



基于三阶段 DEA 模型的长三角城市雾霾治理效率研究

摘要

严峻的雾霾污染已经成为当下长三角地区生态一体化发展的重大阻碍之一。以长三角 27 个地级市作为研究对象,构建以劳动力、资金和技术创新为投入指标,空气质量达到及好于二级的天数、PM_{2.5} 质量浓度和 AQI 作为产出指标的雾霾治理效率评价体系,借助三阶段 DEA 方法测算 2014—2019 年长三角 27 市的雾霾治理效率。结果表明:1) 三阶段 DEA 模型可有效剔除环境因素和随机误差的影响,能真实反映长三角雾霾治理效率水平;2) 规模收益的变动受环境和随机因素的影响显著,大多数城市处于规模收益递增阶段;3) 2014—2019 年长三角城市雾霾治理效率整体水平较高且呈现 W 型变化趋势,城际差异明显;4) 人均 GDP 和第二产业占比对雾霾治理效率有正向效应,而人口规模与城镇化率则对雾霾治理效率有负向影响。

关键词

三阶段 DEA 模型; 雾霾治理; 长三角

中图分类号 F224; X51

文献标志码 A

收稿日期 2022-06-10

资助项目 国家自然科学基金(71972064); 安徽建筑大学科研储备库培育项目(2021XMK05)

作者简介

王素凤,女,博士,教授,主要从事城市生态与环境治理。wangsuofeng927@ahjzu.edu.cn

曹开心(通信作者),男,硕士生,主要从事环境经济学研究。2251476572@qq.com

0 引言

“十四五”规划明确提出“生态文明建设要实现新进步”。在经济建设迈上高质量发展新征程、绿色可持续发展理念发生新变化和环境治理面临新挑战等一系列新境遇中,雾霾污染治理问题成为实现环境治理现代化中的关键一环。现阶段雾霾治理效率与不断提升治理水平和资源综合诉求之间的矛盾日益尖锐。长三角作为雾霾治理的重点区域,也是我国最具活力的经济区域之一,更是我国生态文明建设的关键区域。《长江三角洲区域一体化发展规划纲要》(2019)把上海市、江苏省、浙江省和安徽省的 27 个地市划入长三角地区。2021 年长三角 GDP 达 27.6 万亿元,占全国国民生产总值的 24.14%。而根据 2022 年 6 月的《全国城市空气质量报告》,长三角地区 6 月平均优良天数(70.6%)占比低于全国其他城市平均水平(82.3%)。在建设长三角生态一体化发展的新阶段,探讨雾霾治理效率意义尤为重要^[1]。当前,关于效率评价的研究层出不穷。梳理现有文献发现,在效率评价的模型选择上,研究者们大多采用的是由美国学者 Charnes 等^[2]提出的非参数型的数据包络分析(Data Envelopment Analysis, DEA)。DEA 模型在评估涉及多投入多产出的环境治理问题以及避免主观因素影响方面具有明显优势,所以在评估大气污染物排放效率领域得到广泛运用。例如:Yang 等^[3]基于 DEA 模型评估了中国工业废气控制效率,发现工业废气排放量最大的主要部门的废气控制均较差;郑石明等^[4]通过超效率 DEA 模型对我国 29 个省市的大气污染治理效率水平进行测算并评估自愿性、强制性和环境政策对大气治理效率的影响;Lu 等^[5]采用 DEA-Malmquist 模型从静态和动态两个角度测算了浙江省大气污染排效率;叶菲菲等^[6]基于关键产出、关键投入和关键投入产出 3 种不同角度,分别建立改进的交叉效率模型并对我国 30 个省份的大气治理效率测算,验证了大气污染治理模型中考虑关键投入产出的必要性;郭际等^[7]通过构建雾霾生产阶段和控制阶段的两阶段 DEA 模型测算了中国 31 个省份的雾霾生产和治理阶段的效率,结果表明东部地区和西部地区分别在雾霾生产阶段和治理阶段的总体效率最高。

总体来看,传统 DEA 模型或者改进的 DEA 未考虑环境和随机误差对效率值的影响,真实的治理水平可能无法体现。为此,Fried 等^[8]提出三阶段 DEA 模型。郭四代等^[9]采用三阶段 DEA 模型测算中国各

1 安徽建筑大学 经济与管理学院,合肥,230022

省市的环境效率水平,发现我国东部、中部和西部地区的实际生态效率水平在地理状况上明显不平衡;景晓栋等^[10]基于 2008—2017 年的省级面板数据利用三阶段 DEA 模型,计算出我国 30 个省份的环境效率均值在 0.756~0.775 之间,并呈现出轻微的下降趋势;Zhou 等^[11]基于三阶段 DEA 模型对中国 30 个省份生态环境效率进行测算,结果显示中国的生态效率呈现明显的地理阶梯分布。

综上所述,三阶段 DEA 模型在评估环境治理效率方面有其明显优势,但目前鲜有运用三阶段 DEA 模型评估雾霾治理效率的研究.有鉴于此,本文利用 DEA 三阶段模型对长三角城市 2014—2019 年 27 个城市雾霾治理效率进行测度,旨在有效地消除环境变量和随机误差的影响,以准确衡量长三角雾霾治理效率水平,为制定雾霾治理效率改善政策提供科学依据。

1 研究方法

本文采用 Fried 等^[8]提出的一种基于传统 DEA 和随机前言模型的三阶段 DEA,以消除环境因素和随机误差对效率的影响,可得出更接近真实的雾霾治理效率值。

