Statistics and Application 统计学与应用, 2025, 14(11), 186-197
Published Online November 2025 in Hans. https://www.hanspub.org/journal/sa
https://doi.org/10.12677/sa.2025.1411321

基于GM-DEA-Tobit模型的农业新质生产力评估与优化研究

——以湖南省14地市州为例

尹雯婕，刘朝菲，张 勇

吉首大学数学与统计学院，湖南 吉首

收稿日期：2025年10月14日；录用日期：2025年11月5日；发布日期：2025年11月18日

摘 要

本文基于DEA-Malmquist、Tobit模型及灰色预测(GM)，旨在评估与优化湖南省农业的新质生产力。研究2017~2023年湖南省14个地市州面板数据，构建“效率测度－影响因素－趋势预判”三阶段框架。运用DEA-Malmquist模型测度农业全要素生产率(TFP)及分解项(技术效率、技术进步)时空演变；通过Tobit模型识别影响TFP关键因素，考察农业科技研发投入等变量作用；用灰色预测(GM)模型预测2024~2029年TFP及分解项趋势。发现研究期内湖南农业TFP年均降0.9%、2021年后回升，区域差异显著；农业研发投入、机械化配置正向影响TFP，能源利用效率负向影响；预计2024~2029年TFP年均增2.65%，技术进步驱动但技术效率存隐忧，提出强化创新等建议。

关键词

全要素生产率(TFP)，DEA-Malmquist模型，Tobit模型，灰色预测，农业效率

Study on the Evaluation and Optimization of Agricultural New-Quality Productive Forces Based on the GM-DEA-Tobit Model

—A Case Study of 14 Prefecture-Level Cities and Autonomous Prefectures in Hunan Province

Wenjie Yin, Chaofei Liu, Yong Zhang

College of Mathematics and Statistics, Jishou University, Jishou Hunan

文章引用: 尹雯婕, 刘朝菲, 张勇. 基于 GM-DEA-Tobit 模型的农业新质生产力评估与优化研究[J]. 统计学与应用, 2025, 14(11): 186-197. DOI: 10.12677/sa.2025.1411321

Received: October 14, 2025; accepted: November 5, 2025; published: November 18, 2025

Abstract

This paper is based on the DEA-Malmquist, Tobit model, and grey prediction (GM), aiming to evaluate and optimize the new-quality agricultural productivity in Hunan Province. It studies the panel data of 14 prefecture-level cities in Hunan Province from 2017 to 2023 and constructs a three-stage framework of "efficiency measurement-influencing factor-trend prediction". The DEA-Malmquist model is used to measure the spatial-temporal evolution of agricultural total factor productivity (TFP) and its decomposition items (technical efficiency, technological progress); the Tobit model is adopted to identify the key factors influencing TFP and examine the roles of variables such as agricultural science and technology R & D investment; and the grey prediction (GM) model is utilized to predict the trends of TFP and its decomposition items from 2024 to 2029. It is found that during the research period, the average annual TFP of agriculture in Hunan decreased by 0.9% and rebounded after 2021, with significant regional differences; agricultural R & D investment and mechanization configuration have a positive impact on TFP, while energy utilization efficiency has a negative impact; it is predicted that the TFP will increase at an average annual rate of 2.65% from 2024 to 2029, driven by technological progress but with concerns about technical efficiency, and suggestions such as strengthening innovation are put forward.

Keywords

Total Factor Productivity (TFP), DEA-Malmquist Model, Tobit Model, Grey Prediction, Agricultural Efficiency

Copyright © 2025 by author(s) and Hans Publishers Inc.
This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).
http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/
Open Access

1. 引言

“农业新质生产力”聚焦于以突破性技术创新为内核，深度融合现代生产要素，推动农业生产从单一环节向全产业链价值创造延伸，实现生态效益、经济效益协同跃升的现代农业发展形态[1]。其内涵涵盖技术创新的颠覆性、要素配置的跨界融合性、产业发展的深度转型性；外延指向构建高效、低碳、智慧且具有强韧性的农业发展体系。

