



中国城市全要素生产率的重新估计和动态演变分析

——基于共同前沿与区域生产技术异质性的视角

韩永辉^{1,2} 张帆³ 朱超玮⁴

- (1. 广东外语外贸大学 广东国际战略研究院, 广州 510420;
2. 广东省习近平新时代中国特色社会主义思想研究中心 广东外语外贸大学基地, 广州 510420;
3. 广东外语外贸大学 中国海外利益保护研究中心, 广州 510420;
4. 苏黎世大学 工商管理学院, 瑞士 苏黎世 8000)

摘要:准确把握中国城市层面全要素生产率(total factor productivity, TFP)分布水平和动态演变,对缓解地区发展失衡、建设全国统一大市场和构建双循环新发展格局具有重要意义。基于区域生产技术异质性构建共同前沿模型,采用两期合并生产法构建稳定的生产技术前沿面,有效提升了城市TFP测算的一致性和稳定性。此外,进一步构建核密度估计模型和马尔可夫链模型分析城市TFP的空间分布格局、动态演进过程和内部动态性,有效解决过往文献基于数据包络分析方法的TFP测算中组间异质性导致的指数组间不可比问题。研究表明:(1)中国城市的全要素生产率总体呈上升趋势,且各地区的生产技术差距得到一定程度的缩小,地区发展不平衡现象有所缓解;(2)在区域分布上,东部地区城市全要素生产率相对较高,其次为中部和西部地区,东北地区城市全要素生产率有待进一步提升;(3)中国城市全要素生产率的内部动态演变是循序渐进的“拾级而上”,而非“跨越性”增长。

关键词:全要素生产率;高质量发展;区域发展;技术异质性

中图分类号:F207 **文献标识码:**A **文章编号:**1002-0241(2025)02-0062-14

DOI:10.20201/j.cnki.ssstm.2025.02.011

0 引言

在内外多重因素冲击下,中国所面临的社会经济环境正经历重大变化。国际上,大国政治博弈愈发复杂,新冠疫情仍在反复起伏,保守主义、保护主义等逆全球化力量强势抬头;在国内,人口结构“少子化”“老龄化”趋势加快,产业迭代升级进程进入平台期,科技创新驱动的能量仍偏不足。为此,党中央在加快构建以国内大循环为主体、国内国际双循环相互促进的新发展格局战略设计下,进一步提出加快建设全国统一大市场的宏大目标^①。建设全国统一大市场,要求持续通过规则和机制的对接衔接,实现国内市场高效畅通和规模拓展,服务于科技创新和产业升级。通过发挥超大规模市场带来的规模效应提升各类要素利用效率,并引导创新资源有效配置,促进创新要素在更大范围内有序流动和合理集聚,能够有效实现从要素投入型增长往创新驱动型增长的跃迁,以创新驱动、高质量供给引领和创造新需求(陈朴等, 2021; 江小涓等, 2021)。

但当前中国国内地区发展差异仍然较大,科技创新能力水平失衡的现象较为明显(汪晨等, 2019; 许宪春等, 2021)。大量研究表明,时变特征是要素产出弹性的典型特征之一,技术进步并非中性而是在时间和空间分

收稿日期:2022-12-15

基金项目:国家社会科学基金重大项目(21&ZD074);国家自然科学基金资助项目(72073037);广东省自然科学基金项目(2022B1515020008);贵州哲学社会科学规划重大课题(22GZZB01);深圳市建设中国特色社会主义先行示范区研究中心课题(SFQZD2402)

作者简介:韩永辉(1986—),男,汉族,广东佛山人,广东外语外贸大学广东国际战略研究院,广东省习近平新时代中国特色社会主义思想研究中心广东外语外贸大学基地,教授、博士研究生,研究方向:产业政策;张帆(1992—),男,壮族,广东佛山人,广东外语外贸大学中国海外利益保护研究中心,讲师、博士研究生,研究方向:区域经济;朱超玮(2000—),男,汉族,广东广州人,苏黎世大学工商管理学院,助教、博士研究生,研究方向:产业经济。

通信作者:张帆, franc.cheung@foxmail.com

布上都具有差异性(Antonelli et al, 2010, 2021);技术进步偏向符合比较优势的要素时能够提升全要素生产率水平,而偏向违背比较优势的要素时则导致全要素生产率下降(Antonelli, 2016)。而市场资源配置效率与政府对市场干预等约束下,中国各地技术进步的偏向与非中性使得各地全要素生产率增长不尽一致(李小克等, 2022)。进一步地,各地全要素生产率的巨大“落差”严重制约了统一大市场建设的能效,不利于加快“双循环”新发展格局的构建。建设统一大市场需要推动减少中国各区域和城市间全要素生产率落差,破除妨碍各种生产要素市场化配置和商品服务流通的体制机制障碍和促进要素自由有序安全便捷流动,形成均衡、协调的要素市场格局(Huang et al, 2019)。由此,有必要系统辨析中国区域全要素生产率动态演进特征,助力新发展格局下的统一大市场建设。

尽管既有文献在中国城市层面的全要素生产率测算上已有一定的成果,但由于核算方式、数据处理方式和模型设定上存在区别,有关中国城市全要素生产率时空特征变化的结论存在不一致甚至冲突的情况。一部分学者持乐观态度,认为中国城市全要素生产率呈增长趋势。刘秉镰等(2009)运用数据包络分析(data envelopment analysis, DEA)和Malmquist生产率指数法分析了1990—2006年中国城市的全要素生产率变化,结果发现样本期间的全要素生产率增加了2.8%。戴永安(2010)利用随机前沿生产函数(stochastic frontier analysis, SFA)方法考察了2001—2007年中国266个城市的全要素生产率,发现中国城市的全要素生产率增长缓慢,城市间效率差异显著,但效率差距逐渐缩小。汪彬等(2020)则通过估算得到我国城市全要素生产率保持上升趋势,且城市效率空间分布趋于均衡。另一部分文献则认为城市全要素增长率出现下降趋势。王德祥等(2016)发现中国城市全要素生产率呈缓慢下降趋势,印证了克鲁格曼“东亚无奇迹”的观点。王艺明等(2016)使用随机前沿分析方法和DEA-Malmquist指数法测算了中国255个地级市2000—2013年的全要素生产率,研究发现数据总体呈现下降趋势。邵明伟等(2018)基于DEA-Malmquist指数法估计了2000—2014年中国城市群的全要素生产率,研究表明平均全要素生产率下降但存在时空差异。李小克等(2022)在偏向性技术进步情境下构建了能够测算全要素生产率的C-D生产函数,发现中国的TFP增长主要依赖于劳动边际产出,但近年被资本边际产出的递减效应大量抵消;当前中国要素配置与偏向性技术进步不匹配且有恶化趋势,导致TFP增长困于低迷态势。此外,还有学者通过测算2002—2013年中国210个地级市全球价值链嵌入程度检验其对全要素生产率的影响,发现虽然城市层面全球价值链嵌入程度呈现东高西低的典型特征;但由于边际效应较小,中西部地区对全要素生产率的促进作用更为明显(余泳泽等, 2019)。

过往研究在城市全要素生产率(TFP)的测量上所得出的结论存在不一致性,其核心原因之一在于现有测量方法论的局限性。尽管既有文献已经在使用数据包络分析(DEA)和Malmquist指数等方法上取得了一定进展,但这些方法在处理城市群体的全球或区域生产技术时,往往基于一个关键假设:所有城市的生产技术水平是相同的。这种假设忽视了各城市之间可能存在的显著生产技术异质性,这些异质性可能源于地理位置、开放程度、政府治理水平等多种因素的差异(Walheer, 2019)。这种方法论上的缺陷限制了研究结果的准确性和可比性,使得所构建的生产率指数只能反映单个城市的TFP增长,而无法进行更具意义的跨区域比较。这限制了现有研究在解释和比较不同城市间TFP差异时的有效性。二是,基于全局生产技术构建的Malmquist指数的生产技术前沿面不稳定。这种方法在加入新的年份数据时,会受到全局投入和产出数据的影响,导致必须重新构建各年度的生产技术前沿面。这种重构导致的测算结果波动性较大,一致性较差(Kao, 2017; Mombini et al, 2020)。这些问题在理论和方法论上均未得到有效解决,导致研究结论的可靠性和普适性受到限制。相比之下,本文提出的研究方法弥补了这些不足。本文参考Pastor等(2020)和Tavana等(2020),结合O'Donnell等(2008)的共同前沿方法和Pastor等(2011)的两期合并参比生产法,基于DEA方法构建共同前沿两期合并全要素生产率指数,对2000—2020年中国220个地级市的数据对城市全要素生产率指数进行重新估算。这一方法允许进行跨区域比较,而不仅限于组内比较,为理解和比较不同城市间TFP提供了更加科学和全面的框架。因此,本文的方法论创新为城市TFP的测量提供了新的理论和实证基础,有助于更深入地理解城市间的生产效率差异。进一步地,基于Pastor等(2022)的估计方法,本文建立核密度估计模型和马尔科夫链模型,在全国层面和地区层面对城市全要素生产率的空间分布格局、动态演进过程和内部动态性进行系统分析。