1.1 第一阶段:传统的 DEA 模型

该阶段采用规模报酬可变假设的 BCC 模型对决策变量的初始投入产出数据进行传统的 DEA 分析.BCC 模型以计算规模报酬不变的 CCR 模型为基础构建,可用于计算规模报酬可变的效率值.BCC 模型可表示为

$$\min \theta - \varepsilon(\hat{e}^T S^- + e^T S^+) \quad (1)$$

$$\text{s.t.} \begin{cases} \sum_{j=1}^n X_j \beta_j + S^- = \theta X_0 \\ \sum_{j=1}^n Y_j \beta_j + S^+ = Y_0 \\ \beta_j \geq 0, S^-, S^+ \geq 0 \end{cases}$$

式中: $j=1,2,\dots,n$ 表示决策单元; X, Y 分别是投入、产出变量; S^+ 为松弛变量; S^- 为产出松弛变量; β_j 为权重变量; ε 代表非阿基米德无穷小量; \hat{e}, e 分别为投入冗余和产出不足的权重.若 $\theta = 1, S^+ = S^- = 0$ 则决策单元 DEA 有效;若 $\theta = 1, S^+ \neq 0$ 或 $S^- \neq 0$ 则决策单元弱 DEA 有效;若 $\theta < 1$, 则决策单元非 DEA 有效。

1.2 第二阶段:随机前言分析(SFA 模型)

第一阶段得出的效率值包含环境、随机误差和

管理水平等因素综合作用结果.为得到仅受管理水平影响下的效率值,最关键的是建立以外部环境变量为解释变量、投入松弛变量为被解释变量的 SFA (Stochastic Frontier Analysis) 模型来去除环境和随机误差的影响.SFA 模型表示如下:

$$S_{ni} = f(Z_i; \lambda_n) + V_{ni} + \mu_{ni}, \quad (2)$$

$$i = 1, 2, \dots, I; n = 1, 2, \dots, N,$$

式中: S_{ni} 是 i 个决策单元第 n 项投入的松弛值; $f(Z_i; \lambda_n)$ 为相应的随机前言函数, $Z_i = (Z_{1i}, Z_{2i}, \dots, Z_{ki})$ 是第 i 个决策单元的环境变量, λ_n 是相应环境变量的系数; $V_{ni} + \mu_{ni}$ 是混合误差项,且 V_{ni} 表示随机干扰, $V_{ni} \sim N(0, \sigma_{ni}^2)$, μ_{ni} 表示管理无效率, $\mu_{ni} \sim N^+(0, \sigma_{\mu_{ni}}^2)$, V_{ni} 和 μ_{ni} 相互独立.为了将随机误差和管理无效率分离,先运用 Frontier4.1 进行最大似然估计,求出 λ_i, σ^2 的估计值.借鉴罗登跃^[12] 和陈巍巍等^[13] 提出的分离管理无效率项的公式求出 V_{ni} 和 μ_{ni} 的估计量。

利用上述估计结果,对各决策单元的投入变量调整公式可表示为

$$X_{ni}^A = X_{ni} + [\max(f(Z_i; \hat{\lambda}_n)) - f(Z_i; \hat{\lambda}_n)] + [\max(V_{ni}) - V_{ni}], i = 1, 2, \dots, I; n = 1, 2, \dots, N, \quad (3)$$

式中: X_{ni}^A 是调整后的投入; X_{ni} 是调整前的投入; $\max(f(Z_i; \hat{\lambda}_n)) - f(Z_i; \hat{\lambda}_n)$ 是对外部环境因素的调整; $[\max(V_{ni}) - V_{ni}]$ 是对随机误差项调整.将所有的决策单元调整到相同的自然状态,从而假设每个决策单元处于同一外部环境状况,并受到相同的随机冲击。

1.3 第三阶段:调整后 DEA 模型

将经过 SFA 模型调整后的初始投入变量值与原始产出值再次代入 BCC 模型进行测算,得到消除环境和随机误差影响的效率值。

2 变量选择和数据来源

2.1 变量选择

雾霾治理旨在减少雾霾污染,提高空气质量.现有研究尚未建立成熟的雾霾治理效率指标体系.在综合考虑指标选取的科学系统性、可比性、可获得性的基础上,参考文献[14]的环境治理效率评价指标,形成本文的雾霾治理效率评价体系(表 1),由投入指标、产出指标和环境变量三方面构成。

1) 投入指标.主要以实际投入的劳动力、资金和绿色技术创新为主.在劳动力投入方面,鉴于部分城

市环保专职人员人数获取较为困难,本文借鉴吕雪梅等^[15]选取水利、环境和公共设施管理从业人数来代表劳动力投入.该指标在很大程度上可反映雾霾治理的劳动投入力度.研究发现环保支出不仅能改善空气质量,而且有明显的减污效应^[16-18],因此资金投入以地方政府节能环保支出占一般公共预算支出的比重表示.文献[19-20]指出绿色技术创新是雾霾治理的有效手段,本文具体参考文献[21]的做法,以绿色专利申请量作为绿色技术创新投入指标.

2)产出指标.为了客观反映治理后空气状况且鉴于指标数目的限制和数据收集的可获得性,本文主要从3个维度^[7,22]考量产出指标的选取.第一,选取PM_{2.5}质量浓度表征雾霾主要污染物;第二,选取空气质量指数AQI综合衡量空气质量;第三,选取空气质量达到及好于二级的天数表征长期空气质量.PM_{2.5}质量浓度与AQI两个指标为非期望产出,需要对其进行数据处理,以达到DEA模型运行要求.具体方法^[23]如下:采用线性转换函数 $b' = -b + v$ 对污染物数据进行转换, $v = \max(b) + c$, c 为任一大于零的常数(本文取0.1),这样可以保证所有产出数据均为正值.然后,将 b' 作为期望产出代入传统的DEA模型.

