产率增速保持稳定,年均增长10%,带动产出年均增长1.0%;希克斯中性生产率带动产出年均增长2.5%,但金融危机过后尤其是2011年后增速明显放缓。这意味着随着时间演进,有偏技术进步对产出的相对贡献不断提高,并在样本后期成为产出增长的主要源泉。估计结果还显示,制造业效率的提高主要源于企业自身成长,行业内资源配置的贡献有限,配置效率仍然存在较大改善空间。本文刻画了21世纪近20年中国制造业技术变迁的整体图景,可以为新常态下推动技术创新、促进高质量发展的政策选择提供重要的经验支撑。

关键词: 技术进步方向 生产率 企业异质性 结构估计

一、引 言

技术进步一直是推动中国经济增长的重要力量。自中国经济进入新常态以来,人口红利不断减少,实体投资率持续下滑,以要素驱动为主的发展道路已难以为继,技术进步更是被视为驱动经济增长的新引擎、培育经济发展新动能的主要着力点(李扬和张晓晶,2015; Wei et al. 2017)。

技术进步可能同等提高所有要素的生产效率,也可能偏向于某一特定要素。前者为学界广泛研究的中性技术进步(neutral technological change),后者被称为有偏技术进步(biased technological change)。技术进步方向被广泛认为是影响经济增长和要素分配的关键要素之一(Acemoglu & Zilibotti 2001; Acemoglu 2003)。正如Doraszelski & Jaumandreu(2018)所指出的,对于现实中技术进步方向的分析是经济学研究的一个核心问题。然而,由于缺乏合适的方法和数据,目前学界关于技术进步方向的经验研究仍然十分欠缺。一些学者基于宏观视角,使用地区或者行业数据估计总量生产函数,进而测度技术进步方向(Klump et al. 2007; León-Ledesma et al. 2010; Klump et al. 2012; 戴天仕和徐现祥 2010; 陆雪琴和章上峰 2013; 王林辉和袁礼 2018; 郑江淮和荆晶 2021)。诚然,这一方法能够以简洁的方式丰富人们对技术进步方向的认知。但其建立在代表性企业基础之上的分析方法,平均掉了微观层面丰富的异质性信息,有待对技术进步方向的现实图景做出更准确和完整的刻画。

相对而言,使用微观企业数据分析技术进步具有独特的吸引力。这也是近年来微观生产率估计文献讨论的热点。Doraszelski & Jaumandreu(2018)提出了一个使用企业数据进行估计的可操作框架,在测度技术进步方向方面做出了开创性的工作。他们在标准CES生产函数中引入非中性生

^{*} 尹恒,中国人民大学国家发展与战略研究院,邮政编码:100872,电子信箱:yheng@ruc.edu.cn;李辉、张道远,中国人民大学财政金融学院,邮政编码:100872,电子信箱:lihuieco@ruc.edu.cn,15629067601@qq.com。本研究得到国家自然科学基金面上项目(72173131,71873132)的资助。作者感谢匿名审稿专家提供的建设性意见。当然,文责自负。

生产率,估计了西班牙制造业企业的技术进步方向,发现有偏技术进步能够解释该国制造业产出增长的大约50%。他们指出有偏技术进步和中性技术进步相似,在企业间具有广泛差异,不应被研究者所忽视。Doraszelski & Jaumandreu(2018)引发了一轮微观技术进步方向的估计热潮。之后,许多研究继承和发展了Doraszelski & Jaumandreu(2018)的思路(Zhang,2019; Raval,2019,2022; Demirel 2020; Oberfield & Raval 2021)。^①不过,这些研究使用的估计方法建立在相当严格的假设之上。而且大部分研究需要企业层面的产出和要素价格数据,但大多数企业数据库中并不包含此类信息,从而限制了这些估计方法的应用范围。

本文在Doraszelski & Jaumandreu(2018)提出的多维生产率估计框架基础上,发展一个新的微观生产率结构估计方法,探讨同时存在企业层面劳动增强型生产率和希克斯中性生产率的可靠估计,^②直接在微观层面识别技术进步方向。本文尝试放松当前微观技术进步方向估计文献的假设,在以下两个方面进行拓展:其一,同时考虑企业在成本和需求方面的多维度企业异质性,将生产函数和需求函数的估计整合在一个系统,让技术进步方向估计建立在更为可靠的微观基础之上。其二,本文提出的估计方法不需要企业层面的产出和要素价格信息,一般微观生产率估计所使用的数据库都能满足这一要求,具有比较广泛的适用范围。

本文运用这一方法,综合使用中国工业企业数据和全国税收调查数据估计了模型基本参数,在此基础上分析了2000—2016年间中国制造业的技术变迁。结果显示,中国制造业技术进步具有明显的偏向性特征:样本期内劳动增强型生产率增速保持稳定,年均增速达到10%,带动产出年均增长1.0%;希克斯中性生产率年均增速为2.5%,带动产出同样年均增长2.5%,但金融危机过后,尤其是2011年后增速明显放缓。这意味着随着时间演进,有偏技术进步对产出的相对贡献逐步提高,并在样本后期成为产出增长的主要源泉。估计结果还显示,制造业宏观生产效率的提高源于企业成长,行业内资源配置反而拖累了总体生产率,表明中国配置效率仍然存在较大改善空间。本文研究从微观视角刻画了21世纪以来中国制造业技术变迁的整体图景,可以为新常态背景下推进技术创新、提高生产效率提供经验支撑。

本文结构如下:第二部分综述文献和介绍估计思路;第三部分提出基础参数和企业异质性的识别和估计框架;第四部分介绍数据和参数估计结果;第五部分介绍生产率估计结果;第六部分报告技术进步的产出效应;第七部分总结全文。

二、文献综述和估计思路

(一) 文献综述

对技术进步方向的探讨有相当长的历史,最早可以追溯到1932年Hicks的一系列研究。他根据技术创新对要素相对边际产出的影响,区分了中性技术进步和有偏技术进步。此后,技术进步方向成为增长理论中的一个重要研究课题。Uzawa(1961)指出,新古典增长模型要实现稳态增长,要么设定Cobb-Douglas形式的生产函数,要么设定劳动增强型技术进步。这一论断被学界广泛接受。因此几乎所有的经济增长文献都对技术进步方向做出严格假设:相较其他生产要素,技术进步提高了劳动要素的生产效率(Jones,2005)。之后的许多内生增长模型,更是将人力资本积累作为长期经济增长的重要来源(Lucas,1988; Romer,1990)。这种先验设定技术进步方向的做法,曾经由于缺乏微观基础而一度受到广泛批评。但Acemoglu(2002a,2003)在一系列开创性研究中,通过确立企业利润最大化激励,从理论上证明了长期均衡路径中必定存在劳动增强型技术创新,为有偏技术进

^① De Loecker & Syverson(2021)认为在生产函数估计中引入有偏技术进步,是微观生产函数估计领域未来的一项重要任务。

^② 希克斯中性生产率即为全要素生产率(total factor productivity,TFP)。

步理论提供了坚实的微观基础。

近年来,分析技术进步方向重新成为经济学的研究热点。大量文献强调了技术进步方向是决定经济增长和要素分配的关键因素。一方面,技术进步方向会直接影响经济体的增长速度和发展潜力。Acemoglu & Zilibotti(2001)认为生产技术的应用需要与相应要素匹配,所以只有保证技术进步方向与本国要素结构之间的一致性,才能够最大化促进生产效率的提高。另一方面,技术进步方向还会通过影响要素相对边际产出,进而改变要素收入份额(Blanchard,1997; Acemoglu,2003)。除此之外,有偏技术进步还被认为是理解结构转型(Alvarez et al.,2018)、劳动力市场极化(Acemoglu,2002b)和技术进步福利(Marquetti,2003)等问题的钥匙。

那么,现实中技术进步是否存在偏向性特征?又会对经济社会产生什么影响?解答这些问题,依赖于对技术进步方向的准确识别和测度。对此已有文献主要从两条路径做出回应。第一条路径基于宏观视角。研究者们利用地区或者行业数据,在估计宏观生产函数时使用时间趋势项代表技术进步参数,并相继演化出“标准化供给面系统”等方法,提供了一些有偏技术进步的证据。例如,Klump et al.(2007)使用宏观时间序列数据估计美国1953—1998年间技术进步方向,发现样本期间美国劳动生产效率年均增速为1.7%,资本生产效率年均增速仅为0.4%,技术进步具有明显的劳动增强型特征。沿用这一方法的文献还有 León-Ledesma et al.(2010)和 Klump et al.(2012)等。这些宏观估计文献也催生了国内学者对于中国技术进步方向的讨论,包括戴天仕和徐现祥(2010)、陆雪琴和章上峰(2013)、王林辉和袁礼(2018)以及郑江淮和荆晶(2021)等。总体上看,大部分此类研究的结果显示中国的技术进步同样偏向于劳动要素。

随着计量方法的不断发展和微观数据的日益丰富,我们认为技术进步方向的识别有待进一步微观化,原因有三。第一,早在20世纪50年代著名的“剑桥资本争论”(Cambridge capital controversy)中,Robinson(1953)就对总量生产函数是否存在和能否识别提出质疑。她认为宏观国民收入核算指标只是一种代数,难以用其解释具体的生产活动。第二,假设能够识别总量生产函数,大量研究发现即使在细分行业内部,企业进入退出市场的现象仍然十分频繁与普遍,持续经营企业之间也存在巨大差异。这意味着使用时间趋势项解释总体或者行业范围内平均技术进步的做法,在理论上并不具有明确的经济学含义(Doraszelski & Jaumandreu,2018)。第三,近年来以企业生产率为代表的企业异质性受到学界广泛重视,成为推动当前经济学很多领域发展的重要力量。技术进步方向作为企业异质性的一个重要方面,它体现了企业间不同生产要素的使用效率差异(De Loecker & Syverson,2021)。例如,具有某些特征的企业可能善于使用资本,其他一些企业更加善于使用劳动。但宏观视角分析建立在代表性企业基础之上,平均掉了企业层面丰富的异质性信息,无法对此做出精确刻画。

