**DOI:** 10.12096/j.2096-4528.pgt.23070

中图分类号: TK 01; F 426

# 基于改进三阶段松弛测量-数据包络模型的火电 上市公司碳排放效率评估研究

袁家海1,2,胡玥琳1,张健1

(1. 华北电力大学经济与管理学院,北京市 昌平区 102206; 2. 新能源电力与低碳发展研究 北京市重点实验室(华北电力大学),北京市 昌平区 102206)

# The Carbon Emission Efficiency of China's Listed Thermal Power Companies: An Improved Three-Stage Slack Based Measure-Data Envelopment Analysis Model

YUAN Jiahai<sup>1,2</sup>, HU Yuelin<sup>1</sup>, ZHANG Jian<sup>1</sup>

(1. School of Economics and Management, North China Electric Power University, Beijing 102206, China; 2. Beijing Key Laboratory of New Energy and Low-Carbon Development (North China Electric Power University), Beijing 102206, China)

摘要:【目的】计算火电上市公司的碳排放效率,对比分析效率排名居后的原因及排名前列的驱动因素,根据差异性条件对火电公司进行分组,探讨造成效率差异的影响因素。【方法】基于非期望产出的改进三阶段松弛值测量(slack based measure, SBM) – 数据包络分析(data envelopment analysis, DEA)模型评估中国火电上市公司2016—2022年全要素碳排放效率。【结果】火电上市公司的碳排放效率逐年递增,并在剔除外部环境影响后整体下降。增加政府环保补贴可能会引发火电公司资本、人员和煤炭过度投入;增加地区研发投入对公司资产、人员和煤耗量具有积极作用;区域经济水平的提高会促进企业资产优化配置和人员有效管理,但会导致发电煤耗量的浪费。【结论】中央实控、低煤耗率和有碳排放交易的火电上市公司技术差距率更高,整体碳排放效率水平更优。

关键词: 改进三阶段松弛值测量-数据包络分析(SBM-DEA); Malmquist指数; 火电上市公司; 碳排放效率

ABSTRACT: [Objectives] Calculate the carbon emission efficiency of listed thermal power companies, compare and analyze the reasons why the efficiency ranks at the bottom and the top driving factors, group thermal power companies according to different conditions, and explore the influencing factors of efficiency differences. [Methods] Based on the

data envelopment analysis (DEA) model to more accurately measure the total-factor carbon emission efficiency of China listed thermal power companies during 2016-2022. [Results] The carbon emission efficiency of listed thermal power companies rises annually and lowers when the effects of the external environment are taken into account. The increasing environmental subsidies from government may lead to excessive investment of capital, personnel and coal consumption in the thermal power companies. The increasing in regional R&D investment has a beneficial impact on company assets, personnel, and coal consumption. The most effective utilization of company assets and employees management will be promoted by a better regional economic level, but wasteful consumption of coal for power generation will occur. [Conclusions] The listed thermal power companies with central control, low coal consumption rate and carbon emissions trading have higher technology gap rate and better overall carbon emission efficiency.

improved three-stage undesirable-slack based measure (SBM)-

**KEY WORDS:** improved three-stage undesirable-slack based measure (SBM) -data envelopment analysis (DEA); Malmquist index; listed thermal power company; carbon emission efficiency

#### 0 引言

2020年9月,中国正式作出"二氧化碳排放力争2030年前达到峰值,力争2060年前实现碳中和"的承诺,这2个阶段性碳减排奋斗目标彰显

基金项目: 国家自然科学基金项目(72173043); 教育部哲学社会科学研究后期资助项目(22JHQ096)。

Project Supported by National Natural Science Foundation of China (72173043); The Late Stage Funding Project of Philosophy and Social Science Research of the Ministry of Education (22JHQ096).

了我国保证能源供应安全、推动经济社会绿色转型以及承担全球气候治理责任的坚定决心。以煤电为主力电源的电力行业是中国碳排放量最高的部门[1-3],在实现碳减排目标及能源结构转型中有着重大使命。

为了控制发电企业的碳排放量,中国在2011年设立碳交易试点,发电行业中所有年度二氧化碳排放达到2.6万t及以上的企业将纳入碳履约和碳交易体系,并在2017年宣布启动全国碳市场建设,于2021年在发电行业率先启动碳排放权交易。因此,在政策压力和外部机制的双重推动下,火力发电公司必须提高自身碳排放效率来实现绿色低碳发展[4]。

碳排放效率分为单要素类型和全要素类型。 单要素类型最初将碳排放效率定义为某一行业或 地区时期内每单位国内生产总值(gross domestic product, GDP)的碳排放量,并没有考虑到与其他 生产要素的相关联系。在实际生产中,企业的人 员、资本、能源等其他潜在生产因素与环境共同 作用产出经济效益,形成一个复杂的多投入、多 产出系统。因此,考虑生产系统中要素相关性的 全要素碳排放效率更能准确估计碳排放水平。衡 量全要素碳排放效率的方法主要有参数化方法和 非参数化方法。非参数化方法不需要事先对目标 函数作过多的假设规则和先验条件假设, 可以避 免参数加权的主观性。最为广泛应用于评估全要 素碳排放效率的非参数化方法是最初由Charnes 等[5] 提出的数据包络分析 (data envelopment analysis, DEA)模型。传统DEA模型是希望以尽 可能少的投入获得尽可能多的产出,但是在生产 过程中通常会有非期望产出(例如大气污染物和二 氧化碳等带有负面影响的副产品),而忽视非期望 产出对效率的分析可能会导致效率估计有偏差。 随着环境问题的公众关注度上升,以及DEA模型 理论研究的不断深入,考虑非期望产出的效率研 究已成为重要的分支。文献[6]将非期望产出直接 作为投入变量处理。文献[7]提出将非期望产出的 倒数作为产出指标。文献[8]将非期望产出进行一 定的线性变换, 使其与期望产出具有相似的性质, 即非期望产出越多越好。这些方法均在理论上有