3)环境变量.考虑到治理效率会受到其他相关因素影响,本文选择以下4个方面作为环境变量.①人均实际GDP采用各市实际GDP与常住人口之比衡量(折算为2014年不变价GDP);②产业结构以第二产业的产值占地区生产总值的比重表示;③人口规模以各市常住人口表示;④城镇化率用各市城镇人口占常住总人口之比来测度.

2.2 数据来源

本文使用的环境变量,以及投入数据中的水

利、环境和公共设施管理中的城市人员及节能环保投资均来源于2013—2020年的《中国城市统计年鉴》和长三角各城市的统计年鉴.绿色专利申请量数据主要来自于中国研究数据服务平台(CNRDS).产出数据来自真气网(<https://www.zq12369.com/index.php>)和天气后报网(<http://www.tianqihoubao.com/>).另外,采用线性插值的方法来弥补某些缺失值,同时对人均实际GDP和人口规模数据取对数,以使数据序列更加平稳,并易于消除异方差性.

3 实证结果分析

3.1 第一阶段传统DEA实证结果分析

借助软件DEAP 2.1,选取BCC模型对长三角27个城市在2014—2019年间的雾霾治理效率进行分析,其结果如表2所示.

由表2可看出:在未考虑外部环境因素和随机误差影响的情况下,2014—2019年长三角城市整体的综合技术效率水平不高且波动变化不大,基本维持在0.5~0.6左右;2014—2019年长三角城市治理效率差异显著,铜陵平均效率达到1,而无锡平均效率仅为0.333.

3.2 第二阶段SFA回归结果及分析

通过调整各城市的初始值,得到相同管理环境下的雾霾治理效率.首先,将第一阶段得到的节能环保投资、环保人数和绿色专利申请量作为被解释变量,解释变量包括人口规模、人均实际GDP、产业结构和城镇化率.表3是环境变量与投入松弛变量的测算结果,分析软件为Frontier4.1.

表1 长三角城市雾霾治理效率评价体系

Table 1 Evaluation system of haze control efficiency in Yangtze River Delta cities

评价指标	指标内容	变量设定	单位
投入指标	劳动力(水利、环境和公共设施管理从业人员)	Lab	人
	资金(节能环保投资)	Inv	%
	绿色技术创新(绿色专利申请量)	Te	个
产出指标	空气质量达到及好于二级的天数	Air	d
	PM _{2.5} 质量浓度	PM	μg/m ³
	AQI	AQI	
环境变量	人均实际GDP	Lnrgdp	元
	产业结构	Ind	%
	人口规模	Lnpd	万人
	城镇化率	Urb	%

表 2 2014—2019 年第一阶段长三角城市雾霾治理效率

Table 2 Results of Phase 1 analysis of the haze control efficiency in Yangtze River Delta cities from 2014 to 2019

地区	城市	2014 年	2015 年	2016 年	2017 年	2018 年	2019 年	平均
上海	上海	0.628	0.661	0.593	0.403	0.470	0.638	0.566
江苏	南京	0.247	0.350	0.256	0.456	0.463	0.444	0.369
	无锡	0.279	0.323	0.347	0.396	0.288	0.365	0.333
	常州	0.310	0.343	0.478	0.503	0.441	0.560	0.439
	苏州	0.307	0.237	0.411	0.300	0.351	0.469	0.346
	南通	0.602	0.530	0.670	0.821	0.637	0.575	0.639
	盐城	0.473	0.427	0.617	0.652	0.503	0.808	0.580
	扬州	0.459	0.418	0.428	0.368	0.253	0.466	0.399
	镇江	0.305	0.344	0.410	0.375	0.256	0.565	0.376
浙江	泰州	0.656	0.518	0.537	0.520	0.532	0.539	0.550
	杭州	0.350	0.311	0.397	0.502	0.472	0.611	0.441
	宁波	0.713	0.531	0.827	0.440	0.583	0.572	0.611
	嘉兴	0.387	0.397	0.402	0.431	0.550	0.424	0.432
	湖州	0.389	0.510	0.559	0.604	0.492	0.594	0.525
	绍兴	0.544	0.540	0.678	0.583	0.643	0.597	0.598
	金华	0.371	0.463	0.442	0.430	0.696	0.690	0.515
	舟山	1.000	1.000	1.000	1.000	0.565	1.000	0.928
安徽	台州	0.675	0.663	0.796	0.615	0.628	0.516	0.649
	温州	0.911	0.835	0.818	1.000	0.579	1.000	0.857
	合肥	0.345	0.387	0.428	0.299	0.731	0.537	0.455
	芜湖	0.803	0.713	0.814	0.529	0.857	0.807	0.754
	马鞍山	0.766	0.952	0.920	0.987	0.472	0.560	0.776
	铜陵	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000
	安庆	0.810	0.801	0.679	0.585	0.563	0.696	0.689
	滁州	0.770	0.627	0.634	0.676	0.743	0.570	0.670
总平均	池州	1.000	1.000	0.903	1.000	1.000	1.000	0.984
	宣城	1.000	1.000	0.827	1.000	0.672	1.000	0.917
上海		0.596	0.588	0.625	0.610	0.572	0.652	0.607
江苏		0.628	0.661	0.593	0.403	0.470	0.638	0.566
浙江		0.404	0.388	0.462	0.488	0.414	0.532	0.448
安徽		0.593	0.583	0.658	0.623	0.579	0.667	0.617
		0.878	0.870	0.825	0.825	0.758	0.805	0.827

