智慧农业发展综合评价体系构建、实践格局与驱动机制

房洪伟，胡然然，热孜燕·瓦卡斯*

（新疆农业大学经济管理学院，新疆乌鲁木齐 830052，中国）

摘　要：［**目的/意义**］发展智慧农业是构建农业新质生产力的核心路径。针对当前发展中存在的区域异质性与动力错配问题，本研究旨在构建一个融合地理与产业异质性的综合评价体系，实证分析数据要素与农业物质资本的协同驱动机制，并揭示其在省域空间关联中的作用，从而为优化农业空间布局与差异化政策制定提供理论依据。［**方法**］基于2015—2023年中国省级面板数据，首先采用层次分析法与熵权法相结合的组合赋权方式构建智慧农业发展综合评价指数，并进行地形与主导产业校正。进一步，通过空间自相关检验与空间杜宾模型识别智慧农业发展的空间关联特征与溢出模式；运用广义矩估计模型检验数据要素的驱动作用；并通过中介效应与调节效应模型，系统验证数据要素与物质资本的协同机制及其影响路径。［**结果和讨论**］（1）智慧农业呈现梯度发展格局，区域间增长动力与智慧化水平存在系统性错配。（2）核心驱动机制在于数据要素与农业物质资本的结构性互补，二者协同效应显著；技术资本发挥关键中介作用，且其促进作用具有非线性门槛特征。（3）空间上以竞争效应为主导：产业结构相似省份间呈现明显的“虹吸效应”；“数据–资本”协同模式具有正向空间溢出性，可形成可效仿的区域发展路径。异质性分析表明，上述机制的效果因农业功能区划与发展阶段不同而存在差异。［**结论**］本研究为理解智慧农业发展的要素协同机制与空间竞争逻辑提供了直接经验证据，有助于识别区域差异化驱动路径，从而为促进智慧农业均衡发展与政策精准实施提供参考。

关键词：智慧农业；数据要素；空间溢出；空间杜宾模型；区域异质性；评价体系

中图分类号：F323.3　　**文献标识码：**A　　**文章编号：**SA202510009

引用格式：房洪伟, 胡然然, 热孜燕・瓦卡斯. 智慧农业发展综合评价体系构建、实践格局与驱动机制[J]. 智慧农业(中英文), 2026, 8(3): 26-39. DOI：10.12133/j.smartag.SA202510009

FANG Hongwei, HU Ranran, REZIYAN·Wakasi . Construction of A Comprehensive Evaluation System, Practice Pattern, and Driving Mechanism for Smart Agriculture Development[J]. Smart Agriculture, 2026, 8(3): 26-39. DOI：10.12133/j.smartag.SA202510009 (in Chinese with English abstract)

0 引　言

2025年中共中央、国务院《关于进一步深化农村改革扎实推进乡村全面振兴的意见》首次明确提出发展农业新质生产力，并将“支持发展智慧农业”作为重要的战略突破口。这一最新部署，与此前《“十四五”推进农业农村现代化规划》将智慧农业列为农业高质量发展关键路径的方针一脉相承。系列顶层设计表明，智慧农业已成为引领农业现代化进程的核心力量。然而，如何有效解决智慧技术采纳成本高、应用场景适配性不足、政策支持力度区域差异等难题，缩小“东部领跑、中西部跟跑、东北滞后”的区域发展差距[1]，确保国家智慧农业战略有效落地并赋能全域农业新质生产力发展，已成为实现农业数字化转型和区域协同发展的关键议题。因此，深入研究智慧农业发展的内在机制，特别是其面临的技术门槛约束、空间溢出规律，以及区域差异化突破路径，具有重要的理论价值和实践意义。

尽管现有研究为理解智慧农业的区域发展提供了重要基础，但其区域异质性的形成机制仍是尚未突破的关键瓶颈，尤其体现在以下三个方面。首先，区域趋同研究具有局限性，既有探讨多聚焦于农业现代化的辐射效应与劳动生产率的趋同两大维度[2,3]，并初步识别出技术适配性优化、地方政府

收稿日期：2025-10-11

基金项目：新疆维吾尔自治区科技特派员重点项目（2023KZ016）；新疆维吾尔自治区研究生教育创新计划项目（XJ2025G129）

作者简介：房洪伟，硕士研究生，研究方向为农林经济。E-mail：2109155846@qq.com

*通信作者：热孜燕・瓦卡斯，博士，教授，研究方向为农林经济。E-mail：1377569942@qq.com

copyright©2026 by the authors

竞争等驱动机制[4]。但此类研究存在明显局限。其一，普遍忽略智慧农业技术扩散过程中天然存在的空间关联性，以及伴随的非线性门槛效应，致使地理邻近性、经济关联度对技术扩散的深层作用机制未能得到充分揭示；其二，未能清晰阐释技术鸿沟如何加剧区域发展失衡，具体而言，低技术水平区域因适配成本高而陷入困境，而高技术水平区域则因规模效应形成良性循环，这一核心机制尚未得到深入探讨。其次，智慧农业测度体系的不足。现有理论范式已从“信息技术与农业生态融合”[5]演进为“技术-产业-制度多维度协同”[6,7]，但对应测度体系尚未形成统一规范，导致区域资源禀赋约束下的异质性赋能水平难以得到精准刻画。具体而言，部分研究未能充分彰显“智慧”的核心要义，仅停留在技术应用的表层描述；另有研究忽略地形条件、主导产业类型等核心区域禀赋对技术应用成本与效益的调节效应，无法体现不同地域的适配性差异；更有研究仅以智慧农业相关企业数量、硬件设备装机量等单一指标开展衡量，缺乏对赋能效能的多维度解构。最后，现有研究对智慧农业空间溢出的区域异质性缺乏有力解释，未能从技术适配性与数据要素驱动这两个关键维度深入揭示其区域差异化的成因[8,9]。

针对上述研究缺口，本研究旨在构建一个整合要素协同、中介机制与空间竞争的综合分析框架，系统考察智慧农业发展的驱动机制与空间关联模式。为此，基于2015—2023年中国省级面板数据进行整合评价、机制与空间的实证研究，核心内容包括：1）构建融合地理与产业异质性的智慧农业发展综合评价体系，采用层次分析法（Analytic Hierarchy Process, AHP）熵权组合赋权法确定指标权重，测算省级智慧农业发展指数，以科学刻画其时空分异格局；2）实证检验“数据要素-农业物质资本”的结构性互补效应这一核心驱动机制，并揭示技术资本在其中的关键中介作用及其非线性门槛特征；3）运用空间杜宾模型与多种空间权重矩阵，系统辨析智慧农业发展的空间互动模式，重点揭示以经济竞争为主导的“虹吸效应”，以及成功协同模式产生的正向“示范效应”，并从农业功能区划与发展阶段两个维度进行深入的异质性检验，以厘清驱动机制与空间效应的情境依赖特征。本研究旨在系统解决以下核心问题：第一，中国省域智慧农业发展呈现何种时空格局，其区域增长动力与智慧化水平是否存在系统性错配；第二，驱动智慧农业发展的核心机制是什么，数据要素与农业物质资本是否确实存在结构性互补，且这一过程是否通过技术资本的中介并受制于非线性门槛；第三，智慧农业发展的空间关联是竞争性的还是合作性的，其溢出效应在不同类型的区域关联（地理邻近、资源相似、经济结构相似）中如何表现，并受哪些异质性因素调节。最终，本研究试图为识别区域差异化的发展瓶颈与路径、制定促进要素协同与区域协调的政策提供系统的经验证据与决策依据。

1 数据收集与处理

1.1 数据来源与样本说明

本研究旨在构建一个整合要素协同与空间关联的分析框架，系统考察中国智慧农业的发展机制。基于研究目标与数据可得性，分析样本覆盖中国大陆30个省份（不含西藏自治区及港澳台地区），时间跨度为2015年至2023年，构成一个平衡面板数据集。所有原始数据均来源于权威的官方统计出版物、专业数据库及公开研究报告，主要涵盖《中国统计年鉴》《中国农村统计年鉴》《中国农业机械工业年鉴》、EPS（Express Professional Superior）数据库、国家知识产权局专利数据库等。为确保数据可比性，对所有以货币计量的变量均以2012年为基期进行了价格平减处理；对于个别年份的缺失值，采用线性插值法予以补充。核心变量的具体来源与处理方式详见表1。

