

# 控制与决策

Control and Decision

考虑投入产出关系与效率的环境治理成本预测方法

叶菲菲, 杨隆浩, 王应明

引用本文:

叶菲菲, 杨隆浩, 王应明. 考虑投入产出关系与效率的环境治理成本预测方法[J]. *控制与决策*, 2020, 35(4): 993–1003.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2018.0622>

---

## 您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

[一类状态/输入受限的不确定非仿射非线性系统鲁棒自适应backstepping控制](#)

Robust adaptive backstepping control for a class of non-affine nonlinear system with full states constraints and input saturation

*控制与决策*. 2020, 35(4): 769–780 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2018.0637>

[杂波协方差矩阵结构的融合估计方法](#)

A fusion estimation method for covariance matrix structure of clutter

*控制与决策*. 2019, 34(9): 2010–2014 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2018.0052>

[基于深度学习的城市轨道交通短时客流量预测](#)

Metro short-term traffic flow prediction with deep learning

*控制与决策*. 2019, 34(8): 1589–1600 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2018.1393>

[犹豫模糊语言PROMETHEE方法在川酒品牌评价中的应用](#)

A hesitant fuzzy linguistic PROMETHEE method and its application in Sichuan liquor brand evaluation

*控制与决策*. 2019, 34(12): 2727–2736 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2018.0335>

[基于非策略Q-学习的网络控制系统最优跟踪控制](#)

Off-policy Q-learning: Optimal tracking control for networked control systems

*控制与决策*. 2019, 34(11): 2343–2349 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0417>

[基于局部分布的贝叶斯自适应共振理论增量聚类算法](#)

Incremental clustering algorithm of Bayesian adaptive resonance theory based on local distribution

*控制与决策*. 2018, 33(3): 471–478 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2017.0049>

[基于交叉效率的应急案例检索方法](#)

Emergency case retrieval method based on cross-efficiency

*控制与决策*. 2018, 33(11): 2045–2050 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2017.0785>

[混流装配线物料配送机器人协同调度方法](#)

Co-scheduling of mobile robots in mixed-model assembly lines

*控制与决策*. 2018, 33(11): 1959–1966 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2017.0794>

# 考虑投入产出关系与效率的环境治理成本预测方法

叶菲菲<sup>1</sup>, 杨隆浩<sup>1</sup>, 王应明<sup>2†</sup>

(1. 福州大学 决策科学研究所, 福州 350108; 2. 福州大学 空间数据挖掘与  
信息共享教育部重点实验室, 福州 350108)

**摘要:** 针对环境治理中的成本规划问题, 目前的解决方法主要是基于时间序列的成本预测方法, 缺少对环境治理效率的考虑. 鉴于此, 提出基于效率偏好的 ANFIS 方法用于环境治理成本预测, 其基本原理是分别以数据包络分析 (DEA) 的非期望产出模型和基于自适应神经模糊系统 (ANFIS) 考虑环境治理中的投入产出关系与效率. 在实例分析中, 根据 2003 年至 2015 年我国各省份的环境治理数据, 分别从准确性和有效性两方面与具有代表性的现有方法进行性能分析和比较. 结果显示, 所提方法是有效的, 且准确性优于现有方法.

**关键词:** 投入产出关系; 投入产出效率; 自适应神经网络模糊系统; 数据包络分析; 环境治理; 成本预测

中图分类号: C934

文献标志码: A

## Cost forecast method of environmental governance based on input-output relationship and efficiency

YE Fei-fei<sup>1</sup>, YANG Long-hao<sup>1</sup>, WANG Ying-ming<sup>2†</sup>

(1. Decision Sciences Institute, Fuzhou University, Fuzhou 350108, China; 2. Key Laboratory of Spatial Data Mining & Information Sharing of Ministry of Education, Fuzhou University, Fuzhou 350108, China)

**Abstract:** In order to solve the problem of cost planning regarding environmental governance, the current solution is mainly based on the time series-based cost forecast methods, and neglects to consider the efficiency of environmental governance. Thus, a method of adaptive network-based fuzzy inference system (ANFIS) with efficiency preference is proposed for cost planning of environmental governance, whose basic idea is to consider the input-output relationship and efficiency in environmental governance by using the data envelopment analysis (DEA) undesired output model and ANFIS, respectively. In the case analysis, according to the environmental governance data of various provinces in China from 2003 to 2015, the performance analysis and comparison are carried out in terms of accuracy and effectiveness to compare with the conventional methods. The results show that the proposed method is effective and has better accuracy than those methods.