表 3 第二阶段 SFA 回归结果

Table 3 Phase 2 SFA regression results

变量	劳动力投入松弛变量	资金投入松弛变量	绿色技术投入松弛变量
常数项	40 796.179*** (769.061)	-5.713(-1.581)	-2 730.411*** (-126.977)
Lnrngdp	-6 287.325*** (-9.415)	0.456(1.241)	-506.570* (-2.076)
Ind	-6.600* (-0.1348)	-0.010(-0.762)	-34.930(-1.499)
Lnpd	2 709.431*** (3.303)	0.104(0.723)	648.844** (2.622)
Urb	174.627*** (3.982)	0.010(0.555 0)	96.212*** (3.848)
sigma-squared	29 027 666*** (29 026 973.000)	1.645*** (3.631)	2 607 807.500*** (2 596 194.200)
gamma	0.989*** (997.168)	0.757** (10.305)	0.369*** (4.840)
log likelihood function	-1 545.620	-186.780	-1 401.290
LR test of the one-sided error	380.03***	56.984 178***	8.37*

注:***、**、*分别表示 1%、5%、10% 水平下显著;括号中数据为变量的 t 值;sigma-squared 表示组合误差(无效率项及随机误差项)的协方差;gamma 表示管理无效率;log likelihood function 表示对数似然函数值;LR test of the one-sided error(简称 LR)表示单边似然比检验。

由表3可知:每个LR均通过10%显著性检验,表明SFA模型得到的数据结果是可靠的;三个投入松弛变量的 γ 值分别为0.989、0.757和0.369,且均通过1%的显著性检验,表明雾霾治理效率主要受管理因素影响,也受到人均实际GDP等外部环境的影响。如果环境变量对松弛变量回归为正,则两者成正向关系,环境变量的增加使得投入冗余上升,导致成本投入浪费增加;反之,节约投入成本对治理效率产生积极影响。对环境变量具体分析如下:

1) 人均实际GDP。该指标对劳动力和技术创新投入的松弛变量的回归系数均为负值,分别在1%、10%水平下显著,表明人均实际GDP与劳动力和技术创新松弛变量呈负相关关系,对治理效率带来正面影响^[24]。随着人均GDP的增加,人们追求更好的生活品质,更加注重环境保护,使得劳动力和技术创新投入利用效率明显提高,节约了投入成本,对雾霾治理带来积极影响。

2) 产业结构。该指标对劳动力松弛变量的回归系数为负值,且10%水平下显著,表明第二产业比重的增加会减少雾霾治理中劳动力投入的冗余。第二产业的占比与雾霾治理效率呈显著正相关,这与预期相反。根据Xiao等^[25]的研究,造成这一结果的原因可能是从高能耗、高污染和高排放的第二产业转变成清洁、低能耗的第二产业,从源头上降低了雾霾治理体系中的污染物产出,雾霾治理效率得以提升。

3) 人口规模。该指标对劳动力和技术创新的松弛变量的回归系数为正值,通过了1%的显著性检验,表明人口规模的扩大将引起劳动力和技术创新投入松弛变量的增加,意味着劳动力和技术资源未得到充分利用,从而对治理效率产生不利的影响。人口规模与治理效率呈负相关^[26-27]。

4) 城镇化率。该指标对劳动力和技术创新的松弛变量回归系数均为正值,并通过了1%的显著性检验,表明劳动力和技术创新的松弛变量与城镇化率呈正相关,即城镇化率的上升将致使劳动力和技术创新投入冗余增加。城镇化水平与雾霾污染呈“倒U型”曲线关系^[28],城镇化的快速推进加剧了雾霾污染,对雾霾治理产生负面影响。

根据上述分析,可以看出投入松弛变量受不同环境变量的影响不同,而外部环境因素的影响会导致不同环境下雾霾治理效率产生较大偏差。因此,需对初始投入变量进行调整,以确保所有城市处于相

同的外部环境条件下,并探索其治理效果的真实水平。

3.3 第三阶段结果

按照式(3)调整投入变量,通过软件DEAP2.1把已调整的投入数据与原产出数据放入BCC模型进行测算,结果如表4所示。

第一和第三阶段的结果对比表明,在消除环境因素和随机因素的影响后,不同城市的雾霾治理情况发生了明显变化,调整后的雾霾治理水平高于调整前的数值且有上升趋势。其中,长三角城市总体平均规模效率的调整值明显低于其平均纯技术效率。平均纯技术效率与调整前水平相比总体上有了明显提高,由原来的0.676上升至0.971,调整后的规模效率趋于平稳。可以看出在排除环境和随机误差因素的影响后,纯效率的大幅提高是引起综合技术效率水平提高的关键因素。这与郭四代等^[9]的研究结论相一致。

从技术效率前沿面角度来看,2018年综合技术效率达到有效的城市总数在调整前后均为2个,其余年份综合技术有效的城市数量在调整前后均有变化。其中2014、2015和2017年调整后技术效率有效的城市数量减少。由此可知,部分城市的技术效率受环境和随机误差影响而虚大了效率值,如铜陵由原来的技术有效变为技术无效。

从雾霾治理效率水平调整来看,绝大多数城市属于规模收益递增型,这类城市除了2018年和2016年外,其余年份调整后均高于调整前的数量;少数规模收益不变的城市调整后2016年的数量有所增加,其余年份变化不大;规模收益递减的城市仅2017年和2019年在调整后低于调整前的数量。因此,大多数城市仍然可以采取扩大投入要素规模的路径来实现雾霾治理效率的提升。此外,从表5可知,综合技术效率达到规模有效的数量(vrs有效数)经调整后,综合技术效率达到规模有效城市数量整体变化不大且数据变化趋势较为平稳,但各年的综合技术效率都有明显提高,表明环境和随机误差因素对雾霾治理效率水平有较大影响。

