产业发展

“双碳”背景下中国电力行业碳排放效率研究

——基于ERM-Malmquist-Tobit模型

卢子渊，魏可可

（天津商业大学管理学院，天津 300134）

摘要：在“双碳”目标下，为探究中国电力行业如何兼顾经济发展与低碳转型，采用ERM模型和ML指数法测度了2018—2022年30个省份（因数据缺失，未包含西藏地区和港澳台地区）电力碳排放效率及动态绿色全要素生产率（GTFP），并通过面板Tobit模型分析影响因素。研究发现，碳排放效率呈现“东西效率反转”现象，GTFP整体呈上升趋势，但主要依赖规模效率提升，技术进步贡献有限。进一步研究发现，技术水平受“杰文斯悖论”影响与碳排放效率呈显著负相关，再次验证中国电力行业目前处于规模驱动阶段的结论。

关键词：电力行业碳排放效率；Malmquist指数；Tobit模型

中图分类号：F224；F246.61 **文献标志码：**A **文章编号：**1671－1807(2026)02－0070－08

实现“碳达峰、碳中和”目标是中国生态文明建设的重要战略部署[1]。作为碳排放的关键领域，电力行业在能源活动中碳排放总量的占比为47%[2]，可见其在实现“双碳”目标的重要地位。不过值得一提的是，电力行业在实现“双碳”目标中具有双重属性：一方面，作为碳排放重点行业，其绿色转型对实现减排目标至关重要。2023年全国电力行业平均二氧化碳排放因子达到0.620 5 $kgCO_2/kWh$，较2022年上升15.6%[3]，这一趋势凸显电力行业低碳转型的紧迫性。另一方面，作为能源供应的核心支柱，2023年工业用电量占比达62.9%，其稳定运行直接关系国民经济和民生保障。正是这种双重属性，决定了电力行业在减排过程中必须坚持系统思维的原则，实现经济建设和低碳转型的协同发展。

碳排放效率测算与绿色全要素生产率（green total factor productivity，GTFP）作为一种综合考虑生产过程中环境影响的指标，可以量化其碳减排潜力，从而为地区碳减排提供有效的战略支持[4]。当前，中国省级电力行业碳排放效率和碳配额分配方案尚未统一建立，亟须开展基于省级行政区域电力行业的效率评估研究，对推动电力行业低碳转型与经济社会协调发展具有重要的理论和实践意义。

1 相关文献评述

实现“双碳”目标强调在追求经济效益的同时，关注环境可持续性。目前关于中国在低碳减排领域的研究较多，通过梳理相关文献发现，大多数文献主要从以下两方面展开研究。

1.1 碳排放效率评价方法

碳排放效率是一种考虑碳排放约束的绿色全要素生产率，决定了经济发展的可持续性[5]。数据包络分析方法（data envelopment method，DEA）作为一种非参数法是目前对于碳效率测算的主要方法。传统的DEA模型包括径向的CCR（Chames-Cooper-Rhodes）和BCC（Banker-Charnes-Cooper）模型，虽然能够处理不同规模报酬情况下的效率测算问题，但由于是径向模型且无法考虑投入和输出指标的松弛量，存在高估效率的问题。因此，为了进行更合适的分析，需要探索考虑了非期望产出（即碳排放）的非径向模型。传统的非径向模型包括基于松弛量的测度（slack-based measure，SBM）模型、方向性距离函数（directional distance function，DDF），非径向模型不要求投入或者产出同比

收稿日期：2025-07-24

基金项目：天津市教委科研计划项目（2024SK046）

作者简介：卢子渊（2002—），女，天津人，硕士研究生，研究方向为管理决策；通信作者魏可可（1994—），女，河南周口人，博士，讲师，研究方向为管理决策。

例变化,所以更符合现实情况[6]。

作为非径向模型中的一种,非径向增强罗素模型(the nonradial Enhanced Russell Measure with undesirable output,ERM)属于非定向模型,相比于角度(oriented)的DEA模型,无须假设投入或者产出不变,所以能同时捕捉到投入和产出的松弛量更贴近实际生产中的多目标优化需求,因此在前沿面效率研究上更切合电力行业的生产[7]。ERM模型的优点十分明显:可同时确定输入与输出效率,将比率效率和松弛量统一为一个标量,并且投入和产出能按非径向(不同比例)变化。目前已有学者利用ERM模型建造DEA两阶段网络模型[8],使用模糊算数方法建构模糊ERM模型[9],但鲜少有文章使用ERM模型对碳排放效率进行测算[10]。

1.2 碳排放效率影响因素

在碳排放效率因素的识别方面,学界对于省级、城市群的研究较多。而对于全国整体城市层面,学界展开的研究较少。研究者通常基于STIRPAT理论(环境影响评估模型,the stirpat model),将人口、经济、技术等要素作为碳排放效率主要[11]。常用研究方法包括指数分解、结构分解[12]、Tobit回归[13-14]等传统计量经济方法。其中,Tobit模型作为一种对因变量取值要求在一定范围的回归模型,常与DEA模型相结合探索效率水平的影响因素[15-16]。这种DEA-Tobit模型的优点是能够在效率评价的基础上进行影响因素的深入研究,即解释外部环境与随机误差对效率的影响,使测算结果能更精确地反映决策单元(decision-making unit,DMU)的内部管理水平[17]。