**Keywords:** input-output relationship; input-output efficiency; ANFIS; DEA; environmental governance; cost forecast

## 0 引言

随着社会发展, 环境污染逐渐成为破坏社会环境和阻碍资源可持续发展的重要因素. 以水污染为例, 在全国 500 条河流的水质检测中, 仅有 28% 的河流达到饮用水标准, 而多达 33% 的河流被判定为严重污染<sup>[1]</sup>. 面对环境恶化, 可持续发展理念逐渐受到社会各界的重视, 其中, 制定科学的投资方案对促进经济增长具有重要意义. 然而, 目前涉及如何实现经济的可持续发展以及环境治理投资的研究却不多<sup>[2-3]</sup>.

自改革开放以来, 中国经济取得了长足的发展.

然而, 经济生产过程中的环境污染物大量排放, 对社会可持续发展进程构成严重威胁<sup>[4]</sup>. 在 2014 年世界环境绩效排名中, 中国在 178 个国家和地区的排名中仅为 118 名, 污染的加剧带来了一系列的环境发展问题, 使得中国政府在环境治理中付出了较多的成本和代价. 例如, 我国每年因环境污染而造成的损失已接近 1 万亿元, 而且这一数字正在逐年攀升. 与此同时, 政府减排过程中新建高污染产业速度往往大于关闭工厂的速度, 我国大部分地区仍受雾霾污染影响, 治污成效不明显<sup>[5]</sup>. 如何在现有的成本投入下提高环境治理资金的使用效率成为当务之急. 据环保

收稿日期: 2018-05-10; 修回日期: 2018-12-06.

基金项目: 国家自然科学基金项目 (71501047, 71801050, 61773123); 福建省社会科学规划青年项目 (FJ2018C014).

责任编辑: 刘宝碇.

†通讯作者. E-mail: msymwang@hotmail.com.

部预测数据显示,中国超过3亿人受到水资源污染的影响,1/3的水系无法达到公共部门规定的安全标准,中国污染治理和生态破坏压力日益加大。事实上,中国所面临的环境恶化问题并不是短期内形成的,环境恶化与中国长期的环境治理投入方式息息相关<sup>[6-7]</sup>。环境治理投入的高低对城市环境治理的改善具有决定性的作用,而政府财政则是环境治理投入的主要资金来源<sup>[8-9]</sup>。环境问题具有负外部性的特点,若政府不加以严格管制与规划,必将出现市场失灵问题<sup>[10]</sup>。

由于环境污染具有复杂性、破坏性、公共性等特点,环境治理成本的合理规划具有很大的难度,不合理的成本投入往往容易造成资源的浪费和环境治理效率降低。同时,由于环境治理存在区域异质性,环境治理水平较高地区的成本规划模式并不适用于所有的地区。因此,针对环境治理中的成本规划问题,有必要提出一个适应于各地区特点的成本预测方法<sup>[6]</sup>。目前,在环境治理的成本规划问题研究中,主要是针对投入产出关系的理论研究、生产系统能源节约以及生产技术创新对成本影响的分析,其中所涉及的环境治理成本预测方法主要有GM(1,1)<sup>[7]</sup>、自回归移动平均法(ARIMA)<sup>[8]</sup>、距离法等。通过对这些方法的基本原理进行分析,不难发现这些方法大都缺少对环境治理投入产出关系和效率的考虑。

为了有效解决环境治理中的成本规划问题以及克服现有研究的局限性,本文提出一个考虑投入产出关系与效率的环境治理成本预测方法,该方法主要基于自适应神经模糊系统(adaptive network-based fuzzy inference system, ANFIS)考虑环境治理中投入产出关系,以数据包络分析(data envelopment analysis, DEA)的非期望产出模型考虑环境治理中投入产出效率。因此,新方法可称为基于效率偏好的ANFIS方法(简称为E-ANFIS)。在实验分析中,引入2003年至2015年我国各省份的环境治理数据为分析实例,并将GM(1,1)、ARIMA、自回归移动平均法、距离法、初始ANFIS作为比较对象,根据不同方法预测值与实际成本值的差距及其在环境治理中的效率,验证所提出方法的有效性和准确性。结果表明,所提出基于E-ANFIS方法的性能和准确度要优于其他的预测方法。

