DOI: 10.20103/j.stxb.202502280433
陈佳乐,李春华.中国省域农业碳排放权配额优化研究——基于 ZSG-DDF 模型.生态学报,2025,45(22): - .
Chen J L,Li C H.Optimizing provincial agricultural carbon emission allowances in China: a ZSG-DDF model approach.Acta Ecologica Sinica,2025,45(22): - .

中国省域农业碳排放权配额优化研究
——基于 ZSG-DDF 模型

陈佳乐,李春华*
中南林业科技大学,国家公园与旅游学院,长沙 410000

摘要:为实现我国农业部门的碳达峰目标,亟需构建一套科学合理、兼顾公平与效率的农业碳排放权分配机制。本文构建了一个融合 ARIMA 时间序列预测与零和收益方向距离函数(ZSG-DDF)模型的农业碳排放配额优化框架,旨在碳排放总量固定约束下提升省域间碳资源配置效率。首先,基于 2005—2020 年农业投入产出数据,采用 ARIMA 模型对全国 30 个省市的相关指标进行预测,进而在“2030 年农业碳排放强度较 2005 年下降 60%”的国家目标约束下,测算各省市的初始碳排放配额。随后,运用 ZSG-DDF 模型对初始配额效率进行评估,结果表明仅江苏、福建、广东等 10 个省市为 DEA 有效,其余省市存在不同程度的效率缺口。通过 19 轮迭代动态再分配,在保持全国碳排放总量不变的前提下,实现了碳排放权从低效省市向高效省市的转移,最终所有省市均达到 DEA 有效状态。其中,山西、新疆等地区配额减少,江苏、广东等高效地区配额相应增加,形成了“向高效区域集中”的最优配置格局。在此基础上,提出三项政策建议:一是设定差异化的区域减排目标,二是构建绩效导向的动态配额调整机制,三是设立农业绿色转型专项基金。ARIMA - ZSG-DDF 组合方法不仅拓展了传统 DEA 模型的预测能力,也可直接处理非期望产出与资源总量约束问题,具有良好的跨行业与多层级可拓展性,可应用于工业、交通等领域以及市县尺度的碳治理,为碳达峰路径设计提供了量化支撑与政策工具。

关键词:农业碳排放权;配额优化;零和收益方向距离函数(ZSG-DDF);数据包络分析;碳达峰

Optimizing provincial agricultural carbon emission allowances in China: a ZSG-DDF model approach

CHEN Jiale, LI Chunhua*
National Park and Tourism Collage of Central South University of Forestry and Technology, Changsha 410004, *China*

Abstract: To achieve carbon peaking targets in China's agricultural sector, it is urgent to establish a scientifically sound and equity-efficiency-balanced allocation mechanism for agricultural carbon emission rights. This study proposes an integrated optimization framework that combines the autoregressive integrated moving average (ARIMA) model with the zero-sum gains directional distance function (ZSG-DDF) model. The framework aims to improve the allocation efficiency of agricultural carbon emission quotas among provinces under a fixed national emission cap. First, based on agricultural input - output data from 2005 to 2020, the ARIMA model is employed to forecast relevant indicators for 30 provinces. Taking into account China's national goal of reducing agricultural carbon intensity by 60% in 2030 compared to 2005, initial provincial-level carbon emission quotas are calculated accordingly. The ZSG-DDF model is then applied to evaluate the efficiency of these initial allocations. The results reveal that only 10 provinces—including Jiangsu, Fujian, and Guangdong—are on the DEA efficiency frontier, while the remaining provinces exhibit varying degrees of inefficiency. To

基金项目:国土资源评价与利用湖南省重点实验室开放课题资助(SYS-ZX-202406)
收稿日期:2025-02-28; **网络出版日期**:2025-00-00
* 通讯作者 Corresponding author.E-mail: t20080956@csuft.edu.cn
#限于数据的可获取性,本研究尚未含中国港澳台和西藏自治区统计数据。

address these disparities, a 19-round dynamic reallocation process is conducted using the ZSG-DDF model. During this iterative process, emission quotas are transferred from inefficient provinces to efficient ones, while maintaining the national carbon cap. Eventually, all provinces reach DEA efficiency. Specifically, provinces such as Shanxi and Xinjiang experience quota reductions, whereas Jiangsu and Guangdong receive additional quotas, forming an optimal allocation pattern characterized by a shift toward high-efficiency regions. Based on these findings, three policy recommendations are proposed: (1) establish region-specific carbon reduction targets; (2) design a performance-oriented dynamic quota adjustment mechanism; and (3) create a special fund to support the green transformation of agriculture. The proposed ARIMA - ZSG-DDF hybrid framework not only extends the predictive capability of traditional DEA models but also enables direct handling of undesirable outputs and total resource constraints. Furthermore, the model is highly adaptable across industries and administrative levels, and can be extended to carbon governance in other emission-constrained sectors such as industry and transportation, as well as at the county or municipal level. Overall, this study provides a quantitative decision-support tool and policy-oriented methodological innovation for designing agricultural carbon peaking pathways in China, contributing to the realization of carbon neutrality goals at the sectoral and regional scales.

Key Words: agricultural carbon emission rights; quota optimization; zero-sum gains directional distance function (ZSG-DDF); data envelopment analysis; carbon peak

当前,全球气候变化已成为人类社会可持续发展面临的重大非传统安全挑战,其中二氧化碳排放(以下简称“碳排放”)构成关键诱因[1—2]。中国作为世界上最大的发展中国家,已向国际社会庄严承诺:在 2030 年前实现碳达峰目标[3],并将单位 GDP 二氧化碳排放量较 2005 年水平降低 60%—65%[4]。在“双碳”战略目标推动下,农业作为温室气体排放的重要源头,其减排潜力与责任划分问题正受到政策与学术界的广泛关注。据估算,我国农业碳排放约占全国总量的 17%[5—7],其减排成效直接影响碳中和进程。

鉴于农业在碳达峰路径中的关键作用,如何在保障粮食安全与促进绿色低碳转型之间实现统筹平衡,已成为当前农业政策调控中的核心命题[8]。尤其在省域尺度下,不同地区在资源禀赋、产业结构、技术效率等方面存在显著异质性,单一的总量约束政策难以引导区域协同减排[9]。因此,亟需构建一套兼顾公平性与效率性的农业碳排放权分配机制,使碳减排责任在空间上实现精准划分,为国家碳治理体系提供技术支撑。

现有碳排放权分配研究大体可分为两类路径:其一为公平导向型方法,通常基于历史排放量[10]、人口规模[11]、人均 GDP、能源使用量[12]等指标进行权重设定,并模拟分配,强调“共同但有差别的责任”原则。这类方法的优势在于操作简便、政策接受度高,但其核心关注在于结果上的分配公平,往往忽略了分配实施后的减排效率与实际绩效,可能导致资源错配与效率损失。公平型分配注重分配的结果,而忽略了分配的效果。因此,部分研究转向第二类路径,即效率导向型方法,代表性工具为数据包络分析(DEA)及其扩展模型,如 SBM、DDF 等,通过效率测度推动资源配置优化[13—17]。

然而,传统 DEA 方法在农业碳排放权分配中的应用仍面临两方面关键限制:一是 DEA 模型通常假设投入与产出均具“强可处置性”,难以反映碳排放等非期望产出具有外部性、不可自由削减的现实约束;二是传统 DEA 更关注单个决策单元的效率评价,未能纳入总量约束下的区域联动机制,难以支撑碳配额的全局最优配置。因此,迫切需要在效率导向的分析框架下,构建一种兼容非期望产出属性并满足总量守恒约束的分配机制。

为弥补上述不足,本文融合方向性距离函数(DDF)[18]与零和收益 DEA(ZSG-DEA)[19—20]思想,提出一种具备“减排—增效”双重优化能力的零和收益方向性距离函数(ZSG-DDF)模型,以支持农业碳排放权配额在省域尺度下的科学优化。具体而言:(1)基于 ARIMA 时间序列模型对 2030 年农业发展指标进行预测,构建农业碳达峰背景下的初始配额效率评价体系;(2)基于《巴黎协定》框架下的减排承诺(2030 年单位 GDP 二氧化碳排放较 2005 年下降 60%)计算各省农业碳排放初始值,建立分配基准;(3)利用 ZSG-DDF 模型在总

量约束下开展初始配额效率测度与动态优化,通过多轮迭代实现区域间效率均衡与资源再分配;(4)结合结果分析区域差异与政策含义,提出针对性优化建议。

全文结构安排如下:第一部分介绍模型构建与数据来源,第二部分开展省域实证测算与再分配模拟,第三部分进行模型优势与适用性讨论,第四部分总结研究结论与政策启示。研究框架如图 1 所示。