传统 TFP 分析框架通过技术效率(Technical Efficiency)与技术进步(Technological Progress)二维度[2]，刻画农业生产要素投入产出优化路径及技术迭代对效率的赋能作用，为衡量农业发展质效提供基础量化工具。但在适配“农业新质生产力”评估时，需进一步拓展分析视角：一方面，传统框架侧重生产端效率，需衔接新质生产力对全产业链价值创造的关注，纳入产业链延伸、业态融合等维度的效率溢出；另一方面，需强化技术创新的“系统性突破”解析，即从单一技术应用向多技术协同、创新成果从实验室到田间地头的“全链条转化”，明晰传统 TFP 框架在反映新质生产力核心要素上的适配边界与拓展空间，为精准评估农业新质生产力筑牢理论分析基础。

本研究基于 2017~2023 年湖南省 14 地市州面板数据，针对湖南农业优质供给不足、效益不高等问题[3]，运用 DEA-Malmquist、Tobit 模型及灰色预测(GM)，构建“效率测度－影响因素－趋势预判”递进式研究框架，旨在为湖南农业高质量发展提供支撑。

2. 研究方法和数据来源

2.1. 研究方法

2.1.1. DEA-Malmquist 生产效率模型

本研究通过构建 DEA-Malmquist 生产效率模型，对 2017~2023 年湖南省 14 个地市州的农业全要素生产率进行分区域、分年度的测算与分解，其数学模型可表示为：

$$M_0\left(x_t, y_t, x_{t+1}, y_{t+1}\right)=\sqrt{\frac{D_t\left(x_{t+1}, y_{t+1}\right)}{D_t\left(x_t, y_t\right)} \times \frac{D_{t+1}\left(x_{t+1}, y_{t+1}\right)}{D_{t+1}\left(x_t, y_t\right)}}=\mathrm{TFPCH} \tag{1}$$

$$M_0=\mathrm{EFFCH} \times \mathrm{TECH}=\mathrm{PECH} \times \mathrm{SECH} \times \mathrm{TECH} \tag{2}$$

$$\mathrm{EFFCH}=\frac{D_{\mathrm{t}+1}\left(x_{t+1}, y_{t+1}\right)}{D_t\left(x_t, y_t\right)} \tag{3}$$

全要素生产率指数(TFPCH)是衡量湖南省 14 个地市州综合效率的核心指标，可直接反映生产力发展水平；EFFECH 和 TECH 分别表示技术效率和技术进步；PECH 和 SECH 分别表示纯技术效率和规模效率。当其指数大于 1，表示效率随时间提升或提高，等于 1，表示指数没有变化，小于 1，表示效率随时间下降或恶化。

2.1.2. Tobit 模型

本研究中的生产率值在 0~2 之间，因而通过 tobit 模型对全要素生产率(TFPCH)的影响因素展开实证分析。以全要素生产率(TFPCH)作为被解释变量，以农业科技研发投入(ardi)作为核心解释变量，其余变量均作为控制变量。

$$\begin{aligned}\mathrm{TFPCH}_i^t= & \beta_0+\beta_1 ardi_i+\beta_2 ea_i+\beta_3 ie_i+\beta_4 fpq_i+\beta_5 amd_i+\beta_6 tres_i+\beta_7 inf_i+\beta_8 eu_i \\ & +\beta_9 macl_i+u_i\end{aligned} \tag{4}$$

其中，u_i 服从均值为 0，方差为 δ^2 的正态分布。

2.1.3. 灰色预测(GM)

为进一步挖掘湖南省农业全要素生产率(TFP)及分解指标的未来演化规律，增强研究对政策制定的前瞻参考价值，引入灰色系统理论中 GM (1, 1)预测模型，其数学模型可表示为：

$$x_i^{(1)}(k)=\sum_{t=1}^k x_i^{(0)}(t) \tag{5}$$

$$\left[a_i, b_i\right]^{\mathrm{T}}=\left(B^{\mathrm{T}} B\right)^{-1} B^{\mathrm{T}} Y \tag{6}$$

$$\hat{x}_i^{(1)}(k)=\left(x_i^{(0)}(1)-\frac{b_i}{a_i}\right) \mathrm{e}^{-a_i(k-1)}+\frac{b_i}{a_i} \tag{7}$$

$$\hat{x}_i^{(0)}(k)=\hat{x}_i^{(1)}(k)-\hat{x}_i^{(1)}(k-1) \tag{8}$$

$$C_{\mathrm{i}}=\frac{\operatorname{std}(\text{误差})}{\operatorname{std}\left(X_i^{(0)}\right)} \tag{9}$$