效解决了含有非期望产出情况下的决策单元效率 评价的问题,但由于其违背生产实际或者计算复 杂,在实际应用中受到了一定的局限。包含非期 望产出基于松弛值测量(slack based measure, SBM)模型可以有效解决非期望产出下的效率评价 问题。SBM 模型是非径向的,它不强制输入和输 出均匀或等比例地改进,还可以最大可能改进每 个维度的模型计算。此外, SBM 效率评分没有留 下任何投入或产出不足,即所有可能的改进都已 用尽,并在目标功能中得到适当考虑。因此SBM-DEA模型可以更准确地测算全要素碳排放效率。 文献[9]使用CO,作为非期望产出的SBM-DEA模 型衡量了2003-2006年中国建筑业的总要素碳排 放效率。文献[10]应用二氧化硫作为非期望产出的 SBM-DEA模型测算了长江经济带各省市全要素能 源效率值。文献[11]使用CO,作为非期望产出的 SBM-DEA模型测度了2010-2019年中国中部6省 的碳排放效率及区域差异。文献[12]应用CO,作为 非期望产出的SBM-DEA模型分析了中国30个省 份近15年的碳排放效率。测算碳排放效率考虑处 理异质性影响,目前应用较广的方式是将随机前 沿分析(stochastic frontier approach, SFA)与DEA 结合的三阶段 DEA 模型。文献[13]提出了一个基 于松弛度量的三阶段 SBM-DEA模型,该模型可以 合理地准确度量具有非期望产出的行业的效率评 估。文献[14]采用三阶段超效率 SBM-DEA 模型, 对区域全面经济伙伴关系协定成员国的能源效率 和影响因素进行了评价。文献[15]使用三阶段 SBM-DEA模型对长江中游城市群的碳效率进行测 算评估,并探究碳效率区域差异以及影响路径。 由于DEA方法只能静态分析同一时期的时间序列 或数据, 无法评估多时期效率动态变化和发展趋 势的问题。Fare等问提出将 Malmquist 指数与 DEA 方法相结合,可以根据动态面板数据衡量多个投 入产出决策单元的效率,并可进一步看到技术效 率指数、技术进步指数、纯技术效率变化指数以 及规模效率变化指数等测算数据。Malmquist指数 结合DEA的拓展方法被广泛地应用于衡量各行业 部门的生产效率。文献[16]使用 DEA 和 Malmquist 指数衡量和分解中国纺织业碳排放限制下的传统 能源效率。文献[17]使用 SBM-DEA模型和 Malmquist指数计算中国城市的碳排放效率并将全要素碳排放效率分解。文献[18]使用改进的三阶段 SBM-DEA模型结合 Malmquist指数动态评估了区域全面经济伙伴关系成员国的能源效率。

综上所述,目前应用DEA模型测算碳排放效率研究主要集中在行业、省份和国家宏观层面,对企业微观层面的研究较少。本文以火电上市公司相关微观数据为客观基础,利用改进三阶段非期望产出的SBM-DEA模型将内部因素作为投入变量进行分析,将外部因素作为第二阶段的外部环境变量对企业的影响进行分析,在消除环境变量和随机误差对评价结果的影响后,解决投入产出变量松弛的问题,得到更准确的碳排放效率。综合对比研究内外部因素对企业不同程度的影响,探索企业的节能潜力,为评估电力行业全要素碳排放效率提供参考。

# 1 模型构建及变量说明

# 1.1 非期望产出SBM-DEA模型

本文假设生产系统有n个决策单元(decision making unit, DMU),每个决策单元有m个投入构成矩阵 $\mathbf{R}^{m \times n}$ , $t_1$ 个期望产出Y\*构成矩阵 $\mathbf{R}^{t_1 \times n}$ , $t_2$ 个非期望产出Y\*构成矩阵 $\mathbf{R}^{t_2 \times n}$ 。

$$\begin{cases}
X = (x_1, x_2, \dots, x_n) \in \mathbf{R}^{m \times n}, X > 0 \\
Y^{w} = (y_1^{w}, y_2^{w}, \dots, y_n^{w}) \in \mathbf{R}^{t_1 \times n}, Y^{w} > 0 \\
Y^{u} = (y_1^{u}, y_2^{u}, \dots, y_n^{u}) \in \mathbf{R}^{t_2 \times n}, Y^{u} > 0
\end{cases}$$
(1)

生产可行集P可以根据Banker,Charnes,Cooper提出的扩展模型(data envelopment analysis with Banker,Charnes,and Cooper model,DEABCC)表示为

$$P = \{(x, y^{\mathbf{w}}, y^{\mathbf{u}}) \mid x \ge \lambda X, y^{\mathbf{w}} \le \lambda Y^{\mathbf{w}}, y^{\mathbf{u}} \le \lambda Y^{\mathbf{u}}, \sum_{i=1}^{I} \lambda_i = 1, \lambda \ge 0\}$$
(2)

具有非期望产出的 SBM-DEA 模型的公式可以表示为

$$\rho = \min \frac{1 - \frac{1}{m} \sum_{i=1}^{m} \frac{S_{i}^{-}}{x_{i_{0}}}}{1 + \frac{1}{s_{1} + s_{2}} (\sum_{r=1}^{s_{1}} \frac{S_{r}^{w}}{y_{w}^{w}} + \sum_{r=1}^{s_{2}} \frac{S_{r}^{u}}{y_{r}^{u}})}$$
(3)

$$\begin{cases} x_0 = \lambda X + s^- \\ y_0^w = \lambda Y^w + s^w \end{cases}$$

$$\begin{cases} y_0^u = \lambda Y^u + s^u \\ s^- \ge 0, s^w \ge 0, s^u \ge 0, \lambda \ge 0 \end{cases}$$

$$(4)$$

式中:  $s^-$ 、 $s^w$ 和 $s^u$ 分别是投入、期望产出和非期望产出松弛变量;目标函数 $\rho$ 的取值范围是 $0\sim1$ ,当且仅当 $\rho=1,s^-=0,s^w=0,s^u=0$ 时,DMU是最有效的。