与既有文献相比,本文可能存在以下三点贡献:(1) 本文采用共同前沿方法和两期生产技术估计方法系统测算中国城市全要素生产率(TFP)的发展态势,提供了一个更为科学全面的视角以分析TFP的变迁过程和演化脉络。相比于传统的单一前沿方法,共同前沿方法考虑了城市间生产技术的异质性,这种方法论上的创新使得本文的分析更加贴近中国城市经济的实际情况,能够更准确地捕捉不同城市间的生产技术差异。此外,通过两期合并生产率指数法,本文成功解决了传统方法中前沿面不稳定的问题,从而显著提升了生产率指数的准确性和实用性,为理解中国城市TFP的动态变化提供了新的视角;(2) 创新性地运用核密度估计模型在城市层面对全要素生产率的空间分布格局和动态演进过程进行研判,不仅为中国城市和区域经济发展的历史进程提供了直观的实证参考,而且在揭示城市TFP的空间分布和变化趋势方面开拓了新思路,为城市经济政策的制定和调整提供了科学的依据;(3) 基于马尔可夫链模型构建中国城市全要素生产率转移概率矩阵,并预测演进趋向的内部动态性,深度拓展了既有研究的度量视角。通过马尔可夫链模型,本文能够更准确地预测城市TFP的未来发展路径,为城市规划和发展政策提供了坚实的理论支撑。综上所述,本文在理论和方法论上的创新不仅为研究中国城市全要素生产率的动态演进分布提供了新的视角,而且全面剖析了城市全要素生产率的空间分布格局、动态演进过程和内部动态性。这些研究成果将对学术界和实践界在理解和促进中国城市全要素生产率的演变脉络,以及加快统一大市场的建设过程中起到重要的支撑作用。

1 研究方法和数据来源

本文实证分析分为三个部分。一是,基于共同前沿和两期合并生产技术集测算2000—2020年间中国220个城市的Malmquist生产率指数;二是,使用三维核密度估计模型分析中国城市全要素生产率的空间分布格局和动态演进过程;三是,通过马尔可夫链模型预测中国城市全要素生产率的内部动态性。

1.1 共同前沿两期合并DEA-Malmquist生产率指数

在经济学领域,Malmquist生产率指数通常和DEA方法一起运用,通过计算关于生产前沿函数的比值对不同决策单元(decision making unit, DMU)的全要素生产效率进行动态分析。传统的DEA方法基于全国各区域的生产技术水平相同这一假定,将全国各区域作为相同类型的决策单元进行处理并构建生产技术前沿面,忽略了不同区域在自然条件、资源禀赋、政策背景、技术水平等多方面的差异。因此,基于合并数据构建的生产技术前沿面并不能完全包络所有区域的生产技术前沿,所计算得出的生产率函数也不能科学准确的反应DMU的效率变动。因此,本文采用共同前沿方法分析中国各区域内城市全要素生产率的变动,将不同生产技术前沿的DMU置于相同标准下进行比较。这一方法不仅可以更合理地比较不同区域内城市的发展效率,更可以考察可能的共同生产技术环境的整体全要素生产率差异,从而得到更丰富的研究结论。

而考虑到中国城市层面发展变化较大,本文参考Walheer(2022)和Zhu等(2020)的做法,结合共同前沿方法和两期合并方法构建生产技术前沿面。这不仅可以避免由于前沿面选择不同而导致的差异,还可以避免因时期选择和任意性而导致的估计误差,能较好地综合各前沿面的信息,从而提升结果的可靠性(Kao et al, 2014; 王应明等, 2015; Afsharian et al, 2015; Wang, 2019)。此外,在加入新的年份数据时,两期合并生产前沿面不需要重新构建,使不同时期构建的生产率指数之间可比,提高了指数的实用性(Grifell-Tatjé et al, 2021)。因此,本文采用两期生产技术前沿面构建两期Malmquist生产率指数(biennial Malmquist productivity index)以衡量中国城市的全要素生产率变化(Walheer, 2018)。

假设样本包含 $i=1, \dots, I$ 个DMU,时间点包含 $t=1, \dots, T$,生产者使用投入 $x \in R^N_+$ 产出 $x \in R^P_+$ 。在规模报酬不变(constant return of scale, CRS),的假定下,当期的生产技术集可以被定义为:

$$T_c^t = \{(x', y') | x' \text{ 产出 } y', \lambda T_c^t = T_c^t, t=1, \dots, T, \lambda > 0\} \quad (1)$$

其中,下标 c 对应规模报酬不变假设。当期生产技术集包含当期的投入和产出数据,其对应的当期Malmquist指数可以被定义为:

$$M_c^s(x^t, y^t, x^{t+1}, y^{t+1}) = \frac{D_c^s(x^{t+1}, y^{t+1})}{D_c^s(x^t, y^t)} \quad (2)$$

对应的产出距离函数为:

$$D_c^s(x, y) = \inf \{ \theta > 0 | (x, y/\theta) \in T_c^s \}, s = t, t+1 \quad (3)$$

两期合并的生产技术集包含的投入和产出数据,可以被定义为:

$$T_c^B = \text{conv} \{ T_c^t \cup T_c^{t+1} \} \quad (4)$$

基于两期合并生产技术集,两期 Malmquist 生产率指数和其对应的产出距离函数可以被定义为:

$$M_c^B(x^t, y^t, x^{t+1}, y^{t+1}) = \frac{D_c^B(x^{t+1}, y^{t+1})}{D_c^B(x^t, y^t)} \quad (5)$$

对应的产出距离函数则为:

$$D_c^B(x, y) = \inf \{ \theta > 0 | (x, y/\theta) \in T_c^B \} \quad (6)$$

和基于其他生产技术集的 Malmquist 指数相比,两期 Malmquist 指数主要在生产技术集上存在差别。在规模报酬不变的假定下,两期 Malmquist 指数可以被分解为:

$$\begin{aligned} M_c^B(x^t, y^t, x^{t+1}, y^{t+1}) &= \frac{D_c^B(x^{t+1}, y^{t+1})}{D_c^B(x^t, y^t)} = \frac{D_c^{t+1}(x^{t+1}, y^{t+1})}{D_c^{t+1}(x^t, y^t)} \times \left(\frac{D_c^B(x^{t+1}, y^{t+1})}{D_c^{t+1}(x^{t+1}, y^{t+1})} \times \frac{D_c^t(x^t, y^t)}{D_c^B(x^t, y^t)} \right) \\ &= \frac{TE_c^{t+1}(x^{t+1}, y^{t+1})}{TE_c^t(x^t, y^t)} \times \left(\frac{D_c^B(x^{t+1}, y^{t+1}) / D_c^{t+1}(x^{t+1}, y^{t+1})}{D_c^B(x^t, y^t) / D_c^t(x^t, y^t)} \right) \\ &= EC_c \times BPC_c \end{aligned} \quad (7)$$

其中, EC 为技术效率变化指数 (efficiency change), 表示决策单位对当期前沿的“追赶”效应; BPC 为技术进步指数 (best practice change), 表示当期前沿对两期合并前沿的“追赶”效应。 $BPC > 1$ 代表决策单位在 $t+1$ 期的当期前沿比 t 期更接近两期合并前沿, 体现了技术进步。相反, $BPC < 1$ 代表决策单位在 $t+1$ 期的组群当期前沿比 t 期更远离组群跨期前沿, 体现了技术退步。 $BPC = 1$ 代表决策单位一直处于两期合并生产前沿, 是最佳生产技术的代表。

