

要素收入分配结构朝新兴要素偏向了吗： 分类贡献与城市证据

董直庆 王鹏飞

摘要 当前，人工智能技术算法迭代加快和应用场景不断落地，在这过程中技术和数据要素的重要性愈加突显。然而，现有研究却尚未有效量化和识别新兴要素的贡献及其演变趋势。基于此，本文基于扩展的 C-D 生产函数，结合 2003—2021 年中国地级市数据，引入数据要素从分类要素贡献视角考察收入分配格局及其动态特征。研究结果发现，劳动与资本仍是经济增长的主要驱动力，收入分配份额合计超 60%，而技术与数据要素贡献约 12%，新要素作用存在某种“索洛悖论现象”，经过一系列稳健性检验后结果仍然稳健。同时，要素收入分配明显受制于城市属性、地理区位、基础设施和资源禀赋限制，一线城市数据（17.6%）与技术（14.4%）份额领跑全国，东部沿海地区技术和数据的协同效应显著，而中西部资源型城市则面临技术与数据要素贡献困境。与此同时，技术和数据存在周期时序性规律，在 2015 年后技术与数据要素贡献快速提升，尤其是数据要素份额在 2018 年存在显著增幅，技术和数据对经济增长贡献开始凸显。

关键词 生产要素 收入分配 技术要素 数据要素

作者董直庆，浙江财经大学管理学院教授（浙江杭州 310018）；王鹏飞，华东师范大学经济与管理学院博士研究生（上海 200062）。

中图分类号 F24

文献标识码 A

文章编号 0439-8041(2026)02-0061-10

一、前言

当前，人工智能技术算法迭代不断加快和应用场景持续拓展，技术和数据要素在生产生活中的地位不断凸显，如何有效识别要素贡献进而助力经济增长有着现实的迫切需求。同时，生产要素收入如何分配既关乎资源配置效率，更关乎社会公平正义与共同富裕目标的实现。^① 现有关于收入分配问题的研究，主要思路有二：一是居民个体层面的收入分配问题，即研究收入在居民个体之间的分配，又被称为规模性收入分配；二是要素层面的收入分配问题，研究收入在生产要素之间的分配，又被称为功能性收入分配。从文献规模和研究问题上看，国内学者主要关注居民收入分配不公的刻画、成因及对策^②，而对要素收入分配层面的研究相对

① 李实、朱梦冰：《推进收入分配制度改革促进共同富裕实现》，《管理世界》2022 年第 1 期；杨灿明：《社会主义收入分配理论》，《经济研究》2022 年第 3 期。

② 白重恩、钱震杰：《国民收入的要素分配：统计数据背后的故事》，《经济研究》2009 年第 3 期；田茂茜、万亮、虞克明：《一种基于众数的收入分配差距测度方法》，《数量经济技术经济研究》2015 年第 1 期；李建伟、顾天安、王骁、李嘉琪：《居民人力资本的差异化分布与收入分配不平等》，《管理世界》2023 年第 10 期。

缺乏。^①然而,要素层面的收入分配既是国民收入初次分配的核心环节,更是反映各类生产要素在经济活动中的贡献^②,如何测算并优化各类生产要素的分配结构,是发挥新兴要素贡献、优化初次分配基础性作用和实现经济更高质量增长的重要课题。

纵观要素层面的收入分配问题研究,现有文献主要是基于国民经济核算体系(SNA)框架,通过直接拆分GDP构成来测算要素份额。这一方法的核心逻辑在于将国民收入按生产要素的贡献进行归属,其优势在于宏观数据可得性高且与统计核算体系兼容。不过,这种国民经济核算体系框架存在数据层级细化与要素覆盖范围上的显著缺陷。主要体现为:其一,既有研究多聚焦于国家或省级层面的要素份额测算^③,但这一尺度难以有效捕捉更小维度如区域内城市层面的分配结构异质性。例如,东部沿海城市群的技术密集型产业与中西部资源型城市的要素回报率差异,可能被省级均值掩盖,引致生产要素贡献无法被有效识别,进而诱发经济决策偏误和阻碍经济朝更高质量方向的前进步伐。事实上,地级市作为中国行政区划的重要层级,既是区域发展战略落地的关键节点,也是要素空间配置与政策传导机制的基本载体。其内部要素流动效率与资源配置机制直接关系到经济能否实现区域经济同步性、社会公平性和高质量发展。由于受制于SNA体系下细分数据的可得性,地级市层面的收入分配测算研究长期匮乏。并且不同研究在数据选择、统计口径调整及分解方法上的差异,也会导致对要素份额测算结果存在显著分歧。^④其二,现有文献主要以“资本—劳动”二元要素测算框架为主。^⑤但随着人工智能技术应用不断扩大,数字技术将全面重塑生产生活,也就是技术与数据要素贡献终将全面超越传统要素资本和劳动,新旧要素替代和新要素覆盖旧要素的影响,使现有测算框架难以精准刻画新生产要素的价值创造与分配需求。事实上,在这类测算中,技术要素常被简化为外生的“全要素生产率”^⑥,研发投入、专利转化等内生于经济系统的技术要素仍未被充分剥离融入,同时数据要素作为新型生产要素,其度量与价值分配机制更是存在争议且尚未形成统一范式。^⑦

