

# 农业要素配置结构、配置效率与数字农业发展

刘欢<sup>1</sup> 钱巍<sup>2</sup> 阮俊虎<sup>1\*</sup>

(1.西北农林科技大学 经济管理学院,杨凌 712100;2.东北农业大学 经济管理学院,哈尔滨 150030)

**摘要:**以要素配置理论与诱致性技术创新理论为基础,从农业资本深化与农业劳动力结构变迁两个维度,深度剖析农业要素配置结构变化影响数字农业发展的理论逻辑,并依托中国284个地级市2012—2022年的面板数据,实证检验农业要素配置结构变化影响数字农业发展的直接与间接机制。研究结果表明:农业资本深化与劳动力结构变迁均能够直接促进数字农业发展,也能够通过提高要素配置效率间接促进数字农业发展;农业资本深化和劳动力结构变迁等促进数字农业发展的效果存在明显的异质性,相较于东部地区和大规模城市,中西部地区和小规模城市的要素配置结构变化对数字农业发展的促进作用更明显。因此,政府应多举措推进农业资本深化进程,促进农业技术进步与配置结构优化;多方位完善数字人才支撑体系建设,为数字农业发展注入新动能;推动不同区域、不同规模城市之间的合作与协调发展,为农业资本深化和劳动力结构变迁创造良好的外部环境。

**关键词:**数字农业;农业要素配置结构;要素配置效率;随机前沿分析

**中图分类号:**F323.3 **文献标志码:**A **文章编号:**1671-7465(2024)06-0159-17

## 一、引言

数字经济已成为经济增长新引擎,其依托数据、知识等生产要素,以互联网平台为载体,推动传统产业及要素的数字化转型<sup>[1]</sup>。截至2023年底,我国数字经济规模为53.9万亿元,对GDP的贡献率达到42.8%<sup>①</sup>。数字经济蓬勃发展,助推人工智能、5G等新型数字技术在农业产业内广泛渗透与应用,农业生产、运营、管理等全产业链呈现明显的数字化变革趋势,衍生出一种新型农业生产模式——“数字农业”<sup>[2]</sup>。“数字农业”是将信息作为农业生产要素,用现代信息技术对农业对象、环境和全过程进行可视化表达、数字化设计、信息化管理的现代农业<sup>[3]</sup>。

“十四五”以来,党中央高度重视数字农业农村建设。2019年农业农村部、中央网信办联合印发《数字农业农村发展规划(2019—2025年)》,明确数字农业农村发展的战略布局。2022年中央一号文件指出,“大力推进数字乡村建设,发展智慧农业”。2023年农业农村部发布《2023年数字乡村发展工作要点》,提出了数字乡村发展的工作目标和重点任务。2024年中央一号文件强调,“持续实施数字乡村发展行动,发展智慧农业,缩小城乡数字鸿沟”。

收稿日期:2024-03-13

基金项目:国家社会科学基金重大项目“我国农产品供应链数字化转型的发展战略与实施路径研究”(23&ZD123)

作者简介:刘欢,女,西北农林科技大学经济管理学院博士生;钱巍,女,东北农业大学经济管理学院副教授;阮俊虎(通信作者),男,西北农林科技大学经济管理学院教授,博士生导师。

① 数据来自《中国数字经济发展研究报告(2024年)》。

在国家政策的支持下,数字农业农村建设取得突破性进展,主要表现为:农业数字基础设施加快推进,截至2023年底,我国农村互联网普及率达到66.5%,累计已建成5G基站数337.7万个<sup>①</sup>;农业生产信息化水平逐年提高,2023年农业生产信息化率达到26.5%,智能农机装备研发应用取得重要进展<sup>②</sup>;农村电子商务持续繁荣,截至2022年底,全国农村电商网店已达到1700多家,共计实现农村网络零售额2.17亿元<sup>③</sup>;数字农业从业队伍逐渐壮大,2021年中央财政投入23亿元支持高素质农民培育,培育高素质农民71.7万人,以高校毕业生和退役军人为重点,培育农村创新创业者3.3万人<sup>④</sup>。

数字农业的发展得益于农业生产要素的数字化变革。在一些大型农业企业,传统农机设备逐步淘汰,取而代之的是植保无人机、水肥一体化系统等智能农机设备与智能监测系统。越来越多掌握新型技术的高素质员工加入数字农业行业,农业生产逐步实现规模化、标准化、智能化,引领农业生产要素进行数字化变革<sup>[4]</sup>。这种变革使要素间的相对价格和边际报酬发生变化,促使要素在不同行业、不同产业及不同区域间流动,改变了农业产业内各要素的配置比例和配置效率<sup>[5]</sup>。根据要素配置理论,当要素配置富有效率时,农业的集约化程度会得以提高,降低农业与数字技术的融合成本;当生产要素配置效率较低时,会使得农业与数字技术的融合优势得不到凸显,不利于数字农业的发展。也就是说,高质高效的数字农业供给体系依赖于合理的要素配置结构与配置效率的提升,实现数字农业农村发展规划的关键在于优化要素配置结构,提高要素配置效率。因此,在数字技术迅猛发展的背景下,亟需深入挖掘农业生产要素配置的巨大潜力,推动数字技术与农业的深度融合,提高数字农业发展水平。

国内外学者从不同角度丰富了相关研究,主要包括要素配置效率的测算<sup>[6]</sup>、数字农业发展的内涵与现状<sup>[7-9]</sup>、要素配置结构直接及间接影响农业发展的研究<sup>[10-12]</sup>,但仍存在一些研究空间,有待持续拓展与深化。其一,现有文献运用柯布道格拉斯函数测算要素配置效率的研究相对较多,但运用随机前沿生产函数测算地级市要素配置效率的研究较少。其二,学者们较多关注数字农业,但针对地级市数字农业发展指标体系的构建研究还略有欠缺,部分学者构建了数字乡村发展指标体系<sup>[13]</sup>,对本文数字农业发展指标体系的构建提供了有益借鉴。其三,学者们探讨了生产要素配置对农业产出<sup>[14]</sup>、农民收入<sup>[15]</sup>和全要素生产率<sup>[16]</sup>的影响,同时,将要素配置作为中介变量,实证考察了劳动力市场分割<sup>[17]</sup>、农地确权<sup>[18]</sup>、土地流转<sup>[19]</sup>、劳动力返乡<sup>[20]</sup>对农业生产效率及农户收入的影响,鲜有学者关注农业要素配置结构变迁对数字农业发展的直接影响,也缺乏对农业要素配置结构、配置效率与数字农业发展的机制剖析。

本文的研究与现有文献相比,主要创新之处在于,围绕农业要素配置结构与数字农业发展两个关键词,厘清了要素配置结构变迁影响数字农业发展的理论逻辑,以中国284个地级市2012—2022年的数据为样本,从投入产出视角出发构建了地级市数字农业发展指标评价体系,基于时变的超越对数型随机前沿生产函数模型分解计算出要素配置效率,并实证检验了农业资本深化与农业劳动力结构变迁对数字农业发展的直接与间接效应。最后,从农业资本深化与劳动力结构变迁角度,提出促进数字农业发展的政策建议,以期为中国如何发展数字农业提供政策方向与智慧。

① 数据来自第53次《中国互联网发展状况统计报告》。

② 数据来自《2023年数字乡村发展工作要点》。

③ 资料来自《中国农村电子商务发展报告(2021—2022)》。

④ 资料来自“十三届人大五次会议第7297号建议答复摘要”和《中国数字乡村发展报告(2022年)》。

## 二、理论机制与研究假说

传统农业向数字农业的转型,是数字化要素不断引入农业全产业链,推动要素配置结构和效率不断变化的过程<sup>[21]</sup>。现如今,数字经济迅猛发展,使得要素间的边际生产率和相对价格出现明显差异。根据诱致性技术创新理论,当要素的相对价格发生变化时,收入最大化动机会刺激决策者寻求能够替代传统要素的技术类型<sup>①</sup>,这种替代意味着要素的配置结构和配置效率的改变,会提高数字农业发展水平<sup>[22]</sup>。本文重点分析农业资本结构变化、劳动力结构变迁对数字农业发展的直接与间接影响。

