

数字政府建设何以赋能企业全要素生产率

——基于生成式人工智能的证据

张希羚^{1,2}, 于昊平³, 徐龙炳^{4,5,6,7}, 卞子咏⁸

(1. 南京审计大学 会计学院, 江苏 南京 211815; 2. 上海财经大学 博士后流动站, 上海 200433;
3. 东南大学 经济管理学院, 江苏 南京 211189; 4. 上海财经大学 金融学院, 上海 200433;
5. 上海财经大学 滴水湖高级金融学院, 上海 201306; 6. 新疆财经大学 金融学院, 新疆 乌鲁木齐 830012;
7. 上海财经大学 中国式现代化研究院, 上海 200433; 8. 厦门大学 管理学院, 福建 厦门 361005)

摘要:全要素生产率的提升是发展新质生产力的核心标志。数字政府建设能够推动各类生产要素优化配置、协调重组与功能互补,这对提升企业全要素生产率具有深远意义。文章利用生成式人工智能构建指标测度地级市数字政府建设水平,探究了地方政府数字化建设对辖区企业的治理效应。研究发现,数字政府建设能够赋能企业高质量发展,提升企业全要素生产率。机制检验表明,数字政府建设主要通过提高政府透明度、企业透明度、企业资源配置效率以及企业创新效率四条路径影响企业全要素生产率。截面检验表明,当企业处于高科技行业、成立年限较短或融资约束程度较高时,数字政府建设对企业全要素生产率的提升作用更加显著。文章的研究有助于全面认识数字政府建设的社会价值,对加强廉洁政府建设、推动政府职能转变、推进“放管服”改革具有重要意义,同时为提升企业全要素生产率、促进政府与企业双向互动提供了经验证据。

关键词:数字政府;政企互动;全要素生产率;数字治理

中图分类号:F424 **文献标识码:**A **文章编号:**1001-9952(2026)02-0094-15

DOI: 10.16538/j.cnki.jfe.20250817.101

一、引言

党的二十大报告强调,要加快建设网络强国、数字中国。2023年2月,中共中央、国务院印发《数字中国建设整体布局规划》,将加强数字政府建设作为创新政府治理理念与方式、构建数字治理新格局、推进国家治理体系和治理能力现代化的重要举措,这对加快转变政府职能,建设法治政府、廉洁政府和服务型政府具有重大意义。党的二十届三中全会通过的《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》提出,“健全相关规则和政策,加快形成同新质生产力更相适应的生产关系,促进各类先进生产要素向发展新质生产力集聚,大幅提升全要素生产率”。当前,我国正处于从中高收入阶段迈向高收入阶段的关键期,传统经济增长动力逐

收稿日期:2024-11-14

基金项目:国家自然科学基金项目(72073088);国家社会科学基金一般项目(22BJY077);中国博士后基金(2024M751928);江苏省高校哲学社会科学一般项目(2023SJYB0345);上海财经大学博士后启动基金(2022110801)

作者简介:张希羚(1991-),女,江苏镇江人,南京审计大学会计学院讲师,上海财经大学应用经济学博士后;

于昊平(1999-),女,山东烟台人,东南大学经济管理学院博士研究生;

徐龙炳(1964-)(通讯作者),男,江苏镇江人,上海财经大学金融学院教授、博士生导师,上海财经大学滴水湖高级金融学院特聘教授,新疆财经大学金融学院特聘教授,上海财经大学中国式现代化研究院研究团队首席专家;

卞子咏(1999-),女,江苏南京人,厦门大学管理学院博士研究生。

步趋弱,需要依托技术变革、生产要素创新配置、产业深度转型升级等路径提升全要素生产率,推动经济持续稳定增长。企业既是市场经济的主体,也是引领经济发展和技术创新的核心力量,通过优化资源配置提升全要素生产率,是增强企业自身价值与竞争力、驱动高质量发展的关键所在。那么,数字政府建设能否催生新的经济增长动能,提升企业全要素生产率?其背后的作用机制又是什么?上述问题亟待深入解答。

从实践来看,政府信息化侧重“虚拟政府”理念,核心是将政府部门线下服务迁移至线上,通过为企业精简材料、减少环节来提升服务效能。数字政府建设则不止于此,更强调整合金融、科创等领域资源为企业赋能,从而实现从以往信息化阶段“做加法”到数字化阶段“做乘法”的跃升。在经济稳中向好、持续向优的态势下,必须统筹好有效市场与有为政府、培育新动能与更新旧动能等重要关系。国务院印发的《关于加强数字政府建设的指导意见》指出,数字政府建设需要引领数字经济与数字社会,以推动经济社会高质量发展作为指导思想。作为城市治理主体,政府部门在与公众和企业的互动中会生成大量记录数据、网络舆情数据、市场监管数据等,具有天然的数据资源优势。而地级政府兼具中观与微观治理功能(赵娟和孟天广,2021),既是省级数字政府战略落地的重要载体,也是惠企利民的核心治理单元。因此,在加强数字政府建设阶段,需要从政府与市场互动关系切入,探究地方数字政府建设对企业全要素生产率的影响。

现有文献围绕数字政府理论与内涵的研究已较为深入,但对其建设水平的测度及经济后果的实证检验相对有限。当前测度数字政府建设水平的方法主要有以下几类:联合国发布的电子政务发展指数(施炳展和游安南,2021);商务部与中国软件评测中心联合发布的《中国政府网站绩效评价报告》(李磊和马欢,2020);中央党校(国家行政学院)电子政务研究中心发布的《省级政府和重点城市网上政务服务能力调查评估报告》(郭蕾和黄郑恺,2021);依托数字政府建设相关试点(潘俊等,2023;余思明等,2025)。总体来看,数字政府建设的衡量方式尚未形成共识,且多数指标构建偏于主观,各类试点与其他政策相互交织,难以精准体现数字政府建设内涵,这为本文留下了研究空间。此外,现有研究大多聚焦数字政府建设的某一具体维度,如行政审批(徐霞和蔡熙乾,2021)等,缺乏对数字政府建设对企业影响的系统梳理与检验。另有学者采用词典法测度企业数字化转型水平(吴非等,2021),但该方法仅做简单词汇提取,忽略了语句中传递的深层意图与执行潜力,因而难以准确衡量企业数字化转型水平(金星晔等,2024)。在此背景下,需要采用更科学、合理的方式测度数字政府建设水平,以揭示其如何通过多元路径与机制影响企业全要素生产率。