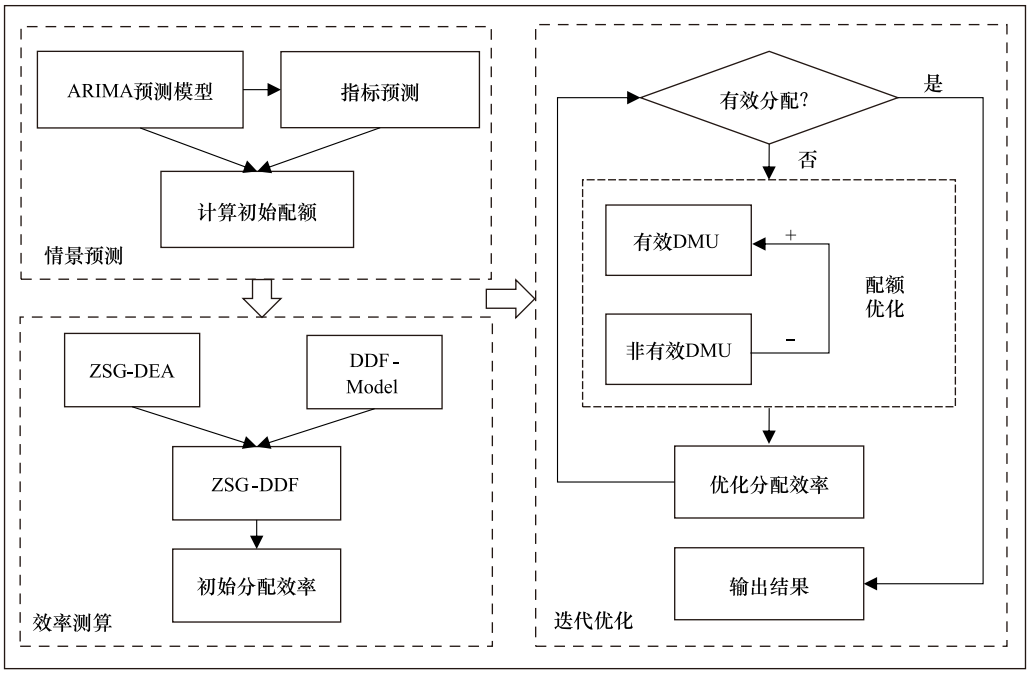

图 1　研究框架

Fig.1　Research framework

ARIMA:自回归移动平均模型 Autoregressive integrated moving average model;ZSG-DEA:零和收益数据包络分析模型 Zero-sum gains data envelopment analysis;DDF-Model:方向距离函数模型 directional distance function model;ZSG-DDF:零和收益方向距离函数 Zero-sum gains directional distance function;DMU:决策单元 Decision making unit

1　研究方法

1.1　零和收益 DEA (ZSG-DEA)

数据包络分析 (DEA)是一项衡量多个同质决策单元在一段时间内应用多投入、多产出的相对效率的技术,是一种成熟且被广泛用于资源环境绩效的评价方法[21—25]。假设存在 $j=\{1,2,\cdots,n\}$ 个同质的决策单元,每个决策单元具有 $i=\{1,2,\cdots,m\}$ 个投入,$r=\{1,2,\cdots,k\}$ 个产出,则在规模报酬可变假设下的投入导向 BBC 模型为:

$$\min_{\theta_o,\lambda_j}\left\{\theta_o \mid \sum_{j=1}^{n}\lambda_j x_{ij} \leqslant \theta_o x_{io},\forall i,\sum_{j=1}^{n}\lambda_j y_{rj} \geqslant y_{ro},\forall r,\sum_{j=1}^{n}\lambda_j = 1,\lambda_j \geqslant 0\right\}.$$

式中,θ_o 决策单元 o 的效率值,λ_j 为决策单元的虚拟最优权重值。$\sum_{j=1}^{n}\lambda_j = 1$ 为规模报酬可变的假设,若将其去掉,则模型变为 CCR 模型。

传统 DEA 模型基于决策单元间投入产出完全独立的假设,但在共享资源或总量固定情境下存在适用性局限。本研究涉及的农业碳排放配额分配即属典型总量约束问题:在既定减排目标下,需将固定碳排放权作为稀缺资源进行区域优化配置,以实现农业生产效率最大化。传统 DEA 虽可评估初始配额效率,却无法指导配额再分配以实现效率改进,因其未考虑总量约束下的联动调整机制。

Lins 和 Gomes 提出的零和收益 DEA 模型突破此限制,已成功应用于奥运资源配置[19]与碳排放权分配[26]。该模型通过构建补偿机制实现效率优化:在投入导向模式下,将低效单元冗余投入转移至高效单元;

在产出导向模式下,将高效单元剩余产出补偿至低效单元。此过程严格遵循总量守恒原则,要求各单元调整量按比例被其他单元完全吸收,从而在维持总量不变前提下实现整体效率提升。假设 DMU_o 为非有效决策单元,其 ZSG-DEA 效率值为 α_o, 则为了提高其效率并使其达到 DEA 有效,需要对其实施投入比例削减策略,削减的量为:$u_o = x_j(1-\alpha_o)$,由于投入固定,该削减的量需要按比例分配给其他决策单元。则 DMU_j 从 DMU_O 处接收到的投入量为:$x_o(1-\alpha_o)(x_j/\sum_{j=1,j\neq o}^{n} x_j)$。所有的决策单元均在同时进行比例削减,在所有决策单元的投入进行比例削减后,DMU_i 从其他所有决策单元中接收到的投入量之和为:

$$x_j = \sum_{o\neq j}\left[x_o(1-\alpha_o)(x_j/\sum_{j=1,j\neq o}^{n} x_j)\right] - x_j(1-\alpha_j),\ \forall j.$$

需特别指出,传统零和收益 DEA 模型通过比例削减非有效单元的投入冗余虽能提升效率,但难以实现全域 DEA 有效。本研究借鉴林坦等[27]的迭代算法进行改进:通过多轮动态调整,持续优化非有效单元的投入配置,直至所有单元达到效率有效状态。在此过程中,系统效率前沿呈现动态演化特征——随着迭代次数增加,前沿面逐步下移,最终形成固定总投入约束下的全局最优分配方案。这一改进突破了传统模型效率优化的局限性,确保在总量刚性约束下实现资源配置的帕累托最优。投入导向下,决策单元在使用 ZSG-DEA 模型对总量固定的投入进行调整后,非有效决策单元的前沿与有效决策单元的前沿相互靠近,导致系统的最优前沿下降。

1.2 方向距离函数 (DDF)

方向距离函数(Directional distance function, DDF)是对径向 DEA 模型的一般化表达[18]。在方向距离函数中,可以由研究者自定义被评价 DMU 往前沿上投影的方向,这解决了传统 DEA 模型中投入与产出只能进行同方同比例的缩放变化。同时这也使得 DDF 模型在处理非期望产出时非常灵活,它允许扩大期望产出的同时缩减非期望产出。

假设存在设存在 $j=\{1,2,\cdots,n\}$ 个决策单元使用 I 种投入 $X=(x_1,x_2,\cdots,x_i)\in R_+^i$,生产 R 种期望产出 $Y=(y_1,y_2,\cdots,y_r)\in R_+^r$,和 Z 种非期望产出 $B=(b_1,b_2,\cdots,b_z)\in R_+^z$, 并结合投入和期望产出的强可处置性以及非期望产出的弱可处置性,运用数据包络分析可以将生产技术集合表示如下:

$$P=\left\{(X,Y,B):\sum_{j=1}^{N}\lambda_j x_{ij}\leqslant x_i,\sum_{j=1}^{N}\lambda_j y_{rj}\geqslant y_r,\sum_{j=1}^{N}\lambda_j b_{zj}=b_z\right\}$$

当投入,期望产出以及非期望的产出的方向向量为 $g=(-g_x,g_y,-g_b)$时,则非期望产出弱可处置的方向距离函数的 LP 可表示为:

$$\max_{\beta,\lambda_j}\left\{\beta\mid \sum_{j=1}^{N}x_{ij}\lambda_j\leqslant x_{ik}-\beta g_x,\forall i,\sum_{j=1}^{N}y_{rj}\lambda_j\geqslant y_{rk}+\beta g_y,\forall r,\sum_{j=1}^{N}b_{zj}\lambda_j=z_{zk}-\beta g_b,\forall z,\sum_{j=1}^{N}\lambda_j=1,\lambda_j>0,\forall j\right\}$$