综上所述,学界关于工业领域的碳排放研究主要围绕这两方面展开。从实践角度来看,目前的研究虽然涉及碳排放效率问题,但多局限于工业视角,鲜有学者聚焦到电力行业对碳排放效率进行深度测算和研究。此外,对于电力行业碳排放效率影响因素分析的文章也较少。在仅有几篇针对电力行业影响因素的研究中,大部分学者认为技术创新水平与碳排放效率之间存在显著的正向影响关系,没有考虑“杰文斯悖论”对于二者之间的干扰作用,缺乏对于环境与市场之间的动态关系变化的考虑,本文弥补了这部分空白,这一发现对于政策制定者提供了全新的考虑视角。从理论角度来看,区别于现有研究基于SBM模型计算绿色全要素生产率,依据ERM模型创立模型,从动态视角分解全要素指标。基于此,从全要素生产系统出发,对2018—2022年30个省份(因数据缺失,未包含西藏地区和港澳台地区)构建含有投入、期望产出和非期望产出的非期望产出的增强罗素测度模型(enhanced Russel model with undesirable outpwt,UERM)模型。随后使用基于UERM模型的Malmquist指数及其分解指数来分析全要素生产率在省份之间的差异及变动趋势。进一步,利用Tobit模型探究影响电力行业碳排放效率的主要因素。最后基于研究结果展开讨论。

2 生产可能集与研究方法

2.1 生产可能集

假设生产可能集包含 n 个 DMU_k($k=1,2,\cdots,n$),包含 m 个投入,s 个期望产出和1个非期望产出(碳排放);其中 DMU_k 的第 i 个($i=1,2,\cdots,m$)投入,第 r 个($r=1,2,\cdots,s$)期望产出和非期望产出分别为 x_{ik}、y_{rk}、z_{qk},对应的指标向量表示为 $\boldsymbol{x}_k$、$\boldsymbol{y}_k$、$\boldsymbol{z}_k$。X、Y、Z 为投入、期望产出和非期望产出的数据集;s_k^x、s_k^y、s_k^z 为各指标的扩张或收缩系数;λ_k 为决策单元的强度系数;x^t、y^t、z^t 为 t 时期下的投入产出水平。

$$P(x)=\left\{(x_j,y_j,z_j)\left|\begin{array}{l}x^t\geqslant\sum_{j=1}^{n}\lambda_j x_j^t,y^t\leqslant\sum_{j=1}^{n}\lambda_j y_j^t,z^t\geqslant\sum_{j=1}^{n}\lambda_j z_j^t\\ \lambda_j\geqslant 0\\ x_j\geqslant 0,y_j\geqslant 0,z_j\geqslant 0\end{array}\right.\right\} \tag{1}$$

2.2 研究方法

2.2.1 基于产出导向的ERM模型效率评价

碳排放效率问题应该是在投入要素保持不变的基础上对非期望产出进行调整,即产出导向的模型更符合现实情况,因此采用产出导向、规模报酬不变的ERM模型。将二氧化碳作为一个特定的输入,并利用输入与输出的比率来计算综合效率。构建ERM模型如,目标是使投入的平均效率与产出的平均效率之比最小化。

$$D_k^t(x_k^t,y_k^t,z_k^t)=\min\frac{\frac{1}{m+u}\left(\sum_{i=1}^{m}s_{ik}^x+\sum_{q=1}^{u}s_{qk}^z\right)}{\frac{1}{w}\sum_{r=1}^{w}s_{rk}^y}$$

$$\text{s.t.}\left\{\begin{array}{l}\sum_{j=1}^{n}\lambda_j x_{ij}^t\leqslant s_k^x x_k^t,i=1,2,\cdots,m,\\ \sum_{j=1}^{n}\lambda_j y_{rj}^t\geqslant s_{rk}^y y_k^t,r=1,2,\cdots,w\\ \sum_{j=1}^{n}\lambda_j z_j^t\leqslant s_{qk}^z z_k^t,q=1,2,\cdots,u\\ \lambda_j\geqslant 0,j=1,2,\cdots,n\\ 0<s_k^x\leqslant 1,s_k^y\geqslant 1,0<s_k^z\leqslant 1\end{array}\right. \tag{2}$$

式中：x_k^t、y_k^t、z_k^t 为 t 时期下 DMU_t 的投入产出水平；s_k^x、s_{rk}^y、s_{qk}^z 为投入产出的缩放比例；λ 为决策单元的强度系数。

在模型中，投入能按照非径向减少而产出能按照非径向扩大，并且由于投入产出均按非径向变化，因而其指数事实上还包含了投入和产出松弛，克服了传统 DEA 模型的三个主要问题，即不能同时考虑输入与输出、投入或产出均按镜像变化、效率指数没考虑投入和产出松弛。同传统 DEA 模型一样，当 $D_k^t=1$ 时说明 DMU_k 在 t 时期是有效的，否则无效。