Doraszelski & Jaumandreu(2018)将企业异质性和技术进步方向的经验估计结合起来,开创了从微观角度测度技术进步方向的另一条路径。在这一路径下,研究者用非中性生产率表示有偏技术进步。根据可变投入优化问题的一阶条件得到非中性生产率的显式表达式,从而直接在微观层面测度技术进步方向。Doraszelski & Jaumandreu(2018)在标准CES生产函数中引入劳动增强型生产率,估计了西班牙制造业企业的技术进步方向,发现有偏技术进步能够解释该国制造业产出增长的大约50%。Raval(2019)同样提供了有偏技术进步的确凿证据,发现美国企业的劳动增强型生产率存在广泛差异,并且与企业规模、扩张速度、出口规模直接相关。Demirer(2020)利用智利、美国等五国企业数据估计了纳入劳动增强型生产率的非参数生产函数,发现有偏技术进步在不同经济体中广泛存在。相似研究还包括 Zhang(2019)、Raval(2022)和 Oberfield & Raval(2021)。

企业异质性的引入补充了宏观视角分析的局限,推动了技术进步方向文献进一步的“微观化”发展。不过,Doraszelski & Jaumandreu(2018)以及之后研究的识别思路十分依赖诸多严格的假设。

而且,大部分研究需要企业层面的产出和要素价格信息,但在大多数企业数据库中缺少此类信息,限制了这些估计方法在实际中的应用范围。这也是国内缺少从微观视角测度技术进步方向文献的重要原因。

(二) 估计思路

本节首先展示 Doraszelski & Jaumandreu (2018) 以及后续研究如何从企业的劳动和材料决策中识别劳动增强型生产率。然后,揭示这一思路在理论和数据可得性上面临的约束。最后,简要介绍本文提出的估计思路如何克服这些问题。

考虑如下纳入劳动增强型生产率和希克斯中性生产率的 CES 生产函数:^①

$$Y_{it} = \{ \beta_K K_{it}^{-\frac{1-\sigma}{\sigma}} + [\exp(\omega_{Lit}) L_{it}]^{-\frac{1-\sigma}{\sigma}} + \beta_M M_{it}^{-\frac{1-\sigma}{\sigma}} \}^{-\frac{\sigma}{1-\sigma}} \exp(\omega_{Hit}) \quad (1)$$

其中, Y_{it} 为企业 i 在 t 期的产出。 K_{it} 为资本投入, L_{it} 为劳动投入, M_{it} 为材料投入。 ω_{Lit} 和 ω_{Hit} 分别为企业 i 在 t 期的劳动增强型生产率和希克斯中性生产率。^② ν 和 σ 分别为规模报酬参数和要素替代弹性。 β_K 和 β_M 分别为资本和材料产出弹性。

根据劳动和材料投入的成本最小化一阶条件,可以得到 ω_{Lit} 的表达式:

$$m_{it} - l_{it} = \sigma \ln \beta_M - \sigma(p_{Mit} - w_{it}) + (1 - \sigma) \omega_{Lit} \quad (2)$$

(2) 式为劳动增强型生产率的核心估计式,它表明可变投入比率 $m_{it} - l_{it}$ 取决于要素替代弹性 σ 、可变投入价格比率 $p_{Mit} - w_{it}$ 和劳动增强型生产率 ω_{Lit} 。由于 CES 生产函数中要素替代弹性 σ 是一个常数参数,因此在控制可变投入相对价格 $p_{Mit} - w_{it}$ 的变化之后,就能够根据可变投入比率推测劳动增强型生产率的变化。这就是 Doraszelski & Jaumandreu (2018) 及后续大部分研究的估计思路。

然而,依据上述思路估计劳动增强型生产率,在理论与实践面临着两个重要限制。一方面,就估计环境设定来看,这些研究需要产出价格信息,且往往忽视了需求端异质性的影响。但由于现实世界中不同企业间的产品类型、质量千差万别,产品市场显然是不完全竞争的。因此,正如 Jaumandreu & Yin (2020) 指出,在不完全竞争环境下忽视需求端异质性使得模型过于偏离现实的数据生成过程,可能导致生产函数参数与生产率估计的严重偏误,还会造成生产率估计的标准方法——“代理变量方法”中投入需求函数的可逆性条件失效。^③ 另一方面,就对数据的要求来看,这一估计思路依赖准确的企业层面可变投入的价格信息。但大多数企业数据库中只有企业的要素投入总量信息,缺乏价格信息,这就限制了估计方法的应用范围。

本文尝试同时放松以上限制,让技术进步方向的分析建立在更为可靠的微观基础之上。其一,将生产函数和需求弹性参数整合估计,从而有效缓解了代理变量方法下忽视需求异质性造成的估

① 遵循文献惯例,对于本文所有生产函数,我们设定企业要素投入分为两类:一类是短期不能调整的动态投入(资本 K),另一类是短期可以调整的可变投入(包括劳动 L 、材料 M)。假设所有函数均连续可微,并且随机变量服从连续且严格递增的分布函数。使用大写字母表示水平值,小写字母表示对数值。

② 需要说明的是,上述具有劳动增强型与希克斯中性两维生产率的生产函数设定,并非假设不存在资本增强型技术进步,而是将资本增强型、劳动增强型和材料增强型技术进步的共同部分纳入希克斯中性生产率中。然后,通过假设资本增强型与材料增强型技术进步相同,最终生产函数中便只包含了劳动增强型与希克斯中性两维生产率——资本增强型与材料增强型生产率被限制在与希克斯中性生产率同步变化,而劳动增强型生产率则反映了劳动与资本/材料要素技术进步间的相对变化。这一假设的合理性在于,资本和材料一定程度上都可以被视为生产出来的商品。相较之下,劳动通常被认为是一种特殊生产要素,其生产效率的变化是经济增长文献的永恒话题(Doraszelski & Jaumandreu 2018; Demirel 2020)。

③ 既有文献也意识到需求端异质性的可能影响。例如, Doraszelski & Jaumandreu (2018) 认为企业的需求函数只取决于自身产出和竞争对手产品的价格,并通过控制一组服从马尔科夫过程的需求移动因子(demand shifter)进行了简化处理。Demirel (2020) 则在文中明确承认,他的识别思路隐含地假设了企业感知到的需求曲线中不存在未观察到的异质性。否则作为重要识别方程的材料需求函数中应当包括企业异质的需求冲击,而这会导致可逆性条件失效。

计偏误问题。其二,不直接使用可变投入的成本最小化一阶条件估计劳动增强型生产率,而是将其变换为可变要素投入比率和要素收入份额的关系进行估计。这一做法只需要假设企业在可变投入市场是价格接受者并且追求成本最小化,不需要企业层面要素价格信息。

三、识别与估计框架

下面分四部分介绍本文的识别与估计框架。首先,识别劳动增强型生产率。从企业可变成本最小化问题出发,得到劳动增强型生产率的显式表达式。其次,构建基本估计方程。设定需求端和供给端估计环境,根据企业销售收入方程和生产率演化方程构建基本估计方程。再次,除生产率外其他企业异质性的识别。本文的估计框架除了两类生产率外,还引入了需求价格弹性和产品质量等多种企业异质性。最后,估计参数和两种生产率。

(一) 劳动增强型生产率的识别

考虑如下超越对数企业生产函数:

$$y_{it} = \beta_0 + \beta_K k_{it} + \beta_L l_{it}^* + \beta_M m_{it} + \frac{1}{2} \beta_{KK} k_{it}^2 + \frac{1}{2} \beta_{LL} l_{it}^{*2} + \frac{1}{2} \beta_{MM} m_{it}^2 + \beta_{LM} l_{it}^* m_{it} + \beta_{LK} l_{it}^* k_{it} + \beta_{MK} m_{it} k_{it} + \omega_{Hit} + v_{it} \quad (3)$$

其中 $l_{it}^* = l_{it} + \omega_{Lit}$, ω_{Hit} 与 ω_{Lit} 分别为希克斯中性生产率与劳动增强型生产率, v_{it} 为生产端独立同分布的扰动项。(3)式是一般生产函数的二阶逼近(对数形式)。借鉴 Doraszelski & Jaumandreu (2019) 和 Demirer (2020),进一步对其施加资本齐次可分性假设(homothetic separability restriction of capital),即生产函数能够表示为以下形式:

$$Y_{it} = F_t(K_{it}, h_t(K_{it} \exp(\omega_{Lit}) L_{it}, M_{it})) \exp(\omega_{Hit})$$

该假设表明,生产函数中资本 K_{it} 与可变投入组合 $h_t(K_{it} \exp(\omega_{Lit}) L_{it}, M_{it})$ 是可分的,且给定资本数量 K_{it} , $h_t(\cdot)$ 是任意阶齐次的。这是同时识别希克斯中性生产率与劳动增强型生产率的前提(Demirer 2020)。在经济学意义上,这一假定意味着企业可变投入的边际产出之比是可变投入数量之比的函数,与资本投入无关。具体地,(3)式中 $h_t(\cdot)$ 为 $\beta_L + \beta_M$ 阶齐次,即企业短期规模收益等于 $\beta_L + \beta_M$ 。这样,在资本齐次可分性假设下生产函数(3)变为:

$$y_{it} = \beta_0 + \beta_K k_{it} + \frac{1}{2} \beta_{KK} k_{it}^2 + \beta_L l_{it}^* + \beta_M m_{it} - \frac{1}{2} \beta (m_{it} - l_{it}^*)^2 + \omega_{Hit} + v_{it} \quad (4)$$

(4)式即为本文经验估计使用的生产函数。需要说明的是,(4)式并非十分严格。相较于同样满足资本齐次可分性假设的 CES 生产函数,(4)式允许要素替代弹性随企业与时间变化,是更加一般的形式。而且,在 Cobb-Douglas 生产函数中,不仅要求短期为 $\beta_L + \beta_M$ 阶齐次,同时要求长期为 $\beta_K + \beta_L + \beta_M$ 阶齐次。从经验上看,(4)式施加的一个重要限制在于企业可变投入占销售收入份额稳定。我们进行了丰富的检验,发现本文估计所用数据能够较好符合这一假设的要求。