1.2 变量定义与测度

1.2.1 被解释变量

被解释变量为智慧农业应用水平。为准确识别数据要素的驱动效应，本研究在构建该变量时遵循一个关键原则：确保其与核心解释变量数字基础设施在测度上完全独立。具体构建遵循“适配区域禀赋”与“主客观赋权结合”原则，步骤如下。1）基于熵值法与主成分分析法，测算智慧农机作业强度等关键衍生指标的基础指数；2）采用等权重法将基础指数合并为子指标综合指数，并运用熵值法确定基础权重；3）将基础权重与各省“农林牧渔产值占比”结合计算加权权重，从而合成结构要素总指数，其中，种植业子指标引入地形修正系数以适配地理禀赋；4）智慧农业应用水平通过AHP法确定主观权重，并结合农林牧渔产值占比加权得出。

表1 智慧农业核心变量数据来源与处理(2015—2023)

Table 1 Data sources and processing of core smart agriculture variables (2015—2023)

变量类别	变量名称	主要数据来源	处理与计算说明
被解释变量	智慧农业应用水平	综合各年鉴指标计算	基于AHP-熵权组合赋权法构建,经地形与主导产业校正,详见2.1节
核心解释变量	数据要素(移动基站密度)	《中国高技术产业统计年鉴》	取对数处理
	农业物质资本(农业投资强度)	《中国农业机械工业年鉴》	以农林牧渔业固定资产投资额与总产值比值衡量,并经价格平减
	技术资本(R&D投入强度)	EPS数据库	以R&D内部经费支出与主营业务收入比值衡量
控制变量	人均农业产值、受灾比例等	《中国人口与就业统计年鉴》EPS数据库	具体定义见1.2.3节,连续变量均进行标准化
工具变量	历史邮局数量交互项	《中国电子信息产业统计年鉴》	1984年地级市邮局数与上一年全国信息技术服务收入的交互项,取对数
地形因素	地形修正系数	《中华人民共和国地貌图集(1∶100万)》	通过量化各省主导地形的农业适宜性(1-10分),并经过非线性映射(α=0.7)将其转换为0.6至1.0的加权值,用于修正种植业相关的智慧农业指标
主导产业权重	各省"农林牧渔产值占比"	《中国统计年鉴》	各省农业内部各产业(种植业、林业、畜牧业、渔业)的产值占总产值的比重

注:EPS数据库网址为:https://www.epsnet.com.cn。

1.2.2 核心解释变量

参考既有文献[1],选择以"每平方公里移动电话基站数"的密度衡量数据要素,反映数据采集与传输的基础网络覆盖水平;选择研究与开发投入强度(Research and Development Intensity, R&D)作为衡量技术资本的指标,反映技术创新与消化能力;选择"单位农业总产值对应的农林牧渔业固定资产投资额"衡量农业物质资本,反映传统有形资本的投入强度;构造"数据要素"与"农业物质资本"的中心化交互项,用以捕捉二者间的结构性互补效应。

1.2.3 控制变量

参考既有研究[9],控制一系列可能影响智慧农业发展的区域特征变量,包括:人均农业产值(生产力水平)、受灾面积占比(自然风险)、土地流转率(经营规模)、农村劳动力平均受教育年限(人力资本),以及人均农林水事务财政支出(政策支持力度)。所有连续型控制变量在回归前均进行标准化处理。

1.2.4 工具变量

为缓解核心解释变量可能存在的内生性偏误(如双向因果关系),参考既有研究[10],选取一个历史地理变量作为工具变量:各省在1984年的邮局数量与上一年全国信息技术服务总收入的交互项,并取对数。该选择满足相关性与外生性要求:历史上邮电基础设施的密度影响了后续信息技术扩散的路径,但与当前智慧农业发展的随机误差项无关。弱工具变量检验(Cragg-Donald Wald F统计量)表明该工具变量有效(见后文)。本研究的主要变量描述性统计结果详见表2。

表2 智慧农业变量描述性统计(2015—2023)

Table 2 Descriptive statistics of smart agriculture variables (2015—2023)

变量	观测值	均值	标准差	最小值	最大值
智慧农业应用水平	270	30.838	22.304	3.141	100.000
技术资本	270	0.074	0.965	−1.558	2.468
数据要素	270	0.309	0.749	−0.921	3.343
农业物质资本	270	8.084	9.030	1.353	10.937
数据要素×农业物质资本	270	0.020	1.043	−0.390	6.155
受灾比例	270	5.460	1.714	−1.050	8.349
人均农业产值	270	0.160	0.149	0.003	0.799
农业土地流转率	270	0.376	0.167	0.041	0.922
受教育年限	270	0.145	0.750	−2.290	2.637
农林水事务支持度	270	0.000	0.000	0.000	0.001
工具变量	270	14.424	0.573	13.291	16.714

2 研究方法

2.1 智慧农业综合指数评价体系的构建

综合考虑数字农业与智慧农业在技术基础、产业形态与政策导向的共性与差异后,本研究借鉴李娜等[11]的研究思路,构建了一套适用于2015—2023年中国智慧农业发展水平的综合指数体系。为准确反映农业生产的区域差异性,本研究在指标处理阶段引入了地形修正系数与主导产业权重,对原始指标进行了校正。在此基础上,采用AHP与熵

权法相结合的组合赋权法确定指标权重。其中，AHP部分为确保权重的科学性与代表性，研究组建了一个由15位长期从事智慧农业相关领域研究的新疆农业大学经济管理学院专家团队（含8名教授、7名副教授，其中6名为博导）进行独立打分。所有专家判断矩阵均通过了一致性检验（一致性比率（Consistency Ratio, CR）均小于0.1），符合可接受标准。该方法平衡了理论经验与客观数据，相较于主成分分析、因子分析和等权重法更契合本研究的综合评价需求。为验证结论的可靠性，本研究进一步采用优劣解距离法（Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solution, TOPSIS）模型对校正后的指标进行重新评估，结果显示各省份发展水平排序与核心结论高度一致，证实了研究发现的稳健性。指标体系的具体构成与说明见表3。

表3　智慧农业发展评价指标体系

Table 3　Evaluation indicator system for smart agriculture development

一级指标	指标阐释	数据来源
生产加工数字化	智能农机作业面积占比	《中国农业机械工业年鉴》
	单位面积无人机作业强度	《中国农业机械工业年鉴》
	智能灌溉面积占比	EPS数据库
	智能化播种作业占比	《中国林业和草原统计年鉴》
	智能化养殖场占比	《中国畜牧兽医年鉴》
	林业智能监测覆盖率	《中国林业和草原统计年鉴》
	智能化渔船占比	《中国渔业统计年鉴》
流通营销数字化	电商企业占比	《中国高技术产业统计年鉴》
	村级物流网点覆盖率	《中国高技术产业统计年鉴》
	农产品网络零售额占比	EPS数据库
数字技术服务业	智慧服务组织数量密度	《中国统计年鉴》
	高新技术企业密度	《中国高技术产业统计年鉴》
农业科研创新数字化	发明专利占比	国家知识产权局
	数字农业研发投入强度	《中国统计年鉴》
	数字农业研发人员占比	《中国人口与就业统计年鉴》

2.2　理论框架与研究假设

智慧农业的区域协同发展，本质上是技术创新、数据要素与农业资本在空间适配性约束下寻求动态均衡的过程。有文献强调了单一要素的贡献或线性溢出[12]，却未能厘清要素因属性差异形成的结构性依赖，以及区域间因集聚力量而产生的竞争性关系。本研究基于不完全契约与资产专用性理论、内生增长理论和新经济地理学，构建了一个包含要素内生协同与空间关联传导的双维理论框架，其核心论点是：在要素协同维度，数据要素的价值实现高度依赖于与专用性农业资本的互补与锁定；在空间关联维度，要素流动并非简单的辐射扩散，而是在集聚经济规律下，呈现出以竞争效应为主导、溢出效应为条件的复杂图景。为系统阐明上述要素协同与空间关联的交互机制，本研究构建了理论分析框架，具体见图1。

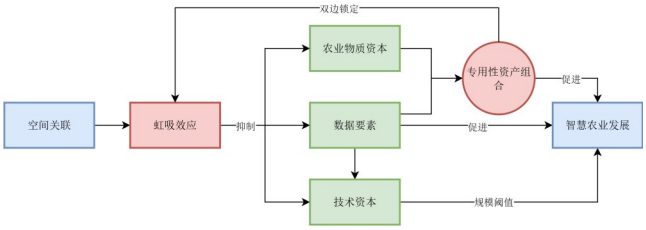


图1　智慧农业发展的理论分析框架

Fig.1　Theoretical analytical framework for the development of smart agriculture

2.2.1　基于不完全契约理论的价值生成与锁定机制

通用性要素与专用性资产的结合是价值创造与留存的基础。根据不完全契约理论，投资的价值取决于其与互补资产的匹配程度[13]。数据基础设施（如通信网络、云平台）具有显著的通用性，其产生的信息流具有非竞争性和低转移成本，易于在开放区域中扩散。相反，农业物质资本（如适应特定地块的智能农机、与本地气候绑定的高端温室）则具有强烈的地理专用性与物理专用性。当通用性数据要素与专用性物质资本结合时，便形成了一个“专用性资产组合”。这种组合产生了双边锁定效应：专用性物质资本需要持续、特定的数据流以维持最优效能[14]；同时，数据要素的价值实现也深度依赖于这些专用性实体载体。这种相互依赖显著提升了要素整体的套牢程度，将易流动的数据“锚定”在本地，转化为难以被竞争对手复制的场景化生产力[15]。因此，单纯增加通用性投入，在区域竞争下可能因价值外溢而导致本地净收益受限[16]；唯有通过与专用性资本的深度协同，才能有效锁定价值，实现其促进本地发展的潜力。这构成了本研究的第一个理论支柱。