2.2.2　Malmquist 指数

上节中的模型得到的效率水平具有较强的可比性，可避免主观因素对模型构建的影响，因此在静态效率评价方面使用较为广泛。上文的模型只适用于截面数据横向对比评价单元的效率，无法对跨期面板数据进行比较，而 Malmquist 指数可以有效弥补其缺陷，能对加入时间因素的对象进行评价。Caves[18]将 DEA 模型与 Malmquist 指数相结合测算生产部门的全要素生产率。由此形成了 DEA－Malmquist 静态与动态相结合的效率评价方式。基于 UERM 模型的 Malmquist 指数具体表达式为

$$M_k^{t,t+1}=\sqrt{\frac{D_k^t(x_k^{t+1},y_k^{t+1},z_k^{t+1})}{D_k^t(x_k^t,y_k^t,z_k^t)}\cdot\frac{D_k^{t+1}(x_k^{t+1},y_k^{t+1},z_k^{t+1})}{D_k^{t+1}(x_k^t,y_k^t,z_k^t)}}=\frac{D_k^{t+1}(x_k^{t+1},y_k^{t+1},z_k^{t+1})}{D_k^t(x_k^t,y_k^t,z_k^t)}\sqrt{\frac{D_k^t(x_k^t,y_k^t,z_k^t)}{D_k^{t+1}(x_k^t,y_k^t,z_k^t)}\cdot\frac{D_k^t(x_k^{t+1},y_k^{t+1},z_k^{t+1})}{D_k^{t+1}(x_k^{t+1},y_k^{t+1},z_k^{t+1})}}\tag{3}$$

式中：等式左半部分表示技术效率（efficiency change，EC），即 $EC=\frac{D_k^{t+1}(x_k^{t+1},y_k^{t+1},z_k^{t+1})}{D_k^t(x_k^t,y_k^t,z_k^t)}$，表示从 t 时期到 $t+1$ 时期内的相对技术效率的变化率，反映在给定一组投入要素不变的情况下，决策单元获取最大产出的能力；右半部分表示技术进步指数（technological change，TC），即 $TC=\sqrt{\frac{D_k^t(x_k^t,y_k^t,z_k^t)}{D_k^{t+1}(x_k^t,y_k^t,z_k^t)}\cdot\frac{D_k^t(x_k^{t+1},y_k^{t+1},z_k^{t+1})}{D_k^{t+1}(x_k^{t+1},y_k^{t+1},z_k^{t+1})}}$，表示从 t 时期到 $t+1$ 时期内的技术进步的变化率，反映生产前沿面的移动对生产率的贡献程度。纯技术效率（pure technical efficiency change，PEC），即 $PEC=\frac{V_k^{t+1}(x_k^{t+1},y_k^{t+1},z_k^{t+1})}{V_k^t(x_k^t,y_k^t,z_k^t)}$，表示从 t 时期到 $t+1$ 时期内的由于管理的改善使得相对技术效率的变化率；规模效率（scale efficiency change，SEC），即 $SEC=\frac{D_k^{t+1}(x_k^{t+1},y_k^{t+1},z_k^{t+1})}{V_k^{t+1}(x_k^{t+1},y_k^{t+1},z_k^{t+1})}\cdot\frac{V_k^t(x_k^t,y_k^t,z_k^t)}{D_k^t(x_k^t,y_k^t,z_k^t)}$，表示从 t 时期到 $t+1$ 时期内的，在制度、管理和技术水平一定的前提下，现有规模和最优规模之间的差异。D 为规模报酬不变（constant return to scale，CRS）条件下得到的距离；V 为规模报酬变化（variable return to scale，VRS）条件下得到的距离。

Malmquist 指数测度了在 t 时期技术条件下，从 t 到 $t+1$ 期的全要素生产率的变化率。其中，$D_k^t(x_k^t,y_k^t,z_k^t)$ 是在上文中使用 UERM 模型计算得到的数值，表示由 t 期投入产出值数值参考 t 期的生产技术得到的效率水平；$D_k^{t+1}(x_k^t,y_k^t,z_k^t)$ 表示由 t 期投入产出值数值参考 $t+1$ 期的生产技术得到的效率水平。

2.2.3　Tobit 回归

现代经济增长理论认为，生产要素使用效率提高是经济增长的主要动力[19]。上文通过 UERM 模型和 Malmquist 指数方法分析了各地区的碳排放效率值及动态变化情况，能够识别到电力行业目前碳排放效率存在的缺陷和改进空间，但是哪些因素影响碳排放效率仍然值得进一步探究。因此，本文在评估效率的基础上探寻其影响因素，以更好地将效率提升作用于实践，设定被解释变量为碳排放效率值，取值为 0～1，数据属于被截堵的范畴，相比于会造成结果偏差的普通最小二乘法，Tobit 模型适用于被截堵数据，因此采用 Tobit 模型分析影响因素。

$$\begin{cases}Y_{it}^*=\alpha_0+X_{it}\beta+\mu_{it},\mu_{it}\sim N(0,\sigma^2)\\Y_{it}=0,\ Y_{it}^*\leqslant 0,Y_{it}^*\geqslant 1\\Y_{it}=Y_{it}^*,\ 1>Y_{it}^*>0\end{cases}\tag{4}$$

