

数字技术治愈服务业“成本病”的路径研究 ——基于效率提升与结构优化视角

董 锋¹, 赵 旭¹, 李春玲¹, 王 伦²

(1. 燕山大学 经济管理学院, 河北 秦皇岛 066000;

2. 云南财经大学 商学院, 云南 昆明 650221)

摘要:服务业“成本病”的存在会影响整体经济的生产率,进而制约中国经济高质量发展动能。基于此,本文首先对“成本病”的形成机制进行梳理,然后从“效率提升”与“结构优化”两个角度切入,分别构建局部均衡模型与多部门内生增长模型分析数字技术治愈“成本病”的路径,并基于2010—2022年中国30个省份面板数据进行实证检验。结果表明:(1)就“效率提升”视角而言,数字技术能显著促进服务创新,从而推动服务业生产效率提升,即数字技术能通过赋能服务创新质效治愈“成本病”;(2)高技能劳动力、人均资本能与数字技术形成“数字化—高技能”和“数字化—资本深化”协同效应,强化数字技术的效率赋能作用;(3)从“结构优化”视角来看,数字技术一方面能够调节“效率—价格—产出”——“成本病”存在的因果链条,另一方面也能缩短行业间技术进步率差距,优化创新流动,从结构上治愈“成本病”。本研究为在服务业数“智”化转型过程中破除“成本病”问题提供了理论基础与经验证据。

关键词:数字技术赋能;成本病;服务业创新;效率提升;结构优化

中图分类号:F49

文献标识码:A

文章编号:1000-2995(2025)06-011-0073

0 引言

中国已经进入“服务经济”时代^[1]。然而,经济理论与国际经验表明,以服务业为主的经济结构容易产生“结构性减速”现象^[2-3]。2009年以来,我国经济增速呈现出缓慢而稳定的下行趋势,年均降幅达0.39%,经济增长率与服务业比重呈现“喇叭口”形态(如图1所示)。尽管经济下行的影响因素众多,但服务业生产率相对滞后所形成的“成本病”^①,是一个重要因素^[1]。基于发展理论^[3]和国内实际状况^[1]的综合考量,若没有新动能注入,我国经济增长势必会进一步放缓,最终保持长期中低速增长。

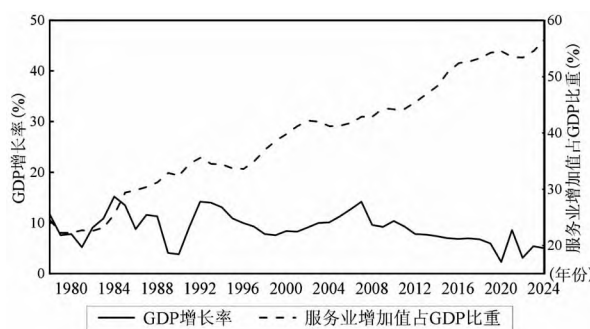


图1 服务业增加值占GDP比重和GDP增速
Figure 1 Proportion of the added value of the service industry to GDP and the GDP growth rate
注:数据来源于国家统计局。

收稿日期:2024-10-10;修回日期:2025-04-10。

基金项目:国家社科基金重点项目(24AGL007,2024.10—2027.12)。

作者简介:董 锋(1978—),男(汉),安徽亳州人,燕山大学经济管理学院教授、博士生导师,研究方向:能源环境管理、创新管理。

赵 旭(1998—),男(汉),江苏扬州人,燕山大学经济管理学院博士研究生,研究方向:能源环境管理、创新管理。

李春玲(1972—),女(汉),河北承德人,燕山大学经济管理学院教授、博士生导师,研究方向:公司治理、财务管理。

王 伦(1986—),男(汉),四川绵阳人,云南财经大学商学院讲师,研究方向:企业战略管理与公司治理。

通信作者:王伦,E-mail:104627648@qq.com

注:①“成本病”由经济学家鲍莫尔提出,是指服务业生产率增长缓慢而劳动成本持续上升,导致服务业比重和成本相对上升并抑制经济增长的现象,其在俄罗斯、德国、韩国等服务业比重过半的发达和发展中国家中均有显现。

“成本病”形成的根源在于服务业的低效率属性^[4]。相较于制造业,传统服务业具有“结果无形”“生产消费同步”和“不可存储”的性质^[5],这使得服务业生产率明显滞后于制造业^[6]。为扭转服务业低效率属性,必须聚焦于技术革新、服务模式优化。2022 年,党的二十大强调优化服务改革,构建优质高效的服务业新体系,加强新一代信息技术在服务领域的深度应用,提升服务业数字化、智能化发展水平。2024 年 7 月,《中共中央关于进一步全面深化改革、推进中国式现代化的决定》进一步提出完善发展服务业体制机制,加快新一代信息技术全方位全链条普及应用,推进服务业标准化建设。毋庸置疑,服务业数字化转型是提升服务效率和推动服务业结构优化升级的有效路径^[7]。数字技术应用一方面通过创造新的平行数据市场,有效拓展了服务业的发展空间;另一方面也跨越了服务生产与消费不可分离的障碍,从而打破了服务远程贸易壁垒,提升服务效率。数字技术也带来生产要素和创新方式的变革,不仅能够优化资源配置的效率,还能推动产业结构的转型与升级^[8]。那么,数字技术能否打破“服务经济时代是低增长时代”这一规律,治愈“成本病”,促使经济增速保持相对较高水平? 基于此,深入探究数字技术与“成本病”之间的关系具有强烈的理论与实际意义。

就本文研究所及,现有文献主要从两种角度考虑“成本病”的影响因素。一类是考虑新一代信息技术具有治疗“成本病”的潜在属性,另一类则是探究其他因素对于“成本病”的影响。尽管“成本病”的影响因素不尽相同,但相关研究提出的作用路径却近乎一致。在“服务业之谜”成立的前提下,提升服务业效率是缓解乃至治愈“成本病”的关键^[4]。就信息技术而言,Peters 等^[9]发现 ICT 能提高服务可交易性,进而提升服务效率,在一定程度上缓解了“成本病”。从数字技术的技术—经济特性来看,网络技术赋予了服务业规模经济、贸易经济和长尾效应三个特点,进一步促进了服务业生产效率的提升^[10]。实证研究方面,李帅娜^[11]利用 2011—2019 年中国省级面板数据,发现数字技术能显著提升服务业生产率,并且在中西部地区更加凸显。而就其他影响因素来看,服务业制造业

融合^[12],贸易与移民^[13]均能对“成本病”产生影响,但相关因素的作用渠道仍是赋能服务业技术效率提升。

已有文献为本文提供了有益的启示,但仍存在一些不足。首先,多数研究侧重于从生产效率角度探讨数字技术治愈“成本病”的作用路径,忽略了从结构上治愈“成本病”的可能性,研究视角较为单一。实际上,“成本病”更多是由结构因素导致,生产要素的逆向流动也是“成本病”形成的关键因素之一。因此,有必要从结构优化的角度,探究数字技术治愈“成本病”的具体路径。其次,现有的少量文献在分析数字技术对服务业效率的影响时,忽略了可能存在的空间相关性以及内生性问题,从而导致估计结果产生偏误。最后,现有关于数字技术对“成本病”的影响研究多集中于文字讨论层面,对二者之间的关系缺乏严密且完整的理论推演与实证分析。基于此,本文尝试弥补现有研究不足,从厘清“成本病”形成机制入手,基于“效率提升”和“结构优化”两个视角,分别构建数理模型深入剖析数字技术治愈“成本病”的路径机制,并结合计量模型从多个维度进行实证检验。

1 研究设计

1.1 理论分析与研究假设

1.1.1 “成本病”概述、形成机制与潜在治愈路径

“成本病”是经济学家威廉·鲍莫尔(William Baumol)^[2]提出的理论概念,指在技术进步不均衡的经济体系中,服务业因生产率增速长期滞后于制造业而引发其相对成本持续攀升的结构性矛盾,最终导致资源配置扭曲与整体经济增长效率受损。概括而言,即服务业相对较低的生产率导致相对较高的价格水平,若服务品缺乏弹性,那么服务业高价格水平就会导致其产出上升和劳动力流入,从而使得服务业劳动成本过度增长。由于劳动力是由高效率部门(制造业)流入低效率部门(服务业),就会导致“经济结构性减速”。由此可以梳理出“成本病”成因的“效率—价格—产出—速度”的传导机制(或因果链条,见图 2)。