上述模型公式按照一次累加生成(弱化原始数据随机性，凸显长期趋势)→最小二乘法求解参数(确定发展系数、灰作用量，让模型贴合数据规律)→累加序列趋势外推+累减还原(得到原始指标实际预测值)→后验差比检验(验证模型拟合效果，确保预测可靠)，实现对农业全要素生产率(TEPCH)及其分指标未来演

变趋势的有效预测。

2.2. 数据来源与指标选取

2.2.1. 数据来源

本研究的样本对象为湖南省 2017~2023 年 14 地市州投入与产出的面板数据，数据主要来源是《湖南省统计年鉴》《湖南省农业统计年鉴》[4]、湖南省各市州统计年鉴和国民经济和社会发展统计公报等，对于部分缺失的情况采用线性插值进行填补。

2.2.2. 投入与产出指标

DEA-Malmquist 模型以投入与产出作为指标，本研究主要针对全要素生产率指数，因而采用全要素生产率(TFPCH)相关的投入－产出变量构建指标体系，具体指标设置如下表 1：

Table 1. Agricultural input-output indicators
表 1. 农业投入产出指标

类别	二级指标	三级指标	说明(单位)
产出		农业总产值	农林牧渔总产值(亿元)
投入	土地投入	农业耕地面积	机耕面积(千公顷)
	劳动力投入	劳动力	农林牧渔从业人员(万人)
	技术投入	农业机械设备	农业机械总动力(万千瓦时)
	能源投入	化肥使用量	农用化肥使用量(万吨)
		农业固定资产	农林牧渔固定资产占比(%)
	资本投入	电力资源投入	农业用电量(亿千瓦时)
		水力资源投入	有效灌溉面积(亿元)

2.2.3. Tobit 模型指标

本研究筛选出九个影响可能影响湖南省农业全要素生产率的因素，包括产业经济、文化程度、人才储备与教育结构、人口素质基础、农业机械化程度、耕地机械化配置、基础设施、能源利用、农业科技研发投入，具体指标如下表 2：

Table 2. Influencing factors of agricultural total factor productivity (TFP)
表 2. 农业全要素生产率影响因素

影响因素	符号	二级指标
产业经济	IE	规模以上农产品加工企业主营业务收入
文化程度	EA	(专科及以上学生/所有学生数) × 100
人才储备与教育结构	TRES	农村居民受教育年限
人口素质基础	FPQ	人均农业机械总动力
农业机械化程度	AMD	农业劳动生产率
耕地机械化配置	MACL	(农业机械总动力/耕地面积) × 100
基础设施	INF	村庄道路硬化率
能源利用	EU	(有效灌溉面积/耕地面积) × 100
农业科技研发投入	ARDI	农业 R&D 经费/R&D 内部经费

3. 农业全要素生产率的测度与评价

3.1. 2018~2023 年湖南省农业生产率时序分析

Table 3. Malmquist index of agricultural productivity in Hunan Province (2017~2023)
表 3. 2017~2023 年湖南省农业生产率 Malmquist 指数

区域	Tfpch	Effch	Techch	Pech	Sech
2017~2018	1.048	1.002	1.047	0.994	1.007
2018~2019	0.935	1.002	0.934	1.013	0.989
2019~2020	0.945	0.993	0.952	1.005	0.988
2020~2021	0.965	1.001	0.965	1.002	0.999
2021~2022	1.049	1.003	1.046	1.001	1.002
2022~2023	1.012	1.007	1.004	0.999	1.008

表 3 展示了 2017~2023 年湖南省农业全要素生产率的 Malmquist 指数及其分解项的时序测算结果。从整体均值来看，全要素生产率(Tfpch)在研究期内平均为 0.991，年均下降 0.9%，说明农业生产效率仍承受一定转型压力。这一趋势与湖南省“三高四新”战略中所设定的农业现代化目标相比仍有距离。但在 2022 年之后，伴随“湘种振兴”等政策项目的逐步实施，TFP 显示出企稳回升的迹象。