生成式人工智能与大语言模型已成为拓展人类认知、驱动技术变革的关键引擎。DeepSeek官方在《模型原理与训练方法说明》中指出,“模型采用自回归生成方式,基于输入的上下文内容,通过概率计算预测最可能接续的词汇序列。此过程并非简单检索或‘复制粘贴’模型训练数据中的原始文本,模型也并未存储用于训练的原始文本数据副本,而是模型基于对语言结构和语义关系的深度理解,动态生成符合语境的回答”。米加宁(2024)提出,生成式人工智能通过学习数据内在的生成机制,从隐空间采样生成与训练数据分布相近的新样本,并借助注意力机制对全局语义与上下文信息进行建模。因此,将生成式人工智能应用于文本分析,可突破词典法难以识别语境、语义的固有局限。目前,已有学者运用人工智能及生成式人工智能技术开展学术研究。Jha等(2024)利用ChatGPT解析电话会议内容,对未来9个季度的支出进行预测。Kim等(2023)研究发现,运用大语言模型进行报告文本识别,可为投资者提供增量信息。Cao等(2024)依据投资者利用生成式人工智能分析所得的企业发展趋势,优化公开披露文件,从调整信息披露策略角度积极应对生成式人工智能带来的挑战。陆瑶等(2025)借助FinBERT和GPT大语言

模型,对 A 股上市公司年报“管理层讨论与分析”部分进行文本分析并构建多层次指标,探讨了我国企业数字技术风险暴露情况及其对市场价值的影响。

本文选取更适合中文语境的 DeepSeek 模型对政府工作报告文本进行分析,以评估数字政府建设水平。首先,相较于基于词典的词频分析法及 BERT 等“小”模型,以 DeepSeek 为代表的“大”语言模型具有显著的参数量优势,因而能更好地捕捉各类文本中的非线性高维信息;其次,将大语言模型作为“评审者”可融合自动评估的规模化优势与专家判断的细致推理能力,这已在多个行业广泛应用,并被视为对传统人类专家角色的有效补充乃至替代;最后,部分性能强劲但闭源的大语言模型会因内部 API 版本迭代而导致可复现性欠佳,而 DeepSeek 系列模型在“MIT 许可证”下高度开源,权重开源后即锁定,使其结果可在选定版本、固定提示词以及设定特定模型参数的条件下稳定复现。

本文以 2013—2023 年中国 A 股上市公司为样本,首先参考现有研究构建“政务行为”与“数字化”两类词典,并借助两类词典在地级市政府工作报告全文范围内交叉筛选,得到“数字化转型”相关文本作为大语言模型的 User Prompt,从而为大语言模型框定精准的分析边界。其次,依据《国务院关于加强数字政府建设的指导意见》设计 System Prompt,利用大语言模型评估数字政府建设水平,并考察其与全要素生产率的关系。研究发现,数字政府建设能够显著提升企业全要素生产率。机制检验显示,其作用主要通过提升政府财政透明度、企业透明度、企业资源配置效率以及企业创新效率四条路径实现。截面检验发现,当企业处于高科技行业、成立年限较短或融资约束程度较高时,数字政府建设对企业全要素生产率的促进作用更加显著。

本文的研究贡献主要体现在:第一,论证了数字政府建设在提升行政效能、优化公共服务的同时,也能为企业全要素生产率提升注入动力,研究结论拓展了企业新质生产力的提升路径。现有文献大多聚焦于企业数字化、技术创新、供应链状况等治理因素,以及地方公共债务、地区金融发展水平、环境规制等宏观因素(刘战伟,2017;宋敏等,2021;胡海峰等,2024;胡珺等,2023;杨汝岱等,2023)对企业全要素生产率的影响。本文发现数字政府建设同样可提升企业全要素生产率,为企业高质量发展提供了新启示。第二,本文丰富了数字政府建设的内涵与经济后果研究。现有研究普遍强调数字政府建设通过改善制度环境与优化数据资源配置来推动区域发展(贾开等,2021),而本文立足数字政府的理念与职能转变,借助大语言模型对地方数字政府建设水平进行综合评价,发现其对企业治理具有溢出效应,从而拓展了数字政府治理效应的研究边界。第三,本文深化了数字政府建设等宏观治理行为对企业等微观主体的作用机制研究。本文发现数字政府建设可通过改善企业信息环境透明度与提升生产经营效率两条路径提升全要素生产率,为揭开数字政府建设影响微观个体的“机制黑箱”提供了经验证据,也为促进有为政府与有效市场良性互动提供了有益参考。

二、理论分析与研究假设

随着市场经济的发展,地方政府获得了更多财政自主权与经济管理权,具有统筹资源配置、引导市场发展的动力(Poncet, 2005; Cao 等, 2024),但部分举措可能对市场效率产生不利影响。而建设服务型政府、推进基本公共服务均等化正是弥补市场公共品“供给失灵”的重要制度安排。企业全要素生产率会受到政策引导、经营环境等因素的影响(Hsieh 和 Klenow, 2009; 邵宜航等, 2013),企业的外部信息环境与内部生产经营效率是提升全要素生产率的重要中介。数字政府建设能够提供更加精准有效的政务增值服务、搭建为企服务平台,并从提升政府透明度、企业透明度、企业资源配置效率、企业创新效率等维度助力企业全要素生产率提升。

首先，数字政府建设可通过提升政府透明度来促进企业全要素生产率提高。数字政府建设强化了政务数据的整合与共享，推动了治理结构向多元化、扁平化演进，从而提升了政府的决策管理水平与服务效率。依托数字治理平台，数字政府建设能够实现与公众、企业等社会主体的高效信息互通与有效多方互动，有助于推动公共资源更优配置与社会服务普惠递送。而环境不确定性是企业决策的重要影响因素(赵丽娟等, 2025)，企业在更加透明、可预期的环境中更易形成稳定预期与信心，从而主动拓展业务，最终实现全要素生产率提升。

其次，数字政府建设可通过提升企业透明度来促进全要素生产率提高。数字政府具有高度的信息化与智能化特征，致力于打造开放、共享、透明、协同的治理平台。信息获取渠道的拓宽为企业提供了更丰富、权威的数据来源，降低了媒体获取关键信息的时间成本与难度，在提升企业透明度的同时也强化了企业的公共监督与内部监督。因此，在数字政府建设水平较高的地区，企业因透明度更高、成长环境更确定、价值更可预期，往往能获得更多的媒体关注；而媒体关注的增加可促使管理层完善内部控制，并引导资源向高需求与战略性新兴产业集聚，最终推动全要素生产率提升。