2.2.2　技术资本的内生积累与采纳门槛：基于内生增长与技术扩散理论的阐释

从要素投入到经济增长，关键的转化媒介是本土化知识。基于内生增长理论，真正驱动长期、可持续增长的不是原始数据或简单设备，而是通过研发与“干中学”积累的技术资本（如专利、定制算

法、本土农艺模型等)。这一观点进一步指出，技术资本具有高度的隐默性与场景依赖性[17]，其形成过程强化了知识积累的内生性[18]，并构成了区域核心竞争力的来源[19]。然而，技术资本的生成与应用并非线性过程。依据技术扩散理论，智慧农业技术体系的复杂性导致其采纳存在显著的临界规模阈值。在达到阈值前，高昂的初始固定成本、互补性技能的短缺，以及应用场景的碎片化，将使投资面临“适配困境”，边际收益增长缓慢[20]；一旦跨越阈值，网络效应、学习效应与规模经济将共同触发采纳进程的良性循环，实现回报的跃升[21-23]。因此，技术资本不仅是联结要素投入与最终产出的核心中介，其自身的积累也遵循一条非线性的演化路径，这深刻影响了区域智慧农业发展的节奏与效能。

2.2.3 空间分异与竞争机制:基于新经济地理学的解释

要素与产出在区域间的分布并非由匀质的扩散力决定，而是由集聚经济的向心力与竞争效应塑造。根据新经济地理学，智慧农业所依赖的高技能劳动力、数据资源与风险资本，在空间上具有强烈的规模报酬递增与集聚倾向[24-26]。这导致初期具有微弱优势或更优政策环境的地区，会通过循环累积因果效应，形成吸引要素流入的“中心区”[27-29]，决定了智慧农业的发展必然呈现显著的空间异质性，也为理解区域间的发展差距提供了微观基础。当省份间产业结构相似、发展目标同质时（即经济关联度高），它们实质上面向同一池流动性高端要素进行竞争[30]。在此情境下，区域间的空间互动主要表现为零和博弈式的虹吸效应：一地的快速发展，往往以吸引走邻地的关键要素为代价[31]。据此，提出以下研究假说。

H1：数据要素与农业物质资本之间存在结构性互补，二者的协同投入对智慧农业产出具有显著的正向协同效应。

H2：技术资本在数据要素驱动智慧农业的过程中发挥关键中介作用，且技术资本对智慧农业产出的促进作用存在基于临界规模的非线性特征。

H3：智慧农业的发展在省域间存在以竞争效应为主导的空间关联，尤其在产业结构相似的省份之间，虹吸效应显著。

2.3 实证策略与模型设定

为系统检验数据要素对智慧农业发展的驱动作用，并深入揭示其空间溢出机制与影响路径，本研究构建了一个涵盖基准回归、空间计量、机制检验及稳健性分析的综合性实证框架。具体模型选取与设定如下。

2.3.1 基准模型

首先，为考察数据要素对智慧农业发展的基础影响，并控制省份异质性与时间趋势，本研究建立静态面板固定效应模型作为基准。该模型旨在初步识别驱动效应的存在性与方向，为后续深入分析奠定基础。如公式（1）所示。

$$SA_{it} = \alpha + \beta X_{it} + \gamma Controls_{it} + \mu_i + \lambda_t + \varepsilon_{it} \quad (1)$$

式中：SA_{it}为智慧农业应用水平；X_{it}为数据要素；$Controls_{it}$为一系列控制变量；μ_i与λ_t分别为省份固定效应、时间固定效应；ε_{it}为随机误差项。

2.3.2 空间计量模型设定

为考察空间溢出效应，本研究进一步引入空间计量方法。该部分分析遵循“相关性检验-模型选择-估计与分解”的流程。

1）空间自相关检验。采用全局莫兰指数（Moran's I）检验被解释变量的空间依赖性，计算如公式（2）所示。这是使用空间模型的前提。

$$Moran's\ I = \frac{\mathrm{N}}{\sum_{i=1}^{\mathrm{N}}\sum_{j=1}^{\mathrm{N}} \boldsymbol{W}_{ij}} \times \frac{\sum_{i=1}^{\mathrm{N}}\sum_{j=1}^{\mathrm{N}} \boldsymbol{W}_{ij}\left(x_i - \bar{x}\right)\left(x_j - \bar{x}\right)}{\sum_{i=1}^{\mathrm{N}}(x_i - \bar{x})^2} \quad (2)$$

式中：N = 30，为样本省份数量；x_i、x_j分别为第i、j省的智慧农业发展指数；$\bar{x}$为指数均值；$\boldsymbol{W}_{ij}$为空间权重矩阵。

2）空间计量模型选取与设定。本研究旨在运用空间计量方法分析智慧农业发展的区域特征。为确保模型设定的严谨性，研究首先选择能够同时捕捉被解释变量与解释变量空间依赖性的空间杜宾模型（Spatial Durbin Model, SDM）作为一般性框架，并通过似然比检验（Likelihood Ratio, LR），实证判别其能否简化为更特殊的空间自回归模型（Spatial Autoregressive Model, SAR）或空间误差模型（Spatial Error Model, SEM）。模型的具体选择与检验结果如表4所示，最终采用的SDM模型设定详见公式（3）。

$$SA_{it} = \rho \sum_{j=1}^{N} W_{ij} SA_{jt} + \beta X_{it} + \theta \sum_{j=1}^{N} W_{ij} X_{jt} + \mu_i + \lambda_t + \varepsilon_{it} \quad (3)$$

式中：ρ为空间自回归系数，反映相邻区域智慧农业发展的联动效应；θ为解释变量的空间滞后

系数，衡量要素跨区域溢出强度；μ_i、λ_t分别为省份固定效应、时间固定效应，控制个体异质性与宏观政策冲击。

表4　智慧农业发展的空间计量模型选择检验结果

Table 4　Test results for spatial econometric model selection in smart agriculture development

空间权重矩阵	LR统计量	P值	模型选择
农业分区权重	15.090	0.002	SDM
经济权重	42.430	0.001	SDM
地理权重	2.630	0.452	SAR

为精准识别发展的区域异质性，本研究借鉴了权威的区域划分方案[32]，依据作物结构、经营模式与生态条件，将全国划分为东北粮食主产区、黄淮海粮经区等五大典型农业区域，并计划从发展水平与增长动力两个维度进行后续综合分析。在空间关联的刻画上，本研究构建了三类空间权重矩阵以多角度反映省域间的空间联系：其一为农业资源环境分区权重，基于一级农业生态区划构建，旨在捕捉生态条件相似性带来的关联；其二为农业经济结构权重，基于省域间第一产业占比的相似性构建，以反映经济结构上的联系；其三为地理邻接权重，以捕捉纯粹的地理邻近效应。

（3）空间溢出效应分解。为深入解析核心变量的空间作用机制，本研究遵循LESAGE and Pace[33]的方法，对基于不同空间权重矩阵（农业资源环境分区权重与农业经济结构相似性权重）估计的空间杜宾模型结果进行了效应分解。该分解能够将解释变量的影响系统区分为直接效应、间接效应与总效应，从而精确量化要素投入的本地影响与空间溢出。

2.3.3　机制检验与稳健性估计

在完成核心空间效应分析后，本研究通过构建中介效应模型与调节效应模型，对数据要素驱动智慧农业发展的具体路径与边界条件进行检验。此外，为缓解模型可能存在的内生性问题（如互为因果），本研究进一步采用动态面板系统广义矩估计（System Generalized Method of Moments, System GMM）模型进行估计，以确保基准结论的稳健性。模型设定详见公式（4）。

$$SA_{it} = \alpha + \rho SA_{i,t-1} + \beta X_{it} + \gamma Controls_{it} + \mu_i + \lambda_t + \varepsilon_{it} \quad (4)$$