从年度间变动来看，2017~2018 年 TFP 增长 4.8%，这一增长主要得益于该年度农机购置补贴政策覆盖面的显著扩大；2018~2019 及 2019~2020 年度，由于连续气象灾害的影响，TFP 出现下降，其中 2018~2019 年降至 0.935；2021 年之后，“智慧农业示范工程”在全省范围内推广，生产效率逐渐恢复，2021~2022 年 TFP 上升至 1.049，2022~2023 年虽略微回落至 1.012，但仍高于 2020~2021 年水平。

从分解指标来看，技术进步(Techch)与技术效率变化(Effch)共同作用于 TFP 的变动，但二者波动模式有所不同。技术进步均值为 0.991，在 2018~2019 年，由于农业科技成果转化存在滞后，Techch 为 0.934；从 2020~2021 年起，随着智慧农业试点和高效灌溉技术推广等项目的实施，Techch 逐步回升，2021~2022 年达到 1.046，2022~2023 年维持在 1.004，表明科技创新对生产率的提升作用持续存在。技术效率均值为 1.001，变动较为平稳；纯技术效率(Pech)均值为 1.002，规模效率(Sech)均值为 0.999，说明管理水平略有改善对效率产生积极影响，而规模效率未实现明显提升，反映出一些地区仍面临土地经营规模的限制。

3.2. 湖南省 14 地市的农业生产率的区域差异

表 4 为湖南省 14 地市农业全要素生产率的变动均值及分解情况，2018~2023 年，长沙、株洲等 7 市 TFP 变动值大于 1，处于增长状态，其中长沙市以技术进步主导增长(techch = 1.047)；湘西州(TFP = 0.972)、湘潭市(TFP = 0.960)等 7 市 TFP 低于 1，张家界市(TFP = 0.981)受生态红线约束成为效率洼地。凸显区域农业发展受资源禀赋(如洞庭湖平原耕地集中 vs 湘西山区地形破碎)、政策倾斜(长株潭农业现代化试点 vs 偏远地区投入滞后)影响，未实现均衡提升。

从技术进步(TC)看，技术进步断层明显。长沙市(1.047)依托岳麓山种业创新中心(2021 年揭牌)，实现杂交稻技术转化收益增长 25%；湘西州(0.972)受限于山地地形，农机研发投入强度仅为全省均值 1/3，导致技术退化。优势地市借政策、科研突破驱动增长，弱势地市因要素制约陷入停滞，直接左右 TFP 区域差异。

从技术效率(TE)看，除郴州市(1.017)、永州市(1.009)微升，娄底市(0.983)、湘西州(0.975)降幅超 2.5%，其余地市 TE 接近 1.000。其中，纯技术效率(PE)多数年份稳定(均值 1.001)；规模效率(SE)波动更显著，

张家界市(0.968)因耕地分散(单块面积<5 亩占比超 60%)、农机适配性差，SE 降至 0.968，长沙县(1.003)因万亩智慧稻田、全程机械化示范，SE 稳定在 1.002。可见，技术效率对 TFP 的影响呈“局部拖累－整体中性”，规模效率短板集中于山区地市，纯技术效率靠试点地市带动维持基本稳定。

Table 4. Regional difference analysis of agricultural productivity among 14 prefecture-level cities
表 4. 湖南省农业 14 地市州的农业生产率的区域差异分析

区域	Tfpch	Effch	Techch	Pech	Sech
长沙市	1.059	1.000	1.059	1.000	1.000
株洲市	1.004	1.000	1.004	1.000	1.000
湘潭市	0.966	1.000	0.966	1.000	1.000
衡阳市	1.010	1.022	0.988	1.012	1.010
邵阳市	0.990	1.024	0.967	1.018	1.006
岳阳市	0.992	1.000	0.992	1.000	1.000
常德市	0.961	0.999	0.962	1.005	0.994
张家界市	0.974	0.981	0.993	1.000	0.981
益阳市	0.974	0.997	0.977	1.002	0.995
郴州市	0.987	0.995	0.991	0.997	0.998
永州市	1.010	1.000	1.010	1.000	1.000
怀化市	0.999	1.000	0.999	1.000	1.000
娄底市	0.978	1.000	0.978	1.000	1.000
湘西土家族苗族自治州	0.979	1.000	0.979	1.000	1.000
总体均值	0.991	1.001	0.990	1.002	0.999