## 1 环境治理成本预测与问题描述

### 1.1 环境治理成本预测的相关研究

环境治理成本预测的理论研究主要源自于经济学中的投入产出模型,投入产出模型最早是用来刻

画经济系统结构,随后部分国内学者将这一模型应用于环境治理投入产出分析中,例如梁赛等<sup>[9]</sup>通过对环境投入产出模型在产业生态学中的应用研究,探讨了投入产出模式在环境治理领域的应用。但是,目前专门针对环境治理成本预测的研究相对较少,主要以DEA方法效率评价为主,偏重于区域合作或者各省份环境治理影响因素分析,通过影响成本与产出的关系讨论如何改进环境治理投入的问题。近年来,众多学者针对DEA在环境成本预测中的应用进行了相应的方法改进,其中从环境能源节约角度而言,Wang等<sup>[2]</sup>基于生产过程中的能源消耗问题,通过改进遗传算法来实现制造系统的能源节约;Li等<sup>[10]</sup>基于情境设定,对北京市2015年~2030年PM<sub>2.5</sub>值进行评估,探讨了PM<sub>2.5</sub>对公众健康的影响,提出了减少PM<sub>2.5</sub>排放的建议。

目前,环境治理成本预测方法包括组合灰色预测模型、系统云灰色模型、灰色Verhalst模型以及ARIMA、GM(1,1)等。如Yu等<sup>[11]</sup>的研究指出,在用DEA进行效率评价时,使用了ARIMA,考虑未来的变动因素对于效率的影响<sup>[11]</sup>。Chen等<sup>[3]</sup>根据逆DEA方法,并结合GM(1,1)环境预测方法,提供了未来10年内的环境治理投入产出预测。在方法应用上,一方面,部分学者通过实证研究分析环境治理效率与成本的相关关系,如Muller等<sup>[12]</sup>根据空气污染的边际损害成本与污染治理效率的讨论,认为潜在的污染治理收益是目前边际损害成本的数倍左右。虽然我国工业污染治理效率得到提升<sup>[13]</sup>,但也伴随着治理过程中的资源浪费。

科学的环境治理投资方案对于经济和能源社会的可持续发展具有重要意义。然而,目前的研究主要以环境治理效率评估为主,对环境治理成本预测的研究相对较少。虽然部分学者也在DEA模型的基础上,提出了逆DEA模型进行环境治理成本预测,但在环境治理成本预测领域的应用范围较小。DEA模型最早是由Charnes等<sup>[14]</sup>提出,而后许多学者在此基础上进行拓展,研究了BCC模型、生态效率模型和交叉效率模型。但是,逆DEA模型可以解决两类问题:一是与产出值的增加数量有关,即在效率值不变的情况下,根据产出的增量计算投入值;二是基于给定产出值的情况下,基于决策单元的前提假设计算投入值。近年来,部分学者对逆DEA模型进行扩展研究,在原有的逆DEA模型基础上提出了一种具有偏好约束的扩展逆DEA模型,将决策者的偏好纳入了资源再分配的过程中。部分学者在原有的逆DEA模型基

基础上提出了一种具有偏好约束的扩展逆DEA模型,将决策者的偏好纳入了资源再分配的过程中<sup>[15]</sup>。也有研究根据可变规模收益率下的逆BCC模型,建立了基于帕累托有效解的线性规划模型。

## 1.2 环境治理成本预测的研究局限

现有的研究表明,环境治理成本预测已逐渐成为环境治理中的一个重要研究问题<sup>[11-12]</sup>,然而,关于这一问题相关研究还存在以下几个局限:

1) 缺少对环境治理投入产出关系的考虑。现有关于环境治理成本预测的方法多数是基于时间序列的预测方法。例如, Yu等<sup>[11]</sup>在DEA效率评价中使用了ARIMA, Chen等<sup>[3]</sup>在探讨环境可持续发展中应用了GM(1,1)。这些预测方法主要是依据数值本身的变化规律进行预测,忽视了环境治理中的污染规模、地区生产能力等产出因素,最终导致环境成本预测结果与实际环境治理产出规模不匹配,容易造成成本预测结果偏误。

2) 缺少对环境治理投入产出效率的考虑。环境治理的最终目的是通过最小的投入成本实现环境治理的最大化效益,但并非单一减少成本或忽视成本投入能力就可以追求环境治理效益最大化。在环境治理成本预测中有必要通过考虑环境投入产出效率来达到环境治理效益最大化。然而,现有的环境成本预测方法多数都忽略了从环境投入产出效率角度进行成本预测<sup>[4-7]</sup>。例如, Yu等<sup>[11]</sup>使用的ARIMA模型虽然对环境治理成本进行了计算分析,但未从投入产出效率角度对环境治理的成本进行更为有效的预测; Chen等<sup>[3]</sup>使用的GM(1,1)方法只是根据历史数据的时间序列对环境治理投入成本进行预测,未在预测过程中考虑未来环境治理投入产出的效率提升。

3) 以往的研究方法大都忽视预测结果的最优性考虑。研究投入产出关系是现代科学的一个重要课题。投入产出关系的数据计算不仅受到计算时间以及研究者的主观意愿影响,也由于问题本身的特殊性和当前社会投入产出关系问题的复杂性,难以形成有效的模型对投入产出关系进行研究。以往关于数据集的预测研究也主要是集中于数据本身的时间序列预测,根据一定的产出求解投入<sup>[3]</sup>,或者根据投入预测产出,这些方法的局限性在于无法通过模型计算使得预测结果偏向于理想解。

因此,针对现有研究的局限,本文提出一个考虑投入产出关系和效率的环境治理成本预测方法。该方法的基本思路是通过投入产出关系视角,基于效率参数调整使得测试数据的预测结果趋近于训练数据

中效率值较高的那组数值。主要依据在于,应用DEA非期望产出模型进行效率测算时,根据一定的产出目标,决策者环境治理的出发点往往在于以最小的成本值来提高环境治理效率<sup>[3]</sup>。然而,许多投入产出关系的研究中往往忽视了效率提升的重要性。以往也有部分学者提出了效率对投入产出关系研究和未来数据预测的重要性,例如部分研究指出未来的成本投入可以由预期的产出以及效率确定,然而并未对预测后的效率提升作进一步分析,因而,本文认为效率提升和成本预测时投入产出关系研究都是成本预测中不可忽视的重要问题。

## 2 环境治理成本预测的新方法介绍

本节以ANFIS和DEA非期望产出模型为研究工具,分别用于考虑环境治理的投入产出关系与效率,从而提出新的环境治理成本预测方法。本文方法的主要特点包括:1)根据训练数据中的投入产出关系进行建模,并经过多次迭代训练降低模型误差,弥补了以往对投入产出关系研究的局限性;2)在模型训练中考虑预测值的理想解,基于环境治理研究视角,决策者往往希望根据一定的产出,以较少的投入创造更高的环境治理效率。因而,本文引入DEA非期望产出模型进行ANFIS模型的最优参数取值训练,通过差分进化法对误差函数求偏导,求解ANFIS模型中最优参数取值,使得预测结果无限趋近于效率值更高的训练数据,保证预测结果符合环境治理决策者的预期效率。

### 2.1 非期望产出模型的投入产出效率计算

DEA模型是1978年由Charnes等<sup>[14]</sup>提出,并成为解决效率评价问题的最主要的数理方法之一<sup>[16-17]</sup>,其优点包括了适用于多投入多产出的有效性评价,无需对数据进行无量纲化处理和无需权重假设。因此,本文引入DEA非期望产出弱处理性模型用于计算环境治理成本预测问题中的投入产出效率,其具体的步骤如下。