3.4 不同时空下对长三角城市雾霾治理效率分析

在去除环境变量和随机误差的影响后,雾霾治理效率值能够更准确地反映出实际的治理效率水平。下面基于第三阶段的分析结果,从城市规模、省(市)域和时间三个维度分析长三角城市雾霾治理的效率值。

表 4 2014—2019 年第三阶段长三角城市雾霾治理效率分析结果

Table 4 Results of Phase 3 analysis of the haze control efficiency in Yangtze River Delta cities during 2014—2019

地区	省市	2014	2015	2016	2017	2018	2019	平均
上海	上海	0.940	0.815	0.865	0.844	0.853	0.912	0.872
	南京	0.819	0.744	0.772	0.847	0.786	0.801	0.795
江苏	无锡	0.880	0.735	0.760	0.718	0.855	0.895	0.807
	常州	0.884	0.739	0.821	0.861	0.915	0.901	0.854
	苏州	0.812	0.765	0.792	0.684	0.807	0.815	0.779
	南通	0.874	0.789	0.819	0.914	0.875	0.843	0.852
	盐城	0.875	0.806	0.876	0.875	0.883	0.873	0.865
	扬州	0.896	0.763	0.827	0.669	0.784	0.911	0.808
	镇江	0.808	0.738	0.814	0.611	0.744	0.831	0.758
	泰州	0.855	0.744	0.745	0.727	0.784	0.842	0.783
浙江	杭州	0.898	0.823	0.846	0.910	0.913	0.917	0.885
	宁波	0.962	0.908	0.934	0.857	0.903	0.915	0.913
	嘉兴	0.914	0.838	0.884	0.806	0.886	0.911	0.873
	湖州	0.923	0.805	0.839	0.832	0.897	0.943	0.873
	绍兴	0.914	0.855	0.879	0.869	0.903	0.906	0.888
	金华	0.968	0.84	0.893	0.861	0.966	0.946	0.912
	舟山	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000
	台州	0.988	0.959	1.000	1.000	0.990	1.000	0.990
安徽	温州	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000
	合肥	0.952	0.715	0.728	0.645	0.759	1.000	0.800
	芜湖	0.911	0.824	0.803	0.704	0.818	0.963	0.837
	马鞍山	0.867	0.881	0.915	0.817	0.837	0.909	0.871
	铜陵	0.869	0.824	0.868	0.850	0.85	0.936	0.866
	安庆	0.933	0.954	0.801	0.760	0.904	0.924	0.879
	滁州	0.847	0.785	0.749	0.730	0.791	0.846	0.791
	池州	0.896	1.000	0.84	0.932	0.938	0.994	0.933
总平均	宣城	0.996	0.984	0.929	1.000	0.937	1.000	0.974
	总平均	0.907	0.838	0.852	0.827	0.873	0.916	0.869
上海		0.940	0.815	0.865	0.844	0.853	0.912	0.872
江苏		0.856	0.758	0.803	0.767	0.826	0.857	0.811
浙江		0.952	0.892	0.919	0.904	0.940	0.949	0.926
安徽		0.909	0.871	0.829	0.805	0.854	0.947	0.869

表 5 调整前后雾霾治理效率水平对比

Table 5 Comparison of haze control efficiency levels before and after adjustment

年份	vrs 有效数		irs		drs		cons	
	调整前	调整后	调整前	调整后	调整前	调整后	调整前	调整后
2014	4	2	23	24	0	0	4	3
2015	4	3	23	24	0	0	4	3
2016	2	3	25	24	0	0	2	3
2017	5	4	21	23	1	0	5	4
2018	2	2	24	24	0	1	3	2
2019	5	5	20	22	1	0	6	5

注: vrs 有效数表示综合技术效率达到规模有效的数量; irs 表示规模报酬递增; drs 表示规模报酬递减; cons 表示规模报酬不变。

3.4.1 城市规模维度

第三阶段的分析结果表明,长三角城市整体雾霾治理效率偏高,治理成效显著.但城市治理效率存在差异,2018年温州和舟山效率值达到了1,而镇江效率值为0.744.雾霾治理效率的空间异质性可能源于城市之间经济发展水平和城市规模的差异.根据

2014年出台的《关于调整城市规模划分标准》以2019年城市市辖区人口规模将长三角划分为I型及以上大城市(因超大城市、特大城市和I型大城市数量较少将三者合并)、II型大城市、中等城市和I型小城市,对比结果如表6所示.

表6 按城市规模等级划分的第一阶段和第三阶段雾霾治理效率值对比

Table 6 Comparison of Phase 1 and Phase 3 haze control efficiency values by city size class

城市等级	城市	第一阶段效率平均值	第三阶段效率平均值
I型及以上大城市	上海、南京、合肥、杭州、苏州	0.435	0.826
II型大城市	无锡、宁波、南通、常州、绍兴、芜湖、盐城、扬州、泰州、台州、温州	0.549	0.867
中等城市	镇江、湖州、嘉兴、舟山、马鞍山、 安庆、金华	0.635	0.883
I型小城市	滁州、铜陵、宣城、池州	0.852	0.891

从表6中可看出:不同规模的城市雾霾治理的第三阶段效率值比第一阶段有了显著提升;I型小城市效率值最大,I型及以上大城市效率值最低,治理效率与城市规模等级呈负向关系.一般而言,规模越大的城市在经济和基础设施方面更有优势,其在吸引更多的人口和产业集聚的同时,会导致其由于过度集中产生的拥堵效应,使得污染排放总量增加和污染范围扩大;另外,相较于大城市来说,小城市人口规模较小,产业结构相对集中于易于管控,在环境治理或政策落实方面效率更高见效更快.因此,小型城市的雾霾治理效率更高.

