

传统方法测度的环境 技术效率低估了环境治理效率？

——来自基于网络 DEA 的方向性环境
距离函数方法分析中国工业省级面板数据的证据

涂正革 谌仁俊*

摘要：环境治理效率是环境治理的投入与污染物减少量的比值大小。本文将工业生产过程分为生产、环境治理两个环节，基于网络 DEA 的方向性环境距离函数方法，使用中国 1998 – 2010 年的省级工业数据，考察工业环境治理效率。结果发现：（1）传统 DEA 方法测度的环境技术效率（ETE），与网络 DEA 方法测度的 ETE 存在显著差异。（2）以网络 DEA 方法测度的 ETE 为被解释变量，以环境治理效率为解释变量，以传统 DEA 方法测度的 ETE 为控制变量，建立双边面板 Tobit 模型，发现环境治理效率对网络 DEA 方法测度的 ETE 有显著的正效应，这说明传统方法测度的环境技术效率低估了环境治理效率。（3）传统方法测度的环境技术效率低估了环境治理效率，造成了严重的偏差，江西、甘肃、云南、重庆和广西等环境治理效率较高的地区，就因此被错误地划分到了环境工业不协调发展地区，这对于政策的制定极为不利。

关键词：环境治理效率 环境技术效率 网络 DEA 模型 方向性环境距离函数

一、引言

利用投入产出数据计算工业技术效率，一直是国内外学术研究的活跃领域。而伴随着当前能源与环境问题日益恶化，人们开始重新审视工业效率评价方法。通常将考虑环境污染因素所计算的技术效率称为环境技术效率。将能源和环境因素作为重要约束条件加入到传统技术效率的测度，采用环境技术效率衡量工业生产效率，无疑是对传统投入产出效率衡量方法的重大改进，但是，目前学术界所测度的环境技术效率能够用来衡量环境治理效率吗？

环境技术效率，是评价生产者（或决策单元）在给定投入和技术条件下，同时追求最大产出和最小污染的效率大小。实质上，环境技术效率是生产效率和环境治理效率的综合结果。其中，生产效率是在不考虑污染排放因素下，所计算出的技术效率。环境治理效率是在将生产过程中的污染排放和污染治理投资等作为投入，将污染治理量作为产出，所计算出的技术效率。所以，计算环境技术效率，不仅要充分考虑评价产出最大化的生产效率，而且要兼顾评价污染最小化的环境治理效率。

准确计算工业环境技术效率意义重大。如果把工业环境技术效率作为考察环境、资源与工业增长协调性的评价指标（涂正革，2008），那么一旦低估了生产效率，未免会造成因“过度”重视环境治理而损失过多的经济增长的代价，相应苛刻的环境政策导致过高代价为发展中国家所难以承受。另一方面，如果低估了环境治理效率，势必会降低生产者对环境治理的积极性，松懈地方政府对环境治理的监管力度，不利于国民经济

* 涂正革，华中师范大学经济与工商管理学院，邮政编码：430079，电子信箱：tuzhengge@163.com；谌仁俊，华中师范大学经济与工商管理学院，邮政编码：430079，电子信箱：shenrenjun@yeah.net。

本文是国家社会科学基金重点项目“两型社会建设与中部地区工业增长模式研究”（项目编号：08AJY032）和教育部新世纪优秀人才支持计划“‘低碳经济’与节能减排研究”（项目编号：NCET-10-0409）的阶段性研究成果。感谢匿名审稿人的宝贵意见，文责自负。

的“又好又快”发展。因此,如何科学准确地衡量环境治理效率非常重要。那么,环境治理效率,这一近年来才被强调的问题,是否被现在普遍所采用的传统方法测度的环境技术效率计算方法充分考虑?

Fare 等(2011)将工业生产过程分为好产品的生产、污染物的治理两个环节,提出了基于网络 DEA (Network DEA) 的方向性环境距离函数方法,并指出由于充分考虑环境治理效率,该方法与传统 DEA 方法所计算的结果存在较显著的差异。本文猜想这一差异源于传统方法低估了环境治理效率。本文欲验证这一猜想,不仅可以纠正传统方法测度的环境技术效率所存在的偏误,而且对于准确把握环境、资源与经济协调发展的问题意义重大。

二、文献综述

工业环境技术效率的计算一直是学术界较为关注的问题。作为环境技术效率的衍生概念,陈诗一(2010)较为全面地回顾了工业环境全要素生产率计算方法的发展过程,发现存在四种不同的处理污染排放的方法,即不考虑污染排放因素、将污染排放作为一种投入、将污染排放作为期望产出、将污染排放作为非期望产出。他使用方向性距离函数(Directional Distance Function, DDF),用中国数据分别对这四种情况进行了估计,结果发现正确考虑环境约束的实际全要素生产率比传统不(正确)考虑环境因素的估算值低了很多。事实上,环境技术效率是计算环境全要素生产率的基础。在计算工业环境技术效率时,同样存在这四种对污染排放的处理方法,如果不正确考虑环境约束,同样会产生估计偏差,这便说明正确计算环境技术效率的重要性。

近几年来,计算中国工业环境技术效率的文章不断涌现。通常的做法是先构建方向性环境距离函数,然后基于数据包络分析(Data Envelopment Analysis, DEA)模型进行求解,如涂正革(2008)、王兵等(2011)。自 Tone(2004)将非期望产出(如污染排放)纳入 SBM(Slack-based Measure)模型以来,SBM 模型也成为了计算环境技术效率的一种选择,如王兵等(2010)、涂正革和刘磊珂(2011)。

已有文献较为准确的考虑到环境约束条件,并采用不同方法进行了计算。但是,它们都难逃传统 DEA 方法的“黑箱”(The Black Box)问题,Fare 等(2011)指出这些文献均把环境技术当作了一个“黑箱”处理,即将要素资源投入到技术中,然后“好”产出(即正常产出)与“坏”产出(即污染物,如 SO_2)从技术的另一头生产出来。产出的联合弱可处置性(Jointly Weak Disposability)是环境技术(可能)产出集合的四大重要特性之一,它说明“好”产出和“坏”产出在要素资源投入和技术条件一定的情况下同比例增减,这便意味着减少“坏”产出需要投入资源设备治理环境污染,结果“好”产出因为被转移要素资源投入而减产。但是这一特性却没有详细阐明“坏”产出是如何减少的。

Fare(1991)、Fare 和 Grosskopf(1996)提出了网络 DEA 模型,解决了传统 DEA 模型的“黑箱”问题,该方法早已被国内外学者应用于银行、运输等诸多领域。Fare 和 Grosskopf(2004)将其引入环境技术效率,Fare 等(2011)则进一步将其应用于计算 2001-2005 年美国燃煤发电厂的环境技术效率,并发现与传统 DEA 模型所计算的结果存在显著差异。