式中：$SA_{i,t-1}$为智慧农业应用水平的一阶滞后项，用于控制其动态惯性；其余变量含义与基准模型一致。

3　结果与分析

3.1　智慧农业发展的区域特征

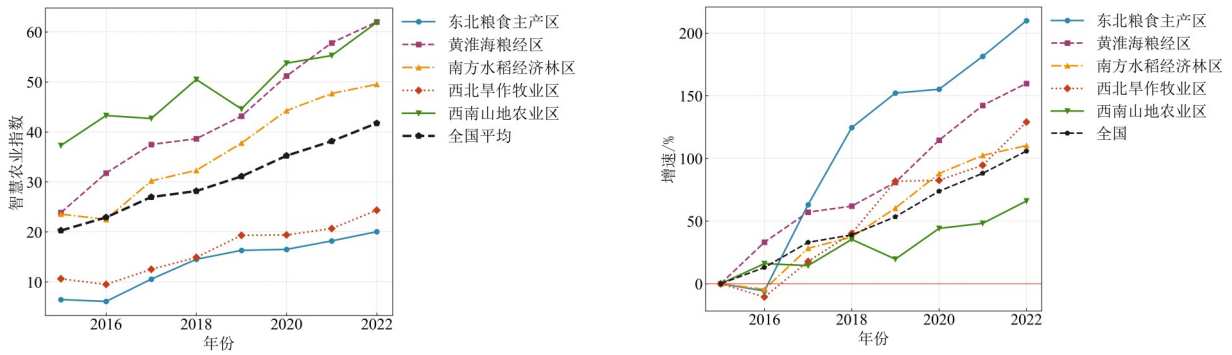
3.1.1　典型农业区域划分下智慧农业发展水平与增长动力的特征分析

图2所示的智慧农业发展指数揭示了数字化转型进程中的梯度格局。具体而言，黄淮海粮经区的智慧农业发展水平持续领先，这与其作为农业经济核心区所享有的资源禀赋与市场区位优势密切相关，为技术率先应用与扩散提供了有利条件。尤其值得注意的是，西南山地农业区也保持了较高的发展水平，这说明地形限制反而催生了对智慧技术的迫切需求。南方水稻经济林区呈现稳健发展态势。而东北与西北地区智慧化水平相对滞后，反映其仍以传统发展路径为主，数字化转型尚待深化。全国平均水平表明整体发展仍处于中期阶段，区域差距明显。从增长动力视角看，各区域增幅变化呈现出显著的“后发追赶”特征。其中，东北粮食主产区增幅呈现出爆发式增长，后期增速遥遥领先，体现其规模化农业模式的增长潜力。黄淮海粮经区增幅保持稳步快速上升。西北旱作区在经历短期调整后增幅快速回升，展现出其在资源环境约束下寻求技术突破的增长韧性。反观西南山地农业区，受制于细碎化的地形条件，其增幅始终较为平缓。全国平均增幅则呈现稳健的上升趋势。

综合图2可见，各区域在增长动力与智慧化水平上存在系统性错配：东北表现为“高增长-低智慧化”的规模驱动模式；黄淮海呈现“高增长-高智慧化”的全面发展格局；西南属于“中增长-中高智慧化”的需求引致型路径；西北则展现“中增长-低智慧化”的技术改良轨迹。

3.1.2　全国趋同动态演变

表5显示，2015—2023年中国省际智慧农业结构趋同进程呈现鲜明的三阶段演化特征。初期表现为显著的分化扩张，结构指数变异系数（Coefficient of Variation, CV）在0.76～0.85区间波动，省际差异持续拉大。此阶段东部地区依托技术与资本要素优势，结构优化推进较快；中西部及东北部分省份则受制于薄弱的经济基础与有限的技术吸纳能力，升级进程明显滞后。转折点出现在2019—2020年，CV值从0.741骤降至0.555。国家层面乡村振兴战略的全面推进及其配套措施的密集落地，有效促进了数字技术向中西部及东北地区的下沉和专项扶持的精准实施，显著加速了这些区域的结构优化



a. 智慧农业指数趋势图 b. 智慧农业增速对比图

图2 区域智慧农业发展指数与增速表

Fig. 2 Regional smart agriculture development index and growth rate

进程，省际差距快速收敛。然而，2021—2022年分化态势重现，CV值回升至0.740。这一反弹可归因于多重压力：东部地区在人工智能决策、智能农机等前沿领域的技术迭代加速，拉大了与中西部技术吸收滞后区域的技术梯度；宏观经济下行压力传导至农业领域，导致部分省份公共投入与私人投资缩减；同时，部分地区智慧农业技术方案与本地自然禀赋、生产需求的适配性不足，抑制了增长动能。

表5 省级智慧农业结构趋同动态研究的变异系数与莫兰指数

Table 5 Coefficient of variation and Moran's I in the study on dynamic convergence of provincial smart agriculture structure

年份	全国结构指数CV	空间邻接平均差异	经济组内平均差异	莫兰指数	Z值
2015	0.809	0.100	0.124	0.161*	1.638
2016	0.858	0.112	0.122	0.159*	1.585
2017	0.762	0.113	0.139	0.113	1.211
2018	0.816	0.128	0.165	0.204**	2.015
2019	0.741	0.093	0.133	0.334***	3.031
2020	0.555	0.07	0.105	0.286***	2.632
2021	0.681	0.107	0.155	0.308***	2.846
2022	0.740	0.114	0.159	0.295***	2.720
2023	0.707	0.122	0.170	0.251**	1.963

注：***、**和*分别表示1%、5%和10%的显著水平。

空间维度上，邻接省份的结构差异演变呈现先降后升的悖论性轨迹。如图3所示，2019—2020年的低谷期，反映了地理邻近区域通过技术模仿、要素流动及政策协同实现的局部协同效应达到峰值。然而，2021年后的差异回升，凸显了空间溢出的局限性：尽管邻近区域能实现短期相对收敛，但技术高地与技术洼地间的绝对发展水平差距依然存在，印证了“边缘区相对溢出效率较高但绝对水平滞后”的核心困境。与此形成鲜明对比的是，基于农业GDP聚类的同质经济组内部差异在2017—2022年间持续扩大。这揭示了更深层次的分化机制：即使经济基础相似的省份，也因产业政策导向差异、资源配置效率悬殊等制度与能力因素，在智慧农业转型路径上出现显著分化。部分固守传统模式的省份与积极推动智慧化转型的同类省份差距持续拉大，这种同质经济组内部的发展路径分异现象，对基于经济收敛假说的传统趋同理论构成了重要挑战。

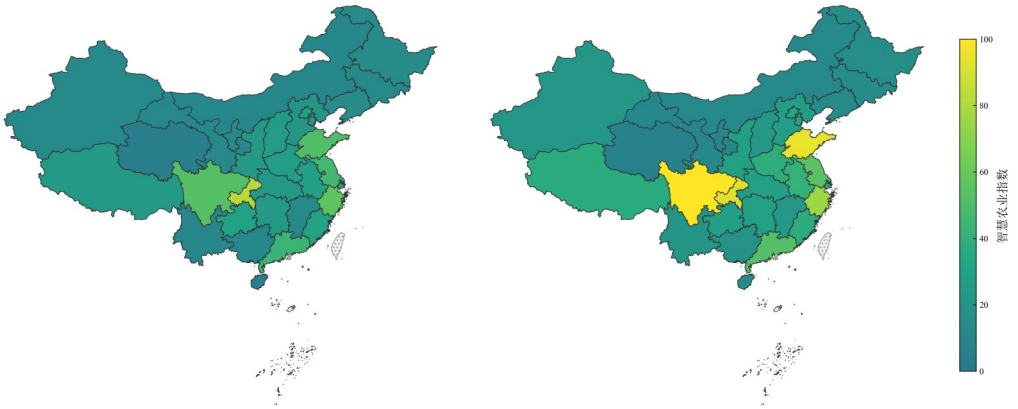
3.1.3 技术扩散阈值

为进一步检验技术扩散是否存在门槛效应，本研究首先基于各省份样本初期（即样本期第一年）的数字服务综合指数来测度其初始技术水平；其中，数字服务综合指数是由农村宽带接入用户、电商企业占比、移动电话普及率以及研发人员全时当量四项指标经熵值法加权合成的综合评价指数，反映各省智慧农业发展的数字技术基础。随后，采用Logistic扩散模型拟合各省技术指数的时间演化，提取技术扩散速度，并以初始技术水平作为门槛变量，通过Hansen面板门槛回归模型估计门槛值，得到门槛值为0.228，据此将30个省级行政区划分为低技术组（初始技术水平 ≤ 0.228）与高技术组（初始技术水平 > 0.228）。分组相关性分析显示：低技术组内初始技术水平与扩散速度呈弱正相关且未通过统计显著性检验；高技术组内两者则呈显著正相关。这表明，当技术积累跨越该门槛后，技术投入与扩散速度之间开始形成良性互动，技术应用的规模效应与网络效应逐步显现，推动智慧农业技术进入规模化应用与快速扩散阶段。