式中：Y_{it}^* 为潜变量；Y_{it} 为被解释变量；X_{it} 为解释变量；β 为相关系数，代表解释变量待估系数；α_0 为常数项；μ_{it} 为随机误差，独立切服从正态分布。

2.3　指标选取及数据来源

2.3.1　投入产出指标

合理定义投入与产出指标是 DEA 测度效率结果有效性的关键。经过整理和统计，发现大多数学者会从资本投入、劳动力投入和能源投入三个维度设置投入指标；从经济产出指标设置产出指标；从碳排放维度设置有害产出指标，来反映行业产出情况的指标[20]。因此考虑到电力行业的特殊性和职业特点，构建指标体系如表 1 所示。

2.3.2　影响因素指标

总结现有文献[21-22]对碳排放效率影响的分类，

结合电力行业的特殊性,将可能影响区域电力行业碳排放效率因素的指标分为4个一级指标和6个二级指标。具体如表2所示。

2.3.3 *数据来源*

考虑到样本容量的充分性和数据可获得性,选取30个省份(因数据缺失,未包含西藏地区和港澳台地区)2018—2022年面板数据,计算UERM-Malmquist指数模型;选取2019—2021年面板数据计算Tobit模型。由于数据间量级差距大,对部分指标数据采用对数化处理。

数据主要来源于《中国电力年鉴》《中国能源年鉴》《中国工业统计年鉴》、中国研究数据服务平台和各地区统计年鉴及统计公报。

3 实证分析

碳排放量参考王文举和孙晓旭[23]的计算方法,计算公式为

$$CO_2 = \sum_{i=1}^{n}(AC_i \times NVC_i \times EF_i \times CC_i \times O_i) \quad (5)$$

式中:i为第i种投入能源;AC_i为该种燃料的消耗量;NVC_i为该种燃料的排放因子;EF_i为该种燃料的平均低热值;CC_i为含碳量;O_i为氧化率。

3.1 效率水平静态分析

基于ERM模型,通过MATLAB2023b软件对2018—2022年30个省份电力行业碳排放指标平均值静态水平进行逐年测算(表3)。

2018—2022年30个省份的碳排放效率平均值为0.611,达到最优水平的61.1%,如图1所示。从时序变化来看,碳排放效率以“上升-下降-上升-下降”的变化趋势呈螺旋状发展,整体呈现微弱上升态势。这在一定程度上表明中国在推进“双碳”目标的进程中已取得阶段性成效,各级政府减排政策执行力逐步增强,低碳意识开始显现规模效应。

就纯技术效率而言,均值为0.5,低于碳排放效率均值0.6,整体技术效率持续低迷,除了京津苏等发达地区,多数省份低于0.3,因此碳排放处理技术水平低下是拉低碳排放效率的主要原因。

就规模效率而言,均值为1.8,远高于碳排放效率均值0.6,整体规模效率表现良好,呈现波动上升

表1 指标体系

类别	指标	指标单位	指标符号
投入	电生产装机容量	万kW	x^1_{1j}
	电力行业就业人数	万人	x^1_{2j}
	发电耗标准煤	g/kWh	x^1_{3j}
期望产出	发电量	亿kWh	y^1_{1j}
非期望产出	碳排放量	万t	z^1_j

表3 2018—2022年中国碳排放效率指标平均值静态分析

省份	碳排放效率	纯技术效率	规模效率	规模报酬
北京	1.000 000 000	1.000 000 000	1.000 000 000	上升
天津	0.564 930 492	0.667 081 186	0.736 342 111	上升
河北	0.436 601 212	0.109 678 375	2.766 148 604	上升
山西	0.431 712 408	0.131 246 869	2.195 461 679	上升
内蒙古	0.867 338 690	0.791 510 584	0.795 567 223	下降
辽宁	0.387 629 325	0.173 340 170	1.508 261 262	上升
吉林	0.257 056 184	0.219 987 653	0.765 582 738	上升
黑龙江	0.244 418 751	0.183 158 922	0.840 006 231	上升
上海	0.579 932 890	0.557 692 895	1.051 273 480	上升
江苏	0.933 718 286	0.702 748 237	1.071 877 913	下降
浙江	0.870 019 803	0.273 938 956	2.390 592 322	上升
安徽	0.573 714 871	0.290 498 061	1.396 219 920	上升
福建	1.000 000 000	0.827 921 665	1.000 000 000	上升
江西	0.370 086 750	0.200 298 881	1.300 974 727	上升
山东	0.622 785 009	0.269 643 176	3.389 366 678	下降
河南	0.289 289 561	0.077 354 587	2.407 235 772	上升
湖北	0.539 924 328	0.221 264 864	1.777 669 457	上升
湖南	0.312 072 427	0.183 478 711	1.102 963 839	上升
广东	0.669 253 292	0.110 249 063	4.274 898 020	下降
广西	0.495 728 485	0.300 078 731	1.172 328 178	上升
海南	0.396 542 918	1.000 000 000	0.492 492 902	上升
重庆	0.370 977 793	0.419 505 521	0.687 488 605	上升
四川	1.000 000 000	0.832 414 653	1.000 000 000	上升
贵州	0.441 415 538	0.203 946 568	1.486 942 479	上升
云南	1.000 000 000	0.839 106 504	1.000 000 000	下降
陕西	0.372 492 200	0.141 656 993	1.726 929 782	上升
甘肃	0.304 508 822	0.174 713 191	1.102 407 840	上升
青海	1.000 000 000	1.000 000 000	1.000 000 000	上升
宁夏	1.000 000 000	0.849 487 063	1.000 000 000	上升
新疆	1.000 000 000	0.819 368 909	1.000 000 000	上升