本文猜想这一差异起因于传统方法低估了环境治理效率。为了验证这一猜想,本文将从理论和实证两个方面进行验证。由于直接验证该猜想较为困难,将其记为命题 1,给出等价命题 2:

环境治理效率显著影响了基于网络 DEA 测度的环境技术效率与传统方法测度的环境技术效率的缺口。

于是,可以通过验证命题 2,来判断传统方法测度的环境技术效率是否低估了环境治理效率。基于此,本文先通过 Wilcoxon rank-sum(或 Mann-Whitney)检验方法,检验两种方法所测度的环境技术效率是否存在显著差异;然后分全国和地区、静态和动态等角度,深入比较分析其差异,验证命题 2,证明传统方法测度的环境技术效率低估了环境治理效率;最后建立环境技术效率与环境治理效率的双边面板 Tobit 模型,进一步验证命题 2,证明传统方法测度的环境技术效率低估了环境治理效率。

目前应用网络 DEA 计算中国环境技术效率的文献鲜少,更没有验证环境治理效率是否被传统方法测度的环境技术效率所低估的文献,所以这是本文的最大创新和主要工作。此外,环境技术效率是取值在 0 与 1 之间的限值因变量,最好采用双边 Tobit 模型,本文较为准确地对其进行了估计,这也是本文在已有文献基础上所做的进一步工作。

三、方法框架

(一) 环境技术

Fare 等(2007)建立了包括工业生产过程中废水废气等污染物排放在内的产出与要素资源投入之间的

技术结构关系,并称其为环境技术(Environment Technology)。涂正革(2008)、王兵等(2008) 对此进行了详细介绍。

建立产出集合关系如下:

$$P(x) = \{ (y, b) : x \text{ can produce } (y, b), x \in R_+^N \} \quad (1)$$

其中, $P(x)$ 表示 N 种要素资源投入 x 所能生产的“好”产出与“坏”产出的所有组合。投入向量 $x = (x_1, \dots, x_N) \in R_+^N$; “好”产出向量 $y = (y_1, \dots, y_M) \in R_+^M$, “坏”产出向量 $b = (b_1, \dots, b_J) \in R_+^J$ 。

此外,环境技术(可能)产出集合 $P(x)$ 具有四大特性:(1) 产出的联合弱可处置性;(2) 强可处置性(Strong or Free Disposability);(3) 零结合公理(Null-Jointness Axiom)或副产品公理(Byproducts Axiom);(4) 投入的自由可处置性(Free Disposability)。

环境技术可以表示为 DEA 模型,即假定某时期 $t(t = 1, \dots, T)$ 某生产者 $k(k = 1, \dots, K)$ 的投入产出向量为 $(x_{k \times N}^t, y_{k \times M}^t, b_{k \times J}^t)$, 则:

$$P^t(x^t) = \left\{ \begin{array}{l} \sum_{k=1}^K z_k y_{k,m}^t \geq y_{k,m}^t, m = 1, \dots, M; \sum_{k=1}^K z_k b_{k,j}^t = b_{k,j}^t, j = 1, \dots, J \\ \sum_{k=1}^K z_k x_{k,n}^t \geq x_{k,n}^t, n = 1, \dots, N; z_k \geq 0, k = 1, \dots, K \end{array} \right\} \quad (2)$$

(二) 基于 DEA 的方向性环境距离函数与环境技术效率

实际上,环境技术给出了环境产出的可能前沿,即在给定投入条件下,最大产出、最小污染的集合。于是,在环境技术的基础上,便可以衡量环境技术效率。方向性环境距离函数测度了在给定方向、投入和环境技术结构下,产出扩大和污染减少的可能性大小。该方法依据 Luenberger(1995) 短缺函数(Shortage Function) 思想所构造,设方向向量为 $g = (g_y, -g_b)$, 则:

$$\vec{D}_o^t(y^t, x^t, b^t; g_y, -g_b) = \sup \{ \beta : (y^t + \beta g_y, b^t - \beta g_b) \in P^t(x^t) \} \quad (3)$$

对于给定投入 x ,当产出 y 和污染 b 分别按相同比例扩大和减少时, β 就是 y 增长和污染 b 减少的最大可能量。因此,方向性距离函数值衡量了生产者相对于前沿环境技术水平的非效率(Inefficiency) 的大小程度。

方向向量的选取在方向性距离函数中较为重要,为了避免主观影响,涂正革(2008) 选取方向向量 $g^t = (y^t, -b^t)$, 该做法被 Chung 等(1997) 定义为 Malmquist-Luenberger 方法,并证明其具有中性特点。于是,通过求解以下数学规划,便能计算方向性环境距离函数。生产者 $k(y_{k'}^t, x_{k'}^t, b_{k'}^t)$ 在参考技术 $P^t(x^t)$ 下的方向性环境距离函数为:

$$\begin{array}{ll} \vec{D}_o^t(y_{k'}^t, x_{k'}^t, b_{k'}^t; y_{k'}^t, -b_{k'}^t) = \max \beta \\ \text{s. t.} & \sum_{k=1}^K z_k y_{k,m}^t \geq (1 + \beta) y_{k,m}^t, m = 1, \dots, M \\ & \sum_{k=1}^K z_k b_{k,j}^t = (1 - \beta) b_{k,j}^t, j = 1, \dots, J \\ & \sum_{k=1}^K z_k x_{k,n}^t \leq x_{k,n}^t, n = 1, \dots, N \\ & z_k \geq 0, k = 1, \dots, K \end{array} \quad (4)$$

类似传统技术效率的定义,将环境技术效率(Environment Technology Efficiency, ETE) 定义为实际产出量 $y_{k'}^t$ 与环境技术结构下的前沿产出量 $(1 + \beta) y_{k'}^t$ 的比值,则:

$$ETE(y_{k'}^t, x_{k'}^t, b_{k'}^t; y_{k'}^t, -b_{k'}^t) = 1 / (1 + \vec{D}_o^t(y_{k'}^t, x_{k'}^t, b_{k'}^t; y_{k'}^t, -b_{k'}^t)) \quad (5)$$

于是,当环境技术效率为 1 时,方向性环境距离函数为 0,这表示该生产者的生产处于生产可能性边界上,具有技术效率,否则表示技术无效率。

(三) 基于网络 DEA 的方向性环境距离函数与环境技术效率

基于 Fare 等(2011) 的研究,本文构建适用于计算中国工业环境技术效率的,基于网络 DEA 的方向性环境距离函数方法。将工业生产过程分为生产和环境治理两大环节,分别记为 P_1 和 P_2 。投入 x_1 到生产环节中,则得到工业产出 y_1 , 污染 b_1 ; 投入 x_2 到环境治理环节中,可以将污染 b_1 减少为最终工业产生污染 b_2 , 如图 1 所示。