3.4.2 省(市)域维度

由表4可知雾霾治理平均效率由高到低依次是浙江(0.926)、上海、安徽、江苏(0.811),这与田时中等^[29]的研究结论基本一致,但排名略有差异.田时中等^[29]选取的是长三角区域共41个城市,包括江苏省内连云港、宿迁等治理效率高的城市,致使江苏平均治理效率高于安徽.有5个城市雾霾治理效率低于0.8,而江苏占据4个,可能原因为江苏省是全国第二产钢大省,而钢铁行业具有明显的低效排放和技术更新缓慢等特征,再加上以煤炭为主的能源方式,使得江苏省部分依赖于钢铁行业的城市大气污染物排放居高不下,造成治理效率偏低.

3.4.3 时间维度

由图1可知,2014—2019年长三角城市整体雾霾治理效率呈现出W型的变化趋势,综合技术效率波动不大,由0.907降至0.838后升至0.852,再降至0.827,最后升至0.916,提升缓慢,且有时呈现负增长,这与田时中等^[29]基于DPSIR模型得出的大气污染治理效果趋势一致.2015、2017年效率下降可能

是这两年长三角区域强霾污染事件频发^[30],雾霾污染治理效率水平有所下降造成的.而之后治理效率回升,则与区域协同治理实施息息相关.上海市、浙江省和江苏省综合技术效率变化与整体效率变化趋势一致,而安徽省呈现出V型变化趋势.2014—2017年安徽雾霾治理效率持续走低,可能是安徽省重化工业比重过高、大气污染环保投资力度不够、区域间协同治理体系不完备等造成的,2017年后安徽省政府监管力度加强,产业结构调整效果开始显现,致使安徽雾霾治理效率逐步提升.从三省一市的综合技术效率比较可以看出,2014—2019年江苏和安徽的治理效率值略有上升,分别从2014年的0.856、0.909上升至2019年的0.857、0.947,增长缓慢且有时呈负增长,而上海和浙江地区的效率值略有下降,分别由0.940和0.952下降到0.912和0.949.

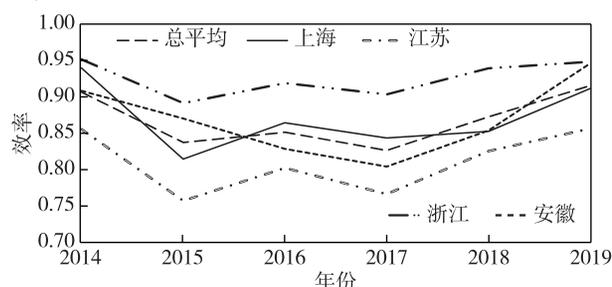


图1 长三角城市雾霾治理综合技术效率走势

Fig. 1 Trends in integrated technical efficiency of haze control in Yangtze River Delta cities

4 结论和建议

4.1 研究结论

本文运用三阶段DEA模型对长三角27个城市

2014—2019 年的雾霾治理效率水平进行测算, 研究表明:

1) 剔除外部环境因素和随机误差因素的影响后, 长三角城市的雾霾治理效率水平均有不同程度的提升. 其中, 各城市纯技术效率水平显著提高, 而规模效率值在调整前后的差异却并不大, 表明环境和随机因素对纯技术效率产生影响引起雾霾治理效率变化.

2) 规模收益的变动受环境和随机因素的影响显著, 绝大部分城市处于规模收益递增行列, 仅少数城市为规模收益不变或递减.

3) 2014—2019 年长三角城市雾霾治理效率整体偏高, 平均效率值达到 0.869. 城市规模维度上, 规模小的城市雾霾治理效率较高; 省(市)域维度上, 浙江雾霾治理平均效率最高、江苏最低, 上海和安徽居中; 时间维度上, 整体雾霾治理效率的变化趋势呈现 W 型且综合技术效率波动不大, 除安徽雾霾治理效率变化趋势呈 V 型, 其他省市与整体治理效率变化趋势一致.

4) 长三角城市群雾霾治理效率受环境变量的影响具有差异. 人均实际 GDP 的增加将减少对劳动力和技术创新的松弛变量投入, 提升雾霾治理效率. 第二产业比重的增加会减少雾霾治理中劳动力投入的冗余, 对雾霾治理产生积极影响. 人口规模和城镇化率的上升会导致劳动力和技术创新投入松弛变量的增加, 意味着劳动力、技术创新资源未得到充分利用, 从而对治理效率产生不利的影

4.2 政策建议

1) 针对规模收益变化情况, 不同城市应选择不同的促进方式. 对于规模收益处于递增的城市, 建议通过加大技术创新力度, 积极引进环境治理人才, 加强雾霾治理资金投入力度等方式扩大投入要素以提升雾霾治理效率; 对于处于规模收益递减的城市, 应优化投入资源的配置, 提高资源利用率, 从而改善治理效率.

2) 强化长三角城市间协同治理, 消除治理差异. 基于雾霾污染的溢出效应, 雾霾治理应加强区域协同治理, 利用互联网、大数据等技术, 建立共享性长三角雾霾治理数据库, 及时反馈治理状况, 共享行之有效的治理措施. 在此基础上, 制定协同治理措施, 共同督促治理措施的实施, 切实贯彻地区雾霾联防联控政策.