鉴于此,本文基于扩展的C-D生产函数,结合2003—2021年中国众多地级市数据,从城市层面和要素贡献视角考察新旧要素的收入分配格局及其动态变迁特征,对比要素收入分配变化同时考察城市层面的新特征。本文的主要贡献点,可能有二:一是将各类生产要素的投入与产出数据对标至地级市层面,从城市维度考察不同类型要素的收入分配份额,为生产要素收入分配和要素贡献这一领域的研究提供更精细化的测算结果,并进一步考察各类生产要素收入分配份额的动态演变特征;二是利用扩展的C-D生产函数模型进行量化评价,可以有效克服会计核算测算方法受制于统计口径调整及分解方法上的局限,并将技术要素与数据要素同时纳入原主要围绕资本和劳动的测算框架,有效识别新兴要素贡献,为人工智能大规模应用的时代提供要素层面的解释与实证依据。本文的剩余结构安排如下:第二部分计量模型设定、变量指标设计和数据特征描述;第三部分实证检验结果与评价;第四部分异质性分析;第五部分基本结论。

二、计量模型设定、变量指标设计和数据特征描述

(一) 计量模型设定

在C-D生产函数中,要素贡献可以通过要素弹性加以描述。人工智能技术应用和数字经济开始主导经济

① 吕冰洋、郭庆旺:《中国要素收入分配的测算》,《经济研究》2012年第10期;郝枫:《价格体系对中国要素收入分配影响研究——基于三角分配模型之政策模拟》,《经济学(季刊)》2014年第1期。

② 刘亚琳、申广军、姚洋:《我国劳动收入份额:新变化与再考察》,《经济学(季刊)》2022年第5期。

③ 阳立高、陈亭亭、谢锐、韩峰、李玉双:《最终需求影响中国要素收入分配的关键路径研究》,《中国软科学》2020年第9期。

④ Kuijs, L., “How Will China’s Saving-Investment Balance Evolve?” *World Bank Policy Research Working Paper*, 2006, No. 3958; 白重恩、钱震杰:《谁在挤占居民的收入——中国国民收入分配格局分析》,《中国社会科学》2009年第5期。

⑤ 蔡晓陈:《中国二元经济结构变动与全要素生产率周期性——基于原核算与对偶核算TFP差异的分析》,《管理世界》2012年第6期;柏培文、杨志才:《中国二元经济的要素错配与收入分配格局》,《经济学(季刊)》2019年第2期;林淑君、郭凯明、龚六堂:《产业结构调整、要素收入分配与共同富裕》,《经济研究》2022年第7期。

⑥ 李平:《提升全要素生产率的路径及影响因素——增长核算与前立面分解视角的梳理分析》,《管理世界》2016年第9期;蔡跃洲、付一夫:《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》2017年第1期。

⑦ 杨艳、王理、李雨佳、廖祖君:《中国经济增长:数据要素的“双维驱动”》,《统计研究》2023年第4期。

增长，技术和数据日益成为数字经济的核心生产要素。^① 基于此，将技术和数据要素纳入生产函数，计量模型设定如下：

$$Y_{it} = A_{it} K_{it}^{\alpha} L_{it}^{\beta} D_{it}^{\eta} \quad (1)$$

其中， Y_{it} 、 K_{it} 、 L_{it} 和 D_{it} 分别代表地级市 i 第 t 年的经济产出、物质资本存量、劳动力数量和数据资本存量。 α 、 β 和 η 分别代表对应的产出弹性。 A_{it} 代表全要素生产率 TFP，将其定义为技术、制度、管理等无形要素投入对产出增长的贡献程度^②，即在总产出水平中扣除各有形生产要素贡献后的剩余，将全要素生产率设定为：

$$A_{it} = Ae^{(\gamma \ln T_{it} + u_i + v_t + \varepsilon_{it})} \quad (2)$$

(2) 式中 $\ln T_{it}$ 是研发专利积累形成的科技资本存量（取对数）， u_i 、 v_t 分别表示城市和时间的固定效应， $Ae^{(u_i + v_t + \varepsilon_{it})}$ 为剔除技术要素的全要素生产率组成部分， ε_{it} 为随机扰动项。

将 (2) 式代入 (1) 式，并对等式两边取对数可得：

$$\ln Y_{it} = \ln A + \alpha \ln K_{it} + \beta \ln L_{it} + \gamma \ln T_{it} + \eta \ln D_{it} + u_i + v_t + \varepsilon_{it} \quad (3)$$

根据要素报酬等于边际贡献假定，此时生产要素的收入份额等于其产出弹性^③，即 (3) 式中估计的弹性系数即为各生产要素的收入分配份额。

(二) 变量指标设计

1. 资本。结合生产函数模型性质，可知资本要素为某一特定时期全社会的固定资本存量，而非现有统计体系下的资本增量，基于永续盘存法计算城市资本存量： $K_{it} = (1 - \varphi) K_{i,t-1} + I_{it} / P_{it}$ ，其中， K_{it} 和 $K_{i,t-1}$ 分别为 i 城市 t 期和 $t-1$ 期的资本存量， φ 为折旧率， I_{it} 为 i 城市 t 期的新增投资， P_{it} 为 i 城市 t 期的固定资产价格形成指数。本文将基期设定为 2003 年，借鉴单豪杰的做法取折旧率为 10.96%^④，并且利用各城市 2004 年的实际资本形成额比上折旧率与 2004—2008 年间固定资产年均增长率之和，计算基期的资本存量。