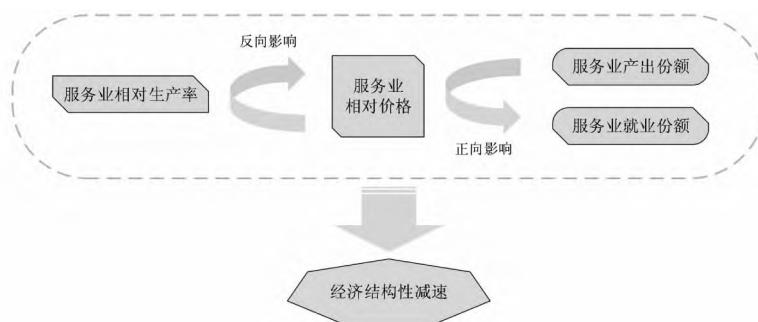


图2 “成本病”的“效率—价格—产出—速度”因果传导机制

Figure 2 The "efficiency-price-output-speed" causal transmission mechanism for the "cost disease"

“成本病”的形成需满足3个前提^[2]:①服务品的需求价格弹性小于1;②制造业与服务业的工资变动一致;③制造业与服务业生产率增速存在差异。第一个前提已被 Baumol 等^[4]及后续的研究证实。不同行业工资比值恒定也具有广泛的理论基础^[8](证实第二个前提)。因此,“成本病”的形成最终落脚于服务业生产率增速是否低于制造业。

从生产效率角度看,“成本病”的形成可简单视为服务业效率低下所致(服务业效率低—相对价格高—劳动力大量流入,成本上升)。因而,提升效率就可以作为治疗“成本病”的核心手段。对于提升服务业效率治愈“成本病”的路径研究,称为“效率提升”视角。从结构调整角度看,“成本病”的成因可以概括为生产要素的负向流动(由进步部门流入停滞部门)。那么就存在两种可能的治愈机制。第一,调节生产要素负向流动机制,减缓要素负向流速。若存在一种经济力量,对制造业与服务业的生产率产生异质性影响,就可以间接调节“效率—价格”这段因果链条,抑制“成本病”的形成。第二,逆转生产要素的负向流动机制。若能缩小服务业与制造业之间的技术进步率差距,要素流动就不再是简单的“负向流动”。对于从结构上治愈“成本病”的路径研究,称为“结构优化”视角。下文将基于“成本病”治愈的两个角度,分别构建理论模型深入分析数字技术具体的作用路径。

1.1.2 “效率提升”视角下的理论模型构建与分析

本部分基于数字技术的“渗透性”与“替代性”^[7],将数字要素视为与一般劳动力相互替代(而与高技能劳动力协作生产),且能在不同类型任务下协同分工的生产要素。同时参考 Melitz^[14],构建局部均衡模型刻画数字技术对服务业效率的影响机制,以分析“效率提升”视角下,数字技术对“成本病”的治愈路径。

(1) 消费者效用

代表性消费者的效用函数如式(1)所示:

$$U = \left[\int_{\omega \in \Omega} q(\omega)^\rho d\omega \right]^{\frac{1}{\rho}} X^{1-\chi} \quad (1)$$

其中, $0 < \chi < 1$, Ω 表示一系列异质性服务品的集合。 $q(\omega)$ 为服务品的消费量, X 为除服务品之外的其他产品。服务品之间存在替代性(替代弹性 $\sigma = 1/(1-\rho) > 1$)。

$$\begin{aligned} \max_{L_i, A_i, H_i, K_i, I_i, P_i} \Pi_i &= p_i q_i - W L_i - \psi I_i - r^{A_i} A_i - r K_i - W^H H_i \\ \text{s. t. } q_i &= \varphi_i^{\frac{1}{\sigma-1}} \left[\left(\frac{A_i}{\eta_i} \right)^{\eta_i} \left(\frac{L_i}{1-\eta_i} \right)^{1-\eta_i} / \gamma \right]^\gamma \left(\frac{K_i}{\alpha} \right)^\alpha \left(\frac{H_i}{\beta} \right)^\beta; \varphi_i = \tau_i \eta_i I_i^{\delta} \bar{\varphi}_i; q_i = Q \left[\frac{p_i}{P} \right]^{-\sigma} \end{aligned} \quad (4)$$

其中, W^H 为高技能劳动力工资, r 为利率,并标准化 P 为1。求解如上最优化问题可得均衡时的研发投入(5):

$$I_i = \underbrace{\eta_i^{\frac{1}{1-\delta}}}_{\text{直接数字化赋能}} \times \underbrace{P_{X_i}^{\frac{1-\sigma}{1-\delta}}}_{\text{边际成本下降效应}} \times \left[\frac{\delta \left(1 - \frac{1}{\sigma} \right)^\sigma Q^{\frac{1}{\sigma}} \tau_i \bar{\varphi}_i}{\psi} \right]^{\frac{1}{1-\delta}} \quad (5)$$

消费者对服务品最优选择为 $q(\omega) = Q [p(\omega)/P]^{-\sigma}$, Q 为服务品的加总, P 为对应的加总价格。

(2) 厂商生产

服务品 ω 唯一对应厂商 i , 且具有的生产率 φ_i , φ_i 表现为生产模式和产业组织形态的变化。参考 Prettnner 和 Strulik^[15], 企业通过完成一系列任务进行生产, 并需要数字要素 (A_i)、劳动力 (L_i)、资本 (K_i) 和高技能劳动力 (H_i) 共同配合。厂商的生产函数见式(2):

$$q_i = \varphi_i^{\frac{1}{\sigma-1}} e^{\int_0^1 \ln \left[\left(\frac{z_i(v)}{\gamma} \right)^\gamma \left(\frac{K_i}{\alpha} \right)^\alpha \left(\frac{H_i}{\beta} \right)^\beta \right] dv} \quad (2)$$

其中, q_i 表示产出, $v \in [0, 1]$ 表示测度为1的一系列生产任务, $z_i(v)$ 表示在完成任务时选择的协同生产要素(包括数字要素与劳动力)。要素产出弹性满足 $\gamma + \alpha + \beta = 1$ 。

流水线上的生产任务 v 依据复杂程度从低到高排列^[15]。劳动力作为基本的生产要素, 能执行所有类型的任务, 而数字要素表现为取代简单重复性的劳动, 因而对复杂劳动的替代存在局限。简单任务 ($v \in [0, \eta_i]$) 可以用劳动力或数字要素进行生产, 而复杂任务 ($v \in [\eta_i, 1]$) 只能指派给劳动力。参考 Acemoglu 和 Restrepo^[16], 数字要素对劳动力始终具有比较优势, 即 $r^{A_i} < W$ 。因此, 协同生产要素 $z_i(v)$ 的具体形式如式(3)所示:

$$z_i(v) = \begin{cases} \frac{A_i}{\eta_i}, & v \in [0, \eta_i] \\ \frac{L_i}{1-\eta_i}, & v \in [\eta_i, 1] \end{cases} \quad (3)$$

(3) 创新研发

一般而言, 企业的研发投入越多, 生产率提升幅度也越大。假定研发使生产率由 $\bar{\varphi}_i$ 提升至 $\tau_i \eta_i I_i^{\delta} \bar{\varphi}_i$, 即 $\varphi_i = \tau_i \eta_i I_i^{\delta} \bar{\varphi}_i$ 。 I_i 为研发投入, τ_i 为研发效率, δ 为研发投入的产出弹性, η_i 表示数字技术的直接赋能效应。设定 $\delta < 1$, 以适应 Jones^[17]所发现的技术进步对研发投入呈规模报酬递减的实证结论。

(4) 厂商最优决策

厂商最优化问题由式(4)给出:

其中, $P_{X_i} = P_{Z_i}^\gamma r^\alpha (W^H)^\beta$, $P_{Z_i} = (r^{A_i})^{\eta_i} W^{1-\eta_i}$ 。将式(5)对数字化水平 η_i 求偏导可得式(6)(与对数字技术水平 $1/r^{A_i}$ 求偏导结果一致):

$$\frac{\partial I_i}{\partial \eta_i} = \frac{1}{1-\delta} \eta_i I_i + \frac{\partial I_i}{\partial P_{X_i}} \cdot \frac{\partial P_{X_i}}{\partial P_{Z_i}} P_{Z_i} \ln \left(\frac{r^{A_i}}{W} \right) > 0 \quad (6)$$

企业生产率是创新投入的增函数, 即 $\partial \varphi_i / \partial I_i > 0$ 。式

(6)的第一项捕捉了数字化的直接赋能效应,第二项刻画了数字化的创新边际成本下降效应。在这两种效应的作用下,服务业数字化提升了企业创新边际收益,从而激励企业增加创新投入并提升生产率,达到了治愈“成本病”的目的。

接下来,本文进一步研究高技能劳动力与资本投入在数字技术提升企业生产率过程中的边际效应。高技能劳动力的增加意味着工资 W^H 下降,因而只需研究 W^H 在数字技术提升企业生产率过程中边际影响。将式(6)对 W^H 求偏导,可得 $\partial^2 I_i / \partial \eta_i \partial W^H < 0$,即高技能劳动力越多,数字技术对企业生产率的促进效应越强,表明存在“数字化—高技能”协同效应。同样,将式(6)对 r 求偏导,可得资本在数字化赋能企业生产率过程中的边际影响 $\partial^2 I_i / \partial \eta_i \partial r < 0$,即服务业人均资本存量越多,数字技术对企业生产率的赋能效应越强,表明存在“数字化—资本深化”协同效应。

综上,本文提出如下假设:

H1:数字技术能赋能服务业创新发展,提升服务业生产率,从效率上治愈“成本病”。

H2:数字技术与高技能劳动力、人均资本呈现“数字化—高技能”和“数字化—资本深化”协同特征。

1.1.3 “结构优化”视角下的理论模型构建与分析

本部分基于 Aghion 和 Howitt^[18]“创造性毁灭”机制,并结合数字技术“协同性”与“替代性”,参照 Acemoglu 等^[19]定向技术变革模型的构建方法,构建多部门内生增长模型深入剖析“结构优化”视角下,数字技术治愈“成本病”的理论路径。

(1)通用产品

假设经济中只存在制造业(m)与服务业(s)。通用产品的生产函数设定为(7):

$$Y_t = (\zeta_s^{1/\varepsilon} Y_{st}^{(\varepsilon-1)/\varepsilon} + \zeta_m^{1/\varepsilon} Y_{mt}^{(\varepsilon-1)/\varepsilon})^{\varepsilon/(\varepsilon-1)} \quad (7)$$

其中, Y_t 是通用产品。 Y_{jt} 是行业 $j \in \{s, m\}$ 的最终产品。 ζ_j 表示行业 j 的份额,满足 $\zeta_j > 0, \zeta_s + \zeta_m = 1$ 。 ε 表示行业间替代弹性,满足 $0 < \varepsilon < 1$ ^[8]。

(2)最终产品

最终产品由测度为1的机器(中间产品)以及协同生产要素聚合成式(8)的形式:

$$Y_{jt} = Z_{jt}^{1-\beta} \int_0^1 A_{jt}(i)^{1-\beta} x_{jt}(i)^{\beta} di \quad (8)$$

其中, $\beta \in (0, 1)$ 。 $x_{jt}(i)$ 表示机器使用的数量, $A_{jt}(i)$ 表示机器的质量(技术)。 Z_{jt} 表示协同生产要素组合,由数字要素与劳动力共同组成^①。最终产品和要素市场均完全竞争,假设劳动供给恒定。数字要素相对劳动力的边际成本只源自数字服务的变化,而数字服务与数字技术水平密切相关。因此,以劳动力与数字要素的价格比率 $\lambda_t = \omega_t / r_t^{AI}$ 指代数字技术水平。行业利润最大化问题如(9)所示:

$$\max_{A_{jt}, L_{jt}, x_{jt} \in i} p_{jt} Z_{jt}^{1-\beta} \int_0^1 A_{jt}(i)^{1-\beta} x_{jt}(i)^{\beta} di - \int_0^1 p_{jt}(i) x_{jt}(i) di - \omega_t L_{jt} - r_t^{AI} AI_{jt} \quad (9)$$

其中, $p_{jt}(i)$ 为机器的价格。劳动力与数字要素市场出清要求 $\sum_j L_{jt} = \bar{L} = 1; \sum_j AI_{jt} = AI_t$ 。 $\bar{L}$ 为劳动力总供应, AI_t 为数字要素总供应(假定 AI_t 会适应 λ_t 的变化)。

(3)中间产品

作为垄断生产者的机器制造商既生产机器也对机器进行研发。资本是机器生产的唯一投入,资本利率为 r_t^I 。假定生产1单位机器需要 ψ 单位资本投入,即机器的资本生产率为 $1/\psi$ 。数字技术能提升生产分工和协作效率^[1],从而也能提高机器生产的效率。因此,设定机器的生产函数为 $x_{jt}(i) = \psi^{-1} \gamma(\eta_j) K_{jt}(i)$, $\psi = \beta^2$ 。这里, $K_{jt}(i)$ 表示资本使用量, $\gamma(\eta_j)$ 衡量数字技术对机器生产效率的赋能, $\gamma'(\eta_j) > 0$ 。资本市场出清有 $\sum_j \int_0^1 K_{jt}(i) di = K_t$, K_t 为资本总供应。

(4)研发创新

依据 Acemoglu^[20]的研究,技术进步由科学家主导,而资本等其他因素的作用有限。因此,设定科学家为唯一的创新要素。科学家通过 R&D 将 $A_{j,t-1}(i)$ 提升至 $(1 + \gamma_j S_{jt}(i)^\xi) A_{j,t-1}(i)$, 即有 $g_{jt}(i) = (A_{jt}(i) - A_{j,t-1}(i)) / A_{j,t-1}(i) = \gamma_j S_{jt}(i)^\xi$ 。这里, γ_j 表示不同行业机器的研发效率。 $S_{jt}(i)$ 为机器升级所需分配的科学家人数, $\xi \in (0, 1)$ ^[17]。

假定同一行业内所有垄断机器制造商聚合成一个庞大的垄断企业,就表明行业内创新要素将以整个行业平均技术水平最大化原则进行分配,即可得式(10):

$$S_{jt}(i) = \operatorname{argmax}_{S_{jt}(i) \in \{S_{jt}(i) \mid \int_0^1 S_{jt}(i) \in i \} di \leq S_{jt}\}} \left\{ \int_0^1 (1 + \gamma_j S_{jt}(i)^\xi) A_{j,t-1}(i) di \right\} \quad (10)$$

其中, S_{jt} 为行业 j 的创新要素。根据技术创新的规范,可得行业平均技术 A_{jt} 如式(11)所示:

$$A_{jt} = A_{j,t-1} + \gamma_j S_{jt}^\xi \left(\int_0^1 A_{j,t-1}(i)^{\frac{1}{1-\xi}} di \right)^{1-\xi} \simeq (1 + \gamma_j S_{jt}^\xi) A_{j,t-1} \quad (11)$$

借鉴 Acemoglu 等^[19],假定科学家是创造和升级各种机器垄断技术的所有者,这表明同一行业内机器生产的垄断利润将均等分配给每一位科学家(每位科学家得到 π_{jt} / S_{jt} , π_{jt} 为部门 j 获得的垄断利润)。定义 $g_{jt} = (A_{jt} - A_{j,t-1}) / A_{j,t-1}$, 并标准化创新要素总供应 $\bar{S} = 1$ 。

由于不同行业研发人员存在知识积累方式、研发创新活动的异质性,所以行业间存在创新要素流动壁垒。但随着人工智能等新一代信息技术的深度应用,数字技术对创新活动产生了一系列的重大影响,并引发创新要素流动机制的变