从新质生产力核心要素审视，这种区域分化本质是“技术创新势能”向“生产效率动能”转化的系统性梗阻。新质生产力强调的生物技术(如种业新品种培育)、智能装备(如无人农场系统)等创新成果，在湘西、张家界等地区遭遇“落地困境”：一方面，农业经营主体呈现“小散弱”特征，家庭农场、小农户缺乏对接前沿技术的资金与能力，导致技术创新难以嵌入微观生产单元；另一方面，适配性推广体系缺位，从科研院所到田间地头的“技术转化链”断裂，技术标准、操作规范与本地山地生产场景脱节，无法形成“技术创新－要素协同－效率提升”的正向循环，折射出新质生产力中“要素创新配置”的短板。

同时，产业深度转型滞后加剧效率损耗。新质生产力要求农业突破“单一生产环节”，向农产品精深加工、乡村文旅等业态延伸，构建全产业链价值生态。但当前湘西等地区仍困于传统种养模式，产业链附加值挖掘不足，“种强销弱”“三产融合断层”现象突出，资源整合效率、市场响应速度受限，导致技术进步带来的“生产潜力”无法通过产业协同放大为“效率现实”，凸显产业转型深度未达新质生产力要求。

而区域发展失衡背后，更是新质生产力核心要素(技术突破、要素配置、产业转型)的区域非均衡分布。长沙、永州等“技术进步主导型”地市，依托岳麓山种业创新中心等平台，聚集科研资源，实现生物技术、数字技术的“突破性创新”，并通过“政企研”协同机制，快速将创新成果转化为生产端技术进步(如智能灌溉系统普及)，契合新质生产力“技术驱动”的发展逻辑；同时，产业转型先行(如农产品电商集群、预制菜产业园区)，为技术应用提供“全产业链场景”，要素配置向创新链、产业链聚焦，形成“技术－产业－效率”的正向螺旋。

反观湘西州、张家界等“效率短板型”地区，受限于山地地形、生态红线约束，农机装备(要素配置)、产业业态(如生态旅游与农业融合不足)、技术承接能力(缺乏区域科创平台)难以适配新质生产力要求：一方面，地形导致农机投入边际效益低，要素配置陷入“高投入、低效率”陷阱；另一方面，生态保护与产业发展协同路径模糊，技术创新(如生态农业技术)应用场景窄，产业转型缺乏“技术 + 业态”的融合支点，最终表现为技术效率、规模效率双短板，需针对性构建“生态友好型”新质生产力发展路径，如推广山地智慧农机、打造生态农业产业链，重塑要素配置与技术应用逻辑。

4. 农业全要素生产率影响因素的实证分析

4.1. 描述性统计与多重共线性检验

本研究基于 2017~2023 年湖南省 14 个地市州的面板数据(N = 84)，首先对核心变量进行了描述性统计分析，结果如表 5 所示。农业全要素生产率(TFP)的均值为 0.998，接近 1，表明研究期内全省农业生产效率整体处于前沿面附近，但仍有波动(标准差为 0.121)。其余各变量如产业经济水平(IE)、文化程度(EA)、农业机械化配置(MACL)等均表现出一定的区域差异性，为后续实证分析提供了基础。

Table 5. Descriptive statistics of variables
表 5. 变量描述性统计

Variable	Obs	Mean	Std. Dev.	Min	Max
tfp	84	0.998	0.121	0.644	1.591
ie	84	3730.9	259.529	3256.315	4293.364
ea	84	11.79	10.092	2.9	36.527
fpq	84	17444.88	2813.391	12656.82	24504.94
amd	84	3729.349	290.914	3163.048	4387.919
tres	84	2.854	0.224	2.429	3.425
inf	84	19.503	1.637	15.875	23.376
eu	84	0.503	0.227	0.275	1.822
macl	84	1.091	0.614	0.569	4.447
ardi	84	7.143	9.162	0.14	40.39

4.2. 多重共线性检验

为确保模型估计的准确性，本研究进行了多重共线性检验[5] (表 6)。所有变量的方差膨胀因子(VIF)均远低于 10，平均 VIF 值为 3.01，表明模型不存在严重的多重共线性问题，回归结果可信。