表2 碳排放效率影响因素指标体系

一级指标	二级指标	指标解释	指标单位	指标符号
经济因素	经济发展水平	ln(人均GDP)	元/人(取对数)	PCGLN
生产因素	发电机组产能利用率	地区发电量和装机容量之比	%	CU
	能源结构	煤炭消费量占能源消费总量的比例	%	EC
科技因素	技术水平	ln(国内专利授予数量)	项(取对数)	PATLN
区位因素	环境治理能力	固体废弃物利用率	%	ESG
	城镇化水平	城镇人口占总人口比例	%	UL

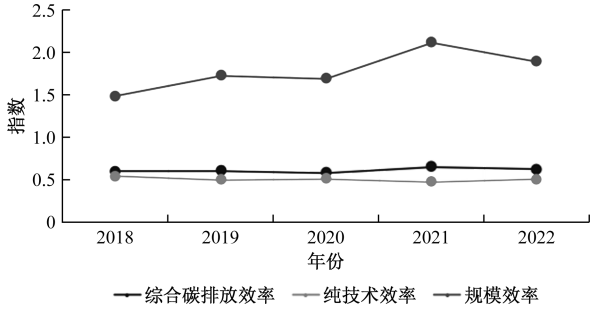


图 1　2018—2022 年 30 个省份碳排放效率分年度静态指数及其分解指数

趋势。大部分省份的规模效率水平都在 1 以上，表明资源配置优化显著支撑了效率提升，因此规模效率是提高碳排放效率的主要原因。所以未来需要重点突破技术创新瓶颈，将效率提升模式从“规模驱动”转向“创新驱动”。

3.2　效率动态水平

借助 MATLAB 软件 2023 版本，采用基于投入导向和规模报酬不变的 ERM-Malmquist 模型，计算得到 2018—2022 年电力行业碳排放效率 Malmquist 指数分解量。

3.2.1　整体分析

从整体上来看（图 2），2018—2022 年中国电力行业碳排放全要素生产率呈现稳定增长态势，这表明在“双碳”目标指引下电力行业低碳发展取得显著成效。通过深入分析发现，这种增长主要源自综合技术效率 6.06%的年均提升，而技术进步的年均贡献率仅为 0.63%，即当前发展仍以规模扩张为主导特征。

3.2.2　各省份间差异

基于 2011—2018 年省级面板数据的全要素生产率分解分析表明，中国区域科技创新效率呈现显著的空间异质性特征（表 4）。上海以 10.2%的年均增长率位居榜首，其技术进步指数达 1.054 2，有效抵消了规模效率的负面影响；而重庆出现 2.9%的衰退，主要受制于技术进步不足与规模效率停滞的双重制约。

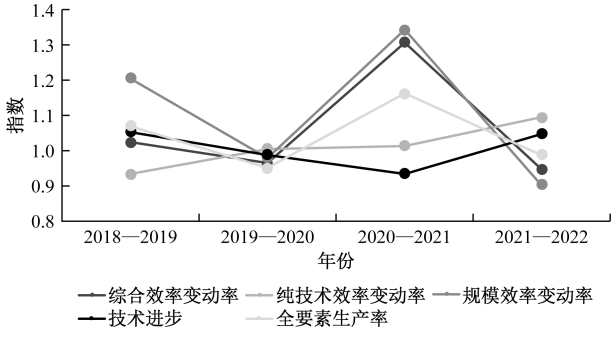


图 2　2018—2022 年碳排放效率分年度动态指数及其分解指数

这些发现揭示出中国科技创新效率提升面临三重挑战：一是领先地区（如上海）需要重点提升纯技术效率；二是中西部省份亟待突破“规模驱动”路径锁定；三是效率衰退区域（如湖南、重庆）要改善规模效率与纯技术效率的协同关系。