### (一) 农业资本深化对数字农业发展的影响

农业资本深化是指人均农业资本拥有量随时间推移而不断增长的过程<sup>[23]</sup>。农业资本积累速度和农业劳动力转移速度能够影响农业资本深化程度。在农业劳动力未大幅减少和入地关系未实质性改善时,农业资本深化始终是提高劳动生产率、促进农业稳定发展的重要源泉之一<sup>[24]</sup>。数字经济时代,智能农机装备应用等生产工具进步、智慧大田农场建设等基础设施改善过程均属于资本深化范畴<sup>[25]</sup>。根据要素市场供需理论,传统农业资本要素的数字化转型增加了市场对数字农业资本要素的需求,大幅削减了对传统农业劳动力的需求,提高了资本要素的供给价格,进而导致原来的农业资本要素市场供需失衡,同时鉴于工资刚性,劳动力的供给价格难以在短期内发生变化<sup>[26]</sup>,造成要素间的相对价格差异。根据要素配置理论,当两个要素的相对价格变化时,会导致高报酬要素替代低报酬要素,促进要素配置效率的提高<sup>[27]</sup>。一方面,资本与劳动力的相对价格发生变化,会使得具有高边际报酬的资本要素大量替代低边际报酬的劳动力要素,推动农业实现数字化转型;另一方面,数字农业资本具有边际成本递减与边际收益增加的特征,因此,随着农业生产经营规模的增加,数字农业资本会对传统农业劳动力形成一定程度的替代<sup>[28]</sup>。这种资本与劳动力配置比例的变化,从根本上改变了农业生产的技术环境,提高了农业整体的要素配置效率<sup>[29]</sup>,促进了数字农业发展水平的提高。即在数字经济背景下,农业要素配置结构会从劳动力要素丰裕转向资本要素丰裕,最终向技术丰裕升级,促使数字农业发展水平提高。因此,本文提出如下假说。

假说1:农业资本深化过程会直接促进数字农业发展水平的提高。

### (二) 农业劳动力结构变迁对数字农业发展的影响

数字技术发展是推动农业剩余劳动力转移的重要驱动力。数字技术只需要与少量的劳动力融合便能超越原有的产出水平,故会释放部分农业劳动力转移到非农部门<sup>[30]</sup>。随着劳动力从农业向非农业部门的转移,农业生产者将更加注重提高农业生产效率,促进农业向高附加值、高技术含量的方向发展。一方面,当农业劳动力的非农转移达到一定程度时,会刺激非农部门不断革新技术反哺农业,提高农业数字化水平<sup>[31]</sup>。当然,非农业部门的发展也能够为农业科技创新提供丰富的应用场景和市场需求,进一步推动数字农业技术的研发和应用<sup>[32]</sup>。另一方面,农业劳动力的非农转移能够促进农村信息化基础设施的建设和完善<sup>[33]</sup>。随着劳动力向城市的转移,农村地区的信息化需求不断提升,推动了农村宽带网络、移动互联网等基础设施的建设和普及。信息化基础设施的完善为数字农业的发展提供基础保障,使得数字农业技术在农村地区得到广泛推广与应用。此外,随着农业现代化的推进和农业技术的普及,一些具备较高素质和技能的人才可能会选择进入农业领域,为农业发展注入新的活力

① 希克斯-速水-拉坦-宾斯旺格假说。

和动力。具备较高文化水平和技能水平的劳动力更能适应现代农业的发展需求,从而取代那些素质较低的劳动力,这种取代过程有助于提升农业生产的效率和质量,推动数字农业发展水平的提高<sup>[34]</sup>。基于以上理论分析,本文提出如下假说。

假说2:劳动力结构变迁会直接促进数字农业发展水平的提高。

### (三) 农业要素配置结构对数字农业发展的影响机制

农业资本深化对要素配置效率的影响主要体现在推动技术进步和优化生产结构两方面。一方面,农业资本深化往往伴随着农业机械设备、信息技术、生物技术等现代生产要素的广泛应用,这种体现型技术会内嵌于农业资本品中,实现土地、水资源等生产要素的高效利用,减少资源的浪费和环境的破坏,进而提升资源配置效率,推动农业生产向规模化、集约化、高效化方向发展,为数字农业发展提供技术支撑<sup>[35]</sup>。另一方面,农业资本深化能够促进农业生产结构的调整与优化,推动农产品向高附加值、高品质方向发展,提升农业的整体竞争力。农业资本深化本质属于要素结构的演化过程,意味着农业生产能够逐步实现从劳动密集型向技术密集型转变,从传统的低效农业向现代化的智慧农业转变,进而提升农业要素配置效率,促进数字农业发展。

农业劳动力的非农转移是社会经济发展到一定阶段的必然产物。随着城镇化的推进和工业化的发展,非农产业的就业机会不断增加,大量农业劳动力向城市和非农产业转移:一方面,会刺激农业剩余劳动力充分应用技术和机械不断替代劳动力,提升农业要素配置效率;另一方面,转出的农业劳动力进入工业领域会加速工业化与城市化进程,将推动农村地区基础设施改善升级与技术水平显著提高,为数字农业发展提供技术支撑。由此,本文提出如下假说。

假说3:农业资本深化能够提升要素配置效率,间接促进数字农业发展水平的提高。

假说4:农业劳动力结构变迁能够提升要素配置效率,间接促进数字农业发展水平的提高。

## 三、研究设计

### (一) 要素配置效率的测算

实证检验要素配置结构变化通过要素配置效率影响数字农业发展的传导机制,需构建超越对数型的随机前沿生产函数模型,分解计算各地区“要素配置效率”的值。具体步骤如下:

#### 1. 随机前沿生产函数模型

农业生产中存在着较多随机扰动和不可观测因素,使用随机前沿方法测算效率更加贴合实际且能够充分考虑要素间的交互作用。该方法需假设生产前沿服从一定的函数形式,如柯布道格拉斯、超越对数等,并引入随机项控制生产过程中的不确定因素。因此,为使计算的农业生产要素配置效率更贴合实际情况,本文借鉴 Kumbhakar 等<sup>[36]</sup>的研究和 Battese 等<sup>[37]</sup>对生产无效率项的设定,构建一个时变技术无效率的随机前沿生产函数模型,即技术无效率项会随时间而变化。

$$Y_{it} = f[X_{it}(t); \beta] \times \exp(v_{it} - u_{it}) \quad (1)$$

$$u_{it} = u_i \times \exp[-\eta \times (t - T)] \quad (2)$$

式(1)表示随机前沿生产函数的一般形式。其中, $Y_{it}$ 为*i*地区在*t*时期的农业产出; $f(\cdot)$ 是随机前沿生产函数中确定性前沿产出部分; $X_{it}(t)$ 为*i*地区在*t*时期关于要素*X*的投入; $\beta$ 为确定性前沿生产函数部分的待估参数; $v_{it}$ 是随机干扰项,且满足  $v_{it} \sim i.i.d.N(0, \sigma_v^2)$ ;  $u_{it}$ 代



表技术无效率项,  $u_{it}$  越大, 技术效率越低, 反之, 则越高; 技术效率表示为  $TE_i = \exp(-u_{it})$ ,  $TE_i$  介于 0 和 1 之间,  $TE_i$  的值越接近于 1, 生产越有效率, 越接近于 0, 生产越无效率。

式(2)为本文定义的时变技术无效率方程<sup>①</sup>。假设  $u_{it}$  服从截断正态分布, 即  $u_{it} \sim i.i.d. N(\mu, \sigma_u^2)$ ; 参数  $\eta$  反映  $u_{it}$  的变化程度, 当  $\eta > 0$  时,  $u_{it}$  变化率为正, 表示技术效率以递减的速率递增, 当  $\eta < 0$  时, 表示  $u_{it}$  以递增的速率递减, 技术效率下降的速率越来越快。由于上述随机前沿模型中存在复合扰动项, 其分布不对称, 因此不能使用 OLS 估计无效率项  $u_{it}$ 。本文借鉴 Battese 等<sup>[37]</sup>的研究, 令  $\gamma = \sigma_u^2 / (\sigma_u^2 + \sigma_v^2)$  ( $0 \leq \gamma \leq 1$ ),  $\gamma$  表示随机误差项中技术无效部分所占的比重,  $\gamma$  的值越大, 表示随机前沿生产函数模型选择越合理。模型参数采用最大似然法估计得到。