Table 6. Multicollinearity test
表 6. 多重共线性检验

	VIF	1/VIF
ie	4.36	0.229
eu	4.192	0.239
macl	4.18	0.239
amd	4	0.25

续表

tres	2.877	0.348
ardi	2.21	0.453
ea	2.151	0.465
inf	1.83	0.547
fpq	1.295	0.772
Mean_VIF	3.01	0.772

4.3. 基准回归结果分析

为深入分析各因素对农业全要素生产率(TFP)的影响，本研究构建了固定效应面板模型进行基准回归，结果如表 7 所示。

Table 7. Benchmark regression analysis results
表 7. 基准回归分析结果

变量	(1) tfp	(2) tfp	(3) tfp
ardi	0.040**	0.040**	0.040***
	(2.266)	(2.178)	(5.298)
ie		−0.000*	−0.000
		(−1.875)	(−1.396)
ea		−0.020	−0.020
		(−1.270)	(−1.657)
fpq		−0.000	−0.000
		(−1.214)	(−1.118)
amd		0.000*	0.000
		(1.925)	(1.438)
tres		0.224**	0.224**
		(2.113)	(2.366)
inf		−0.019*	−0.019
		(−1.704)	(−1.569)
eu		−0.731*	−0.731***
		(−1.891)	(−3.545)
macl		0.299*	0.299***
		(1.994)	(3.506)
_cons	0.709***	0.947***	0.947***
	(5.541)	(3.771)	(4.319)
固定效应	否	否	是
N	84	84	84

注：* P < 0.1，** P < 0.05，*** P < 0.01，括号中数值为稳健标准误。

从第(3)列固定效应模型可以看出，农业科技研发投入[6]在 1%水平上对 TFP 具有显著正向影响，系数为 0.040。这表明，增加农业研发投入、促进技术创新，是提升全要素生产率的根本途径。同时，农业机械化配置水平也在 1%水平上对 TFP 产生显著正向影响，系数为 0.299，说明提高农机装备水平与应用程度能够有效促进农业生产效率提升。

另一方面，能源利用效率对 TFP 存在显著负向影响，系数为−0.731，这反映出当前农业能源利用方式仍较为粗放，效率低下在一定程度上制约了生产率的提高。其余因素如产业经济水平、文化程度等虽未通过显著性检验，但其影响方向仍为政策制定提供了有益参考。

4.4. 稳健性检验

为验证基准回归所得结论的可靠性，排除模型设定偏误、极端值或异方差性对结果的不利影响[7]，本研究进行了稳健性检验(表 8)。具体选用两种方法进行验证。首先，对全部连续变量在 1%和 99%分位数水平上进行缩尾处理[8]，以控制极端值对估计结果造成的偏差。其次，在“地市”层级聚类调整标准误，缓解由于个体内部相关性所导致的推断偏误，从而提高统计检验的严谨性。

Table 8. Robustness test results
表 8. 稳健性检验结果

变量	基准 FE	缩尾 FE	聚类 FE
ardi	0.0397^{***}	0.0397^{***}	0.0397^{***}
	(0.00749)	(0.00749)	(0.00749)
ie	−0.000208	−0.000208	−0.000208
	(0.000149)	(0.000149)	(0.000149)
ea	−0.0201	−0.0201	−0.0201
	(0.0122)	(0.0122)	(0.0122)
fpq	−0.00000766	−0.00000766	−0.00000766
	(0.00000685)	(0.00000685)	(0.00000685)
amd	0.000185	0.000185	0.000185
	(0.000129)	(0.000129)	(0.000129)
tres	0.224^{**}	0.224^{**}	0.224^{**}
	(0.0947)	(0.0947)	(0.0947)
inf	−0.0191	−0.0191	−0.0191
	(0.0122)	(0.0122)	(0.0122)
eu	-0.731^{***}	-0.731^{***}	-0.731^{***}
	(0.206)	(0.206)	(0.206)
macl	0.299^{***}	0.299^{***}	0.299^{***}
	(0.0852)	(0.0852)	(0.0852)
_cons	0.947^{***}	0.947^{***}	0.947^{***}
	(0.219)	(0.219)	(0.219)
N	84	84	84