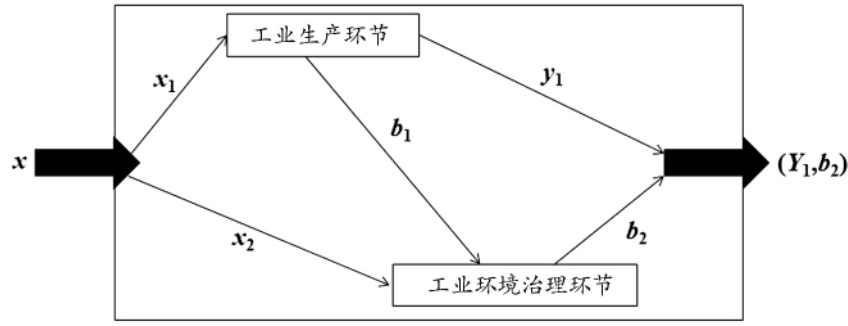


图1 基于网络 DEA 的工业环境技术

于是,定义基于网络 DEA 的环境技术为:

$$P(x) = \{ (y_1, b_2) : (y_1, b_1) \in P_1(x_1), b_2 \in P_2(x_2, b_1) \} \quad (6)$$

基于网络 DEA 的方向性环境距离函数可以表示为:

$$\overrightarrow{ND}_o^t(y_1^t, x_1^t, x_2^t, b_2^t; g_y^t, -g_b^t) = \sup \beta : (y_1^t + \beta g_y^t, b_2^t - \beta g_b^t) \in P^t(x^t) \quad (7)$$

选取具有中性特点的方向向量 $g^t = (y_1^t, -b_2^t)$, 生产者 $k^t(y_1^t, x_1^t, x_2^t, b_2^t)$ 在参考技术 $P^t(x^t)$ 下的基于网络 DEA 的方向性环境距离函数可以通过求解以下数学规划得到:

$$\begin{aligned} \overrightarrow{ND}_o^t(y_1^t, x_1^t, x_2^t, b_2^t; g_y^t, -g_b^t) = \max \beta \\ \text{s. t.} \quad & \text{生产环节} \quad \sum_{k=1}^K z_{k1} y_{1,k}^t \geq (1 + \beta) y_{1,k^t}^t, m_1 = 1, \dots, M_1 \\ & \sum_{k=1}^K z_{k1} b_{1,k}^t = b_{1,k^t}^t, j_1 = 1, \dots, J_1 \\ & \sum_{k=1}^K z_{k1} x_{1,k}^t \leq x_{1,k^t}^t, n_1 = 1, \dots, N_1 \\ & z_{k1} \geq 0, k_1 = 1, \dots, K \\ & \text{环境治理环节} \quad \sum_{k=1}^K z_{k2} b_{2,k}^t = (1 - \beta) b_{2,k^t}^t, j_2 = 1, \dots, J_2 \\ & \sum_{k=1}^K z_{k2} b_{1,k}^t \leq b_{1,k^t}^t, j_1 = 1, \dots, J_1 \\ & \sum_{k=1}^K z_{k2} x_{2,k}^t \leq x_{2,k^t}^t, n_2 = 1, \dots, N_2 \\ & z_{k2} \geq 0, k_2 = 1, \dots, K \end{aligned} \quad (8)$$

于是,网络 DEA 的环境技术效率定义为:

$$NETE(y_1^t, x_1^t, x_2^t, b_2^t; y_{1,k^t}^t, -b_{2,k^t}^t) = 1 / (1 + \overrightarrow{ND}_o^t(y_1^t, x_1^t, x_2^t, b_2^t; y_{1,k^t}^t, -b_{2,k^t}^t)) \quad (9)$$

当网络 DEA 的环境技术效率为 1 时,网络 DEA 的方向性环境距离函数为 0,这表示该生产者的生产处于生产可能性边界上,具有技术效率,否则表示技术无效率。

环境技术的定义已说明生产者的最优行为目标,即在给定投入条件下,追求最大产出和最小污染。网络 DEA 模型将工业生产过程分为生产和环境治理两个环节,实质上便将生产者的两大最优行为目标分别放入了这两个环节中。在生产环节,生产者在污染排放一定的情况下,追求产出最大化;在环境治理环节,生产者则追求污染最小化。于是,网络 DEA 模型强调污染净排放量(即生产环节污染排放量)的减少,而 DEA 模型强调污染终端排放量(即环境治理环节未处理掉的污染排放量)的减少。所以,网络 DEA 模型在计算工业环境技术效率时,更为准确的涵盖环境治理效率,而 DEA 模型则有可能低估了环境治理效率。

(四) 环境治理效率

环境治理效率表示将生产过程中的污染排放和污染治理投资等作为投入,将污染治理量作为产出,所计算出的技术效率。于是,可以将污染 b_1 和投入 x_2 作为投入,将污染治理量 $(b_1 - b_2)$ 作为产出,通过求解以产出为导向的 CRS-DEA 模型得到环境治理效率。

$$\begin{aligned} \max_{\theta, z_k} \theta \\ \text{s. t.} \quad \sum_{k=1}^K z_k (b_{1,k}^t - b_{2,k}^t) \geq \theta (b_{1,k^t}^t - b_{2,k^t}^t), j = 1, \dots, J \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \sum_{k=1}^K z_k b_{1,k,j}^t &\leq b_{1,k',j}^t, j = 1, \dots, J \\ \sum_{k=1}^K z_k x_{2,k,n}^t &\leq x_{2,k',n}^t, n = 1, \dots, N \\ z_k &\geq 0, k = 1, \dots, K \end{aligned} \quad (10)$$

于是,环境治理效率即为:

$$EGE = 1/\theta \quad (11)$$

当环境治理效率为 1 时,表示该生产者的环境治理处于生产可能性边界上,具有技术效率,否则表示技术无效率。

四、变量选取与数据处理

本文所研究的样本数据为 1998 – 2010 年中国 30 个省、市、自治区规模以上^①工业企业的数据,由于西藏缺失数据较多,这里不予考虑。各类数据主要来源于 1999 – 2011 年《中国统计年鉴》,1997 – 2011 年《中国能源统计年鉴》^②、《新中国 60 年统计资料汇编》。

对于工业生产环节,本文选取工业全部从业人员年平均人数(l)、固定资产净值(k)^③、终端能源消耗量(e)为投入指标,工业总产值(y)为产出指标,工业生产环节二氧化硫排放量(s_1)为污染产出指标。环境治理环节,选取工业生产环节二氧化硫排放量(s_1)、工业废气治理设施数(gms)为投入指标,工业终端二氧化硫排放量(s_2)为产出指标。其中,固定资产净值用各地区以 1998 年为基期的固定资产投资价格指数平减,工业总产值用各地区以 1998 年为基期的工业生产者出厂价格分类指数平减。