注:① $Z_{it} = \exp \left[\int_0^1 \ln z_{it}(v) dv \right] = \left(\frac{AI_{jt}}{\eta_j} \right)^{\eta_j} \left(\frac{L_{jt}}{1 - \eta_j} \right)^{1 - \eta_j}$ 。其中, $z_{it}(v)$ 表示协同要素投入,与式(3)的设定一致。

革。基于此,设定两种不同的情形对模型均衡展开讨论。

情形1(低数字化水平):数字技术发展水平低下,不足以突破创新要素流动壁垒。

情形1下的不同行业间存在创新要素流动壁垒,所以每个行业的创新要素数量恒定。假定服务业的创新要素禀赋为 $\varpi\bar{S}$,制造业为 $(1-\varpi)\bar{S}$,并满足 $g_s < g_m$ 。

情形2(高数字化水平):数字技术发展足以突破创新要素流动壁垒。

情形2表明创新要素自由流动,因而各行业创新要素分配满足 $S_{st} + S_{mt} \leq \bar{S}$,且创新的内部均衡满足 $\pi_{st}/S_{st} = \pi_{mt}/S_{mt}$ 。

(5) 均衡分析

均衡由变量集 $(Y_{jt}, p_{jt}(i), x_{jt}, L_{jt}, \omega_t, r_t^A, p_{jt}, r_t^L, S_{jt})$ 组成。在每个时期 t ,这些变量最大化通用产品和最终产品生产商的利润,以及最大化机器制造商的垄断利润,并使得劳动力、数字要素、最终产品市场和金融资源出清,同时确保不同情形下的创新流动均衡。

求解模型可得式(12):

$$\frac{\varphi_{st}}{\varphi_{mt}} = \frac{\zeta_s}{\zeta_m} \underbrace{\left(\frac{p_{Zst}}{p_{Zmt}}\right)^{\varphi_e}}_{\text{数字技术效应}} \times \underbrace{\left(\frac{\chi(\eta_s)}{\chi(\eta_m)}\right)^{-\varphi_e}}_{\text{异质性数字化效应}} \times \underbrace{\left(\frac{A_{st}}{A_{mt}}\right)^{-\varphi_e}}_{\text{生产率效应}} \quad (12)$$

其中, $\varphi_{jt} = p_{jt} Y_{jt} / (p_{st} Y_{st} + p_{mt} Y_{mt})$ 为行业 j 的产出份额, $\varphi_e = (1-\beta) \cdot (1-\varepsilon) > 0$, $p_{Zst}/p_{Zmt} = \lambda_t^{(\eta_m - \eta_s)}$, $\chi(\eta_j) = \gamma(\eta_j)^{\beta/(1-\beta)}$ 。那么由式(12)及模型均衡可得式(13):

$$\frac{\partial p_{st}/p_{mt}}{\partial A_{st}/A_{mt}} < 0, \frac{\partial \varphi_{st}/\varphi_{mt}}{\partial A_{st}/A_{mt}} < 0 \quad (13)$$

行业间技术差距会反向影响行业间的价格水平和产出份额,符合“成本病”“效率—价格—产出”的传导机制^[21]。将式(13)对数字技术水平 λ_t 以及服务业数字化水平 η_s 求偏导得式(14):

$$\frac{\partial^2 p_{st}/p_{mt}}{\partial A_{st}/A_{mt} \cdot \partial x_t} > 0, \frac{\partial^2 \varphi_{st}/\varphi_{mt}}{\partial A_{st}/A_{mt} \cdot \partial x_t} > 0, x_t \in \{\lambda_t, \eta_t\} \quad (14)$$

可以发现,在 $\eta_s > \eta_m$,即服务业数字化水平大于制造业的前提下,数字技术和服务业数字化水平提升均可以有效缓解服务业生产率低所造成的相对价格以及产出攀升效应。实际数据也给出了 $\eta_s > \eta_m$ 的事实依据(2023年我国服务业数字化渗透率达45.6%,明显高于制造业(25.0%),2018—2022年也有一致结论)。因此,本文提出:

H3:数字技术能调节“效率—价格—产出”之间的关系,即数字技术发展会抑制服务业生产率低导致的服务业价格以及产出攀升效应,以此缓解“成本病”。

下面考虑情形1下的模型均衡,此时经济增长率如式(15)所示:

$$g_{t+1} = (\varphi_{st} (1 + \gamma_s S_s^\xi)^{-\varphi_e} + \varphi_{mt} (1 + \gamma_m S_m^\xi)^{-\varphi_e})^{\frac{1}{\varphi_e}} - 1 \quad (15)$$

为体现制造业为进步部门,设定 $1 + \gamma_s S_s^\xi < 1 + \gamma_m S_m^\xi$

($g_s < g_m$)。依据式(12),技术进步率的差距将不断放大落后部门的产出份额($\varphi_{st+1} > \varphi_{st}$),也就意味着 $g_{t+1} \leq g_t$ 。因此产生“生产要素结构负利”,“成本病”现象凸显,经济增速下行。若数字技术表现为推动创新要素加速流动和精准匹配,满足情形2的设定,则行业间创新要素分配的动态方程(16)为:

$$\frac{f(S_{st+1})}{f(S_{st})} = \left(\frac{1 + \gamma_s S_{st}^\xi}{1 + \gamma_m (1 - S_{st})^\xi} \right)^{-\varphi_e}, f(x) = \frac{x}{1-x} \times \left(\frac{1 + \gamma_s x^\xi}{1 + \gamma_m (1-x)^\xi} \right)^{\varphi_e} \quad (16)$$

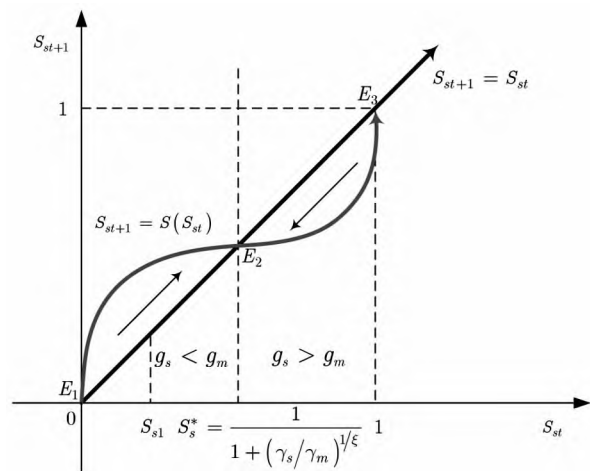


图3 行业间创新要素流动的稳态
Figure 3 Steady state of inter-industry innovation factor flows

由图3可知,创新流动最终处于均衡点 E_2 。依据前文的情景设置,最初的服务业技术进步率应低于制造业($g_{s0} < g_{m0}$),即初始的创新要素分配满足 $S_{s1} < S_s^*$ 。之后,随着创新要素流动,服务业与制造业之间技术进步率差距逐渐缩小,并趋于0。情形2稳态时的经济增长率明显高于情形1($g_{s2}^* = \gamma_s S_{s1}^{\xi} > \gamma_s S_{s1}^{\xi} = g_{s1}^*, S_{s1}^* > S_{s1}$)。

若弱化情形2创新要素高度自由流动的属性,设定创新要素流动性随着数字技术的发展而上升,即 $S_{st} \leq \varpi(\lambda) \leq S_s^*$; $\varpi: [1, \infty) \rightarrow [S_{s1}, 1]$, $\varpi'(\lambda) > 0$ 。那么,稳态时的行业间技术进步率差距 $\Delta g = g_m - g_s = \gamma_m (1 - S_{\min})^\xi - \gamma_s S_{\min}^\xi (S_{\min} = \min\{S_s^*, \varpi(\lambda)\})$ 会随着数字技术的发展逐渐减小,稳态时的经济增长率 $g^* = \gamma_s (\min\{S_s^*, \varpi(\lambda)\})^\xi$ 会随着数字技术水平的提高逐渐上升。综上,数字技术通过破除行业间创新要素流动壁垒,产生“创新要素流动红利”,引导经济增速上行。基于此,本文提出:

H4:数字技术能通过释放创新要素流动性,缩小制造业与服务业之间的技术进步率差距,从结构根源上治愈“成本病”。

1.2 计量模型设定

为检验“效率提升”视角下,数字技术能推动服务业

创新,促进服务业生产效率提升,进而治愈“成本病”的路径(假设1),构建固定效应模型如式(17)所示:

$$SP_{it} = \alpha_0 + \alpha_1 DTI_{it} + X_{it} + \zeta_i + \mu_t + \varepsilon_{it} \quad (17)$$

其中, SP_{it} 为服务业全要素生产率, DTI_{it} 为数字技术发展指数,控制变量 X_{it} 控制其他可能影响服务业生产率的因素, ζ_i 和 μ_t 分别表征省份与时间固定效应, ε_{it} 为随机项。

在此基础上,为检验“数字化—高技能”和“数字化—资本深化”协同特征(假设2),构建调节效应模型如式(18)所示:

$$SP_{it} = \alpha_0 + \alpha_1 DTI_{it} + \alpha_2 DTI_{it} \times M_{it} + \alpha_3 M_{it} + X_{it} + \zeta_i + \mu_t + \varepsilon_{it} \quad (18)$$

其中, M 表示调节变量,分别为高技能劳动力与人均资本。

“结构优化”视角的理论分析表明,数字技术能抑制服务业低生产率导致的价格和产出攀升效应,弱化“成本病”现象。为检验这一结构调节效应(假设3),构建模型(19)–(21):

$$RP_{it} = \alpha_0 + \alpha_1 RTFP_{it} + \alpha_2 RTFP_{it} \times DTI_{it} + \alpha_3 DTI_{it} + X_{it} + \zeta_i + \mu_t + \varepsilon_{it} \quad (19)$$

$$POE_{it}(POY_{it}) = \alpha_0 + \alpha_1 RP_{it} + \alpha_2 RP_{it} \times DTI_{it} + \alpha_3 DTI_{it} + X_{it} + \zeta_i + \mu_t + \varepsilon_{it} \quad (20)$$

$$POE_{it}(POY_{it}) = \alpha_0 + \alpha_1 RTFP_{it} + \alpha_2 RTFP_{it} \times DTI_{it} + \alpha_3 DTI_{it} + X_{it} + \zeta_i + \mu_t + \varepsilon_{it} \quad (21)$$

其中, RP_{it} 为服务业与制造业的价格指数比值(简称相对价格), $RTFP_{it}$ 为服务业与制造业的生产率比值(简称相对生产率), POE_{it} 为服务业就业比重(简称就业比重), POY_{it} 为服务业产出比重(简称产出比重)。在模型(19), (21)中 $\alpha_2 > 0$,以及在模型(20)中 $\alpha_2 < 0$,则说明数字技术具有结构调节效应。

为检验“结构优化”视角下,数字技术另一种通过缩小服务业与制造业的技术进步率差距,从结构源头上治愈“成本病”的作用路径(假设4),构建计量模型如(22)所示:

$$\Delta \ln TFP_{it} = \alpha_0 + \alpha_1 DTI_{it} + X_{it} + \zeta_i + \mu_t + \varepsilon_{it} \quad (22)$$

其中, $\Delta \ln TFP_{it}$ 表示制造业和服务业技术进步率之差。

1.3 变量定义

1.3.1 核心变量

(1) 数字技术发展指数

基于对数字技术发展水平刻画的全面性,借鉴现有文献^[22],分别从数字产品创造、数字产品服务、数字技术应用、数字要素驱动和数字化效率提升五个维度,共16个子指标对数字技术发展水平进行测度^①。采用定基极差熵权法^[23]来测算指数,相较于熵权法,定基极差熵权法同时具备横向比较性和纵向可比性,测度更加客观。计算步骤如下:

步骤1:计算指标比重 P_{it}^j 如式(23)所示:

$$P_{it}^j = X_{it}^j / \sum_{i=1}^n X_{it}^j \quad (23)$$

若 $P_{it}^j = 0$,则定义 $\lim_{P_{it}^j \rightarrow 0} P_{it}^j \times \ln(P_{it}^j) = 0$; X_{it}^j 是经极差标

准化处理后的指标。

步骤2:计算单项数字技术指标 j 的信息熵如式(24)所示:

$$E_{it}^j = -\ln^{-1}(n) \times \sum_{i=1}^n [P_{it}^j \times \ln(P_{it}^j)] \quad (24)$$

步骤3:计算指标权重 W_{it}^j 如式(25)所示:

$$W_{it}^j = (1 - E_{it}^j) / \sum_{j=1}^m (1 - E_{it}^j) \quad (25)$$

步骤4:以2010年为基期,用定基极差法处理原始数据,处理方法见式(26):

$$X_{it}^{*j} = \begin{cases} \frac{x_{it}^j - x_{i,2010\min}^j}{x_{i,2010\max}^j - x_{i,2010\min}^j}, & \text{如果指标 } j \text{ 为正向指标} \\ \frac{x_{i,2010\max}^j - x_{it}^j}{x_{i,2010\max}^j - x_{i,2010\min}^j}, & \text{如果指标 } j \text{ 为负向指标} \end{cases} \quad (26)$$

其中, x_{it}^j 为指标 j 的原始数据。

步骤5:计算指数如式(27)所示:

$$DTI_{it} = \sum_{j=1}^m W_{it}^j \times X_{it}^{*j} \quad (27)$$

(2) 全要素生产率

本文采用DEA模型对全要素生产率进行测算。DEA模型主要包括DEA-CCR(规模报酬不变)和DEA-BCC模型(规模报酬可变),但DEA-CCR和DEA-BCC模型只能分析DMU(决策单元)相对于其他DMU的静态效率,无法分析生产率变动的情况。Färe等^[24]提出的DEA-Malmquist指数法能够很好地解决效率动态不可比的问题。因此,包括服务业在内的各行业全要素生产率采用DEA-Malmquist指数法来测算。

(3) 其余核心变量

行业技术进步率差距表示为服务业与制造业技术进步率之间的差距。相对生产率表示为服务业与制造业全要素生产率的比值。相对价格由第三产业与第二产业GDP平减指数的比值表示。就业比重由第三产业就业人数占第二、第三产业就业总人数的比重表示。产出比重由第三产业名义产出占第二、第三产业名义总产出的比重表示。

1.3.2 控制变量

参考庞瑞芝和郭慧芳^[25],控制如下变量:①产业结构高级化水平(IS),以高新技术产业增加值占全部产业增加值表示;②政府干预程度(Gov),表示为地方公共财政支出占GDP的比重;③城市化水平(Urb),以城镇人口与该地区总人口的比值表示;④市场化水平(MI),由熵权法构建的市场化指数表示^[26];⑤工业化水平(IND),由工业增加值与GDP的比值表示;⑥创新水平(INN),由区域发明

注:①篇幅原因,表格暂未展示,备索。

专利申请受理量对数值衡量。

1.4 数据来源

本文选取2010—2022年30个省份的数据为研究样本,由于香港、澳门、台湾和西藏的数据严重缺失,故不纳入考虑。文中采用线性差值法补充缺失值。数据主要来自EPS数据平台、CSMAR数据库和各地区以及国家统计局年鉴,包括《中国统计年鉴》《中国工业经济统计年鉴》《中国金融统计年鉴》等。

2 实证分析

2.1 描述性统计分析

描述性统计的结果显示行业技术进步率差距的平均值为-0.026,间接印证了服务业是落后部门的前提假设。相对生产率的平均值小于1也加强了这一前提^①。

2.2 “效率提升”视角下的路径分析

2.2.1 基准分析

表1 数字技术对服务业效率的影响
Table 1 Impact of digital technology on productivity in the service industry

变量	(1) OLS	(2) OLS	(3) FE	(4) FE
<i>DTI</i>	0.567*** (0.047)	0.541*** (0.073)	0.378*** (0.078)	0.433*** (0.087)
控制变量	未控制	控制	未控制	控制
固定效应	否	否	是	是
<i>N</i>	390	390	390	390
组内 <i>R</i> ²	0.264	0.446	0.064	0.145