2. 劳动。现有研究多采用总从业人员数表征，这容易忽略经济周期、政策干预等短期因素对劳动供给冲击，本文采用 HP 滤波方法对各城市从业人员数进行处理： $\min = \sum_{t=1}^T (L_{it} - \tau_{it})^2 + \lambda \sum_{t=2}^{T-1} [(\tau_{it+1} - \tau_{it}) - (\tau_{it} - \tau_{i,t-1})]^2$ ，式中， L_{it} 为原始劳动力数据， τ_{it} 为提取的长期趋势项， λ 为平滑参数（年度数据通常取 100），通过分解获得潜在劳动力投入。

3. 技术。由于专利作为知识产权的核心载体，本文利用各城市专利数据计算地级市技术资本存量： $T_{it} = (1 - \theta) T_{i,t-1} + Z_{it}$ ，以 2003 年为基期，参考樊纲等人的做法将科技资本的折旧率设为 15%^⑤，基期技术资本存量设定为基期专利数量的 5.25 倍，使用永续盘存法计算各省历年的技术资本存量。

4. 数据。数据是人工智能技术应用过程中生产的核心要素，通过对数据的采集、存储、加工、流通和应用，融入生产各个环节推动经济增长。既有研究多直接采用数据量或信息化投入作为代理变量，忽视了数据动态积累及多环节成本结构特征。本文借鉴 Calderón 和 Rassier 估算数据资本形成过程中的劳动力成本和非劳动力成本的方法，对数据要素进行测算： $D_{it} = (1 + \rho) \sum_j r_j w_{jt} h_{ijt}$ ^⑥，其中， ρ 、 r_j 、 w_{jt} 分别表示非劳动成本占劳

① 刘涛雄、戎珂、张亚迪：《数据资本估算及对中国经济增长的贡献——基于数据价值链的视角》，《中国社会科学》2023 年第 10 期。

② Hsieh, C. T., & Klenow, P. J., "Misallocation and Manufacturing TFP in China and India," *Quarterly Journal of Economics*, 124 (4), 2009, pp. 1403-1448.

③ Karabarbounis, L., & Neiman, B., "The global decline of the labor share," *Quarterly Journal of Economics*, 129(1), 2014, pp. 61-103.

④ 单豪杰：《中国资本存量 K 的再估算：1952~2006 年》，《数量经济技术经济研究》2008 年第 10 期。

⑤ 樊纲、王小鲁、马光荣：《中国市场化进程对经济增长的贡献》，《经济研究》2011 年第 9 期。

⑥ Calderón, J. B. S., & Rassier, D. G., "Valuing the US Data Economy Using Machine Learning and Online Job Postings," *BEA Working Paper*, 2022, No. 0204.

动成本占比、数据从事的“工作”时间和单位时间工资， ρ 借鉴刘涛雄等人的思路取值为 0.7^①。职业 j 在第 t 年就业人数为 h_{jt} ，单位时间工资为 w_{jt} ， r_j 为职业 j 分配给数据相关工作的时间，利用《职业大典》中的各个职业细类的职业信息描述来进行估算。首先，根据工作内容的描述确定从事数据相关活动比例最高的职业。通过给数据相关职业打分排序，选出 20 个职业作为测试集，并标记为全时从事数据相关工作。进一步，使用 BERT 模型训练生成文本向量，计算训练集与测试语料的余弦相似度来计算与数据相关的工作时间，计算公式如下：

$$r_j = \cos(X, Y) = \frac{X \cdot Y}{\|X\| \cdot \|Y\|} = \frac{\sum X_j \cdot Y_j}{\sqrt{\sum X_j^2} \cdot \sqrt{\sum Y_j^2}} \quad (4)$$

其中， X 、 Y 分别为测试集和训练集的职业描述特征向量。由于地级市层面的职业人数与工资数据缺失，本文先计算出省级数据，再利用各城市互联网宽带接入用户数在所属省份的占比将数据要素拆分成地级市层面。

（三）数据来源和特征描述性统计

本文以 2003—2021 年中国 283 个地级市为研究样本^②，对中国要素收入分配份额进行测算。本文所有统计数据主要源于《中国经济普查年鉴》、《中国劳动统计年鉴》、国家知识产权局、各省市的统计年鉴和统计公报以及 Wind 数据库。此外，本文利用线性插值与 ARIMA 方法对部分缺失值进行了补充，变量的描述性统计如表 1 所示。

表 1 描述性统计

变量	样本量	均值	方差	最小值	最大值
lnY	5333	16.15	1.111	12.67	19.88
lnK	5374	17.09	1.385	13.02	20.92
lnL	5326	3.506	0.815	1.381	6.838
lnT	5374	8.220	1.875	3.159	13.98
lnD	5372	4.757	1.110	0.837	8.279