3.2 空间溢出机制

3.2.1 空间自回归检验结果

表5莫兰指数的检验结果证实了智慧农业发展呈现“高-高”集聚、“低-低”集聚的空间特征。这一转折与《“十四五”推进农业农村现代化规划》



a. 2019年智慧农业发展水平空间分布格局　　b. 2023年智慧农业发展水平空间分布格局

注：该图基于自然资源部标准地图服务网站下载的审图号为GS（2024）0650号的标准地图制作，底图边界无修改；数据来源：AHP+熵权法综合指数评估，灰色区域表示数据缺失。

图3　中国省域智慧农业指数空间分布格局及演变

Fig. 3　Spatial distribution and evolution of China's provincial smart agriculture index

（2021年）中“数字技术跨区域协同应用”政策的落地密切相关，要素空间流动效率显著提升。基于此，本研究同时采用传统计量模型与空间计量模型进行对比分析，以避免遗漏空间关联导致的估计偏误。

3.2.2　基准回归与核心机制识别

表6为数据要素驱动智慧农业发展的基准回归、机制检验及稳健性估计结果。表6列（1）的固定效应模型结果为本研究提供了基准参照。数据要素对智慧农业发展的估计系数显著为正，这印证了数据要素是推动农业智能化转型的基础性驱动力。表6列（4）的调节效应模型为识别核心机制提供了关键证据。数据要素与农业物质资本的交互项系数在较高的统计水平上显著为正。这一发现有力证明了，数据要素与农业物质资本之间存在密切的互补效应。这意味着，智慧农业的发展并非依赖于单一要素的线性投入，而是取决于数字技术与实体资本能否深度融合、相互适配。二者的协同能够释放出超越其独立边际贡献的系统合力，从而验证了本研究的假说H1，即两者之间存在结构性互补，协同投入能产生显著的正向协同效应。

进一步地，为剖析上述协同作用的具体传导路径，研究检验了技术资本的中介角色。表6列（2）与列（3）的结果共同表明，数据要素的发展显著促进了技术资本的积累，而技术资本又对智慧农业产出具有显著的积极影响。这构成了一个清晰的部分中介路径，证实了“数据要素→技术资本→智慧农业”这一传导机制的存在，验证了假说H2。

综上所述，基准回归与机制识别结果表明，数据要素对智慧农业的驱动，核心在于其与农业物质资本的结构性互补，而这一互补效应的实现，部分经由技术资本的生成与转化来完成。这为理解智慧农业发展的微观动力机制提供了实证依据。

3.2.3　内生性处理与动态效应检验

首先，为缓解潜在的内生性与动态偏差，本研究采用系统GMM方法进行再估计。如表6列（5）所示，在控制被解释变量的滞后项后，核心解释变量的系数符号与统计显著性未发生根本变化，假说H1与H2的结论保持稳健。模型通过了序列相关检验与过度识别检验，表明工具变量有效，估计结果具有一致性。

其次，为规避核心变量测度方法可能带来的误差，本研究采用TOPSIS法对“智慧农业应用水平”进行重新测度，并代入模型进行估计。如表6列（6）所示，替换测度指标后的结果与基准回归结论高度一致。

最后，考虑到智慧农业发展的多维性，本研究进一步使用“传感器企业数量”这一实体产业指标作为其代理变量进行检验。传感器是感知层的关键硬件与数据入口，其产业规模能直观反映技术落地与资本投入程度。如表6列（7）所示，基于该代理变量的估计结果同样支持前述核心发现。

上述三项检验分别从估计方法、变量测度与指标替代等不同层面验证了结论的稳健性。

3.2.4　空间计量分析

考虑到地区间的相互关联，引入空间计量经济学方法。根据LR检验结果，在农业资源环境分区权重与农业经济结构权重矩阵下选用SDM，而在

表6 数据要素与农业物质资本协同驱动智慧农业发展的实证检验结果

Table 6 Empirical test results on the synergistic drivers of smart agriculture development by data elements and agricultural material capital

变量	OLS	中介路径	直接效应	调节效应	GMM	TOPSIS	传感器企业
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
数据要素	0.577***	0.017***	0.450**	0.629***	0.300***	3.865 1***	74.907***
	(0.193)	(0.005)	(0.202)	(0.194)	(0.109)	(1.106)	(17.486)
农业物质资本				1.153*	3.494***	0.001 1***	96.078*
				(0.571)	(0.864)	(0.000)	(54.038)
数据要素×农业物质资本				1.763***	2.358**	7.705 6***	−70.306
				(0.710)	(1.045)	(2.386)	(41.580)
技术资本			7.442**				
			(3.538)				
滞后项					0.731***		
					(0.137)		
常数项	12.173	−0.260	14.110*	12.813*	5.595*	−10.087	−1 247.619*
	(7.537)	(0.255)	(8.009)	(7.336)	(3.131)	(7.200)	(657.436)
AR(1)p值					0.014		
AR(2)p值					0.671		
Hansen检验p值					0.424		
					0.957		
控制年份	是	是	是	是	是	是	是
控制省份	是	是	是	是	是	是	是
R^2	0.657	0.555	0.670	0.668		0.576	0.746
观测值	270	270	270	270	270	270	270

注：***、**和*分别表示1%、5%和10%的显著性水平，括号内为稳健标准误。

地理权重矩阵下选用SAR，结果分别见表7。

核心估计结果直接回应了本研究的理论假说。

表7 数据要素与物质资本协同效应的空间计量分析结果

Table 7 Spatial econometric analysis results of the synergistic effects between data elements and agricultural physical capital

变量	农业分区权重	经济权重	地理权重
数据要素	−8.800***	−3.997*	−8.230***
	(2.235)	(2.400)	(2.292)
农业物质资本	−0.001**	−0.002***	−0.001*
	(0.001)	(0.001)	(0.000)
数据要素×农业物质资本	9.879***	18.314***	8.269**
	(4.054)	(5.737)	(3.867)
技术资本	12.299***	10.857***	11.112***
	(1.986)	(1.957)	(2.014)
常数项	42.594***	202.173***	49.546***
	(7.384)	(48.680)	(7.439)
Rho	0.025	-0.326*	0.044
	(0.065)	(0.313)	(0.083)
LR	13.66	26.41	1.21
P值	0.001 0	0.000 0	0.545 1
控制年份	是	是	是
控制省份	是	是	是
R^2	0.490	0.474	0.483
观测值	240	240	240

注：***、**和*分别表示1%、5%和10%的显著性水平，括号内为稳健标准误。

首先，在所有空间模型设定中，“数据要素×农业物质资本”交互项的系数均显著为正。这从空间维度证实，即使在控制了区域间的空间关联性之后，数据要素与农业物质资本之间的互补协同效应依然稳健存在，假说H1在空间分析中再次得到支持。

其次，空间自回归系数（Spatial Autoregression Coefficient, Rho）的估计值揭示了区域关联模式的差异。在经济结构权重矩阵下，Rho值在10%的水平上显著为负，这表明在经济结构与水平相近的省份之间，智慧农业的发展存在显著的负向空间关联，即“虹吸效应”，假说H3因此获得实证支持。而在农业分区权重与地理邻接权重下，Rho值未通过显著性检验，意味着基于自然禀赋相似性或单纯地理邻近的空间溢出效应并不明显。

此外，一个关键发现是，在空间回归中“数据要素”与“农业物质资本”两个变量的独立主效应系数均显著为负。这与基准回归中数据要素显著为正的结果形成了对比。结合交互项显著为正，共同表明在开放的区域竞争环境中未能形成有效协同的孤立要素投入，其创造的价值可能面临外流风险，本地净收益受限；而“数据-资本”协同则是将发展红利内部化、抵御要素虹吸的关键机制。

综上所述，空间计量分析不仅验证了核心协同

机制的稳健性，也揭示出中国智慧农业发展的空间互动呈现出以经济竞争为主导的鲜明特征。

3.2.5　空间溢出效应分解

为揭示核心变量的空间作用机制，本研究进一步对模型结果进行了效应分解。表8呈现了基于农业资源环境分区权重与农业经济结构权重的分解结果，包括直接效应、间接效应与总效应。

表8　智慧农业发展的空间溢出效应分解结果

Table 8　Decomposition results of spatial spillover effects for smart agriculture development

变量	农业分区权重			经济权重		
	直接效应	间接效应	总效应	直接效应	间接效应	总效应
数据要素	−8.832***	6.225***	−2.607	−3.638***	−38.691***	−42.329***
	（2.158）	（2.005）	（2.864）	（2.381）	（13.505）	（13.387）
农业物质资本	−0.001**	0.001	−0.000	−0.002***	-0.02**	−0.026***
	（0.000）	（0.001）	（0.001）	（0.001）	（0.013）	（0.013）
数据要素×农业物质资本	9.395***	−6.419	2.976	15.689***	181.581**	197.271**
	（3.795）	（5.274）	（5.168）	（5.305）	（91.371）	（95.212）
R&D投入强度	12.396***	0.302	12.699***	10.995***	−2.201	8.794***
	（2.043）	（0.800）	（2.238）	（2.031）	（2.853）	（3.015）
观测值	240	240	240	240	240	240

