

DOI: 10.13718/j.cnki.xdzk.2024.06.012

胡江峰, 黄庆华. 中国农业低碳转型及驱动因素: 基于空间面板模型的实证检验 [J]. 西南大学学报(自然科学版), 2024, 46(6): 134-153.

中国农业低碳转型及驱动因素: 基于空间面板模型的实证检验

胡江峰¹, 黄庆华²

1. 重庆社会科学院, 重庆 400020; 2. 西南大学 经济管理学院, 重庆 400715

摘要: 低碳化是农业高质量发展的本质要求, 如何测算农业低碳转型绩效并探测其主要驱动因素, 对于加快推动中国农业高质量发展具有重要的理论意义. 有鉴于此, 基于 1999—2021 年中国 269 个城市的平衡面板数据, 采用 Meta-frontier DEA 方法测度农业低碳转型绩效(碳排放效率), 并在此基础上构建空间面板模型探究促进农业低碳转型的驱动因素. 结果表明: 中国农业全局碳排放效率远低于当期和跨期碳排放效率, 主要是因为各省内部和各省间的碳排放效率差异较大. 分区域来看, 农业碳排放效率呈现东部、中部、西部和东北递减的特征. 基准回归及稳健性检验结果表明, 扩大土地经营规模、促进经济增长、加大财政支农力度和提高森林覆盖率均能够显著促进农业碳排放效率提升, 其中扩大土地经营规模是主要驱动因子, 而城镇化和农业科技投入尚未对农业低碳转型发挥正向支撑作用.

关键词: 农业低碳转型; 农业高质量发展; 碳排放效率; 驱动因素; 共同前沿与数据包络分析; 空间面板模型

中图分类号: F323.2

文献标志码: A

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



文章编号: 1673-9868(2024)06-0134-20

Agricultural Low-Carbon Transformation and Driving Factors in China: Based on the Empirical Testing of Spatial Panel Model

HU Jiangfeng¹, HUANG Qinghua²

1. Chongqing Academy of Social Sciences, Chongqing 400020, China;

2. School of Economics and Management, Southwest University, Chongqing 400715, China

收稿日期: 2023-11-08

基金项目: 重庆市社会科学规划项目(2022BS051); 重庆市社会科学规划重庆英才计划“包干制”项目(2022YC062); 西南大学创新研究 2035 先导计划项目(SWUPilotPlan025).

作者简介: 胡江峰, 博士, 助理研究员, 主要从事资源与环境经济学、农业经济研究.

Abstract: Low carbon is an essential requirement for high-quality development of agriculture. How to measure the performance of agricultural low-carbon transformation and detect its main driving factors is of great theoretical significance for accelerating the high-quality development of China's agriculture. Based on the balanced panel data of 269 cities in China from 1999 to 2021, the Meta-frontier DEA method was used to measure the agricultural low-carbon transformation performance (carbon emission efficiency), and on this basis, the spatial panel model was constructed to explore the driving factors for promoting the low-carbon transformation of agriculture. The result shows that the overall carbon emission efficiency of China's agriculture is much lower than that of the current and inter period carbon emissions, mainly due to significant differences in carbon emission efficiency within and between provinces. From a regional perspective, the carbon emission efficiency of agriculture shows a decreasing trend in the eastern, central, western and northeast regions. The results of benchmark regression and robustness test show that expanding the scale of land operation, promoting economic growth, increasing financial support for agriculture and increasing forest coverage can significantly improve the efficiency of agricultural carbon emissions, of which expanding the scale of land operation is the main driving factor, while urbanization and agricultural science and technology investment have not yet played a positive role in supporting the low-carbon transformation of agriculture.

Key words: agricultural low-carbon transformation; high-quality development of agriculture; carbon emission efficiency; driving factors; Meta-frontier DEA; spatial panel model

2020年9月,国家主席习近平在第七十五届联合国大会一般性辩论上发表重要讲话时宣布,中国将提高国家自主贡献力度,采取更加有力的政策和措施,二氧化碳排放力争于2030年前达到峰值,努力争取2060年前实现碳中和(以下简称“双碳”目标)。“双碳”目标的实现离不开农业的深度参与。农业既是全球重要的温室气体排放源,又是一个巨大的碳汇系统^[1]。一方面,农业机械、施加化肥、种植水稻及养殖牲畜等都会对二氧化碳排放产生积极而显著的影响^[2-4],农业二氧化碳排放量约占中国总排放量的16%~17%^[5-7]。另一方面,农业系统在产生碳排放的同时又具有较强的碳汇功能,农作物通过光合作用可吸收大量的二氧化碳,全国年净吸收二氧化碳约22.8亿t,可有效抵消部分农业碳排放^[1]。为此,2022年4月,习近平总书记在《坚持把解决好“三农”问题作为全党工作重中之重 举全党全社会之力推动乡村振兴》中强调,农业农村减排固碳,既是重要举措,也是潜力所在。可以预见,低碳发展将成为未来中国农业发展的必然趋势。因此,研究如何测度和分析中国农业低碳转型绩效,探索其驱动因素,对于保障中国粮食安全和实现“双碳”目标具有重要意义。

1 文献综述

目前农业低碳转型概念尚未统一,常以“低碳农业”“农业低碳发展”“农业绿色低碳转型”等来阐释,但无论采用何种解释,均认为农业低碳转型的核心理念就是充分利用技术、政策与管理等措施,在实现农业产出持续增长的同时,减少农业碳排放或增加农业碳汇供给,进而实现农业经济增长与生态环境改善的“双赢”^[8-9]。基于农业低碳转型的概念,学者们对农业低碳转型绩效测度及其影响因素做了大量有益的研究。因此,本文重点对这两方面的文献进行梳理和解读。

诸多研究表明,农业生产率的提升可以突破单纯依靠增加要素投入所面临的资源环境瓶颈^[10],已成为

判断农业经济高质量发展的重要依据^[11-12]。进一步地,农业高质量发展除了要求资源节约外,还要求具备环境友好的特征,最大限度地减轻农业生产对环境的负外部效应^[13-14]。为了更好地契合低碳发展目标,学者们开始在经济增长核算框架内纳入碳排放约束来测度生产率,即所谓的碳生产率或碳排放效率。现有文献主要基于单要素碳生产率和全要素碳生产率两种指标来表示低碳转型绩效。由于单要素碳生产率计算过程简单,同时还可以更加直观地体现“降碳促经”的双重发展目标,从而得到了学者的认可和采用。在相关研究中,学者们主要以单位碳排放创造的总产值来表示单要素碳生产率^[15-17]。目前,这一指标也在农业领域得到广泛运用。如程琳琳等^[18]测算了 2001—2012 年中国 31 个省份的农业碳生产率,发现中国各省区农业碳生产率均呈现较为明显的提升趋势。伍国勇等^[19]基于 2001—2017 年中国 31 省份面板数据,测算了中国种植业碳生产率,并分析其动态演化过程。Xiong 等^[20]则研究了太湖流域的农业碳生产率,发现在城市层面农业碳生产率也存在明显的差异。黄杰等^[6]发现中国种植业碳生产率整体呈上升态势,但总体区域差异表现出下降—上升—下降的倒“N”形演变趋势。杨秀玉等^[21]发现中国整体和 4 大地区的农业碳生产率都呈逐年递增的趋势,且存在一定的空间相关性。然而,单要素碳生产率的主要缺点在于仅考虑了产出与碳排放间的对比关系,而没有考虑到诸如劳动、土地等生产要素间的替代或互补关系对产出和碳排放的影响^[22-23],进而影响到碳生产率。

考虑到单要素碳生产率的局限性,也有越来越多的学者开始采用数据包络分析方法(Data Envelopment Analysis, 简称 DEA)测算全要素碳生产率。吴贤荣等^[7]采用产出导向 DEA 方法测算 1999—2011 年中国 31 省份的农业碳排放绩效,发现除北京、天津、上海 3 地之外,其余省份低碳农业绩效水平相对较低。葛鹏飞等^[24]将农业碳排放量作为非预期产出,采用 SBM-DDF-DEA 方法(Slack-Based Measure, 简称 SBM, Directional Distance Function, 简称 DDF)测算了 2001—2015 年中国 31 个省份农业绿色全要素生产率。Shen 等^[25]采用非参数方法测算 1997—2014 年中国 31 个省份的农业全要素碳生产率时,发现如果要素能够实现有效配置,那么中国农业产出将有望提升 7.94%,而碳排放将会降低 1.19%。Kuang 等^[26]也采用 DEA 方法,测算了包含碳排放的耕地利用效率。崔许锋等^[27]采用 SBM-DEA 方法测算了 1998—2018 年中国 30 个省份的农业碳排放效率,发现面向低碳发展的中国农业生态效率在波动中呈现上升趋势。Wu 等^[28]、Liu 等^[29]采用 SBM-DEA 方法测算了中国 30 个省份的农业碳排放效率并研究了其时空演化特征,而 Gu 等^[30]、田云等^[31]则采用非参数方法分别研究了河南省和湖北省农业碳排放效率时空收敛特征。

虽然上述文献考虑了非期望产出,并采用非参数共同前沿模型对碳排放效率进行测算,但使用这种方法并未考虑到地区间会因自然环境、经济发展等差异,导致每个生产决策单元(Decision Making Unit, 简称 DMU)对应的生产前沿面不同,若将所有 DMU 作为整体进行碳排放效率测度,那么得出的结果也会有偏误。针对上述问题,Battese 等^[32]提出“共同边界生产函数”(Meta-frontier Production Function)分析框架,即根据一定的标准,先将 DMU 划分为不同组别,再采用随机前沿方法(Stochastic Frontier Approach, 简称 SFA)将所有 DMU 的共同前沿和各组 DMU 的群组前沿进行界定,从而测算出共同前沿技术效率与群组前沿技术效率,最后比较二者间的技术缺口率。随后,O'Donnell 等^[33]对此进行了改进,使用 DEA 替代了 SFA,并采用线性规划法构建出共同前沿和群组前沿,从而有效地规避了使用 SFA 界定前沿边界时产生的随机性问题。