三、实证检验结果与评价

（一）基准回归

结合样本数据和计量模型，可得基准回归结果见表 2，其中列（1）和列（2）为仅包括资本—劳动二元要素的回归结果，列（3）和列（4）加入技术与数据的结果，列（1）和列（3）未控制城市和时间固定效应，列（2）和列（4）加入城市和时间固定效应。结果可知，表 2 中（1）—（4）列的回归结果均在 1% 的置信水平上显著，说明资本、劳动、技术和数据要素均对经济产出有显著正向作用。依据列（1）—列（4），可知控制城市和时间二维固定效应及加入数据和技术要素，模型的解释力显著提升（由 0.951 升至 0.987），表明引入固定效应后显著缓解了遗漏变量问题和计量模型能够较好地解释要素收入分配差异。结合列（4）的结果，可知在控制时间与城市固定效应后，资本、劳动、技术与数据要素的弹性系数分别为 0.286、0.316、0.0837 和 0.0414，均在 1% 的显著性水平上显著。劳动与资本的收入分配份额合计约为 60%，在样本期中的经济发展过程中资本和劳动要素占主导地位，并且劳动要素的分配份额略高于资本要素。劳动要素相比于资本要素在价值创造过程中贡献更大，表明中国“提高劳动报酬在初次分配中比重”的政策导向是吻合要素贡献实际的。

从四类要素收入分配份额上看，技术和数据要素贡献相对较小，技术与数据的分配份额合计约为 12%。技术要素的份额较低，存在当前文献普遍认识到的技术投资可能存在“索洛悖论”问题。技术份额较低可能源于技术成果转化存在滞后效应，技术专利产出并不能有效转化为生产率，进而影响技术贡献份额；当然，

① 刘涛雄、戎珂、张亚迪：《数据资本估算及对中国经济增长的贡献——基于数据价值链的视角》，《中国社会科学》2023 年第 10 期。

② 本文依据公开的统计资料构建了 2003—2021 年的非平衡面板数据，2003 年样本中仅包括 282 个地级市。

技术红利分配机制也可能有待完善，如何有效实现企业研发人员薪酬与专利收益同步，是提高技术转化效率的关键因素。而数据要素的份额较低，则可能反映出多维度的原因：其一，中国数据要素市场仍处于培育初期，统一交易市场尚未完全建立，数据流通存在障碍，数据流通规模有限且交易成本较高，数据收入如何确权 and 分配制度仍然有待完善，要素贡献难以充分释放。其二，数据与其他生产要素的协同效应尚未充分发挥。数据流转与应用需与劳动、技术、资本等要素深度融合才能真正发挥数据要素的生产功能和价值增值，但当前数据要素除存在流通障碍、数据确权和数据红利分配难题外，其二次开发和应用场景仍受限于隐私保护、算法透明度等技术瓶颈，数据要素功能和协同效应仍难以完全转化为显性收益。未来需通过完善数据要素确权、市场化定价机制、数据安全治理等，才能逐步提高数据要素的要素贡献和收入分配比例。其三，数据交易仍以非标准化产品为主，要素价值评估体系缺失，数据要素实际贡献可能被系统性低估。

表 2 基准回归结果

变量	(1) lnY	(2) lnY	(3) lnY	(4) lnY
lnK	0.533 *** (0.00330)	0.314 *** (0.00744)	0.416 *** (0.00666)	0.286 *** (0.00763)
lnL	0.542 *** (0.00560)	0.377 *** (0.0112)	0.452 *** (0.00659)	0.316 *** (0.0118)
lnT			0.0924 *** (0.00450)	0.0837 *** (0.00604)
lnD			0.0554 *** (0.00905)	0.0414 *** (0.00878)
Constant	5.156 *** (0.0458)	8.206 *** (0.107)	6.434 *** (0.0785)	8.233 *** (0.105)
Year	no	yes	no	yes
City	no	yes	no	yes
Observations	5287	5287	5285	5285
R-squared	0.951	0.986	0.955	0.987

注：括号内数值为标准误，所有标准误均聚类到地级市层面；*、**、*** 分别表示在 10%、5%、1% 水平上显著，下同。

(二) 稳健性检验

为考察结果的稳健性，本文采用样本缩尾与截尾的处理方法，对原始数据进行处理后再次回归。表 3 中列 (1) — 列 (4) 分别对所有连续变量进行 1% 缩尾处理、1% 截尾处理、2% 缩尾处理、2% 截尾处理。结果可见，在不同缩尾与截尾处理下，各要素的弹性系数均在 1% 置信水平下显著，且劳动 > 资本 > 技术 > 数据的分配份额结论稳健。

表 3 稳健性检验

变量	(1) lnY	(2) lnY	(3) lnY	(4) lnY
lnK	0.307 *** (0.00763)	0.321 *** (0.00785)	0.323 *** (0.00771)	0.325 *** (0.00808)
lnL	0.319 *** (0.0117)	0.327 *** (0.0122)	0.323 *** (0.0120)	0.352 *** (0.0134)
lnT	0.0855 *** (0.00591)	0.0834 *** (0.00595)	0.0904 *** (0.00587)	0.0808 *** (0.00620)
lnD	0.0389 *** (0.00895)	0.0609 *** (0.00970)	0.0502 *** (0.00903)	0.0767 *** (0.0101)
Constant	7.960 *** (0.104)	7.710 *** (0.107)	7.701 *** (0.104)	7.582 *** (0.110)
Year	yes	yes	yes	yes
City	yes	yes	yes	yes
Observations	5285	5030	5285	4823
R-squared	0.987	0.986	0.987	0.985