2. 全要素生产率变化的分解模型

要计算农业生产要素配置效率, 需根据随机前沿生产函数模型推导全要素生产率变化的分解式。本文借鉴张乐等<sup>[38]</sup>学者的研究, 将全要素生产率的变化(TFPC)分解为技术进步(TC)、技术效率变化(TEC)、规模效率变化(SEC)和要素配置效率变化(AEC)四个部分。具体步骤如下:

对式(1)两边同时取对数并对时间  $t$  求导, 得到式(3)。

$$\frac{\partial \ln Y_{it}}{\partial t} = \frac{\partial \ln f(X_{it}, \beta)}{\partial t} + \sum_{j=1}^2 \frac{\partial \ln f(X_{it}, \beta)}{\partial \ln X_{it,j}} \cdot \frac{\partial \ln X_{it,j}}{\partial t} - \frac{\partial u_{it}}{\partial t} \tag{3}$$

式(3)中,  $j=1, 2$ , 分别表示资本与劳动力要素; 令  $\alpha_{it,j} = \frac{\partial \ln f(X_{it}, \beta)}{\partial \ln X_{it,j}}$ , 表示要素  $j$  在生产前沿上的产出弹性; 令  $TC_{it} = \frac{\partial \ln f(X_{it}, \beta)}{\partial t}$ , 表示技术进步; 令  $TEC_{it} = -\frac{\partial u_{it}}{\partial t}$ , 表示技术效率变化。则式(3)可改写为:  $\dot{Y}_{it} = TC_{it} + \sum_{j=1}^2 \alpha_{it,j} \cdot \dot{X}_{it,j} + TEC_{it}$ 。

借鉴“索洛余值”概念, 将传统的全要素生产率的变化(TFPC)定义为:

$$TFPC_{it} = \frac{\partial \ln Y_{it}}{\partial t} - \sum_j (s_{it,j} \dot{X}_{it,j}) = \dot{Y}_{it} - \sum_{j=1}^2 s_{it,j} \dot{X}_{it,j} \tag{4}$$

式(4)中,  $s_{it,j}$  表示在  $t$  时刻, 生产要素  $j$  的实际成本占  $i$  省份总成本的份额, 即  $s_{it,j} = \omega_{it,j} X_{it,j} / \sum_{j=1}^2 \omega_{it,j} X_{it,j}$ ;  $\omega_{it,j}$  表示在  $t$  时刻地区  $i$  内投入要素  $j$  的价格。将式(3)代入式(4)中, 可得式(5):

$$TFPC_{it} = TC_{it} + TEC_{it} + (\varepsilon_{it} - 1) \sum_{j=1}^2 \lambda_{it,j} \dot{X}_{it,j} + \sum_{j=1}^2 (\lambda_{it,j} - s_{it,j}) \dot{X}_{it,j} \tag{5}$$

其中,  $\varepsilon_{it} = \sum_{j=1}^2 \alpha_{it,j}$  表示  $t$  时期  $i$  地区各要素的产出弹性之和;  $\lambda_{it,j} = \alpha_{it,j} \varepsilon_{it}$  代表要素  $j$  的最优边际产出份额; 令  $AEC_{it} = \sum_{j=1}^2 (\lambda_{it,j} - s_{it,j}) \dot{X}_{it,j}$ , 反映要素弹性份额偏离要素成本份额的程度。本文重点关注要素配置效率变化 AEC, 它刻画了要素配置所带来的生产率增长。若 AEC 大于 0, 则要素配置能促进农业全要素生产率增长, 即存在结构红利, 反之, 不存在结构红利。

① 面板数据下的技术无效率方程可以选择两种模型: 一是时变非效率模型, 即  $u_{it} = u_i \exp[-\eta(t-T)]$ , 其中,  $u_i$  服从截断正态分布,  $\eta$  是待估参数, 表示技术效率的变化率; 二是技术非效率效应设定模型, 直接建立技术非效率方程  $u_{it} = \delta_0 + \sum_{i=1}^I \delta_i z_{it}$ , 其中,  $z_{it}$  表示影响技术非效率的若干因素,  $i$  代表影响因素的个数,  $\delta$  为待估参数。

可将式(5)进一步表示为:

$$TFPC_{it} = TC_{it} + TEC_{it} + SEC_{it} + AEC_{it} \quad (6)$$

式(6)表示全要素生产率的变化可分解为技术进步( $TC$ )、技术效率变化( $TEC$ )、规模效率变化( $SEC$ )和要素配置效率变化( $AEC$ )四个部分。其中,技术进步表示在要素投入不变的情况下产出随时间的变化率,技术效率变化反映在特定技术条件和要素投入规模下实际产出与最大可能产出之间的差距,规模效率变化反映要素的规模变化对生产率增长的贡献,要素配置效率变化反映要素配置的变化对生产率增长的贡献。

### 3.超越对数型生产函数

进一步,要求解每个分解式的具体值,需确定前沿生产函数 $f[X_{it}(t); \beta]$ 的具体形式。由于C-D生产函数和CES生产函数均不能描述变量之间的相互作用,本文使用具有变弹性性质的超越对数型生产函数,它可有效估计生产函数中投入要素的交互作用与各种投入技术进步之间的差异<sup>[39]</sup>。具体生产函数形式如式(7):

$$\ln Y_{it} = \beta_0 + \beta_K \ln K_{it} + \beta_L \ln L_{it} + \beta_t t + 0.5\beta_{KK}(\ln K_{it})^2 + 0.5\beta_{LL}(\ln L_{it})^2 + 0.5\beta_{tt}t^2 + \beta_{KL} \ln K_{it} \ln L_{it} + \beta_{tK} t \ln K_{it} + \beta_{tL} t \ln L_{it} + v_{it} - u_{it} \quad (7)$$

其中, $Y_{it}$ 表示各地区的农业实际产出,时间趋势 $t = 1, 2, 3, \dots, T$ 反映技术变化, $L_{it}$ 、 $K_{it}$ 分别表示劳动力和资本要素投入, $\beta$ 为随机前沿生产函数的待估参数。将 $\beta$ 的参数估计结果分别代入资本和劳动力的产出弹性公式 $\alpha_{Kit} = \beta_K + \beta_{KK} \ln K_{it} + \beta_{tK} t$ ,  $\alpha_{Lit} = \beta_L + \beta_{LL} \ln L_{it} + \beta_{tL} t$ ,即可根据产出弹性值计算要素配置效率的变化值: $AEC_{it} = (\tau_{Dit} - s_{Dit}) \dot{X}_{Dit} + (\tau_{Kit} - s_{Kit}) \dot{X}_{Kit} + (\tau_{Lit} - s_{Lit}) \dot{X}_{Lit}$ 。

### (二)实证模型构建

为分别检验农业资本深化和劳动力结构变迁影响数字农业发展的直接效应,构建如下基准回归模型:

$$\ln did_{it} = \alpha_0 + \alpha_1 \ln kcl_{it} + \sum_j \alpha_j X_{it} + \mu_i + \lambda_t + \varepsilon_{it} \quad (8)$$

$$\ln did_{it} = \gamma_0 + \gamma_1 \ln lcl_{it} + \sum_j \gamma_j X_{it} + \mu_i + \lambda_t + \varepsilon_{it} \quad (9)$$