近年来,相关研究已不再局限于对低碳转型绩效进行简单的测度,而是逐渐将研究视角转向其影响因素上。张哲晰等^[34]基于调研数据,采用门限回归方法实证检验了农业产业集聚对农业碳生产率的非线性影响,发现农业产业集聚对于具有比较优势的高农业碳生产率农户的低碳增效作用更加明显。田云等^[31]发现农村经济发展水平、城镇化水平、农村用电量均对湖北省农业碳排放效率产生了显著的正向影响。考虑到

碳排放的空间集聚与分异情况对计量结果带来的不利影响,有学者开始构建空间计量模型检验农业低碳转型的驱动因素,并得出我国农业碳生产率呈现显著的空间聚集模式^[19, 27],与经济增长的耦合协调度总体存在显著的空间自相关特征^[35]。杨秀玉等^[21]采用空间杜宾模型,发现财政分权在全国层面会削弱农业产业集聚对农业碳生产率的影响。虽然已有研究考虑到了碳排放的空间相关性,并采用空间计量模型检验了农业低碳转型的驱动因素,但绝大多数文献并未将回归系数进一步分解为总效应、直接效应和间接效应,从而无法精准捕获各驱动因素的空间溢出效应。

已有文献为本研究提供了丰富的理论素材和有益的思想启发,但仍可从以下3个方面做进一步深化:第一,本文采用一种改进的 Meta-frontier 和非径向非角度距离函数测算农业低碳转型绩效,不仅可以充分吸收 Meta-frontier 多元生产前沿的优点,而且可以避免采用传统角度距离函数低估问题,从而使得实证结果更加稳健。第二,本文采用空间面板模型实证检验农业低碳转型驱动因素的空间溢出效应,既能够捕获各影响因素对本地区的直接效应,又能深入探索这些因素对周边地区碳排放效率的空间溢出效应,即间接效应。第三,本文采用城市层面的数据,可以在较大程度上保证同一个省份内的城市面临较为相似的资源禀赋、经济发展、政策环境,从而可以将每个省作为天然的组别,使得农业碳生产率的测度更加精准。有鉴于此,本文首先采用 Meta-frontier 和非径向非角度距离函数测算 1999—2021 年中国 269 个城市的农业碳排放率,然后构建空间面板模型,实证检验促进碳生产率提升的驱动因素,最后提出中国农业低碳转型的政策建议。

2 研究设计

2.1 模型设定

为了探索农业低碳转型的驱动因素,本文建立如下基准模型:

$$Y_{it} = \alpha + \beta \cdot X_{it} + \epsilon_{it} \quad (1)$$

其中: $Y_{it} = [MTCEI_{it}, TE_{it}, BPR_{it}, TGR_{it}]$, X_{it} 为驱动因素变量矩阵, ϵ_{it} 为残差项; α 、 β 分别为常数项和变量系数; i 表示第 i 个城市, t 表示时间。

考虑到碳排放的空间集聚与分异情况对计量结果带来的不利影响,因而采用空间计量模型无疑更加符合现实。

$$Y_{it} = \alpha + \beta \cdot X_{it} + \mu_{it} + \lambda \cdot W_1 \cdot Y_{it} \quad (2)$$

其中: $W_1 = \begin{cases} \frac{1}{d_{ij}^2} & i \neq j \\ 0 & i = j \end{cases}$, d_{ij} 为地区 i 与地区 j 之间的直线距离; λ 为空间滞后项系数; 当 i 和 j 的

地理距离相对较近时,则 W_{ij} 越大,否则越小; $\mu_{it} = \rho \cdot W_1 \cdot \mu_{it} + \epsilon_{it}$, 为空间误差项, ϵ_{it} 为随机扰动项。如果 $\lambda = 0$ 且 $\rho \neq 0$, 则为空间误差模型(SEM); 如果 $\lambda \neq 0$ 且 $\rho = 0$, 则为空间滞后模型(SAR); 如果 $\lambda \neq 0$ 且 $\rho \neq 0$, 则为更加一般性的空间滞后和误差模型(SAREM)。

此外,本文在式(2)的基础上进一步加入自变量的空间滞后项,得到空间杜宾模型:

$$Y_{it} = \alpha + \beta \cdot X_{it} + \theta \cdot W_1 \cdot X_{it} + \lambda \cdot W_1 \cdot Y_{it} + \mu_{it} \quad (3)$$

其中, θ 为自变量空间滞后项系数。需要说明的是,由于采用 OLS 估计空间模型将会导致偏差和无效率,为避免这些问题,本文遵照学界做法采用 ML 对模型进行估计。

2.2 变量设定与说明

2.2.1 农业碳排放效率

本文将每个城市作为一个决策单元构造生产前沿,假设每个决策单元使用 K 种投入(X),生产期望产

出(Y) 和非期望产出(C)。基于技术集满足投入和预期产出具有强可处置性、非期望产出具有弱可处置性、期望产出和非期望产出满足零结合性等公理。可将包含非期望产出的技术集合表达为式(4):

$$T = \left\{ (X, Y, C) : \sum_{n=1}^N \lambda_n X_{n,k} \leq X; \sum_{n=1}^N \lambda_n Y_n \geq Y; \sum_{n=1}^N \lambda_n C_n = C \right\} \quad (4)$$

其中: $n = 1, 2, \dots, N$; λ_i 为每个横截面的权重, 若 $\lambda_i \geq 0$ 表示规模报酬不变(CRS), 若 $\lambda_i \geq 0$,

$\sum_{i=1}^I \lambda_n = 1$ 则表示规模报酬可变(VRS)。

为了测算每个决策单元的碳排放效率, 本文参考 Zhang 等^[36] 构建非径向方向性距离函数。

$$\vec{D}(X, Y, C; \mathbf{g}) = \sup \{ \mathbf{w}^T \boldsymbol{\beta} : [(X, Y, C) + \mathbf{g} * \text{diag}(\boldsymbol{\beta})] \in T \} \quad (5)$$

其中: $\mathbf{w}^T = (w_X, w_Y, w_C)$, 表示标准化权重向量, 参考 Cheng 等^[23] 将权重向量设置为 $\mathbf{w}^T = (1/(3 * K), 1/3, 1/3)$; $\mathbf{g} = (-g_X, -g_Y, -g_C)$, 表示方向向量, 本文将方向向量设置为 $\mathbf{g} = (-X, -Y, -C)$; $\boldsymbol{\beta} = (\beta_X, \beta_Y, \beta_C)$ 且 $\beta \geq 0$, 表示松弛向量, 需要通过线性规划求解式(6) 得到。

$$\begin{aligned} \vec{D}(X, Y, C; \mathbf{g}) = \max & \frac{1}{3} \left(\sum_{k=1}^K \frac{\beta_{X_k}}{K} \right) + \frac{\beta_Y}{3} + \frac{\beta_C}{3} \\ \text{s. t. } & \sum_{n=1}^N \lambda_n X_{n,k} \leq (1 - \beta_L) X \\ & \sum_{n=1}^N \lambda_n Y_n \geq (1 + \beta_Y) Y \\ & \sum_{n=1}^N \lambda_n C_n = (1 - \beta_C) C \\ & \lambda_n \geq 0, n = 1, 2, \dots, N \\ & \beta_Y \geq 0, 0 \leq \beta_X, \beta_C < 1 \end{aligned} \quad (6)$$

根据 Cheng 等^[23]、Zhou 等^[37] 研究, 全要素碳排放效率指数(TCEI) 可由式(7) 表示。

$$TCEI = \frac{\frac{(C - \beta_C C)}{(Y + \beta_Y Y)}}{\frac{C}{\bar{Y}}} = \frac{(1 - \beta_C)}{(1 + \beta_Y)} \quad (7)$$

上述方法认为各城市的技术具有同质性, 未将各省因区位、经济和气候差异考虑在内, 从而可能导致测算偏误。基于此, 本文借鉴 Battese 等^[32]、O' Donnell 等^[33] 的方法, 分别构建同组当期技术集、同组跨期技术集和全局技术集 3 个前沿面。

首先, 本文将所有决策单元按照省份分为 H 组, 每组 h 包含 N^h 个决策单元, 其中 $\sum_{h=1}^H N^h = N$, 从而同组决策单元拥有共同的技术集 R_h :

$$T_{R_h}^C = \{ (X^t, Y^t, C^t) : (Y^t, C^t) \} \quad (8)$$

其中 $T_{R_h}^C$ 表示 R_h 组所有决策单元 t 期的技术集。

进一步地, R_h 组跨期技术集为 $T_{R_h}^I = T_{R_h}^1 \cup T_{R_h}^2 \cup \dots \cup T_{R_h}^T$, 该技术集由 R_h 组整个样本期间的决策单元构成。类似地, 全局技术集合可表示为 $T^G = T_{R_1}^I \cup T_{R_2}^I \cup \dots \cup T_{R_H}^I$, 该技术集由总样本共同构成。

基于式(6) 可构建同组当期非径向方向性函数(Non-radial Directional Distance Function, 简称 NDDF):

$$\vec{D}^C(X, Y, C; \mathbf{g}^C) = \max \frac{1}{3} \left(\sum_{k=1}^K \frac{\beta_{X_k}^C}{K} \right) + \frac{\beta_Y^C}{3} + \frac{\beta_C^C}{3}$$

$$\begin{aligned}
\text{s. t. } & \sum_{n=1}^N \lambda_n^t X_{n,j}^t \leq (1 - \beta_X^C) X \\
& \sum_{n=1}^N \lambda_n^t Y_n^t \geq (1 + \beta_Y^C) Y \\
& \sum_{n=1}^N \lambda_n^t C_n^t = (1 - \beta_C^C) C \\
& \lambda_n^t \geq 0, n = 1, 2, \dots, N \\
& \beta_Y^C \geq 0, 0 \leq \beta_X^C, \beta_C^C < 1
\end{aligned} \tag{9}$$

根据式(7), 当期全要素碳排放效率指数(CTCEI) 可表示为:

$$CTCEI = \frac{(1 - \beta_C^C)}{(1 + \beta_Y^C)} \tag{10}$$

其中 $CTCEI \in [0, 1]$, 数值越大说明当期全要素碳排放效率越高.