注：***、**和*分别表示1%、5%和10%的显著性水平，括号内为标准误。

3.2.5.1　农业资源环境分区权重下的本地化特征

在农业资源环境分区权重矩阵下，效应分解结果显示，研发投入的直接效应显著为正，而间接效应不显著，表明其驱动作用主要集中于本地，在农业类型相似的省区间尚未产生显著的空间溢出。数字基础设施的直接效应显著为负，但其与农业投资强度交互项的直接效应显著为正。这对结果共同表明，在自然条件相似的区域内，要素协同是驱动本地智慧农业发展的关键机制，这从空间维度强化了假说H1，并表明在禀赋相似地区，发展的关键在于内部要素的优化组合而非区域间的简单模仿。

3.2.5.2　农业经济结构权重下的空间外溢效应

在农业经济结构权重下，空间效应分解结果直接回应了研究的核心问题。关键发现有三点：第一，数据要素的间接效应显著为负，证实了在经济结构相似省份间存在以资源争夺为特征的“虹吸效应”，支持了假说H3。第二，研发投入呈现出正向间接效应，表明知识在经济关联紧密的区域中存在扩散。第三，数据要素与农业物质资本的交互项的间接效应显著为正且数值突出。这揭示，成功的“数据-资本”协同模式对经济水平相当的其他省份产生了强大的正向示范效应，超越了简单的要素流动，成为一种可效仿的发展路径，从而可能驱动区域发展格局的演进。这表明数据要素的省域溢出同时包含了竞争性的要素虹吸与发展模式的示范引领。

4　讨　论

空间杜宾模型的结果显示，智慧农业发展存在显著的空间溢出，且核心驱动要素的作用效果随空间权重定义而呈现异质性。为深入揭示这种区域异质性背后的规律，本研究进一步从农业区域特征与全要素生产率增长水平两个维度展开分析，具体结果见表9。其中，组1至组5分别对应黄淮海粮经区、南方水稻经济林区、西北旱作牧业区、西南山地农业区与东北粮食主产区的分区异质性检验；低增长、中增长与高增长组则基于全要素生产率水平进行划分，以识别不同增长动能下的驱动模式差异。该分析旨在厘清核心要素驱动作用的空间分异机制，从而为制定精准的区域差异化政策提供实证依据。

4.1　基于农业区域分组的异质性分析

基于五大农业区域的空间效应分解结果表明，核心驱动因素的作用存在显著的区域异质性。黄淮海粮经区呈现出典型的数字驱动模式，其数字基础设施的直接效应与空间溢出效应均显著为正，但要素协同效应为负，表明该地区数字技术与传统投资的融合尚不充分。南方水稻经济林区表现为稳健的研发与数字双驱动模式，研发投入的本地效应尤为突出，显示出知识密集型发展特征。西北旱作牧业区的驱动机制相对单一，数字基础设施的本地效应显著，但缺乏有效的空间溢出与要素协同。西南山地农业区的情况则较为特殊，数字基础设施的本地效应为显著的负值，但其空间溢出效应却极为强烈，反映出复杂地形抑制了本地数字化应用，却促进了知识向周边地区的扩散。东北粮食主产区的驱动模式最为独特，其研发投入表现出强烈的本地抑

表9 智慧农业核心驱动要素的空间异质性分析

Table 9 Analysis of the spatial heterogeneity mechanism of core driving factors for smart agriculture

变量	组1	组2	组3	组4	组5	低增长	中增长	高增长
数据要素	6.661***	13.619***	13.430***	−20.722***	5.335***	2.359	6.575**	7.340***
	(1.764)	(4.888)	(3.862)	(6.888)	(1.915)	(1.581)	(2.585)	(2.363)
农业物质资本	−0.237***	0.030***	0.000	−0.000	−0.003	0.001	−0.000	-0.002
	(0.047)	(0.006)	(0.002)	(0.001)	(0.004)	(0.001)	(0.001)	(0.002)
数据要素×农业物质资本	1 784.957***	−211.075***	3.355	2.616	20.976	−4.990	3.741	10.615
	(337.403)	(45.468)	(11.008)	(4.649)	(29.499)	(10.248)	(4.255)	(14.022)
技术资本	−8.862***	−0.460	10.296***	−5.378	−0.200	17.355***	10.462***	12.954***
	(1.618)	(3.354)	(3.830)	(12.916)	(2.195)	(3.998)	(3.487)	(3.550)
滞后项	−0.166*	0.044	0.015	0.017	0.088*	56.636***	25.168***	21.992
	(0.093)	(0.049)	(0.043)	(0.063)	(0.052)	(13.447)	(8.440)	(15.340)
Rho	−0.920***	−0.659	−0.088	−0.491**	−0.262***	0.086	−0.177*	0.049
	(0.311)	(0.347)	(0.165)	(0.234)	(0.098)	(0.095)	(0.091)	(0.096)
r方	0.484	0.548	0.644	0.452	0.546	0.700	0.513	0.654
观测值	24	40	56	32	48	80	80	80

注：***、**和*分别表示1%、5%和10%的显著性水平，括号内为标准误。

制与区域负向外溢，而数字基础设施与农业投资却展现出极强的协同效应，表明该地区正处于从传统要素依赖向技术驱动转型的关键阶段。

4.2 基于全要素生产率增长分组的异质性分析

全要素生产率（Total Factor Productivity, TFP）增长率分组结果揭示了驱动机制随发展阶段的演进规律。研发投入在所有效率组别均表现出稳健的本地促进作用，彰显其作为核心驱动力的基础性地位。数字基础设施的作用则呈现清晰的“效率门槛”特征，其驱动效应随TFP提升而逐步增强并趋于显著，表明其效益的发挥依赖于区域整体的发展水平。在空间互动层面，研发投入在低增长地区产生了显著的“虹吸效应”，抑制了邻近地区的发展；而在中高增长组，这种负向外溢消失，表明创新生态趋于成熟。与之相反，数字基础设施的空间溢出效应在低、中增长阶段最为显著，高效阶段反而减弱，说明其网络红利随整体效率提升而递减。综合来看，要素协同效应在TFP分组中并未普遍显著，其有效性高度依赖于特定的区域条件，而非单一的发展阶段。

5 结论与政策建议

5.1 研究结论

本研究基于中国数字乡村战略背景，结合2015—2023年中国省级面板数据，通过构建一个融合地理与产业异质性的智慧农业发展综合评价体系，运用空间计量模型系统考察了智慧农业发展的时空格局、驱动机制与空间溢出效应。研究发现，智慧农业呈现梯度发展格局，区域间在增长动力与智慧化水平上存在系统性错配。黄淮海粮经区智慧农业发展水平持续领先，西南山地农业区受地形倒逼也维持较高水平，而东北与西北地区相对滞后。在增长动力方面，东北地区增幅显著领先，西北地区展现出技术突破的韧性，西南地区则受地形制约增幅平缓。机制分析表明，数据要素与农业物质资本的结构性互补是驱动智慧农业发展的核心机制，单一要素投入的边际效益有限，而二者的协同能释放显著的系统合力；这一互补效应部分通过技术资本的中介路径实现，且技术资本的作用存在非线性门槛，需积累至临界规模方能有效转化。空间效应呈现显著的竞争导向特征：在经济结构相似的省份之间，智慧农业发展存在明显的虹吸效应；然而，成功的“数据-资本”协同模式能够形成正向示范，在竞争环境中引领区域发展格局演进，凸显要素协同是抵御要素外流、实现红利内部化的关键。从农业功能区划看，黄淮海区为数字驱动范式但协同不足，东北区陷于传统路径依赖，西南区呈现“应用冷、溢出热”的悖论，西北区则驱动单一。从发展阶段看，研发投入的基础性作用稳定，数字基础设施的效益发挥存在“效率门槛”，其空间溢出效应随TFP提升而递减。

5.2 研究贡献与启示

本研究的边际贡献在于以下三点。第一，在测度方法上，构建了融合地理条件与产业结构双重视角的智慧农业发展综合评价体系。通过引入地形修正因子与主导产业差异化权重，增强了指标对区域