Step 1: 根据Färe等<sup>[18]</sup>提出的非期望产出弱可处理性假设,对于特定的决策单元DMU<sub>j</sub>,本文将 $X = (x_1, x_2, \dots, x_m) \in R_+^m$ 作为投入指标, $Y = (y_1, y_2, \dots, y_s) \in R_+^s$ 为期望产出指标, $Z = (z_1, z_2, \dots, z_h) \in R_+^h$ 为非期望产出指标,其中 $(Y, Z, X)$ 可以表示为 $T = \{(Y, Z, X) | X \text{ can produce } (Y, Z)\}$ 。因此,相应的产出集合可以表示为 $P(X) = \{(Y, Z) | (Y, Z, X) \in T\}$ 。假设存在 $n$ 个决策单元DMU<sub>s</sub>,基于CRS的向量表示形式为

$$\begin{aligned}
 p^w(X) = & \left\{ (Y, Z) \mid \sum_{j=1}^n \lambda_j Y_j \geq Y, \right. \\
 & \left. \sum_{j=1}^n \lambda_j Z_j = Z, \sum_{j=1}^n \lambda_j X_j \leq X, \right. \\
 & \left. \lambda_j \geq 0, j = 1, 2, \dots, n \right\}. \quad (1)
 \end{aligned}$$

其中:下标  $j$  表示第  $j$  个 DMU,  $\lambda_j$  表示第  $j$  个强度变量.

Step 2: 根据式(1)和(2)中所示的投入指标  $X = (x_1, x_2, \dots, x_m) \in R_+^m$ 、期望产出指标  $Y = (y_1, y_2, \dots, y_s) \in R_+^s$  和非期望产出指标  $Z = (z_1, z_2, \dots, z_h) \in R_+^h$ , 利用 DEA 非期望产出弱处理模型可求解各个决策单元的效率值, 其中对于弱处理假设下的特定 DMU<sub>k</sub>, 其投入和期望产出是强可处理特征, 表示为  $\sum_{j=1}^n \lambda_j X_j \leq X, \sum_{j=1}^n \lambda_j Y_j \geq Y$ , 而非期望产出则表现为弱可处理特征. 决策单元效率值可由如下线性模型求解得到:

$$\begin{aligned}
 & \max \theta_k^w. \\
 & \text{s.t.} \quad \sum_{j=1}^n \lambda_j x_{ij} \leq x_{ik}, \quad i = 1, 2, \dots, m; \\
 & \quad \sum_{j=1}^n \lambda_j y_{rj} \geq \theta_k^w y_{rk}, \quad r = 1, 2, \dots, s; \\
 & \quad \sum_{j=1}^n \lambda_j z_{fj} = z_{fk}, \quad f = 1, 2, \dots, h; \\
 & \quad \lambda_j \geq 0, \quad j = 1, 2, \dots, n.
 \end{aligned} \quad (2)$$

其中  $\theta_k^w$  是基于弱可处理的决策单元 DMU<sub>k</sub> 效率值.

Step 3: 由 Step 2 可以求解得到  $n$  个决策单元的效率值  $\theta_j^w (j = 1, 2, \dots, n)$ .  $\theta_j^w = 1$  表示第  $j$  个决策单元的投入产出结构对环境治理是有效的,  $\theta_j^w < 1$  表示第  $j$  个决策单元在环境治理中的投入产出结构仍需改进.

### 2.2 基于 ANFIS 的投入产出关系建模

ANFIS 是一种多层次的前馈神经网络系统, 以模糊逻辑和神经网络为理论基础, 本文构建的 ANFIS 系统不仅能够以易于理解的 IF-THEN 规则表示决策问题中的逻辑关系, 还可以通过机器学习调整系统中的参数取值提高决策准确性. 目前, ANFIS 已成功应用于桥梁风险评估、设备检测、故障诊断、系统设计以及各类关系建模等<sup>[19-20]</sup>. 鉴于此, 本文基于 ANFIS 对环境治理成本预测中的投入产出关系进行建模, 其中投入是指环境污染现状, 而产出则是指环境治理成本.