指标数据选取方面,环境治理环节的投入指标主要有工业废气治理设施数、工业治理废气完成投资量可供选择。由于计算工业治理废气投资存量会出现的偏差^④,所以本文选取更为直接的指标工业废气治理设施数。工业生产环节二氧化硫排放量通过加总年鉴中工业终端二氧化硫排放量与工业二氧化硫去除量计算得到。而工业终端二氧化硫排放量、工业二氧化硫去除量、终端能源消耗量以及工业废气治理设施数尚未公布规模以上工业企业的数据,考虑到规模以上工业企业占工业比重较大,这四个数据均采用整个工业行业的数据。

数据处理方面,经济数据以《中国统计年鉴》的数据为准,缺失数据通过《新中国 60 年统计资料汇编》上的数据进行填补。工业能源终端消耗量,通过计算年鉴中 20 种终端能源消耗量之和得到。

于是,通过以上的处理,本文所用变量的简单统计概述,如表 1。

表 1 投入、产出与价格等变量的统计描述

变量	观察数	平均值	标准差	最小值	最大值
工业总产值(单位,亿元)	390	8 327. 19	13 082. 55	148. 18	88 155. 51
工业生产者出厂价格分类指数(1998 年为 1)	390	1. 09	0. 22	0. 85	2. 23
工业固定资产净值(单位,亿元)	390	2 764. 25	2 625. 31	181. 37	16 896. 21
固定资产投资价格指数(1998 年为 1)	390	1. 13	0. 13	0. 96	1. 47
工业全部从业人员年平均人数(单位,万人)	390	231. 3	247. 41	11. 6	1568
工业能源终端消耗量(单位,万吨标准煤)	390	3 081. 11	2 601. 79	67. 46	15 225. 74
工业废气治理设施数(单位,套)	390	5 038. 24	3 312. 9	292	21 702
工业生产环节二氧化硫排放量(单位,万吨)	390	104. 81	77. 16	1. 92	453. 54
工业终端二氧化硫排放量(单位,万吨)	390	60. 22	39. 26	1. 9	176. 01

数据来源:根据各类统计年鉴中的数据整理得到。

①1998 – 2006 年为全部国有及规模以上非国有工业企业,2007 年起为年主营业务收入在 500 万元以上的工业企业。

②1997 – 1999 年、2000 – 2002 年的年鉴分别编在一起;2003 年没有年鉴,2002 年的数据编在 2000 – 2002 年的年鉴中。

③在 1999 – 2010 年《中国统计年鉴》中,该指标叫做固定资产净值年平均余额。

④严格地说,根据本文所构建的网络 DEA 的要求,用于生产环节的固定资产存量应该为固定资产净值减去用于环境治理的投资存量后的值。但同样由于计算污染治理投资存量可能会出现较大偏差,而且在中国工业污染治理投资占工业总投资的比重较低(根据 2011 年《中国统计年鉴》的数据,2010 年工业污染治理完成投资额仅占工业固定资产投资额的 0.3%),所以这里就没有做理论上更为严格的处理。

五、两种方法下中国工业环境技术效率的差异

(一) 差异性检验: Wilcoxon rank-sum 检验

为检验两种方法所测度的中国工业环境技术效率是否存在显著差异,本文采用非参数检验中的 Wilcoxon rank-sum 检验,结果如表 2。

表 2 两种方法下中国工业环境技术效率的 Wilcoxon rank-sum 检验结果

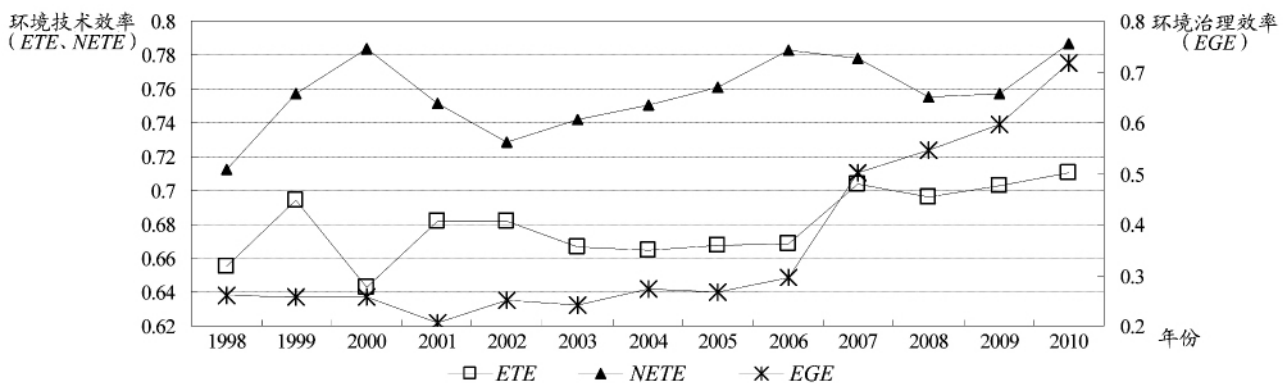
省份	检验结果	省份	检验结果	省份	检验结果	省份	检验结果
北京	-0.485 (0.6278)	上海	-	湖北	-1.154 (0.2485)	云南	4.341*** (0.0000)
天津	-0.081 (0.9355)	江苏	1.102 (0.2704)	湖南	3.615*** (0.0003)	陕西	3.053*** (0.0023)
河北	3.872*** (0.0000)	浙江	-0.602 (0.5470)	广东	-	甘肃	4.425*** (0.0000)
山西	-4.631*** (0.0000)	安徽	4.077*** (0.0000)	广西	4.359*** (0.0000)	青海	-4.293*** (0.0000)
内蒙古	0.449 (0.6534)	福建	-0.897 (0.3695)	海南	-0.282 (0.7778)	宁夏	4.333*** (0.0000)
辽宁	-1.410 (0.1585)	江西	4.050*** (0.0001)	重庆	1.608 (0.1078)	新疆	-0.542 (0.5880)
吉林	-2.436** (0.0148)	山东	1.667** (0.0148)	四川	1.359 (0.1742)		
黑龙江	-3.920*** (0.0001)	河南	0.795 (0.4267)	贵州	3.679*** (0.0002)	全国	5.142*** (0.0000)