共同前沿 DEA 模型放松了评价单元具有相同技术水平的假设, 可以根据规则将整体样本划分为具有异质性生产技术特征的多个群组, 构建共同前沿和群组前沿以分析不同区域中生产技术集的异质性。整体样本的共同前沿和群组前沿如图 1 所示。

基于各个组群的两期合并生产技术集, 可以计算出组群两期合并前沿和共同前沿以及各个 DMU 对应的 Malmquist 生产率指数。群组两期合并前沿是群组在样本期内形成的最优生产前沿, 即群组当期前沿的包络曲线。共同前沿则为全部群组在样本期内形成的生产前沿, 即群组两期合并前沿的包络曲线, 代表了样本期内所有样本的潜在两期合并最优生产技术 (Tohidi et al, 2012; 付丽娜等, 2020)。共同前沿两期 Malmquist 生产率指数可以被分解为:

$$\begin{aligned} M_c^M(x^t, y^t, x^{t+1}, y^{t+1}) &= \frac{D_c^M(x^{t+1}, y^{t+1})}{D_c^M(x^t, y^t)} \\ &= \frac{D_c^{t+1}(x^{t+1}, y^{t+1})}{D_c^t(x^t, y^t)} \times \left(\frac{D_c^G(x^{t+1}, y^{t+1})}{D_c^{t+1}(x^{t+1}, y^{t+1})} \times \frac{D_c^t(x^t, y^t)}{D_c^G(x^t, y^t)} \right) \times \left(\frac{D_c^G(x^t, y^t)}{D_c^{t+1}(x^{t+1}, y^{t+1})} \times \frac{D_c^M(x^{t+1}, y^{t+1})}{D_c^M(x^t, y^t)} \right) \\ &= EC_c \times BPC_c \times TGR \end{aligned} \quad (8)$$

分解得到的三个指标中, EC 和 BPC 的含义和群组内的分析一致, 分别为技术效率变化指数和技术进步指

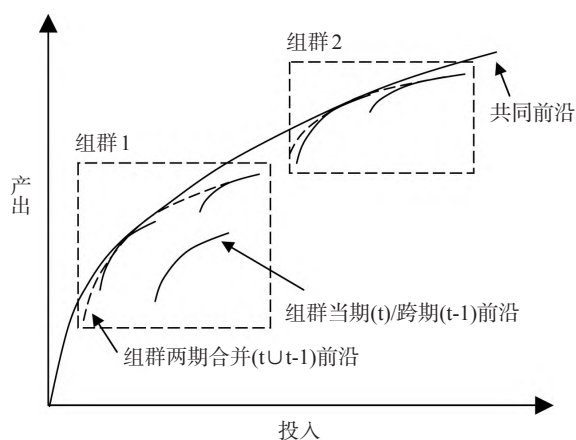


图1 组群当期前沿、组群两期合并前沿和共同前沿

数。而 TGR 则为技术差距变化指数 (technology gap ratio), 是用于评估群组生产技术和全局生产技术之间差距的关键指标。 TGR 越小, 群组前沿与共同前沿的距离就越大, 即群组的生产技术集落后于全局生产技术集。 TGR 越大, 群组生产技术集就越接近全局生产技术集。当 $TGR=1$ 时, 群组生产技术集处于全局最优状态, 代表了全局最优技术集 (Oh et al, 2010)。

求解距离函数的最常用方法是 SFA 和 DEA。相比而言, 考虑到 DEA 直接采用线性规划计算距离函数, 具有不需要设定生产函数的具体形式、不需要投入产出价格信息、避免了较强理论约束等多个优点, 本文采用 DEA 方法进行测算 (Lampe et al, 2015; Fall et al, 2018)。为分析异质性生产技术下各城市的全要素生产率变动情况, 本文需要计算 6 个距离函数, 即在规模报酬不变假定下的 6 个线性规划求解问题。基于式 (8), 通过 6 个距离函数值的相互组合即可得到中国各城市共同前沿全要素生产率并对其进行分解。为进一步区分有效 DMU 的效率, 本文也采用超效率 DEA 方法进行测算, 其核心实现是将有效 DMU 从参考集中剔除, 即有效 DMU 的效率是参考其他 DMU 所构成的前沿得出的。在这一设定下, 有效 DMU 的效率值通常大于 1, 从而可以对有效 DMU 进行区分 (Lee et al, 2011; Arabmaldar et al, 2017)。

1.2 动态演变分布模型

动态演变分布模型 (model of explicit distribution dynamics, MEDD) 包含核密度估计和马尔可夫转移概率矩阵两方面。前者是一种将状态空间连续化和无穷化, 从数据样本本身出发研究数据分布特征并估计概率密度函数的非参数方法。后者将数据序列作为连续状态处理, 考察不同水平间内部分布的流动性 (O'Brien et al, 2016; Chen, 2017)。这一随机过程模型在动态分析中的应用较为广泛, 为许多经济现象中的动态系统问题提供了定量描述的方法。两种方法的分析结果互为补充、互为验证, 且结果直观清晰。动态演变分布模型自提出以来就被海内外学者不断改进和完善, 并在区域发展分布动态、碳排放以及收入分布等领域得到广泛运用。但目前将 MEDD 应用于全要素生产率的实证研究基本上集中于省际层面或单一行业, 少有文献将此模型应用于研究中国城市全要素生产率的分布和动态演进, 更少有综合核密度估计模型和马尔可夫链模型分析城市全要素生产率的研究。因此, 本节结合核密度估计模型和马尔可夫链模型对城市全要素生产率的分布格局和动态演进过程进行研判。

1.2.1 核密度估计模型

核密度估计模型是一种非参数估计方法。根据其统计性质, 这一方法相比参数估计方法能更准确地描述随机变量的分布情况。假设随机变量 X 的密度函数为 $f(x)$, 则其点 x 的概率密度函数 (probability density function, PDF) 为:

$$f(x) = \frac{1}{nh} \sum_{i=1}^n K\left(\frac{x_i - x}{h}\right) \quad (9)$$

其中, n 为观测值的个数, h 为窗宽, $K(a)$ 为核函数。窗宽是核密度估计中的重要参数, 其选择对核密度估计的精度有显著影响。本文采用 Silverman 最优窗宽选择标准 (optimal of silverman) 确定。其中, h 是 n 的函数, 并满足:

$$\lim_{N \rightarrow \infty} h(N) = 0, \lim_{N \rightarrow \infty} Nh(N) = N \rightarrow \infty \quad (10)$$

而核函数表达式选用较为常用的高斯核 (Gaussian kernel)^②, 其表达式为:

$$K(x) = \frac{1}{\sqrt{2n}} \exp\left(-\frac{x^2}{2}\right) \quad (11)$$

1.2.2 马尔可夫链模型

通过对变量状态的划分和构造转移概率矩阵, 马尔可夫链模型可以对各变量分布的内部动态演进趋势进行描述。

假设状态空间为 I 的随机过程是一个马尔可夫过程, 符合一阶马尔可夫链的性质, 且具有平稳的转移概率, 其在 t 期的分布状态为 F 。经过 s 期的分布状态则为:

$$F_{t+s} = F_t P_s \quad (12)$$

P 为转移概率矩阵。其公式为:

$$P = (p_{ij}) = \begin{bmatrix} p_{11} & p_{12} & \dots \\ p_{21} & p_{22} & \dots \\ \dots & \dots & \dots \end{bmatrix} \quad (13)$$

p_{ij} 为考察期内状态*i*转变为*j*的概率,所有 p_{ij} 组成的矩阵即为状态转移概率矩阵。其计算公式为:

$$p_{ij} = \frac{n_{ij}}{n_i} \quad (14)$$

其中, n_{ij} 为考察期内状态*i*转变为*j*的次数, n_i 为状态*i*出现的总次数, p_{ij} 可以用最大似然值进行估计。

1.3 变量选择和数据来源

投入和产出变量的选择决定了DEA模型估计结果的精确性。基于新古典经济增长理论中的生产函数,本文将城市作为决策单元,从资本和劳动两方面的投入测算其全要素生产率。

在资本投入变量方面,现有文献衡量资本投入的方法有两种。一是存量法,即根据实际情况确定固定资产投资周期、固定资产价格加权指数、加权折旧年限和初始资本存量,并通过永续盘存法进行存量运算,得到城市固定资本存量的时间序列数据(刘常青等, 2017; 徐淑丹, 2017; 张少辉等, 2021; Zheng, 2021)。二是增量法,即采用各城市各年度的固定资产投资额作为资本存量的替代。以往采用增量法的主要原因是存量法的相关研究无法在关键指标的估算中达到一致,且城市层面的固定资产数据可得性较差。但随着各地区统计水平的不断提升和相关研究的逐步深入,这两个问题已得到很大程度的解决(刘秉镰等, 2009)。考虑到固定资本的耐用性,存量法能更好地体现各城市资本投入的变化。因此,本文参考相关文献的做法,以2000年的固定资产投资额作为初始资本存量,基于9.6%的资本折旧率进行固定资本存量的估算。