再次，数字政府建设可通过提升行政效率和优化竞争环境，提高企业资源配置效率，从而推动全要素生产率提高。根据制度经济学理论，权力与社会结构是制约资源配置效率的关键因素。数字技术赋能使政务流程线上办理及“一网通管”“一网通办”成为常态，有力推进政务许可标准化与流程规范化建设，从而降低企业的非生产性支出负担(于文超和王丹, 2024)，提升资源集约利用水平，从而提高全要素生产率。数字政府建设还能减少因非公平竞争而造成的生产资源挤占，提升企业资源配置效率，从而提高全要素生产率(卢圣华和汪晖, 2020)。同时，数字政府建设可破除市场壁垒，减少市场分割等现象，为企业进入新市场或拓展现有市场提供便利，从而增强跨区域资源配置能力，推动全要素生产率提升。

最后，数字政府建设有助于企业开展更多高质量创新，从而提升全要素生产率。根据新古典经济增长理论，技术革新与进步是企业全要素生产率提升的核心动力。现有研究表明，高质量创新可通过提升产出效率、获取高额垄断租金、增加产出价值等机制，促进企业全要素生产率提高(钟覃琳等, 2016; 张建和王博, 2023; 刘军等, 2024)。企业开展高质量创新往往需要外部资金支持，但其本身更高的不透明性与不可核实性使其难以获得相应融资(Aboody 和 Lev, 2000)。数字政府建设可提升政府管理服务效能，通过优化业务流程、贯通业务系统、强化数据共享等举措，为各类市场主体营造更广阔且规范的市场环境，更好发挥市场的资源配置效能；同时，通过促进社会公平、降低交易成本来减少生产资源挤占，助力企业将更多资源投入高质量创新，最终实现全要素生产率提升。

综上所述，数字政府建设通过改善外部信息环境和提升内部生产经营效率，对政府透明度、企业透明度、企业资源配置效率以及创新效率的提升发挥了积极的推动作用。基于此，本文提出以下研究假设：数字政府建设能够提升企业全要素生产率。

三、研究设计

(一) 样本选择与数据来源

考虑到数字技术发展及数字政府建设主要从2012年后起步，为更好覆盖数字政府建设进程，本文选取2013—2023年中国沪深A股上市公司作为研究样本，上市公司全要素生产率等相关财务数据主要来自CSMAR和WIND数据库。根据研究需要，本文剔除了金融类企业、ST和*ST企业以及各类指标缺失或明显异常的观测值，最终得到27116条企业—年度观测值。同时，为控制极端值的影响，本文对连续变量进行了上下1%的缩尾处理。

(二) 数字政府建设水平的度量

本文采用 DeepSeek-V3 模型,对地方政府年度工作报告中同时涉及政务行为和数字化的相关语句进行量化评价,据此构建政府数字化建设水平指标。

大语言模型(LLM)是一类基于 Transformer 架构、在万亿级高质量文本上进行自监督预训练,并经监督微调与强化学习以对齐人类偏好的通用人工智能模型,DeepSeek 系列则是最具代表性的开源模型之一。其中,DeepSeek-V3 支持 64K 上下文,采用 671B 参数的混合专家(MoE)架构,凭借更低的使用成本、更高的性能以及充分的开源特性,推动了 LLM 在中国的大规模普及。

在现有文献中,大语言模型在信息处理链条中的能力已获广泛验证,尤其在文本处理方面展现出多项突出优势。一是文本生成。LLM 可基于概率语法生成与“理想基准”一致的文本,并以生成文本与实际文本的偏离度来衡量信息差异,该偏离度已被证实可预测市场表现(Bai 等, 2023)。二是文本压缩。LLM 能在高维语义空间中对信息进行降维提炼,由此生成的企业披露摘要更具价值相关性(Cao 等, 2024; De Kok, 2025)。三是信息抽取。LLM 可将非结构化语言转化为可量化向量或符号,用以构建策略、情绪等多维指标。例如,从电话会议中抽取投资政策以预测未来资本支出(Jha 等, 2024),生成情绪分数以预测股票收益(Chen 等, 2023; Kim 等, 2023; Lopez-Lira 和 Tang, 2023)。四是价值判断,又称 LLM-as-a-Judge,即让 LLM 参与复杂任务评估,以达成与人类价值判断相符的效果。该能力已在金融、法律、科学研究等领域获得广泛认可(Gu 等, 2026),也为本文提供了方法论支撑。

Gu 等(2026)将大语言模型执行 LLM-as-a-Judge 定义为以下函数形式:

$$\varepsilon \leftarrow P_{LLM}(x \oplus C) \quad (1)$$

其中, ε 表示通过完整的 LLM-as-a-Judge 流程获得的、以预期形式呈现的最终评估结果,其形式可体现为评分、选择、标注或文本陈述等输出范式; P_{LLM} 表示由对应 LLM 定义的概率函数,且该生成过程为自回归过程; x 表示待评估的输入数据,可采用文本、图像、视频等任意形式; C 表示输入数据 x 的上下文背景,通常为对话中的提示词或历史信息的组合;组合算子 \oplus 用于将输入数据 x 与上下文 C 进行结合。

大语言模型执行 LLM-as-a-Judge 的价值判断能力是其“对齐”能力的直接体现,即对人类公允与普世价值观的模拟能力(Zhong 等, 2025)。随着强化学习方法的不断涌现,大语言模型的“对齐”能力持续提升,逐渐由单纯执行文本生成功能演进为可进行逻辑推理与价值判断,这本质上源于训练素材与训练过程中蕴含的人类价值观在高维神经网络中的映射,并最终体现在对给定目标的评价结果中。Gu 等(2026)将 LLM-as-a-Judge 归纳为四种主要形式:分数评价、是非判断、成对比较、多项选择。其中,分数评价范围主要包括离散评分(1-3、1-5、1-10)与连续评分(0-1、0-100)两类;分数聚合方式包括取多次评分的均值、众数或最优值等;提示词类型由简至繁包括给定上下限、给定评分标准、利用多维李克特量表进行综合评分等。

本文基于 2013—2023 年 286 个地区的 3 100 份政府工作报告构建数据池,报告均取自各地级市政府官方网站。为降低无关语句带来的噪音,本文参考陆瑶等(2025)的做法,构建“治理行为”与“数字化建设”两类词典,并据此对原始文本进行清洗;在以中文句号切分全文语句后,从所有句子中筛选出同时包含两类词库中至少各一个词的语句,剔除其他与数字政府建设无关的语句(如仅提及当地企业数字化转型),将清洗后的语句作为大语言模型后续分析的 User Prompt。

本文以 System Prompt(如表 1 所示,实际以 JSONL 格式调用 API)的形式向 LLM 明确数字政府建设的理想标准,主要指标引用《国务院关于加强数字政府建设的指导意见》首段关于数字