具体地，表 3 中资本、劳动、技术要素的份额分别在 0.307—0.325、0.319—0.352、0.0808—0.0904 间，与基准回归相比，其标准差无明显变化，表明模型结果未受到极端值或异常数据的显著干扰。而数据要素在 1% 和 2% 截尾处理后测算结果增幅显著，可能源于极端低值数据（如部分城市数字基础较低）对数据要素贡献的压制效应被移除，凸显数据要素在“典型样本”中的实际作用可能更大，说明数据要素潜力存在数字鸿沟。从模型拟合优度来看，各稳健性检验的 R^2 值均稳定在 0.985—0.987 之间，与基准回归结果高度一致，进一步表明了基准模型能够有效阐释要素收入分配变化，进一步增强了研究结论的可信度。

四、异质性分析

（一）城市属性

本文依据第一财经的新一线城市研究所发布的《城市商业魅力排行榜》，将样本分类为一线城市（包含新一线城市）、二、三线城市，四线城市以及五线城市。该排行按照城市枢纽性、商业资源集聚度、生活方式多样性、城市人活跃度和未来可塑性五大维度指数对各城市进行评估，综合地反映一座城市的经济社会属性。表 4 报告了相关回归结果。

表 4 异质性检验 1：城市所在地性质

变量	(1) 一线 lnY	(2) 二、三线 lnY	(3) 四线 lnY	(4) 五线 lnY
lnK	0.347*** (0.0283)	0.258*** (0.0115)	0.335*** (0.0144)	0.337*** (0.0163)
lnL	0.0885*** (0.0222)	0.314*** (0.0203)	0.450*** (0.0299)	0.173*** (0.0293)
lnT	0.144*** (0.0242)	0.0416*** (0.0134)	0.0846*** (0.0112)	0.101*** (0.0118)
lnD	0.176*** (0.0452)	0.0826*** (0.00863)	0.0511*** (0.0144)	0.0671*** (0.0194)
Constant	8.198*** (0.392)	8.907*** (0.163)	7.829*** (0.221)	7.800*** (0.207)
Year	yes	yes	yes	yes
City	yes	yes	yes	yes
Observations	355	1878	1508	1544
R-squared	0.988	0.987	0.977	0.961

表 4 的估计结果显示，各类城市中各类要素的估计系数均在 1% 置信水平下显著，表明这些要素均对经济产出发挥正向显著影响。但不同城市中，不同性质要素的作用差异明显。一线城市中，数据和技术要素的分配份额显著大于其他类别城市，估计系数分别为 0.176 和 0.144。这一结果表明，一线城市作为数字经济和技术创新的核心区域，数据与技术在其经济增长中的作用更加突出。相对而言，劳动的收入份额仅为 0.0885，为四类城市中最低。在二、三线城市中，资本和劳动依然占据主导地位，分配份额分别为 0.258 和 0.314。但技术要素的分配份额较低，估计结果 0.0416 为四类城市分类中的最低，说明二、三线城市在发展过程中可能陷入“技术升级困境”，需强化研发投入，数据要素的分配份额 0.0826 约为其技术要素的两倍，说明在人工智能技术应用过程中，各类城市均能分享到新兴技术红利。四线、五线城市呈现出较强的劳动驱动与资本驱动特征，四线城市的劳动要素分配份额为 0.450，在所有城市类型中最高，五线城市的资本要素分配份额为 0.337，仅次于一线城市，说明四线、五线城市的经济产出仍较多依赖传统资本与劳动密集型产业。同时，四线、五线城市的技术和数据估计系数远低于一线城市，但四线、五线城市的技术和数据收入分配份额合计仍在 15% 上下，说明即使在低等级城市也能分享到数据与技术红利。表 4 的结果显示，随着城市综合发展水平越高，新兴要素（技术与数据）所占的收入份额越大。同时，面对新兴技术应用，不同能级城市均能分享到技术与数据要素红利。

(二) 地理区位

本文进一步以国务院发展研究中心所划分的八大综合经济区，依据城市是否处于华北、东北、华东、华中、黄河中游、长江中游、西南以及西北地区进行分组检验（见表5和表6）。

表5 异质性检验 2：地理区位 1

变量	(1) 华北 lnY	(2) 华中 lnY	(3) 华东 lnY	(4) 东北 lnY
lnK	0.256*** (0.0251)	0.255*** (0.0178)	0.238*** (0.0134)	0.0748*** (0.0261)
lnL	0.112** (0.0542)	0.138*** (0.0211)	0.150*** (0.0180)	0.475*** (0.0689)
lnT	0.0313 (0.0317)	0.115*** (0.0196)	0.0538*** (0.0100)	0.0770*** (0.0264)
lnD	0.0448* (0.0248)	-0.000738 (0.0187)	0.136*** (0.0190)	0.0119 (0.0380)
Constant	9.501*** (0.405)	9.198*** (0.272)	11.30*** (0.233)	12.31*** (0.515)
Year	yes	yes	yes	yes
City	yes	yes	yes	yes
Observations	638	597	474	551
R-squared	0.982	0.993	0.998	0.988