#### 1.2 改进三阶段 SBM-DEA 模型

第一阶段:使用传统DEA模型,根据投入与产出数据测算每个DMU的效率值和投入松弛值。

第二阶段:使用SFA模型对投入变量进行调整。使用第一阶段获得的投入松弛值和选取的环境变量构建的SFA回归方程,以此来消除外部环境、随机误差和内部管理因素的影响。方程为

$$S_{ni} = f(Z_i; \beta_n) + V_{ni} + \mu_{ni}$$

$$\tag{5}$$

式中:  $s_n$  是第 i 个 DMU 的第 n 个投入的松弛值(投入变量的松弛值是在第一阶段投入的真实值和期望值之间的差值);  $f(Z_i;\beta_n)$ 表示环境变量对投入的松弛值;  $Z_i$ 表示环境变量;  $\beta_n$ 为环境变量的系数;  $v_{ni}+\mu_{ni}$ 表示混合误差项,前者表示随机干扰项,后者表示管理效率低下。

为了调整投入值,需要将 SFA 模型的管理无效率项与混合误差项分离。通过 Kumbhakar 和 Lovell 的管理无效率条件估计公式:

$$E(\mu|\varepsilon) = \sigma^* \left[ \frac{\phi(\lambda \frac{\varepsilon}{\sigma})}{\Phi(\lambda \frac{\varepsilon}{\sigma})} + \lambda \frac{\varepsilon}{\sigma} \right]$$

$$\sigma^* = \sigma_\mu \sigma_\nu / \sigma$$

$$\sigma = \sqrt{\sigma_\mu^2 + \sigma_\nu^2}$$

$$\lambda = \sigma_\nu / \sigma_\nu$$
(6)

式中:  $\sigma_{\mu}$ 和 $\sigma_{\nu}$ 分别为管理无效率项 $\mu_{m}$ 和随机干扰项 $\nu_{m}$ 的标准差;  $\phi$ 和 $\sigma$ 分别为标准正态分布的密度函数和分布函数;  $\epsilon$ 为联合误差项;  $\mu$ 为管理无效率项。

然后进一步分解随机干扰:

 $E[v_{ni}|v_{ni}+\mu_{ni}]=s_{ni}-f(z_{i};\beta_{n})-E[\mu_{ni}|v_{ni}+\mu_{ni}]$  (7) 由于传统三阶段 DEA 仅以加法形式对部分投入值进行调整,可能会变为原值的几倍甚至几十 倍,因幅度过大而不符合实际生产。所以引入环境影响因子表示对不同无效的决策单元投入的影响,调整后的公式为

$$X'_{ni} = \eta_{ni} X_{ni} + [\max(v_{ni}) - v_{ni}]$$
 (8)

$$\eta_{ni} = 1 + \frac{\max[f(Z_i; \beta_n)] - f(Z_i; \beta_n)}{\max[f(Z_i; \beta_n)] - \min[f(Z_i; \beta_n)]}$$
(9)

式中:  $X_{ni}$ 为调整后的投入值;  $X_{ni}$ 是调整前的投入值;  $\eta_{ni}$ 为环境影响因子,取值范围为  $1\sim 2$ ,合理控制投入值的调整幅度。

第三阶段:结合调整后的投入数据和初始产 出数据,重复第一阶段,获得准确的效率值。

#### 1.3 Malmquist指数模型

基于 DEA,Fare<sup>[19]</sup>将 Malmquist 指数应用到生产率研究领域,并将其从理论指数变成了实证指数,具体形式如下:

$$M_{t}(X^{t}, Y^{t}, X^{t+1}, Y^{t+1}) = (M_{t} \cdot M_{t+1})^{1/2} = \left[\frac{D_{c}^{t}(X^{t+1}, Y^{t+1})}{D_{c}^{t}(X^{t}, Y^{t})} \frac{D_{c}^{t+1}(X^{t+1}, Y^{t+1})}{D_{c}^{t+1}(X^{t}, Y^{t})}\right]^{1/2}$$
(10)

式中: $D'_c$ 和 $D'_c$ <sup>+1</sup>分别为t和t+1时期的距离函数;(X',Y')和 $(X'^{+1},Y'^{+1})$ 分别为t和t+1时期的投入产出向量。Malmquist指数除了可以动态分析变化情况外,另一个优点在于可以继续分解指标,以进一步考察技术效率相对于前沿面的变化及自身的移动情况,即技术效率变化指数 $E_{\text{FFCH}}$ 和技术进步指数 $T_{\text{HCHCH}}$ 。前者再分解为纯技术效率变化指数 $P_{\text{ECH}}$ 和规模效率变化指数 $S_{\text{ECH}}$ 。具体形式为

$$\begin{split} &M_{t}(X^{t},Y^{t},X^{t+1},Y^{t+1}) = \\ &\frac{D_{v}^{t+1}(X^{t+1},Y^{t+1})}{D_{v}^{t}(X^{t},Y^{t})} \Big[ \frac{D_{c}^{t}(X^{t+1},Y^{t+1})}{D_{c}^{t+1}(X^{t},Y^{t})} \frac{D_{c}^{t}(X^{t+1},Y^{t+1})}{D_{c}^{t+1}(X^{t},Y^{t})} \Big]^{1/2} \times \\ &\frac{D_{c}^{t+1}(X^{t+1},Y^{t+1})/D_{v}^{t+1}(X^{t+1},Y^{t+1})}{D_{c}^{t}(X^{t},Y^{t})/D_{v}^{t}(X^{t},Y^{t})} = \end{split}$$