式(8)、式(9)中, $i$ 表示地区, $t$ 表示年份; $did_{it}$ 为被解释变量,表示地区数字农业发展水平; $\ln kcl_{it}$ 、 $\ln lcl_{it}$ 为核心解释变量,分别表示农业资本深化和劳动力结构变化; $X_{it}$ 为系列控制变量,包括地区农业机械化水平( $\ln mach_{it}$ )、地区农民受教育程度( $\ln edu_{it}$ )、地区农民收入增长( $\ln earn_{it}$ )、地区科学教育支出( $\ln gov_{it}$ )和地区农业生产投资( $\ln invest_{it}$ ); $\mu_i$ 和 $\lambda_t$ 分别表示个体和时间固定效应; $\varepsilon_{it}$ 为随机扰动项。

为进一步探讨农业资本深化过程对数字农业发展可能存在的作用机制,即对要素配置效率是否为中介变量进行检验,本文借鉴Baron等<sup>[40]</sup>和温忠麟等<sup>[41]</sup>的中介效应检验方法,构建如下中介效应模型:

$$\ln ae_{it} = b_0 + b_1 \ln kcl_{it} + \sum_j b_j X_{it} + \mu_i + \lambda_t + \varepsilon_{it} \quad (10)$$

$$\ln did_{it} = c_0 + c_1 \ln kcl_{it} + c_2 \ln ae_{it} + \sum_j c_j X_{it} + \mu_i + \lambda_t + \varepsilon_{it} \quad (11)$$

式(10)、式(11)中, $\ln kcl_{it}$ 表示农业资本深化; $\ln ae_{it}$ 为中介变量,表示要素配置效率; $X_{it}$ 为地区农业机械化程度、地区农民受教育程度等控制变量。借鉴温忠麟等<sup>[42]</sup>提出的中介效应检验模型,我们主要关注 $b_1$ 和 $c_2$ 的显著性。当 $b_1$ 和 $c_2$ 均显著时,表明存在中介效应,而 $b_1$ 、 $c_2$ 至少有一个不显著时,则需要通过Bootstrap法检验其是完全中介、部分中介还是遮掩效应。

最后,为检验劳动力结构变化通过改变要素配置效率影响数字农业发展的间接效应,构建如下中介效应模型:

$$lnae_{it} = b''_0 + b''_1lnlcl_{it} + \sum_j b''_jX_{it} + \mu_i + \lambda_t + \varepsilon_{it}$$

(12)

$$lnlcl_{it} = c''_0 + c''_1lnlcl_{it} + c''_2lnae_{it} + \sum_j c''_jX_{it} + \mu_i + \lambda_t + \varepsilon_{it}$$

(13)

其中,  $lnlcl_{it}$  为劳动力要素结构变化;  $lnae_{it}$  表示要素配置效率。本文重点关注  $b''_1$  和  $c''_2$  的显著性和方向。

(三) 变量测度与说明

1. 被解释变量

本文运用“数字农业发展指数(2012—2022)”来衡量地区数字农业发展水平。具体而言,农业数字基础设施是数字农业发展的基石,数字农业人才资源是发展的重要保障,数字农业技术支持是发展的必要条件,数字农业发展效益则是检验发展效果的关键。因此,本文借鉴已有研究<sup>[43-48]</sup>构建数字农业高质量发展、数字乡村、数字经济发展等评价指标体系的思路,综合考虑地市级层面数据的可获得性和完整性,基于投入产出视角,选择农业数字基础设施、数字农业人才资源、数字农业技术支持和数字农业发展效益等 4 个一级指标,地区固定宽带覆盖率、农村地区义务教育水平等 14 个二级指标,构建地级市层面的数字农业发展评价指标体系。最后,采用熵值法赋予指标权重,计算得出中国 284 个地级市 2012—2022 年的数字农业发展指数,用以表示地区数字农业发展水平。具体指标选择如表 1 所示。

表 1 地级市数字农业发展指标评价体系

一级指标	二级指标	指标解释
农业数字基础设施	地区固定宽带覆盖率	互联网宽带接入用户数占区域总人口数的比例(%)
	地区移动电话普及率	居民平均每百户年末移动电话拥有量(部)
	地区有线电视覆盖率	有线广播电视用户数占区域家庭总户数的比例(%)
	地区行政村通宽带比例	开通互联网宽带业务的行政村比重(%)
数字农业人才资源	农村地区义务教育水平	农村义务教育学校专任教师本科以上学历比例(%)
	地区信息技术从业人员占比	信息传输、计算机服务和软件业就业人员数占城镇单位从业人员数的比重*100(%)
	农村居民平均受教育水平	地区农村居民平均受教育年限(年)
数字农业技术支持	地区农业机械总动力	人均农业机械总动力(千瓦时)
	地区农业劳动生产效率	地区农业劳动生产率(元/人)
	地区农药、化肥投资	地区农药、化肥施用量(万吨)
	地区农业技术创新投资	地区农业专利申请数量(个)
数字农业发展效益	地区粮食综合生产能力	粮食总产量(万吨)
	地区农业绿色发展水平	农业粪污综合利用率(%)
	地区农业发展水平	第一产业增加值占年末地区生产总值的比重(%)

2. 解释变量

本文采用农业劳动力结构变迁和农业资本深化表示农业要素配置结构的变化。其中,农业劳动力结构变迁采用地区非农从业人数(第二产业从业人数+第三产业从业人数)除以地区农林牧渔业从业人数表示,农业资本深化采用地区农林牧渔业固定资产投资总额除以地区农林牧渔业就业人数表示。

3. 中介变量

采用超越对数型随机前沿模型分解计算出要素配置效率变化(AEC),取绝对值后以

2011 年为基期(2011=1),用累乘后的值近似表示各地区农业的要素配置效率(AE)。

4.控制变量

控制变量包括地区农业机械化水平(*lnmach*)、地区农业生产投资(*lninvest*)、地区农村居民受教育程度(*lnedu*)、地区农民收入增长(*lnearn*)和地区科学教育支出(*lngov*)等变量。其中,农业机械化水平是数字农业的基础,智能化和精细化需要提升机械化水平来实现。农药化肥投入影响数字农业发展,合理使用可提高产量、质量,进而改善环境。同时,数字农业依赖于农民知识储备,提升农村居民受教育程度有助于其普及与发展。另外,农民收入增加可投入更多资金购买数字化设备、提升技术水平,推动数字农业发展。科学教育支出增加能提升教育水平和科研能力,为数字农业发展提供人才和技术支持。

(四)数据来源与描述性统计

本文选取 2012—2022 年中国 284 个地级市的面板数据为研究样本。数字农业发展指标评价体系的相关数据主要来自《中国城市统计年鉴 2012—2022》、地方统计局网站。要素配置效率测算和实证分析的相关数据则来自国家统计局网站、地方统计局网站、CEIC 数据库和前瞻产业研究院。部分缺失数据采用线性插值法予以补齐。同时,为了避免异方差等问题,对部分变量进行了取对数处理。各变量的描述性统计结果如表 2 所示。

表 2 变量的描述性统计

变量名称	符号	定义	均值	标准差	最小值	最大值
数字农业发展水平	<i>ln did</i>	通过数字农业发展指标评价体系计算	0.319	0.122	0.023	0.827
农业资本深化	<i>ln kcl</i>	农林牧渔业固定资产投资与第一产业从业人员数的比值取对数	1.718	1.808	-7.235	13.571
劳动力结构变迁	<i>ln lcl</i>	非农就业人数与农林牧渔业就业人数的比值取对数	-3.891	1.766	-10.093	7.750
要素配置效率	<i>ln ae</i>	通过随机前沿模型分解计算	0.418	0.399	0.000	4.490
地区农业机械化水平	<i>ln mach</i>	地区农业机械总动力与第一产业从业人员的比值取对数	9.444	0.448	7.702	10.592
地区农民受教育程度	<i>ln edu</i>	地区农村居民平均受教育年限取对数	0.731	0.427	-0.833	1.687
地区农民收入增长	<i>ln earn</i>	地区农民人均收入增长率取对数	3.441	0.100	2.822	3.655
地区科学教育支出	<i>ln gov</i>	地区财政科学教育支出占一般预算内支出比例取对数	2.932	0.235	1.559	3.617
地区农业生产投资	<i>ln invest</i>	地区农药化肥投入量取对数	5.604	0.424	4.020	6.598