式中,β 为 DMU 投入产出沿方向向量的缩放比例,是对无效率的测度。λ_j 为决策单元的虚拟最优权重。$\sum_{j=1}^{N}\lambda_j=1$ 为 VRS 约束,当忽略该约束时,模型将转变成 CRS 模型。

1.3 零和收益方向距离函数 (ZSG-DDF)

由传统 DEA 模型演变而来的 ZSG-DEA 在对处理非期望产出时,存在明显的缺陷,非期望产出与期望产出只能同增同减,而无法在减少非期望产出的同时扩大期望产出,这不符合实际生产要求。而 DDF 模型的方向性和非径向性在处理非期望产出时具有很强的灵活性,因此本文将零和收益理论引入方向距离函数,构建了一个零和收益方向距离函数,对总量固定的非期望产出进行配额优化。

在方向距离函数中,β 为沿方向向量 g 的缩减比例,则非有效决策单元 k 的非期望产出的缩减量为:$ub_k=\beta_k g_b$,由于非期望产出的总量固定,则该决策单元的削减量,应该由其他决策单元按比例接收,则决策单元 j 接收决策单元 k 的削减量为:$\beta_k g_b(b_j/\sum_{j=1,j\neq k}^{N}b_j)$,由于所有决策单元均在进行比例削减,因此决策单元 j 将接收其余每个决策单元的削减量,即决策单元 j 接收的非期望产出总量为:

$$b_j = \sum_{k=1,k\neq j}^{N}[\beta_k g_b(b_j/\sum_{j=1,j\neq k}^{N} b_j)] - \beta_j g_b.$$

采取比例削减策略即可得到规模报酬可变下的 ZSG-DDF 模型如下:

$$\max_{\beta_k,\lambda_j}\Big\{\beta_k \mid \sum_{j=1}^{N} x_{ij}\lambda_j \leqslant x_{ik} - \beta_k g_x, \forall i, \sum_{j=1}^{N} y_{rj}\lambda_j \geqslant y_{rk} + \beta_k g_y, \forall r,$$
$$\sum_{j=1}^{N} b_{zj}[1 + (b_{zj}/\sum_{j=1,j\neq k}^{N} b_{zj})\beta_k g_b] = b_{zk} - \beta_k g_b, \forall z, \sum_{j=1}^{N}\lambda_j = 1, \lambda_j > 0, \forall j\Big\}$$

其中 β_k 为无效率的测度,则此时被评价决策单元的效率 $\theta_k = 1-\beta_k$。

1.4　ARIMA 时间序列预测模型

ARIMA 模型全称为自回归移动平均模型[28](Autoregressive Integrated Moving Average Model,ARIMA),是由博克思(Box)和詹金斯(Jenkins)于 20 世纪 70 年代初提出的一著名时间序列预测方法,又称为 Box-Jenkins 模型、博克思-詹金斯法。为实现农业碳排放权配额的前瞻性配置,需预测 2030 年各省农业发展关键指标,ARIMA 模型在样本容量较大、变量具趋势性且自相关性显著的条件下能提供更高的预测精度,更契合农业统计数据“强结构—弱扰动”的特性。

ARIMA 模型是一类用于非平稳时间序列建模的经典预测方法,适用于通过差分转化为平稳序列的变量分析与预测。其标准表达形式为:

$$\varphi(B)(1-B)^d y_t = \theta(B)\varepsilon_t,$$

式中,y_t 为时间序列原始数据,B 为滞后算子,d 为差分阶数,$\varphi(B) = 1-\varphi_1 B-\cdots-\varphi_p B^p$ 表示自回归项(AR),$\varphi(B) = 1+\varphi_1 B+\cdots+\varphi_q B^q$ 表示表示移动平均项(MA),ε_t 表示白噪声项,(p, d, q) 分别表示自回归阶数、差分阶数和移动平均阶数。

本研究采用如下步骤[29]进行建模与预测:

(1)平稳性检验与差分处理:对各农业指标序列进行 ADF 单位根检验,对不平稳序列进行差分处理至平稳。

(2)模型识别与参数估计:根据自相关函数(ACF)与偏自相关函数(PACF)识别合理的模型阶数,并结合 AIC 准则选择最优组合。

(3)残差检验与模型诊断:使用 Ljung-Box 检验对模型残差进行白噪声检验,确保拟合可靠性。

(4)预测与趋势验证:基于最优模型对各项指标进行 2030 年预测,并与历史趋势进行一致性验证。

2　实证分析

2.1　指标选取

DEA 模型应用中,科学选择投入产出指标是确保研究效度的关键前提。针对农业系统特征,本研究构建多维度指标体系:(1)非期望产出界定为二氧化碳排放量,作为核心优化目标;(2)投入指标依据农业生产要素构成,参照宋增基的农业效率研究框架[30],选取农业从业人口表征劳动力投入,农业固定资产投资反映资金投入,农村用电量与化肥施用总量综合表征能源资源投入;(3)期望产出采用农业总产值进行测度。

为实现 2030 年农业碳配额前瞻性优化,需获取目标年份的预测数据支撑。本研究 ARIMA 时间序列预测模型,基于 2005—2020 年历史数据进行动态外推预测。该方法将预测对象随时间推移而形成的数据序列视为一个随机序列,用一定的数学模型来近似描述这个序列。这个模型一旦被识别后就可以从时间序列的过去值及现在值来预测未来值[31]。表 1 完整呈现了各指标的定义、数据来源及预测方法学基础,确保研究过程的可追溯性与可复现性。

2.2　指标预测结果

为提高预测精度与区域适应性,本文在构建农业碳排放配额初始值的过程中,对各省份农业投入产出指标分别建立 ARIMA 时间序列模型进行预测。考虑到不同地区、不同指标在波动幅度、发展趋势及结构稳定

性方面存在显著差异,本文并未采用统一的固定模型结构,而是根据每条时间序列的实际特征,结合单位根检验、自相关与偏自相关分析,动态识别最优的 ARIMA (p, d, q) 组合,并通过最小 AIC 准则进行模型筛选。

所有建模过程均通过残差白噪声检验(Ljung-Box 检验),以确保模型残差不具自相关性,预测结果具有统计合理性和理论解释力。该方法有效提升了区域预测的个性化适配性和整体预测的系统稳健性,为后续碳配额的合理测算提供了高质量的数据支撑。预测结果见表 2。

表 1 投入产出指标描述

Table 1 Description of input-output indicators

指标 Indicator		描述 Description	数据来源 Data source
投入 Input	农业从业人员	从事农业劳动的人口数量,用于衡量农业劳动人口,单位:万人	中国国家统计局
	农业固定资产	投向农业的固定资产,用于衡量农业资金投入,单位:亿元	中国国家统计局
	农村用电量	用于衡量农业能源投入,单位:亿千瓦时	中国国家统计局
	农用化肥施用量	按折纯法计算,用于衡量农业资源投入,单位:万吨	中国国家统计局
期望产出 Desired output	农业总产值	衡量农业生产的正向效益,单位:亿元	中国国家统计局
非期望产出 Undesired output	CO_2排放量	优化目标,单位:万吨	中国碳核算数据库(CEADS)[32—36]

表 2 指标预测结果

Table 2 Indicator prediction results

地区 Province	农业总产值 Gross agricultural output value	农业从业人员 Agricultural labor force	农村用电量 Rural electricity consumption	农用化肥施用量 Fertilizer application amount	农业固定资产 Agricultural fixed asset investment
北京	358.84	48.38	47.22	11.05	83.23
天津	647.52	72.94	56.62	4.09	14.22
河北	9480.37	1525.30	1156.98	220.79	525.94
山西	2648.65	603.29	649.80	106.26	227.75
内蒙古	6976.78	593.84	594.92	305.98	344.75
辽宁	6231.27	735.80	598.13	112.76	332.04
吉林	3949.33	497.79	525.27	256.73	203.58
黑龙江	9544.60	760.73	619.16	266.32	579.62
上海	288.16	4.56	12.45	4.26	3.66
江苏	11789.67	133.93	394.52	238.86	262.30
浙江	4898.10	660.00	300.88	53.80	884.21
安徽	8500.15	1161.53	873.90	232.86	1015.07
福建	7683.79	666.04	459.48	82.40	50.63
江西	5672.50	402.80	581.11	105.21	273.82
山东	15394.57	1113.62	1821.64	359.00	1682.09
河南	14111.81	3677.09	1596.00	338.08	590.74
湖北	12069.30	893.53	449.08	248.75	444.43
湖南	10730.08	1401.41	1635.37	216.52	813.27
广东	12585.17	1425.43	1067.78	166.27	487.71
广西	9389.63	1561.91	1752.81	208.98	923.75
海南	3728.65	277.96	269.30	16.30	383.11
重庆	4959.53	172.83	279.55	92.19	110.52
四川	13930.81	2253.33	1546.73	205.18	1068.72
贵州	7894.19	1058.17	892.00	80.72	344.69
云南	9674.63	1639.85	1488.83	187.82	864.32
陕西	6725.61	568.17	494.74	215.91	525.03
甘肃	3560.01	821.86	578.88	80.62	233.29
青海	817.87	72.41	93.02	4.81	84.54
宁夏	1582.83	50.69	80.36	28.78	167.48
新疆	11061.49	559.69	681.20	297.72	539.47