这样,企业劳动和材料产出弹性以及可变投入产出弹性(短期规模收益)分别为:

$$\beta_{Lit} = \frac{\partial y_{it}}{\partial l_{it}^*} = \beta_L + \beta (m_{it} - l_{it}^*) = \beta_L + \beta (m_{it} - l_{it} - \omega_{Lit})$$

$$\beta_{Mit} = \frac{\partial y_{it}}{\partial m_{it}} = \beta_M - \beta (m_{it} - l_{it}^*) = \beta_M - \beta (m_{it} - l_{it} - \omega_{Lit}) \quad (5)$$

$$\beta_{Lit} + \beta_{Mit} = \beta_L + \beta_M \quad (6)$$

企业 i 在时期 t 的短期成本最小化问题为:

$$\begin{aligned} \min_{M_{it}, L_{it}} C_{it} &= W_{it} L_{it} + P_{Mit} M_{it} \\ \text{s. t. } Y_{it} &= F(\cdot) \end{aligned}$$

综合成本最小化一阶条件和(6)式,得到劳动增强型生产率的显式表达式:

$$m_{it} - l_{it} = -\frac{\beta_L}{\beta} + \frac{\beta_M + \beta_L}{\beta} S_{VLit} + \omega_{Lit} \quad (7)$$

其中, $S_{VLit} \equiv \frac{W_{it} L_{it}}{P_{Mit} M_{it} + W_{it} L_{it}}$ 为企业劳动投入占可变投入份额。(7)式为本文的核心识别式,它表明识别劳动增强型生产率需要企业材料与劳动投入比率 $m_{it} - l_{it}$ 和劳动投入占可变投入份额 S_{VLit} 。重要的是,与 Doraszelski & Jaumandreu(2018)以来基于 CES 生产函数得到的(2)式不同,(7)式意味着识别劳动增强型生产率并不需要企业要素价格信息。

直接使用最小二乘法(OLS)估计(7)式,会面临生产函数估计中经典的内生性问题,即企业是在掌握自身生产率信息的前提下选择要素投入,从而不可观测的生产率(被放入误差项)会与 S_{VLit} 相关,造成生产函数参数从而生产率估计偏误。故而本文并不直接估计(7)式,而是遵循 Olley & Pakes(1996)以来“代理变量方法”的估计思路:根据企业生产函数与生产率演化方程建立估计系统,通过构造企业决策时序解决内生性问题,得到生产函数基本参数的估计,然后根据(7)式计算企业的劳动增强型生产率。

(二) 基本估计方程

参照尹恒和张子尧(2019),考虑垄断竞争的市场环境和存在质量差异的需求系统。具体地,设企业 i 在时期 t 面临的需求函数为:

$$y_{it}^S = \varphi_t - \eta_{it}(p_{it}^S - \delta_{Qit}) + \delta_{Hit} + \mu_{it} \quad (8)$$

其中 y_{it}^S 和 p_{it}^S 分别是企业计划销售量和计划销售价格。价格是消费者支付的包括销售税(增值税)的价格。 φ_t 为需求函数的时间趋势项, η_{it} 为企业面临的需求价格弹性, μ_{it} 为需求端独立同分布的扰动。 δ_{Hit} 和 δ_{Qit} 为产品差异,两者差别在于横向产品 δ_{Hit} 源于企业促销、市场口碑等纯粹的需求因素,与企业生产过程和成本无关;而纵向产品质量差异 δ_{Qit} 需要企业付出更高的生产成本才能获得。具体地,设定企业间可以比较的“标准质量”产出量为 $Y_{it} \exp(\alpha(\delta_{Qit}))$, $\alpha'(\cdot) > 0$ 。这描述了质量和成本的一般关系,即产品质量 δ_{Qit} 越高,需要的生产投入从而生产成本越多,相应地折算的标准产出也就越大。(8)式可以理解为对任意需求函数的一阶逼近。此时,生产函数变为:

$$y_{it} = \beta_0 + \beta_K k_{it} + \beta_L l_{it}^* + \beta_M m_{it} + \frac{1}{2} \beta_{KK} k_{it}^2 - \frac{1}{2} \beta (m_{it} - l_{it}^*)^2 + \omega_{Hit} - \alpha(\delta_{Qit}) + v_{it} \quad (9)$$

(9)式是对生产函数(4)式在异质产出环境下的一般化,原则上保持了原来生产函数的一切性质。

将劳动增强型生产率的显式表达式(7)式代入(9)式,得到以下只包含希克斯中性生产率的生产函数:

$$\begin{aligned} y_{it} &= q_{it} + \omega_{Hit} - \alpha(\delta_{Qit}) + v_{it} \\ &= \beta_0 + \frac{1}{2} \frac{\beta_L^2}{\beta} + \beta_K k_{it} + \frac{1}{2} \beta_{KK} k_{it}^2 + (\beta_L + \beta_M) m_{it} - \frac{1}{2} \frac{(\beta_L + \beta_M)^2}{\beta} S_{VLit}^2 + \omega_{Hit} - \alpha(\delta_{Qit}) + v_{it} \end{aligned} \quad (10)$$

定义产销率 λ_{it} 为当期销售数量 Y_{it}^S 与当期生产数量 Y_{it} 之比,即 $\lambda_{it} = \frac{Y_{it}^S}{Y_{it}}$ 。综合生产函数(10)式和需求函数(8)式,得到企业销售收入方程:

$$\begin{aligned} r_{it} &= \frac{1}{\eta_{it}} \varphi_t + \left(1 - \frac{1}{\eta_{it}}\right) \ln \lambda_{it} + \left(1 - \frac{1}{\eta_{it}}\right) q_{it} + \left(1 - \frac{1}{\eta_{it}}\right) \omega_{Hit} - \left(1 - \frac{1}{\eta_{it}}\right) \alpha(\delta_{Qit}) \\ &\quad + \delta_{Qit} + \frac{1}{\eta_{it}} \delta_{Hit} + \psi_{it} \end{aligned} \quad (11)$$

(11) 式是将本文生产函数扩展到存在需求异质性的不完全竞争环境下的销售收入方程。

$\psi_{it} = \frac{1}{\eta_{it}}\mu_{it} + \left(1 - \frac{1}{\eta_{it}}\right)v_{it}$ 为综合了生产端与需求端的扰动项, 是独立同分布的白噪音。

下面根据企业利润最大化识别希克斯中性生产率。对于企业 i 在 t 期短期利润最大化问题为:

$$\max_{L_{it}, M_{it}} \Pi = (1 - \tau_{Fit}) [(1 - \tau_{it}) Y_{it}^S P(Y_{it}^S) - C(Y_{it})]$$

τ_{Fit} 和 τ_{it} 分别为企业所得税率和销项税率。综合(10)式生产函数和材料投入的一阶条件, 得到如下希克斯中性生产率表达式:^①

$$\begin{aligned} \left(1 - \frac{1}{\eta_{it}}\right)\omega_{Hit} &= \ln(1 - \tau_{Mit}) + p_{Mt} - \ln(1 - \tau_{it}) - \frac{1}{\eta_{it}}\varphi_t - \left(1 - \frac{1}{\eta_{it}}\right)\ln\lambda_{it} \\ &\quad - \ln\left(1 - \frac{1}{\eta_{it}}\right) - \ln(\beta_M + \beta_L) - \ln S_{VMit} + m_{it} - \left(1 - \frac{1}{\eta_{it}}\right)q_{it} \\ &\quad + \left(1 - \frac{1}{\eta_{it}}\right)\alpha(\delta_{Qit}) - \delta_{Qit} - \frac{1}{\eta_{it}}\delta_{Hit} \end{aligned} \quad (12)$$

其中 S_{VMit} 为企业材料投入占可变投入的份额。根据生产函数结构估计惯例, 假设希克斯中性生产率冲击服从一阶马尔科夫(Markov)过程:

$$\omega_{Hit} = E_t[\omega_{Hit} | \omega_{Hit-1}] + \xi_{Hit} = \gamma_t + g(\omega_{Hit-1}, Pr_{it|t-1}) + \xi_{Hit} \quad (13)$$

其中 ξ_{Hit} 为企业 i 在 t 期实现的希克斯中性生产率新息(innovation), γ_t 为时间趋势。我们还考虑了企业退出造成的样本选择问题, 即由于只能观测到持续经营的样本, 退出企业生产信息的疏漏可能带来企业生产率估计的偏误。为此, 借鉴 Olley & Pakes(1996)的思路, 在期望生产率函数 $g(\cdot)$ 中引入企业 i 在 $t-1$ 期对下一期持续经营概率的预测值 $Pr_{it|t-1}$ 控制样本选择问题:

$$Pr_{it|t-1} = \Gamma(k_{it-1}, l_{it-1}, m_{it-1}, sc_{it-1}) \quad (14)$$

其中 sc 为销售费用率。企业销售收入方程(11)式、希克斯中性生产率方程(12)式和生产率演化方程(13)式共同构成本文基本估计系统。

(三) 其他企业异质性的识别

首先是需求价格弹性的识别。参照尹恒和张子尧(2019), 根据企业可变投入成本最小化问题得到生产函数估计方程的约束, 将生产函数和需求弹性估计整合在一个估计系统, 以解决需求端不可观测的异质性对企业生产率估计的干扰。具体地, 根据企业成本最小化问题得到:

$$\ln\left(\frac{(1 - \tau_{it})R_{it}}{P_{Mit}M_{it} + W_{it}L_{it}}\right) = -\ln(\beta_L + \beta_M) + \ln\left(\frac{\eta_{it}}{\eta_{it} - 1}\right) + v_{it} \quad (15)$$

其中, (15)式描述了企业需求端异质性 $\frac{\eta_{it}}{\eta_{it} - 1}$ (即加成率 markup) 与可变投入占销售收入份额 $\frac{(1 - \tau_{it})R_{it}}{P_{Mit}M_{it} + W_{it}L_{it}}$ 之间的一般关系。根据本文生产函数设定, 企业可变投入产出弹性 $\beta_L + \beta_M$ 为常数, v_{it} 是企业生产端的纯粹扰动项。本文使用(15)式清除 v_{it} , 并形成对生产函数估计系统中参数的约束。具体地, 估计模型:

$$\ln\left(\frac{(1 - \tau_{it})R_{it}}{P_{Mit}M_{it} + W_{it}L_{it}}\right) = X_{it}\beta + v_{it} \quad (16)$$