真实发展情境的刻画能力，为后续研究提供了更精细、可比的分析工具。第二，在驱动机制上，不仅证实了数据要素与农业物质资本之间存在结构性互补这一核心假设，还进一步揭示了技术资本在二者间的非线性中介作用，并识别出其发挥效能所需的临界规模。这为理解智慧农业发展的微观动力与条件约束提供了新的理论视角与经验证据。第三，在空间分析上，突破了传统单一地理或经济距离的设定，创新性地构建并使用了基于农业资源环境分区的空间权重矩阵。由此实证揭示了智慧农业发展中以竞争为主导、兼具“虹吸”与“示范”双重属性的复杂空间关联模式，为理解区域互动和制定差异化协调政策提供了更坚实的实证依据。

5.3 政策建议

当前，中国智慧农业正面临技术扩散的临界阈值约束、核心要素的空间溢出效应分化，以及四大区域的异质性困境等挑战。结合研究结论，为有效破解上述瓶颈、引导智慧农业迈向高质量发展，提出以下针对性政策建议。

1）推动要素协同投入，从“孤立补贴”转向“组合激励”。政策应着力引导数据要素与农业物质资源形成组合投资，建立与之匹配的跨部门协同考核机制，避免对单一要素的过度投入，以释放系统性合力，破解本地要素投入的潜在价值外流风险。

2）引导空间竞争逻辑，从“要素虹吸”转向“模式示范”。针对经济结构相似省份间的资源争夺，政策需超越简单的补偿机制，重点通过标杆培育、模式总结与跨区对接，将成功的“数据-资本”协同模式转化为可复制、可效仿的公共知识，变竞争性虹吸为发展路径的良性竞赛。

3）实施精准区域干预，破解差异化发展瓶颈。对东北地区，核心是打破传统路径依赖，强制推动数字技术与存量装备的融合改造；对黄淮海地区，重点是优化要素协同效率，提升高产区的全要素生产率；对西南与西北地区，关键是在巩固本地技术适用性的基础上，定向引入高协同地区的成熟模式，突破驱动单一的约束。

6 不足与展望

本研究虽为理解智慧农业发展的区域驱动机制提供了新视角，但在数据、指标测度与因果识别层面仍存在一定局限，也为未来研究指明了方向。

首先，基于省级数据的分析框架虽有效揭示了省域间的空间竞争模式，但难以捕捉省内巨大的发展差异，从而限制了对要素协同与虹吸效应微观机理的深入剖析。其次，智慧农业综合评价体系的构建虽力求客观，但指标选取与权重设定难以完全规避主观性，这可能对协同效应的测度精度及技术资本“临界规模”的判定构成潜在影响。最后，尽管研究已控制多种因素，但模型仍可能遗漏诸如地方政策执行强度、微观主体认知等难以量化的关键变量，从而对核心机制的参数估计提出挑战。

未来研究可借助更细粒度的微观数据、构建更具时空普适性的动态评价体系，并采用更前沿的因果推断方法，以期在深化要素协同的微观机制、精准量化空间溢出的阈值效应，以及辨析区域异质性的深层根源等方面实现进一步突破。

利益冲突声明：本研究不存在研究者以及与公开研究成果有关的利益冲突。

参考文献：

[1] 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.
MU J, MA L P. Measurement of China's agricultural and rural digital economy development index and regional characteristics [J]. Journal of South China Agricultural University (Social Science Edition), 2021, 20(4): 90-98.

[2] 周迪, 程慧平 . 中国农业现代化发展水平时空格局及趋同演变[J]. 华南农业大学学报(社会科学版), 2015, 14(1): 25-35.
ZHOU D, CHENG H P. Evolvement of convergence and spatial patterns of agricultural modernization in China[J]. Journal of South China Agricultural University (Social Science Edition), 2015, 14(1): 25-35.

[3] AHMED B, SHABBIR H, NAQVI S R, et al. Smart agriculture: current state, opportunities, and challenges[J]. IEEE Access, 2024, 12:144456-144478.

[4] BARASA P M, BOTAI C M, BOTAI J O, et al. A review of climate-smart agriculture research and applications in Africa[J]. Agronomy, 2021, 11(6):1255.

[5] 李道亮 . 城乡一体化发展的思维方式变革: 论现代城市经济中的智慧农业[J]. 人民论坛・学术前沿, 2015(17): 39-47.
LI D L. Changing the thinking mode for the urban and rural integrated development: On intelligent agriculture in modern urban economy[J]. Frontiers, 2015(17): 39-47.

[6] 刘长全 . 关于智慧农业的理论思考: 发展模式、潜在问题与推进策略[J]. 经济纵横, 2023(8): 63-70.
LIU C Q. Theoretical thinking on smart agriculture: Development modes, potential problems, and promotion measures[J]. Economic Review Journal, 2023(8): 63-70.

[7] VOUTOS Y, MYLONAS P, KATHENIOTIS J, et al. A survey on intelligent agricultural information handling methodologies[J]. Sustainability, 2019, 11(12): 3278.

[8] SARANYA T, DEISY C, SRIDEVI S, et al. A comparative study of deep learning and Internet of Things for precision agriculture [J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2023, 122: 106034.

[9] 李明亮, 陈德慧, 余国新 . 数字普惠金融赋能粮食体系韧性: 基于空间溢出效应视角分析[J]. 中国农业资源与区划, 2024, 45(5): 74-84.
LI M L, CHEN D H, YU G X. Digital inclusive finance empowers food system resilience: Based on the perspective of spatial spillover effect[J]. Chinese Journal of Agricultural Resources and Regional Planning, 2024, 45(5): 74-84.