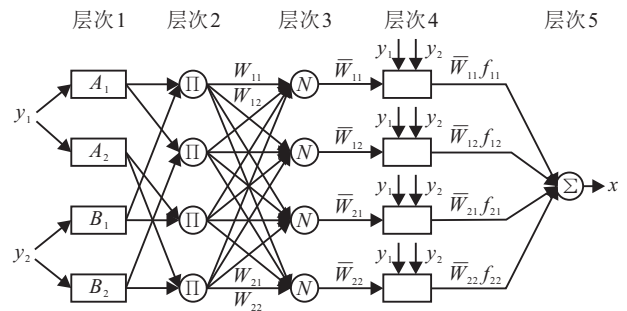


图1 ANFIS的基本框架

以如图1所示的 ANFIS 基本框架说明本文建模的基本思路, 具体的建模步骤如下.

Step 1: 确定所需考虑的输入输出指标, 通过输入指标的隶属度函数建立 IF-THEN 规则. 如图1中的层次1所示, 本文以两个输入指标(即  $y_1$  和  $y_2$ ) 和一个输出指标(即  $x$ ) 为例进行说明, 并假定每个输入指标对应两个隶属度函数(即与输入指标  $y_1$  对应的  $A_1, A_2$  和与输入指标  $y_2$  对应的  $B_1, B_2$ ). 通过组合遍历每个输入指标中的每个隶属度函数, 可以构建如下4条 IF-THEN 规则(其中  $p_{ij}, q_{ij}$  和  $r_{ij}$  是结果函数  $f_{ij}$  中的参数,  $i, j = 1, 2$ ).

规则1: 如果  $y_1$  的取值为  $A_1$  且  $y_2$  的取值为  $B_1$ , 则结果函数  $f_{11} = p_{11}y_1 + q_{11}y_2 + r_{11}$ ;

规则2: 如果  $y_1$  的取值为  $A_1$  且  $y_2$  的取值为  $B_2$ , 则结果函数  $f_{12} = p_{12}y_1 + q_{12}y_2 + r_{12}$ ;

规则3: 如果  $y_1$  的取值为  $A_2$  且  $y_2$  的取值为  $B_1$ , 则结果函数  $f_{21} = p_{21}y_1 + q_{21}y_2 + r_{21}$ ;

规则4: 如果  $y_1$  的取值为  $A_2$  且  $y_2$  的取值为  $B_2$ , 则结果函数  $f_{22} = p_{22}y_1 + q_{22}y_2 + r_{22}$ .

Step 2: 通过各个输入指标中的每个隶属度函数对输入值进行转换. 假定层次1中的隶属度函数为三角隶属度函数, 则转换后的输入值为

$$O_{A_i}^1 = \mu_{A_i}(y_1) = \begin{cases} \frac{b_A - y_1}{b_A - a_A}, & i = 1; \\ \frac{y_1 - a_A}{b_A - a_A}, & i = 2. \end{cases} \quad (3)$$

$$O_{B_j}^1 = \mu_{B_j}(y_2) = \begin{cases} \frac{b_B - y_2}{b_B - a_B}, & j = 1; \\ \frac{y_2 - a_B}{b_B - a_B}, & j = 2. \end{cases} \quad (4)$$

其中  $\{a_A, b_A\}$  和  $\{a_B, b_B\}$  表示隶属度函数  $\mu_{A_i}(y_1)$  和  $\mu_{B_j}(y_2)$  的参数.

Step 3: 利用转换后的输入值计算每条规则的权重. 首先, 对转换后的输入值进行累乘, 生成层次2中的每个规则的权重

$$O_{ij}^2 = W_{ij} = \mu_{A_i}(y_1)\mu_{B_j}(y_2), \quad i, j = 1, 2. \quad (5)$$

然后,由标准化处理生成层次3中的标准化权重

$$O_{ij}^3 = \bar{W}_{ij} = \frac{W_{ij}}{W_{11} + W_{12} + W_{21} + W_{22}}, i, j = 1, 2. \quad (6)$$

Step 4: 利用规范化权重  $\bar{W}_{ij}(i, j = 1, 2)$  和 Step 1 中的结果函数  $f_{ij}(i, j = 1, 2)$ , 生成每条规则在层次4中的输入值

$$O_{ij}^4 = \bar{W}_{ij} f_{ij} = \bar{W}_{ij}(p_{ij}y_1 + q_{ij}y_2 + r_{ij}), i, j = 1, 2. \quad (7)$$