本文考察了长三角城市雾霾治理效率水平, 但

由于部分口径数据获取困难, 所选取的雾霾治理投入产出指标代表性有进一步提升的空间. 另外, 还可将其对雾霾治理效率造成影响的外部环境因素纳入模型进行分析.

参考文献

References

- [1] 柏明国, 史竹生, 何志. 长江三角洲地区雾霾协同治理仿真研究[J]. 系统科学学报, 2020, 28(2): 58-63
BAI Mingguo, SHI Zhusheng, HE Zhi. Simulation research on collaborative governance haze in Yangtze River Delta [J]. Chinese Journal of Systems Science, 2020, 28(2): 58-63
- [2] Charnes A, Cooper W W, Rhodes E. Measuring the efficiency of decision making units[J]. European Journal of Operational Research, 1978, 2(6): 429-444
- [3] Yang W X, Li L G. Efficiency evaluation of industrial waste gas control in China: a study based on data envelopment analysis (DEA) model[J]. Journal of Cleaner Production, 2018, 179: 1-11
- [4] 郑石明, 罗凯方. 大气污染治理效率与环境政策工具选择: 基于 29 个省市的经验证据[J]. 中国软科学, 2017(9): 184-192
ZHENG Shiming, LUO Kaifang. Air pollution abatement efficiency and selection of environmental policy tools: empirical evidence of 29 provinces or municipalities [J]. China Soft Science, 2017(9): 184-192
- [5] Lu Y Y, He Y, Wang B, et al. Efficiency evaluation of atmospheric pollutants emission in Zhejiang province China: a DEA-Malmquist based approach [J]. Sustainability, 2019, 11(17): 4544
- [6] 叶菲菲, 杨隆浩, 王应明. 大气污染治理效率评价方法与实证[J]. 统计与决策, 2021, 37(10): 32-36
YE Feifei, YANG Longhao, WANG Yingming. Evaluation method and empirical study of air pollution control efficiency [J]. Statistics & Decision, 2021, 37(10): 32-36
- [7] 郭际, 吴先华, 陈玉凤. 雾霾排放效率评估的二阶段 DEA 模型的构建及实证[J]. 中国软科学, 2020(10): 184-192
GUO Ji, WU Xianhua, CHEN Yufeng. Construction and demonstration of two-stage DEA model for estimation of haze emission efficiency [J]. China Soft Science, 2020(10): 184-192
- [8] Fried H O, Lovell C A K, Schmidt S S, et al. Accounting for environmental effects and statistical noise in data envelopment analysis [J]. Journal of Productivity Analysis, 2002, 17(1): 157-174
- [9] 郭四代, 仝梦, 郭杰, 等. 基于三阶段 DEA 模型的省际真实环境效率测度与影响因素分析[J]. 中国人口·资源与环境, 2018, 28(3): 106-116
GUO Sidai, TONG Meng, GUO Jie, et al. Measurement and influencing factors of inter-provincial real environmental efficiency based on three-stage DEA model [J]. China Population, Resources and Environment, 2018, 28(3): 106-116