$$P_{\text{ECH}} \times T_{\text{HCHCH}} \times S_{\text{ECH}} \tag{11}$$

式中 $D_{c}(X,Y)$ 和 $D_{v}(X,Y)$ 分别为规模报酬不变和规模报酬可变条件下的距离函数。

#### 1.4 变量选择和数据来源

考虑到数据可得性和公司代表性,本文以30家中国火电上市公司为决策单元,选取了2016—2022年相关数据进行分析,其中包括具有代表性的五大集团旗下及香港地区具有代表性的火电上市公司。数据来源于各火电上市公司年报、Wind数据库和国泰安数据库。

#### 1.4.1 投入和产出指标

基于现有研究以及企业运营结构,企业的碳排放系统归结为由劳动力、资本和能源三要素生产函数共同作用。本文要素效益选取固定资产总额和员工数量分别代表火电上市公司的资本和劳动力规模,采用营业收入和总发电量分别代表火电上市公司的经济实力和市场规模。绿色发展指标选择发电煤耗量来衡量火电上市公司生产经营中的一次能源投入,并选择碳排放量纳入非期望产出指标中。变量值定义如表1所示。

表1 变量的定义
Tab. 1 Variable descriptive statistics

变量类型	指标	定义
	资本投入/亿元	固定资产总额
投入变量	劳动力投入/人	员工数量
	能源投入/万t	发电煤耗量
	期望产出/亿元	营业收入
产出变量	期望产出/(kW·h)	总发电量
	非期望产出/万t	碳排放量
	政府补助/千万	政府环保补助
环境变量	区域科技水平/%	区域R&D与GDP比值
	经济发展水平/(元/人)	区域人均GDP

#### 1.4.2 环境变量

在第二阶段考虑外部环境变量对第一阶段松 弛变量结果值的作用机制,构造 SFA 回归方程, 以此来剔除外部环境与统计噪声的影响。

- 1)政府补助。政府环保补贴在一定程度上反映出政府对企业绿色低碳发展的干预程度,适当的干预有利于提高企业的环保意识和管理模式,促进企业的低碳转型。
- 2)区域科技水平。本文采用区域研发投入与GDP比值衡量区域科技水平。科技进步直接影响着企业发展格局,也是电力行业绿色发展的持续强动力。
- 3) 经济发展水平。本文采用区域人均 GDP 衡量经济发展水平。宏观经济的发展影响社会用电需求和能源供需结构,并影响企业的融资环境和发展。

#### 1.5 Pearson相关性检验

表2为投入与产出的Pearson相关性,由表2可知,本文所选取的火电上市公司的产出与投入

指标的相关系数都为正数,且均通过了p<0.01的水平,结果高度正相关。检验表明构造的能源效率结构符合DEA模型的同向性原则,增加了测算结果的可信度。

#### 表2 投入与产出的Pearson相关性检验

Tab. 2 Pearson correlation coefficient test of input and output

变量	固定资产总额	员工数量	发电煤耗量
营业收入	0.906**	0.901**	0.948**
总发电量	0.952**	0.949**	$0.978^{**}$
碳排放量	0.885**	0.954**	0.996**

注:\*\*表示p<0.01水平显著相关。

# 2 结果分析

#### 2.1 第一阶段(投入调整前的效率值)

第一阶段结果如表3所示。可以看出火电上市公司碳排放效率值逐年递增,平均值为0.810; 华能国际、湖北能源、广州发展、申能股份、中电控股、吉电股份和国投电力公司能源效率值为1,表明这些火电上市公司的资源配置较为合理,投入产出取得了最优效益; 而处在最末位的是晋控电力、内蒙华电和金山股份,碳排放效率值分别为0.465、0.544和0.551; 共有16个公司低于平均值,占比为53.3%。

# 2.2 第二阶段(SFA 回归结果分析)

表 4 为投入与产出的 Pearson 相关性检验结果,可知γ均为 1,说明误差来源于管理无效率。单侧误差的似然比(likelihood ratio,LR)检验值大于混合卡方分布检验的临界值,且均通过了 1%的显著性检验,表明效率值与所选的 3 个环境变量之

表3 第一阶段碳排放效率

Tab. 3 Carbon emission efficiency in the first stage

DMU	2016	2017	2018	2019	2020	2021	2022	平均值
华电国际	0.684	0.760	0.784	0.795	0.870	0.971	1.000	0.838
京能电力	0.701	0.726	0.668	0.732	0.825	0.854	1.000	0.787
华银电力	0.406	0.429	0.499	0.495	0.669	1.000	0.666	0.595
浙能电力	0.882	0.851	0.825	0.824	0.826	0.835	0.841	0.841
国电电力	0.651	0.659	0.691	0.763	0.830	1.000	1.000	0.799
粤电力A	0.611	0.648	0.651	0.686	1.000	1.000	0.998	0.799
建投能源	0.632	0.644	0.739	0.728	0.766	0.799	0.905	0.745
晋控电力	0.390	0.412	0.449	0.443	0.434	0.503	0.622	0.465
大唐发电	0.696	0.703	0.757	0.775	0.772	0.841	0.902	0.778
华能国际	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000
江苏国信	0.592	0.562	0.599	0.614	0.724	0.791	0.765	0.664
上海电力	0.797	0.852	0.886	0.899	0.902	0.916	0.959	0.887
金山股份	0.518	0.533	0.543	0.565	0.595	0.535	0.571	0.551
长源电力	0.551	0.578	0.600	0.656	0.580	0.663	0.696	0.618
湖北能源	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000
赣能股份	1.000	1.000	1.000	0.982	1.000	0.879	0.898	0.966
广州发展	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000
申能股份	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000
皖能电力	0.763	0.773	0.776	0.832	0.86	1.000	1.000	0.858
内蒙华电	0.462	0.430	0.472	0.484	0.569	0.673	0.718	0.544
通宝能源	0.589	0.638	0.713	0.834	0.834	0.835	0.837	0.754
华润电力	0.699	0.715	0.753	0.716	0.598	0.825	1.000	0.758
中电控股	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000
华电能源	0.662	0.686	0.704	0.718	0.739	0.894	1.000	0.772
深圳能源	1.000	0.868	0.770	1.000	0.670	1.000	1.000	0.901
豫能控股	0.521	0.631	0.737	0.782	0.755	0.739	0.803	0.710
吉电股份	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000
国投电力	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000
中国电力	0.751	0.758	0.769	0.777	0.815	0.855	0.871	0.799
福能股份	0.987	0.782	0.647	1.000	0.670	0.974	1.000	0.866
平均值	0.752	0.755	0.768	0.803	0.810	0.879	0.902	0.810