表5结果显示：各经济区要素贡献表现出显著差异。其中，华北地区的资本分配份额（0.256）显著高于劳动（0.112），资本分配份额反映其经济性质，即以重工业、能源产业为主的资本密集型经济。资本高贡献同时，其技术（0.0313）和数据（0.0448）份额较低，新兴技术可能在传统行业应用并未充分发挥，也可能源于其创新投入不足及数据基础设施滞后有关；华中地区的技术驱动的转型特征明显，其技术系数（0.115）居首，反映长江中游城市群的技术密集型产业崛起。不过，相对于技术，数据要素作用不显著，这可能受跨省数据交易制度不完善及数据要素市场化水平较低等影响；华东地区资本（0.238）与数据（0.136）弹性均较大，这基本吻合预期，东部地区资本与数据协同驱动现象突出；东北地区的劳动要素份额高达0.475，显著高于其他要素，印证东北老工业基地对劳动力的依赖，而技术和数据要素的贡献微弱，显示了东北地区数字经济和经济数字转型滞后。

表6 异质性检验 3：地理区位 2

变量	(1) 西南 lnY	(2) 西北 lnY	(3) 黄河中游 lnY	(4) 长江中游 lnY
lnK	0.195*** (0.0206)	0.137*** (0.0421)	0.231*** (0.0240)	0.198*** (0.0222)
lnL	0.152*** (0.0262)	0.00859 (0.100)	0.568*** (0.0509)	0.155*** (0.0194)
lnT	-0.0253 (0.0154)	-0.0516* (0.0286)	-0.00232 (0.0222)	-0.00446 (0.00937)
lnD	0.0621*** (0.0223)	0.0216 (0.0359)	0.000409 (0.0191)	-0.0240 (0.0190)
Constant	10.42*** (0.300)	11.45*** (0.538)	9.445*** (0.363)	11.45*** (0.349)
Year	yes	yes	yes	yes
City	yes	yes	yes	yes
Observations	802	375	883	965
R-squared	0.991	0.967	0.981	0.991

表6结果显示，西南地区的数据要素潜力一定程度上得到释放：数据要素弹性（0.0621）在1%水平下显著，可能受益于“东数西算”工程与贵州大数据综合试验区建设。而技术短板明显，反映创新链与产业链结

合度较弱；西北地区的要素贡献如资本（0.137）与劳动（0.00859）弹性均低于其他区域，技术（-0.0516）负向作用显著，这反映出该地区资源依赖型经济所存在的技术停滞与要素错配，或受限于基础设施滞后，技术和数据要素无法对经济产出形成有效支撑。黄河中游地区劳动要素占绝对主导作用，劳动要素份额（0.568）为全样本最高，体现黄河中游地区中农业与资源型产业的劳动密集特征，技术（-0.00232）和数据（0.000409）要素均不显著，反映创新投入不足与数字化进程缓慢；长江中游地区主要由资本主导产出，但技术（-0.00446）和数据（-0.0240）贡献为负，同样表明技术和数据要素贡献有待挖掘。

（三）数字基础设施

数字基础设施是人工智能技术应用与数字产业发展的基础，本文采用各城市每万人互联网宽带接入用户数衡量城市数字基础设施水平，以中位数来划分高低两组，分组回归结果见表 7 中的列（1）和列（2）。回归结果显示，数字基础设施水平较高的城市中，资本弹性（0.294）和低水平组（0.304）相当，体现其资本与技术协同能力较强（如智能工厂等高技术场景）；而高水平组劳动要素（0.316）更高，说明数字化发展可能通过提升劳动配置效率与人机互补性，进一步放大劳动投入对产出的促进作用。数据要素对高水平组的经济产出贡献明显更大（0.0760），而在数字基础设施建设水平较低的城市中，数字化红利尚未充分释放。技术要素在两组均显著，低水平组略低，反映其技术吸收与应用能力仍在追赶过程中。

（四）资源禀赋

相比非资源型城市，资源型城市在经济发展过程中往往会面临“资源诅咒”，对人才、资金等生产要素的集聚能力较弱。依据《全国资源型城市可持续发展规划（2013—2020 年）》，将所有样本城市划分为资源型城市和非资源型城市，并进行分组回归，回归结果见表 7 中的列（3）和列（4）。回归结果显示，资源型城市资本弹性（0.371）显著高于非资源型城市（0.237），印证其以能源、重工业为主的资本密集型产业结构和资本主导经济产出特征，而数据要素贡献（0.0344）仅为非资源型城市（0.0500）的 69%，技术要素在资源型城市贡献较低（0.0833），说明资源型城市在数据和技术要素上也表现出某种“资源诅咒”现象。整体上，相对于资源型城市，非资源型城市各要素贡献更均衡，数据要素（0.0500）与技术要素（0.0883）协同效应突出，体现其数字经济与实体经济的融合特征更明显。