[10] 柏培文, 喻理 . 数字经济发展与企业价格加成: 理论机制与经

验事实[J]. 中国工业经济, 2021(11): 59-77.
BAI P W, YU L. Digital economy development and firms' markup: Theoretical mechanisms and empirical facts[J]. China Industrial Economics, 2021(11):59-77.
[11] 李娜, 张馨月, 张美慧. 中国智慧农业发展指数测度与分析[J]. 经济与管理评论, 2025, 41(1): 135-147.
LI N, ZHANG X Y, ZHANG M H. Measurement and analysis of China's smart agriculture development index[J]. Review of Economy and Management, 2025, 41(1):135-147.
[12] TAO W, ZHAO L, WANG G W, et al. Review of the Internet of Things communication technologies in smart agriculture and challenges[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2021, 189: 106352.
[13] LOCKYER J. Diffusion of innovations[J]. Journal of Continuing Education in the Health Professions, 1997, 17(1): 62-64.
[14] ZERSSA G, FEYSSA D, KIM D G, et al. Challenges of smallholder farming in Ethiopia and opportunities by adopting climate-smart agriculture[J]. Agriculture, 2021, 11(3):192.
[15] 李晓华, 高旭东, 李纪珍. 柔性框架: AI领域的学术创业企业如何跨越"死亡之谷"[J]. 南开管理评论, 2023, 26(3): 4-14, 27, 15-16.
LI X H, GAO X D, LI J Z. Resilient frame: How can AI-based academic spin-offs cross the "valley of death"[J]. Nankai Business Review, 2023, 26(3): 4-14, 27, 15-16.
[16] 贾利军, 陈恒烜. 构建关键核心技术攻关新型举国体制的机制创新与突破路径[J]. 经济学家, 2023(12): 46-55.
JIA L J, CHEN H X. Mechanism innovation and breakthrough path of building a new nationwide system for tackling core technologies[J]. Economist, 2023(12): 46-55.
[17] 邵云飞, 陈燕萍, 吴晓波, 等. 从"研发"到"市场": 链主企业如何实现关键核心技术的商业化 [J]. 管理世界, 2024, 40(12): 19-43.
SHAO Y F, CHEN Y P, WU X B, et al. From "R & D" to "market": How can leading-chain enterprises commercialize key core technology[J]. Journal of Management World, 2024, 40(12): 19-43.
[18] 黄赜琳, 蒋鹏程. 多多益善还是过犹不及: 企业数字化投入与全要素生产率[J]. 中国农村经济, 2024(12): 108-128.
HUANG Z L, JIANG P C. Is more always better the impact of enterprise digital investment on total factor productivity[J]. Chinese Rural Economy, 2024(12): 108-128.
[19] 许恒, 张一林, 曹雨佳. 数字经济、技术溢出与动态竞合政策[J]. 管理世界, 2020, 36(11): 63-84.
XU H, ZHANG Y L, CAO Y J. Digital economy, technology spillover and dynamic coopetition policy[J]. Management World, 2020, 36(11): 63-84.
[20] BAROOAH P, ALVI M, RINGLER C, et al. Gender, agriculture policies, and climate-smart agriculture in India[J]. Agricultural Systems, 2023, 212:103751.
[21] BU FY, WANG X. A smart agriculture IoT system based on deep reinforcement learning[J]. Future Generation Computer Systems, 2019, 99(C):500-507.
[22] 付阳奇, 朱玉春. 数字基础设施建设对农产品市场分割的影响: 基于"宽带中国"战略试点的准自然实验[J]. 中国农村经济, 2024(1): 62-81.
FU Y Q, ZHU Y C. The impact of digital infrastructure construction onAgricultural product market segmentation: A Quasi-natural experiment based on the "broadband China" strategic pilot program[J]. Chinese Rural Economy, 2024(1): 62-81.
[23] SINHA B B, DHANALAKSHMI R. Recent advancements and challenges of Internet of Things in smart agriculture: A survey[J]. Future Generation Computer Systems, 2022, 126:169-184.
[24] 方福前, 田鸽, 张勋. 数字基础设施与代际收入向上流动性: 基于"宽带中国"战略的准自然实验[J]. 经济研究, 2023, 58(5): 79-97.
FANG F Q, TIAN G, ZHANG X. Digital infrastructure and the intergenerational income upward mobility: The quasi-natural experiment based on "broadband China"[J]. Economic Research Journal, 2023, 58(5): 79-97.
[25] 田鸽, 张勋. 数字经济、非农就业与社会分工[J]. 管理世界, 2022, 38(5): 72-84, 311.
TIAN G, ZHANG X. Digital economy, non-agricultural employment, and division of labor[J]. Journal of Management World, 2022, 38(5): 72-84, 311.
[26] 张勋, 万广华, 张佳佳, 等. 数字经济、普惠金融与包容性增长[J]. 经济研究, 2019, 54(8): 71-86.
ZHANG X, WAN G H, ZHANG J J, et al. Digital economy, financial inclusion, and inclusive growth[J]. Economic Research Journal, 2019, 54(8): 71-86.
[27] 焦豪, 崔瑜, 张亚敏. 数字基础设施建设与城市高技能创业人才吸引[J]. 经济研究, 2023, 58(12): 150-166.
JIAO H, CUI Y, ZHANG Y M. Digital infrastructure construction and urban attraction for high-skilled migrant entrepreneurial talents[J]. Economic Research Journal, 2023, 58(12): 150-166.
[28] MUHAMMED D, AHVAR E, AHVAR S, et al. Artificial Intelligence of Things (AIoT) for smart agriculture: A review of architectures, technologies and solutions[J]. Journal of Network and Computer Applications, 2024, 228:103905.
[29] AUDRETSCH D B, HEGER D, VEITH T. Infrastructure and entrepreneurship[J]. Small Business Economics, 2015, 44(2): 219-230.
[30] 牛子恒, 崔宝玉. 网络基础设施建设与劳动力配置扭曲: 来自"宽带中国"战略的准自然实验[J]. 统计研究, 2022, 39(10): 133-148.
NIU Z H, CUI B Y. Network infrastructure construction and labor allocation distortion: A quasi-natural experiment of the "broadband China" strategy[J]. Statistical Research, 2022, 39(10): 133-148.
[31] HUANG JM, ZHENG FY, DONG XB, et al. Exploring the complex trade-offs and synergies among ecosystem services in the Tibet Autonomous Region[J]. Journal of Cleaner Production, 2023, 384:135483.
[32] 许尔琪. 中国农业资源环境分区数据集[J]. 全球变化数据学报(中英文), 2021(1): 19-26.
XU E Q. Dataset of agricultural resource and environment zoning of China[J]. Journal of Global Change Data & Discovery, 2021 (1): 19-26.
[33] LESAGE J P, PACE R K. Introduction to Spatial Econometrics [M]. Boca Raton: CRC Press, 2009.

Construction of A Comprehensive Evaluation System, Practice Pattern, and Driving Mechanism for Smart Agriculture Development

FANG Hongwei, HU Ranran, REZIYAN·Wakasi *

(*College of Economics and Management*, *Xinjiang Agricultural University*, *Urumqi* 830052, *China*)

Abstract: [Objective] This study addresses regional disparities and imbalanced drivers in developing smart agriculture, a core approach

to fostering new quality agricultural productivity. It aims to: (1) construct a comprehensive evaluation system incorporating geographical and industrial heterogeneity; (2) empirically analyze the synergistic drive between data elements and agricultural physical capital; and (3) reveal their role in inter-provincial spatial linkages. The significance lies in its potential to inform strategic planning and policy-making, thereby contributing to the sustainable transformation of agriculture and balanced regional development within the context of rural revitalization. **[Methods]** A quantitative spatial econometric approach was employed using panel data from 30 Chinese provinces spanning from 2015 to 2023. The research was executed in three key stages. First, a comprehensive provincial-level smart agriculture development index was constructed. This index integrated multiple dimensions and was weighted by combining the Analytic Hierarchy Process and the Entropy method, with adjustments made for terrain and leading industry heterogeneity. Second, a series of econometric models were specified. Baseline fixed-effects and generalized method of moments models were used to examine the driving role of data elements, while mediating and moderating effect models were employed to systematically verify the synergistic mechanism between data and physical capital and its pathways. Third, spatial autocorrelation tests and spatial Durbin models were employed with three spatial weight matrices—geographical contiguity, agricultural resource zoning, and agricultural economic structure similarity—to identify spatial correlation characteristics and spillover patterns. Direct and indirect effects were decomposed to precisely quantify local impacts and spatial spillovers. **[Results and Discussions]** The analysis yielded four clusters of key findings that confirmed and refined the proposed core hypotheses. 1) Gradient development and regional mismatch: Smart agriculture development exhibited a pronounced "ladder-like" spatial pattern. The Huang-Huai-Hai region remained the persistent leader in absolute development level. The southwestern region also maintained a relatively high level, which appeared partly "forced" by its challenging terrain, necessitated efficiency-seeking technology. In contrast, the Northeast and Northwest regions lagged. A critical systemic mismatch was revealed: Regions with the highest growth momentum were not necessarily those with the highest current smartization levels, indicating divergent developmental pathways. 2) The core synergistic mechanism: A significant positive interaction was found between data inputs and agricultural physical capital. Crucially, the independent coefficients of each were often found to be insignificant or even negative in spatial models, which underscored that limited or even negative marginal returns were yielded by isolated, uncoordinated investment in either domain. Significant systemic gains were unlocked precisely by their structural complementarity. Furthermore, this synergy was found to operate partially through the channel of technological capital accumulation. The mediating effect of technological capital was confirmed to be significant, and its own impact on smart agriculture output was exhibited as a nonlinear threshold characteristic. This confirmed that a critical mass of technological capital had to be accumulated before its benefits could be fully realized. 3) Competition-dominated spatial interactions: The spatial analysis revealed that inter-provincial dynamics were characterized primarily by competition rather than cooperation. A significant negative spatial spillover was detected specifically under the economic structure similarity matrix. This indicated that resources, talent, and investment were competed for by provinces with similar agricultural economic profiles, potentially hindering each other's growth. However, a nuanced finding was observed: while raw data or capital might be siphoned away, significant positive spatial spillovers were generated by successful provincial models of "data-capital" synergy. This suggested that best practices and development paradigms could be diffused, offering a pathway to transcend pure competition. 4) The effectiveness of the core drivers was found to be highly context-dependent. From a zoning perspective, the Huang-Huai-Hai region was characterized by digital-drive but was found to lack deep synergy; the Northeast was constrained by traditional path dependency; the Southwest was shown to exhibit a paradox of high knowledge spillover but low local application; and the northwest was characterized by singular, weak drivers. From a developmental stage perspective, the role of R&D investment was assessed as stable, while the payoff from digital infrastructure was seen to be contingent on an "efficiency threshold", and its spatial spillover effect was observed to diminish as regional total factor productivity increased. **[Conclusions]** It is demonstrated that development is not merely a function of increased inputs, but is critically determined by the structural coupling of data and physical capital. This coupling is facilitated by technological capital, which acts as a nonlinear mediator. At a practical level, a one-size-fits-all approach to investment policy is argued against. For leading regions such as the Huang-Huai-Hai, policy focus should be placed on deepening existing synergies. For regions like the northeast, breaking path dependence is seen to require policies that forcefully couple new digital tools with legacy physical assets. The pervasive "siphon effect" is identified as necessitating national-level coordination mechanisms among structurally similar provinces to mitigate destructive competition. Ultimately, the promotion of smart agriculture is concluded to require spatially differentiated policies that strategically foster local factor synergy while managing the competitive externalities inherent in regional linkages.

Key words: smart agriculture; data factor; spatial spillover; spatial Durbin model; regional heterogeneity; evaluation system

Foundation items: Key Project of the Science and Technology Commissioner of Xinjiang Uygur Autonomous Region (2023KZ016); Project of the Postgraduate Education Innovation Plan of Xinjiang Uygur Autonomous Region (XJ2025G129)

First author: FANG Hongwei, E-mail: 2109155846@qq.com
***Corresponding author:** REZIYAN·Wakasi, E-mail: 1377569942@qq.com