同组跨期 NDDF 可表示为:

$$\begin{aligned}
D^I(X, Y, C; \mathbf{g}^I) &= \max \frac{1}{3} \left(\sum_{k=1}^K \frac{\beta_{X_k}^I}{K} \right) + \frac{\beta_Y^I}{3} + \frac{\beta_C^I}{3} \\
\text{s. t. } & \sum_{t=1}^T \sum_{n=1}^N \lambda_n^t X_{n,k}^t \leq (1 - \beta_X^C)(1 - \beta_X^I) X \\
& \sum_{t=1}^T \sum_{n=1}^N \lambda_n^t Y_n^t \geq (1 + \beta_Y^C)(1 + \beta_Y^I) Y \\
& \sum_{t=1}^T \sum_{n=1}^N \lambda_n^t C_n^t = (1 - \beta_C^C)(1 - \beta_C^I) C \\
& \lambda_n^t \geq 0, t = 1, 2, \dots, T, Tn = 1, 2, \dots, N^h \\
& \beta_Y^I \geq 0, 0 \leq \beta_X^I, \beta_C^I < 1
\end{aligned} \tag{11}$$

跨期全要素碳排放效率指数(ITCEI) 可表示为:

$$ITCEI = \frac{(1 - \beta_C^C)(1 - \beta_C^I)}{(1 + \beta_Y^C)(1 + \beta_Y^I)} \tag{12}$$

其中 $ITCEI \in [0, 1]$, 数值越大说明跨期全要素碳排放效率越高.

类似地, 全局 NDDF 可表示为:

$$\begin{aligned}
D^G(X, Y, C; \mathbf{g}^G) &= \max \frac{1}{3} \left(\sum_{k=1}^K \frac{\beta_{X_k}^G}{K} \right) + \frac{\beta_Y^G}{3} + \frac{\beta_C^G}{3} \\
\text{s. t. } & \sum_{h=1}^H \sum_{t=1}^T \sum_{n=1}^N \lambda_n^t X_{n,k}^t \leq (1 - \beta_X^C)(1 - \beta_X^I)(1 - \beta_X^G) X \\
& \sum_{h=1}^H \sum_{t=1}^T \sum_{n=1}^N \lambda_n^t Y_n^t \geq (1 + \beta_Y^C)(1 + \beta_Y^I)(1 + \beta_Y^G) Y \\
& \sum_{h=1}^H \sum_{t=1}^T \sum_{n=1}^N \lambda_n^t C_n^t = (1 - \beta_C^C)(1 - \beta_C^I)(1 - \beta_C^G) C \\
& \lambda_n^t \geq 0, t = 1, 2, \dots, T, Tn = 1, 2, \dots, N^h, h = 1, 2, \dots, H \\
& \beta_Y^G \geq 0, 0 \leq \beta_X^G, \beta_C^G < 1
\end{aligned} \tag{13}$$

全局全要素碳排放效率(MTCEI) 可表示为:

$$MTCEI = \frac{(1 - \beta_C^C)(1 - \beta_C^I)(1 - \beta_C^G)}{(1 + \beta_Y^C)(1 + \beta_Y^I)(1 + \beta_Y^G)} \tag{14}$$

其中 $MTCEI \in [0, 1]$, 数值越大说明全局全要素碳排放效率越高.

根据 Cheng 等^[23] 研究 $GTCEI$ 可分解为式(15):

$$MTCEI = CTCEI \times \frac{ITCEI}{CTCEI} \times \frac{GTCEI}{ITCEI} = TE \times BPR \times TGR$$

(15)

其中: TE 表示当期技术效率; $BPR \in [0, 1]$, 表示组内技术效率差异水平, 数值越大组内技术效率差异越小, 否则越大; $TGR \in [0, 1]$, 表示各组之间技术效率差异水平, 数值越大组间技术效率差异越小, 否则越大.

测度农业碳排放效率需要用到预期产出、非预期产出和投入变量.

农业产出: 学界将产出划分为预期产出(Y) 和非预期产出(C). 预期产出(Y): 本文以第一产业总产值来衡量产出, 并采用 1999 年第一产业产值价格指数进行平减. 非预期产出(C): 非预期产出主要是来自机械、化肥、农药、农膜、播种和灌溉带来的碳排放, 具体测算过程部分参考杨秀玉等^[21]、Kuang 等^[26]、Guo 等^[38]、金绍荣等^[39] 研究:

$$C = \sum_i^k T_i \cdot \delta_i$$

(16)

其中, C 、 k 分别表示农业碳排放总量与碳源数量, T_i 、 δ_i 分别表示第 i 个碳源的使用量和碳排放系数. 农业碳排放源主要涉及机械、化肥、农药、农膜、播种和灌溉^①, 其碳排放相关系数分别为: 0.18 kg/kw、0.895 6 kg/kg、4.934 1 kg/kg、5.18 kg/kg、312.6 kg/hm²、25 kg/hm².

投入变量: 劳动投入(N), 本文以第一产业就业人数作为劳动力投入; 土地投入(L), 为反映复种、套种、补种、改种和移植作物等情况, 本文用农作物总播种面积表示; 机械投入(M), 本文以农机总动力来表示; 化肥投入(F), 本文以每年实际用于农业生产的化肥施用量的折纯量表示化肥投入, 包括氮肥、磷肥、钾肥和复合肥.

2.2.2 驱动因素

本文探讨的驱动因素主要包括: 规模经营($SCMA$)、城镇化率($URBR$)、财政支农($FSAR$)、经济发展水平($PGDP$)、森林覆盖率($AFFR$)和农业科技投入($TRLR$).

① 规模经营($SCMA$): 相关研究表明, 农业规模经营有利于农业产业结构优化、分工细化和生产专业化. 随着农业分工细化和生产专业化, 专业化、规模化大户有意愿与能力采用清洁、精细化的农业生产设备代替传统高排放、高污染的农业生产设备, 从而促进了新一轮农业绿色技术代替传统的农业技术^[40], 减少农业碳排放^[41]. 基于此, 以播种面积与农业就业人数之比表示.

② 城镇化率($URBR$): 一方面, 农村人口转移将会缓解农村紧张的人地关系, 有利于农业全要素生产率提升. 另一方面, 农村人口转移只是中国城镇化的一种结果, 而城市建设对农业用地的侵占会导致农民为在有限的土地上提高粮食产量, 施用大量的化肥, 从而增加农业碳排放, 这里以市级城镇人口与总人口之比来表示.

③ 财政支农($FSAR$): 由于易受到天气、温度、病虫等的影响, 农业具有天然的弱质性, 需要依靠一定的政府财政支持才能够促使农业生产低碳转型. 相关研究表明, 财政支持政策对农业经济增长方式有一定的推动作用^[42], 不仅对农业碳排放总量具有显著的直接抑制作用^[43-44], 而且可通过促进农业技术进步而抑制农业碳排放^[45]. 基于此, 这里以财政支农与市级总预算支出之比来表示财政支农力度.

④ 经济发展水平($PGDP$): 现有研究一般采用人均 GDP 来表示地区经济发展水平, 并形成了两种相

① 考虑到地级市层面的农用燃料(柴油)数据缺失严重, 因此本文主要参考 Kuang 等^[26] 的研究, 在测算碳排放总量时并未包含柴油.

反的观点:一是认为更高的经济发展水平有利于获得农业生产要素和先进的农业技术,改善农业生产条件,进而实现农业绿色低碳发展^[14];另一种观点认为,长期以来中国经济主要是高消耗、高污染、高排放的粗放式发展模式,虽然实现了快速的经济增长,GDP 总量也跃居全球第二,但这种粗放式发展模式也使得中国成为世界碳排放较多的国家之一。基于此,这里以城市 GDP 与总人口之比表示。

⑤ 森林覆盖率(*AFFR*):作为陆地生态系统主体,森林是庞大的碳库,具有强大的固碳增汇功能,在应对气候变化中发挥着重要作用。然而,值得注意的是,幼、中龄林的固碳速率相对较快,成熟以及过熟林由于生长速率下降,对碳的吸收和释放基本平衡,而且已有的成熟森林往往只有固碳的功能,对于降低二氧化碳浓度的作用有限。只有再造林、恢复森林植被等活动,才能更多地吸收碳,降低二氧化碳含量。基于此,以造林总面积与各省份行政面积之比来表示森林覆盖率。

⑥ 农业科技投入(*TRLR*):科技作为第一生产力,是推动农业发展的主要动力^[46],同时也是解决环境问题的关键要素。在技术研发和推广过程中科技人员是核心要素。然而,长期以来,面向中国农村的农业科技推广体制长期处于积弱不振的境况,农业科研与科技成果转化推广存在严重脱节,从而使得农业技术效率改善远低于技术进步^[39, 47],加之基层农业科技人员流失严重,致使农村基层科技推广网络“线断、网破、人散”,农业一线科技人才匮乏,科技推广力量羸弱^[48]。相关研究表明,向农村增加农业科技人员部署,对粮食增产、农民增收、农业稳定发挥了重要作用,同时也有利于指导农户采用更加低碳环保的农资、农技^[49]。基于此,本文以农业科技人员与总事业单位科技人员之比来表示农业科技投入。

2.3 数据来源

本文采用 1999—2021 年 269 个城市平衡面板数据。考虑到部分城市数据存在缺失问题,为保证数据连贯性,本文采用以下方法补齐:

第一,将县域层面的数据加总成市级数据;第二,采用线性拟合的方法补齐;第三,根据城市与省级层面的比值,将省级层面的数据分解到城市层面;第四,剔除仍然存在缺失值的样本。此外,由于 DEA 方法对异常数据较为敏感,需对数据进行前后 1% 缩尾处理。原始数据来源于《中国统计年鉴》《中国城市统计年鉴》《中国科技统计年鉴》《中国农业年鉴》和各省份的统计年鉴,所有数据均可在 EPS 数据库(<https://www.epsnet.com.cn/index.html>)获得。表 1 为变量的描述性统计。

表 1 描述性统计

Statistic	Obs.	Mean	St. Dev.	Min	Median	Max
Y	6 187	121.406	92.851	3.481	97.909	427.649
C	6 187	38.281	33.187	0.754	28.726	166.797
N	6 187	90.091	73.479	1.010	73.940	375.076
L	6 187	46.481	36.882	0.388	38.149	180.267
M	6 187	265.286	255.079	6.065	186.000	1 303.318
F	6 187	20.251	23.154	0.374	12.236	127.527
URBR	6 187	0.437	0.207	0.055	0.431	0.915
PGDP	6 187	0.759	0.498	0.181	0.602	2.624
SCMA	6 187	0.675	0.854	0.066	0.497	7.713
FSAR	6 187	0.123	0.081	0.007	0.111	0.493
AFFR	6 187	0.021	0.039	0.001	0.013	0.366
TRLR	6 187	0.036	0.014	0.009	0.033	0.074

3 实证结果与分析

3.1 农业碳排放效率测算结果

基于上述方法和数据对农业碳排放效率进行测度,结果表明当期全要素碳排放效率($CTCEI$)、跨期全要素碳排放效率($ITCEI$)和全局全要素碳排放效率($MTCEI$)的均值存在较大差距,分别为 0.662 2, 0.258 2 和 0.060 2,这表明如果忽视各省间的异质性,将会高估农业碳排放绩效.从各省内部和各省间的碳排放效率差异来看,各省间的效率差异高于各省内部的效率差异,各省内部碳排放效率(BPR)和各省之间碳排放效率(TGR)均值分别为 0.438 1 和 0.298 3.