政府概述的原文，并以各地方政府年度工作报告中相关语句作为 User Prompt，令 LLM 对照评分准则对语句进行分级打分（包括“尚未体现”“表态阶段”“初步执行”“持续推进”“成效显著”）。最后，将通用 System Prompt 与所有“年度-城市”User Prompt 逐一拼接，以拼接后的完整提示词作为“年度-城市”输入，独立重复调用五次硅基流动提供的 DeepSeek-V3-0324 API，采样温度设为 0，其他参数保持默认，输出五次得分并计算均值作为最终得分，得到解释变量数字政府建设水平 *GovDigital*。

表 1 系统提示词(System Prompt)

结构	系统提示词(System Prompt)
任务 (Target)	1. 考虑{System Prompt}作为某地方政府某年完成的{数字化建设}工作 2. 以{Description}作为目标进行比较 3. 以{Scale}作为量表进行打分 4. 以{Format}作为输出格式
解释 (Description)	加强数字政府建设是适应新一轮科技革命和产业变革趋势、引领驱动数字经济发展和数字社会建设、营造良好数字生态、加快数字化发展的必然要求，是建设网络强国、数字中国的基础性和先导性工程，是创新政府治理理念和方式、形成数字治理新格局、推进国家治理体系和治理能力现代化的重要举措，对加快转变政府职能，建设法治政府、廉洁政府和服务型政府意义重大
准则 (Scale)	“1”：“尚未体现” “2”：“表态阶段” “3”：“初步执行” “4”：“持续推进” “5”：“成效显著”
格式 (Format)	无需任何分析过程，仅输出1-5中的单个数字，无需任何其他内容

本文采用 Python 3.12.9 完成数据搜集、筛选与分析，并调用 DeepSeek-V3-0324 版本的 API 进行生成式大语言模型打分，最终利用 Stata 18 进行后续的数据整理与计量分析。

(三)其他变量定义与模型构建

1. 被解释变量：企业全要素生产率(*TFP*)。现有研究对企业全要素生产率的常见测算方法主要包括广义矩估计法(GMM)、Olley-Pakes 方法(OP)、Levinsohn-Petrin 方法(LP)、普通最小二乘法(OLS)以及固定效应法(FE)。本文主要采用广义矩估计法(GMM)测算全要素生产率，并使用其他四种方法进行稳健性检验。

2. 控制变量。本文选取公司规模(*Size*, 期末总资产的自然对数)、总资产净利润率(*ROA*, 净利润/总资产)、资产负债率(*Lev*, 总负债/总资产)、托宾 Q 值(*TobinQ*, 市值/总资产)、现金比率(*CashRatio*, 现金及现金等价物/流动负债)、存货周转率(*Turnover*, 营业成本/存货净额期末余额)、成长能力(*Growth*, 营业收入增长率)、地区经济水平(*GDP*, 地区人均 GDP 的自然对数)、产业结构(*InduStruct*, 第三产业增加值/第二产业增加值)、企业数字化转型程度(*FirmDigital*, 公司财务报告附注中披露的年末无形资产明细项里与数字化技术相关部分占无形资产总额的比例)、研发支出比(*Research*, 研发支出/营业收入)作为控制变量，并控制行业与年度固定效应，以系统刻画企业特征、宏观环境以及时空差异对数字化转型的影响。

3. 模型构建。基于上述理论分析与研究假设，为考察数字政府建设对企业全要素生产率的影响，本文构建如下模型进行检验：

$$TFP_{i,t+1} = \beta_0 + \beta_1 GovDigital_{i,t} + \sum Controls_{i,t} + \sum Industry + \sum Year + \varepsilon_{i,t} \quad (2)$$

鉴于数字政府建设对企业全要素生产率的提升作用可能存在滞后性，本文采用 $t+1$ 期的企业全要素生产率进行检验。本文变量定义见表 2。

表 2 变量定义

变量类型	变量符号	变量定义
被解释变量	<i>TFP</i>	企业全要素生产率, 采用GMM方法测算
解释变量	<i>GovDigital</i>	数字政府建设水平, 以DeepSeek-V3五次评分取均值衡量
控制变量	<i>Size</i>	公司规模, 总资产的自然对数
	<i>ROA</i>	总资产净利润率, 净利润/总资产
	<i>Lev</i>	资产负债率, 总负债/总资产
	<i>TobinQ</i>	托宾Q值, 市值/总资产
	<i>CashRatio</i>	现金比率, (货币资金+有价证券)/流动负债
	<i>Turnover</i>	存货周转率, 营业成本/存货净额期末余额
	<i>Growth</i>	成长能力, 营业收入增长率
	<i>GDP</i>	地区经济水平, 地区人均GDP的自然对数
	<i>InduStruct</i>	产业结构, 第三产业增加值/第二产业增加值
	<i>FirmDigital</i>	企业数字化转型程度, 公司财务报告附注中披露的年末无形资产明细项里与数字化技术相关部分占无形资产总额的比例
	<i>Research</i>	研发支出比, 研发支出/营业收入

(四)描述性统计

表 3 报告了变量的描述性统计结果。以 GMM 方法测算的企业全要素生产率(*TFP*)的均值为 5.846, 最大值为 8.334, 最小值为 4.143, 标准差为 0.803; 最大值与最小值的跨度较大, 标准差也较大, 表明样本期内企业全要素生产率水平差异明显、波动较大。数字政府建设水平(*GovDigital*)的均值为 3.902, 标准差为 0.414, 反映出地方政府数字化建设水平存在一定差异; 其最小值为 3.000, 与 2013 年后各地区普遍启动数字政府转型的现实相契合。此外, 控制变量的分布总体合理。

表 3 变量描述性统计

变量	观测值	均值	标准差	最小值	25%分位数	中位数	75%分位数	最大值
<i>TFP</i>	27 116	5.846	0.803	4.143	5.288	5.743	6.306	8.334
<i>GovDigital</i>	27 116	3.902	0.414	3.000	4.000	4.000	4.000	5.000
<i>Size</i>	27 116	22.231	1.308	19.966	21.293	22.019	22.952	26.378
<i>ROA</i>	27 116	0.037	0.067	-0.276	0.014	0.039	0.070	0.196
<i>Lev</i>	27 116	0.404	0.201	0.055	0.241	0.392	0.549	0.904
<i>TobinQ</i>	27 116	2.255	1.424	0.885	1.369	1.799	2.602	9.093
<i>CashRatio</i>	27 116	0.883	1.308	0.025	0.210	0.430	0.952	8.193
<i>Turnover</i>	27 116	0.108	0.357	0.003	0.020	0.036	0.065	3.105
<i>Growth</i>	27 116	0.295	0.658	-0.661	-0.030	0.128	0.400	3.982
<i>GDP</i>	27 116	11.348	0.443	10.376	11.041	11.373	11.667	12.156
<i>InduStruct</i>	27 116	1.713	1.134	0.758	1.137	1.322	1.446	5.244
<i>FirmDigital</i>	27 116	0.100	0.217	0.000	0.000	0.017	0.072	1.000
<i>Research</i>	27 116	0.052	0.052	0.000	0.021	0.039	0.063	0.287