在劳动投入变量方面,尽管文献常用单位从业人员、私营从业人员和个人从业人员人数之和作为衡量人力成本的指标,但这一指标无法反映各地区或各行业之间劳动者的知识水平、劳动强度、劳动时间等方面的差异(Zhou et al, 2019)。因此,本文采用职工工资总额来衡量劳动投入。实际职工工资总额由各城市各年度的现价职工工资总额缩减得出,基期为2000年。

在产出变量方面,基于现有文献的普遍做法,本文使用各城市的实际生产总值衡量城市的总产出。实际生产总值由各城市各年度现价生产总值进行缩减得出,基期为2000年。投入和产出变量的定义和描述统计总结在表1。

2 实证结果与分析

基于上述研究方法,本文对2000—2020年中国220个城市的投入和产出数据,根据生产技术的区域异质性进行共同前沿两期DEA-Malmquist生产率指数的测算并进行加总和解,从而得出各城市的群组两期全要素生产率和共同前沿两期全要素生产率。

2.1 描述性分析

应用共同前沿方法的前提是存在生产技术的异质性。考虑到中国经济发展长期存在的区域不均衡问题,本文参考国家统计局的分类标准将各城市分为东西中部和东北地区城市,构建区域生产技术前沿进行共同前沿分析(樊杰等, 2016; Zhou et al, 2018; 许欣等, 2021)。为检验异质性,本文使用Kruskal-Wallis非参数方法检验各区域共同前沿全要素生产率的差异。测算得出的全要素生产率指数的描述统计特征总结于表2。

表2中,Kruskal-Wallis方法得出的*p*值小于0.001,表明各群组之间全要素生产率的差异显著,共同前沿方法的应用合理。分析其描述统计特征,可以得出几个基本结论。首先,从平均值来看东部地区的全要素生产率明显较其他地区更高,其次为中部和东北地区,西部地区全要素生产率相对较低。但各年份全要素生产率最高和最低值都位于东部地区,说明地区内差距较为明显。进一步地,为分析群组生产技术和全局生产技术的差

表1 投入和产出变量的描述统计

投入变量	指标	样本量	最小值	最大值	均值	标准差
总产出	实际生产总值(亿元)	4 662.00	75.42	78441.63	4162.87	6214.77
资本投入	固定资产存量(亿元)	4 662.00	0.01	6624.39	145.96	377.19
劳动力投入	实际职工工资总额(亿元)	4 662.00	17.93	20176.77	1135.57	1733.71

异,本文计算 TGR 并总结于表3。

从表3的结果可以得出,在2000—2015年,东部地区的生产技术整体处于领先地位,与全局最优生产技术集差距较小。2006—2010年间 TGR 的均值持续为1,表明在此期间的群组生产技术为全局最优生产技术。但随后出现小幅下降的趋势,特别是在2016—2020年被快速发展的西部地区实现赶超,但整体上生产技术在全国依然处于较好水平。其他地区则呈现先减后增的态势。尽管在2005年后出现明显的下降,但在2011—2020年期间生产技术稳步发展,地区生产技术发展不均衡的情况有所缓解。从全国来看,2016—2020年的 TGR 均值为0.888,表明各群组生产技术集和全局最优生产技术集的差距相对较小。进一步地,为分析各年份的全要素生产率变动及其变动因素,根据式(8)对全要素生产率进行分解。结果总结在表4和图2。

结果表明,中国各城市的全要素生产率呈明显的“U”型曲线,呈现先减后增的趋势。具体可以分为四个阶段进行分析。2000—2003年为提升期,各区域内的城市全要素生产率逐步提高,年增长率约为3.4%。但随后出现较大幅度的下降,在2004—2012年维持在相对较低水平,年均下降2.1%。而在2012—2013年,全要素生产率得到有效提升,并在2013—2019年持续维持在较高水平,但在2019—2020年受新冠疫情、中美贸易战等多方面冲击,城市全要素生产率呈现一定程度的下降。其中,东北地区受影响最大,城市全要素生产率年均下降5.1%,而其他地区下降幅度相对较小,整体仍维持在较高水平。总体上,我国经济在城市层面已由高速增长阶段转向高质量发展阶段,从“粗放式增长”逐步转向“集约式增长”,但仍需加强以供给侧结构性改革为主线,坚持质量第一、效益优先,推动经济发展质量变革、效率变革、动力变革,进一步提高全要素生产率。在疫情冲击下,需要把握好疫情管控和经济发展的平衡点,统筹好疫情防控和社会经济发展,不断提高科学精准防控水平,最大限度减少疫情对经济社会发展的影响,稳定全要素生产率的发展态势,争取经济发展和疫情防控的更大胜利。

表2 2000—2020年中国城市共同前沿全要素生产率的区域分布特征

群组	频数	平均值	最大值	中位数	最小值
东部地区	1 480.000	0.576	1.578	0.557	0.184
中部地区	1 360.000	0.539	1.024	0.529	0.257
西部地区	1 000.000	0.498	1.075	0.479	0.188
东北地区	560.000	0.516	1.040	0.500	0.250
全国	4 400.000	0.539	1.578	0.522	0.184
Kruskal-Wallis p -统计量	0.000***				

表3 2000—2020年中国各区域的技术差距分布特征

群组	2000—2005年	2006—2010年	2011—2015年	2016—2020年	平均值
东部地区	0.983	1.000	0.978	0.916	0.969
中部地区	0.869	0.714	0.735	0.862	0.795
西部地区	0.751	0.667	0.756	0.945	0.780
东北地区	0.833	0.707	0.767	0.779	0.772
全国	0.877	0.799	0.826	0.888	0.847

表4 2000—2020年中国各区域城市全要素生产率的测算和分解结果

群组	年份/年	$MTFP$	$\Delta MTFP$	EC	BPC	TGR
东部地区	2000—2005	0.594	1.002	0.990	1.022	0.983
	2006—2010	0.513	0.950	0.988	0.963	1.000
	2011—2015	0.535	0.938	1.069	0.892	0.978
	2016—2020	0.661	0.968	0.998	0.974	0.916
中部地区	2000—2005	0.566	0.997	1.017	0.987	0.869
	2006—2010	0.504	0.919	0.952	0.967	0.714
	2011—2015	0.487	0.931	1.068	0.890	0.735
	2016—2020	0.598	0.993	1.012	0.989	0.862
西部地区	2000—2005	0.440	1.024	1.034	0.996	0.751
	2006—2010	0.464	0.954	0.986	0.970	0.667
	2011—2015	0.496	0.945	1.089	0.888	0.756
	2016—2020	0.593	0.973	0.993	0.986	0.945
东北地区	2000—2005	0.494	1.029	1.047	0.990	0.833
	2006—2010	0.493	0.938	0.973	0.966	0.707
	2011—2015	0.521	0.929	1.088	0.880	0.767
	2016—2020	0.556	0.950	0.966	0.988	0.779

2.2 核密度函数分析

基于上文测算所得的2000—2020年中国220个城市共同前沿两期Malmquist指数,本文分区域进行核密度估计。通过分析核密度估计的三维演进图像,可知道城市全要素生产率指标变量的分布位置、形状以及延展性质。观察图形分布在不同时期的整体位置演进可知道城市全要素生产率水平的变化;观察总体分布图像波峰的高度和宽度以及波形左、右拖尾的延展性可知道城市间全要素生产率水平差距大小的演变;观察波峰的数量可以判断城市全要素生产率的地区极化特征。图3为全国范围内各城市的全要素生产率分布。