使用控制变量 X_{it} 代表需求端异质性与可变投入产出弹性的综合影响, 包括常数项、三个要素

① 原则上, 能够分别得到关于劳动投入和材料投入的希克斯中性生产率显式表达式。不过相较材料投入, 现实中劳动投入通常面临更大的调整成本(adjustment cost)。因此, 本文按照 Levinsohn & Petrin(2003)、Akerberg et al.(2015)以来企业生产率估计的标准做法, 使用材料需求函数推断希克斯中性生产率。

投入的三阶多项式、企业营销努力(sc_{it})、出口市场参与($export_{it}$)、企业年龄(age_{it})、东部地区虚拟变量($east_{it}$)、中部地区虚拟变量($middle_{it}$)、地级市及以上的城区虚拟变量($core_{it}$)、省会城市虚拟变量($ccity_{it}$)、市场地位($entrant_{it}$)以及一整套年份虚拟变量和行业(四位数行业) 虚拟变量。本文用 OLS 方法估计(16) 式, 得到清除了 v_{it} 的可变投入占销售收入份额的预期值 $\ln\left(\frac{(1-\tau_{it})R_{it}}{P_{Mit}M_{it}+W_{it}L_{it}}\right)$ 。然后, 企业异质的需求弹性、可变投入占销售收入份额与可变投入产出弹性的关系可以表示为:

$$\ln\left(\frac{\eta_{it}}{\eta_{it}-1}\right) \equiv \ln\left(\frac{(1-\tau_{it})R_{it}}{P_{Mit}M_{it}+W_{it}L_{it}}\right) + \ln(\beta_L + \beta_M) \quad (17)$$

本文将(17) 式作为生产函数估计方程的约束, 从而将生产函数估计和需求价格弹性整合在一个估计系统。

其次是 δ_{Qit} 和 δ_{Hit} 的识别。对于纵向需求因子 δ_{Qit} , 本文从企业产品质量最优决策出发, 得到 δ_{Qit} 与需求弹性 η_{it} 的函数关系:

$$\alpha(\delta_{Qit}) = \frac{\eta_{it}}{\eta_{it}-1}$$

在估计程序中, 使用 $\frac{\eta_{it}}{\eta_{it}-1}$ 的非参数函数形式 $R\left(\frac{\eta_{it}}{\eta_{it}-1}\right)$ 逼近方程中 δ_{Qit} 的相关项:

$$\left(1 - \frac{1}{\eta_{it}}\right)\alpha(\delta_{Qit}) - \delta_{Qit} = R\left(\frac{\eta_{it}}{\eta_{it}-1}\right)$$

对于横向需求因子 δ_{Hit} , 本文借鉴 De Loecker(2011), 使用理论上影响企业需求的需求移动因子(demand shifters) 控制横向产品差异。具体地, 本文考虑的需求移动因子包括企业的营销努力(sc_{it})、市场地位($entrant_{it}$)、出口市场参与($export_{it}$)、影响需求的区位虚拟变量(包括东部地区 $east_{it}$ 、中部地区 $middle_{it}$ 、地级市及以上城区 $core_{it}$ 和省会城市 $ccity_{it}$)。

(四) GMM 估计

对于本文生产函数(10) 式, 定义生产函数参数:

$$\alpha_0 \equiv \beta_0 + \frac{1}{2} \frac{\beta_L^2}{\beta} \quad \alpha_K \equiv \beta_K \quad \alpha_{KK} \equiv \frac{1}{2} \beta_{KK} \quad \alpha_M \equiv \beta_L + \beta_M \quad \alpha_S \equiv -\frac{1}{2} \frac{(\beta_L + \beta_M)^2}{\beta}$$

将纵向需求因子、横向需求因子和生产率的马尔科夫过程, 分别引入企业销售收入方程(11) 式和滞后一期的希克斯中性生产率表达式(12) 式, 得到:

$$\begin{aligned} \hat{\xi}_{it} = & r_{it} - \frac{1}{\eta_{it}} p_{it} - \left(1 - \frac{1}{\eta_{it}}\right) (\alpha_K k_{it} + \alpha_{KK} k_{it}^2 + \alpha_M m_{it} + \alpha_S S_{VLit}) - \left(1 - \frac{1}{\eta_{it}}\right) \ln \lambda_{it} \\ & - \frac{1}{\eta_{it}} (bsc \cdot sc_{it} + a_1 east + a_2 middle + a_3 export + a_4 core + a_5 ccity) + R\left(\frac{\eta_{it}}{\eta_{it}-1}\right) \\ & - \left(1 - \frac{1}{\eta_{it}}\right) (\gamma_1 \cdot d00 + \gamma_2 \cdot d01 + \cdots) - \left(1 - \frac{1}{\eta_{it}}\right) h(\hat{\omega}_{Hit-1}, Pr_{it|t-1}) - c_0 - c_1 \frac{1}{\eta_{it}} \end{aligned} \quad (18)$$

$$\begin{aligned} \left(1 - \frac{1}{\eta_{it-1}}\right) \hat{\omega}_{Hit-1} = & \ln(1 - \tau_{Mit-1}) - \left(1 - \frac{1}{\eta_{it-1}}\right) (\alpha_K k_{it-1} + \alpha_{KK} k_{it-1}^2 + \alpha_M m_{it-1} + \alpha_S S_{VLit-1}) \\ & + \ln\left(\frac{\eta_{it-1}}{\eta_{it-1}-1}\right) + em_{it-1} - \ln(1 - \tau_{it-1}) - \left(1 - \frac{1}{\eta_{it-1}}\right) \ln \lambda_{it-1} + R\left(\frac{\eta_{it-1}}{\eta_{it-1}-1}\right) \\ & - \frac{1}{\eta_{it-1}} (a_0 + bsc \cdot sc_{it-1} + a_1 east + a_2 middle + a_3 export + a_4 core + a_5 ccity) \\ & - \frac{1}{\eta_{it-1}} p_{it-1} - \ln S_{VMit-1} \end{aligned} \quad (19)$$

其中 $em_{it} = m_{it} + p_{mt}$, 为中间品。本文使用 $\frac{\hat{\eta}_{it-1}}{\hat{\eta}_{it-1} - 1}$ 的三阶多项式逼近未知函数 $R(\cdot)$, 以控制产品质量的异质性。在销售收入方程 (18) 式 ϵ_0 合并生产函数中的常数项、时间趋势中的基准值、未知函数 $h(\omega_{H_{it-1}}, Pr_{it|t-1})$ 中的常数项、未知函数 $h(\omega_{H_{it-1}}, Pr_{it|t-1})$ 中 $\left(1 - \frac{1}{\eta_{-1}}\right)\hat{\omega}_{H_{it-1}}$ 项的常数项 $\ln(\beta_M + \beta_L)$ 、 $R\left(\frac{\eta_{it-1}}{\eta_{it-1} - 1}\right)$ 中的常数项; c_1 合并生产函数中常数项、横向产品差异 $\delta_{H_{it}}$ 中常数项、时间趋势中的基准值、未知函数 $h(\omega_{H_{it-1}}, Pr_{it|t-1})$ 中 $\left(1 - \frac{1}{\eta_{it-1}}\right)\hat{\omega}_{H_{it-1}}$ 项的常数项 $\ln(\beta_M + \beta_L)$ 。用时间虚拟变量序列识别 γ_t ; 用 $\omega_{H_{it-1}}$ 和 $Pr_{it|t-1}$ 的二阶多项式逼近未知函数 $h(\cdot)$; 用未知函数 $\Gamma(\cdot)$ 的四阶多项式识别 $Pr_{it|t-1}$ 。

最终, 估计系统除包括 (18) 式与 (19) 式, 还包括需求端约束方程 (17) 式和企业持续经营概率 (14) 式。根据设定, (18) 式中扰动项 ζ_{it} 满足:

$$E[z_{it} \cdot \zeta_{it}] = E\left[z_{it} \cdot \left(\left(1 - \frac{1}{\eta_{it}}\right)\xi_{it} + \psi_{it}\right)\right] = 0$$

其中 z_{it} 为工具向量。因此, 估计参数 θ 的 GMM 问题是:

$$\min_{\theta} \left[\frac{1}{N} \sum_i \sum_{T_i} z_{it} \zeta_{it}(\theta) \right]^T W_N \left[\frac{1}{N} \sum_i \sum_{T_i} z_{it} \zeta_{it}(\theta) \right]$$

其中, W_N 为权重矩阵, T_i 为企业 i 的观测数, N 为总观测数。基本识别参数包括生产函数参数、横向产品差异参数、时间趋势参数、 $h(\cdot)$ 中参数、 $R(\cdot)$ 中参数和常数项。本文借鉴 Doraszelski & Jaumandreu (2013) 提出的“concentrating out”方法对估计系统降维, 使用非线性参数的函数表示余下的线性参数, 大大提高了 GMM 估计的收敛性和稳健性。GMM 估计的工具向量 z_{it} 由外生变量的多项式组成。参数估计完成之后, 根据 (7) 式得到企业劳动增强型生产率的估计, 根据 (19) 式得到希克斯中性生产率的估计。

四、数据和参数估计结果

(一) 数据

本文研究时间跨度为 2000—2016 年, 使用的企业微观数据来源于 1999—2008 年“全部国有及规模以上民营工业企业数据库”(以下简称工企库) 与 2007—2016 年“全国税收调查数据库”(以下简称税调库)。前者样本范围为全部国有工业企业和主营业务收入在 500 万元以上的非国有工业企业, 是研究中国制造业生产率的权威数据库, 被学界广泛使用 (Brandt et al. 2012; 杨汝岱, 2015)。全国税收调查由财政部和国家税务总局联合组织实施, 由各地税务机关负责数据填报、收集和核查等具体工作。相较于目前研究中大量使用的工企库与上市公司财报等微观企业数据库, 全国税收调查数据不仅覆盖了更加全面的行业范围与企业规模, 其科学的抽样方式也保证了样本的代表性。此外, 全国税收调查通过网上直报的方式收集数据, 当地税务机关在正式提交数据之前还会对企业填报数据抽查核对。这些措施大大减少了数据错填错报的可能性, 保证了全国税收调查较高的数据质量。