四、实证结果分析

(一)基准回归分析

表 4 报告了数字政府建设对企业全要素生产率影响的实证检验结果。列(1)仅控制了行业与年度固定效应, 数字政府建设水平 *GovDigital* 的系数为 0.054, 且在 1% 的水平上显著, 表明数

字政府建设提升了企业全要素生产率。列(2)进一步纳入了相关控制变量, *GovDigital* 的系数为 0.032, 仍在 1% 的水平上显著。上述结果表明数字政府建设显著促进了企业全要素生产率提升, 支持了本文研究假设。对于控制变量, 企业规模 *Size*、总资产收益率 *ROA*、企业数字化转型程度 *FirmDigital* 等变量的系数显著为正, 表明规模较大、经营状况较好、数字化转型程度较高的企业, 其全要素生产率更高。

(二) 稳健性检验

1. 双重差分(DID)检验。企业全要素生产率受多种因素影响, 数字政府建设与其正相关关系可能源于某些同时影响两者的宏观因素。公共数据开放平台既是政府推进数字治理的重要基础设施, 也是数据要素赋能企业的关键载体。因此, 地方政府公共数据开放平台建设试点可作为数字政府建设的重要标志, 反映了地区数字政府建设水平的显著提升。此外, 该试点政策通常分地区、分批次推进, 为本文分析提供了理想情境。基于此, 本文借鉴潘俊等(2023)的研究, 以地方政府构建公共数据开放平台作为准自然实验, 构建多期双重差分模型以缓解潜在的内生性问题, 从而更准确地揭示数字政府建设与企业全要素生产率的关系。表 5 结果表明, 数字政府建设能够有效提升企业全要素生产率。

2. 工具变量法(IV)。运用工具变量进行两阶段最小二乘(2SLS)回归, 有助于缓解样本选择性偏差、互为因果等一般性内生问题。考虑到数字政府建设与企业全要素生产率之间可能存在反向因果的内生性问题, 本文借鉴 Lewbel(2012)以及杨震宁和袁梓晋(2025)的思路, 以数字政府建设水平自身与行业-省份均值差额的三次方作为工具变量。回归结果如表 6 所示, 列(1)第一阶段回归中, 工具变量的系数显著为正, 表明其对数字政府建设具有正向影响; 列(2)第二阶段回归中, 解释变量数字政府建设水平的系数仍显著为正, 且通过了不可识别检验和弱工具

表 4 基准回归分析

	TFP	
	(1)	(2)
<i>GovDigital</i>	0.054*** (0.011)	0.032*** (0.008)
<i>Size</i>		0.339*** (0.003)
<i>ROA</i>		1.751*** (0.067)
<i>Lev</i>		0.519*** (0.027)
<i>TobinQ</i>		0.024*** (0.003)
<i>CashRatio</i>		0.004 (0.003)
<i>Turnover</i>		0.092*** (0.014)
<i>Growth</i>		0.027*** (0.006)
<i>GDP</i>		0.212*** (0.011)
<i>InduStruct</i>		0.003 (0.004)
<i>FirmDigital</i>		0.242*** (0.021)
<i>Research</i>		-2.590*** (0.090)
常数项	5.634*** (0.044)	-4.455*** (0.139)
行业固定效应	控制	控制
年度固定效应	控制	控制
观测值	27 116	27 116
<i>Adj. R</i> ²	0.250	0.598

注: ***, **和*分别表示在1%、5%和10%的水平上显著, 括号内为稳健标准误。下表同。

表 5 内生性检验: 双重差分(DID)检验

	TFP
<i>Open</i>	0.031*** (0.009)
控制变量	控制
行业固定效应	控制
年度固定效应	控制
观测值	27 116
<i>Adj. R</i> ²	0.598

变量检验,结果表明数字政府建设对企业全要素生产率具有显著的正向影响。

3. 替换解释变量。为检验上文实证结果的稳健性,本文调整基准回归中解释变量的构造方式(原采用1-5整数评分,独立打分5次,均值聚合,温度为0,且含评分准则)重新进行检验。当将聚合口径改为众数和最佳值时,表7列(1)和列(2)中的系数均为正且在1%的水平上显著;当提高输出随机性(温度调至0.1)、从提示词中去除评分准则、去除评分准则并将评分范围改为1-100整数时,表7列(3)至列(5)中的系数均为正且在1%的水平上显著。总体来看,本文结论在不

同的聚合口径、提示设置、生成温度与评分范围下均保持稳健。此外,清华大学数据治理研究中心(Center on Data and Governance, CDG)发布了《中国数字政府发展研究报告》,①本文采用其中披露的2020-2022年27个省会城市(不含直辖市及港澳台地区)的数字政府发展得分(QHindex)作为替代指标。表7列(6)结果表明,本文结论依然稳健。

表6 内生性检验:工具变量法(IV)

	(1)	(2)
	GovDigital	TFP
IV	1.256*** (0.015)	
GovDigital		0.043*** (0.010)
控制变量	控制	控制
行业固定效应	控制	控制
年度固定效应	控制	控制
F值	6585.08	
KP LM值	3340.40	
观测值	27 116	27 116
Adj. R ²	0.732	0.463

表7 稳健性检验:替换解释变量

	TFP					
	改变聚合口径		改变调用提示词或参数			清华指标
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
Mode	0.029*** (0.008)					
Best		0.025*** (0.008)				
Temperature _(0.1)			0.028*** (0.009)			
NoScale				0.024*** (0.009)		
Range ₍₁₀₀₎					0.004*** (0.001)	
QHindex						0.003** (0.001)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制
行业固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制
年度固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制
观测值	27 116	27 116	27 116	27 116	27 116	2 891
Adj. R ²	0.598	0.598	0.598	0.598	0.598	0.626

① <https://www.dps.tsinghua.edu.cn/info/1197/2464.htm>。

4. 替换被解释变量。为进一步检验上文实证结果的稳健性，本文分别采用 OP 方法、LP 方法、OLS 方法和 FE 方法重新测算企业全要素生产率，并检验数字政府建设与其关系。与基准回归一致，四种方法均采用 $t+1$ 期值。回归结果如表 8 所示，四种方法下 *GovDigital* 的系数均显著为正，本文结论依然稳健。