四、实证结果分析

(一)随机前沿模型参数估计

随机前沿生产函数的确定性前沿产出部分的对数形式可能为超越对数型或 C-D 生产函数等,模型形式设定是否恰当会直接影响结论的可靠性。由此,本文提出 H1、H2 和 H3 三个假设,并构造似然比统计量验证模型的正确性。H1:交互项系数均为 0。H2:含时间 t 的单项式系数均为 0。H3:不显著变量的系数为 0。结果发现<sup>①</sup>,基础模型拒绝了无变量间的交互作用、无技术进步的原假设和有冗余变量的原假设,说明选择含有时间趋势的超越对数型生产函数模型基本合理。

① 篇幅有限,若有需要可向作者索取。



表 3 汇报了超越对数型生产函数模型的参数估计结果。基础模型的  $\gamma$  值<sup>①</sup>为 0.939,除了资本与劳动的交互项,其余变量基本均在 1% 水平下显著,模型估计结果较好。同时,总方差  $\sigma^2$  为 0.297,技术无效的方差  $\sigma_u^2$  占总方差的比重达到 93.94%,且通过 1% 水平下的显著性检验,说明农业生产中确实存在技术无效现象,即本文所构建的模型中对于技术无效函数的设定是合适的。进一步,根据表 3 中的参数估计结果即可以计算要素配置效率的变化(AEC)。

表 3  随机前沿生产函数的参数估计结果 (N=3395)

变量(参数)	估计系数	标准误差	T 统计值
$\ln K(\beta_K)$	0.316***	0.084	3.77
$\ln L(\beta_L)$	0.556***	0.110	5.07
$t(\beta_t)$	-0.219***	0.041	-5.36
$\ln K \times \ln K(0.5\beta_{KK})$	-0.013***	0.005	-2.79
$\ln L \times \ln L(0.5\beta_{LL})$	-0.104***	0.018	-5.68
$\ln L \times \ln K(\beta_{KL})$	0.004	0.007	0.60
$t \times t(0.5\beta_{tt})$	0.002***	0.001	3.21
$t \times \ln L(\beta_{tL})$	0.010***	0.002	4.64
$t \times \ln K(\beta_{tK})$	0.009***	0.002	5.24
$\mu$	2.581***	0.652	3.96
$\eta$	0.017***	0.003	5.57
$\sigma_2 = \sigma_u^2 + \sigma_v^2$	0.297	0.029	—
$\gamma = \sigma_u^2/\sigma^2$	0.939	0.006	—
$\sigma_u^2$	0.279	0.029	—
$\sigma_v^2$	0.018	0.0004	—
Waldchi2(9)	4858.42		
似然函数对数值	1213.0278		

注：\* 表示 p<10%, \*\* 表示 p<5%, \*\*\* 表示 p<1%。

(二) 基准回归结果

根据式(8)和式(9),实证检验农业劳动力结构变迁与农业资本深化对数字农业发展的直接影响。

表 4 报告了劳动力结构变迁和农业资本深化影响数字农业发展的基准回归结果。在模型(1)中,核心解释变量农业劳动力结构变迁( $lnlcl$ )的回归系数为 0.0551,且在 1% 的水平下显著,在加入控制变量的模型(2)中,农业劳动力结构变迁( $lnlcl$ )的回归系数依然显著为正。这意味着劳动力结构变迁对数字农业发展产生了积极影响,假说 1 得以验证。模型(3)实证检验了农业资本深化对数字农业发展的直接影响,农业资本深化( $lnkcl$ )的回归系数为 0.0587,且在 1% 的水平下显著,在加入控制变量的模型(4)中,农业资本深化( $lnkcl$ )的回归系数依然显著为正,表示农业资本深化能够直接促进数字农业发展水平的提高,假说 2 得以验证。同时,控制变量的回归结果基本显示出对数字农业发展的显著影响。地区农业机械化水平( $lnmach$ )的回归系数显著为正,表明农业机械化程度越高,越有利于数字农业的发展;地

① 若  $\gamma = 0$ , 则 LR 服从混合卡方分布;若  $\gamma$  接近于 1,说明总体技术非效率主要是由于生产技术上的非效率;若  $\gamma$  接近于 0,说明实际产出与最大产出之间的差距主要来自统计误差,而非技术无效。

区农民受教育程度 (*lnedu*) 的回归系数显著为正,表示农民受教育程度越高,越能够促进数字农业的发展;地区农业生产投资 (*lninvest*) 的回归系数显著为正,表示增加农药、化肥投入能够显著带动数字农业的发展。地区科学教育支出和地区农业生产投资的回归系数不显著,可能的原因是财政科学教育支出和农药化肥投资均属于慢变量,难以在短时间内引起数字农业发展水平的明显提升。

表 4 基准回归结果分析

(N = 3124)

变量	地区数字农业发展水平			
	模型 (1)	模型 (2)	模型 (3)	模型 (4)
<i>lnlcl</i>	0.0551 *** (0.00718)	0.00846 *** (0.00324)		
<i>lnkcl</i>			0.0587 *** (0.00524)	0.0106 *** (0.00220)
<i>lnmach</i>		0.108 *** (0.00653)		0.109 *** (0.00646)
<i>lnedu</i>		0.420 *** (0.0240)		0.413 *** (0.0240)
<i>lnearn</i>		0.0467 (0.0370)		0.0480 (0.0374)
<i>lninvest</i>		0.567 *** (0.0230)		0.560 *** (0.0231)
<i>lngov</i>		0.00315 (0.0122)		0.00565 (0.0120)
常数项	-1.036 *** (0.0279)	-5.893 *** (0.252)	-1.351 *** (0.00900)	-5.918 *** (0.254)
固定效应	Y	Y	Y	Y
R-squared	0.068	0.766	0.128	0.769

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

(三) 中介效应检验结果

为进一步检验农业要素配置结构对数字农业发展的影响机制,本文借鉴陈强<sup>[49]</sup>的做法,运用中介效应模型分别检验“农业资本深化—要素配置效率—数字农业发展”与“劳动力结构变化—要素配置效率—数字农业发展”的传导机制。表 5 报告了中介效应检验结果。

表 5 中介效应检验结果

变量	劳动力结构变迁	数字农业发展水平	农业资本深化	数字农业发展水平
	(1)	(2)	(3)	(4)
<i>lnlcl</i>		0.006 * (0.0032)		
<i>lnkcl</i>				0.008 *** (0.00231)
<i>lnae</i>	0.553 *** (0.0973)	0.039 *** (0.0098)	1.083 *** (0.177)	0.034 *** (0.0094)
<i>Constant</i>	-7.590 *** (2.037)	-5.859 *** (0.261)	-2.748 (2.691)	-5.884 *** (0.263)
控制变量	Y	Y	Y	Y
固定效应	Y	Y	Y	Y
观测值	3,124	3,124	3,124	3,124
R-squared	0.114	0.862	0.202	0.863
Sobel 检验	(19.76%) 0.00347		(23.37%) 0.00442	
Bootstrap 置信区间	[0.0000329, 0.0003313]		[0.0001107, 0.0006179]	
Bootstrap 检验系数值	0.0001821 ***		0.0003643 ***	
	0.0125472 ***		0.00266 ***	

注: Bootstrap 置信区间为间接效应的置信区间; Bootstrap 检验系数值,上方为间接效应的系数值,下方为直接效应的系数值; Sobel 检验括号内为间接效应占比,括号外为 P 值。

农业劳动力结构变迁和农业资本深化均能够有效提高要素配置效率进而促进数字农业发展水平的提高。模型 (1) 检验了中介变量要素配置效率 (*lnae*) 对核心解释变量劳动力结构

变迁 (*lnlcl*) 的影响作用, 结果发现, 农业劳动力的结构变迁能够显著提升要素配置效率; 在模型 (2) 中加入被解释变量数字农业发展水平后, 中介变量要素配置效率 (*lnae*) 和核心解释变量劳动力结构变迁 (*lnlcl*) 的回归系数依然显著为正, 表明农业劳动力结构变迁能够提高要素配置效率进而促进地区数字农业发展。从 Sobel 检验结果来看, *P* 值小于 0.01, 农业劳动力结构变迁所产生的间接影响在其总效应中占比为 19.76%。进一步, 用 Bootstrap 自助抽样 1000 次对中介效应进行稳健性检验, 可以看出, 在 Bootstrap 的置信区间内不包含 0 且系数均在 1% 的水平下显著, 说明“劳动力结构变化—要素配置效率—数字农业发展”的传导机制成立, 假说 4 得以验证。