我们对数据进行了细致的合并整理和变量清理: 第一, 本文模型是一个高维且高度非线性的估计系统, 恰当定义估计系统中的可观测变量对于估计的准确性来说极为重要。为此, 我们根据数据库中原始指标构建了更加符合经济理论内涵的变量。第二, 由于估计参数时需要用到相关变量的一阶滞后项, 我们保留了持续经营至少两期的企业样本。第三, 为了保证两个数据集的衔接与可比, 我们保留了税调库中规模以上的工业企业(主营业务收入在 500 万元以上)。完成以上数据清理过程后, 得到样本期为 1999—2008 年工企库与 2007—2016 年税调库的非平衡面板数据。两库

分别包括 641390 个与 826965 个观测值。本文根据行业分类标准,将制造业分为 10 个大类行业。^①

(二) 参数估计结果

表 1 分别列示了两个时期 10 个大类行业的基本参数和企业异质性估计结果。总体上,两个时期的估计结果较为相似,均处合理区间范围。首先,(4) 列和(9) 列显示绝大部分行业的短期规模参数(劳动与材料产出弹性之和)处于 0.9 左右,两期行业短期规模参数均值分别为 0.927 和 0.913,说明企业接近短期规模收益不变。这与文献标准结果保持一致。^②其次,(1) —(3) 列与(6) —(8) 列显示了使用企业当期销售收入加权的行业要素产出弹性。分要素来看,材料产出弹性最大,两个时期平均为 0.846 和 0.811。劳动和资本的平均产出弹性分别为 0.082 和 0.102 以及 0.214 和 0.213。最后,第(5) 列与第(10) 列结果显示,本文加成率的估计结果与理论预期相符,前后两个时期平均加成率变化不大,分别为 1.148 和 1.146。但不同行业存在明显的异质性,一些行业的加成率在样本后期有所上升(如机械设备、运输设备和电气电子行业),而另一些行业刚好相反(如造纸印刷、化学医药和非金属行业)。

表 1 参数估计结果

行业简称	1999—2008 年工企库					2007—2016 年税调库				
	产出弹性			短期规模参数	加成率	产出弹性			短期规模参数	加成率
	资本	劳动	材料			资本	劳动	材料		
	(1)	(2)	(3)			(6)	(7)	(8)		
食品饮料	0.108	0.071	0.863	0.934	1.265	0.139	0.089	0.857	0.945	1.250
纺织服装	0.256	0.088	0.794	0.883	1.039	0.429	0.139	0.763	0.902	1.059
木材家具	0.093	0.077	0.854	0.930	1.112	0.033	0.1119	0.825	0.944	1.116
造纸印刷	0.201	0.077	0.833	0.911	1.111	0.066	0.098	0.768	0.866	1.085
化学医药	0.456	0.083	0.928	1.010	1.288	0.414	0.089	0.757	0.846	1.159
非金属	0.358	0.098	0.823	0.921	1.198	0.384	0.082	0.806	0.888	1.136
金属制造	0.116	0.057	0.832	0.889	1.052	0.127	0.063	0.831	0.894	1.034
机械设备	0.094	0.101	0.824	0.925	1.142	0.115	0.129	0.790	0.919	1.202
运输设备	0.350	0.083	0.837	0.920	1.110	0.301	0.097	0.862	0.959	1.195
电气电子	0.107	0.080	0.869	0.949	1.165	0.123	0.120	0.846	0.966	1.219
行业平均	0.214	0.082	0.846	0.927	1.148	0.213	0.102	0.811	0.913	1.146

注:计算行业层面要素产出弹性与加成率时,使用企业销售收入作为权重计算各年加权均值,然后对各年均值进行简单平均。

五、生产率估计结果

(一) 劳动增强型生产率

得到估计参数后,根据(7) 式计算企业的劳动增强型生产率。理论上,由于不同行业之间的技术选择并不可比,企业的生产率水平值并不具有明确的经济含义,但生产率增速在行业间是可比的。因此,本文首先使用企业当期销售收入作为权重,计算“行业—年份”层面的劳动增强型生产率增速,然后取年份均值得到行业生产率年均增速。

① 样本期经历两次行业定义和代码调整,本文将行业定义和代码统一调整为最新版本。

② 例如, Aw et al. (2011) 的生产函数模型中直接设定短期规模参数为 1。

表 2 劳动增强型生产率

行业简称	2000—2008 年工企库				2008—2016 年税调库			
	生产率年均 增速(%)	产出效应年均 增速(%)	产出效应		生产率年均 增速(%)	产出效应年均 增速(%)	产出效应	
			IQR	AC			IQR	AC
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
食品饮料	10.381	0.733	1.041	0.805	8.759	0.846	0.782	0.721
纺织服装	7.209	0.635	0.756	0.801	11.530	1.698	0.587	0.724
木材家具	8.119	0.585	0.869	0.752	10.791	1.432	0.594	0.672
造纸印刷	9.848	0.834	0.818	0.793	11.405	1.179	0.438	0.689
化学医药	6.862	0.405	0.648	0.719	15.034	1.727	0.686	0.717
非金属	12.827	1.177	0.690	0.825	10.818	1.113	0.562	0.681
金属制造	10.812	0.640	1.039	0.852	10.224	0.783	0.652	0.761
机械设备	9.859	1.144	0.685	0.818	11.928	1.750	0.470	0.685
运输设备	7.375	0.829	0.927	0.821	12.471	1.294	0.462	0.689
电气电子	5.970	0.460	0.606	0.754	10.776	1.461	0.585	0.708

注: 产出效应的四分位距(interquartile range ,IQR) 为行业样本期内不同年份四分位距的均值。AC(auto-correlation) 为产出效应的自相关系数。表 3 同。

表 2 分行业报告了劳动增强型生产率的估计结果。其中 (1) 列和 (5) 列显示了前后两个时期不同行业生产率的年均增速。一个直观印象是, 几乎所有行业的劳动增强型生产率都经历了迅速增长。总体来看, 2000—2008 年间有 8 个行业的年均增速均超过 7%, 2008—2016 年间更是有 9 个行业的年均增速超过 10%。这意味着在过去 20 多年的技术变革浪潮中, 有偏技术进步发挥了重要作用。分时期看, 2008 年前后劳动增强型生产率增速并未出现较大波动, 始终保持稳定增长。

劳动增强型生产率的改善可以视为有效劳动投入的增加。为了方便与希克斯中性生产率比较, 我们计算了劳动增强型生产率对企业产出的影响(以下称为“产出效应”):

$$dy_{it} = \hat{\beta}_{Lit-1} \cdot d\omega_{Lit}$$

$\hat{\beta}_{Lit-1}$ 是企业上期有效劳动产出弹性。上式表示劳动增强型生产率每增长 1%, 产出增长 $\hat{\beta}_{Lit-1}\%$ 。

表 2 的 (2) 列和 (6) 列报告了劳动增强型生产率产出效应的估计结果。总体来看, 劳动增强型生产率始终是推动企业产出增长的重要力量。2008 年前不同行业劳动增强型生产率产出效应的年均增速处于 0.4%—1.2% 之间, 2008 年后处于 0.8%—1.8% 之间。

在图 1 的 Panel A 中将 2000 年的产出水平标准化为 1, 绘制了不同行业 2000—2016 年间劳动增强型生产率的累计产出效应。可以清晰看到, 不同行业的产出效应具有较大异质性: 劳动增强型技术进步始终是一些行业产出增长的重要来源, 但对另外一些行业的影响相对较小。

大量文献发现, 即使在细分行业内企业间生产率也存在巨大差异(Syverson, 2011)。这一特征广泛存在于几乎所有国家。Hsieh & Klenow(2009) 进一步指出, 由于在要素投入市场存在一系列的经济扭曲, 中国相较于美国等发达国家, 企业间的生产率差异往往更大。与反映企业综合生产效率的全要素生产率不同, 劳动增强型生产率侧重反映企业劳动要素的生产效率。那么, 不同企业劳动增强型生产率是否存在显著差异? 如果存在, 差异又有多大? 表 2 的 (3) 列和 (7) 列报告了行业内劳动增强型生产率的四分位距(interquartile range)。不同行业产出效应的四分位距均值在 0.44—1.04 之间, 表示 75 分位数企业的劳动增强型生产率是 25 分位数企业的 1.55—2.83 倍。这说明即使在行业内部, 企业之间的劳动增强型生产率仍然具有很大差异。除此之外, (4) 列和 (8)

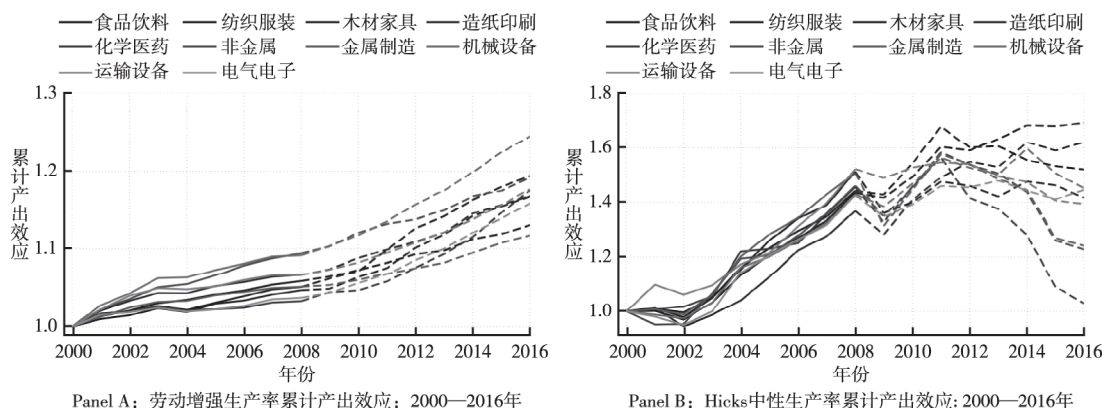


图 1 分行业技术进步的累计产出效应

注: 图 1 绘制了 2000—2016 年生产率的累计产出效应。我们将 2000 年产出水平标准化为 1, 实线报告了使用工业企业库计算的 2000—2008 年的累计产出效应, 虚线报告了使用税调库计算的 2008—2016 年的累计产出效应。