表 8 稳健性检验：替换被解释变量

	(1)	(2)	(3)	(4)
	<i>TFP_OP</i>	<i>TFP_LP</i>	<i>TFP_OLS</i>	<i>TFP_FE</i>
<i>GovDigital</i>	0.019** (0.008)	0.038*** (0.008)	0.026*** (0.008)	0.026*** (0.008)
控制变量	控制	控制	控制	控制
行业固定效应	控制	控制	控制	控制
年度固定效应	控制	控制	控制	控制
观测值	27 116	27 116	27 116	27 116
<i>Adj. R</i> ²	0.685	0.783	0.854	0.865

5. 其他稳健性检验。第一，将被解释变量提前两期。数字政府建设提升企业全要素生产率的过程中涉及企业调整要素投入与生产技术，在短期内不易直接影响近期的生产率。因此，本文在基准回归的基础上，以 $t+2$ 期全要素生产率来检验其长期效应。第二，增加地区层面控制变量。考虑到政府数字化建设与地区经济水平密切相关，本文增加了地区层面的以下控制变量：地区财政能力(*Fiscal*, 人均地方财政一般预算收入的自然对数)、数字基础设施(*Infra*, 计算方法参照王军等(2021)的研究)、第二产业就业(*ProSecondary*, 第二产业就业人员占比)、工资指数(*WagesIndex*, 职工平均实际工资指数合计, 上年为 100)。第三，排除特殊城市干扰。北京、上海、天津、重庆四个直辖市的经济水平较高，企业全要素生产率较高未必源自数字政府建设，反向因果问题可能更加突出。本文借鉴宋敏等(2021)的做法，剔除直辖市样本后重新进行回归。表 9 结果表明，本文研究结论依然稳健。

表 9 其他稳健性检验

	<i>f_TFP</i>	<i>TFP</i>	
	(1)	(2)	(3)
	将被解释变量提前两期	增加地区层面控制变量	剔除直辖市样本
<i>GovDigital</i>	0.031*** (0.009)	0.023** (0.009)	0.029*** (0.009)
控制变量	控制	控制	控制
新增地区层面控制变量	未控制	控制	未控制
行业固定效应	控制	控制	控制
年度固定效应	控制	控制	控制
观测值	22 196	21 247	21 484
<i>Adj. R</i> ²	0.570	0.598	0.592

五、进一步分析

(一) 影响机制检验

1. 财政透明度。本文认为，数字政府建设可通过优化政府治理理念和提升治理能力，提高企业全要素生产率；而政府透明度的提升在一定程度上反映了治理水平和治理能力的改善。政

府透明度提升有助于缓解市场信息不对称和代理问题，使企业更好地预测财政支出和税收政策，降低经营不确定性，从而更积极投资与拓展业务，提升全要素生产率。具体而言，本文以中国地级市政府财政透明度来衡量政府透明度(*GovTransp*)，原始数据来自清华大学公共管理学院与四川大学公共管理学院联合课题组发布的《中国市级政府财政透明度研究报告》。表 10 中列(1)报告了数字政府建设与政府透明度的回归结果，*GovDigital* 的系数为 2.478，在 1% 的水平上显著为正。这表明政府数字化建设能显著提升政府透明度，从而促进企业全要素生产率提高。

表 10 影响机制检验

	外部信息环境		内部生产经营效率	
	(1)	(2)	(3)	(4)
	<i>GovTransp</i>	<i>FirmTransp</i>	<i>ResoEff</i>	<i>InnoEff</i>
<i>GovDigital</i>	2.478*** (0.705)	0.071*** (0.014)	0.015*** (0.005)	0.010*** (0.002)
控制变量	未控制	控制	控制	控制
财政控制变量	控制	未控制	未控制	未控制
行业固定效应	未控制	控制	控制	控制
年度固定效应	控制	控制	控制	控制
观测值	2 529	26 812	27 116	20 958
<i>Adj. R</i> ²	0.435	0.281	0.384	0.509

2. 企业透明度。数字政府建设还可通过改善企业信息环境来提升全要素生产率。在数字政府建设比较成熟的地区，企业因透明度更高、成长环境更确定、价值更可预期，往往能吸引更多的分析师关注，由此提升内部治理水平，缓解外部融资约束，从而提高全要素生产率。本文以互联网媒体关注度来衡量企业透明度(*FirmTransp*)，即在一年内标题中出现公司的相关新闻总数加 1 后的自然对数。表 10 中列(2)报告了数字政府建设与企业透明度的回归结果，*GovDigital* 的系数为 0.071，在 1% 的水平上显著为正。这表明数字政府建设能显著改善企业信息环境，从而提升企业全要素生产率。

3. 资源配置效率。数字政府还可通过优化企业资源配置效率来提升全要素生产率。数字政府建设通过纵向与横向整合服务资源，破解“效率困境”，助力构建办事高效、服务精准的新型政务运行模式，从而降低企业非生产性成本，优化资源配置效率。本文以总资产周转率来衡量企业资源配置效率(*ResoEff*)，即营业收入除以总资产。表 10 中列(3)报告了数字政府建设与企业资源配置效率的回归结果，*GovDigital* 的系数为 0.015，在 1% 的水平上显著为正。这表明数字政府建设能显著优化资源配置效率，从而提升企业全要素生产率。

4. 创新效率。数字政府建设还有助于提升企业创新效率，从而提高全要素生产率。数字政府建设能为企业提供更好的经济与制度环境，为开展创新活动奠定基础；此外，可通过降低融资成本、提升市场资源配置效率等途径，扩大融资规模，减少非生产性成本，从而提升创新效率。对于企业创新效率(*InnoEff*)，本文借鉴胡元木和纪端(2017)的做法，将研发费用的自然对数作为创新投入变量，将专利数的自然对数作为创新产出变量，采用 DEA 方法进行测度。同时，考虑到数字政府建设对企业创新的滞后影响，本文采用 *t*+1 期的创新效率进行检验。表 10 中列(4)报告了数字政府建设与企业创新效率的回归结果，*GovDigital* 的系数为 0.010，在 1% 的水平上显著为正。这表明数字政府建设能提升企业创新效率，从而提高其全要素生产率。