注:小括号内为 Z 统计量对应的 P 值,*、** 和 *** 分别表示显著性水平为 10%、5% 和 1%。

在检验时,本文将 *NETE* 作为基准组。如果 Z 统计量大于零,则说明 *NETE* 的秩和比 *ETE* 大,即 *NETE* 比 *ETE* 大;反之,*NETE* 比 *ETE* 小。从表 2 可以看出,共有一半地区的 *NETE* 和 *ETE* 存在显著差异,其中,河北、安徽、江西、山东、湖南、广西、贵州、云南、陕西、甘肃和宁夏 11 个地区的 *NETE* 比 *ETE* 大;山西、吉林、黑龙江和青海 4 个地区的 *NETE* 比 *ETE* 小。而上海和广东两个地区,*NETE* 与 *ETE* 完全相同,不存在任何差异。全国整体来看,Z 统计量为 5.142,这说明这两种方法下所测度的中国工业环境技术效率存在显著差异,且 *NETE* 比 *ETE* 大。

(二) 全国估计值的差异

根据本文的计算,1998-2010 年中国 30 个省市地区的 *NETE* 几何平均值为 0.7517,大于 *ETE* 的 0.6795。图 2 给出了两种方法下 1998-2010 年中国工业环境技术效率的变化趋势图。



数据来源:根据省级数据和模型计算结果整理得到。

图 2 两种方法测度的中国工业环境技术效率(1998-2010 年)

从图 2 可知,中国工业环境技术效率呈现平稳变化而略有上升的趋势,*NETE* 一直大于 *ETE*,并保持 0.1 左右的缺口。根据 *NETE*,1998 年中国工业环境技术效率为 0.7128,13 年共提升 7 个百分点,增加到 2010 年的 0.7869。此外,环境治理效率逐年提高,除个别年份外,*NETE* 与 *ETE* 的缺口也随之扩大,计算其相关系

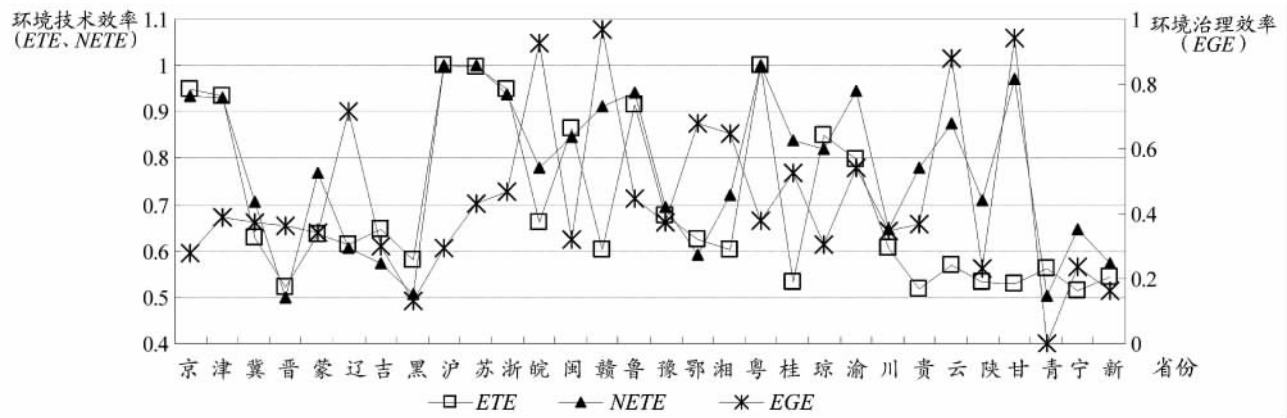
数为-0.2417。于是,可以初步判断,环境治理效率和 $NETE$ 与 ETE 的缺口有相关关系, ETE 有可能低估了环境治理效率。

(三) 地区估计值的差异

为全面分析两种方法测度结果的差异,采用涂正革(2008)的工业环境技术效率评价方法,分静态和动态比较两部分。定义 $NETE(ETE)$ 在(0.9,1]之间为“环境工业高度协调发展地区”,定义 $NETE(ETE)$ 在(0.8,0.9]之间为“环境工业较协调发展地区”,定义 $NETE(ETE)$ 在(0.7,0.8]之间为“环境工业较不协调发展地区”,定义 $NETE(ETE)$ 在(0.6,0.7]之间为“环境工业不协调发展地区”,定义 $NETE(ETE)$ 在(0,0.6]之间为“环境工业极不协调发展地区”。

1. 静态比较

计算 1998-2010 年各地区工业环境技术效率的几何平均值,结果如图 3。



数据来源: 根据省级数据和模型计算结果整理得到。

图 3 两种方法测度的各地区工业环境技术效率(1998-2010 年)

按照前面所提到的工业环境技术效率的评价方法,对各地区进行分类,如表 3。

表 3 两种方法测度的各地区工业环境技术效率的静态评价

地区	$NETE$	ETE
高度协调地区	上海、广东、江苏、甘肃、重庆、山东、浙江、北京、天津、江西	上海、广东、江苏、浙江、北京、天津、山东
较协调地区	云南、福建、广西、海南	福建、海南
较不协调地区	贵州、安徽、内蒙古、湖南、陕西、河北	重庆
不协调地区	河南、宁夏、四川、辽宁	河南、安徽、吉林、内蒙古、河北、湖北、辽宁、四川、江西、湖南
极不协调地区	湖北、吉林、新疆、黑龙江、青海、山西	黑龙江、云南、青海、新疆、陕西、广西、甘肃、山西、贵州、宁夏