2.3　农业碳排放权初始配额计算结果

本文以中国碳核算数据库（CEADs）[32—36]根据 IPCC 部门核算法核算得到的中国省级农业碳排放清单作为农业碳排放的历史数据,以单位农业产值二氧化碳排放比 2005 年降低 60%为目标,计算得到 2030 我国 30 个省市的农业碳排放达峰值,并将其作为农业碳排放的初始配额。计算结果见表 3。

表 3　2030 年农业碳排放权初始配额计算结果

Table 3　Calculation results of initial quota for agricultural carbon emission rights in 2030

地区 Province	2005 年农业产值 Agricultural output value in 2005	2005 年农业碳排放 Agricultural CO_2 emissions in 2005	2005 年单位农业总产值碳排放 Carbon intensity of agriculture in 2005	2030 年单位农业总产值碳排放 Carbon intensity of agriculture in 2030	2030 年农业产值 Forecasted agricultural output value in 2030	2030 年农业碳排放权初始配额 Initial agricultural CO_2 quota for 2030
北京	268.85	1109.92	4.13	1.65	358.84	592.09
天津	258.41	899.69	3.48	1.39	647.52	900.05
河北	2600.83	2135.04	0.82	0.33	9480.37	3128.52
山西	483.80	3971.91	8.21	3.28	2648.65	8687.57
内蒙古	980.21	4079.94	4.16	1.66	6976.78	11581.45
辽宁	1671.57	4474.09	2.68	1.07	6231.27	6667.46
吉林	1050.49	3720.30	3.54	1.42	3949.33	5608.05
黑龙江	1294.41	5397.99	4.17	1.67	9544.6	15939.48
上海	233.39	1591.36	6.82	2.73	288.16	786.68
江苏	2576.98	4766.74	1.85	0.74	11789.67	8724.36
浙江	1428.28	6107.73	4.28	1.71	4898.1	8375.75
安徽	1666.19	2308.19	1.39	0.55	8500.15	4675.08
福建	1396.15	5372.00	3.85	1.54	7683.79	11833.04
江西	1142.99	3158.04	2.76	1.11	5672.5	6296.48
山东	3741.81	12373.73	3.31	1.32	15394.57	20320.83
河南	3309.70	4636.65	1.40	0.56	14111.81	7902.61
湖北	1775.58	5171.31	2.91	1.16	12069.3	14000.39
湖南	2056.24	6707.40	3.26	1.30	10730.08	13949.10
广东	2447.57	5005.37	2.05	0.82	12585.17	10319.84
广西	1448.37	930.32	0.64	0.26	9389.63	2441.30
海南	475.88	780.57	1.64	0.66	3728.65	2460.91
重庆	662.19	4644.76	7.01	2.81	4959.53	13936.28
四川	2457.46	3074.52	1.25	0.50	13930.81	6965.41
贵州	571.84	5156.97	9.02	3.61	7894.19	28498.03
云南	1068.58	3857.05	3.61	1.44	9674.63	13931.47
陕西	730.72	1017.39	1.39	0.56	6725.61	3766.34
甘肃	521.53	1356.35	2.60	1.04	3560.01	3702.41
青海	94.04	153.14	1.63	0.65	817.87	531.62
宁夏	138	212.47	1.54	0.62	1582.83	981.35
新疆	831.06	3760.20	4.52	1.81	11061.49	20021.30
合计	39383.12	107931.13	—	—	216885.9	257525.2

2030 年我国农业碳达峰总量测算为 25.75 万吨(表 3),省级初始配额呈现出显著的空间异质性特征(图 2):西部与中部地区如贵州(2.85 万吨)、云南(1.39 万吨)、湖南(1.39 万吨)等主产省份合计占据总配额的 62.3%,其中贵州以 9.02 的单位排放强度获得最高配额,远超其他省份。相比之下,东部地区除山东(2.03 万吨)、福建(1.18 万吨)外,大多数沿海省份配额均未超过 1 万吨,此外北京(0.06 万吨)、上海(0.078 万吨)等发达城市型区域配额占比不足 3%。

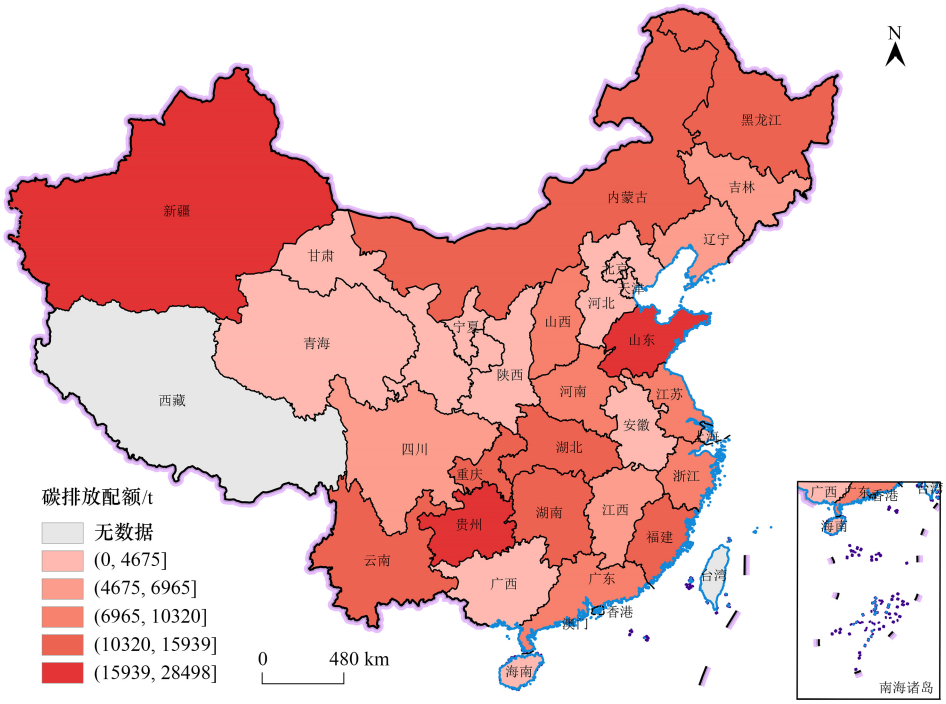

图 2 2030 年农业碳排放权初始配额分布

Fig.2 Initial quota distribution of agricultural carbon emission rights in 2030

这一“西高东低”的空间分布格局,主要由以下三重机制驱动:(1)农业资源承载力差异显著,西部省份耕地面积占全国 68%,决定其农业碳排放潜力更大;(2)区域功能定位存在差异,黄淮海、长江中游等粮食主产区需保障国家粮食安全,其碳排放强度与配额水平普遍较高;(3)生产效率与模式差异导致单位碳效益不均,据测算,中西部地区单位碳排放所对应的农业产值仅为东部的 63.4%。

值得注意的是,当前初始配额虽在一定程度上体现了区域公平性,但从效率视角看,存在明显失衡:如湖南、湖北等高配额省份单位农业产值仅为 1.16 和 1.3 万元/吨,而山西、上海等低配额省份的单位碳效益分别高达 3.28 万元/吨与 2.73 万元/吨,效率差异明显。这说明在总量约束下,仅依赖静态配额划分难以实现资源配置最优,需借助 ZSG-DDF 模型开展效率驱动的动态再分配,将中西部 5%—20%的冗余配额适度转移至边际产出高、碳效率高的东部地区,实现“减排—增效”协同与全域 DEA 有效状态。