间存在着很强的影响关系,使用改进三阶段非期 望产出 SBM-DEA 模型来消除环境变量的影响是 合理的,并且整体具有良好的稳定性。

表4 第二阶段松弛变量 SFA 回归分析结果

Tab. 4 Regression results of stochastic frontier analysis of relaxation variables in the second stage

变量	固定资产总额松弛值	员工数量松弛值	发电耗煤量松弛值
常数项	-266.712***(-30.421)	-2 192.879***(-2 203.248)	-139.253***(-43.160)
政府补助	45.367***(79.275)	37.152***(16.454)	12.873***(18.735)
区域科技水平	-18.517***(-29.656)	-0.064***(-6.512)	-41.091***(-17.725)
经济发展水平	-12.134***(-16.493)	-0.065***(-39.055)	83.909***(16.227)
$\sigma^2$	101 786.566	7 247 774.202	153 059.385
γ	1.000	1.000	1.000
对数似然函数	-202.056	-263.788	-204.654
LR 单边检验	12.535	11.208	20.001

- 1) 政府补助。政府环保补贴对固定资产总 额、员工数量和发电煤耗量松弛值的系数均为正, 且通过了1%的显著性水平,表明好的政策环境会 引发电力行业资本、人员和煤炭过度投入。政府 环保补贴过多会导致火电公司低碳资金产生挤出 效应,从而降低碳排放效率。2020年"双碳"目 标提出后, 火电上市公司的未来重点目标和发展 战略因国家制定的行业和环保政策的变化发生了 相应的调整,企业为响应低碳环保政策与经营业 绩的同步发展,在资产和人力方面投入较多。例 如政府环保补贴的重点项目中, 随着环保排放标 准的提高,火电公司需要开展多维度优化改造, 不断巩固生态环保治理的成果,造成环保项目的 投资和煤耗的冗余。此外, 政府过多提供环保补 贴会导致企业对资本管理使用较为粗放,造成资 本投入浪费的情况。
- 2)区域科技水平。固定资产总额、员工数量和发电煤耗量的松弛值系数均为负,且通过了1%的显著性水平,表明企业所在区域研发投入占比越高,则企业开展自主研发越积极。在保证适当的研发资金投入的同时,企业能够利用自身所持科技的创新力量,逐步建立以公司为基础,区域电力市场为主导,管理、生产、科研相结合的创新体制,从而大大提高企业整体技术能力。企业利用科技能力能够进一步提高资源整合利用效率,优化资金投入并替代廉价的劳动力。此外,企业对于新低碳技术的选择,会淘汰落后的燃煤发电机组,使新能源机组发电量占比提升,降低企业煤耗量。
- 3) 经济发展水平。区域人均GDP对固定资产总额和员工数量松弛值系数为负,且通过了1%的显著性水平,表明在宏观经济环境良好地区的火电公司对资产和劳动力的有效利用效率会更高。但是发电煤耗量松弛值的系数均为正,且通过了1%的显著性水平,说明宏观经济发展水平的提高,会增加社会用电量和能源需求,进而提高火电公司保供要求,造成发电煤耗量冗余。