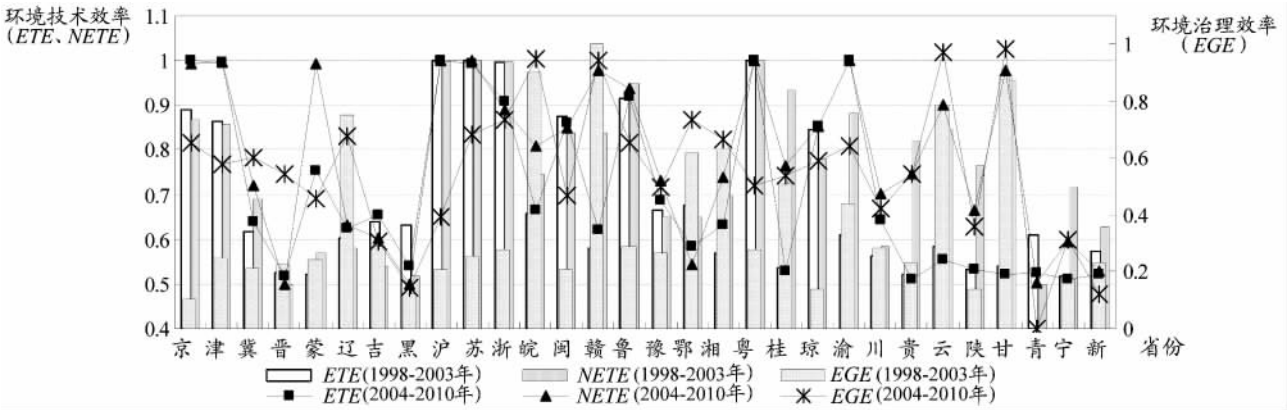
数据来源: 根据省级数据和模型计算结果整理得到。

结合图 3 和表 3,不少地区用两种方法测度的结果差异非常显著。比如,甘肃根据 ETE 的结果被划分到了极不协调地区,但是根据 $NETE$ 的结果,却被划分到了高度协调地区,工业环境技术效率差异达到 0.4393。差异相差 0.1 以上的地区还有 10 个,依次为: 江西(0.3093)、云南(0.3067)、广西(0.3063)、贵州(0.2632)、陕西(0.1767)、重庆(0.1466)、宁夏(0.1334)、内蒙古(0.1326)、安徽(0.117)和湖南(0.1169)。这些地区无一不是 $NETE$ 大于 ETE ,与 Wilcoxon rank-sum 检验结果基本一致。根据图 3,这可能与这些地区相对较高的环境治理效率有关。江西、甘肃、安徽和云南是环境治理效率排名最高的四个地区,均超过了 0.8。其中,江西高达 0.9705。计算 $NETE$ 与 ETE 的缺口和环境治理效率的相关系数高达 0.6035,相关系数很大,这说明 ETE 很有可能低估了环境治理效率。

从整体来看, ETE 的结果显示,中国共有 21 个省、市、自治区处在失衡状态(工业环境技术效率小于 0.8),但 $NETE$ 的结果却有所好转,共有 16 个省市地区处于失衡状态。但是,不管是哪一个结果均显示,中国中西部地区的工业环境技术效率明显低于东部地区。

2. 动态比较

为了考察各地区工业环境技术效率的动态变化,本文先将 1998-2010 年平均分为两段,即 1998-2003 年、2004-2010 年,再分别计算两个时期各地区工业环境技术效率的几何平均值,结果如图 4。



数据来源: 根据省级数据和模型计算结果整理得到。

图 4 两种方法测度的各地区工业环境技术效率动态变化(1998 - 2010 年)

按照前面所提到的工业环境技术效率的评价方法,可以根据各地区 *NETE* 和 *ETE* 在两个时期的动态变化,考察各地区工业环境技术效率的动态变化,如表 4。

表 4 两种方法测度的各地区工业环境技术效率的动态评价

地区	<i>NETE</i>	<i>ETE</i>
保持协调地区	北京、天津、上海、江苏、浙江、福建、江西、山东、广东、重庆、云南、甘肃	北京、天津、上海、江苏、浙江、福建、山东、广东、海南
依然不协调地区	河北、山西、辽宁、吉林、黑龙江、河南、湖南、四川、青海	河北、山西、内蒙古、辽宁、吉林、安徽、江西、河南、湖南、广西、四川、贵州、云南、陕西、甘肃、宁夏
从不协调向协调转化地区	内蒙古、安徽、海南	重庆
从协调向不协调转化地区	广西、贵州	
协调恶化地区	湖北、陕西、宁夏	黑龙江、湖北、青海

数据来源: 根据省级数据和模型计算结果整理得到。

结合图 4 和表 4,很多地区用两种方法测度的动态变化结果差异显著。比如,江西、云南和甘肃三个省份在 *NETE* 结果下显示其属于保持协调地区,但在 *ETE* 结果下属于依然不协调地区。类似发生区域划分变化的,还有重庆、黑龙江、青海、内蒙古、安徽、海南、广西、贵州、陕西和宁夏 10 个地区。计算两个期间各地区 *NETE* 和 *ETE* 的变化值的缺口,与环境治理效率的变化值的相关系数为 0.05615,相对较小,这说明在动态变化方面,*ETE* 对环境治理效率的低估作用可能相对不大。此外,无论是 *NETE* 还是 *ETE* 都说明,中西部地区工业环境技术效率明显落后于东部地区。

综上所述,*NETE* 与 *ETE*,无论是全国还是分地区,无论是静态还是动态,差异性都较为显著,究其原因,很可能是 *ETE* 低估了环境治理效率。

六、中国工业环境技术效率与环境治理效率

(一) 模型构建

将 *ETE* 作为控制变量,构建模型检验环境治理效率是否显著影响 *NETE*,具体如下。

$$NETE_{it} = \beta_{it} EGE_{it} + \gamma_{it} ETE_{it} + a_i + \eta_t + u_{it} \tag{12}$$

其中, $i(i = 1, \dots, 30)$ 表示 30 个省市自治区, $t(t = 1998, \dots, 2010)$ 表示时间。 a_i 表示固定效应项, η_t 表示时间效应项, u_{it} 表示随机扰动项,且 $u_{it} | EGE_{it}, ETE_{it} \sim N(0, \sigma^2)$ 。

这样建模不仅可以证明命题 2^①,从而证明命题 1,而且还可以控制其他影响 *NETE* 的因素,比如地区工业结构(规模结构、所有制结构、轻重产业结构等)、人均生活水平、科技水平(技术创新、技术改造、技术引进等)、外商直接投资、环境管制的力度等因素(涂正革,2008)。因为这些因素也同样影响 *ETE*,所以在这

①事实上,如果用这两种方法测度的环境技术效率之差作为被解释变量来建模,证明命题 2 更为直接。但考虑到多元回归模型偏系数的含义,这样做不仅能达到证明命题 2 的目的,还能考察在其他因素不变的情况下,环境治理效率对 *NETE* 的净影响。本文也估计了将两种环境技术效率之差作为被解释变量,环境治理效率作为解释变量的结果,与该方法得出的结果相差不大。

里, ETE 实际上也充当了它们的代理变量。

根据式(9)可知 $NETE$ 取值在(0,1] 的区间里,属于限值被解释变量,于是建立用于角点解响应的双边面板 Tobit 模型更为合理,将模型(12) 写为:

$$\begin{cases} NETE_{it}^* = \beta_{it} EGE_{it} + \gamma_{it} ETE_{it} + a_i + \eta_t + u_{it} \\ NETE_{it} = \min(1, NETE_{it}^*) \\ NETE_{it} = \max(0, NETE_{it}^*) \end{cases} \quad (13)$$

如果 β_{it} 显著大于零,环境治理效率对 $NETE$ 存在正的净影响,即可说明环境治理效率可以解释 $NETE$ 中未被 ETE 解释的部分(即为它们的缺口),进而证明传统方法测度的环境技术效率低估了环境治理效率。