模型 (3) 考察了中介变量要素配置效率 (*lnM*) 对核心解释变量农业资本深化 (*lnkck*) 的影响, 结果发现, 要素配置效率 (*lnae*) 的回归系数显著为正; 在模型 (4) 中, 要素配置效率 (*lnae*) 和农业资本深化 (*lnkck*) 的正向显著性依然成立, 同样通过 Sobel 检验和 Bootstrap 自助抽样 1000 次, 进一步佐证“农业资本深化—要素配置效率—数字农业发展”的传导机制成立, 假说 3 得以验证。即通过增加对农业领域的资本投入, 能够优化农业资本配置结构, 提高农业生产的科技含量和机械化水平, 提升农业生产的综合效益和效率, 进而为数字农业发展提供物质基础和技术支持, 促进地区数字农业发展水平的提高。

(四) 稳健性分析

1. 子样本回归

考虑到北京市、上海市、天津市、重庆市等直辖市的农业功能不同于其他省份, 将其纳入回归结果可能会导致有偏估计, 因此, 本文将这四个直辖市的样本数据剔除, 对剩余的 280 个地级市的样本数据重新进行回归估计, 回归结果见表 6 第 (1)、(2) 列, 结果发现, 各解释变量的显著性与方向基本与基准回归结果保持一致, 说明基准回归结果具有稳健性。

表 6  选择子样本和变量缩尾处理后的回归结果

变量	选择子样本回归		变量缩尾处理	
	(1)	(2)	(3)	(4)
<i>lnlcl</i>	0.0089*** (0.00338)		0.0104*** (0.00353)	
<i>lnkcl</i>	0.0112*** (0.00227)		0.0134*** (0.00200)	
控制变量	Y	Y	Y	Y
固定效应	Y	Y	Y	Y
常数项	-5.905*** (0.252)	-5.939*** (0.255)	-5.162*** (0.154)	-5.209*** (0.161)
观测值	3080	3080	2961	2962
R-squared	0.857	0.860	0.873	0.878

2. 变量缩尾处理

为避免样本异常值对估计结果的影响, 本文对所有核心解释变量进行 1% 分位上的双边缩尾处理并采用固定效应模型进行回归分析。回归结果见表 6 第 (3)、(4) 列, 回归结果依然与前文中的基准回归结果保持一致, 说明基准回归结果具有稳健性。

3. 内生性检验

农业要素配置结构与数字农业发展之间可能存在双向因果关系。数字农业发展水平越高的地区, 农业的信息化和数字化程度越高, 较高的农业生产率进一步吸引更多高素质劳动力流入农业, 优化要素配置结构, 这种双向因果可能导致内生性问题。同时, 农业资本深化与劳动力结构变迁会受到一些不可观测因素的影响, 如高知识分子的厌农情结、地区的地形条件等, 这些因素可能使得核心解释变量与随机误差项相关, 导致内生性问题。本文已尽可能

选择多的变量以及考虑区域效应解决遗漏变量问题。同时,考虑到农业劳动力结构变迁和农业资本深化的影响可能存在时间滞后性,我们将核心解释变量滞后一期后重新回归,结果发现核心解释变量的系数估计值仍然正向显著。进一步,参考已有文献中构建工具变量的思路<sup>[50-51]</sup>,使用劳动力结构变迁(*lnlcl*)的滞后一期变量、农业劳动生产率作为劳动力结构变迁的工具变量,选择农业资本深化(*lnkcl*)滞后一期变量、每百人互联网用户数作为农业资本深化的工具变量分别进行内生性检验,检验结果见表 7。

表 7 内生性检验结果

变量	地区数字农业发展水平			
	普通 OLS:增加滞后一期的解释变量		GMM 估计:工具变量法	
	(1)	(2)	(3)	(4)
<i>lnlcl</i>	0.0143*** (0.00536)		0.0173*** (0.00301)	
<i>L.lnlcl</i>	0.0484*** (0.00607)			
<i>lnkcl</i>		0.0201*** (0.00413)		0.0176*** (0.00207)
<i>L.lnkcl</i>		0.0448*** (0.00421)		
控制变量	Y	Y	Y	Y
固定效应	Y	Y	Y	Y
Constant	-0.990*** (0.0335)	-1.345*** (0.0103)		
<i>Andersoncanon.</i>			686.995***	945.665***
<i>corr. LM</i>				
<i>Cragg-DonaldWaldF</i>			468.655	748.740
<i>Stock-Yogo:</i>				
<i>10%maximalIVsize</i>			19.93	19.93
<i>Stock-Yogo:</i>				
<i>15%maximalIVsize</i>			11.59	11.59
观测值	2840	2840	2840	2840
R-squared	0.083	0.143	0.850	0.852

表 7 中第(1)、(2)列分别加入滞后一期的劳动力结构变迁(*L.lnlcl*)、滞后一期的农业资本深化(*L.lnkcl*)进行回归,滞后项系数在 1%的水平下显著为正,与基准回归结果保持一致;第(3)、(4)列均为引入工具变量进行面板广义矩估计(GMM)的估计结果。结果发现,GMM 估计结果基本与 OLS 回归结果保持一致,同时,不可识别检验结果显示,*Andersoncanon.corr.LM* 统计量的 p 值均为 0.0000,强烈拒绝不可识别原假设。进一步,由 *Cragg-DonaldWaldF* 统计量的值与 15%临界值大小可以判断,将滞后一期的解释变量和劳动生产率、每百人互联网用户数分别作为工具变量,不存在弱工具变量问题。因此,农业资本深化和劳动力结构变化促进数字农业发展的关系成立,基准回归结果具有可靠性与稳健性。

(五) 异质性分析

1. 不同区域城市异质性分析

为进一步考察农业要素配置结构变化对数字农业发展的影响是否因空间区域及城市规模的不同产生异质性,本文借鉴已有文献<sup>[52]</sup>,将总样本划分为“东部地区<sup>①</sup>”和“中西部地区”两个细分样本。不同区域城市群异质性检验结果见表 8。

① 东部地区:北京、天津、河北、辽宁、上海、江苏、浙江、福建、山东、广东、海南(11 个);中部地区:山西、吉林、黑龙江、河南、湖北、湖南、安徽、江西(8 个);西部地区:内蒙古、重庆、四川、广西、贵州、云南、陕西、甘肃、青海、宁夏、新疆(11 个)。



表 8  不同区域城市群异质性检验结果

变量	农业劳动力结构变迁		农业资本深化	
	东部	中西部	东部	中西部
	(1)	(2)	(3)	(4)
<i>lnlcl</i>	0.00482 ** (0.00199)	0.0110 ** (0.00488)		
<i>lnkcl</i>			0.00501 *** (0.00170)	0.0146 *** (0.00335)
Constant	-5.630 *** (0.133)	-5.632 *** (0.148)	-5.659 *** (0.130)	-5.621 *** (0.148)
控制变量	Y	Y	Y	Y
固定效应	Y	Y	Y	Y
观测值	1100	2024	1100	2024
R-squared	0.906	0.846	0.907	0.850

结果发现,农业劳动力结构变迁和农业资本深化对数字农业发展的影响均存在明显的区域差异。表 8 第(1)列和第(2)列结果显示,农业劳动力结构变迁对中西部区域城市数字农业发展水平的影响更大。可能的原因在于,中西部地区相较于东部地区,存在一定的农业劳动力过剩现象且对数字农业的需求更加迫切,随着农业劳动力向城市部门转移比例的增加,会使中西部地区的剩余农业劳动力采用数字农业技术提高生产效率和质量,从而推动数字农业的快速发展。第(3)列和第(4)列结果显示,农业资本深化对中西部区域城市的数字农业发展水平的影响更大。可能的原因在于,与东部地区相比,中西部区域城市在数字农业发展方面存在一定的滞后性,农业资本深化可以通过弥补这一差距,促进中西部区域城市在数字农业领域的追赶和超越。因此,农业资本深化对中西部区域城市的数字农业发展水平具有更加明显的促进作用。