注:括号内为标准误,* : $p < 0.10$, * * : $p < 0.05$, * * * : $p < 0.01$,下同。

表1列(1)–(4)分别汇报了使用OLS模型和双向固定效应模型的估计结果。结果表明无论是否引入控制变量,*DTI*的系数均在1%水平上显著为正。这表明数字技术能通过赋能服务业生产率这一路径,治愈“成本病”,初步验证了假设1。数字技术的赋能效应可分为直接赋能与间接赋能。直接数字化赋能通过推动服务的产品化、标准化与数智化,将服务业由劳动密集型产业转变为技术密集型、资本密集型和数据密集型产业,从而实现了服务产业价值链全过程的效率提升。间接数字化赋能创新了服务供给过程的外部载体与传递机制,并赋予了服务业规模效率、贸易效率和分工效率,从根源上创新了服务业产业组织形态,从而实现服务生产全过程的效率提升。通过数字技术的直接和间接赋能,服务业低效率的技术经济特征得到改变,“成本病”也因此得到缓解乃至治愈。

2.2.2 内生性与稳健性分析

本文采用工具变量法处理基准分析的内生性偏误。

参考现有研究^[22],构建省份1988年每万人固定电话用户数量与上一年全国互联网宽带用户量的交互项,作为数字技术发展指数的工具变量。表2第(1)–(2)列汇报了工具变量法的回归结果。结果显示,*DTI*的系数在5%水平上显著为正,与基准结果一致。

表2 内生性与稳健性分析
Table 2 Endogeneity and robustness test results

变量	(1) IV 第一阶段	(2) IV 第二阶段	(3) GNS 模型	(4) 外生 冲击检验
<i>DTI</i>		0.471** (0.175)	0.417*** (0.043)	
$W \times SP$			0.642*** (0.174)	
$W \times DTI$			0.348** (0.165)	
ϕ			0.464*** (0.076)	
<i>iv</i>	1.224*** (0.034)			
<i>DID</i>				0.239*** (0.046)
控制变量	控制	控制	控制	控制
固定效应	是	是	是	是
<i>N</i>	390	390	390	300
组内 <i>R</i> ²	0.849	0.145		0.166
<i>LM</i> 统计量	11.313***			
Cragg – Donald	1428.566			
Wald <i>F</i>				

注:Stock – Yogo 弱识别检验10%水平上的临界值为16.38。

数字技术具有非竞争性和部分非排他性,容易产生空间依赖,即某一地区的数字技术发展会使得其他地区受益。基于此,本文采用广义嵌套空间(GNS)模型来准确把握数字技术与服务业生产率之间的关系,并分析数字技术的空间溢出效应。模型设定如式(28)所示:

$$SP_{it} = \alpha_0 + \rho W \times SP_{it} + \alpha_1 DTI_{it} + X_{it} + \alpha_2 W \times DTI_{it} + W \times X_{it} + v_{it}$$

$$v_{it} = \varphi W \times v_{it} + \varepsilon_{it} \quad (28)$$

其中, W 表示空间地理权重矩阵, $W \times SP_{it}$, $W \times DTI_{it}$ 和 $W \times X_{it}$ 分别表示 SP_{it} , DTI_{it} 和控制变量的空间滞后项。

表2列(3)汇报了GNS模型的回归结果。 $W \times SP_{it}$ 的系数显著为正,表明服务业生产率具有典型的空间依赖特征。*DTI*的估计结果在1%水平上显著为正,佐证了前文数字技术促进服务业生产率提升的特征。 $W \times DTI_{it}$ 的系数也在5%水平上显著为正,表明数字技术的发展有助于

注:①篇幅原因,表格暂未展示,备索。

邻近区域的服务业生产率的提升,即数字技术存在明显空间溢出效应。

2.2.3 外生冲击检验

为更加稳健地评估数字技术通过赋能服务业效率,治愈“成本病”的路径,借鉴 Fuchs - Schundeln 和 Hassan^[27] 处理内生性的思路,使用外生政策冲击对基准结果进行检验。以国家数字经济创新发展试验区试点政策(简称试点政策)作为外生冲击,模型设定见式(29):

$$SP_{it} = \alpha_0 + \alpha_1 DID_{it} + X_{it} + \zeta_i + \mu_t + \varepsilon_{it} \quad (29)$$

其中, DID_{it} 为试点政策实施与否的虚拟变量。试点政策始于2019年,至2022年底,共有福建、浙江、广东、四川、重庆和河北(雄安新区),6个省份(或地区)纳入试点地区。为避免其他政策以及不确定因素的干扰,选取2013—2022年的数据为研究样本。试点政策的滚动部署年度改革试验任务的模式为本文提供了良好的准自然实验研究策略。

处理前后动态效应分析的结果如图4所示。在政策推行前,试点区域与非试点区域的服务业生产率无明显差异,满足平行趋势假设。试点政策对服务业生产率的影响如表2列(4)所示。结果显示,试点政策能有效促进服务业生产效率提升,证实了通过“效率提升”这一路径治愈“成本病”的可行性。

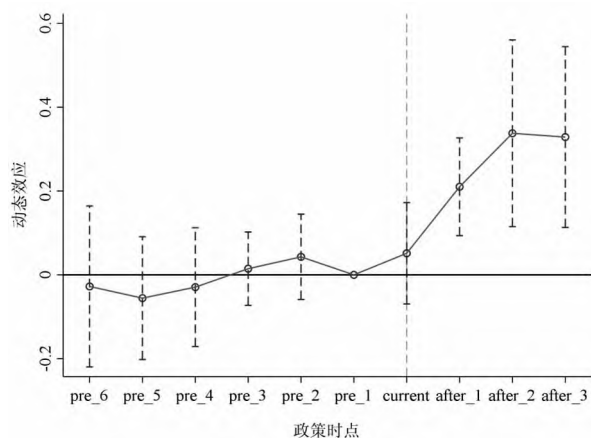


图4 处理前后动态效应分析

Figure 4 Dynamic effect analysis results before and after treatment

2.2.4 协同效应检验

(1)“数字化—高技能”协同效应

借鉴 Acemoglu^[28] 的做法,将高技能劳动力(High)认定为大学学历及以上的就业人员。“数字化—高技能”协同效应的回归结果如表3列(1)所示。 $DTI \times High$ 的系数在1%水平上显著为正,表明在数字技术促进服务业生产率提升的过程中,高技能劳动力具有正向的调节作用。在数字经济时代,服务业由传统的“手工作坊式”生产模式,转化为更为先进的数字化生产模式。服务业企业数字化

转型的同时也对数字化人才产生了巨大需求,而具有人力资本结构特征的高技能劳动力更能适应这一转变,其所具备的快速学习、技术运用和创造性思维能力,能够加速企业数字化技术应用,实现对企业数字化生产能力的赋能。

表3 协同效应检验

Table 3 Synergy effect test results

变量	(1) SP	(2) SP
DTI	1.077 *** (0.160)	-0.202 (0.319)
$DTI \times High$	2.160 *** (0.474)	
$High$	1.863 ** (0.896)	
$DTI \times K/L$		0.322 ** (0.149)
K/L		0.240 (0.404)
控制变量	控制	控制
固定效应	是	是
N	390	390
组内 R^2	0.203	0.193

(2)“数字化—资本深化”协同效应

“数字化—资本深化”协同效应的回归结果如表3列(2)所示。可以发现,服务业人均资本(K/L)与 DTI 的交互项在5%水平上显著为正,这表明资本深化增强了数字技术对服务业的效率赋能作用,具有明显的“数字化—资本深化”特征。服务业内的资本深化一方面能促使服务业人均资本装配率和劳动边际生产率的提升;另一方面也有助于新型信息技术通信设备的引进,从而改进原有生产模式,深化服务生产要素配置结构,推动服务业由“劳动密集”属性向“资本密集”属性转变,从而更为有效地发挥数字技术的赋能效应。