从图3的结果可以得出中国城市全要素生产率的动态演进的三个典型事实。一是,在分析期内,全要素生产率呈现整体向右移动。在分析期初,大部分城市的全要素生产率小于0.5,而随着时间演变,大部分城市的全要素生产率高于0.5,说明大部分城市的全要素生产率在2000—2020年有所提升,资源配置和利用效率得到优化。二是,波峰宽度逐渐变宽,说明在分析期初,各城市全要素生产率维持在较低水平。但随着中国各城市科学技术的快速发展和普及,已有一批城市实现高质量发展经济转型,但也有部分城市产业结构仍然单一,结构性改革推进较慢,经济增长仍然是粗放型增长,先进城市和落后城市间出现较大差距。三是,波峰高度呈现“低—高一低”的波浪式演变,整体维持在“单波峰”状,没有出现显著的分化效应,表明各城市的差距先缩小后扩大。

东部、西部、中部和东北地区城市的全要素生产率演进过程可见图4,通过核密度三维图可以归纳全要素生产率演变的三个典型特征。一是,在样本期内,东部地区全要素生产率图像整体向右移动。特别是在2016—2020年,图像的右移程度显著。表明近年来地区整体的全要素生产率得到一定程度的提升。二是,波峰的宽度逐步变宽,说明东部地区城市全要素生产率分布较为分散,这与全国层面的全要素生产率演进过程一致。同时,图像的右拖尾现象越发延长,说明东部地区沿海城市的全要素生产率提升大,带动东部地区在城市层面实现全要素生产率增长。三是,图像的极峰逐步降低,说明指标的极化现象不明显,在各个全要素生产率的区间内的城市分布比较平均。

中部和东北地区城市的全要素生产率演进过程的图像特征类似于东部地区,但存在两个主要差别。一是,全要素生产率图像的右移幅度相对较大,全要素生产率的增长幅度相对较大。这表明落后产能加快退出,工业产能利用率持续提升,推动全要素生产率加快增长。二是,波峰的宽度在逐步变宽,但幅度相对较小,图像形成一定的右拖尾。这一现象说明中部和东北地区各城市在全要素生产率的提升上拉开的差距较小。

西部地区全要素生产率演进过程图像与其他地区出现较大差别,其典型特征可以归纳为三点。一是,图像右移现象更大,整体全要素生产率增长显著,表明结构性改革成效较大。二是,波峰的高度持续下降,波峰宽度快速扩大,说明区域内城市间的全要素生产率差距逐步扩大。部分尚未能实现发展转型的城市仍停留在较低区间,但完成转型的城市实现较大幅度的效率提升。三是,图像呈明显“双波峰”状,城市间出现明显分层。

2.3 内部动态性分析

尽管核密度模型可以用于呈现中国城市全要素生产率分布的整体形态,但该模型存在两个缺点。一是,未能精确剖析中国城市全要素生产率分布中的相对位置动态变化以及变化所发生的概率。二是,无法预测中国城市全要素生产率演进的长期趋势。为了解决这两个问题,本节基于马尔可夫转移概率矩阵对中国城市全要素生产率的内部动态性进行研究。

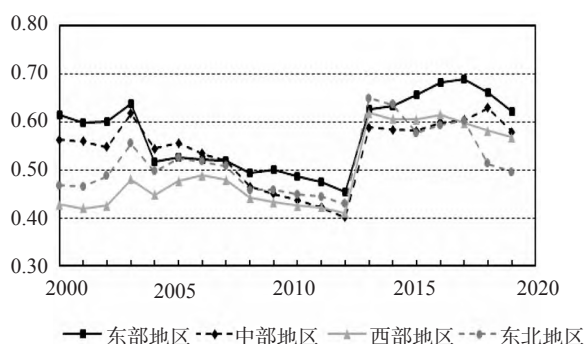


图2 2000—2020年中国各区域城市全要素生产率的测算

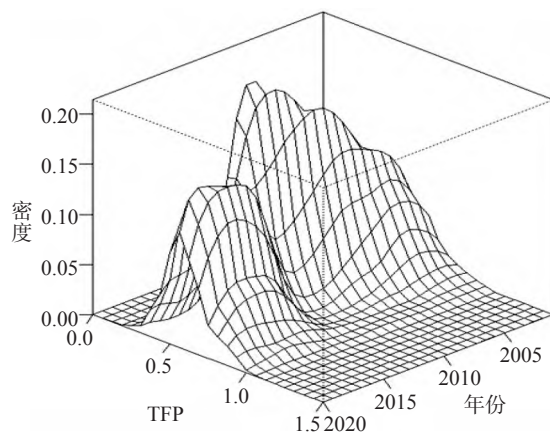


图3 中国城市共同前沿全要素生产率的演进分布

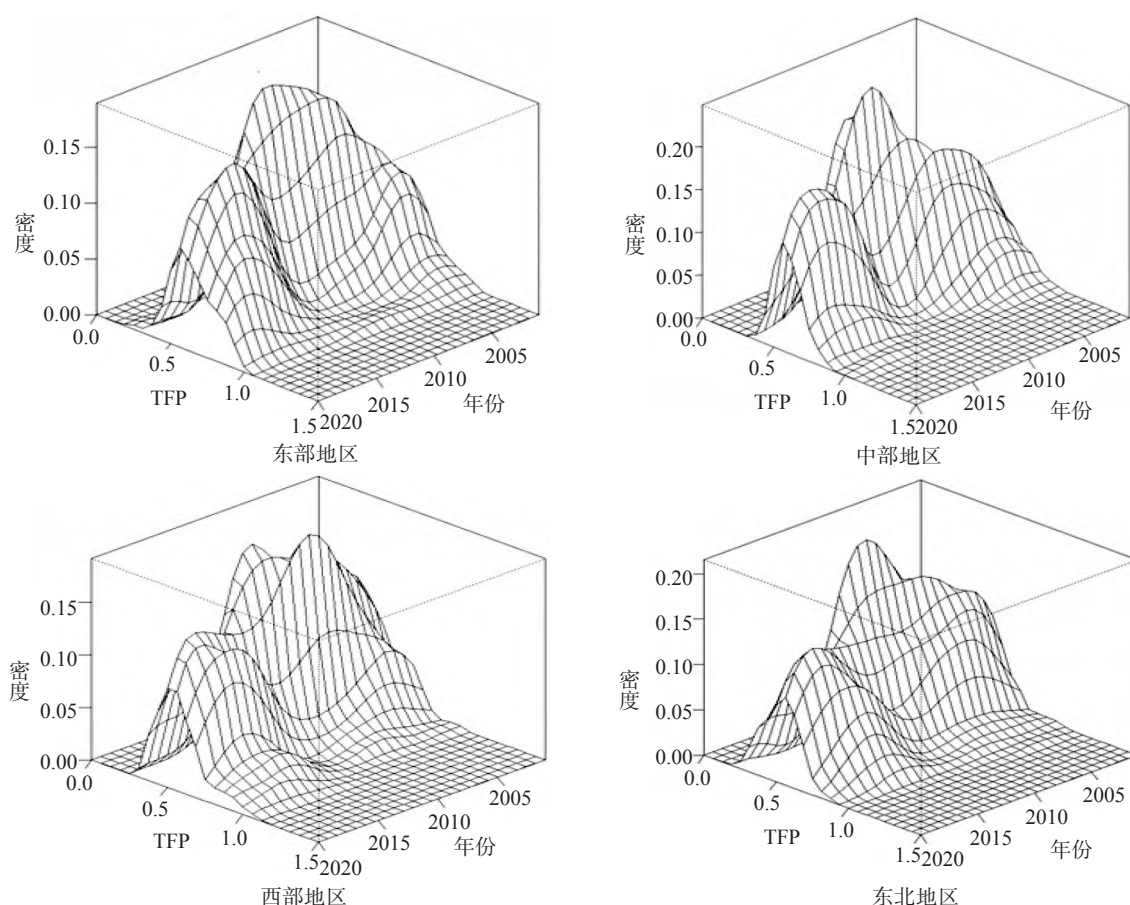


图4 中国各区域城市共同前沿全要素生产率的演进分布

本文假定中国城市全要素生产率的状态演变为一阶马尔可夫过程,转移概率满足平稳性假定。目前,相关文献在应用马尔可夫链模型时,根据研究对象的不同特点,模型考察的时间间隔有2年、5年和10年等不同的选择方法。综合考虑中国的产业经济实践、样本数量和稳定性,本文5年为时间间隔,选取2000—2005年、2006—2010年、2011—2015年、2016—2020年四个时段进行考察。而在状态空间的分类方面,本文将中国城市全要素生产率的状态空间分为四类:全要素生产率在 $(0,0.25)$ 的样本为低水平区间(I),在 $[0.25,0.5)$ 区间内的样本为中水平区间(II),在 $[0.5,0.75)$ 区间内的样本为中高水平区间(III),全要素生产率大于或等于0.75为高水平区间(IV)。