列结果显示劳动增强型生产率高度自相关, 一阶自回归系数介于 0.6—0.9 之间, 意味着企业间生产率的差异是持续存在的。

(二) 希克斯中性生产率

根据 (19) 式计算企业的希克斯中性生产率, 然后使用企业当期销售收入作为权重, 计算行业希克斯中性生产率年均增速。就希克斯中性生产率而言, 其产出效应增速等于生产率增速本身:

$$dy_{it} = d\omega_{Hit}$$

即希克斯中性生产率每增长 1%, 产出也增长 1%。

表 3 分行业报告了希克斯中性生产率的估计结果。总体来看, 希克斯中性生产率仍然是推动制造业产出增长的主要源泉。不过, 在 2008 年前后的两个时期中, 希克斯中性生产率呈现截然不同的增长态势。2000—2008 年间, 所有行业的希克斯中性生产率增长迅速, 年均增速的最大值为运输设备业的 6.5%, 最小值为造纸印刷业的 4.6%。这一时期希克斯中性生产率的产出贡献是劳动增强型生产率的 4—15 倍。然而, 2008 年之后希克斯中性生产率增速明显放缓。只有食品饮料业和造纸印刷业保持了较高增速, 其余 8 个行业的年均增速都处于 2% 以下, 甚至在 5 个行业出现了负增长。

表 3 希克斯中性生产率

行业简称	2000—2008 年工业企业库			2008—2016 年税调库		
	生产率年均增速(%)	产出效应		生产率年均增速(%)	产出效应	
		IQR	AC		IQR	AC
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
食品饮料	5.445	0.354	0.854	2.240	0.273	0.623
纺织服装	5.534	0.431	0.736	0.682	0.387	0.671
木材家具	6.424	0.260	0.755	-0.804	0.355	0.581
造纸印刷	4.597	0.464	0.807	2.304	0.477	0.290
化学医药	5.704	0.547	0.848	-3.664	0.505	0.703
非金属	5.764	0.412	0.823	-1.996	0.308	0.513
金属制造	6.354	0.301	0.773	-2.214	0.318	0.654
机械设备	5.375	0.368	0.830	0.189	0.325	0.679
运输设备	6.537	0.356	0.865	-1.066	0.268	0.596
电气电子	5.325	0.418	0.803	0.178	0.498	0.709

注: 希克斯中性生产率年均增速和其产出效应年均增速相等。

在图 1 的 Panel B 绘制了不同行业 2000—2016 年希克斯中性生产率的累计产出效应,从中清楚看到,希克斯中性生产率在样本后期全面下滑。综合图 1 的 Panel A 和 Panel B,能够得到一个基本结论:2008 年前中性技术进步是产出增长的主要力量,但 2008 年后明显放缓。伴随着中性技术进步的放缓,有偏技术进步对产出增长的相对贡献越发重要。

表 3 的 (2) 和 (5) 列报告了希克斯中性生产率产出效应的四分位距。平均而言,不同行业的四分位距在 0.26—0.55 之间,表示 75 分位数企业的希克斯中性生产率是 25 分位数企业的 1.30—1.73 倍。这一结果要比 Hsieh & Klenow(2009) 的估计结果(0.82) 小得多。这是可以理解的,因为与 Hsieh & Klenow(2009) 基于中性 CD 生产函数,在给定参数下利用投入产出数据直接计算企业生产率的做法不同,本文估计时不仅考虑了有偏技术进步,还考虑了企业异质的投入、产出,从而剥离了可能混杂在企业希克斯中性生产率中的大量企业异质性。表 3 第 (3) 列和 (6) 列结果显示,企业的希克斯中性生产率同样呈现高度自相关。

六、技术进步和产出增长

(一) 总体增速

得到行业生产率增速之后,接下来自然面临的问题是,中国制造业总体生产率的变动趋势如何? 回答这一问题,本质是思考如何在两个维度上对企业生产率进行加总。

第一,如何将两种类型的生产率信息加总起来。这一问题的处理方式较为直接。本文生产函数同时纳入劳动增强型和希克斯中性两维生产率,因而总体技术进步的产出贡献可以表示为两种生产率的产出效应之和,即 $\beta_{Lit}d\omega_{Lit} + d\omega_{Hit}$ 。本文称为总体技术进步的产出效应。

第二,如何将企业层面的信息加总到总体层面。对于这一问题,文献通常有两种处理方法:第一种方法使用企业工业总产值、销售收入或者职工人数等作为权重,将企业层面生产率直接加权平均到总体层面(Brandt et al. 2012; 杨汝岱 2015)。不过,要使用这种方法得到具有经济意义的总体生产率,必须要求样本企业具有总体代表性。于本文使用的数据而言,中国工业企业数据接近中国制造业全样本,直接基于企业销售收入进行加权较为合理。不过,全国税收调查数据作为一项抽样调查数据,虽然具有较好的行业代表性,但由于各行业样本企业不同年份中的分布并不均匀,并不具有较好的总体代表性。因此直接基于企业销售收入加总会赋予不同行业的样本企业不合理的权重,从而得到错误的总体层面结果。第二种方法是先计算行业层面生产率,然后给出行业权重以计算总体层面生产率。该方法只需要假设样本企业具有较好的行业代表性,十分适用于抽样调查数据。本文选择使用这一方法进行计算。具体地,按照“企业—行业—总体”顺序分两步进行加总:第一步,从企业加总至行业。对于企业生产率,使用企业当期销售收入作为权重计算“行业—年份”层面加权平均生产率。第二步,从行业加总至总体。对于“行业—年份”层面平均生产率,本文直接根据宏观数据确定不同行业权重。具体地,从《中国工业统计年鉴》得到 2000—2016 年各行业的工业产值占制造业总体的工业产值比重,将其作为权重加总到总体层面。这一做法的优点在于,能够有效规避抽样调查数据不同年份中行业权重分布不均的问题。

表 4 生产率(产出效应) 总体增速 单位: %

时期	劳动增强型生产率		希克斯中性生产率	总体技术进步
	生产率	产出效应	生产率	产出效应
	(1)	(2)	(3)	(4)
Panel A: 2000—2008 年(8 年)				
累计增长	68.296	5.075	45.746	50.821
年均增长	8.537	0.634	5.718	6.353

续表 4

时期	劳动增强型生产率		希克斯中性生产率	总体技术进步
	生产率	产出效应	生产率	产出效应
	(1)	(2)	(3)	(4)
Panel B: 2008—2016 年(8 年)				
累计增长	91.736	10.519	-5.932	4.586
年均增长	11.467	1.315	-0.742	0.573
Panel C: 2000—2016 年(16 年)				
累计增长	160.032	15.594	39.814	55.407
年均增长	10.002	0.975	2.488	3.463

注: 同表 3。

表 4 按照不同样本时期分组,给出了劳动增强型生产率、希克斯中性生产率以及总体技术进步增速的计算结果。就制造业总体而言,21 世纪以来技术进步的产出贡献十分明显。整体上看,Panel C 显示 2000—2016 年间总体技术进步带动产出累计增长 55.4%,年均增长 3.5%。其中,劳动增强型生产率和希克斯中性生产率分别贡献了 15.6% 和 39.8% 的累计产出增长,以及 1% 和 2.5% 的年均产出增长。一个可以横向对比的结果是 Doraszelski & Jaumandreu(2018),他们使用 1990—2006 年西班牙制造业企业数据,发现劳动增强型生产率与希克斯中性生产率产出效应的年均增速分别为 1.7% 与 1.4%。这说明,相较而言,中国制造业技术进步更多具有中性特征。

分时期看,第(4)列显示 2008 年后总体技术进步的产出贡献大幅下降。具体而言,2008 年后技术进步的年均产出效应约为 0.6%,相较前期下降了 5.8 个百分点。分技术进步类型看,Panel A 和 Panel B 显示 2008 年前后技术进步产出效应截然不同,主要原因在于希克斯中性生产率增速放缓甚至下滑,2008 年后希克斯中性生产率年均产出效应降低了 6.5%。劳动增强型生产率的产出效应变化不大,甚至略有上升。

图 2 绘制了样本期产出效应的动态变化。Panel A 为不同年份的产出效应增速,Panel B 为累计产出效应。可以清晰地看到,在 2002 年加入 WTO 后中国制造业希克斯中性生产率迅速增长。但在 2008 年全球金融危机之后,尤其是 2011 年后明显放缓,甚至在一些年份出现负增长。不同的是,劳动增强型生产率增速一直保持稳定,并在样本后期成为推动产出增长的主要支撑。这一结果再次表明有偏技术进步对产出的相对贡献并非一成不变。随着中性技术进步放缓,有偏技术进步对于产出增长越发重要。

关于 21 世纪后中国制造业全要素生产率增速及其贡献问题,学界讨论颇丰并且给出了诸多不同答案。一些研究与本文类似,利用中国工业企业数据估计了制造业总体生产率演变。例如,杨汝岱(2015)使用 Olley & Pakes(1996)估计方法,发现 1998—2007 年间中国制造业全要素生产率增速在 2%—6% 之间,年均增长 3.83%。Brandt et al.(2012)指出 Olley & Pakes(1996)方法忽略了企业的需求端异质性,可能造成生产函数参数和生产率的估计偏误。他们转而使用指数方法进行估计,发现 1998—2007 年中国制造业全要素生产率年均增速为 7.96%。本文使用的估计方法将生产函数和需求弹性整合在一个估计系统,能够有效缓解 Brandt et al.(2012)指出的需求端不可观测异质性对企业生产率估计的干扰。我们发现,2000—2008 年间中国制造业全要素生产率年均增速为 5.7%,总体技术进步带动产出年均增长达到 6.4%。估计结果介于上述两篇文献之间。