### 2.3 第三阶段(投入变量调整后的结果分析)

投入变量调整后的结果如表5所示。可以刊出:经过调整投入变量,第三阶段平均值为

0.723,大唐发电、广州发展、申能股份、中电控股、深圳能源、吉电股份和国投电力公司碳排放效率值为1;共有18家公司低于平均值,占比为60%。

#### 表5 第三阶段效率值

Tab. 5 Carbon emission efficiency in the third stage

				年份				亚马片
DMU	2016	2017	2018	2019	2020	2021	2022	平均值
华电国际	0.678	0.680	0.709	0.718	0.731	0.742	0.743	0.714
京能电力	0.434	0.465	0.482	0.547	0.589	0.640	0.747	0.558
华银电力	0.384	0.390	0.493	0.500	0.586	1.000	0.653	0.572
浙能电力	0.699	0.775	0.813	0.813	0.872	0.877	0.902	0.822
国电电力	0.551	0.556	0.589	0.664	0.701	0.722	0.762	0.649
粤电力A	0.571	0.620	0.653	0.694	0.755	0.843	0.888	0.718
建投能源	0.442	0.450	0.608	0.622	0.643	0.649	0.700	0.588
晋控电力	0.362	0.368	0.412	0.438	0.425	0.506	0.622	0.448
大唐发电	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000
华能国际	0.836	0.818	0.864	0.868	0.898	0.946	1.000	0.890
江苏国信	0.383	0.385	0.397	0.416	0.437	0.507	0.575	0.443
上海电力	0.535	0.540	0.602	0.624	0.663	0.723	0.746	0.633
金山股份	0.366	0.376	0.442	0.505	0.516	0.509	0.505	0.460
长源电力	0.419	0.393	0.537	0.641	0.559	0.661	0.68	0.556
湖北能源	0.851	1.000	0.819	0.669	0.742	0.913	0.774	0.824
赣能股份	0.599	0.591	0.635	0.659	0.666	0.679	0.686	0.645
广州发展	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000
申能股份	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000
皖能电力	0.584	0.603	0.645	0.751	0.786	0.975	0.905	0.750
内蒙华电	0.392	0.406	0.466	0.494	0.579	0.690	0.711	0.534
通宝能源	0.544	0.567	0.572	0.619	0.652	0.662	0.696	0.616
华润电力	0.690	0.706	0.748	0.713	0.595	0.652	0.702	0.687
中电控股	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000
华电能源	0.415	0.393	0.432	0.480	0.491	0.650	0.666	0.504
深圳能源	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000
豫能控股	0.525	0.535	0.548	0.616	0.721	0.781	0.802	0.647
吉电股份	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000
国投电力	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000
中国电力	0.502	0.584	0.593	0.607	0.615	0.728	0.77	0.628
福能股份	0.872	0.763	0.646	0.777	0.677	0.823	0.984	0.792
平均值	0.654	0.665	0.690	0.715	0.730	0.796	0.807	0.723

#### 2.4 Malmquist指数动态分析结果

为了更深入地分析火电上市公司低碳转型效率变化趋势,从时间维度进行动态分析,对 2016—2022 年碳排放效率值 Malmquist 指数进行分解,结果如表6所示。

由表 6 可见:全要素生产率平均值为 1.277,说明火电公司整体越来越重视低碳转型和能源的有效利用;30 家火电上市公司在 2016—2022 年

# 表6 2016—2022年火电上市公司碳排放效率的 Malmquist 指数及其分解

Tab. 6 Malmquist index of carbon emission efficiency for listed thermal power companies and its decomposition from 2016 to 2022

年份	技术效率	技术进步	纯技术效率	规模效率	全要素生产率
2016—2017	0.922	1.103	0.979	0.945	1.010
2017—2018	0.942	1.226	0.942	1.010	1.143
2018—2019	1.154	0.947	1.118	1.036	1.067
2019—2020	0.999	1.028	0.997	1.002	1.022
2020-2021	1.012	1.117	0.999	1.014	1.144
2021—2022	1.010	1.811	1.006	1.002	2.280
均值	1.007	1.205	1.007	1.001	1.277

碳排放效率全要素生产率总体呈上升的趋势,2019—2020年较2018年增长幅度减少,但仍处于乐观态势,说明我国火电上市公司碳排放效率水平有所提升;2016—2022年全要素生产率和技术进步指数均呈现"N"型波动变化,技术效率指数在2019年实现15.4%的增长,而其余时间呈下降或者略增状态,但全要素生产率指数仍然相比上年有所增长,这主要是因为技术进步指数增长快,平均增长20.5%,抵消了技术效率消退的负面影响。

如表7所示,样本火电上市公司第三阶段的 碳排放效率均一直保持增长,76.67%的企业全要 素生产率均值在1~1.1,23.33%的企业全要素生 产率均值大于1.1,其中样本全要素生产率均值最 高的企业是华润电力,主要是由于该企业技术进 步水平大有提升。

表7 碳排放效率均值及其分解指数占比分布 Tab. 7 Proportion distribution of the mean carbon emission efficiency and its decomposition index

指标	<1	1~1.1	>1.1
效率改进	43.33%	56.67%	0
技术进步	0	66.67%	33.33%
全要素生产率	0	76.67%	23.33%

### 3 讨论

# 3.1 第一阶段和第三阶段碳排放效率比较分析 3.1.1 一般差异

碳排放效率平均值从第一阶段的0.810下降至 第三阶段的0.723,降低了10.74%,这表明外部环 境因素的干扰导致第一阶段高估了火电上市公司 碳排放效率。与第一阶段相比,大唐发电从第12 名上升到第三阶段的第1名,豫能控股和华润电 力排名上升也超过5位,表明这些火电公司具备 较高的技术水平,但是相对劣势的外部环境导致 真实效率被低估。

另外, 在剔除环境因素后, 赣能股份从第一 阶段的第2名下降到第三阶段的第12名,说明外 部环境对其碳排放效率贡献较大。赣能股份作为 江西省最大的省属电力企业和唯一一家电力上市 企业, 无疑在确保该省电力供应方面起着举足轻 重的作用, 江西省也一直十分支持赣能股份发展, 在政策等方面给予多方支持。例如: 赣能股份许 多新能源项目被纳入《江西省"十四五"能源发 展规划》重点项目建设中;2021年该公司与赣州 市于都县人民政府签订《江西赣能于都新能源发 电项目战略合作框架协议》, 携手在于都县境内开 展光伏等新能源发电项目的建设。政府对赣能股 份发展新能源发电产业给予充分支持和保障,为 其提供相关优惠政策,这也印证了政府政策的统 筹协调在提升企业碳排放效率和环境建设过程中 发挥着巨大推动作用。赣能股份与其他公司相比 规模较小,这也是剔除环境因素后规模效率大幅 下降的主要原因。上海电力、华电能源、京能电 力、江苏国信和中国电力排名也明显下降。