图 1 为 1999—2021 年农业碳排放效率及其分解项的变化趋势,其中 a 图为 $CTCEI$ 、 $ITCEI$ 和 $MTCEI$, b 图为 BPR 和 TGR . 由图 1a 可知, $CTCEI$ 、 $ITCEI$ 和 $MTCEI$ 差异明显, $CTCEI$ 远高于 $ITCEI$ 和 $MTCEI$, 并且具有下降趋势,表明各省内部各城市农业当期碳排放效率呈下降趋势. $ITCEI$ 和 $MTCEI$ 则表现为波动状态,无明显的下降或上升趋势. 由图 1b 可知, BPR 总体趋势并不明显,而 TGR 则表现为上升的趋势,这表明明各省间的碳排放效率差距逐年缩小.

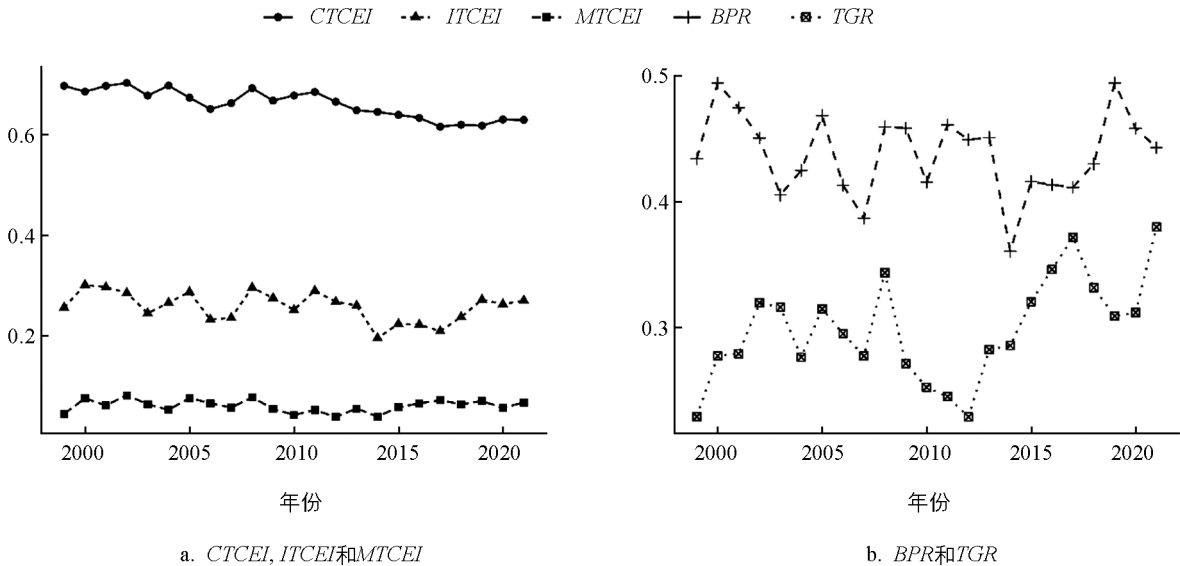


图 1 1999—2021 年平均碳排放效率及其分解

由表 2 可知, $ITCEI$ 依次沿着西部、东部、中部和东北递减,分别为 0.307 1, 0.257 8, 0.251 3 和 0.158 4,表明西部地区跨期全要素碳排放效率最高,而东北地区最低.原因主要来自两个方面:一方面,西部大部分地区因地质、气候、历史等因素的影响大多为牧业,而本文主要考察种植业,没有包括牧业带来的碳排放,低估了西部非预期产出,造成西部 $ITCEI$ 偏高;另一方面,东北地区作为粮食主产区,承担着保障中国粮食安全重任,土地开垦、化学农资和机械使用均服务于粮食增产这个主要甚至唯一目标,忽略了农业粗放式生产方式对生态环境的影响,造成碳排放效率较低的局面.从各省份情况来看,西部地区 $ITCEI$ 最高的是宁夏(0.439 9),中部地区最高的是江西(0.420 7),东部地区最高的是海南(0.367 0),东北地区最高的是黑龙江(0.320 8).

$MTCEI$ 呈现东部、中部、西部和东北递减的特征,分别为 0.062 7, 0.061 3, 0.060 7 和 0.048 2,远小于 $ITCEI$.这主要是因为, $MTCEI$ 的技术前沿面基于样本期间所有样本组数据构建而成,表示各城市与整体所能利用的最佳技术的距离,而 $ITCEI$ 仅表示各城市与各省最佳技术的距离.从当期技术效率 TE 的比较来看,西部最高(0.728 8)、中部次之(0.717 0)、东部再次(0.599 3)、东北最低(0.544 0),表明西部

省份各城市均能较多运用本省内部最先进的绿色低碳技术. 从 BPR 比较来看, 东部最大为 0.498 4、西部次之为 0.464 0、中部再次为 0.379 3、东北最低仅为 0.348 5, 表明东部各省内部碳排放效率差异最小、西部次之、中部再次、东北最大. 从 TGR 的比较来看, 东北最高为 0.583 5、东部次之为 0.339 8、中部再次为 0.236 9、西部最小仅为 0.199 8, 表明东北各省之间碳排放效率差异最小、东部次之、中部再次、西部最大, 这主要是因为东部各省间的经济、气候、农业耕作方式等相似性更高.

表 2 1999—2021 年中国 22 个省份及 4 大地区年均农业碳排放效率

地区	$ITCEI$	$MTCEI$	TE	BPR	TGR
山东	0.281 4	0.066 5	0.647 6	0.474 2	0.217 8
广东	0.159 5	0.083 9	0.295 6	0.706 8	0.556 8
广西	0.322 5	0.086 6	0.667 7	0.530 9	0.289 3
江苏	0.303 5	0.044 2	0.641 7	0.517 6	0.150 1
河北	0.267 2	0.039 4	0.717 4	0.402 2	0.131 2
浙江	0.067 4	0.059 8	0.544 5	0.194 2	0.970 9
海南	0.367 0	0.058 3	0.695 8	0.579 5	0.167 1
东部	0.257 8	0.062 7	0.599 3	0.498 4	0.339 8
吉林	0.242 1	0.053 4	0.411 9	0.673 2	0.226 8
辽宁	0.040 9	0.030 9	0.544 0	0.089 6	0.917 5
黑龙江	0.320 8	0.081 5	0.720 2	0.519 7	0.279 8
东北	0.158 4	0.048 2	0.544 0	0.348 5	0.583 5
内蒙古	0.212 1	0.051 6	0.554 7	0.453 3	0.242 7
安徽	0.243 5	0.074 4	0.746 2	0.333 2	0.297 9
江西	0.420 7	0.121 5	0.781 4	0.559 7	0.335 7
河南	0.164 2	0.046 7	0.737 6	0.234 6	0.241 5
湖北	0.285 5	0.043 8	0.658 2	0.484 7	0.149 6
湖南	0.228 6	0.043 5	0.798 5	0.295 8	0.175 2
中部	0.251 3	0.061 3	0.717 0	0.379 3	0.236 9
云南	0.263 6	0.046 2	0.695 9	0.410 9	0.166 0
四川	0.316 3	0.055 6	0.729 7	0.468 3	0.172 2
宁夏	0.439 9	0.045 6	0.875 0	0.524 8	0.093 1
甘肃	0.264 1	0.069 3	0.528 0	0.590 0	0.221 2
贵州	0.315 9	0.134 7	0.860 3	0.381 8	0.479 9
陕西	0.350 7	0.022 1	0.843 9	0.439 8	0.068 6
西部	0.307 1	0.060 7	0.728 8	0.464 0	0.199 8

3.2 基准回归结果分析

3.2.1 空间自相关检验

学界一般采用 $Moran's I$ 指数来检验单变量空间自相关性. 根据 Anselin 等^[50]、You 等^[51] 的观点, $Moran's I$ 指数为正且显著, 表明样本地区间存在空间聚类; 而 $Moran's I$ 指数显著为负, 表明样本地区间存在空间离散性.

表 3 为 1999—2021 年中国 269 个城市 $MTCEI$ 、 TE 、 BPR 和 TGR 的空间自相关检验结果. 由第二列可知, 所有因变量的 $Moran's I$ 指数在 1% 的显著性水平上均显著为正, 表明本地区与周边地区的农业碳排放效率存在正相关关系.

表 3 269 个城市 $Moran's I$ 指数

Variable	$Moran's I$	$Expectation$	SD	$z-value$
$MTCEI$	0.045 0***	-0.000 162	0.001 645	27.367 219
TE	0.043 9***	-0.000 162	0.001 648	26.658 560
BPR	0.095 5***	-0.000 162	0.001 648	57.952 022
TGR	0.096 9***	-0.000 162	0.001 648	58.808 047

注: ***、**、* 分别表示在 1%、5% 和 10% 水平上差异具有统计学意义. 下同!

$Moran's I$ 指数仅描述了空间自相关的平均水平. 如果一些地区存在正向空间自相关, 而另一些地区存在负向空间自相关, 那么二者将会相互抵消, 最终使得 $Moran's I$ 指数会被低估. 为此, 本文采用 Moran 散点图进一步刻画每个地区间的空间自相关性. 由图 2 可知, 大部分地区主要集聚在第一和第三象限, 表明因变量存在高一高和低一低集聚, 与前述区域间存在显著的空间自相关性这一结果相一致.