各时间段内城市全要素生产率的区间分布总结于表5,运用马尔可夫链模型所得到的中国城市全要素生产率转移概率矩阵为表6。表5呈现了样本期内中国城市全要素生产率转移概率的最大似然估计值,展现了其演进过程中的内部动态信息。表格的纵轴为样本在 t 时刻的状态,横轴为样本在 $t+1$ 时刻的状态。而在矩阵中,对角线上的数值代表了样本的全要素生产率在 t 至 $t+1$ 时刻没有发生状态变化的概率,非对角线上的数值代表了样本在 t 至 $t+1$ 时刻发生状态变化的概率。

分析表6,可以得出中国城市全要素生产率的内部动态演变存在以下三个典型特点。一是,在分析期内,中国城市的全要素生产率逐步提升。中高水平区间的频数显著上升,占比从最初的56.0%上涨至86.4%。二是,全要素生产率的分布存在较强的稳定性,组间流动性较小。观察矩阵发现,对角线上的元素数值普遍较大,即高水平地区维持在高水平、低水平地区维持在低水平的概率较大。三是,在样本期内,样本从在 $t+1$ 期转向更高水平区间的概率比转向更低水平区间的概率更大,且中国城市全要素生产率的内部动态演变是循序渐进的“拾级而上”,而不是“跨越式”的突破发展。在概率矩阵中的对应表现为状态空间的变动全部发生在相邻的状态空间之间,基本没有出现跨区间的状态转移。这意味着,中国加入世贸组织以来的经济高速增长稳步提升了城市层面的全要素生产率水平,技术进步有较为扎实的基础。虽然当前中国经济增长承受较大压力,仍需通过政府的有效干预和市场的有效出清来挤压房地产和金融等行业泡沫,但从本文研究结论来看,国内城市层面的技术

进步是稳定且持续的,中国市场长期向好发展变化的基本态势不会改变。

3 结论与讨论

改革开放以来,党和中央长期把实现区域协调和均衡发展摆在中国特色社会主义建设的关键位置上。但中国作为世界上最大的发展中国家,地区间发展不平衡不协调的问题仍然较为突出,区域和城市之间的经济差距和技术水平仍然较大,要素市场效率和技术发展偏向的不相匹配现象仍然较为突出。在新发展阶段、新发展理念和新发展格局下加快建设国内统一大市场,需要加快协调区域间全要素生产率落差,系统推动中国区域间全要素生产率的共同提升。

然而,现有的城市层面 TFP 研究在核算思想、核算方法和参数估计等方面都存在一定不足,导致对中国城市层面 TFP 水平的认识不尽一致,制约了提升中国城市 TFP 水平的政策制订能效。为解决以往研究中存在的生产技术组间异质性问题 and 提升生产率指数测算的一致性和稳定性,本文基于共同前沿模型和两期合并生产

技术集构建稳定的生产技术前沿面,测算 2000—2020 年中国 220 个城市的 Malmquist 生产率指数,并使用三维核密度估计模型和马尔科夫链模型分析中国城市全要素生产率的空分布格局和内部动态性。研究结果表明:(1) 在 2000—2020 年,中国城市的全要素生产率总体呈上升趋势,且各地区的生产技术差距得到一定程度的缩小,地区发展不平衡现象有所缓解;(2) 在区域分布上,东部地区城市全要素生产率相对较高,其次为中部和西部地区,东北地区城市全要素生产率有待进一步提升;(3) 从核密度函数的估计结果来看,在分析期内,部分城市的全要素生产率在逐步提升,带动核密度图像总体向右移动,而城市全要素生产率增长分布较为分散,先进城市和落后城市间出现较大差距;(4) 马尔科夫链模型的测算结果表明,中国城市全要素生产率的内部动态演变是循序渐进的“拾级而上”,未来发展可期。这一发现突破了以往对中国城市发展的线性或均衡增长的假设,揭示了城市经济增长的非线性、多阶段性特征。此外,这种分阶段的增长模式揭示了城市间经济发展的不均衡性,反映出不同城市根据其发展阶段和特定条件,展现出不同的增长路径和速度。这一认识对于理解和应对中国城市间经济差异、指导区域协调发展具有重要意义。从理论角度看,本研究的发现强调了经济发展过程中的阶段性和差异性,这对于经济增长理论、城市经济学、区域发展政策等领域均有深远影响。特别是对于理解中国这样一个大国的经济增长模式,本研究提供了一种更加复杂和细致的解读框架。

在实践层面,本研究的结论对政策制定具有指导意义。要实现城市间全要素生产率的均衡提升,政策制定者需要考虑到不同城市的特定需求和发展阶段,采取针对性的策略。例如,对于处于不同发展阶段的城市,应制定差异化的产业支持政策、技术创新激励机制和基础设施建设规划。一方面,要坚持以技术进步为抓手提升中国城市全要素生产率。中国需要进一步加大自主研发力度,在前沿科技领域开展颠覆性创新,并加快科技成果转化。各地政府在扩大固定资产投资规模和劳动力投入的过程中,需要注重技术效率和技术进步的提升,持续加大 R&D 经费投入和教育支出力度,促进高技术制造业与服务业的协同融合发展,加强地区基础设施建设,提升区域产业转移承接能力。另一方面,要加快建设全国统一大市场,畅通全国大循环,以资源配置为着力点提升中国城市全要素生产率。在立足国内统一大市场、夯实国内大循环的基础上,充分发挥市场机制对资源配置的作用,强化先进城市对周边城市的辐射作用,加强区域间空间溢出和互动交流。从产业结构升级调整和改善产业内部资源配置入手,在错位发展的基础上形成合理的区域城市产业分工与空间布局,实现区域经济高质量发展。此外,推动城市间的经验交流和资源共享,也是促进全国统一大市场建设的重要途径。

表 5 2000—2020 年中国城市全要素生产率的区间分布

时段/年	I	II	III	IV
2000—2005	4	93	103	20
2006—2010	0	128	87	5
2011—2015	0	113	103	5
2016—2020	0	30	164	26

表 6 2000—2020 年中国城市全要素生产率的马尔可夫转移

概率矩阵					
时段($t/t+1$)/年	类型	I	II	III	IV
2000—2005/ 2006—2010	I	0.000	1.000	0.000	0.000
	II	0.000	0.768	0.232	0.000
	III	0.000	0.000	0.802	0.198
	IV	0.000	0.000	0.680	0.320
2006—2010/ 2011—2015	I	0.818	0.182	0.000	0.000
	II	0.000	0.570	0.430	0.000
	III	0.000	0.000	0.612	0.388
	IV	0.000	0.000	0.000	1.000
2011—2015/ 2016—2020	I	0.944	0.056	0.000	0.000
	II	0.000	0.402	0.598	0.000
	III	0.000	0.000	0.121	0.879
	IV	0.000	0.000	0.000	1.000

展望未来,本研究提供了一个理解和分析城市经济增长的新框架。随着中国经济进入新常态,未来研究可进一步探讨如何通过政策创新和制度设计,促进城市间的协同发展,实现更加均衡和可持续的经济增长。同时,考虑到全球化和技术变革对城市发展的影响,未来研究还应关注外部环境变化对城市全要素生产率的影响,以及如何在更广泛的国际背景下优化城市发展策略。

注释

①摘自:国务院,《中共中央国务院关于加快建设全国统一大市场的意见》,2022-3-25。

②其他的核函数形式包括 Uniform、Triangle、Epanechnikov、Quartic、Triweight、Cosine 等。不同的核函数在原理上存在一定区别,但所得出的估计结果较为相似。