表 4　2018—2022 年碳排放效率整体变动指数均值及其分解指数

省份	综合效率变动率	纯技术效率变动率	规模效率变动率	技术进步	全要素生产率
北京	1.000 0	1.000 0	1.000 0	1.013 2	1.013 2
天津	0.946 5	1.034 9	1.036 9	1.059 3	1.002 3
河北	1.052 3	0.966 9	1.081 3	1.022 1	1.061 6
山西	1.066 3	1.031 9	1.037 1	1.004 3	1.046 8
内蒙古	1.221 3	1.286 7	1.310 2	0.995 2	1.155 6
辽宁	1.092 1	1.051 1	1.131 8	1.001 5	1.064 4
吉林	1.220 0	1.032 4	1.176 0	0.941 3	1.101 7
黑龙江	1.232 6	1.006 7	1.239 2	0.922 3	1.082 0
上海	0.958 5	1.147 8	0.873 5	1.054 2	1.003 8
江苏	0.948 0	0.839 0	1.177 3	1.075 4	1.012 5
浙江	0.896 4	1.136 7	0.936 4	1.184 7	1.056 9
安徽	1.000 2	1.018 3	0.992 6	0.996 9	0.998 8
福建	1.000 0	1.000 0	1.000 0	1.015 9	1.015 9
江西	1.079 9	0.966 1	1.108 5	0.988 7	1.041 7
山东	0.842 7	0.648 6	1.954 9	0.988 4	0.831 7
河南	1.171 8	1.021 8	1.139 8	0.930 2	1.056 0
湖北	0.995 5	0.885 0	1.184 7	1.044 4	1.005 3
湖南	1.200 9	0.995 1	1.223 9	0.944 6	1.082 1
广东	0.960 3	1.022 5	0.947 0	1.098 8	1.050 0
广西	1.123 3	1.005 0	1.119 5	1.023 3	1.130 4
海南	1.139 5	1.000 0	1.139 5	0.988 0	1.087 1
重庆	1.178 3	1.211 3	0.994 9	0.957 8	1.086 9
四川	1.000 0	1.000 0	1.000 0	0.983 9	0.983 9
贵州	1.066 8	0.997 3	1.077 1	0.972 6	1.027 3
云南	1.000 0	1.000 0	1.000 0	1.005 6	1.005 6
陕西	1.148 2	1.068 4	1.075 9	0.976 8	1.083 6
甘肃	1.277 9	0.988 5	1.287 6	0.920 8	1.127 3
青海	1.000 0	1.000 0	1.000 0	1.029 2	1.029 2
宁夏	1.000 0	1.000 0	1.000 0	1.015 1	1.015 1
新疆	1.000 0	1.000 0	1.000 0	1.033 3	1.033 3
东部地区均值	0.987 6	0.982 5	1.133 1	1.040 3	1.014 9
中部地区均值	1.120 9	0.994 7	1.137 7	0.971 6	1.051 8
西部地区均值	1.083 7	1.034 6	1.087 0	0.995 6	1.059 1
全国均值	1.060 6	1.012 1	1.108 2	1.006 3	1.043 1

注：沿用国家统计局划分方式，东部地区包括北京、天津、河北、辽宁、上海、江苏、浙江、福建、山东和海南，中部地区包括山西、吉林、黑龙江、安徽、江西、河南、湖北和湖南，西部地区包括内蒙古、四川、贵州、云南、陕西、甘肃、青海、宁夏、新疆和广西。因数据缺失，未包含西藏地区和港澳台地区。

3.3 影响因素分析

3.3.1 Tobit 模型回归

文章以 UERM 模型计算得到的 30 个省份 2019—2021 年的碳排放效率值作为被解释变量,碳排放效率的影响因素作为被解释变量,建立面板数据 Tobit 回归模型。

$$\begin{aligned}\mathrm{Eff}_{it} = {} & \alpha_0 + \beta_1 \ln\mathrm{PCG}_w_{it} + \beta_2 \mathrm{CU}_w_{it} + \\ & \beta_3 \ln\mathrm{PATLN}_w_{it} + \beta_4 \mathrm{UL}_w_{it} + \\ & \beta_5 \mathrm{ESG}_w_{it} + \beta_6 \mathrm{ECLN}_{it} + \mu_{it} \end{aligned} \tag{6}$$

式中:Eff_{it} 为碳排放效率;α_0 为截距项;β_i 为各自变量的回归系数;i 为地区;t 为时间;μ_{it} 为残差项。

在回归分析中,关于固定效应和随机效应模型的选取,在实证分析中一般通过 Hausman 检验来判断。利用 STATA 软件 16.0 版本进行霍斯曼检验,P 为 0.000,拒绝原假设,因此使用双因素固定效应回归。

采用双因素固定效应模型对模型(7)进行回归,结果如表 5 所示。结果显示经济发展水平(PCGLN)、技术水平(PATLIN)和环境治理能力(ESG)通过了 1%和 5%的显著性水平检验,其余指标未经过显著性检验。

经济发展和环境治理能力对电力行业碳排放效率影响呈显著正相关,这说明区域的电力行业碳排放效率的提高需要通过经济发展和环境治理能力以增强该区域电力行业的绿色低碳发展。这一现象印证了环境库兹涅茨曲线在中国情境下的适用性,经济结构转型与技术进步协同效应显现。