Step 5: 利用每条规则的输出值, 计算在层次5中的输出指标

$$x = O_1^5 = \sum_{i=1}^2 \sum_{j=1}^2 \bar{W}_{ij} f_{ij} = \sum_{i=1}^2 \sum_{j=1}^2 \bar{W}_{ij}(p_{ij}y_1 + q_{ij}y_2 + r_{ij}) = \sum_{i=1}^2 \sum_{j=1}^2 [(\bar{W}_{ij}y_1)p_{ij} + (\bar{W}_{ij}y_2)q_{ij} + (\bar{W}_{ij})r_{ij}]. \quad (8)$$

上述的5个步骤具体介绍了本文如何基于ANFIS对环境治理成本预测中的投入产出关系进行建模, 但这些步骤中涉及了诸多待定的参数, 如第1层中与隶属度函数相关的  $\{a_A, b_A\}$ 、 $\{a_B, b_B\}$  和结果函数中的  $\{p_{ij}, q_{ij}, r_{ij}\}(i, j = 1, 2)$ . 对于这些参数最优取值的确定, 将在2.3节中说明.

### 2.3 考虑投入产出关系和效率的成本预测方法

在本节中, 首先通过一个简单的算例阐述本文所提方法的理论依据, 假设决策单元  $DMU_A$  的投入产出为  $(4, 4)$  且效率  $\theta_A^w = 1$ , 决策单元  $DMU_B$  的投入产出为  $(8, 4)$  且效率  $\theta_B^w = 0.5$ , 基于投入产出关系的成本预测方法在产出值为4时的预测投入值为  $x$ . 据此, 当未考虑投入产出效率时, 以平均绝对误差(mean square error, MSE) 表示预测投入值与实际投入值的误差可以写成

$$MSE_1 = (x - 4)^2 + (x - 8)^2. \quad (9)$$

当考虑投入产出效率时, 针对  $DMU_A$  和  $DMU_B$  的投入值预测误差可以写成

$$MSE_2 = (x - 4)^2 + 0.5 \times (x - 8)^2. \quad (10)$$

为了求解让误差最小时  $x$  的取值, 分别对  $MSE_1$  和  $MSE_2$  求偏导数可得如下的等式:

$$\frac{\partial MSE_1}{\partial x} = 2 \times (x - 4) + 2 \times (x - 8) = 0 \Leftrightarrow x = 6, \quad (11)$$

$$\frac{\partial MSE_2}{\partial x} = 2 \times (x - 4) + (x - 8) = 0 \Leftrightarrow x = 5.3. \quad (12)$$

通过对比式(13)和(14)中  $x$  的取值可知, 在考虑投入产出效率的情形下, 预测值更偏向于效率  $\theta_A^w = 1$  的  $DMU_A$  能够确保误差相对最小. 为了进一步分析不同预测值下  $MSE_1$  和  $MSE_2$  之间的关系, 图2显示了当预测投入值  $x$  在区间  $[0, 12]$  上变动时  $MSE_1$  和  $MSE_2$  的取值变化. 由图2可知, 根据偏导数求得误差最小的  $x$  取值, 可以发现考虑效率值得到的误差曲线  $MSE_2$  比不考虑效率值的  $MSE_1$  更加靠近投入值为4的点, 即效率值为1的成本值. 因而, 考虑投入产出效率的预测值会更加偏向于效率值为1的成本值, 以达到成本预测时的效率提升.

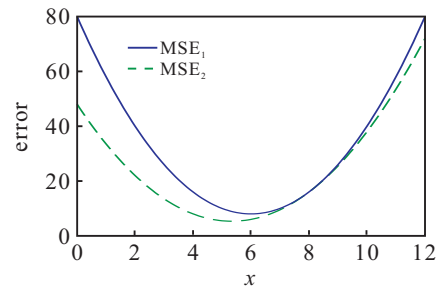


图2 不同预测值下的  $MSE_1$  与  $MSE_2$  的差异分析

根据上述的分析, 结合2.1节中基于DEA非期望产出模型的投入产出效率计算和2.2节中基于ANFIS的投入产出关系建模, 本节提出考虑投入产出关系和效率的环境治理成本预测方法, 即E-ANFIS方法, 主要包含模型构建和模型应用两个模块, 其中模型构建的基本思想是: 结合2.1节中计算所得的效率值提出具有效率偏好的参数取值确定方法, 用于确定2.2节中待定参数的最优取值; 而模型应用的基本思想是: 依托具备效率偏好的参数最优取值完善2.2节中基于ANFIS投入产出关系建模, 并用于对未来环境治理的成本预测. 新预测方法的基本流程如图3所示.