#### 3.1.2 火电上市公司效率值分组对比分析

1) 中央和地方国资委实控的火电上市公司结果对比分析

中央实控火电上市公司平均值在第一阶段为 0.871,第三阶段为 0.687。地方国资委实控火电上市公司平均值在第一阶段为 0.963,第三阶段为 0.966。在剔除环境因素后,地方实控第三阶段平均值微微上升,中央实控平均值下降 21.12%。这表明中央实控的整体外部环境更优,主要原因是中央控股的火电上市公司是国家电力保供的压舱石,在新能源开发和煤电的低碳转型中为主导力量,所以因从事国家鼓励和扶持特定行业、产业按国家级政策规定合法获得的可再生能源补贴较多。

为了更进一步衡量差异性,采用 SBM-Meta-

发 电 技 术

frontier 方法,即用共同前沿下的碳排放效率值除以分组前沿下的碳排放效率值,得到各个DMU的技术差距率、得到的技术差距率<1。不同分组的效率平均值如图1所示,可以看出,中央实控的技术差距率更高,整体碳排放效率水平更优。

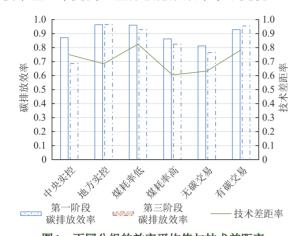


图1 不同分组的效率平均值与技术差距率 g. 1 Average efficiency values and technological ga

Fig. 1 Average efficiency values and technological gap rate for different groups

2)不同煤耗率的火电上市公司结果对比分析 低供电耗煤率的火电上市公司碳排放效率平 均值在第一阶段为0.960,第三阶段为0.928。高 供电煤耗率公司的碳排放效率平均值在第一阶段 为0.862,第三阶段为0.826。低煤耗率公司的平 均值更高,外部环境也更优,主要原因是自相关 环保及监管政策实施后,低供电煤耗率公司可以 得到更多的补贴和政策支持。

低煤耗率公司的技术差距率更高,主要原因 是供电煤耗率越低,则企业煤炭消耗量相对越少, 对应所产生的污染排放物(如二氧化碳)相对较少, 将会使低供电煤耗率公司的环境效率值变大。

3)不同碳排放交易政策的火电上市公司结果 对比分析

有碳交易的火电上市公司碳排放率平均值第一阶段为0.928,第三阶段为0.954。无碳交易的火电上市公司碳排放率平均值在第一阶段为0.812,第三阶段为0.764。整体而言,有碳交易公司碳排放率平均值更高,其原因是:碳交易市场的建设促使火电公司自觉减少煤炭发电,获得更多碳收益,转向发展可再生能源发电,获得经济效益;另外,政府会对积极遵守碳约束减排企

业提供激励机制。由表1可见,有碳交易公司的 技术差距率更高,也表明了碳排放交易政策有助 于提高企业碳排放效率。

#### 3.2 非期望产出的评估结果对比分析

碳排放量是实际生产中的非期望产出,对企业碳排放效率产生影响。传统DEA模型无法良好的处理和分析具有非期望产出的碳排放效率,因此许多学者将非期望产出作为投入变量,其意义上会变为互惠关系。本文将碳排放量作为DEABCC模型的投入变量测算碳排放效率,并与SBM-DEA模型的结果进行比较,从而检验SBM-DEA模型和传统DEA模型在处理非期望产出效率值的测算效果。图2显示了2种模型之下的各个公司碳排放效率值,可以看出,DEA-BCC模型的计算结果大于SBM-DEA模型的计算结果。

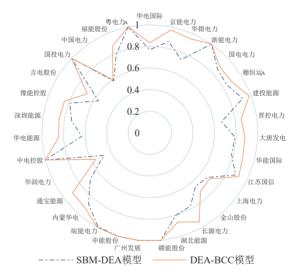


图 2 SBM-DEA 模型和 DEA-BCC 模型之间的效率差异 Fig. 2 Efficiency differences between SBM-DEA model and DEA-BCC model

- 1) 采用变异系数分析2种模型测量结果的离散度。变异系数能够反映2组均值不同的数据离散程度大小,不需要参照数据的平均值,且是无量纲指标。DEA-BCC模型和SBM-DEA模型的变异系数值分别为0.134和0.181,说明后者具有更高的分散度,企业碳排放效率的区分度更明显。
- 2) 采用 Wilcoxon 符号秩检验 SBM 模型相较于 BCC 模型提高碳排放效率的效果。该方法为参数统计检验中经典的检验方法,适用于多种类型的测算数据,并且不需要提前明确数据总体分布

情况,具有限制条件少等优点,符合实际生产过程特点。检验结果为Z=4.286,P<0.001,在1%的显著水平上拒绝了原假设,这表明 DEA-BCC 模型计算的效率高于 SBM-DEA 模型。测试结果表明,SBM-DEA 模型相较于传统模型能够更准确地评估含有非期望产出的效率,也具有更稳定的适用性。

#### 4 结论

- 1)火电公司应结合外部环境因素合理规划资源,大力开发新能源项目和延伸上下游能源相关业务,改善企业能源结构,降低发电煤耗量,从根本上提高碳排放效率。技术进步对全要素碳排放效率影响较大,因此火电公司不应仅关注盈利能力,而应以当前发展现状和未来火电行业发展趋势作为科技研发的主要背景,加大绿色转型的研发投入和培育多元创新模式,促进企业的创新效率、经济效率和环境效率形成良性互动与协调发展。
- 2)政府应优化市场环境,鼓励火电公司发展新能源,大力支持企业研发先进的节能减排设备和技术。此外,政府应兼顾合理性与社会效益对环保补贴政策进行完善,同时还要规范监督机制,保障低碳重点任务的落实和资源利用最大化。随着发电行业启动碳排放权交易,政府应制定能适应各地方政策和具体情况的相对统一的碳排放政策,加大碳排放交易政策在全国的推广力度,对碳交易形成有力约束,提高火电公司的环境效益。