(二) 模型结果

本文使用混合 OLS 估计法(POLS)、固定效应估计法(FE) 和随机效应估计法(RE) 去估计双边面板 Tobit 模型。一般地,固定效应估计法可使用最小二乘虚拟变量法(LSDV) 和双边半参数固定效应估计法(TSFE)。其中,最小二乘虚拟变量法属于无条件固定效应估计法,估计结果有偏、不一致,但 Heckman 和 Macurdy(1980) 证明当 T(比如 8) 较大时,这种非一致性并不会很严重,本文的 T 为 12,所以可以使用该方法。而半参数固定效应估计法由 Honoré(1992) 提出,是一种采用修剪的最小绝对偏差和修剪的最小二乘估计量的半参数估计方法,它不必对误差项的分布做出假设,能得到一致且渐进正态的半参数估计量。Alan 等(2011) 将此方法推广到双边面板 Tobit 模型,提出了双边半参数固定效应估计法,并提供了 two_side 的 Stata 命令。

在本文中,被解释变量和解释变量均为基于 DEA 模型所求解的技术效率值,根据 DEA 模型的特点,这些技术效率值均属于组间相对值,所以固定效应项很有可能与解释变量不相关,用固定效应估计法求解不一定能得到理想结果。但是,为了保证结果的稳健性,仍采用这三种估计方法对模型(13) 进行求解,结果见表 5。这里用年度虚拟变量控制时间效应项 η_t ,其结果被省略,LSDV 的地区虚拟变量结果也同样被省略。

表 5 回归模型计算结果

变量	双边面板 Tobit 模型(13)				一般面板数据模型(12)		
	(1) POLS	(2) LSDV	(3) TSFE	(4) RE	(5) POLS	(6) FE	(7) RE
EGE	0. 293 *** (0. 0338)	0. 0377 (0. 0498)	0. 0352 (0. 0654)	0. 0909* (0. 0489)	0. 256 *** (0. 0263)	0. 0253 (0. 0373)	0. 078 ** (0. 0341)
ETE	0. 852 *** (0. 0526)	0. 969 *** (0. 102)	0. 985 *** (0. 114)	0. 927 *** (0. 0891)	0. 638 *** (0. 0366)	0. 603 *** (0. 0651)	0. 604 *** (0. 056)
Constant	0. 075 (0. 0481)	0. 0202 (0. 101)	—	0. 1 (0. 0681)	0. 213 *** (0. 0361)	0. 319 *** (0. 0472)	0. 299 *** (0. 0457)
σ_{it}	0. 165 *** (0. 0073)	0. 102 *** (0. 00444)	—	0. 142 *** (0. 0212)	—	—	—
σ_{it}	—	—	—	0. 107 *** (0. 00483)	—	—	—
Observations	390	390	390	390	390	390	390
Number of province	—	—	30	30	—	30	30
chi - squared	270. 5	606	318. 27	137	—	—	—
chi - squared for comparison test	—	—	—	216. 5 ***	—	—	—
rho	—	—	—	0. 638	—	—	—
log likelihood	23. 04	190. 8	—	131. 3	—	—	—
R - squared	—	—	—	—	0. 519	0. 244	—
F test	—				16. 15 ***		
B - P test	—				553. 41 ***		
Hausman test	—				13. 65		

注: 小括号内为标准差,*、** 和 *** 分别表示显著性水平为 10%、5% 和 1%。

采用似然比(LR) 检验方法检验 POLS 与 RE,如表 5,其 LR 统计量为 216. 5,拒绝原假设,所以固定效应的方差不等于 0,故 RE 比 POLS 更好。而 RE 结果中的 rho 值代表了固定效应的方差(即组间方差) 占总方差的比例,该值达到了 0. 638,这说明固定效应的变化主要解释了的 $NETE$ 变化。LSDV 和 TSFE 都是用来解决固定效应估计问题的,估计方法各有优劣,但不难发现,两种方法估计出来的系数相差不大。

除 LSDV 和 TSFE 外,其余两种估计方法所估计出来的环境治理效率的系数均显著大于零,这说明环境治理效率对 $NETE$ 有显著正效应。根据随机效应估计法的结果,在控制其他因素不变的情况下,环境治理效率每提高 0. 01, $NETE$ 将提高 0. 0009。于是,命题 1、2 成立,所以传统方法测度的环境技术效率低估了环境

治理效率。

为保证模型稳健性,同样估计模型(12),结果见表5。通过F检验、B-P(Breusch and Pagan Lagrangian multiplier test)检验和Hausman检验,可以判断RE的结果最好,这也证明了前文分析本文所建模型的固定效应与解释变量不相关的合理性。

与双边面板Tobit模型的结果一样,在一般面板数据模型中除固定效应估计法外,其余两种估计方法所估计出来的环境治理效率的系数也均显著大于零,这足以说明环境治理效率对 $NETE$ 有显著正效应。根据随机效应估计法的结果,在控制其他因素不变的情况下,环境治理效率每提高0.01, $NETE$ 将提高0.0008。于是,命题1、2再次被证明成立,所以传统方法测度的环境技术效率低估了环境治理效率。

(三) 稳健性检验

为了检验模型结果的稳健性,下面将环境治理效率表示为单位工业废气治理设施的去硫量,记为 s_gms ,单位为万吨/套,结果如表6。

表6 稳健性检验的回归模型计算结果

变量	双边面板 Tobit 模型(13)				一般面板数据模型(12)		
	(8) POLS	(9) LSDV	(10) TSFE	(11) RE	(12) POLS	(13) FE	(14) RE
s_gms	11.52 *** (0.995)	2.61 ** (1.121)	3.188 ** (1.397)	3.939 *** (1.177)	8.857 *** (0.701)	1.928 ** (0.902)	3.619 *** (0.83)
ETE	0.952 *** (0.05)	0.958 *** (0.102)	0.965 *** (0.13)	0.933 *** (0.087)	0.725 *** (0.0351)	0.587 *** (0.0649)	0.612 *** (0.0526)
Constant	0.0662 (0.0443)	0.0451 (0.101)	—	0.112 * (0.066)	0.211 *** (0.0335)	0.331 *** (0.0465)	0.308 *** (0.0419)
σ_{u_i}	0.152 *** (0.00667)	0.101 *** (0.00441)	—	0.131 *** (0.02)	—	—	—
σ_{a_i}	—	—	—	0.106 *** (0.00479)	—	—	—
Observations	390	390	390	390	390	390	390
Number of province	—	—	30	30	—	30	30
chi-squared	329.5	610.9	172.36	146.9	—	—	—
chi-squared for comparison test	—	—	—	165.7 ***	—	—	—
rho	—	—	—	0.606	—	—	—
log likelihood	52.54	193.2	—	135.4	—	—	—
R-squared	—	—	—	—	0.577	0.253	—
F test	—				13.03 ***		
B-P test	—				331.64 ***		
Hausman test	—				41.26 ***		