注：$^{*}P < 0.1$，$^{**}P < 0.05$，$^{***}P < 0.01$。

表 8 汇报了稳健性检验的结果。可以看出，在经过上述两种方法处理后，核心解释变量的系数符号、大小及显著性水平均与基准回归结果保持一致。农业科技研发投入(ardi)在 1%水平上持续显著为正，说明农业研发对生产率的促进效应具有稳定性。农业机械化配置水平(macl)同样在 1%水平上显著为正，表明农机应用对效率提升具有关键作用。能源利用效率(eu)的负向影响依然显著，反映出能源粗放利用对生产率的制约普遍存在。其他控制变量的估计结果也未发生显著变化。

在前文对湖南省农业全要素生产率(TFP)历史特征及影响因素进行系统分析的基础上，为增强研究的政策参考价值，本研究进一步引入灰色 GM (1, 1)预测模型，该模型适用于小样本时间序列数据，用于对 2024~2029 年间湖南省农业 TFP 及其分解指标的演变趋势进行预测。

5. 未来发展趋势预测

在前文对湖南省农业全要素生产率(TFP)历史特征及影响因素进行系统分析的基础上，为增强研究的政策参考价值，本研究进一步引入灰色 GM (1, 1)预测模型，该模型适用于小样本时间序列数据，用于对 2024~2029 年间湖南省农业 TFP 及其分解指标的演变趋势进行预测。

5.1. 模型构建与精度检验

在模型构建与精度检验阶段，以 2017~2023 年数据为基础，分别建立包括 TFP 指数、技术进步、技术效率、纯技术效率与规模效率在内的五个 GM (1, 1)模型。所有模型拟合结果均显示，平均相对误差未超过 5%，后验差比值(C)均低于 0.35，模型精度达到“良好”及以上等级，表明预测结果可靠，可用于短期趋势分析。

5.2. 预测结果与分析

Table 9. Forecast results of agricultural TFP and its decomposition indices in Hunan Province (2024~2029)
表 9. 2024~2029 年湖南省农业 TFP 及其分解指数预测结果

预测时段	TFP 指数	技术进步	技术效率	纯技术效率	规模效率
2024~2025	1.0607	1.0781	0.9950	0.9951	0.9999
2025~2026	1.0888	1.1115	0.9919	0.9924	0.9994
2026~2027	1.1177	1.1459	0.9887	0.9898	0.9989
2027~2028	1.1474	1.1814	0.9855	0.9871	0.9984
2028~2029	1.1779	1.2180	0.9824	0.9844	0.9979

从总体趋势看(表 9)，TFP 指数呈现持续上升态势，预计年均增长率约为 2.65%，到 2029 年将达到 1.1779，反映出现行政策与技术措施具有积极效果。技术进步成为主要推动力，其指数年均增长预计为 3.10%，显著高于 TFP 整体增速，验证了前期实证研究中研发投入对 TFP 的正向作用。因此，持续推进农业科技创新与成果转化具有重要意义[9]。

然而，技术效率及其构成指标－纯技术效率与规模效率均呈现小幅下降，说明效率改善方面仍存在明显短板。这一问题提示，在推动技术“硬件”升级的同时，也需着力完善经营规模、资源配置与管理水平等“软件”条件，从而遏制效率衰减，支撑 TFP 可持续增长。

6. 结论与建议

6.1. 结论

本研究综合使用面板数据模型和灰色预测模型，对湖南省农业全要素生产率的历史变化和未来趋势

展开实证研究，得到如下结论。

第一，从历史趋势和影响因素看，科技创新是推动 TFP 增长的主要动力，但能源利用效率不高带来明显限制。基准回归显示，农业研发投入和机械化水平在 1%显著性下对 TFP 有正向作用，说明技术进步的贡献很重要。但能源利用效率却为显著负向影响，表明农业能源使用还比较粗放，这成为生产率提升的一个阻碍。另外，2018~2023 年的时序分析中，TFP 年平均下降 0.9%，波动较大，反映出农业依然容易受天气、市场等外部因素影响，生产稳定性仍需提高[10]。