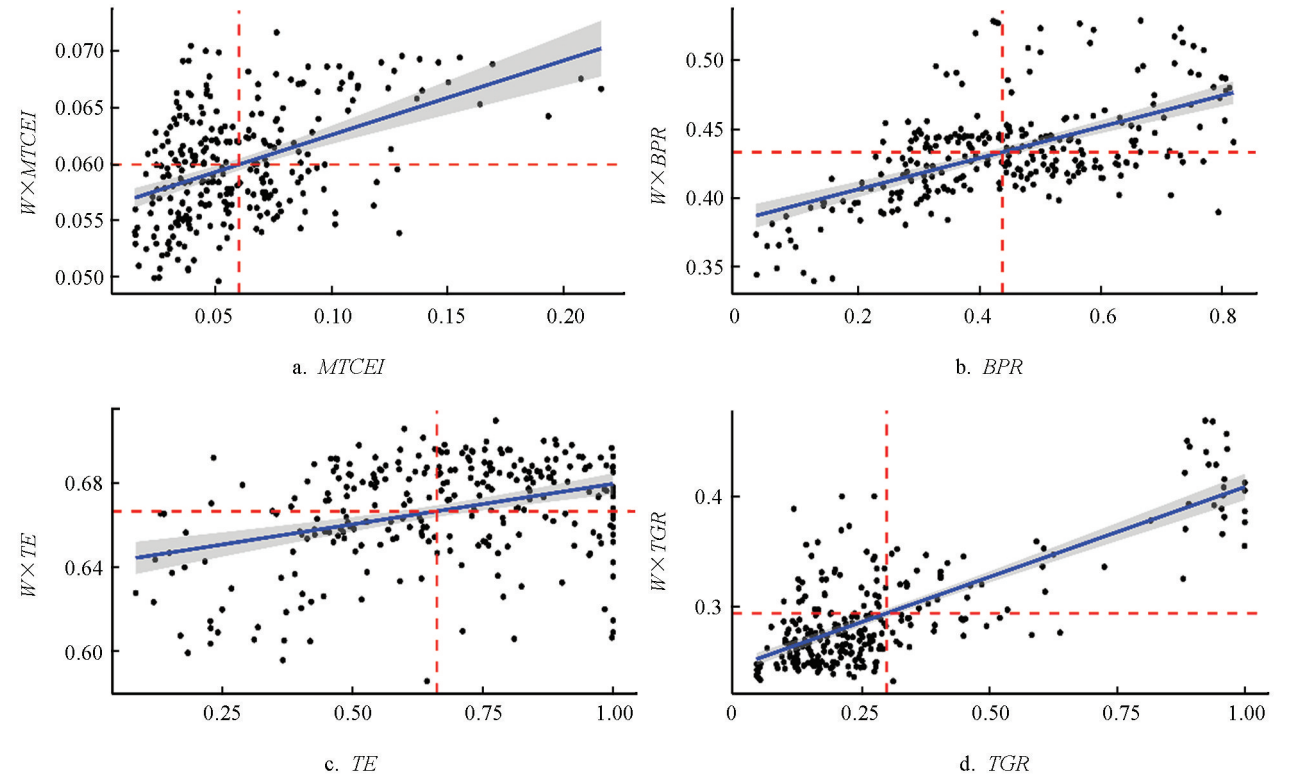


图 2 1999—2021 年 269 个城市 $MTCEI$ 及其分项指标的全局 Moran 散点分布

3.2.2 空间模型识别检验

为了确定模型固定效应形式, 本文根据 Li 等^[52] 研究进行 LR 检验. 由表 4 所知, 空间固定效应和时间固定效应在 1% 的显著性水平上均显著. 然而, 从统计量大小来看, 空间固定效应统计量无疑更大. 因此, 出于使得实证结果更加稳健考虑, 在后续实证中本文采用空间固定效应模型. 此外, Hausman test 检验的统计量均在 1% 的水平上显著, 表明应该采用固定效应模型.

表 4 空间和时间固定效应检验结果

Test statistics	<i>MTCEI</i>	<i>TE</i>	<i>BPR</i>	<i>TGR</i>
Hausman test	66.986***	54.706***	13.709*	20.586***
Spatial fixed effect LR-test	675.684***	6 977.031***	2 692.292***	3 191.094***
Time fixed effect LR-test	86.833***	1 253.627***	191.700***	372.341***

为了进一步确定 SEM、SAR 和 SAREM 哪种模型更适宜,需要进行(robust)LM lag 和(robust)LM error 检验.表 5 为基于无固定效应、空间固定效应、时间固定效应和时空双向固定效应的回归结果进行的统计检验.由结果可知,空间固定效应的 LMLAG、R-LMLAG、LMERROR 和 R-LMERROR 对空间面板模型的支持效力要高于时间固定效应和时空固定效应,进一步表明采用空间固定效应模型具有合理性.此外,从 *MTCEI*、*TE*、*BPR* 和 *TGR* 的具体检验结果来看,*MTCEI* 和 *TGR* 仅通过了 LMLAG 和 LMERROR 检验,意味着这两个因变量选择哪种模型形式需要根据后续 LR 和 Wald 检验来确定.*TE* 和 *BPR* 均通过了所有检验,表明这两个因变量应该采用 SAREM 模型形式.

表 5 空间滞后形式检验结果

Effect	Variable	LMLAG	R-LMLAG	LMERROR	R-LMERROR
无固定效应	<i>MTCEI</i>	76.435***	10.688***	72.255***	6.508**
	<i>TE</i>	22.941***	57.743***	57.677***	92.478***
	<i>BPR</i>	37.958***	1.662	50.013***	13.717***
	<i>TGR</i>	67.769***	0.686	78.409***	11.326***
空间固定效应	<i>MTCEI</i>	80.721***	0.162	82.916***	2.357
	<i>TE</i>	121.494***	106.776***	65.580***	50.861***
	<i>BPR</i>	147.915***	0.287	159.023***	11.396***
	<i>TGR</i>	146.046***	0.263	147.199***	1.415
时间固定效应	<i>MTCEI</i>	1.974	0.285	1.926	0.237
	<i>TE</i>	10.218***	0.027	10.309***	0.118
	<i>BPR</i>	0.000	0.115	0.001	0.116
	<i>TGR</i>	1.600	1.312	1.251	0.963
时空固定效应	<i>MTCEI</i>	2.471	0.082	2.515	0.126
	<i>TE</i>	16.746***	1.714	18.043***	3.011*
	<i>BPR</i>	2.139	0.124	2.207	0.192
	<i>TGR</i>	0.442	0.085	0.463	0.107

在上述检验的基础上,还需要根据 LR 和 Wald 检验确定是否应该采用 SDM 模型.由表 6 可知,*MTCEI* 和 *TGR* 仅在 LR spatial error 的统计上显著,结合表 5 的检验结果,意味着应采用包含空间误差项的空间杜宾模型,而 *TE* 和 *BPR* 的 LR 和 Wald 检验均拒绝 $H_0: \theta=0$ 的假设,表明本文应该采用包含空间滞后和空间误差项的 SDM 模型.

表 6 空间杜宾模型适用性检验结果

Test statistics	<i>MTCEI</i>	<i>TE</i>	<i>BPR</i>	<i>TGR</i>
Wald spatial lag	9.900	35.673***	44.301***	9.034
LR spatial lag	9.892	35.545***	44.143***	9.027
Wald spatial error	9.876	34.254***	44.346***	9.078
LR spatial error	68.089***	439.578***	191.292***	191.292***

3.2.3 基准模型回归结果分析

表 7 为基准回归结果. 其中(1)和(4)为包含空间误差项的 SDM 模型回归结果,(2)和(3)为包含空间滞后项和空间误差项的 SDM 模型回归结果.

表 7 基准回归结果

Variable	(1)	(2)	(3)	(4)
	<i>MTCEI</i>	<i>TE</i>	<i>BPR</i>	<i>TGR</i>
<i>SCMA</i>	0.005** (0.002)	0.008*** (0.003)	0.000(0.005)	0.020*** (0.006)
<i>URBR</i>	−0.053*** (0.014)	−0.027(0.020)	−0.059* (0.031)	−0.152*** (0.037)
<i>PGDP</i>	−0.002(0.009)	0.088*** (0.013)	−0.07*** (0.020)	0.037(0.024)
<i>FSAR</i>	0.005(0.023)	0.159*** (0.034)	−0.227*** (0.053)	0.123** (0.062)
<i>AFFR</i>	−0.063(0.119)	−0.614*** (0.146)	−0.276(0.282)	0.868*** (0.322)
<i>TRLR</i>	0.425(0.490)	5.003*** (0.643)	−3.630*** (1.128)	−0.872(1.320)
$W_1 \cdot SCMA$	0.023** (0.011)	−0.002(0.007)	0.148*** (0.031)	0.027(0.029)
$W_1 \cdot URBR$	−0.027(0.053)	−0.246*** (0.061)	−0.471*** (0.133)	0.083(0.144)
$W_1 \cdot PGDP$	−0.014(0.041)	0.056(0.039)	0.202* (0.109)	−0.062(0.111)
$W_1 \cdot FSAR$	−0.062(0.079)	−0.230*** (0.063)	0.347(0.216)	−0.048(0.213)
$W_1 \cdot AFFR$	0.192(0.246)	0.932*** (0.259)	0.345(0.605)	−1.506** (0.664)
$W_1 \cdot TRLR$	−1.564(2.029)	−9.029*** (2.169)	0.015(4.801)	−0.943(5.476)
λ		0.602*** (0.075)	−0.259(0.217)	
ρ	0.457*** (0.065)	−1.042*** (0.214)	0.640*** (0.095)	0.466*** (0.064)
R^2	0.109	0.709	0.379	0.441
N	6 187	6 187	6 187	6 187

由结果可知,在(1)、(2)和(3)中 *SCMA* 的系数显著为正,表明土地规模经营不仅可以直接提高全局农业碳排放效率,而且可以提高农业当期碳排放效率和缩小各省间的效率差异来间接提高全局农业碳排放效率. *URBR* 对 *MTCEI* 具有显著的负向影响,并且在(3)和(4)中的系数也显著为负,意味着城镇化主要通过扩大各省内部和各省间的碳排放效率差异来降低全局农业碳排放效率. *PGDP*、*FSAR*、*AFFR* 和 *TRLR* 4 个变量均无法直接对 *MTCEI* 产生显著的影响,但可通过 *MTCEI* 的分解项对其产生间接影响. 其中 *PGDP* 可提高当期农业碳排放效率,但也会加剧各省内部碳排放效率差异,类似的变量还有 *TRLR* 变量. 而 *AFFR* 则会降低当期农业碳排放效率,但可缩小各省间的农业碳排放效率. 比较特殊的是, *FSAR* 在(2)和(4)中的系数显著为正,意味着财政支农不仅可以提高当期农业碳排放效率,而且还可以缩小各省间的效率差异,有利于各省农业均衡发展. 然而,在(3)中, *FSAR* 的系数显著为负,表明财政支农将会显著加大各省内部的农业碳排放效率差异.