注:小括号内为标准差,*、**和***分别表示显著性水平为10%、5%和1%。

对于双边面板Tobit模型,通过似然比检验,可以判断RE比POLS更好。而RE结果中的rho值达到了0.606,说明固定效应的变化主要解释了的 $NETE$ 变化。四种估计方法所估计出来的环境治理效率的系数均显著大于零,这说明环境治理效率对 $NETE$ 有显著正效应。根据LSDV、TSFE和RE的结果,在控制其他因素不变的情况下,单位工业废气治理设施的去硫量每提高1吨, $NETE$ 将提高0.0003~0.0004。于是,命题1、2同样成立,所以传统方法测度的环境技术效率低估了环境治理效率。

对于一般面板数据模型,通过F检验、B-P检验和Hausman检验,可以判断FE的结果最好。与双边面板Tobit模型的结果一样,这三种估计方法所估计出来的环境治理效率的系数也显著大于零,这足以说明环境治理效率对 $NETE$ 有显著正效应。根据FE的结果,在控制其他因素不变的情况下,单位工业废气治理设施的去硫量每提高1吨, $NETE$ 将提高0.0002。于是,命题1、2同样被证明成立,模型结果稳健,传统方法测度的环境技术效率低估了环境治理效率。

七、主要结论

本文首先基于Fare等(2011)的研究方法,将工业生产过程分为生产和环境治理两个环节,构建适用于测度中国工业环境技术效率的基于网络DEA的方向性距离函数方法,该方法充分考虑了环境治理效率。然后,使用1998-2010年的省级面板数据,分别计算出基于网络DEA模型和基于DEA模型两种方法下的中国工业环境技术效率。接着,用Wilcoxon rank-sum检验方法发现这两种方法所测度的结果存在显著差异,进而从全国和地区、静态和动态等角度进行差异性比较分析,证明传统方法测度的环境技术效率低估了环境

治理效率。最后,控制 ETE 变量,建立 NETE 与环境治理效率的双边面板 Tobit 模型,同样证明传统方法测度的环境技术效率低估了环境治理效率。

传统方法测度的环境技术效率低估了环境治理效率,导致部分省市地区的工业环境技术效率与实际情况出现了较大的偏差。根据本文的计算,江西、甘肃、云南、重庆和广西等环境治理效率较高的地区,就因为这一偏差,被传统的方法错误地划分到了环境工业不协调发展地区,这对于政策的制定是极为不利的。

参考文献:

1. 陈诗一,2010《中国的绿色工业革命:基于环境全要素生产率视角的解释(1980-2008)》,《经济研究》第11期。
2. 涂正革,2008《环境、资源与工业增长的协调性》,《经济研究》第2期。
3. 涂正革、刘磊珂,2011:《考虑能源、环境因素的中国工业效率评价——基于SBM模型的省级数据分析》,《经济评论》第2期。
4. 王兵、吴延瑞、颜鹏飞,2008《环境管制与全要素生产率增长:APEC的实证研究》,《经济研究》第5期。
5. 王兵、吴延瑞、颜鹏飞,2010《中国区域环境效率与环境全要素生产率增长》,《经济研究》第5期。
6. 王兵、张技辉、张华,2011:《环境约束下中国省际全要素能源效率实证研究》,《经济评论》第4期。
7. Alan,Sule,Bo E. Honoré,Luojia Hu,and S. Leth - Petersen. 2011. "Estimation of Panel Data Regression Models with Two - Sided Censoring or Truncation." Working Paper, Princeton University.
8. Chung, Y. H. , Rolf Fare, and Shawna Grosskopf. 1997. "Productivity and Undesirable Outputs: A Directional Distance Function Approach." *Journal of Environmental Management*, 51(3): 229 - 240.
9. Fare, Rolf. 1991. "Measuring Farrell Efficiency for a Firm with Intermediate Inputs." *Academia Economic Papers*, 19: 329 - 340.
10. Fare, Rolf, and Shawna Grosskopf. 1996. "Productivity and Intermediate Products: A Frontier Approach." *Economics Letters*, 50: 65 - 70.
11. Fare, Rolf, and Shawna Grosskopf. 2004. *New Direction: Efficiency and Productivity*. Boston: Kluwer Academic Publishers.
12. Fare, Rolf, Shawna Grosskopf, and Carl A. Pasurka Jr. 2007. "Environmental Production Functions and Environmental Directional Distance Functions." *Energy*, 32(7): 1055 - 1066.
13. Fare, Rolf, Shawna Grosskopf, and Carl A. Pasurka Jr. 2011. "Joint Production of Good and Bad Outputs with a Network Application." *Encyclopedia of Energy, Natural Resources and Environmental Economics*, Elsevier, San Diego, CA. (in press) .
14. Heckman, James J. , and Thomas E. Macurdy. 1980. "A Life Cycle Model of Female Labour Supply." *The Review of Economic Studies*, 47(1): 47 - 74.
15. Honoré, Bo E. 1992. "Trimmed Lad and Least Squares Estimation of Truncated and Censored Regression Models with Fixed Effects." *Econometrica*, 60(3): 533 - 565.
16. Luenberger, D. G. 1995. *Microeconomic Theory*. Boston: McGraw - Hill.
17. Tone, Kauru. 2004. "Dealing with Undesirable Outputs in DEA: A Slacks Based Measure (SBM) Approach." *The Operations Research Society of Japan*, 44 - 45.

Does Environment Technology Efficiency Measured by Traditional Method Underestimate Environment Governance Efficiency? From the Evidence of China's Industrial Provincial Panel Data Using Environmental Directional Distance Function Based on the Network DEA Model

Tu Zhengge and Shen Renjun

(School of Economics and Business Administration, Central China Normal University)

Abstract: Environment governance efficiency is the ratio of environmental governance inputs and pollutants' reduction. This paper divides industrial processes into two aspects of production, environment governance, then constructs to the environmental directional distance function based on the network DEA model, and investigates industrial environment governance efficiency using provincial panel data from 1998 to 2010 in China. The results show: (1) There are significant differences between environment technology efficiency (ETE) measured by the traditional DEA model and the ETE measured by the network DEA model. (2) With the ETE measured by the network DEA model as explanatory variable, environment governance efficiency as explanatory variable, and the ETE measured by the traditional DEA model as control variable, this paper solves the two - sided panel Tobit model and finds that environment governance efficiency has a significant positive effect on the ETE measured by the network DEA model. It shows that environment technology efficiency measured by traditional method underestimates environment governance efficiency. (3) It has caused a serious deviation and is extremely unfavorable for policy formulation that environment technology efficiency measured by traditional method underestimates the environment governance efficiency. Because of that, Jiangxi, Gansu, Yunnan, Chongqing and Guangxi, where have high environment governance efficiency have been misclassified as the environment and industry uncoordinated development areas.

Key Words: Environment Governance Efficiency; Environment Technology Efficiency; Network DEA Model; Environmental Directional Distance Function

JEL Classification: C35, D24, Q56

(责任编辑: 陈永清)