- [10] 景晓栋,田泽,丁绪辉,等.我国区域生态环境效率时空特征及影响因素:基于三阶段 DEA 模型分析[J].科技管理研究,2020,40(14):237-246
JING Xiaodong, TIAN Ze, DING Xuhui, et al. Spatiotemporal characteristics and influencing factors of regional eco-environmental efficiency in China: analysis based on three-stage DEA model[J]. Science and Technology Management Research, 2020, 40(14): 237-246
- [11] Zhou Y, Kong Y, Zhang T. The spatial and temporal evolution of provincial eco-efficiency in China based on SBM modified three-stage data envelopment analysis[J]. Environmental Science and Pollution Research, 2020, 27(8): 8557-8569
- [12] 罗登跃.三阶段 DEA 模型管理无效率估计注记[J].统计研究,2012,29(4):104-107
LUO Dengyue. A note on estimating managerial inefficiency of three-stage DEA model[J]. Statistical Research, 2012, 29(4): 104-107
- [13] 陈巍巍,张雷,马铁虎,等.关于三阶段 DEA 模型的几点研究[J].系统工程,2014,32(9):144-149
CHEN Weiwei, ZHANG Lei, MA Tiehu, et al. Research on three-stage DEA model [J]. Systems Engineering, 2014, 32(9): 144-149
- [14] 甘甜,王子龙.长三角城市环境治理效率测度[J].城市问题,2018(1):81-88
GAN Tian, WANG Zilong. Measurement on the efficiency of urban environment governance in the Yangtze River Delta area[J]. Urban Problems, 2018(1): 81-88
- [15] 吕雪梅,张晓青.中国环境治理效率评估研究[J].湖南师范大学自然科学学报,2019,42(4):17-25
LÜ Xuemei, ZHANG Xiaoqing. On the study of Chinese environmental governance efficiency evaluation [J]. Journal of Natural Science of Hunan Normal University, 2019, 42(4): 17-25
- [16] Bostan I, Onofrei M, Dascălu E, et al. Impact of sustainable environmental expenditures policy on air pollution reduction, during European integration framework [J]. The Amfiteatru Economic Journal, 2016, 18: 286
- [17] Huang J T. Sulfur dioxide (SO₂) emissions and government spending on environmental protection in China: evidence from spatial econometric analysis [J]. Journal of Cleaner Production, 2018, 175: 431-441
- [18] Basoglu A, Uzar U. An empirical evaluation about the effects of environmental expenditures on environmental quality in coordinated market economies [J]. Environmental Science and Pollution Research, 2019, 26(22): 23108-23118
- [19] 李子豪,白婷婷.政府环保支出、绿色技术创新与雾霾污染[J].科研管理,2021,42(2):52-63
LI Zihao, BAI Tingting. Government environmental protection expenditure, green technology innovation and smog pollution [J]. Science Research Management, 2021, 42(2): 52-63
- [20] 韩峰.国家审计有助于推进雾霾治理吗? [J].中南财经政法大学学报,2021(6):25-37,158
HAN Feng. Does the national audit help advance haze governance? [J]. Journal of Zhongnan University of Economics and Law, 2021(6): 25-37, 158
- [21] 范群林,邵云飞,唐小我.环境政策、技术进步、市场结构对环境技术创新影响的实证研究[J].科研管理,2013,34(6):68-76
FAN Qunlin, SHAO Yunfei, TANG Xiaowo. The impact of environmental policy, technological progress, and market structure on environmental technology innovation [J]. Science Research Management, 2013, 34(6): 68-76
- [22] 杜雯翠,夏永妹.京津冀区域雾霾协同治理措施奏效了吗?——基于双重差分模型的分析[J].当代经济管理,2018,40(9):53-59
DU Wencui, XIA Yongmei. Did the measures of haze cooperative governance in Beijing-Tianjin-Hebei region work: an analysis based on the DID model [J]. Contemporary Economic Management, 2018, 40(9): 53-59
- [23] 姜瑾.考虑非期望产出的我国循环经济运行效率研究[J].开发研究,2014(6):143-147
JIANG Jin. Study on the operation efficiency of China's circular economy considering unexpected output [J]. Research on Development, 2014(6): 143-147
- [24] 李诗卉.陕西省环境污染治理效率测算及影响因素分析[D].兰州:兰州财经大学,2020
LI Shihui. Governance efficiency measurement of environmental pollution in Shaanxi province and analysis of its influence factors [D]. Lanzhou: Lanzhou University of Finance and Economics, 2020
- [25] Xiao Q L, Tian C, Wang Y J, et al. Measurement and comparison of urban haze governance level and efficiency based on the DPSIR model: a case study of 31 cities in North China [J]. Journal of Resources and Ecology, 2020, 11(6): 549-561
- [26] 张东敏,孙前,刘座铭.我国环境治理投入效率评价及影响因素实证研究[J].数量经济研究,2021(4):152-171
ZHANG Dongmin, SUN Qian, LIU Zuoming. An empirical study on investment efficiency evaluation and influencing factors of environmental governance in China [J]. The Journal of Quantitative Economics, 2021(4): 152-171
- [27] 林琼,程莉,文传浩.中国城市环境治理效率的时空格局及影响因素[J].城市学刊,2022,43(1):12-20
LIN Qiong, CHENG Li, WEN Chuanhao. Spatial-temporal pattern and influencing factors of urban environmental governance efficiency in China [J]. Journal of Urban Studies, 2022, 43(1): 12-20
- [28] 仇怡,黄丹.城镇化水平对雾霾污染的影响研究:以我国地级及以上城市为例[J].湖南科技大学学报(社会科学版),2020,23(4):59-69
QIU Yi, HUANG Dan. The impact of urbanization level on haze pollution: based on cities at prefecture level and above in China [J]. Journal of Hunan University of Science & Technology (Social Science Edition), 2020, 23(4): 59-69
- [29] 田时中,瞿振鑫.基于 DPSIR 的长三角大气污染治理效果评估及影响因素研究[J].国土资源科技管理,2022,39(3):66-83
TIAN Shizhong, QU Zhenxin. On the effect evaluation and influencing factors of air pollution control in the Yangtze River Delta based on the DPSIR [J]. Scientific and Technological Management of Land and Resources, 2022, 39

- (3):66-83
- [30] 韩博威,马晓燕.2014—2018 年冬季长三角强霾事件及天气形势影响分析[J].环境科学学报,2020,40(7):2333-2345
HAN Bowei, MA Xiaoyan. Analysis of the severe haze events in the Yangtze River Delta during the winter of 2014–2018 and the impact of the weather situation on severe haze [J]. Acta Scientiae Circumstantiae, 2020, 40(7):2333-2345

Haze control efficiency in Yangtze River Delta cities measured by three-stage DEA model

WANG Sufeng¹ CAO Kaixin¹

¹ School of Economics and Management, Anhui Jianzhu University, Hefei 230022, China

Abstract The severe haze pollution has become one of the major obstacles to the ecological integration development of the Yangtze River Delta (YRD). This paper constructs a haze control efficiency evaluation system taking labor, capital and technological innovation as input indicators, and the number of days with air quality at or better than level 2, PM_{2.5} concentration and AQI as output indicators, and uses a three-stage DEA to measure the haze control efficiency of 27 cities in the YRD from 2014 to 2019. The results show that the three-stage DEA model can effectively remove the influence of environmental factors and random errors, and can truly reflect the level of haze control efficiency in the YRD. The change of return to scale is significantly influenced by environmental and random factors, and most cities are in the stage of increasing return to scale. The overall haze control efficiency of YRD cities from 2014 to 2019 is high and shows a W-shaped change trend, with significant inter-city differences. The GDP per capita and the share of secondary industry have a positive effect on haze control efficiency, while population size and urbanization rate have a negative effect on haze control efficiency.

Key words three-stage DEA model; haze control; Yangtze River Delta (YRD)