参考文献

- 陈朴,林焱,刘凯. 2021. 全国统一大市场建设、资源配置效率与中国经济增长[J]. 经济研究,56(6):40-57.
- (Chen P, Lin Y, Liu K. 2021. Construction of the national unified large market, resource allocation efficiency, and economic growth in China[J]. Economic Research Journal,56(6):40-57.)
- 戴永安. 2010. 中国城市化效率及其影响因素:基于随机前沿生产函数的分析[J]. 数量经济技术经济研究,27(12):103-117+132.
- (Dai Y A. 2010. Urbanization efficiency and its influencing factors in China: An analysis based on stochastic frontier production function[J]. Journal of Quantitative & Technological Economics,27(12):103-117+132.)
- 樊杰,刘汉初. 2016. “十三五”时期科技创新驱动对我国区域发展格局变化的影响与适应[J]. 经济地理,36(1):1-9.
- (Fan J, Liu H C. 2016. The impact and adaptation of technology innovation-driven changes in China's regional development pattern during the 13th Five-Year Plan period[J]. Economic Geography,36(1):1-9.)
- 付丽娜,彭甲超,易明. 2020. 基于共同前沿生产函数的区域创新资源配置效率研究[J]. 宏观经济研究,(4):85-102.
- (Fu L N, Peng J C, Yi M. 2020. Research on regional innovation resource allocation efficiency based on common frontier production function[J]. Macroeconomics Research,(4):85-102.)
- 江小涓,孟丽君. 2021. 内循环为主、外循环赋能与更高水平双循环:国际经验与中国实践[J]. 管理世界,37(1):1-19.
- (Jiang X J, Meng L J. 2021. Emphasizing internal circulation, empowering external circulation, and promoting a higher level of dual circulation: International experience and China's practice[J]. Journal of Management World,37(1):1-19.)
- 李小克,李小平. 2022. 中国全要素生产率演变的测度和多重效应分解:偏向性技术进步视角[J]. 经济研究,57(4):191-208.
- (Li X K, Li X P. 2022. Measurement and decomposition of China's total factor productivity evolution: A biased technological progress perspective[J]. Economic Research Journal,57(4):191-208.)
- 刘秉镰,李清彬. 2009. 中国城市全要素生产率的动态实证分析:1990-2006 基于 DEA 模型的 Malmquist 指数方法[J]. 南开经济研究,(3):139-152.
- (Liu B L, Li Q B. 2009. Dynamic empirical analysis of China's urban total factor productivity: 1990-2006 based on the Malmquist index method of the DEA model[J]. Nankai Economic Research,(3):139-152.)
- 刘常青,李磊,卫平. 2017. 中国地级及以上城市资本存量测度[J]. 城市问题,(10):67-72.
- (Liu C Q, Li L, Wei P. 2017. Measurement of capital stock in Chinese cities at or above the prefecture level[J]. Urban Problems,(10):67-72.)
- 邵明伟,金钟范,张军伟. 2018. 中国城市群全要素生产率测算与分析:基于2000-2014年数据的DEA-Malmquist指数法[J]. 经济问题探索,(5):110-118.
- (Shao M W, Jin Z F, Zhang J W. 2018. Calculation and analysis of the total factor productivity of Chinese urban agglomerations: Based on the DEA-Malmquist index method using data from 2000 to 2014[J]. Economic Issues Exploration,(5):110-118.)
- 汪彬,郭贝贝,李鸿磊. 2020. 区域差异、规模分布与中国城市效率问题研究:基于285个地级市的实证研究[J]. 经济问题探索,(1):114-127.
- (Wang B, Guo B B, Li H L. 2020. Research on regional differences, scale distribution, and urban efficiency issues in China: An empirical study of 285 prefecture-level cities[J]. Economic Issues Exploration,(1):114-127.)
- 汪晨,万广华,张勋. 2019. 区域差异与结构变迁:中国1978-2016[J]. 管理世界,35(6):11-26+194.
- (Wang C, Wan G H, Zhang X. 2019. Regional disparities and structural changes: China 1978-2016[J]. Journal of Management World,35(6):11-26+194.)

- 王德祥,薛桂芝. 2016. 全要素生产率框架下的城市资本要素生产率分析[J]. 中国人口·资源与环境,26(11):53-61.
- (Wang D X, Xue G Z. 2016. Analysis of urban capital productivity under the framework of total factor productivity[J]. China Population, Resources and Environment,26(11):53-61.)
- 王艺明,陈晨,高思航. 2016. 中国城市全要素生产率估算与分析:2000-2013[J]. 经济问题,(8):1-8+34.
- (Wang Y M, Chen C, Gao S H. 2016. Estimation and analysis of China's urban total factor productivity: 2000-2013[J]. Economic Issues,(8):1-8+34.)
- 王应明,蓝以信. 2015. 基于双前沿面数据包络分析的循环全局Malmquist指数[J]. 中国管理科学,23(11):46-55.
- (Wang Y M, Lan Y X. 2015. Circular global Malmquist index based on double frontier data envelopment analysis[J]. China Management Science,23(11):46-55.)
- 徐淑丹. 2017. 中国城市的资本存量估算和技术进步率:1992-2014年[J]. 管理世界,(1):17-29+187.
- (Xu S D. 2017. Estimation of capital stock and technological progress rate in Chinese cities: 1992-2014[J]. Journal of Management World,(1):17-29+187.)
- 许宪春,雷泽坤,窦园园,等. 2021. 中国南北平衡发展差距研究:基于“中国平衡发展指数”的综合分析[J]. 中国工业经济,(2):5-22.
- (Xu X C, Lei Z K, Dou Y Y, et al. 2021. Study on the development gap between northern and southern China: Based on the comprehensive analysis of the "China Balanced Development Index"[J]. China Industrial Economics,(2):5-22.)
- 许欣,张文忠. 2021. 中国四大区域板块:增长差异、比较优势和“十四五”发展路径[J]. 经济地理,41(7):1-9.
- (Xu X, Zhang W Z. 2021. China's four major regional blocs: Growth differences, comparative advantages, and the development path of the "14th Five-Year Plan"[J]. Economic Geography,41(7):1-9.)
- 余泳泽,容开建,苏丹妮,等. 2019. 中国城市全球价值链嵌入程度与全要素生产率:来自230个地级市的经验研究[J]. 中国软科学,(5):80-96.
- (Yu Y Z, Rong K J, Su D N, et al. 2019. The degree of integration of Chinese cities in the global value chain and total factor productivity: An empirical study of 230 prefecture-level cities[J]. China Soft Science,(5):80-96.)
- 张少辉,余泳泽,杨晓章. 2021. 中国城市固定资本存量估算与生产率收敛分析:1988-2015[J]. 中国软科学,(7):74-86.
- (Zhang S H, Yu Y Z, Yang X Z. 2021. Estimation of fixed capital stock and productivity convergence analysis in Chinese cities: 1988-2015[J]. China Soft Science,(7):74-86.)
- Afsharian M, Ahn H. 2015. The overall Malmquist index: A new approach for measuring productivity changes over time[J]. Annals of Operations Research,226(1):1-27.
- Antonelli C. 2016. Technological congruence and the economic complexity of technological change[J]. Structural Change and Economic Dynamics,38:15-24.
- Antonelli C, Feder C. 2021. A long-term comparative analysis of the direction and congruence of technological change[J]. Socio-Economic Review,19(2):583-605.
- Antonelli C, Quatraro F. 2010. The effects of biased technological change on total factor productivity: Empirical evidence from a sample of oecd countries[J]. The Journal of Technology Transfer,35(4):361-383.
- Arabmaldar A, Jablonsky J, Hosseinzadeh Saljooghi F. 2017. A new robust DEA model and super-efficiency measure[J]. Optimization,66(5):723-736.
- Chen Y C. 2017. A tutorial on kernel density estimation and recent advances[J]. Biostatistics & Epidemiology,1(1):161-187.
- Fall F, Akim A M, Wassongma H. 2018. DEA and SFA research on the efficiency of microfinance institutions: A meta-analysis[J]. World Development,107:176-188.
- Grifell-Tatjé E, Lovell C A K. 2021. Dual productivity analysis: A Konüs/Shephard approach[J]. European Journal of Operational Research, 289(1):328-337.
- Huang J, Cai X, Huang S, et al. 2019. Technological factors and total factor productivity in China: Evidence Based on a panel threshold model[J]. China Economic Review,54:271-285.
- Kao C. 2017. Measurement and decomposition of the malmquist productivity index for parallel production systems[J]. Omega, 67:54-59.
- Kao C, Hwang S N. 2014. Multi-period efficiency and malmquist productivity index in two-stage production systems[J]. European Journal of Operational Research,232(3):512-521.
- Lampe H W, Hilgers D. 2015. Trajectories of efficiency measurement: A bibliometric analysis of DEA and SFA[J]. European Journal of Operational Research,240(1):1-21.