2.4 农业碳排放权配额效率及再分配优化

2.4.1 农业碳排放权初始配额效率

本采用 ZSG-DDF 模型对 2030 年各省农业碳排放权初始配额进行效率测算后,结果显示出明显的区域差异性(表 4)。在 30 个省份中,共有 10 个省份达到了 DEA 有效状态(效率值 = 1),包括天津、河北、上海、江苏、福建、广东、广西、海南、贵州和宁夏,这些地区配额利用效率最优,并且具有吸收额外碳排放权的潜力。其余 19 个省份均为 DEA 无效单元,存在不同程度的配额冗余,效率值最低的为山西 (0.482) 和北京 (0.584),其他如湖南 (0.769)、山东 (0.715)、云南 (0.730) 等农业主产区也显著低于 1。这一分布格局表明,中西部配额大省普遍效率偏低,而东部沿海部分经济发达省份则展现出较强的碳利用绩效。

使用自然断点法将 30 个省市的农业碳排放初始配额效率划分为低效 (0—0.663)、中效 (0.664—0.807)、高效 (0.808—1) 和有效 (1),如图 3 所示。具体而言效率值分布呈现“东高西低、南强北弱”的空间特征。低效省份主要集中在中西部农业主产区,如山西、北京、内蒙古等省份,这些地区的农业碳排放效率相对较低,碳减排潜力较大。中效省份如吉林、云南,碳排放效率适中,仍有提升空间。高效省份如浙江、四川,表现出较好的碳利用效率。有效省份包括江苏、广东、福建、贵州等,这些地区的碳排放效率最优。

表 4　农业碳排放权配额及效率迭代结果( )

Table 4　Agricultural carbon emission quota and efficiency iteration results (I- represents the number of iterations)

地区 Province	BCC	ZSG-BCC	DDF	ZSG-DDF										初始配额 Initial quota	最终配额 Final quota	调整量 Adjustment amount	配额占比/% Quota share
				I-0	I-1	I-2	I-3	I-8	I-9	I-10	I-17	I-18	I-19				
北京	0.394	0.402	0.584	0.584	0.698	0.786	0.854	0.973	0.980	0.985	1.000	1.000	1.000	592.09	229.08	-363.01	0.09
天津	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	900.05	1520.36	620.31	0.59
河北	0.487	0.495	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	3128.52	5284.69	2156.17	2.05
山西	0.311	0.319	0.479	0.482	0.590	0.670	0.720	0.961	0.974	0.983	1.000	1.000	1.000	8687.57	1281.79	-7405.78	0.50
内蒙古	0.609	0.617	0.624	0.627	0.752	0.840	0.896	0.988	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	11581.45	6359.32	-5222.13	2.47
辽宁	0.645	0.653	0.861	0.862	0.891	0.915	0.933	0.977	0.982	0.985	1.000	1.000	1.000	6667.46	5983.43	-684.03	2.32
吉林	0.323	0.330	0.661	0.663	0.768	0.834	0.878	0.976	0.983	0.988	1.000	1.000	1.000	5608.05	2903.12	-2704.93	1.13
黑龙江	0.814	0.819	0.765	0.765	0.767	0.813	0.880	0.986	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	15939.48	9645.97	-6293.51	3.75
上海	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	786.68	1328.86	542.18	0.52
江苏	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	8724.36	14737.18	6012.82	5.72
浙江	0.967	0.968	0.959	0.959	0.960	0.960	0.961	0.964	0.964	0.965	0.967	0.967	1.000	8375.75	6988.68	-1387.07	2.71
安徽	0.500	0.509	0.921	0.921	0.941	0.956	0.968	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	4675.08	6041.86	1366.78	2.35
福建	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	11833.04	19988.36	8155.32	7.76
江西	0.757	0.763	0.870	0.870	0.894	0.914	0.933	0.979	0.983	0.986	1.000	1.000	1.000	6296.48	5848.51	-447.97	2.27
山东	1.000	1.000	0.714	0.715	0.804	0.866	0.905	0.990	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	20320.83	13556.52	-6764.31	5.26
河南	0.746	0.752	0.970	0.971	0.977	0.983	0.987	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	7902.61	12072.21	4169.60	4.69
湖北	1.000	1.000	0.972	0.972	0.970	0.970	0.970	0.972	0.972	0.972	1.000	1.000	1.000	14000.39	14945.67	945.28	5.80
湖南	0.751	0.758	0.766	0.769	0.817	0.855	0.883	0.964	0.972	0.978	1.000	1.000	1.000	13949.10	7555.25	-6393.85	2.93
广东	0.932	0.934	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	10319.84	17432.25	7112.41	6.77
广西	0.482	0.491	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	2441.30	4123.84	1682.54	1.60
海南	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	2460.91	4156.97	1696.06	1.61
重庆	0.933	0.935	0.884	0.885	0.892	0.903	0.913	0.945	0.949	0.953	0.975	1.000	1.000	13936.28	7585.64	-6350.64	2.95
四川	0.748	0.755	0.994	0.994	0.995	0.996	0.996	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	6965.41	11454.18	4488.77	4.45
贵州	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	28498.03	48138.83	19640.80	18.69
云南	0.666	0.673	0.728	0.730	0.788	0.832	0.863	0.955	0.964	0.972	1.000	1.000	1.000	13931.47	5957.73	-7973.74	2.31
陕西	0.547	0.556	0.985	0.985	0.989	0.992	0.994	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	3766.34	6087.29	2320.95	2.36
甘肃	0.415	0.423	0.807	0.807	0.845	0.873	0.895	0.952	0.958	0.963	1.000	1.000	1.000	3702.41	2054.76	-1647.65	0.80
青海	0.863	0.867	0.987	0.987	0.991	0.993	0.995	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	531.62	866.42	334.80	0.34
宁夏	0.867	0.871	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	981.35	1657.70	676.35	0.64
新疆	1.000	1.000	0.784	0.785	0.787	0.797	0.856	0.988	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	20021.30	11738.78	-8282.52	4.56

BCC：规模收益可变假设下的 DEA 模型效率 Efficiency of DEA model under the assumption of variable returns to scale；ZSG-BCC：零和收益 BCC 模型效率 Efficiency of zero-sum gains BCC model；DDF：方向距离函数效率 Efficiency of directional distance function；ZSG-DDF：零和收益方向距离函数效率 Efficiency of zero-sum gains directional distance function；I：表示迭代次数；I-0 — I-19：第 0 次到第 19 次迭代效率 Efficiency of iteration round I-0 to I-19

http://www.ecologica.cn

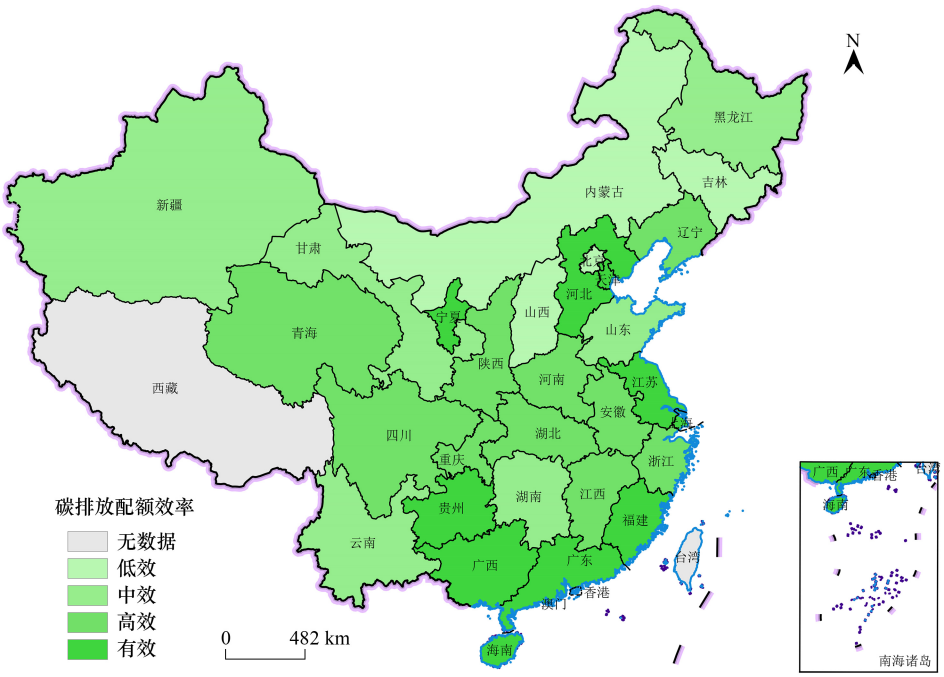

图 3 农业碳排放初始配额效率分布

Fig.3 Efficiency distribution of initial quota for agricultural carbon emissions

上述结果说明,若不进行再分配,配额利用效率差异将导致减排潜力的浪费。为提升全国农业碳资源配置的整体效率,有必要基于 ZSG-DDF 测算结果实施效率补偿型再分配机制,即在总量约束下,从效率低的 DEA 无效省份中回收冗余配额,并将其转移至效率高的 DEA 有效地区,以实现全域 DEA 有效性与“减排—增效”的双重目标。