表 7 异质性检验 4：数字基础建设与资源禀赋

变量	(1) 数字基础低 lnY	(2) 数字基础高 lnY	(3) 资源型 lnY	(4) 非资源型 lnY
lnK	0.304*** (0.0106)	0.294*** (0.0119)	0.371*** (0.0141)	0.237*** (0.00873)
lnL	0.287*** (0.0139)	0.316*** (0.0236)	0.300*** (0.0247)	0.261*** (0.0136)
lnT	0.0803*** (0.00832)	0.0910*** (0.00904)	0.0833*** (0.00994)	0.0883*** (0.00746)
lnD	0.0157 (0.0137)	0.0760*** (0.0119)	0.0344** (0.0154)	0.0500*** (0.0103)
Constant	8.246*** (0.150)	8.052*** (0.155)	7.146*** (0.183)	9.169*** (0.126)
Year	yes	yes	yes	yes
City	yes	yes	yes	yes
Observations	2636	2649	2111	3174
R-squared	0.990	0.980	0.979	0.990

（五）样本时序

本文采用滚动窗口回归的方法检验时间异质性，以十年为一个样本期，将样本划分为 2003—2012 年、2004—2013 年、……、2012—2021 年十个子样本组分别回归，观察分类要素份额的动态演进特征，图 1 为要素在不同滚动期内的估计系数，横坐标代表每个滚动期的末尾年份。

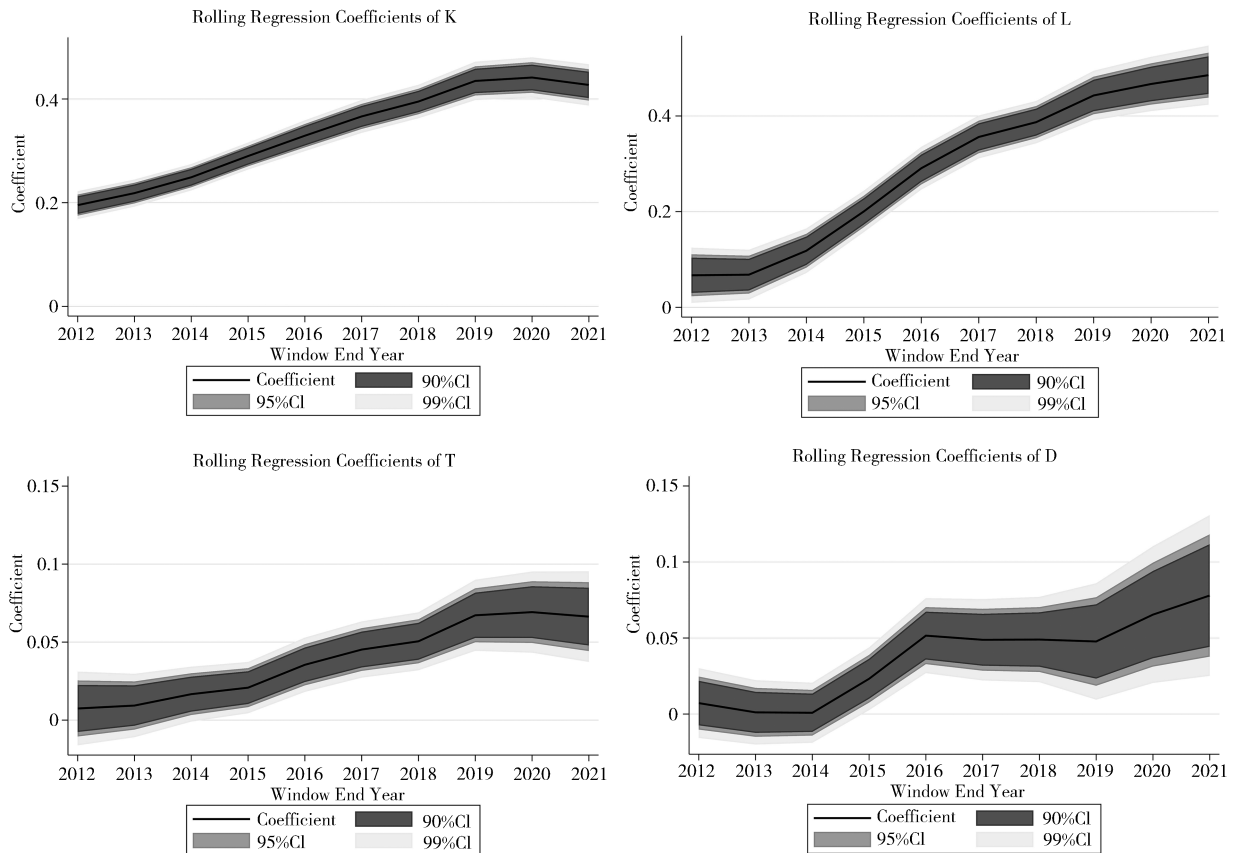


图1 滚动窗口回归趋势图

从图1可知，资本和劳动的回归系数在整个滚动窗口期内均呈现稳定显著的上升趋势，具体而言，资本要素的产出弹性从2003—2012年的0.1953持续平稳上升到2012—2021年的0.4271，劳动要素则从2003—2012年的0.0669大幅上升到0.4854。表明，过去近20年间，中国城市经济增长模式中资本和劳动主导产出现象并未明显改变，但二者份额在2019年后趋于稳定，反映出传统要素的边际效应正在逐步递减，经济增长开始处于新的阶段。技术和数据要素份额印证这一趋势。技术和数据的回归系数在滚动期前半段较低，在2012—2021年期间，技术要素弹性达到0.0663，数据要素弹性则达到0.0780，远高于2003—2012年的水平（技术0.0074，数据0.0072）。特别是数据要素系数在2018年后迅速上升，表明技术和数据正成为经济增长的重要驱动力。整体而言，样本时序滚动回归结果清晰地揭示我国经济发展模式的结构性转型，正逐渐从传统要素驱动，转向更注重技术和数据要素驱动的高质量增长阶段。