此外,在表 7 中还包含了各因素与空间权重矩阵的交互性($W_1 \times X$),但考虑到回归系数包含了反馈效应,即本地区对周边地区的影响,周边地区又反向对本地区产生影响. 因此,要考察各因素本地区影响的

边际效应如何, 还需后续进行效应分解.

3.2.4 空间效应分解结果分析

SDM 模型的系数并不能直接反映解释变量对因变量影响的边际效应^[52], 需要将系数进一步分解为直接效应、间接效应和总效应. 其中, 直接效应表示本地区自变量变化对本地区的净影响, 间接效应表示其他地区自变量变化对本地区的影响, 总效应为直接效应和间接效应的加总(表 8).

表 8 效应分解结果

Effect	(1) SCMA	(2) URBR	(3) PGDP	(4) FSAR	(5) AFFR	(6) TRLR
<i>MTCEI</i>						
<i>Direct</i>	0.005***	−0.053***	−0.002	0.005	−0.063	0.425
<i>Indirect</i>	0.023**	−0.027	−0.014	−0.062	0.192	−1.564
<i>Total</i>	0.028***	−0.080*	−0.016	−0.058	0.129	−1.139
<i>TE</i>						
<i>Direct</i>	0.008***	−0.030	0.089***	0.158***	−0.608***	4.948***
<i>Indirect</i>	0.007	−0.657***	0.272**	−0.336**	1.409***	−15.068***
<i>Total</i>	0.015	−0.687***	0.361***	−0.178	0.801**	−10.120*
<i>BPR</i>						
<i>Direct</i>	0.000	−0.058*	−0.070***	−0.228***	−0.276	−3.632***
<i>Indirect</i>	0.118***	−0.363***	0.175*	0.323*	0.331	0.761
<i>Total</i>	0.118***	−0.421***	0.105	0.095	0.055	−2.871
<i>TGR</i>						
<i>Direct</i>	0.020***	−0.152***	0.037	0.123**	0.868***	−0.872
<i>Indirect</i>	0.027	0.083	−0.062	−0.048	−1.506**	−0.943
<i>Total</i>	0.047*	−0.069	−0.025	0.074	−0.638*	−1.815

由表 8 可知, 在(1)中, SCMA 的直接效应、间接效应和总效应均为正, 意味着土地规模经营有利于推动中国农业低碳转型. 这是因为, 扩大土地经营规模不仅有利于农机、农技等技术要素的运用, 从而提升农业生产效率^[10], 而且扩大土地经营规模还能够实现化肥减量化, 从而降低农业碳排放^[53]. 在(2)中, URBR 对 MTCEI、TE 和 BPR 的总效应显著为负. 近年来, 随着农村劳动力大规模向城镇转移, 虽然有利于缓解农村人地矛盾, 但所转移的主要为青壮年劳动力, 这会造成流出地劳动力短缺, 不利于当地农业发展. 并且根据 Hu 等^[10,47]的观点, 劳动与化肥之间存在替代关系, 当劳动力不足时, 农户更倾向于使用化肥来保障粮食产量, 将会造成农业生态环境恶化. 在(3)中, PGDP 对 MTCEI 的影响效应虽然为负, 但并不显著. 相反, PGDP 对 TE 的影响效应为正且在统计上显著, 表明城市经济发展能够通过促进当期农业碳排放效率提升来实现全局农业碳排放效率提高. PGDP 对 BPR 的直接效应显著为负, 经济增长将会加剧本地区与省内其他城市的碳排放效率差异, 但相同省内其他城市经济增长可以缩小碳排放效率差异, 从而导致总效应不显著. 在(4)中, FSAR 对 TE 和 TGR 的直接效应显著为正, 表明财政支农有利于当地碳排放效率提升和缩小各省间的碳排放效率差异, 但对 TE 的间接效应显著为负, 表明其他地区财政支农将会对当地农业碳排放效率产生不利影响. 这可能是因为, 政府财政预算是有限的, 存在不均衡. 与此相反, FSAR 对 BPR 的直接效应显著为负, 但间接效应显著为正, 表明当地财政支农政策将会扩大当地与本省内部的碳排放效率差异, 但其他地区财政支农政策将会缩小这种效率差异. 在(5)中, AFFR 仅对 TE 和 TGR 的影响效应显著, 并且对这两个变量的影响效应呈相反方向. 其中 AFFR 对 TE 的直接效应

为负,但间接效应为正,并且后者大于前者,从而使得总效应为正,表明森林覆盖率有利于当期农业碳排放效率提升,与此相反, $AFFR$ 对 TGR 的总效应显著为负,表明森林覆盖率将会通过加剧各省间的农业碳排放效率差异,从而降低全局农业碳排放效率.在(6)中, $TRLR$ 的直接效应显著为正,但间接效应显著为负,并且后者的系数远大于前者,从而使得总效应也显著为负,表明农业科技投入将会抑制农业碳排放效率提升;此外, $TRLR$ 对 BPR 的直接效应显著为负,表明当地农业科技投入将会加剧本地区与本省内部的农业碳排放效率差异.

由上述结果可知,扩大土地经营规模、促进经济增长、加大财政支农力度和提高森林覆盖率是驱动农业低碳转型的重要因素,其中扩大土地经营规模是主要驱动因子,而城镇化和农业科技投入尚未对农业低碳转型发挥正向支撑作用.

3.3 稳健性检验

考虑到城市数量众多,如果简单使用地理距离权重矩阵,可能会夸大周边地区对当地的影响.为了检验估计结果的稳健性,参考Hu等^[14]、Li等^[52]研究将 W_1 分别替换为地理距离衰减权重矩阵(W_2):

$$W_2 = \begin{cases} \frac{1}{d_{ij}^2} & i \neq j \\ 0 & i = j \end{cases} \tag{17}$$

其中: $\frac{1}{d_{ij}^2}$ 为两地地理距离平方的倒数;当 i 和 j 的地理距离相对较近时,则 W_{ij} 越大,否则越小.

由表9可知,除系数大小有所差异之外,空间权重矩阵的变换并未对各变量的系数方向产生过多影响,表明基准结果是稳健的.基于结果的稳健性考虑,在后续实证中本文主要报告空间距离权重矩阵的结果.

表 9 稳健性检验结果

Effect	(1) <i>SCMA</i>	(2) <i>URBR</i>	(3) <i>PGDP</i>	(4) <i>FSAR</i>	(5) <i>AFFR</i>	(6) <i>TRLR</i>
<i>MTCEI</i>						
<i>Direct</i>	0.004 [*]	−0.047 ^{***}	−0.002	0.002	−0.147	0.560
<i>Indirect</i>	0.015 ^{**}	−0.021	−0.018	−0.024	0.183	−0.929
<i>Total</i>	0.019 ^{***}	−0.068 ^{***}	−0.020	−0.022	0.036	−0.368
<i>TE</i>						
<i>Direct</i>	0.013 ^{***}	−0.025	0.101 ^{***}	0.127 ^{***}	−0.823 ^{***}	5.647 ^{***}
<i>Indirect</i>	−0.015	−0.402 ^{***}	0.004	0.023	0.629 ^{**}	−5.218 [*]
<i>Total</i>	−0.002	−0.427 ^{***}	0.105 ^{**}	0.150 [*]	−0.194	0.429
<i>BPR</i>						
<i>Direct</i>	−0.003	−0.041	−0.074 ^{***}	−0.190 ^{***}	−0.201	−3.79 ^{***}
<i>Indirect</i>	0.042 ^{***}	−0.143 ^{**}	0.094 ^{**}	0.083	0.126	1.497
<i>Total</i>	0.039 ^{***}	−0.184 ^{***}	0.020	−0.106	−0.075	−2.293 ^{**}
<i>TGR</i>						
<i>Direct</i>	0.015 ^{**}	−0.144 ^{***}	0.034	0.106	1.077 ^{**}	−1.006
<i>Indirect</i>	0.034 ^{**}	0.078	−0.027	−0.074	−1.104 ^{**}	−0.041
<i>Total</i>	0.049 ^{***}	−0.066	0.007	0.032	−0.027	−1.047

3.4 异质性检验

经济发展水平、要素市场化程度以及气候等因素的差异,使得中国农业发展具有明显的区域特征.将样本按照东部、中部、西部和东北划分为4个子样本组分别进行回归,结果如表10所示.