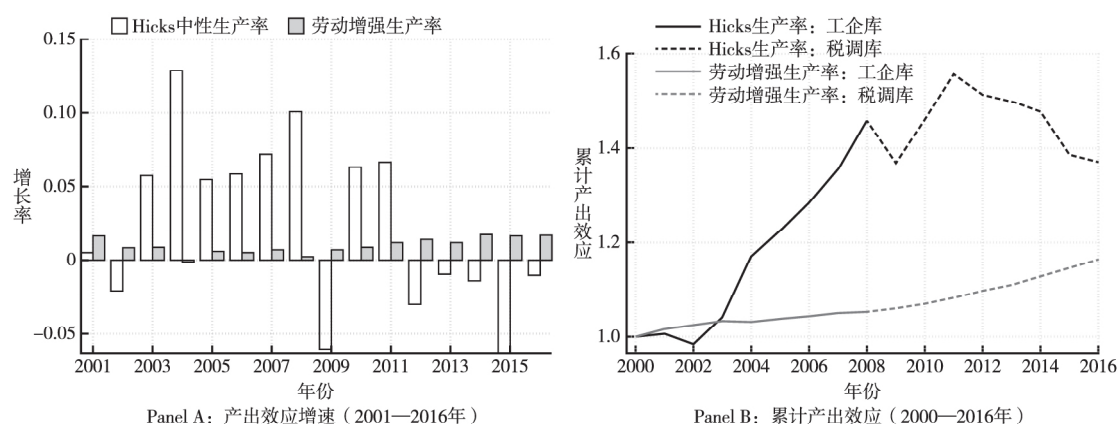


图2 产出效应的变化趋势

注: 图2报告了2000—2016年技术进步产出效应的每年增速(Panel A)和技术进步的累积产出效应(Panel B)。Panel B中,我们将2000年产出水平标准化为1,使用工企库计算2000—2008年技术进步的累积产出效应(实线);将工企库2008年的计算值作为基准,使用税调库计算2008—2016年技术进步的累积产出效应(虚线)。

鉴于2008年后工企库的数据质量和可得性问题,大部分利用微观数据的研究只能考察2008年前中国制造业生产率的演变。^①关于2008年后中国生产率的研究则多集中在宏观(行业)层面。例如,汤铎铎等(2020)利用宏观数据估计发现,2006—2010年的中国全要素生产率年均增速为4.24%,2011—2015年下降为2.26%。蔡跃洲和付一夫(2017)利用行业数据发现中国2010—2014年全要素生产率平均增速为2.2%,金融危机后技术进步对经济增长的带动作用为负,增长动力主要来自大量低效投入。Wei et al. (2017)发现以2009年为拐点,2009年前中国全要素生产率一直保持高速增长,2009—2015年显著下滑并拖累了经济增长。与上述文献不同,本文利用可靠的税收调查微观企业数据,发现2008—2016年间制造业全要素生产率年均增速下降至-0.7%,技术进步产出效应年均增速下降至0.6%。本文结果与基于宏观数据的测算非常接近,有利于对金融危机之后中国生产率增速放缓这一论断达成共识。

(二) 动态分解

前文发现中国制造业生产率在21世纪初期迅速增长,金融危机之后有所放缓。就理论而言,总体生产率增长具有三种来源:(1)企业自身成长,即在位企业平均生产率提高。(2)资源配置效率改善,即生产要素从生产率较低的企业重新配置到生产率较高的企业。(3)低生产率企业退出或者高生产率企业进入。为了分析总体生产率变动的主要来源,本文使用Melitz & Polanec (2015)的动态Olley-Pakes分解,将整体生产率(产出效应)的变化分解为在位企业自身成长、资源配置效率改善、企业进入与退出的影响。

表5报告了生产率产出效应的分解结果。其中蕴含以下重要信息。首先,整体上看,无论是希克斯中性生产率还是劳动增强型生产率,其增长均主要源于在位企业平均生产效率的提高。资源配置项基本为负,意味着样本期内要素配置效率并无明显改善,反而拖累了总体生产率的提高。其次,分时期看,2008年后企业希克斯中性生产率大幅下滑,这是制造业生产率放缓的主要动因。而且资源配置对总体生产率的贡献依然为负,意味着“四万亿”大规模财政刺激计划并未将资源更多配置给高效企业。^②最后,对于两种生产率而言,企业进入退出的影响相当有限。

^① 尹恒和杨龙见(2019)使用1998—2013年中国工业企业数据对10个制造业行业的分析,也发现了同样的演变模式:希克斯中性生产率在1999—2007年期间持续增长,样本期末(2008年以后)却呈现全面下滑趋势。

^② 尹恒和李世刚(2019)使用1998—2013年中国工业企业数据,同样发现中国制造业资源配置效率并未明显改善。

表 5 生产率(产出效应)动态分解 单位: %

时期	总产出效应变化	分解				
		存续企业			进入企业	退出企业
		总变化	平均生产率	资源配置		
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
Panel A	劳动增强型生产率					
2000—2008	5.075	5.453	6.419	-0.965	0.062	-0.440
2008—2016	10.519	10.757	16.158	-5.401	1.053	-1.291
2000—2016	15.594	16.210	22.577	-6.366	1.115	-1.731
Panel B	希克斯中性生产率					
2000—2008	45.746	40.395	43.419	-3.023	4.510	0.840
2008—2016	-5.932	-8.209	-7.788	-0.421	-1.624	3.900
2000—2016	39.814	32.186	35.641	-3.444	2.886	4.740
Panel C	总体技术进步					
2000—2008	50.821	45.849	49.838	-3.988	4.572	0.400
2008—2016	4.586	2.548	8.370	-5.822	-0.571	2.609
2000—2016	55.407	48.397	58.208	-9.811	4.001	3.010

注: 分解变量为生产率的产出效应。以上一年为基年定义企业是否为进入退出或者持续经营。

上述发现对中国经济结构转型具有很强的政策启示。在新的经济发展阶段下,一方面以人口红利为基础的高投资发展模式难以为继,经济增长需要转移到依靠技术进步上来。另一方面随着中国自身技术水平的提升,与前沿国家技术差距的缩小,意味着中国过去几十年具备的技术性后发优势将消失殆尽。不过,这并不意味着未来中国经济不再具备增长空间。本文显示,中国制造业配置效率对生产率的贡献仍然较低,减少经济扭曲、改善资源效率的“红利”仍然十分丰厚,坚持“使市场在资源配置中起决定性作用”是未来中国经济实现内生、集约、可持续增长的重要路径。

七、结 语

技术进步方向是决定经济增长和要素分配的关键因素,但目前学界关于技术进步方向的经验测度仍然十分缺乏。本文提出了一个新的生产率结构估计方法,考虑企业同时存在劳动增强型与希克斯中性两维生产率,从而直接在微观层面识别技术进步方向。这一估计方法不需要使用详细的企业层面价格信息,具有比较广泛的适用范围。综合利用中国工业企业数据和全国税收调查数据的估计结果表明,2000—2016年间中国制造业技术进步存在明显的劳动增强型特征,其宏观影响不容忽视。样本期内劳动增强型生产率增速保持稳定,带动产出年均增长1.0%。希克斯中性生产率带动产出年均增长2.5%,不过在金融危机之后,尤其是2011年后增速明显放缓甚至下滑。这意味着在样本后期,有偏技术进步已然成为推动产出增长的主要力量。不仅如此,我们还发现制造业生产率增长主要源于企业自身效率的提高,行业内资源优化配置的贡献十分有限,资源配置效率仍然存在较大的改善空间。

本文研究刻画了21世纪以来中国制造业技术变迁的整体图景,对新时期推动中国经济高质量发展具有重要政策启示。大量研究指出,一个经济体只有保证技术进步方向和要素结构之间的一

致性,才能实现经济持续增长。本文研究结果显示,中国制造业的技术进步倾向于提高劳动要素的生产效率。在劳动年龄人口进入负增长、经济增长结构性减速的大背景下,这直接意味着增加有效劳动供给是推动未来经济增长的关键。为此,应当加强与当前发展阶段相适宜的技术型劳动力的培养,建立职工培训学习制度,多层次、多角度地促进人力资本积累和劳动者素质的提高。此外,本文发现制造业总体生产率的提高主要源于企业成长,资源配置效率贡献为负。企业成长固然值得鼓励,但是随着中国发展初期具备的技术性后发优势逐渐消失,企业未来的成长空间也会逐渐压缩。2022年3月,中共中央、国务院发布《关于加快建设全国统一大市场的意见》,从全局和战略高度明确了打造全国统一的要素市场,推进要素市场放开、放活,破除行政壁垒和体制藩篱对价格的阻碍作用,全面推动市场化价格机制的形成。党的二十大报告再次强调,要构建全国统一大市场,深化要素市场化改革,建设高标准市场体系。通过建设统一大市场以减少甚至消除市场扭曲,无疑是改善资源配置效率,提高未来宏观生产效率的必然之举。

当然,作为基于微观视角估计中国技术进步方向的初步尝试,本文侧重于分析中性技术进步和有偏技术进步的增长效应。然而,技术进步方向的影响并不局限于产出,它还会从分配端对要素收入份额产生重要影响。在过去几十年中,许多西方国家的劳动收入份额持续下降,引起了广泛关注。最近的一些研究指出,有偏技术进步可能是这一现象背后的关键驱动因素(Piketty, 2018; Oberfield & Raval, 2021)。自20世纪90年代开始中国的劳动收入份额同样经历了长期的下降过程,但以2007年为拐点劳动收入份额出现逆转开始上升。那么,有偏技术进步在这一转变中起到了什么作用?运用本文估计方法,从微观层面出发分析有偏技术进步的收入分配效应,探究劳动收入份额由降转升的背后动因,这也是未来值得努力的方向。