2. 不同规模城市异质性分析

不同规模城市的经济发展水平存在较大差异,使得农业资本与劳动力配置结构大不相同。因此,本文借鉴国务院对城市规模的划分,以区域人口规模 500 万人为分界线,将总体样本划分为大规模城市和中小规模城市两个细分样本,检验不同规模城市下农业要素配置结构变化对数字农业发展的异质性影响。

表 9  不同规模城市群异质性检验结果

变量	农业劳动力结构变迁		农业资本深化	
	大规模城市	中小规模城市	大规模城市	中小规模城市
	(1)	(2)	(3)	(4)
<i>lnlcl</i>	0.000143 (0.00563)	0.00964 *** (0.00359)		
<i>lnkcl</i>			0.00952 ** (0.00400)	0.0109 *** (0.00250)
Constant	-5.959 *** (0.215)	-5.635 *** (0.128)	-5.970 *** (0.203)	-5.648 *** (0.131)
控制变量	Y	Y	Y	Y
固定效应	Y	Y	Y	Y
Observations	385	2739	385	2739
R-squared	0.871	0.857	0.875	0.859

表 9 结果显示,农业劳动力结构变迁和农业资本深化对数字农业发展的促进作用均在小规模城市群更加显著,可能的原因在于,小规模城市群通常具有更加紧密的地缘关系和社区联系,使得农业劳动力的转移更为便捷和高效,从而为数字农业的发展提供更多的资本和技术支持。同时,由于地缘关系的紧密性,农业资本更容易实现集聚和共享,在小规模城市群

中,企业可以更容易获取土地、资金等生产要素,从而推动农业生产的规模化、集约化和智能化,进而促进数字农业的发展。

## 五、结论与政策建议

本文首先基于要素配置和诱致性技术创新理论,从劳动力结构变迁与农业资本深化两个维度,剖析了农业要素配置变化对数字农业发展的理论逻辑。同时,构建数字农业发展指标评价体系,测算各地级市的数字农业发展指数。接着,构建时变超越对数型随机前沿生产函数模型,计算要素配置效率变化值。最后,以284个地级市2012—2022年的面板数据为样本,运用固定效应和中介效应模型,实证检验了农业要素配置结构对数字农业发展的作用机制。研究发现:(1)农业资本深化会直接促进数字农业发展,也会通过技术进步和结构优化提升要素配置效率,间接促进数字农业发展;(2)农业劳动力结构变迁会直接促进数字农业发展,也会通过提升要素配置效率,间接促进数字农业发展;(3)农业资本深化与农业劳动力结构变迁对数字农业发展的影响,在不同区域、不同规模城市集群中具有明显的异质性,表现为中西部地区和小规模城市的要素配置结构变化对数字农业发展的促进作用更明显。

本文提出以下政策建议:(1)多举措推进农业资本深化,助力农业技术进步与配置结构优化。发挥社会资本助力数字农业发展的作用,赋予社会资本进入和退出农业的自由选择权,加大对“资本非农化”的监管力度;通过农业科技示范园、农民合作社等渠道,因地制宜推广农业技术与装备,优化农机设备购置补贴政策,促进农业资本化的实现;分类分区域扶持农业经营主体,适度加强中西部地区的农业财政补贴和资本引进力度;完善网络基础设施建设和信息服务终端建设,健全数字农业发展的软硬件配套设施;加快物联网、5G等现代信息技术在农业生产领域的深度应用;建设数字农业现代化示范园区,推动东部发达地区对中西部欠发达地区数字农业建设的对口帮扶;通过财政转移支付方式,大力支持前沿性技术在数字农业领域的超前布局。(2)多方位完善数字农业人才支撑体系建设。加快推进农民职业教育,通过举办培训班、开设网络课程等方式,对有一定文化基础的农民定期开展智能农机、智能灌溉、智能施肥知识培训,使其能够适应现代农业发展的需要;适当鼓励农民进城务工或从事其他非农产业,通过政策扶持和就业服务,促进农村劳动力的有序流动和转移就业;学校和农业企业联合培养一批有意愿、有情怀、懂技术的基层工作队伍,并通过定向就业、产学研等方式,引导高水平人才回流农村,增加农业领域内的高素质劳动力投入,为数字农业发展注入新动能。(3)推动不同区域、不同规模城市之间的合作与协调发展。不同区域城市 and 不同规模城市之间应加强合作,共享资源、技术和市场信息,促进农业资本和劳动力的优化配置;选取一批具有代表性的中西部地区和小规模城市,开展数字农业示范项目,探索适合当地农业资本深化和劳动力结构变化的数字农业发展路径,推动更多地区实现数字农业的快速发展;中西部地区与小规模城市应通过城乡规划、产业布局等措施,促进城乡经济社会的协调发展,为农业资本深化和劳动力结构变迁创造良好的外部环境。

### 参考文献:

- [1]温涛,陈一明.数字经济与农业农村经济融合发展:实践模式、现实障碍与突破路径[J].农业经济问题,2020,41(7):118-129.
- [2]汪旭晖,赵博,王新.数字农业模式创新研究——基于网易味央猪的案例[J].农业经济问题,2020,41(8):115-130.

- [3]阮俊虎,刘天军,冯晓春,等.数字农业运营管理:关键问题、理论方法与示范工程[J].管理世界,2020,36(8):222-232.
- [4]韩旭东,刘闯,刘合光.农业全链条数字化助推乡村产业转型的理论逻辑与实践路径[J].改革,2023(3):121-132.
- [5]刘魏,张应良,李国珍,等.工商资本下乡、要素配置与农业生产效率[J].农业技术经济,2018(9):4-19.
- [6]李翔,杨柳.华东地区农业全要素生产率增长的实证分析——基于随机前沿生产函数模型[J].华中农业大学学报(社会科学版),2018(6):62-68.
- [7]陈江,熊礼贵.数字农业内涵、作用机理、挑战与推进路径研究[J].西南金融,2022(10):92-102.
- [8]张柏杨,刘佳颖,朱睿博.数字农业发展:国际经验、减排效应与金融支持——基于成都的案例分析[J].西南金融,2022(1):28-39.
- [9]钟文晶,罗必良,谢琳.数字农业发展的国际经验及其启示[J].改革,2021(5):64-75.
- [10]仇童伟.农地产权、要素配置与家庭农业收入[J].华南农业大学学报(社会科学版),2017,16(4):11-24.
- [11]李辉尚,胡晨沛,季勇,等.农业劳动力转移、生产率提升与宏观经济增长——基于全球55个经济体的国际比较[J].农业经济问题,2021(7):117-129.
- [12]李涛,张鹏.农地产权、要素配置与农户收入增长[J].经济问题探索,2020(12):43-54.
- [13]赵佳佳,孙晓琳,苏岚岚.数字乡村发展对农村居民家庭消费的影响——基于县域数字乡村指数与中国家庭追踪调查的匹配数据[J].中国农业大学学报(社会科学版),2022,39(5):114-132.
- [14]郑宏运,李谷成,周晓时.要素错配与中国农业产出损失[J].南京农业大学学报(社会科学版),2019,19(5):143-153.
- [15]黄寰,黄辉,肖义,等.产业结构升级、政府生态环境注意力与绿色创新效率——基于中国115个资源型城市的证据[J].自然资源学报,2024,39(1):104-124.
- [16]尹朝静,付明辉,李谷成.技术进步偏向、要素配置偏向与农业全要素生产率增长[J].华中科技大学学报(社会科学版),2018,32(5):50-59.
- [17]赵连阁,黄桂琴,王学渊.劳动力市场分割、要素配置效率与农产品流通产业增长——一个有调节的中介效应检验[J].农业技术经济,2021(3):4-19.
- [18]林文声,王志刚,王美阳.农地确权、要素配置与农业生产效率——基于中国劳动力动态调查的实证分析[J].中国农村经济,2018(8):64-82.
- [19]王静,赵凯.宅基地退出、要素配置与农户农业生产效率[J].南京农业大学学报(社会科学版),2022,22(3):151-163.
- [20]张凤兵,王会宗.劳动力返乡、要素配置和农业生产率[J].华南农业大学学报(社会科学版),2021,20(3):73-84.
- [21]夏显力,陈哲,张慧利,等.农业高质量发展:数字赋能与实现路径[J].中国农村经济,2019(12):2-15.
- [22]罗浩轩.中国区域农业要素禀赋结构变迁的逻辑和趋势分析[J].中国农村经济,2017(3):46-59.
- [23]李谷成,范丽霞,冯中朝.资本积累、制度变迁与农业增长——对1978—2011年中国农业增长与资本存量的实证估计[J].管理世界,2014,30(5):67-79.
- [24]李谷成.资本深化、人地比例与中国农业生产率增长——个生产函数分析框架[J].中国农村经济,2015(1):14-30.
- [25]罗浩轩.中国农业资本深化对农业经济影响的实证研究[J].农业经济问题,2013,34(9):4-14.
- [26]侯明利.农业资本深化与要素配置效率的关系研究[J].经济纵横,2020(2):121-128.
- [27]周振.新时代我国城乡要素配置改革:实践成效、理论逻辑和未来展望[J].经济纵横,2023(1):61-72.
- [28]王定祥,冉希美.农村数字化、人力资本与农村产业融合发展——基于中国省域面板数据的经验证据[J].重庆大学学报(社会科学版),2022,28(2):1-14.