- Lee H S, Chu C W, Zhu J. 2011. Super-efficiency DEA in the presence of infeasibility[J]. *European Journal of Operational Research*,212(1):141-147.
- Mombini E, Rostamy-Malkhalifeh M, Saraj M, et al. 2020. Global malmquist index for measuring the economic productivity changes[J]. *Measurement and Control*,53(7-8):1278-1285.
- O'Brien T A, Kashinath K, Cavanaugh N R, et al. 2016. A fast and objective multidimensional kernel density estimation method: Fastkde[J]. *Computational Statistics & Data Analysis*,101:148-160.
- O'Donnell C J, Rao D S P, Battese G E. 2008. Metafrontier frameworks for the study of firm-level efficiencies and technology ratios[J]. *Empirical Economics*,34(2):231-255.
- Oh D hyun, Lee J dong. 2010. A metafrontier approach for measuring malmquist productivity index[J]. *Empirical Economics*, 38(1):47-64.
- Pastor J T, Aparicio J, Zofio J L. 2022. The Generalized Distance Function (GDF): Profitability Efficiency Decomposition[M]. Pastor J T, Aparicio J, Zofio J L. *Benchmarking Economic Efficiency: Technical and Allocative Fundamentals*[M]. Cham: Springer International Publishing.
- Pastor J T, Asmild M, Lovell C A K. 2011. The biennial Malmquist productivity change index[J]. *Socio-Economic Planning Sciences*,45(1):10-15.
- Pastor J T, Lovell C A K, Aparicio J. 2020. Defining a new graph inefficiency measure for the proportional directional distance function and introducing a new malmquist productivity index[J]. *European Journal of Operational Research*,281(1):222-230.
- Tavana M, Khalili-Damghani K, Santos Arteaga F J, et al. 2020. A malmquist productivity index for network production systems in the energy sector[J]. *Annals of Operations Research*,284(1):415-445.
- Tohidi G, Razavyan S, Tohidnia S. 2012. A global cost malmquist productivity index using data envelopment analysis[J]. *The Journal of the Operational Research Society*,63(1):72-78.
- Walheer B. 2018. Cost Malmquist productivity index: An output-specific approach for group comparison[J]. *Journal of Productivity Analysis*,49(1):79-94.
- Walheer B. 2019. Malmquist productivity index for multi-output producers: An application to electricity generation plants[J]. *Socio-Economic Planning Sciences*,65:76-88.
- Walheer B. 2022. Global malmquist and cost malmquist indexes for group comparison[J]. *Journal of Productivity Analysis*,58(1): 75-93.
- Wang D D. 2019. Performance assessment of major global cities by DEA and malmquist index analysis[J]. *Computers, Environment and Urban Systems*,77:101365.
- Zheng Z. 2021. Energy efficiency evaluation model based on dea-sbm-malmquist index[J]. *Energy Reports*,7:397-409.
- Zhou X, Xu Z, Chai J, et al. 2019. Efficiency evaluation for banking systems under uncertainty: A Multi-period three-stage dea model[J]. *Omega*,85:68-82.
- Zhou Y, Guo Y, Liu Y. 2018. High-level talent flow and its influence on regional unbalanced development in China[J]. *Applied Geography*,91:89-98.
- Zhu N, Baležentis T, Yu Z, et al. 2020. Multi-directional meta-frontier DEA model for total factor productivity growth in the Chinese banking sector: A disaggregation approach[J]. *Informatica*,31(1):185-204.

The Re-evaluation and Dynamic Evolution Analysis of the Chinese City-Level Total Factor Productivity: Based on the Perspective of Meta-frontier Production Technology Heterogeneity

HAN Yonghui^{1,2}, ZHANG Fan³, ZHU Chaowei⁴

- (1. Guangdong Institute for International Strategies, Guangdong University of Foreign Studies, Guangzhou 510420, China;
2. Guangdong University of Foreign Studies Base of Guangdong Research Center for Xi Jinping Thought on Socialism with Chinese Characteristics for a New Era, Guangzhou 510420, China; 3. Research Center for China's Overseas Interests Protection, Guangdong University of Foreign Studies, Guangzhou 510420, China; 4. Department of Business Administration, University of Zurich, Zurich 8000, Switzerland)

Abstract: Amidst the multifaceted impact of internal and external factors, China is undergoing significant changes in its socio-economic environment. Internationally, the geopolitical maneuvering among major powers is becoming increasing-

ly intricate, the COVID-19 pandemic continues to oscillate, and forces of anti-globalization such as conservatism and protectionism are gaining momentum. Domestically, the demographic structure is rapidly trending towards "fewer children" and "aging", the industrial iteration and upgrade process has entered a plateau period, and the energy propelled by technological innovation remains insufficient. In response, the party and the central government have further proposed the grand objective of accelerating the construction of a national unified large market, under the strategic design of expediting the establishment of a new development pattern characterized by the domestic circulation as the mainstay and the mutual promotion of domestic and international circulations, driven by the vision of boosting the energy of technological innovation. By leveraging the economies of scale brought about by the super-large-scale market, it is possible to enhance the efficiency of various factors of production and guide the effective allocation of innovative resources. This, in turn, promotes the orderly flow and rational aggregation of innovative factors over a broader scope, effectively transitioning from factor input-driven growth to innovation-driven growth. This transition is characterized by innovation-driven, high-quality supply leading and creating new demand. However, at present, regional development disparities within China remain significant, and the imbalance in the level of technological innovation capability is notably pronounced.

This article utilizes the common frontier method and the two-period production technology estimation method to construct a common frontier two-period merged total factor productivity (TFP) index based on the data of 220 prefecture-level cities in China from 2000 to 2020, using the DEA method. This approach allows for interregional comparisons, not limited to intra-group comparisons, thereby offering a more scientific and comprehensive framework for understanding and comparing TFP across different cities. Based on the estimation method proposed by Pastor et al (2022), this study further establishes a kernel density estimation model and a Markov chain model to systematically analyze the spatial distribution pattern, dynamic evolution process, and internal dynamics of urban total factor productivity (TFP) at both the national and regional levels. This comprehensive analysis aims to provide insights into the spatial dynamics and evolution of urban TFP, contributing to a deeper understanding of the overall productivity landscape and its temporal evolution across different regions.

The research find that: (1) Between 2000 and 2020, the overall total factor productivity (TFP) of Chinese cities exhibited an upward trend, and the disparity in production technology among regions has to some extent diminished, alleviating the phenomenon of regional development imbalances. (2) In terms of regional distribution, cities in the eastern region demonstrated relatively higher TFP, followed by those in the central and western regions. However, TFP in cities in the north-eastern region still requires further improvement. (3) According to the estimation results of the kernel density function, during the analysis period, the TFP of some cities has gradually increased, causing the overall kernel density graph to shift to the right. However, the distribution of TFP growth among cities is relatively dispersed, leading to substantial disparities between advanced and underdeveloped cities. (4) The results of the Markov chain model calculations indicate that the internal dynamic evolution of TFP in Chinese cities is progressing gradually, indicating promising prospects for future development.

To achieve a balanced improvement in the total factor productivity (TFP) among cities, policymakers need to consider the specific needs and development stages of different cities and implement targeted strategies. On one hand, it is essential to persist in promoting China's urban TFP by focusing on technological progress. China needs to further enhance its independent research and development efforts, pursue disruptive innovation in cutting-edge technological fields, and expedite the transformation of scientific and technological achievements. On the other hand, accelerating the construction of a national unified large market and facilitating the smooth operation of the national circulation will elevate China's urban TFP by focusing on resource allocation. Additionally, promoting experiential exchange and resource sharing among cities is also a crucial approach to advancing the construction of a national unified large market.

Key words: total factor productivity; meta-frontier; coordinated regional development; production technology heterogeneity