表 10 异质性检验结果

Variable	东部			东北			中部			西部		
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)	(11)	(12)
	Direct	Indirect	Total	Direct	Indirect	Total	Direct	Indirect	Total	Direct	Indirect	Total
MTCEI												
SCMA	0.008 *	-0.014	-0.006	0.007	0.016	0.023	0.005	0.015 **	0.021 ***	-0.006	0.019	0.013
URBR	-0.024	0.001	-0.023	0.084	-0.148	-0.065	-0.100 ***	-0.051	-0.150 ***	-0.015	-0.081	-0.097 *
PGDP	0.018	-0.030	-0.012	-0.012	-0.013	-0.026	-0.002	0.015	0.013	-0.035 *	-0.041	-0.075
FSAR	-0.008	0.039	0.031	-0.033	0.417 ***	0.384 ***	0.005	-0.163 **	-0.157 ***	-0.001	0.131	0.129
AFFR	0.097	-0.010	0.087 **	-5.718 *	5.771 *	0.053	-2.039 **	3.591 ***	1.551 ***	-0.439	0.182	-0.257
TRLR	-0.998	1.451	0.453	2.900	-5.511 **	-2.611 **	-0.119	-0.474	-0.593	0.719	1.209	1.927 *
TE												
SCMA	0.042 ***	-0.026	0.016	0.119 ***	0.080	0.200 **	-0.005	-0.014	-0.018 **	0.009	0.010	0.019
URBR	0.024	-0.207 **	-0.183 **	-0.164	-0.164	-0.328 **	0.027	-0.414 ***	-0.386 ***	-0.043	-0.109	-0.151 **
PGDP	0.080 ***	0.033	0.113 ***	0.249 ***	-0.297 ***	-0.047	0.102 ***	-0.008	0.094	0.107 ***	-0.084	0.024
FSAR	0.128 **	-0.108	0.021	0.119	-0.890 **	-0.770 **	0.194 ***	-0.208 **	-0.014	-0.015	0.322 *	0.307 **
AFFR	0.091	-0.371	-0.280 **	-2.345	1.458	-0.887	0.255	-0.243	0.011	-2.518 ***	3.033 ***	0.515
TRLR	17.834 ***	-1.413	16.421 ***	1.228	-2.646	-1.418	3.977 ***	-6.327 ***	-2.350	9.669 ***	-8.082 ***	1.587
BPR												
SCMA	-0.026 **	0.006	-0.019	-0.080 **	0.101	0.021	0.027 ***	0.017	0.045 ***	-0.053 ***	0.037 *	-0.016
URBR	0.065	-0.202 *	-0.137 ***	0.457 **	-0.913 **	-0.456	0.048	-0.158	-0.110 **	-0.069	-0.17 **	-0.240 ***
PGDP	-0.085 **	-0.045	-0.130 ***	-0.182 ***	0.062	-0.121	-0.089 **	0.141 **	0.053	-0.076 *	0.052	-0.024
FSAR	-0.055	0.024	-0.031	0.017	0.977 *	0.994 *	-0.095	-0.085	-0.180 *	0.048	-0.352 **	-0.304 ***
AFFR	-0.435	0.436	0.001	-24.706 ***	24.824 ***	0.118	-5.351 **	1.762	-3.589 ***	2.560 **	-2.076	0.483
TRLR	-13.039 *	4.902	-8.137 ***	-8.225 **	-3.008	-11.233 **	-6.401 ***	3.645	-2.757 ***	3.153	0.286	3.439 **
TGR												
SCMA	0.009	-0.027	-0.018	0.052 *	-0.018	0.033	0.014	0.034 **	0.048 ***	0.028 *	0.034	0.062 ***
URBR	-0.188	0.379 ***	0.191 ***	0.053	0.678 **	0.731 ***	-0.393 ***	0.024	-0.370 ***	0.008	-0.168	-0.160
PGDP	0.077 *	-0.022	0.055	0.064	0.196	0.259 ***	0.044	0.106	0.150 **	-0.082 *	-0.119	-0.201 **
FSAR	0.063	-0.199	-0.137	-0.230	0.125	-0.105	0.092	-0.198	-0.105	-0.176	0.406	0.230
AFFR	1.402 **	-1.283 **	0.119	-2.272	5.197	2.925	2.394	1.781	4.175 ***	-0.581	-0.467	-1.048 **
TRLR	-6.142	8.873	2.732	9.496 **	-7.272	2.223	-2.007	2.609	0.602	-7.091	6.302	-0.789

MTCEI 的影响因素来看。就东部地区而言，SCMA 和 AFFR 均能促进当地全局农业碳排放效率提升，但 SCMA 主要表现为直接效应，而 AFFR 主要表现为总效应。类似地，就中部地区而言，SCMA 和 AFFR 也均是促进 MTCEI 提升的主要动力，但 URBR、PGDP 和 FSAR 3 个指标对当地农业碳排放效率具有显著的抑制作用。与东部和中部地区不同的是，SCMA 并未对东北和西部地区全局农业碳排放效率产生显著的影响，但 FSAR 对东北地区的间接效应和总效应均显著为正，在西部地区 TRLR 的总效应显著为正，意味着提高东北地区 MTCEI 需要更多地依靠财政支农投入，而西部地区 MTCEI 则需要依靠增加科技投入。

从分项指标的影响因素来看。在东部地区，SCMA、PGDP 和 TRLR 虽能够促进东部地区城市当期

农业碳排放效率提升,但同时也会加剧本省内部碳排放效率差异;与此相反,URBR 虽然不利于 TE 提高,加剧本省内部碳排放效率差异,但可缩小本省与其他省间的碳排放效率差异.在东北地区,SCMA 对 TE 、 BPR 和 TGR 的总效应均为正,但仅在 TE 中显著,表明土地规模经营主要促进了当期碳排放效率提升,而无法缩小各省内部和各省间的碳排放效率差异;URBR 和 $FSAR$ 对 TE 的总效应为负,表明城镇化和财政支农均无法促进当期碳排放效率提升;URBR 和 $PGDP$ 对 TGR 的总效应显著为正, $FSAR$ 对 BPR 的总效应显著为正,表明城镇化、经济增长和财政支农具有缩小碳排放效率区域差异的功效.在中部地区,SCMA 对 TE 的总效应显著为负,意味着中部地区土地规模经营将会降低当地技术效率;但同时,SCMA 对 BPR 和 TGR 的总效应显著为正,表明土地规模经营将会缩小本省内部和各省间的碳排放效率差异,并且 SCMA 的系数远高于 SCMA 对 TE 的总效应系数.值得注意的是, $PGDP$ 和 $AFFR$ 两个指标对 TE 和 BPR 虽没有发挥正向促进作用,但对 TGR 的总效应显著为正,并且这种正向作用强度远高于对 BPR 的负向效应,表明 $PGDP$ 和 $AFFR$ 仍然可以作为驱动中部农业低碳转型的主要动力.在西部地区,SCMA 虽无法促进 TE 和 BPR 提升,但对 TGR 的总效应显著为正,表明可通过扩大土地经营规模来缩小西部地区各省间的碳排放效率差异; $FSAR$ 对 TE 的总效应显著为正,但对 BPR 的总效应显著为负,表明 $FSAR$ 虽能提高当地农业技术效率,但也会加剧本省内部碳排放效率差异; $TRLR$ 对 BPR 的总效应显著为正,表明增加西部地区科技投入将有利于缩小各省内部碳排放效率差异,促进各省内部均衡发展.

综上所述,东部和西部农业低碳转型的驱动力主要是 SCMA 和 $TRLR$ 两个因素,东北主要是 SCMA 和 $PGDP$ 两个驱动因素,中部主要是 SCMA、 $PGDP$ 和 $AFFR$ 3 个因素驱动.由此也表明,扩大土地经营规模是驱动各地区农业低碳转型的公因子.

4 研究结论与政策启示

本文基于 1999—2021 年中国 269 个城市的平衡面板数据,采用 Meta-frontier DEA 方法测度中国农业碳排放效率,并在此基础上采用空间面板模型实证检验中国农业碳排放效率的影响因素,最终得到如下主要结论:第一,中国农业全局碳排放效率远低于当期和跨期碳排放效率,主要是因为各省内部和各省之间碳排放效率存在较大的差异,同时也表明如果忽视各省内部和各省间的异质性,将会高估农业低碳发展绩效.分区域来看,农业碳排放效率呈现东部、中部、西部和东北递减的特征.此外,农业碳排放效率及其分解项存在高一高和低一低的正向空间自相关性.第二,基准回归结果表明,扩大土地经营规模、促进经济增长、加大财政支农力度和提高森林覆盖率是驱动农业低碳转型的重要因素,其中扩大土地经营规模是主要驱动因子,而城镇化和农业科技投入尚未对农业低碳转型发挥正向支撑作用,并且通过了稳健性检验.第三,异质性检验结果,东部和西部农业低碳转型的驱动力主要是扩大土地经营规模和加大农业科技投入,东北农业低碳转型主要依靠扩大土地规模经营和经济增长,中部农业低碳转型的驱动力主要依靠扩大土地经营规模、促进经济增长和增加森林覆盖率.此外,值得注意的是,城镇化和财政支农并未对农业低碳转型提供助力,甚至可能抑制区域碳排放效率提升.

上述研究结论蕴含着相应的政策启示:一是转变农业粗放经营模式,提升农业投入利用效率.一方面,应转变以往高投入、高污染、高排放的粗放式农业生产经营观念,增强效率优先、绿水青山就是金山银山的可持续发展理念;另一方面,应注重对资源节约、绿色环保技术的研发和推广应用,如采用滴灌技术高效利用水资源、测土配方技术实现化肥减量化、电气技术改造传统农用机械以及研发可降解农膜,实现农业增长和碳减排双重目标.二是加快推进土地流转集中,实现农业适度规模经营.土地适度规模经营不仅

有利于农业增产、农民增收,同时也有利于发挥规模优势充分利用科技要素和高效利用资源要素,最终有利于农业碳排放效率提升。一方面,加大对农村青壮年劳动力从事二三产业的培训力度,使得这部分劳动力有脱离农业生产的意愿和能力,从而为土地流转集中提供保障;另一方面,由村委会牵头,引入外部资本,实现村民变股民,按照资金、土地资源、劳动力、管理等多种形式参与分红,激励村民将闲置的土地流转集中。三是建立健全区域减碳固碳合作机制,实现区域农业低碳协调发展。应该完善减碳固碳补偿机制,在财政上补偿农户因休耕、退耕还林还草等绿色固碳行为所带来的成本或损失。首先,建立生态固碳补偿的评价与考核机制,根据生态功能类型和重要性实施精准考核,形成绩效管理与考核奖惩并行;其次,中央政府督促各地方政府加大对农业减碳固碳专项资金的投入;最后,设立专项委员会,负责区域地方政府间的利益协调和补偿。

参考文献:

- [1] 金书秦,林煜,牛坤玉. 以低碳带动农业绿色转型:中国农业碳排放特征及其减排路径 [J]. 改革, 2021(5): 29-37.
- [2] CHENG K, YAN M, NAYAK D, et al. Carbon Footprint of Crop Production in China: An Analysis of National Statistics Data [J]. The Journal of Agricultural Science, 2015, 153(3): 422-431.
- [3] DOGAN E, SEBRI M, TURKEKUL B. Exploring the Relationship between Agricultural Electricity Consumption and Output: New Evidence from Turkish Regional Data [J]. Energy Policy, 2016, 95: 370-377.
- [4] LUO Y S, LONG X L, WU C, et al. Decoupling CO₂ Emissions from Economic Growth in Agricultural Sector across 30 Chinese Provinces from 1997 to 2014 [J]. Journal of Cleaner Production, 2017, 159: 220-228.
- [5] NORSE D. Low Carbon Agriculture: Objectives and Policy Pathways [J]. Environmental Development, 2012, 1(1): 25-39.
- [6] 黄杰,孙自敏. 中国种植业碳生产率的区域差异及分布动态演进 [J]. 农业技术经济, 2022(7): 109-127.
- [7] 吴贤荣,张俊飏,朱烨,等. 中国省域低碳农业绩效评估及边际减排成本分析 [J]. 中国人口·资源与环境, 2014, 24(10): 57-63.
- [8] 郭海红,盖凌云. 山东省农业绿色低碳转型评价及驱动因素分析 [J]. 中国生态农业学报(中英文), 2024, 32(2): 240-251.
- [9] 张俊飏,何可. “双碳”目标下的农业低碳发展研究:现状、误区与前瞻 [J]. 农业经济问题, 2022, 43(9): 35-46.
- [10] HU J F, WANG Z, HUANG Q H. Factor Allocation Structure and Green-Biased Technological Progress in Chinese Agriculture [J]. Economic Research-Ekonomska Istraživanja, 2021, 34(1): 2034-2058.
- [11] 龚斌磊. 中国农业技术扩散与生产率区域差距 [J]. 经济研究, 2022, 57(11): 102-120.
- [12] 杨骞,王珏,李超,等. 中国农业绿色全要素生产率的空间分异及其驱动因素 [J]. 数量经济技术经济研究, 2019, 36(10): 21-37.
- [13] 吕娜,朱立志. 中国农业环境技术效率与绿色全要素生产率增长研究 [J]. 农业技术经济, 2019(4): 95-103.
- [14] HU J F, ZHANG X F, WANG T T. Spatial Spillover Effects of Resource Misallocation on the Green Total Factor Productivity in Chinese Agriculture [J]. International Journal of Environmental Research and Public Health, 2022, 19(23): 15718.
- [15] WANG X Z, WANG S, ZHANG X X. Heterogeneity and Influence Factors of Carbon Productivity: Evidence from Chinese Manufacturing Enterprises [J]. Journal of Cleaner Production, 2023, 404: 136938.
- [16] SONG T, DIAN J, CHEN H W. Can Smart City Construction Improve Carbon Productivity? — A Quasi-Natural Experiment Based on China's Smart City Pilot [J]. Sustainable Cities and Society, 2023, 92: 104478.
- [17] HU X C, LIU C L. Carbon Productivity: A Case Study in the Australian Construction Industry [J]. Journal of Cleaner

Production, 2016, 112: 2354-2362.

- [18] 程琳琳, 张俊飏, 田云, 等. 中国省域农业碳生产率的空间分异特征及依赖效应 [J]. 资源科学, 2016, 38(2): 276-289.
- [19] 伍国勇, 孙小钧, 于福波, 等. 中国种植业碳生产率空间关联格局及影响因素分析 [J]. 中国人口·资源与环境, 2020, 30(5): 46-57.
- [20] XIONG C H, WANG G L, XU L T. Spatial Differentiation Identification of Influencing Factors of Agricultural Carbon Productivity at City Level in Taihu Lake Basin, China [J]. The Science of the Total Environment, 2021, 800: 149610.
- [21] 杨秀玉, 乔翠霞. 农业产业集聚对农业碳生产率的空间溢出效应——基于财政分权的调节作用 [J]. 中国人口·资源与环境, 2023, 33(2): 92-101.
- [22] JARAITĖ J, DI MARIA C. Efficiency, Productivity and Environmental Policy: A Case Study of Power Generation in the EU [J]. Energy Economics, 2012, 34(5): 1557-1568.
- [23] CHENG Z H, LI L S, LIU J, et al. Total-Factor Carbon Emission Efficiency of China's Provincial Industrial Sector and Its Dynamic Evolution [J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2018, 94: 330-339.
- [24] 葛鹏飞, 王颂吉, 黄秀路. 中国农业绿色全要素生产率测算 [J]. 中国人口·资源与环境, 2018, 28(5): 66-74.
- [25] SHEN Z Y, BALEŽENTIS T, CHEN X L, et al. Green Growth and Structural Change in Chinese Agricultural Sector during 1997-2014 [J]. China Economic Review, 2018, 51: 83-96.
- [26] KUANG B, LU X H, ZHOU M, et al. Provincial Cultivated Land Use Efficiency in China: Empirical Analysis Based on the SBM-DEA Model with Carbon Emissions Considered [J]. Technological Forecasting and Social Change, 2020, 151: 119874.
- [27] 崔许锋, 王雨菲, 张光宏. 面向低碳发展的农业生态效率测度与时空演变分析——基于 SBM-ESDA 模型 [J]. 农业经济问题, 2022, 43(9): 47-61.
- [28] WU H Y, HUANG H J, CHEN W K, et al. Estimation and Spatiotemporal Analysis of the Carbon-Emission Efficiency of Crop Production in China [J]. Journal of Cleaner Production, 2022, 371: 133516.
- [29] LIU M C, YANG L. Spatial Pattern of China's Agricultural Carbon Emission Performance [J]. Ecological Indicators, 2021, 133: 108345.
- [30] GU R L, DUO L H, GUO X F, et al. Spatiotemporal Heterogeneity between Agricultural Carbon Emission Efficiency and Food Security in Henan, China [J]. Environmental Science and Pollution Research, 2023, 30(17): 49470-49486.
- [31] 田云, 王梦晨. 湖北省农业碳排放效率时空差异及影响因素 [J]. 中国农业科学, 2020, 53(24): 5063-5072.
- [32] BATTESE G E, PRASADA RAO D S, O'DONNELL C J. A Metafrontier Production Function for Estimation of Technical Efficiencies and Technology Gaps for Firms Operating under Different Technologies [J]. Journal of Productivity Analysis, 2004, 21(1): 91-103.
- [33] O'DONNELL C J, PRASADA RAO D S, BATTESE G E. Metafrontier Frameworks for the Study of Firm-Level Efficiencies and Technology Ratios [J]. Empirical Economics, 2008, 34(2): 231-255.
- [34] 张哲晰, 穆月英. 产业集聚能提高农业碳生产率吗? [J]. 中国人口·资源与环境, 2019, 29(7): 57-65.
- [35] 田云, 林子娟. 中国省域农业碳排放效率与经济增长的耦合协调 [J]. 中国人口·资源与环境, 2022, 32(4): 13-22.
- [36] ZHANG N, ZHOU P, CHOI Y. Energy Efficiency, CO₂ Emission Performance and Technology Gaps in Fossil Fuel Electricity Generation in Korea: A Meta-Frontier Non-Radial Directional Distance Functionanalysis [J]. Energy Policy, 2013, 56: 653-662.
- [37] ZHOU P, ANG B W, WANG H. Energy and CO₂ Emission Performance in Electricity Generation: A Non-Radial Directional Distance Function Approach [J]. European Journal of Operational Research, 2012, 221(3): 625-635.
- [38] GUO Z D, ZHANG X N. Carbon Reduction Effect of Agricultural Green Production Technology: A New Evidence from

China [J]. The Science of the Total Environment, 2023, 874: 162483.

[39] 金绍荣,任赞杰. 乡村数字化对农业绿色全要素生产率的影响 [J]. 改革, 2022(12): 102-118.

[40] 金芳,金荣学. 农业产业结构变迁对绿色全要素生产率增长的空间效应分析 [J]. 华中农业大学学报(社会科学版), 2020(1): 124-134, 168-169.

[41] 杜建军,章友德,刘博敏,等. 数字乡村对农业绿色全要素生产率的影响及其作用机制 [J]. 中国人口·资源与环境, 2023, 33(2): 165-175.

[42] 叶初升,惠利. 农业财政支出对中国农业绿色生产率的影响 [J]. 武汉大学学报(哲学社会科学版), 2016, 69(3): 48-55.

[43] 刘琼,肖海峰. 农地经营规模与财政支农政策对农业碳排放的影响 [J]. 资源科学, 2020, 42(6): 1063-1073.

[44] SERRA T, ZILBERMAN D, GOODWIN B K, et al. Replacement of Agricultural Price Supports by Area Payments in the European Union and the Effects on Pesticide Use [J]. American Journal of Agricultural Economics, 2005, 87(4): 870-884.

[45] 黄伟华,祁春节,聂飞. 财政支农、技术溢出与农业碳排放 [J]. 软科学, 2023, 37(2): 93-102.

[46] 易福金,周甜甜,陈晓光. 气候变化、农业科研投入与农业全要素生产率 [J]. 南京农业大学学报(社会科学版), 2021, 21(4): 155-167.

[47] HU J F. Green Productivity Growth and Convergence in Chinese Agriculture [J]. Journal of Environmental Planning and Management, 2023: 1-30.

[48] 张社梅. 浙江省科技特派员农村科技创业推进中的困境及解困路径分析 [J]. 农业经济问题, 2012, 33(3): 57-62.

[49] 李永清,张福生. 科技服务视阈下的山西贫困地区绿色发展 [J]. 山西财经大学学报, 2020, 42(S2): 15-18, 21.

[50] ANSELIN L, FLORAX R J G M. Small Sample Properties of Tests for Spatial Dependence in Regression Models: Some Further Results [M] //ANSELIN L, FLORAX R J G M, eds. New Directions in Spatial Econometrics. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 1995: 21-74.

[51] YOU W H, LV Z K. Spillover Effects of Economic Globalization on CO₂ Emissions: A Spatial Panel Approach [J]. Energy Economics, 2018, 73: 248-257.

[52] LI X H, XU Y Y, YAO X. Effects of Industrial Agglomeration on Haze Pollution: A Chinese City-Level Study [J]. Energy Policy, 2021, 148: 111928.

[53] WU Y Y, XI X C, TANG X, et al. Policy Distortions, Farm Size, and the Overuse of Agricultural Chemicals in China [J]. Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America, 2018, 115(27): 7010-7015.

责任编辑 任剑乔