# 参考文献

- [1] 朱维群,王倩. 碳中和目标下的化石能源利用新技术 路线开发[J]. 发电技术,2021,42(1):3-7.
  - ZHU W Q, WANG Q. Development of new technological routes for fossil energy utilization under the goal of carbon neutral[J]. Power Generation Technology, 2021, 42(1): 3-7.
- [2] 张金良,贾凡. 中国火电行业多模型碳达峰情景预测
   [J]. 电力建设, 2022, 43(5): 18-28.
   ZHANG J L, JIA F. Multi-model carbon peak scenario prediction for thermal power industry in China

[J]. Electric Power Construction, 2022, 43(5):

- 18-28.
- [3] 成润坤,岳赛雅,张国维,等.双碳及能源安全背景下中国电煤月度需求组合预测[J].智慧电力,2022,50(9): 1-7.
  - CHENG R K, YUE S Y, ZHANG G W, et al. Combination forecasting of monthly thermal coal demand in china under carbon peak, carbon neutrality and energy security[J]. Smart Power, 2022, 50(9): 1-7.
- [4] 张全斌,周琼芳.基于"双碳"目标的中国火力发电技术发展路径研究[J].发电技术,2023,44(2):143-154.
  - ZHANG Q B, ZHOU Q F. Research on the development path of China's thermal power generation technology based on the goal of "carbon peak and carbon neutralization" [J]. Power Generation Technology, 2023, 44(2): 143-154.
- [5] CHARNES A, COOPER W W, RHODES E. Measuring the efficiency of decision-making units[J]. European Journal of Operational Research, 1979, 3(4): 339.
- [6] HAILU A, VEEMAN T S. Non-parametric productivity analysis with undesirable outputs: an application to the Canadian pulp and paper industry[J]. American Journal of Agricultural Economics, 2001, 83(3): 605-616.
- [7] FARE R, GROSSKOPF S. Modeling undesirable factors in efficiency evaluation: comment [J]. European Journal of Operational Research, 2004, 157(1): 242-245.
- [8] SEIFORD L M, ZHU J. Modeling undesirable factors in efficiency evaluation[J]. European Journal of Operational Research, 2002, 142(1): 16-20.
- [9] ZHOU Y X, LIU W L, LÜ X Y, et al. Investigating interior driving factors and cross-industrial linkages of carbon emission efficiency in China's construction industry: based on super-SBM DEA and GVAR model[J]. Journal of Cleaner Production, 2019, 241: 118322.
- [10] 余显, 丁文斌. 长江经济带绿色全要素经济能源效率 研究: 基于 DEA-SBM 模型测算[J]. 特区经济, 2023(4): 52-55.
  - YU X, DING W B. Study on energy efficiency of green total factor economy in yangtze river economic belt-based on the DEA-SBM model[J]. Special Zone Economy, 2023(4): 52-55.
- [11] 王馨, 范敏, 谢运生. 基于 SBM-DEA 模型中部六省 碳排放效率测度与分析[J]. 能源研究与管理, 2023, 15(1): 26-31.
  - WANG X, FAN M, XIE Y S. Measurement and

- analysis of carbon emission efficiency in six central provinces based on SBM-DEA model[J]. Energy Research and Management, 2023, 15(1): 26-31.
- [12] 王东,李金叶. 环境规制、技术进步与能源碳排放效率[J]. 技术经济与管理研究, 2022(7): 31-36. WANG D, LI J Y. Environmental regulation, technological progress and energy carbon emission efficiency[J]. Journal of Technical Economics & Management, 2022(7): 31-36.
- [13] TONE K. Dealing with undesirable outputs in DEA: a slacks-based measure (SBM) approach[J]. GRIPS Res Rep Ser 2003: 445
- [14] 李鸿,张军. RCEP国家能源效率分析:基于三阶段 SBM-DEA模型[J]. 能源与节能,2022(10):26-29. LI H, ZHANG J. RCEP national energy efficiency analysis: based on three-stage SBM-DEA model[J]. Energy and Energy Conservation,2022(10):26-29.
- [15] 彭文斌,曹笑天,苏昌贵,等.长江中游城市群碳效率时空演化特:基于三阶段 SBM-DEA 模型[J].生态学报,2023,43(9):3532-3545.

  PENG W B, CAO X T, SU C G, et al. Spatiotemporal evolutionary characteristics of carbon efficiency in the middle reaches of the Yangtze River urban agglomeration based on a three-stage SBM-DEA model[J]. Acta Ecologica Sinica, 2023, 43(9):3532-3545.
- [16] ZHAO H L, LIN B Q. Assessing the energy productivity of China's textile industry under carbon emission constraints[J]. Journal of Cleaner Production, 2019, 228: 197-207.
- [17] ZHENG Z L. Energy efficiency evaluation model based on DEA-SBM-Malmquist index[J]. Energy Reports, 2021, 7: 397-409.

- [18] ZHANG C, CHEN P. Applying the three-stage SBM-DEA model to evaluate energy efficiency and impact factors in RCEP countries[J]. Energy, 2022, 241: 122.
- [19] FARE R, GROSSKOPF S, NORRIS M. Productivity growth, technical progress, and efficiency change in industrialized countries[J]. The American Economic Review, 1994, 84(1): 66-83.

收稿日期: 2023-06-25。 修回日期: 2023-08-29。

作者简介:



袁家海(1979), 男, 博士, 教授, 研究方向为能源系统转型、能源政策与管理, yuanjh126@126.com;

袁家海



胡玥琳(1998), 女,硕士研究生,研究方向为能源政策、能源经济,huyue-lin003@126.com;

胡玥琳



张健(1989), 男, 博士, 副教授, 主要研究方向为能源政策、可再生能源 消纳, 本文通信作者, zhangjianam@126. com。

张健

(责任编辑 辛培裕)