2.4.2 农业碳排放权的再分配

本研究通过迭代优化机制实现了农业碳排放权的公平分配。在初始分配中,仅有 10 个省市在 ZSG-DDF 模型下达到了 DEA 有效,剩余 20 个省市存在效率缺口。通过配额动态调整:非有效省市的碳排放权按其效率缺口比例进行削减,释放的配额由有效省市按效率值比例进行承接。首次调整后,低效地区如北京的效率值显著提升(例如,北京从 0.584 提高至 0.698),但有效省市数量未发生变化。经过 19 轮迭代优化,所有省市均实现 DEA 有效,最终形成了符合碳排放权总量守恒的帕累托最优分配方案。

迭代过程结果显示(表 4):非有效省市总计减少配额 6.19 万吨,有效省市等量增加配额,符合零和约束。调整后配额空间呈现出鲜明的结构性转移特征:中西部农业主产区如贵州、福建、广东等显著获得配额增量,成为维持高效率效率与资源承接的关键区域;而部分传统高碳农业区域如山西、云南、新疆等因效率偏低面临较大幅度的配额压缩。从最终配额占比看,前五位省份依次为贵州、福建、广东、江苏和湖北,合计占比超过 45%,表明在效率优先导向下,碳排放权显著向高效益主体集中。整体来看,优化结果实现了在总量不变约束下的资源重组,显著提升系统整体 DEA 有效性与资源配置绩效,为降低农业碳排放强度提供了可操作的路径机制。

图 4 展示了各省份在迭代优化过程中的农业碳排放权配额效率变化趋势。整体来看,效率值在迭代过程中持续提升,绝大多数省份在 10 次以内即实现 DEA 有效,表明所构建的 ZSG-DDF 模型具备较强的收敛性与可行性。初始效率较低的省份如山西、云南等在多轮迭代中效率显著提升,优化路径较长,而如浙江、重庆等效率提升相对平缓但稳定,表明其在初始分配中已具备较强的资源配置能力。

图 5 进一步揭示了农业碳排放权配额的动态调整轨迹。从折线图可见,高效率省份(如贵州、福建、广

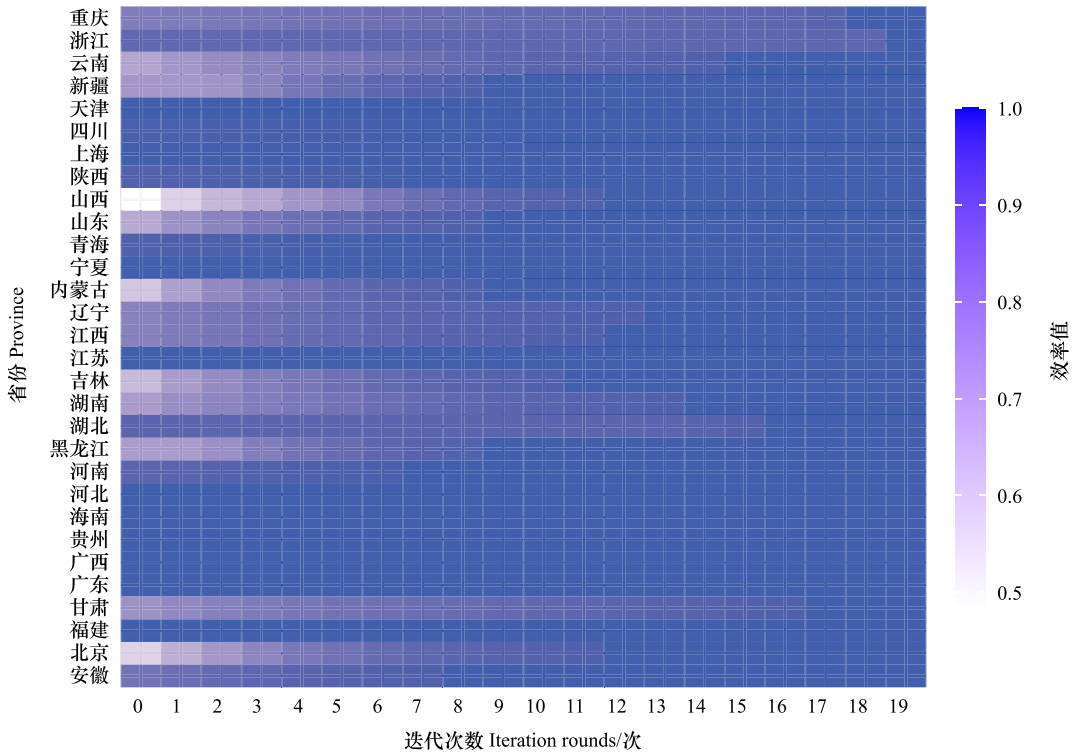

图 4　农业碳排放权配额效率迭代过程

Fig.4　Iteration process of agricultural carbon emission quota efficiency

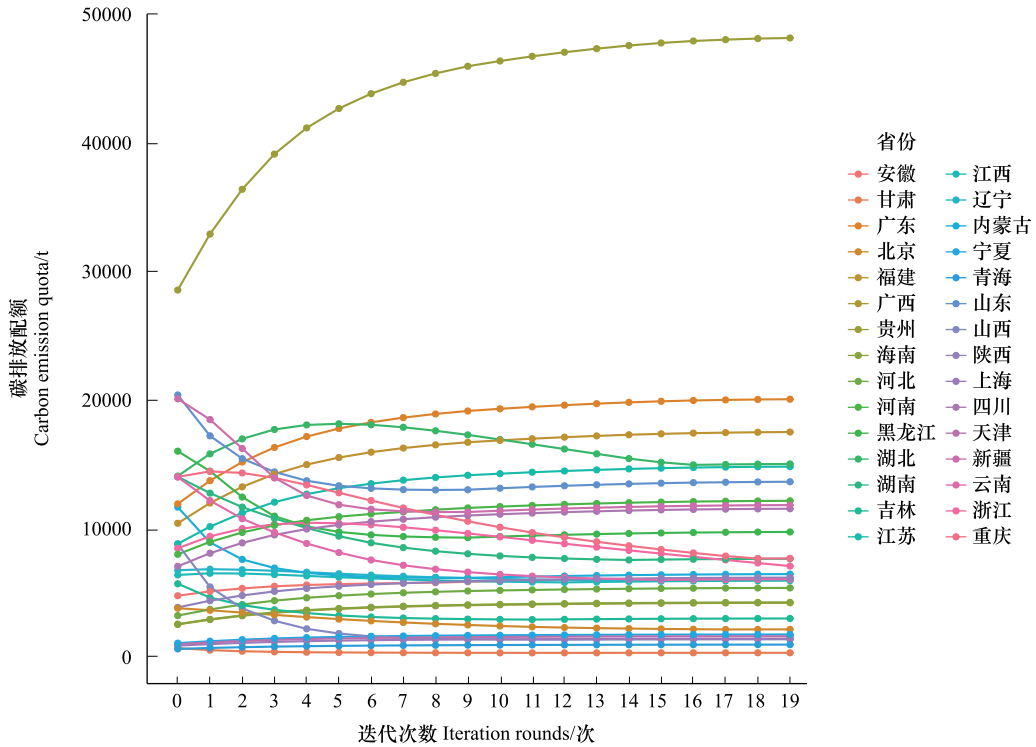

图 5　农业碳排放权配额迭代过程

Fig.5　Iteration process of agricultural carbon emission quota

东)在迭代过程中配额持续增长,呈现稳定上升趋势,而部分初始配额高但效率偏低的地区(如新疆、黑龙江、云南)配额逐步下降,体现出“减冗余、补效率”的分配逻辑。随着迭代深入,各省配额曲线趋于平稳,系统逐步达到动态均衡状态。总体上,配额调整路径展现出明显的“自下而上”再配置特征,高效益地区成为资源承接方,资源冗余地区逐步让渡权重,实现了农业碳排放资源的优化重组。

3 讨论

在农业碳排放配额优化建模中,预测方法的可靠性直接影响配额基准的科学性。传统回归方法(如 OLS 线性回归)致力于刻画总体样本的平均行为路径,其预测结果趋于拟合数据的集中趋势,具有一定的稳定性但难以揭示个体趋势。如图 6 所示,回归线可视为斜率固定的平均趋势线,代表的是系统的“平均行为”预测。相较之下,ARIMA 模型在处理农业发展指标这类时间序列数据时,具备识别趋势性与动态结构的能力。该模型通过对历史数据的自回归项(AR)、移动平均项(MA)和差分项(I)的组合建模,构建出基于自身历史轨迹的“个体路径预测”。这一过程属于“移动平均意义下的个体行为演进”模拟,能够更好地应对指标波动与非平稳性挑战。在本文实证中,ARIMA 模型针对不同省份的农业发展指标,依据各自时间序列的统计特征动态确定最优的 ARIMA (p, d, q) 结构,为效率测度提供了稳健的数据基础。