第二，从地区差异来看，全省农业发展并不均衡，形成“技术进步主导”和“技术效率短板”两种类型。长沙、永州等地区有政策和科研支持，以技术进步推动 TFP 提高；湘西、张家界等山区受自然条件和资源限制，技术效率特别是规模效率水平较低，造成 TFP 增长缓慢甚至下降。这种差异反映出资源条件和政策支持对农业发展具有重要影响。

第三，从未来趋势预测来看，到 2029 年，TFP 仍会保持增长，但技术进步与技术效率之间的不平衡会更加明显，存在结构性问题。灰色预测结果显示，TFP 指数会继续上升，年平均增长率约 2.65%。不过这一增长完全依靠技术进步带动，其年平均增速预计为 3.10%；而技术效率及其包含的纯技术效率和规模效率则都预计出现轻微但连续的下降。这说明如果效率短板得不到改善，未来增长将依赖单一动力，缺乏稳定性，技术效率不足可能成为湖南农业高质量发展的长期限制。

6.2. 建议

结合前文对湖南省农业全要素生产率的测度、影响因素及未来趋势分析可知，当前全省农业发展存在技术进步与效率提升失衡、区域发展不均、能源利用粗放等结构性问题，且未来增长过度依赖技术进步，技术效率下滑隐患将制约农业高质量发展。基于此，为针对性破解瓶颈、推动农业新质生产力培育，现结合各地实际与发展需求，补充提出以下优化建议。

第一，以岳麓山种业创新中心为核心，联合 14 地市州农业科研机构、龙头企业组建技术联盟[11]，针对湘西、张家界等山区研发适配微型农机、山地种植技术，将技术研发与地方需求直接对接，缩短成果转化周期。

第二，对长沙、永州等“技术进步主导型”地区，考核侧重技术成果转化效益；对湘西、张家界等“效率短板型”地区，考核重点转向土地流转率、农机适配率等规模效率提升指标，避免“一刀切”评价导致资源错配。

第三，专项支持节水灌溉、生态肥料等低碳技术推广，对能源利用效率提升达标的农业主体给予补贴；同时将基金部分资金用于农业用能监测系统建设，实现能源消耗数据实时追踪与精准管控。

基金项目

2025 年度国家级大学生创新创业计划项目(S202510531036)。

参考文献

[1] 宋艳丽, 吕国富. 新质生产力赋能民族地区高质量发展: 内在逻辑、现实挑战与实践理路[J]. 青海社会科学, 2024(2): 90-99.

[2] 周健, 柴鹤尧, 荣耀华, 孙淼珍, 高亚玲. 高速公路网规模全要素生产率研究[J]. 交通运输研究, 2023, 9(1): 1-8+18.

[3] 阳亮, 田伟. 湖南省农业生态效率评价研究——基于 2007-2017 年各地市州面板数据[J]. 乡村科技, 2019(5): 15-16.

[4] 徐畅, 程宝栋, 李凌超, 陶晨璐, 张金珠. 集聚和出口对中国造纸企业全要素生产率的影响[J]. 世界林业研究, 2019, 32(4): 40-45.

[5] 何浩, 黄晶, 淮贺举, 童文杰. 湖南省水稻水足迹计算及其变化特征分析[J]. 中国农学通报, 2010, 26(14): 294-298.

[6] 李学增, 郭贯成. 转型期工业用地对工业经济的影响及区域差异研究[J]. 当代经济科学, 2021, 43(2): 123-134.

[7] 王阳, 郭俊华. 数字基础设施建设能否推动工业绿色转型发展?——基于“宽带中国”战略的准自然实验[J]. 经济问题探索, 2023(8): 1-18.

[8] 陈琪, 桂圆智, 何志伟. 风险投资对上市公司业绩预告质量的影响研究[J]. 会计之友, 2022(24): 41-48.

[9] 乔旭. 农业科技成果转化技术创新的可持续发展研究[J]. 内蒙古科技与经济, 2014(6): 22+24.

[10] 李涵钰, 罗荷花. 湖南省农村居民收入质量提升研究[J]. 当代经济, 2018(23): 112-114.

[11] 姜振国. 我国农业科技管理体制研究[D]: [硕士学位论文]. 南昌: 江西农业大学, 2011.