- [29] 胡亚茹, 陈丹丹. 中国高技术产业的全要素生产率增长率分解——兼对“结构红利假说”再检验[J]. 中国工业经济, 2019(2): 136-154.
- [30] 台德进, 蔡荣. 数字经济赋能城乡经济融合: 内在机理与实证检验[J]. 当代经济管理, 2022, 44(10): 59-70.
- [31] 雷泽奎, 祁春节, 王刘坤. 数字乡村建设能驱动农业经济高质量增长吗? [J]. 华中农业大学学报(社会科学版), 2023(3): 54-66.
- [32] 谢康, 易法敏, 古飞婷. 大数据驱动的农业数字化转型与创新[J]. 农业经济问题, 2022, 43(5): 37-48.
- [33] 陈国军, 王国恩. “盒马村”的流空间透视: 数字农业经济驱动下的农业农村现代化发展重构[J]. 农业经济问题, 2023, 44(1): 88-107.
- [34] 耿鹏鹏, 檀竹平, 罗必良. “挤出”抑或“吸纳”: 农机服务如何影响农业劳动力转移[J]. 华中农业大学学报(社会科学版), 2022(4): 24-37.
- [35] 邵帅, 范美婷, 杨莉莉. 经济结构调整、绿色技术进步与中国低碳转型发展——基于总体技术前沿和空间溢出效应视角的经验考察[J]. 管理世界, 2022(2): 46-69.
- [36] Kumbhakar S, Lovell C. Stochastic Frontier Analysis: An Econometric Approach[M]. Cambridge: Cambridge University Press, 2000: 453-455.
- [37] Battese G E, Coelli T J. Frontier Production Functions, Technical Efficiency and Panel Data: With Application to Paddy Farmers in India[J]. Journal of Productivity Analysis, 1992, 3(1): 153-169.
- [38] 张乐, 曹静. 中国农业全要素生产率增长: 配置效率变化的引入——基于随机前沿生产函数法的实证分析[J]. 中国农村经济, 2013(3): 4-15.
- [39] 黄玛兰, 李晓云, 游良志. 农业机械与农业劳动力投入对粮食产出的影响及其替代弹性[J]. 华中农业大学学报(社会科学版), 2018(2): 37-45.
- [40] Baron R M, Kenny D A. The Moderator-Mediator Variable Distinction in Social Psychological Research: Conceptual, Strategic, and Statistical Considerations[J]. Journal of Personality and Social Psychology, 1986, 51(6): 1173-1182.
- [41] 温忠麟, 叶宝娟. 中介效应分析: 方法和模型发展[J]. 心理科学进展, 2014, 22(5): 731-745.
- [42] 温忠麟, 张雷, 侯杰泰, 等. 中介效应检验程序及其应用[J]. 心理学报, 2004, 36(5): 614-620.
- [43] 许宪春, 张美慧. 中国数字经济规模测算研究——基于国际比较的视角[J]. 中国工业经济, 2020(5): 23-41.
- [44] 王定祥, 彭政钦, 李伶俐. 中国数字经济与农业融合发展水平测度与评价[J]. 中国农村经济, 2023(6): 48-71.
- [45] 徐雪, 王永瑜. 中国乡村振兴水平测度、区域差异分解及动态演进[J]. 数量经济技术经济研究, 2022, 39(5): 64-83.
- [46] 慕娟, 马立平. 中国农业农村数字经济发展指数测度与区域差异[J]. 华南农业大学学报(社会科学版), 2021, 20(4): 90-98.
- [47] 肖艳, 徐雪娇, 孙庆峰. 数字农业高质量发展评价指标体系构建及测度[J]. 农村经济, 2022(11): 19-26.
- [48] 张鸿, 王浩然, 李哲. 乡村振兴背景下中国数字农业高质量发展水平测度——基于2015—2019年全国31个省市数据的分析[J]. 陕西师范大学学报(哲学社会科学版), 2021, 50(3): 141-154.
- [49] 陈强. 气候冲击、政府能力与中国北方农民起义(公元25—1911年)[J]. 经济学(季刊), 2015, 14(3): 1347-1374.
- [50] Arellano M, Bond S. Some Tests of Specification for Panel Data: Monte Carlo Evidence and an Application to Employment Equations[J]. The Review of Economic Studies, 1991, 58(2): 277-297.
- [51] 谢贤君, 王晓芳, 雷明. 金融结构-创新水平匹配、资源配置效率与绿色全要素生产率[J]. 财经论丛, 2023(1): 1-10.



2020(7): 43-52.

[52] 沈小波, 陈语, 林伯强. 技术进步和产业结构扭曲对中国能源强度的影响[J]. 经济研究, 2021, 56(2): 157-173.

(责任编辑: 刘浩)

Agricultural Factor Allocation Structure, Allocation Efficiency  
and Digital Agriculture Development

LIU Huan QIAN Wei RUAN Junhu

**Abstract:** This paper utilizes factor allocation theory and induced technological innovation theory to explore the theoretical underpinnings of structural changes in agricultural factor allocation and its influence on the growth of digital agriculture. It focuses on two critical dimensions: the intensification of agricultural capital and the transformation of the agricultural labor force. The research utilizes a panel dataset consisting of 284 prefecture-level cities in China covering the years 2012 to 2022. It empirically investigates the direct and indirect pathways by which the structural transformation of agricultural factor allocation impacts the progress of digital agriculture. The results suggest that both the deepening of agricultural capital and changes in the labor structure directly contribute to the progress of digital agriculture and also indirectly foster its expansion by improving the efficiency of factor allocation. The study reveals that the effects of agricultural capital intensification and labor structure transformation on promoting digital agriculture vary significantly. Compared to the eastern region and large cities, structural changes in factor allocation in the central and western regions and small cities have a more substantial impact on the promotion of digital agriculture. Consequently, it is proposed that the government enact a range of policies to accelerate the deepening of agricultural capital, the advancement of agricultural technology, and the optimization of the configuration structure. Additionally, it is recommended to strengthen the development of a digital talent support system in various ways to inject fresh momentum into the growth of digital agriculture. Lastly, the promotion of cooperation and coordinated development among cities of different regions and sizes is suggested to create a conducive external environment for the deepening of agricultural capital and changes in the labor structure.

**Keywords:** Digital Agriculture; Agricultural Factor Allocation Structure; Factor Allocation Efficiency; Stochastic Frontier Analysis