技术水平对电力行业碳排放效率影响呈显著负相关,且相关系数为−0.16,这反映该省的技术水平对电力行业绿色转型的抑制作用,这一结果似与常识有所出入。对此,可从杰文斯悖论(Jevons Paradox)的角度来理解。杰文斯悖论表现为该地区的技术水平提高时,所带来的经济扩张效应导致电力行业的生产规模大大提高,极大加剧了对电力的需求,甚至暂时超过减排效果。为证明结果的正确性,分别将 Malmquist 的分解指标纯技术效率指数和规模效率指数作为被解释变量,以技术水平为解释变量进行 Tobit 双固定效应回归,结果显示前者相关系数为−0.087,P 为 0.043;后者相关系数为 0.110,P 为 0.070,这与“杰文斯悖论”匹配,可能归因于以下机制:首先,专利数量包含大量非低碳技术;其次,效率改进可能反向刺激能源消费——传统技术专利通过降低能源服务成本,抵消了低碳减排效果;最后,政策扭曲下,地方政府对规模导向型创新的激励(如煤电产能扩建)进一步强化专利与规模效率的正向关联。

实证显示,发电机组产能利用率、能源结构和城镇化水平对电力行业碳排放效率的影响不具统计显著性,表明中国电力行业低碳转型受深层结构性因素制约。能源结构与碳排放效率关系不显著,或因可再生能源存在“伪替代现象”;城镇化虽理论上能促进能效提升,但与碳排放效率无显著关联,凸显能源需求与绿色电力供给的结构性矛盾。提升电力行业碳排放效率,需加强政策干预,突破减排路径依赖。

3.3.2 稳健性检验

为了保证上述结果的稳健性,采用剔除异常值和增加变量两种方法进行稳健性检验。第一,剔除异常值。由于宏观经济变量在搜集和度量上可能存在偏差,为减少极端值的潜在扭曲效应和对研究结论可能产生的影响,对样本数据实施 5%的缩尾处理,随后重新进行参数估计,相应结果如表 6 列(2)所示。结果表明,在对数据进行缩尾处理后面板数据结果依然稳健。第二,增加变量。在原模型的基础上增加了产业结构(SSS)指标,选取第二产业占 GDP 比例代表产业结构。结果如表 6 列(3)所示,回归结果与元模型基本保持一致,验证了稳健性。

表 5 各地区电力行业碳排放效率影响因素的 Tobit 回归结果

解释变量	指标含义	系数	标准误	t	P
PCGLN	经济发展水平	0.619***	0.125	4.94	0.000
CU	发电机组产能利用率	0.009	0.008	1.16	0.249
PATL	技术水平	−0.160***	0.034	−4.69	0.00
UL	城镇化水平	−0.003	0.003	−0.94	0.348
ESG	环境治理能力	0.004**	0.002	2.17	0.033
ECLN	能源结构	−0.025	0.028	−0.88	0.381
α_0		−4.885***	1.126	−4.34	0.000

注:***、**、* 分别表示 1%、5%、10%的显著性水平。

表 6 稳健性检验

变量	(1)	(2)	(3)
PCGLN	0.619***	0.618***	0.622***
CU	0.009	0.009	0.009
PATLIN	−0.160***	−0.161***	−0.160***
UL	−0.003 3	−0.003 3	−0.003 6
ESG	0.003 7**	0.003 7**	0.003 7**
ECLN	−0.025	−0.025	−0.220
SSS			−0.009
α_0	−4.884 6***	−4.884 6***	

注:***、**、* 分别表示 1%、5%、10%的显著性水平。

4 讨论

4.1 结论

本文基于2018—2022年30个省份电力行业数据，通过构建ERM-Malmquist-Tobit综合模型体系，得出以下重要结论。

(1)在碳排放效率评估部分，静态分析显示中国电力行业存在显著的“东西效率反转”现象。西部地区凭借清洁能源禀赋优势，整体效率表现优于东部工业密集区，其中青海、四川等省份持续保持效率前沿，而传统能源大省如山西、内蒙古则面临效率提升压力。动态Malmquist指数分解揭示，全要素生产率年均增长4.3%，其中规模效率变动(年均10.8%)是主要驱动因素，技术进步贡献度(0.63%)相对有限，表明当前电力行业仍处于规模扩张主导的发展阶段。

(2)在使用固定效应回归分析后，得到对碳排放效率具有显著影响的因素，其中经济发展水平(β=0.619)呈现显著正向影响，印证环境库兹涅茨曲线在电力部门的适用性；环境治理能力(β=0.003)通过制度约束产生持续促进作用；技术水平(β=−0.160)与碳排放效率之间存在负相关关系，体现了“杰文斯悖论”，同样印证了中国电力行业“高专利−高规模−高排放”的发展困境，再次验证了中国目前电力行业目前仍然处于规模驱动期，技术驱动效果尚不明显，亟须通过技术进步、低碳生活方式的深刻转变、碳定价等政策方针来辅助地区实现“双碳”目标。

4.2 不足和局限

本文还存在以下不足与局限：所选取的碳排放影响因素指标可能存在遗漏，如环境治理能力和技术碎屏这两个二级指标，仅选取固体废弃物利用率和该省专利授权数量作为解释变量，不具有代表性。未来研究科进一步细化，拓宽指标口径，减少因指标选取对潜在显著性导致的误差。

参考文献

[1] 苏健，梁英波，丁麟，等. 碳中和目标下中国能源发展战略探讨[J]. 中国科学院院刊，2021，36(9)：1001-1009.

[2] YU B L，FANG D B，MENG J X. Analysis of the generation efficiency of disaggregated renewable energy and its spatial heterogeneity influencing factors：a case study of China[J]. Energy，2021，234：121295.