(二)截面差异检验

1. 高科技行业。数字政府建设以政务数据开放、智能治理与在线公共服务为核心,为企业提供优质公共数字基础设施和海量可用数据。高科技行业企业凭借对信息技术的深度理解与快速应用能力,可将这些公共资源迅速嵌入研发与运营流程中,促使知识与信息更高效转化为创新成果(杨金玉等,2022)。此外,高科技企业技术迭代更快,市场竞争更激烈(Kim 和 Steensma, 2017),对突破式与探索式创新的依赖度更高。数字政府建设显著降低了高科技企业获取外部资源与制度支持的门槛,增加了创新溢出与知识溢出的可能性,并为其持续创新营造了更具确定性的政策环境。因此,本文预期数字政府建设对高科技行业企业创新及绩效的促进作用更加显著。本文参考彭红星和毛新述(2017)的研究,引入高科技行业指标 *HiTec*,并依据证监会 2012 年上市公司分类指引,将公司分类代码为 C25-C29、C31-C32、C34-C41、I63-I65、M73 的企业界定为高科技行业企业,将样本划分为非高科技企业组(*HiTec*=0)和高科技企业组(*HiTec*=1)。回归结果如表 11 列(1)和列(2)所示, *GovDigital* 的系数仅在高科技企业组中显著,验证了本文的预期,即数字政府建设为企业全要素生产率提升提供了有利条件,而高科技行业企业因其更强的转化与竞争能力,在此过程中表现出更加显著的优势。

表 11 截面差异检验

	TFP					
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	<i>HiTec</i> =0	<i>HiTec</i> =1	<i>Old</i> =0	<i>Old</i> =1	<i>FC</i> =0	<i>FC</i> =1
<i>GovDigital</i>	0.016 (0.016)	0.038*** (0.010)	0.044*** (0.011)	0.018 (0.012)	0.015 (0.012)	0.046*** (0.012)
行业固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制
年度固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制
观测值	8 646	18 470	13 372	13 744	13 108	13 496
<i>Adj. R</i> ²	0.639	0.548	0.588	0.599	0.590	0.462
组间系数差异	-0.022*		0.026**		-0.031**	
<i>P</i> 值	0.095		0.047		0.039	

注:组间差异检验为费舍尔排列检验,重复次数为1000次。

2. 企业成熟度。Badia 和 Sloomackers(2009)的研究表明,年轻企业的资本配置效率通常较低,但比成熟企业更具创新动力(顾夏铭等,2018)。数字政府建设能够推动企业加大高质量创新力度,因而对创新动力较强而资本配置效率相对偏低的年轻企业而言,其对全要素生产率的提升作用更加显著。基于此,本文按年度—行业中位数将样本划分为年轻企业组(*Old*=0)和成熟企业组(*Old*=1)。回归结果如表 11 列(3)和列(4)所示, *GovDigital* 在年轻企业组的系数为 0.044,在 1% 的水平上显著为正,而在成熟企业组则不显著。这表明数字政府建设对企业全要素生产率的提升作用在年轻企业中更加显著,上述理论预期得到验证。

3. 融资约束。数字政府建设借助大数据分析 with 云计算等先进信息技术,可有效采集并处理海量的企业相关数据,这种数据积累与分析能力使政府更能精准识别企业在融资支持等方面的具体需求(孟天广和张小劲,2021)。具体而言,政府可通过数字化平台快速审核企业申请,及时提供财政补贴或融资担保,有效缓解企业尤其是中小企业面临的融资难题;此外,政府还可利用数字化手段优化企业融资环境,如完善信用信息系统,提升金融机构对企业信贷的信心,从而降低企业融资成本。因此,本文预期数字政府建设对企业全要素生产率的提升作用在融资约束程

度较高的企业中更加显著。为此,本文根据融资约束 WW 指数的年度—行业中位数,将样本划分为低融资约束组($FC=0$)和高融资约束组($FC=1$)。回归结果如表 11 列(5)和列(6)所示, GovDigital 的系数仅在高融资约束组中显著,且显著高于低融资约束组,可见数字政府建设对企业全要素生产率的提升作用在融资约束程度较高的企业中更加显著。

六、结论与启示

数字政府建设是政府机构改革的延续,与以往政府“信息化”改革相比,其在简化流程、提升效率的基础上,更强调向服务型政府转型,通过更主动地识别企业需求、整合可控资源,切实为企业的生产经营赋能。本文以 2013—2023 年中国 A 股上市公司为样本,运用生成式大语言模型对地级市政府工作报告文本进行分析与评价,探讨了数字政府建设对企业全要素生产率的影响。研究发现,数字政府建设能显著提升企业全要素生产率。影响机制显示,其主要通过提升政府财政透明度、企业透明度、企业资源配置效率以及企业创新效率四条路径提高企业全要素生产率。截面检验表明,当企业属于高科技行业、成立年限较短或融资约束程度较高时,数字政府建设对企业全要素生产率的提升作用更加显著。

本文围绕数字政府建设对企业全要素生产率的影响展开研究,所得结论对理论界和实务界均有重要启示。理论上,本文从企业全要素生产率视角,揭示了数字政府建设对企业的积极经济效应。数字政府建设可从透明度和效率两个维度,从政府和企业两个层面影响企业全要素生产率。这既丰富了数字政府建设经济后果的相关文献,也拓展了企业全要素生产率影响因素的相关研究。实务上,数字政府建设是加快政府职能转变,建设法治政府、廉洁政府和服务型政府的重要制度设计,而企业全要素生产率是高质量发展的核心动力。为充分发挥政府治理模式由单向管理转向双向互动对经济社会的赋能作用,并激发企业等微观主体活力,政府仍需加快数字化转型步伐,加速构建数字治理新格局,推进国家治理体系和治理能力现代化。本文的研究结论对于政府借助数字化建设提升决策科学化水平和管理服务效能、培育经济社会发展新动能具有重要的参考价值,也为统筹有效市场与有为政府的关系提供了坚实的经验证据。

主要参考文献:

- [1]顾夏铭,陈勇民,潘士远.经济政策不确定性与创新——基于我国上市公司的实证分析[J].经济研究,2018,(2):109-123.
- [2]郭蕾,黄郑恺.中国数字政府建设影响因素的实证研究[J].湖南社会科学,2021,(6):64-75.
- [3]胡珺,方祺,龙文滨.碳排放规制、企业减排激励与全要素生产率——基于中国碳排放权交易机制的自然实验[J].经济研究,2023,(4):77-94.
- [4]胡元木,纪端.董事技术专长、创新效率与企业绩效[J].南开管理评论,2017,(3):40-52.
- [5]贾开,高乐,曾宇航.数字政府建设与国家治理现代化——2021 中国国际大数据产业博览会专业论坛及第五届数字政府治理高峰论坛会议综述[J].中国行政管理,2021,(9):157-159.
- [6]金星晔,左从江,方明月,等.企业数字化转型的测度难题:基于大语言模型的新方法与新发现[J].经济研究,2024,(3):34-53.
- [7]刘军,朱可,钱宇.数字经济对全要素生产率的影响研究——来自国家级大数据综合试验区的证据[J].南京审计大学学报,2024,(1):101-111.
- [8]刘战伟.技术进步、技术效率与农业全要素生产率增长——基于农业供给侧改革视角[J].会计与经济研究,2017,(3):107-116.