参考文献

- 蔡跃洲、付一夫 2017 《全要素生产率增长中的技术效应与结构效应——基于中国宏观和产业数据的测算及分解》,《经济研究》第1期。
- 戴天仕、徐现祥 2010 《中国的技术进步方向》,《世界经济》第11期。
- 李扬、张晓晶 2015 《“新常态”:经济发展的逻辑与前景》,《经济研究》第5期。
- 陆雪琴、章上峰 2013 《技术进步偏向定义及其测度》,《数量经济技术经济研究》第8期。
- 汤铎铎、刘学良、倪红福、杨耀武、黄群慧、张晓晶 2020 《全球经济大变局、中国潜在增长率与后疫情时期高质量发展》,《经济研究》第8期。
- 王林辉、袁礼 2018 《有偏型技术进步、产业结构变迁和中国要素收入分配格局》,《经济研究》第11期。
- 杨汝岱 2015 《中国制造业企业全要素生产率研究》,《经济研究》第2期。
- 尹恒、李世刚 2019 《资源配置效率改善的空间有多大?——基于中国制造业的结构估计》,《管理世界》第12期。
- 尹恒、杨龙见 2019 《投入产出异质与企业生产率的结构估计:中国制造业1998—2013》,《中国工业经济》第4期。
- 尹恒、张子尧 2019 《需求异质与企业加成率估计》,《中国工业经济》第12期。
- 郑江淮、荆晶 2021 《技术差距与中国工业技术进步方向的变迁》,《经济研究》第7期。
- Acemoglu, D., and F. Zilibotti, 2001, “Productivity Differences”, *Quarterly Journal of Economics*, 116(2), 563—606.
- Acemoglu, D., 2002a, “Directed Technical Change”, *Review of Economic Studies*, 69(4), 781—809.
- Acemoglu, D., 2002b, “Technical Change, Inequality, and the Labor Market”, *Journal of Economic Literature*, 40(1), 7—72.
- Acemoglu, D., 2003, “Labor and Capital-augmenting Technical Change”, *Journal of the European Economic Association*, 1(1), 1—37.
- Akerberg, D. A., K. Caves, and G. Frazer, 2015, “Identification Properties of Recent Production Function Estimators”, *Econometrica*, 83(6), 2411—2451.
- Alvarez-Cuadrado, F., N. V. Long, and M. Poschke, 2018, “Capital-labor Substitution, Structural Change and the Labor Income Share”, *Journal of Economic Dynamics and Control*, 87, 206—231.
- Aw, B. Y., M. J. Roberts, and D. Y. Xu, 2011, “R&D Investment, Exporting, and Productivity Dynamics”, *American Economic Review*, 101(4), 1312—1344.
- Blanchard, O. J., W. D. Nordhaus, and E. S. Phelps, 1997, “The Medium Run”, *Brookings Papers on Economic Activity*, 2, 89—158.

- Brandt, L., J. V. Biesebroeck, and Y. Zhang, 2012, "Creative Accounting or Creative Destruction? Firm-level Productivity Growth in Chinese Manufacturing", *Journal of Development Economics*, 97(2), 339—351.
- De Loecker, J., 2011, "Product Differentiation, Multiproduct Firms, and Estimating the Impact of Trade Liberalization on Productivity", *Econometrica*, 79(5), 1407—1451.
- De Loecker, J., and C. Syverson, 2021, "An Industrial Organization Perspective on Productivity", *Handbook of Industrial Organization*, 4(1), 141—223.
- Demirer, M., 2020, "Production Function Estimation with Factor-augmenting Technology: An Application to Markups", Work. Pap., Mass. Inst. Technol., Cambridge.
- Doraszelski, U., and J. Jaumandreu, 2013, "R&D and Productivity: Estimating Endogenous Productivity", *Review of Economic Studies*, 80(4), 1338—1383.
- Doraszelski, U., and J. Jaumandreu, 2018, "Measuring the Bias of Technological Change", *Journal of Political Economy*, 126(3), 1027—1084.
- Doraszelski, U., and J. Jaumandreu, 2019, "Using Cost Minimization to Estimate Markups", Working Paper.
- Hicks, J. R., 1932, *The Theory of Wages*, London: Macmillan.
- Hsieh, C. T. and P. J. Klenow, 2009, "Misallocation and Manufacturing TFP in China and India", *Quarterly Journal of Economics*, 124(4), 1403—1448.
- Jaumandreu, J., and H. Yin, 2020, "Cost and Product Advantages: Evidence from Chinese Manufacturing Firms", CEPR Discussion Paper.
- Jones, C. I., 2005, "The Shape of Production Functions and the Direction of Technical Change", *Quarterly Journal of Economics*, 120(2), 517—549.
- Klump, R., P. McAdam, and A. Willman, 2007, "Factor Substitution and Factor-augmenting Technical Progress in the United States: A Normalized Supply-side System Approach", *Review of Economics and Statistics*, 89(1), 183—192.
- Klump, R., P. McAdam, and A. Willman, 2012, "The Normalized CES Production Function: Theory and Empirics", *Journal of Economic Surveys*, 26(5), 769—799.
- León-Ledesma, M. A., P. McAdam, and A. Willman, 2010, "Identifying the Elasticity of Substitution with Biased Technical Change", *American Economic Review*, 100(4), 1330—1357.
- Levinsohn, J., and A. Petrin, 2003, "Estimating Production Functions Using Inputs to Control for Unobservables", *Review of Economic Studies*, 70(2), 317—342.
- Lucas, J. R. E., 1988, "On the Mechanics of Economic Development", *Journal of Monetary Economics*, 22(1), 3—42.
- Marquetti, A. A., 2003, "Analyzing Historical and Regional Patterns of Technical Change from a Classical-Marxian Perspective", *Journal of Economic Behavior & Organization*, 52(2), 191—200.
- Melitz, M. J., and S. Polanec, 2015, "Dynamic Olley-Pakes Productivity Decomposition with Entry and Exit", *Rand Journal of Economics*, 46(2), 362—375.
- Oberfield, E., and D. Raval, 2021, "Micro Data and Macro Technology", *Econometrica*, 89(2), 703—732.
- Olley, G. S., and A. Pakes, 1996, "The Dynamics of Productivity in the Telecommunications Equipment Industry", *Econometrica*, 64(6), 1263—1297.
- Piketty, T., 2018, *Capital in the Twenty-first Century*, Harvard University Press.
- Raval, D. R., 2019, "The Micro Elasticity of Substitution and Non-neutral Technology", *Rand Journal of Economics*, 50(1), 147—167.
- Raval, D. R., 2022, "Testing the Production Approach to Markup Estimation", *Review of Economic Studies*, forthcoming.
- Robinson, J., 1953, "The Production Function and the Theory of Capital", *Review of Economic Studies*, 21(2), 81—106.
- Romer, P. M., 1990, "Endogenous Technological Change", *Journal of Political Economy*, 98(5), 71—102.
- Syverson, C., 2011, "What Determines Productivity?", *Journal of Economic Literature*, 49(2), 326—365.
- Uzawa, H., 1961, "Neutral Inventions and the Stability of Growth Equilibrium", *Review of Economic Studies*, 28(2), 117—124.
- Wei, S. J., Z. Xie, and X. Zhang, 2017, "From 'Made in China' to 'Innovated in China': Necessity, Prospect, and Challenges", *Journal of Economic Perspectives*, 31(1), 49—70.
- Zhang, H., 2019, "Non-neutral Technology, Firm Heterogeneity, and Labor Demand", *Journal of Development Economics*, 140, 145—168.

Identification and Estimation of the Direction of Technological Change of Chinese Manufacturing

YIN Heng^a, LI Hui^b and ZHANG Daoyuan^b

(a: National Academy of Development and Strategy ,Renmin University of China;

b: School of Finance , Renmin University of China)

Summary: Numerous theoretical studies emphasize that the direction of technological change is a crucial factor influencing economic growth and resource allocation. However, the actual direction of technological change remains an empirical question. Although some literature provides evidence of biased technological change based on macro-level regional or industry data, the analysis method based on representative enterprises averages out rich heterogeneity information at the micro level. In recent years, with the continuous development of measurement methods and the increasing abundance of microscopic data, it has become necessary to identify the direction of technological change at the micro level. This paper aims to make efforts in this regard.

Using the multidimensional productivity estimation framework proposed by Doraszelski & Jaumandreu (2018), this paper develops a new method for estimating the micro-productivity structure and explores the reliable estimation of labor-augmenting productivity and Hicks-neutral productivity to directly identify the direction of technological change at the micro level. This paper extends the assumptions of the current literature on the estimation of the direction of technological change by considering the multidimensional firm heterogeneity in terms of both cost and demand and integrating the estimation of production and demand functions in a single system. This ensures that our estimation of the direction of technological change is based on a more reliable microscopic foundation. Moreover, our estimation method does not require firm-level output and factor price information, and the databases used in general micro-productivity estimation can meet this requirement and have a relatively wide scope of application.

Based on this estimation method, we comprehensively use Chinese Industrial Enterprise Data and National Tax Survey Data to estimate the basic parameters of the model, and analyze the technological change in China's manufacturing industry from 2000 to 2016. On the one hand, we find that technological change in China's manufacturing industry has obvious biased characteristics: the growth rate of labor-augmenting productivity remains stable during the sample period, with an average annual growth rate of 10%, driving an average annual output growth of 0.8%; the Hicks-neutral productivity has an average annual growth rate of 2.5%, driving an average annual output growth of 2.5% as well, but the growth rate has slowed significantly after the financial crisis, especially after 2011. This means that with the evolution of time, biased technological change gradually increases its relative contribution to output and becomes the main source of output growth in the later period of the sample. On the other hand, we find that the improvement of the macro-production efficiency of the manufacturing industry is due to the growth of firms, and the allocation of resources in the industry has actually dragged down the overall productivity, indicating that there is still considerable room for improvement in China's allocation efficiency.

From a micro perspective, this study provides a comprehensive analysis of the technological changes in China's manufacturing industry since the 21st century. Our findings have important policy implications for promoting high-quality economic development in China in the new era. First, the technological change in China's manufacturing industry tends to increase the production efficiency of labor factors. Against the backdrop of a working-age population entering negative growth and a structural slowdown in economic growth, this directly implies that increasing effective labor supply is the key to promoting future economic growth. Second, the "dividends" that China will receive from reducing economic distortions are still very substantial. It is undoubtedly an inevitable move to improve the efficiency of resource allocation and macro-production efficiency in the future by building a unified national market and deepening the market-oriented reform of factors to reduce or even eliminate market distortions.

Keywords: Direction of Technological Change; Productivity; Firm Heterogeneity; Structural Estimation

JEL Classification: D24, L20, O12

(责任编辑: 陈小亮) (校对: 王红梅)