五、基本结论

本文引入数据要素扩展传统C-D生产函数，从城市层面考察新旧要素收入分配特征及其动态趋势。测算结果表明：第一，整体而言，劳动与资本仍是中国经济增长的主要推动力量，但新型要素的分配份额正逐步上升。基准回归结果表明，资本与劳动的产出弹性分别为0.286与0.316，两者合计占比超过60%，其中劳动要素份额略高于资本，这一结构特征也印证中国近年来“提高劳动报酬比重”的政策导向的合理性。但技术与数据要素的贡献合计约为12%，反映出新型要素的潜力尚未充分释放。第二，考察不同性质城市的要素收入分配份额。可以发现，一线城市中，数据与技术弹性显著高于其他等级城市，说明新型要素在高能级城市中已形成较强的产出驱动能力。不过，四线与五线城市仍以劳动与资本要素为主导，随着城市等级上升，技术与数据的收入份额不断扩大，传统要素份额则呈下降趋势，印证了“城市能级跃迁—要素结构升级”的演化逻辑。第三，地理区位造成要素收入份额显著分化。华东与珠三角等沿海发达地区，技术与数据要素弹性

均显著；而黄河中游与西北地区仍以劳动与资本为主导，技术与数据要素弹性不显著甚至为负，揭示资源依赖型经济存在某种路径锁定与创新基础薄弱问题。西南地区数据要素弹性显著，侧面反映国家“东数西算”政策初见成效。第四，要素收入分配也受到数字基础设施完善程度与资源禀赋结构的影响。数字基础设施完善城市中，数据要素弹性显著更高，体现新基础设施是提升数据要素贡献的关键前提；而资源型城市尽管资本贡献较大，但在技术与数据要素方面存在结构性短板。时序数据结果发现，中国经济增长逐步从传统要素驱动向创新要素驱动转型。滚动窗口回归结果显示，资本与劳动要素产出弹性整体上升，但近年趋于稳定；技术与数据要素的弹性自 2015 年后显著上升，尤其是数据要素在 2018 年后增长迅速，数字经济对城市经济的拉动作用不断增强。

结合研究结论，本文提出如下政策启示：第一，深化要素市场改革，推动要素融合发展。加快建设统一高效的要素市场体系，打通资本、劳动、技术和数据等要素的流动壁垒，实现多要素融合配置。鼓励企业探索多样化收益分配机制，如股权激励、技术入股、数据收益共享等方式，提升技术和数据要素的回报水平。同时，构建区域间要素协同发展平台，推动各类生产要素在更大范围内的高效配置和动态优化。第二，强化技术与数据要素制度建设，激发新型要素活力。当前技术与数据要素对经济增长的贡献尚未充分释放，应通过完善产权制度和市场机制激发其活力。应加快数据确权与分类管理制度建设，建立科学的收益分配和市场定价机制。应加大关键技术研发投入，推动科研成果转化和构建“创新—转化—应用”闭环体系，提升新型要素的整体产出能力。第三，因地制宜优化要素结构，促进区域协调发展。要素收入分配存在显著的城市等级、城市特质与地理区位差异，应根据城市属性与地理区位，因地制宜推进要素结构升级，持续推进“东数西算”工程，加强中西部和低能级城市在数字基础设施、技术引进和人才培育方面的投入，推动新型要素有效嵌入传统产业体系，助力资源型、劳动密集型地区实现从要素驱动向创新驱动的转型。

[本文为国家社会科学基金重点项目“人工智能技术红利分配均等性与企业成长方向问题研究”(24AJY029)、教育部人文社会科学重点研究基地重大项目“新阶段共同富裕视域下技术创新推动的经济增长动力研究”(22JJD790019)的阶段性成果]

(责任编辑：沈敏)

Has the Structure of Factor Income Distribution Shifted toward Emerging Factors: Contributions of Categorized Factors and Evidence at the Prefecture-Level Cities

DONG Zhiqing, WANG Pengfei

Abstract: With the rapid advancement of AI algorithms and expanding application scenarios, technological and data factors have become increasingly critical. This paper employs an extended C-D production function with panel data from Chinese prefecture-level cities (2003—2021), incorporating data as a production factor to examine the structure and dynamics of income distribution. Findings show that labor and capital remain dominant, together accounting for over 60% of the income share, while technology and data contribute around 12%, suggesting a potential “Solow Paradox” in the impact of emerging factors. These results remain robust across various checks. Factor income distribution is shaped by city characteristics, location, infrastructure, and resource endowment. First-tier cities lead in technology (14.4%) and data (17.6%) shares, with strong synergy observed in the eastern coastal region. In contrast, resource-based cities in central and western China struggle to harness new factors. Notably, since 2015, the contributions of technology and data have risen significantly, especially data in 2018—underscoring their growing role in economic growth.

Key words: production factor, income distribution, technology factor, data factor