[3] 资讯热点[J]. 节能与环保，2025，(2)：1.

[4] FANG T，FANG D B，YU B L. Carbon emission efficiency of thermal power generation in China：empirical evidence from the micro-perspective of power plants[J]. Energy Policy，2022，165：112955.

[5] 聂永有，姚清宇. 长三角地区生产性服务业集聚与碳排放效率——基于SDM与PTR模型的实证检验[J]. 工业技术经济，2022，41(6)：111-119.

[6] 杨歌，崔和瑞，赵巧芝. 中国集成电路上市企业技术创新效率影响因素研究[J]. 科技和产业，2022，22(3)：96-101.

[7] WU J，XIONG B B，AN Q X，et al. Measuring the performance of thermal power firms in China via fuzzy enhanced russell measure model with undesirable outputs[J]. Journal of Cleaner Production，2015，102：237-245.

[8] ESLAMI R，KHOVEYNI M. A novel enhanced russell graph efficiency measure in network DEA[J]. International Journal of Information Technology & Decision Making，2022，21(2)：789-819.

[9] ARANA-JIMÉNEZ M，SÁNCHEZ-GIL M C，LOZANO S，et al. Efficiency assessment using fuzzy production possibility set and enhanced Russell Graph measure[J]. Computational & Applied Mathematics，2022，41(2)：70-79.

[10] AN Q X，PANG Z G，CHEN H X，et al. Closest targets in environmental efficiency evaluation based on enhanced Russell measure[J]. Ecological Indicators，2015，51：59-66.

[11] 李云燕，张硕. 中国城市碳排放强度时空演变与影响因素的时空异质性[J]. 中国环境科学，2023，43(6)：3244-3254.

[12] 宋鹏，张慧敏，毛显强. 面向碳达峰目标的重庆市碳减排路径[J]. 中国环境科学，2022，42(3)：1446-1455.

[13] 马飞，胡江艳，孙启鹏，等. 中国省际物流业碳排放绩效测度及驱动因素研究[J]. 生态经济，2021，37(9)：27-33.

[14] 宁论辰，郑雯，曾良恩. 2007—2016年中国省域碳排放效率评价及影响因素分析——基于超效率SBM-Tobit模型的两阶段分析[J]. 北京大学学报(自然科学版)，2021，57(1)：181-188.

[15] 施雄天. 中国高新技术产业绿色创新效率测度及影响因素分析[J]. 创新科技，2023，23(12)：33-46.

[16] 汪彦，陈悦，曹贤忠，等. 上海高校科研创新效率与影响因素实证研究——基于DEA-Tobit模型[J]. 科技管理研究，2018，38(8)：100-109.

[17] 王浩，刘敬哲，张丽宏. 碳排放与资产定价——来自中国上市公司的证据[J]. 经济学报，2022，9(2)：28-35.

[18] CAVES R E. Multinational enterprise and economic analysis[M]. London：Cambridge University Press，1996.

[19] 喻小宝，于永智. 基于SBM-ML-Tobit模型的中国工业碳生产率影响因素研究[J]. 生态经济，2024，40(8)：13-19.

[20] ZHANG J X，JIN W X，YANG G L，et al. Optimizing regional allocation of CO_2 emissions considering output under overall efficiency[J]. Socio-Economic Planning

Sciences, 2021, 77: 101012.

[21] 王文举, 陈真玲. 中国省级区域初始碳配额分配方案研究——基于责任与目标、公平与效率的视角[J]. 管理世界, 2019, 35(3): 81-98.

[22] 姜晓红, 陈莎, 张毅. 物流企业碳排放总量与效率测算方法[J]. 交通运输系统工程与信息, 2022, 22(2): 313-321.

[23] 王文举, 孔晓旭. 基于2030年碳达峰目标的中国省域碳配额分配研究[J]. 数量经济技术经济研究, 2022, 39(7): 113-132.

Research on Carbon Emission Efficiency of China's Power Industry under the Background of Dual Carbon Goals: Based on the ERM-Malmquist-Tobit Model

LU Ziyuan, WEI Keke

(School of Management, Tianjin University of Commerce, Tianjin 300134, China)

Abstract: Under the "dual carbon" goals, this study examines how China's power industry can balance economic development with low-carbon transition. Using the ERM model and ML index method, the carbon emission efficiency and dynamic green total factor productivity (GTFP) of the power sector across 30 provinces (due to the lack of data, the statistical data mentioned here do not include the Xizang Autonomous Region, the Hong Kong Special Administrative Region, the Macao Special Administrative Region and Taiwan Province) from 2018 to 2022 were measured, while employing a panel Tobit model to analyze influencing factors. The findings reveal an "east-west efficiency reversal" phenomenon in carbon emission efficiency and an overall upward trend in GTFP primarily driven by scale efficiency improvement with limited technological progress contribution, and a significant negative correlation between technological level (affected by the "Jevons Paradox") and carbon emission efficiency, indicating China's power industry remains in a scale-driven development stage.

Keywords: carbon emission efficiency in the power industry; Malmquist index; Tobit model