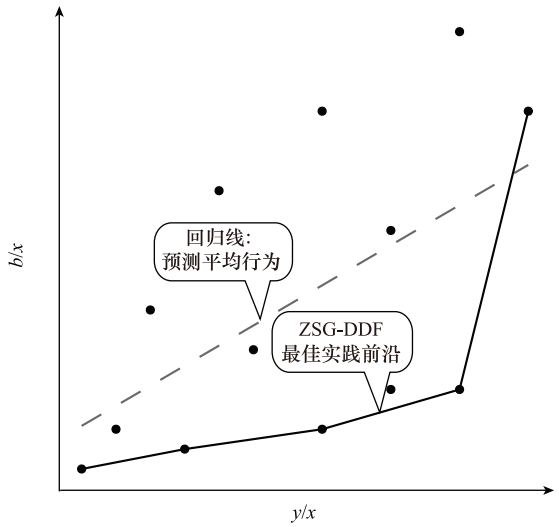

图 6 DEA 有效前沿与回归线图

Fig.6 DEA efficient frontier and regression line

进一步地,DEA 方法实现了从平均趋势预测、个体路径建模到最优实践边界刻画的跨越。其核心在于跳出“平均行为”与“个体预测”的框架,直接基于当前系统中效率最优的决策单元,构建生产可能性边界,进而识别“可达的最优配置”。图 6 中的“DEA 最佳实践前沿”正是体现了这一思想:寻找在资源约束下最具可行性的资源配置上限。

因此,本文所采用的研究路径可总结为:“用 ARIMA 模型预测各省指标走势作为效率评价的数据基础,用 ZSG-DDF 模型识别农业系统中的最优前沿行为,并通过配额迭代机制实现区域间资源再配置”。该路径实现了“从趋势预测到效率优化”的完整闭环,既强化了数据基础的时间一致性,也保障了资源配置结果的最优性与可行性。

相较于传统的 ZSG-BCC 模型,本文提出的 ZSG-DDF 模型在构造上引入方向性距离函数,显著增强了对非期望产出(如碳排放)的建模能力。传统 DEA 方法往往通过将非期望产出取倒数转换为投入变量处理,可能导致效率测算结果出现偏差。例如,新疆在 ZSG-BCC 模型下效率值为 1,而在 ZSG-DDF 模型下则未达到 DEA 有效,二者存在明显差异。此外,DDF 模型通过设定相反方向向量实现对期望产出增长与非期望产出削减的双目标协调优化,从根本上提升了模型的可解释性与适应性。

在总量约束型资源分配研究中,零和收益 DEA 与共享 DEA 构成两类互补方法。前者适用于非期望产出(如碳排放配额)的再分配问题,强调效率补偿与总量守恒;后者作为网络 DEA 模型的一种,主要通过将可共享投入(土地、水资源、资金等)按比例分配至不同子结构或阶段,以实现系统整体效率最优化,适用于多阶段或耦合结构下的资源配置场景。鉴于本文研究聚焦于固定总量碳排放指标在多个决策单元之间的优化分配问题,零和收益 DEA 方法在理论假设与建模逻辑上更具契合性,因而被采用。

此外,ZSG-DDF 模型还具有良好的多尺度适应性。在行业维度上,通过调整投入与产出指标体系,模型可拓展至工业、交通等领域的碳排放权配置;在空间维度上,模型支持从省级向县域行政单元下沉,并可通过

嵌套优化方式实现“国家-省-市”三级协同分配。这种适应性得益于方向性距离函数的指标拓展能力与零和机制在任意尺度下的可封闭性,使其具备跨行业、跨区域政策集成的潜力。

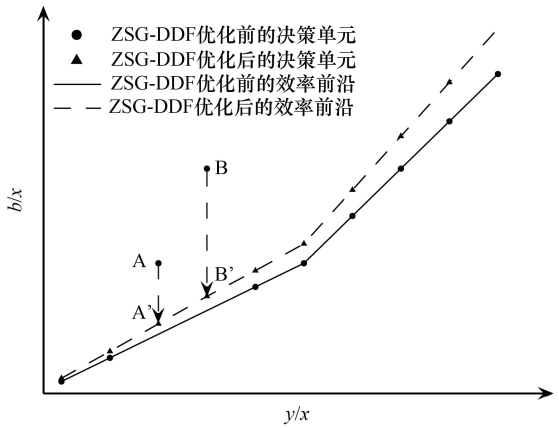

图 7　ZSG-DDF 前沿变化

Fig.7　ZSG-DDF frontier change

在 ZSG-DDF 模型的农业碳排放权配额优化过程中,系统生产前沿呈现出动态收敛的演化特征。如图 7 所示,初始阶段部分非 DEA 有效的决策单元(如点 A、B)与当前效率前沿之间存在明显的技术效率缺口;在迭代调整机制作用下,这些单元通过持续削减碳排放冗余(路径 A→A′、B→B′),逐步向效率前沿逼近,效率值不断提升。与此同时,原本 DEA 有效的单元由于承接了其他地区释放出的碳配额,其参考前沿发生了下移,形成新的整体生产边界。这一过程体现出两个核心机制:(1)效率补偿效应:初始低效省份如山西,通过配额削减(由 3.37%降至 0.50%),效率由 0.482 显著提升至 1.000,完成从低效向有效的跃迁;(2)总量约束的压力传导机制:在碳排放总量不变的前提下,高效率地区如广东承担了更多碳配额,尽管仍保持 DEA 有效,其单位碳排放对应的农业产出边界由 1.22 万元/吨下降至 0.72 万元/t,反映出其内部技术结构需发生调整以适应资源压力的转移。该“效率提升-前沿下沉”的耦合演进,本质上体现了在碳排放刚性约束下,系统通过资源在区域间的动态重组,实现整体效率最优与帕累托改进的空间再配置过程。

需要指出的是,本文在计算 2030 年农业碳排放初始配额时,基于《巴黎协定》中中国提出的碳强度下降 60%目标进行设定。该目标虽具有明确的国家层级约束力,但在实际操作中,各省市的资源禀赋、发展阶段与产业结构存在显著差异,统一下降比例未必能够全面反映区域间的减排能力差异与分配公平性。因此,未来研究中可结合地区实际碳减排潜力、农业基础与绿色发展水平,构建更具差异化与动态调整能力的分级减排基准,以提升配额分配的科学性与区域适应性。

在优化过程中,尽管部分省份如新疆、云南的农业碳排放配额出现较大幅度削减(平均下降 3.1%),但该调整均在保持决策单元 DEA 有效性与目标农业产值不降低的前提下完成,体现了“减排不减产”的效率优化逻辑。配额压缩并非资源剥夺,而是通过动态再分配推动系统整体碳效率提升。考虑到部分碳排放强度本就偏低的省份可能因承压调整面临短期适应难题,建议在配额制度设计中同步嵌入农业绿色转型支持政策,如设立专项转型基金、推进绿色技术推广、提供金融扶持工具等,以保障配额机制的可持续运行与区域农业系统的稳健转型。

4　结论与启示

4.1　结论

(1)本文构建的 ZSG-DDF 模型通过引入方向性距离函数,兼顾非期望产出削减与期望产出增长,实现在碳排放总量不变约束下的农业碳排放配额效率优化,具备良好的收敛性与适应性,为碳配额精细化管理提供了理论工具与实际方法。

(2)基于 2030 年农业发展指标预测结果,实证测算显示初始配额效率存在区域不均,效率低的省份通过迭代调整实现 DEA 有效,碳排放权实现从冗余地区向高效益地区的动态重分配。

(3)最终配额分布展现“东增西减、向优转移”的结构特征,在维持总量守恒前提下,显著提升农业系统整体碳效率,为“减排不减产”的低碳农业发展路径提供了可量化方案。

4.2　政策启示

本研究表明,在总量守恒约束下,通过引入效率导向的 ZSG-DDF 模型可实现农业碳排放权的动态优化分

配。但模型结果的现实可行性仍需通过政策机制的配套支撑加以落实。为保障研究成果落地应用、服务于农业碳达峰战略部署,提出如下政策建议:

(1)完善差异化减排目标设定机制

目前我国农业碳强度下降目标主要依据国家层级提出,缺乏针对省域异质性的减排路径安排。考虑到各地在资源禀赋、农业结构、技术效率等方面存在显著差异,建议国家层面制定农业碳强度分区域调控框架,并引入“农业发展阶段+区域碳绩效+粮食安全贡献”等多维指标,形成与地方实际相匹配的目标设定逻辑。该机制有助于为配额初始分配提供更加公平、科学的基准依据,提升制度适配性。

(2)建立效率主导的配额动态调整制度

传统农业碳配额制度多停留于“一次性分配”,忽视了效率提升潜力与区域资源动态变化。研究结果表明,通过引入 ZSG-DDF 模型可实现低效率省份配额有序压缩,高效率省份资源逐步承接。建议将模型嵌入碳配额运行机制,设立“年度评估-效率测度-分配更新”的常态化配额调整制度,使配额分配与实际绩效动态联动,强化“以效促减”的激励导向。

(3)设立农业低碳发展专项支持基金

对于在迭代优化中面临较大配额削减压力的省份(如山西、新疆、云南等),应防止因配额压缩引发农业结构性冲击与投资信心下降。建议设立农业绿色转型专项基金,通过财政转移支付、绿色信贷贴息、碳资产托底回购等手段,为低效省份提供资金缓冲与转型激励。同时支持高效率省份构建碳绩效溢价机制,强化区域间绿色发展联动。

(4)推进模型在多领域与多层级治理结构中的拓展应用

本文构建的 ZSG-DDF 模型不仅适用于农业部门的省域配额优化,也具备向市县层级、其他行业以及多区域协同治理中的拓展潜力。建议在农业碳排放管理体系建设中,推动模型向“国家-省-地市”三级架构延伸,并在实践中开展跨区域、跨行业的模拟检验与政策适配试验,助力构建精准化、动态化、系统化的农业碳达峰治理体系。

参考文献(References):

[1] 陈慧灵, 高子恒, 王振波. 省级尺度工业碳排放影响因素及碳转移格局. 生态学报, 2023, 43(14): 5816-5828.

[2] Wang Q, Wang L L. The nonlinear effects of population aging, industrial structure, and urbanization on carbon emissions: a panel threshold regression analysis of 137 countries. Journal of Cleaner Production, 2021.

[3] 习近平. 继往开来,开启全球应对气候变化新征程——在气候雄心峰会上的讲话. 人民日报, 2020-12-13(14).

[4] 胡锦涛. 胡锦涛文选-第三卷. 北京: 人民出版社, 2016: 283-284.

[5] 董红敏, 李玉娥, 陶秀萍, 彭小培, 李娜, 朱志平. 中国农业源温室气体排放与减排技术对策. 农业工程学报, 2008, 24(10): 269-273.

[6] Guan D B, Hubacek K, Weber C L, Peters G P, Reiner D M. The drivers of Chinese CO_2 emissions from 1980 to 2030. Global Environmental Change, 2008, 18(4): 626-634.

[7] 范紫月, 齐晓波, 曾麟岚, 吴锋. 中国农业系统近 40 年温室气体排放核算.生态学报, 2022, 42(23): 9470-9482.

[8] 邓维忠, 许中坚. 湖南省农业碳排放特征及碳达峰分析. 中国生态农业学报(中英文), 2024, 32(02): 206-217.

[9] 赵玉, 陈霖波, 张玉, 等. 中国粮食种植业碳效应时空演化及碳排放公平性. 生态学报, 2024, 44(12): 5059-5069.

[10] 陈文颖, 吴宗鑫. 碳排放权分配与碳排放权交易. 清华大学学报: 自然科学版, 1998, 38(12) : 16-19, 23.

[11] Kverndokk S. Global CO_2 agreements: a cost-effective approach. The Energy Journal, 1993, 14(2): 91-122.

[12] Janssen M. Modeling Global Change: The Art of Integrated Assessment Modeling, Advances in the Ecological Economics, 1998, Edward Elgar Publishing Ltd, United Kingdom.

[13] Scheel H. Undesirable outputs in efficiency valuations. European Journal of Operational Research, 2001, 132(2): 400-410.

[14] Reinhard S, Knox Lovell C A, Thijssen G. Econometric estimation of technical and environmental efficiency: an application to Dutch dairy farms. American Journal of Agricultural Economics, 1999, 81(1): 44-60.

[15] Iqbal Ali A, Seiford L M. Translation invariance in data envelopment analysis. Operations Research Letters, 1990, 9(6): 403-405.

[16] Choi Y, Zhang N, Zhou P. Efficiency and abatement costs of energy-related CO_2 emissions in China: a slacks-based efficiency measure. Applied

Energy, 2012, 98: 198-208.

[17] Dyckhoff H, Allen K. Measuring ecological efficiency with data envelopment analysis (DEA). European Journal of Operational Research, 2001, 132(2): 312-325.

[18] Chung Y H, Färe R, Grosskopf S. Productivity and undesirable outputs: a directional distance function approach. Journal of Environmental Management, 1997, 51(3): 229-240.

[19] Lins M P E, Gomes E G, Soares de Mello J C C B, Soares de Mello A J R. Olympic ranking based on a zero sum gains DEA model. European Journal of Operational Research, 2003, 148(2): 312-322.

[20] Cucchiella F, D'Adamo I, Gastaldi M, Miliacca M. Efficiency and allocation of emission allowances and energy consumption over more sustainable European economies. Journal of Cleaner Production, 2018, 182: 805-817.

[21] Wang Y Q, Qiu J, Tao Y C, Zhao J H. Carbon-oriented operational planning in coupled electricity and emission trading markets. IEEE Transactions on Power Systems, 2020, 35(4): 3145-3157.

[22] Feng C, Wang M, Liu G C, Huang J B. Green development performance and its influencing factors: a global perspective. Journal of Cleaner Production, 2017, 144: 323-333.

[23] 王宝义, 张卫国. 中国农业生态效率测度及时空差异研究. 中国人口·资源与环境, 2016, 26(6): 11-19.

[24] Picazo-Tadeo A J, Gómez-Limón J A, Reig-Martínez E. Assessing farming eco-efficiency: a data envelopment analysis approach. Journal of Environmental Management, 2011, 92(4): 1154-1164.

[25] Zhu X H, Zhang P F, Wei Y G, Li Y, Zhao H R. Measuring the efficiency and driving factors of urban land use based on the DEA method and the PLS-SEM model—a case study of 35 large and medium-sized cities in China. Sustainable Cities and Society, 2019, 50: 101646.

[26] Gomes E G, Lins M P E. Modelling undesirable outputs with zero sum gains data envelopment analysis models. Journal of the Operational Research Society, 2008, 59(5): 616-623.

[27] 林坦, 宁俊飞. 基于零和 DEA 模型的欧盟国家碳排放权分配效率研究. 数量经济技术经济研究, 2011, 28(3): 36-50.

[28] 张蔚, 张彦琦, 杨旭. 时间序列资料 ARIMA 季节乘积模型及其应用. 第三军医大学学报, 2002, 24(8): 955-957.

[29] 薛薇. SPSS 统计分析方法及应用. 北京: 电子工业出版社, 2004: 402-474.

[30] 宋增基, 徐叶琴, 张宗益. 基于 DEA 模型的中国农业效率评价. 重庆大学学报: 社会科学版, 2008, 14(3): 24-29.

[31] 刘峰, 王儒敬, 李传席. ARIMA 模型在农产品价格预测中的应用. 计算机工程与应用, 2009, 45(25): 238-239, 248.

[32] Xu J H, Guan Y R, Oldfield J, Guan D B, Shan Y L. China carbon emission accounts 2020—2021. Applied Energy, 2024, 360: 122837.

[33] Guan Y R, Shan Y L, Huang Q, Chen H L, Wang D, Hubacek K. Assessment to China's recent emission pattern shifts. Earth's Future, 2021, 9(11): e2021EF002241.

[34] Shan Y L, Huang Q, Guan D B, Hubacek K. China CO_2 emission accounts 2016 - 2017. Scientific Data, 2020, 7: 54.

[35] Shan Y L, Guan D B, Zheng H R, Ou J M, Li Y, Meng J, Mi Z F, Liu Z, Zhang Q. China CO_2 emission accounts 1997 - 2015. Scientific Data, 2018, 5: 170201.

[36] Shan Y L, Liu J H, Liu Z, Xu X, Shao S, Wang P, Guan D B. New provincial CO2 emission inventories in China based on apparent energy consumption data and updated emission factors. Applied Energy, 2016, 184: 742-750.