2.3 “结构优化”视角下的路径分析

2.3.1 数字技术的结构调节效应分析

基于模型(19) - (21),本文通过检验数字技术的结构调节效应,探究数字技术能否通过“结构优化”这一路径治疗“成本病”,结果如表4所示。就回归结果而言,数字技术发展能明显抑制生产要素的负向流动。列(2)和列(4)交互项($DTI \times RP$)的系数均在1%水平上显著为负,表明数字技术能负向调节服务业相对价格与产出(就业)份额之间的关系,抑制服务业高价格带来产出攀升效应。除列(1)外,交互项($DTI \times RTEP$)系数均在5%水平上显著为正,这表明数字技术也能抑制服务业低效率带来的产出攀升效应。从列(1)交互项系数显著性角度来看,数字技术调节服务业价格攀升的效应略有不足,这可能归因于不同区域数字化水平的异质性影响。数字技术结构

调节效应的有效发挥关键在于服务业的高数字化应用程度,相较于制造业,数字技术赋予服务业的创新边际成本

下降效应更为明显,从而削弱了“效率—价格”以及“效率—产出”的传导机制,并因此弱化了“成本病”现象。

表4 “结构优化”路径检验 I
Table 4 "Structural optimization" path test results (1)

变量	(1) <i>RP</i>	(2) <i>POE</i>	(3) <i>POE</i>	(4) <i>POY</i>	(5) <i>POY</i>
<i>RTPP</i>	-0.283 ** (0.110)		-0.153 *** (0.041)		-0.149 *** (0.047)
<i>RP</i>		0.308 *** (0.026)		0.340 *** (0.033)	
<i>DTI</i> × <i>RTPP</i>	0.131 * (0.075)		0.079 *** (0.028)		0.072 ** (0.032)
<i>DTI</i> × <i>RP</i>		-0.088 *** (0.013)		-0.093 *** (0.015)	
<i>DTI</i>	0.212 *** (0.056)	0.209 *** (0.030)	0.038 (0.021)	0.228 *** (0.034)	0.059 ** (0.023)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制
固定效应	是	是	是	是	是
<i>N</i>	390	390	390	390	390
组内 <i>R</i> ²	0.360	0.418	0.185	0.424	0.190

2.3.2 数字技术对行业技术进步率差距的调节效应分析

表5列(1)–(2)展示了数字技术发展对行业间技术进步率差距的影响在1%水平上显著为正。这表明数字技术能有效缩小制造业与服务业技术进步率之间的差距,从结构源头上破除“成本病”问题。原因可能是数字技术的发展能够突破各行业创新主体之间的创新流动壁垒,并进一步释放人才、技术等创新要素活力。数创融合也打破了创新界限与技术壁垒,加强了创新主体、创新要素之间的信息流动,降低创新要素供求双方之间的信息不对称,提高创新流速,形成“创新要素流动红利”,从而有效缩短行业间技术进步差距。

表5 “结构优化”路径检验 II
Table 5 "Structural optimization" path test results (2)

变量	(1) $\Delta \ln TFP_{it}$	(2) $\Delta \ln TFP_{it}$
<i>DTI</i>	0.013 *** (0.002)	0.015 *** (0.002)
控制变量	未控制	控制
固定效应	是	是
<i>N</i>	390	390
组内 <i>R</i> ²	0.113	0.347

3 主要研究结论与管理启示

3.1 主要研究结论

本研究立足于“数字中国”背景下构建优质高效的服

务业新体系的现实需要,通过对“成本病”的形成机制进行梳理,提炼出治愈“成本病”的两种潜在视角。以此为前提分别构建数理模型,从理论层面深入分析数字技术治愈“成本病”的实现路径,并加以实证检验,得到如下结论:

第一,数字技术对服务业存在直接和间接赋能,其能通过改变服务业低效率的技术经济特征治愈“成本病”。数字经济时代下,服务被赋予了“技术”特征,数字技术创新了服务业原有的生产模式和产业组织形态,从而实现服务产业价值链和生产全过程的效率提升。在此过程中数字技术与高技能劳动力和人均资本形成“数字化—高技能”和“数字化—资本深化”协同效应。研究基于数理模型和实证分析揭示了数字技术赋能服务业效率的传导路径和空间特征,弥补了“效率提升”视角下,数字技术与“成本病”之间关系研究的理论框架和作用路径的缺失,为分析数字化背景下“成本病”的有效破除和服务业提质增效问题提供了研究范式。

第二,数字技术能有效调节“效率—价格—产出”——“成本病”因果传导链条,弱化“成本病”现象。服务业相对于制造业的高数字化渗透率使得其更有效地利用数字技术产业发展所带来创新边际成本下降效应,从而抑制自身生产率造成的价格以及产出(就业)攀升效应,最终缓解“成本病”。研究基于一个经济理论框架揭示了数字技术结构调节效应发挥的具体作用路径,并通过经验证据证实了这一路径,为从“结构优化”视角上破除“成本病”问题提供了初步的理论与经验指引。

第三,数字技术发展能缩小制造业与服务业之间的技术进步率差距,从结构源头上治愈“成本病”。数字技术

发展引发的创新人才、创新资本等创新要素流动机制变革能有效提高整体创新资源配置效率,并进一步释放“创新要素流动红利”优化产业结构,直接作用于“成本病”的形成根源。研究从“成本病”形成的结构性因素出发,明晰“成本病”理论所蕴含的创新流动、产业结构调整与经济增长的内在逻辑,发现数字化释放创新要素流动性是治愈“成本病”的关键突破口,为未来相关政策的建立提供了思路框架和理论支撑。

3.2 管理启示

本文的研究得出如下启示:

(1) 加快数字化发展,推动创新要素流动机制变革。

研究发现数字技术应用不仅能提升服务业效率,更能释放创新要素流动性,从“效率”和“结构”两方面治愈“成本病”。因此,在宏观政策制定中,应统筹政策环境优化、数字基础设施建设与数字化储备人才培养协同推进。同时强化创新要素资源配置效率,既要建立市场导向的创新资源配置体系,引导资金、技术等创新资源高效流向更有潜力的领域,也要优化人才激励政策和简化人才流动程序,促进跨区域、跨领域的人才流动,实现对传统服务业企业的有效赋能,强化数字技术的结构优化作用。

(2) 提升服务业数字化水平,赋能服务业高质量发展。

鉴于数字技术结构调节效应发挥的重要前提在于服务业的高数字化水平,因此亟需加快推进服务业数智化转型。一方面,前瞻性部署以算力为核心的服务业数字化底座,进一步深化服务业与前沿数字技术的融合发展,通过财政补贴、税收优惠等政策鼓励服务业中小企业采用边缘计算、生成式 AI、数字孪生等新技术,拓宽服务业企业的数字化前沿;另一方面,分类推进服务业数字化转型应用,聚焦产业结构优化升级需要,优先扶持供应链管理、金融服务等关键生产性服务业数字化转型,增加服务业有效供给。

(3) 深化“数字化—高技能”和“数字化—资本深化”的协同效应,发挥高技能人才和资本深化的正外部性。考虑到高技能人才和资本深化能够放大数字技术对服务业生产率的赋能效应。因此,在推动服务业结构优化升级过程中要以高技能人才导入为重要目标,建立服务业技能人才培养的校企产学研合作模式,强化对劳动者的职业技能培训,促成职业教育与企业需求对接,形成服务业高质量韧性人才供给体系。与此同时,也要优化资本市场环境,简化服务业融资程序,推动风险投资和私募股权投资进入服务行业,或是推出定制化融资工具,利用数字金融等创新方式拓展融资渠道,提升服务业资本配置效率。

参考文献:

- [1] 江小涓,靳景. 数字技术提升经济效率:服务分工、产业协同和数字孪生[J]. 管理世界,2022,38(12):9-26.
JIANG Xiaojuan, JIN Jing. Digital technology promotes economic efficiency: Labor division of service, industrial synergy and digital-real twins [J]. Journal of Management World, 2022, 38(12): 9-26.
- [2] BAUMOL W. Macroeconomics of unbalanced growth: The anatomy of urban crisis [J]. American Economic Review, 1967, 57(3): 415-426.
- [3] YOUNG A. Structural transformation, the mismeasurement of productivity growth, and the cost disease of services [J]. American Economic Review, 2014, 104(11): 3635-3667.
- [4] BAUMOL W, BLACKMAN S, WOLFF E. Unbalanced growth revisited: Asymptotic stagnancy and new evidence [J]. American Economic Review, 1985, 75(4): 806-817.
- [5] 李晓华. 数字技术与服务业“成本病”的克服[J]. 财经问题研究,2022(11):16-26.
LI Xiaohua. Digital technology and the overcoming of “cost disease” in service industry [J]. Research on Financial and Economic Issues, 2022(11): 16-26.
- [6] 庞瑞芝,李倩楠. 服务业“成本病”:理论演进与新一代信息技术背景下的再审视[J]. 经济学动态,2024(6):48-63.
PANG Ruizhi, LI Qiannan. “Baumol’s cost disease”: Theoretical evolution and re-examination under the new generation of information technology [J]. Economic Perspectives, 2024(6): 48-63.
- [7] 蔡跃洲,牛新星. 中国数字经济增加值规模测算及结构分析[J]. 中国社会科学,2021(11):4-30+204.
CAI Yuezhou, NIU Xinxing. Scale measurement and structural analysis of the value-added of China’s digital economy [J]. Social Sciences in China, 2021(11): 4-30+204.
- [8] 田秀娟,李睿. 数字技术赋能实体经济转型发展:基于熊彼特内生增长理论的分析框架[J]. 管理世界,2022,38(5):56-74.
TIAN Xiujuan, LI Rui. Digital technology empowers the transformation and development of real economy: An analysis framework based on Schumpeter’s endogenous growth theory [J]. Journal of Management World, 2022, 38(5): 56-74.
- [9] PETERS B, RILEY R, SIEDSCHLAG I, et al. Internationalisation, innovation and productivity in services: Evidence from Germany, Ireland and the United Kingdom [J]. Review of World Economics, 2018, 154: 585-615.
- [10] 江小涓. 高度联通社会中的资源重组与服务业增长[J]. 经济研究,2017,52(3):4-17.
JIANG Xiaojuan. Resource reorganization and the growth of the service industry in an interconnected society [J]. Economic Research Journal, 2017, 52(3): 4-17.
- [11] 李帅娜. 数字技术赋能服务业生产率:理论机制与经验证据[J]. 经济与管理研究,2021,42(10):51-67.
LI Shuaina. Digital technology empowers productivity of services industry: Theoretical mechanisms and empirical evidence [J]. Research on Economics and Management, 2021, 42(10): 51-67.
- [12] 张鹏杨,叶田,乔小勇,等. 服务业制造业融合与“鲍莫尔病”陷阱跨越:中国经验与世界规律[J]. 财贸经济,2024,45(12):124-142.
ZHANG Pengyang, YE Tian, QIAO Xiaoyong, et al. Service-manufacturing integration and the “Baumol’s disease” trap: Experience from China and global patterns [J]. Finance & Trade Economics, 2024, 45(12): 124-142.
- [13] OTTAVIANO G I P, PERI G, WRIGHT G C. Immigration, trade and productivity in services: Evidence from UK firms [J]. Journal of International Economics, 2018, 112: 88-108.
- [14] MELITZ M J. The impact of trade on intra-industry realloca-

- tions and aggregate industry productivity[J]. *Econometrica*, 2003, 71(6): 1695–1725.
- [15] PRETTNER K, STRULIK H. Innovation, automation, and inequality: Policy challenges in the race against the machine [J]. *Journal of Monetary Economics*, 2020, 116: 249–265.
- [16] ACEMOGLU D, RESTREPO P. The race between man and machine: Implications of technology for growth, factor shares, and employment [J]. *American Economic Review*, 2018, 108(6): 1488–1542.
- [17] JONES C I. R&D – based models of economic growth [J]. *Journal of Political Economy*, 1995, 103(4): 759–784.
- [18] AGHION P, HOWITT P. A model of growth through creative destruction [J]. *Econometrica*, 1992, 60(2): 323–351.
- [19] ACEMOGLU D, AGHION P, BURSZTYN L, et al. The environment and directed technical change [J]. *American Economic Review*, 2012, 102(1): 131–166.
- [20] ACEMOGLU D. *Introduction to modern economic growth* [M]. Princeton: Princeton University Press, 2008.
- [21] 宋健,郑江淮. 产业结构、经济增长与服务业成本病:来自中国的经验证据[J]. *产业经济研究*, 2017(2): 1–13.
- SONG Jian, ZHENG Jianghuai. Industrial structure, economic growth and Baumol's cost disease: Empirical evidence from China [J]. *Industrial Economics Research*, 2017(2): 1–13.
- [22] 陈梦根,周元任. 数字经济、分享发展与共同富裕[J]. *数量经济技术经济研究*, 2023, 40(10): 5–26.
- CHEN Menggen, ZHOU Yuanren. Digital economy, shared development and common prosperity [J]. *Journal of Quantitative & Technological Economics*, 2023, 40(10): 5–26.
- [23] 周小亮,吴武林. 中国包容性绿色增长的测度及分析[J]. *数量经济技术经济研究*, 2018, 35(8): 3–20.
- ZHOU Xiaoliang, WU Wulin. The measurement and analysis of the inclusive green growth in China [J]. *Journal of Quantitative & Technological Economics*, 2018, 35(8): 3–20.
- [24] FÄRE R, GROSSKOPF S, NORRIS M, et al. Productivity growth, technical progress, and efficiency change in industrialized countries [J]. *American Economic Review*, 1994, 84(1): 66–83.
- [25] 庞瑞芝,郭慧芳. 数字经济能克服服务业“成本病”吗?:来自城市层面的经验证据[J]. *经济与管理研究*, 2023, 44(10): 54–74.
- PANG Ruizhi, GUO Huifang. Can digital economy overcome Baumol's cost disease in service industry? Empirical evidence from Chinese cities [J]. *Research on Economics and Management*, 2023, 44(10): 54–74.
- [26] 樊纲,王小鲁,马光荣. 中国市场化进程对经济增长的贡献[J]. *经济研究*, 2011, 46(9): 4–16.
- FAN Gang, WANG Xiaolu, MA Guangrong. Contribution of marketization to China's economic growth [J]. *Economic Research Journal*, 2011, 46(9): 4–16.
- [27] FUCHS – SCHÜNDELN N, HASSAN T A. Natural experiments in macroeconomics [M]//*Handbook of Macroeconomics*. Elsevier, 2016, 2: 923–1012.
- [28] ACEMOGLU D. Technical change, inequality, and the labor market [J]. *Journal of Economic Literature*, 2002, 40(1): 7–72.

Research on the paths through which digital technology cures the cost disease of the service industry:

A study from the perspective of efficiency improvement and structural optimization

Dong Feng¹, Zhao Xu¹, Li Chunling¹, Wang Lun²

(1. School of Economics and Management, Yanshan University, Qinhuangdao 066000, Hebei, China;

2. Business School, Yunnan University of Finance and Economics, Kunming 650221, Yunnan, China)

Abstract: The existence of cost disease in the service industry will affect the productivity of the overall economy and further restrict the momentum of China's high-quality economic development. Based on this, this paper first sorted out the formation mechanism of cost disease, and then constructed a partial equilibrium model and a multi-sector endogenous growth model from the perspectives of "efficiency improvement" and "structural optimization" to analyze the path of digital technology to cure cost disease. The empirical results obtained from this study based on the panel data of 30 provincial-level regions in China from 2010 to 2022 are as follows: (1) From the perspective of "efficiency improvement", digital technology can significantly promote service innovation, thus facilitating the improvement of production efficiency in the service industry. Digital technology can empower service innovation and cure cost disease. (2) High-skilled labor and per-capita capital can form with digital technology a synergistic effect of "digitalization-high-skills" and "digitalization-capital deepening", and strengthen the efficiency empowerment of digital technology. (3) From the perspective of "structural optimization", digital technology can, on the one hand, moderate the causal chain of "efficiency-price-output" of cost disease, and on the other hand, shorten the gap of technological progress rate between industries, optimize the flow of innovation, and cure cost disease from the structure. This study will provide a theoretical basis and empirical evidence for overcoming the problem of cost disease in the process of "intelligent" digital transformation of the service industry.

Keywords: digital technology empowerment; cost disease; service industry innovation; efficiency improvement; structural optimization