- [9]卢圣华,汪晖.政企网络关系、企业资源获取与效率——来自本地晋升官员离任的经验证据[J].*经济管理*, 2020, (10): 5-22.
- [10]陆瑶,施函青,周欣怡.中国企业数字技术风险暴露对企业价值的影响——来自大语言模型的文本分析证据[J].*经济研究*, 2025, (2): 73-89.
- [11]米加宁.生成式治理:大模型时代的治理新范式[J].*中国社会科学*, 2024, (10): 119-139.
- [12]潘俊,卞子咏,赵洵,等.政府公共数据开放与审计师定价决策——基于构建数据开放平台的准自然实验[J].*审计研究*, 2023, (6): 136-148.
- [13]邵宜航,步晓宁,张天华.资源配置扭曲与中国工业全要素生产率——基于工业企业数据库再测算[J].*中国工业经济*, 2013, (12): 39-51.
- [14]施炳展,游安南.数字化政府与国际贸易[J].*财贸经济*, 2021, (7): 145-160.
- [15]宋敏,周鹏,司海涛.金融科技与企业全要素生产率——“赋能”和信贷配给的视角[J].*中国工业经济*, 2021, (4): 138-155.
- [16]杨震宁,袁梓晋.数字创新网络嵌入与关键核心技术攻关[J].*中国工业经济*, 2025, (5): 156-173.
- [17]余思明,王蕊,王得力.政府数字化转型与企业创新——基于大数据治理机构改革的准自然实验[J].*审计与经济研究*, 2025, (2): 118-127.
- [18]于文超,王丹.数字政府建设能降低企业非生产性支出吗?——来自中国上市公司的经验证据[J].*财经研究*, 2024, (1): 124-138.
- [19]张建,王博.数字经济发展与绿色全要素生产率提升[J].*审计与经济研究*, 2023, (2): 107-115.
- [20]赵丽娟,刘淑涵,赵团结.数字化转型与企业多元化战略选择[J].*财务研究*, 2025, (1): 113-127.
- [21]钟覃琳,廖冠民,陆正飞.R&D投资能够提升企业生产效率吗?——基于区域人才政策工具变量的分析[J].*会计与经济研究*, 2016, (5): 3-16.
- [22]Cao S, Jiang W, Wang J B, et al. From man vs. machine to man + machine: The art and AI of stock analyses[J]. *Journal of Financial Economics*, 2024, 160: 103910.
- [23]De Kok T. ChatGPT for textual analysis? How to use generative LLMs in accounting research[J]. *Management Science*, 2025, 71(9): 7888-7906.
- [24]Gu J W, Jiang X H, Shi Z, et al. A survey on LLM-as-a-Judge[J]. *The Innovation*, 2026.
- [25]Jha M, Qian J L, Weber M, et al. ChatGPT and corporate policies[R]. National Bureau of Economic Research, 2024.
- [26]Kim A G, Muhn M, Nikolaev V V. From transcripts to insights: Uncovering corporate risks using generative AI[J]. arXiv: 2310.17721, 2023.
- [27]Kim J Y, Steensma H K. Employee mobility, spin-outs, and knowledge spill-in: How incumbent firms can learn from new ventures[J]. *Strategic Management Journal*, 2017, 38(8): 1626-1645.
- [28]Lewbel A. Using heteroscedasticity to identify and estimate mismeasured and endogenous regressor models[J]. *Journal of Business & Economic Statistics*, 2012, 30(1): 67-80.
- [29]Lopez-Lira A, Tang Y H. Can ChatGPT forecast stock price movements? Return predictability and large language models[J]. arXiv: 2304.07619, 2023.
- [30]Zhong J L, Shen W, Li Y Z, et al. A comprehensive survey of reward models: Taxonomy, applications, challenges, and future[J]. arXiv: 2504.12328, 2025.

How does Digital Government Construction Empower Firm TFP: Evidence Based on Generative AI

Zhang Xiling^{1,2}, Yu Haoping³, Xu Longbing^{4,5,6,7}, Bian Ziyong⁸

(1. School of Accounting, Nanjing Audit University, Nanjing 211815, China;

2. Post-Doctoral Station, Shanghai University of Finance and Economics, Shanghai 200433, China;

3. School of Economics and Management, Southeast University, Nanjing 211189, China;

4. School of Finance, Shanghai University of Finance and Economics, Shanghai 200433, China;

5. Dishui Lake Advanced Finance Institute, Shanghai University of Finance and Economics, Shanghai 201306, China; 6. School of Finance, Xinjiang University of Finance and Economics, Urumqi 830012, China;

7. Chinese Modernization Institute, Shanghai University of Finance and Economics, Shanghai 200433, China;

8. School of Management, Xiamen University, Xiamen 361005, China)

Summary: As China transitions from an upper-middle-income to a high-income status, traditional growth drivers wane, and productivity-enhancing reforms and digital institutional infrastructure become pivotal. Beyond moving services online (“e-government”), digital government integrates fiscal, financial, innovative, and regulatory resources to empower firms. Local governments, with both meso- and micro-governance functions, are key actors. This paper aims to explore whether digital government has a causal effect on enhancing firm TFP and what the mechanism is?

Using a sample of China’s A-share listed companies from 2013 to 2023 and evaluating the text of prefecture-level government work reports through generative large language models, this paper examines the impact of digital government construction on firm TFP. The findings reveal that digital government construction significantly enhances firm TFP. Mechanism testing indicates that this effect operates primarily through four channels: improving government fiscal transparency, enhancing corporate transparency, optimizing resource allocation efficiency, and boosting corporate innovation efficiency. Cross-sectional testing shows that the positive impact of digital government construction on TFP is more pronounced for firms in high-tech industries, those with shorter establishment histories, and those facing higher financing constraints.

This paper uncovers a new productivity channel by showing that digital government—beyond internal governance or macro environments—can enhance firm TFP, expanding the policy toolbox for cultivating new quality productive forces. Methodologically, it advances measurement by constructing an LLM-based semantics-aware index grounded in authoritative policy dimensions, improving validity and reproducibility over lexicon- or survey-based indices. Empirically, it opens the mechanism “black box”, demonstrating that digital government operates through information (greater public fiscal and corporate transparency) and efficiency (improved resource allocation and higher innovation efficiency) channels, thereby illuminating the micro-governance effect of macro institutional reforms.

To fully leverage the enabling role of transforming government governance models from one-way management to two-way interaction for the economy and the society, and to stimulate the vitality of micro-market entities such as firms, the government should accelerate the digital transformation process. This will expedite the formation of a new digital governance landscape and advance the modernization of the national governance system and governance capabilities.

Key words: digital government; government-enterprise interaction; TFP; digital governance

(责任编辑 康健)