依据图3中的基本流程, 基于效率偏好ANFIS方法的具体步骤如下.

Step 1: 模型构建中基于DEA非期望产出模型的投入产出效率计算. 假设环境治理成本预测的历史数据集有  $n$  年投入产出数据, 其中每个产出数据包含环境治理中  $s$  个期望产出值  $Y = (y_1, y_2, \dots, y_s) \in R_+^s$  和  $h$  个非期望产出  $Z = (z_1, z_2, \dots, z_h) \in R_+^h$ , 而每个输出数据包含环境治理成本预测中  $m$  个投入指标  $X = (x_1, x_2, \dots, x_m) \in R_+^m$ . 因此, 由2.1节中的3个步骤, 可求得  $n$  个输入输出数据的效率值  $\theta_j^w (j = 1, 2, \dots, n)$ .

Step 2: 模型构建中基于ANFIS的投入产出关系建模. 对于Step 1中的  $n$  个输入输出数据, 依据输

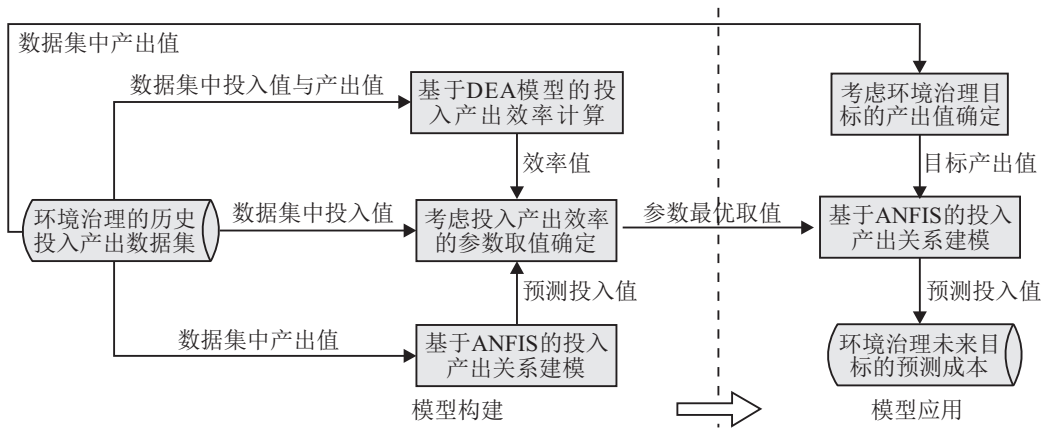


图3 本文提出方法的基本流程

出数据中投入指标的个数,将原始的数据集拆分成  $m$  个子数据集;由2.2节中的5个步骤,可求得  $m$  个子数据集的  $n$  个预测值  $\tilde{x}_{ji}(j = 1, 2, \dots, n, i = 1, 2, \dots, m)$ .

Step 3: 模型构建中考虑投入产出效率的参数取值确定. 对于  $m$  个子数据集的  $n$  个输出值  $x_{ji}(j = 1, 2, \dots, n, i = 1, 2, \dots, m)$  和预测值  $\tilde{x}_{ji}(j = 1, 2, \dots, n, i = 1, 2, \dots, m)$ ,由  $n$  个输入输出数据的效率值  $\theta_j^w(j = 1, 2, \dots, n)$  可求解在考虑效率时输出值与预测值间的误差,其中第  $i$  个子数据集的误差函数可以表示为

$$\text{Error}_i = \frac{\sum_{j=1}^n \theta_j^w (x_{ji} - \tilde{x}_{ji})^2}{n}, i = 1, 2, \dots, m. \quad (13)$$

由2.2节中的5个步骤可知,预测值  $\tilde{x}_{ji}$  的生成是基于隶属度函数和结果函数中的参数. 因此,通过差分进化法<sup>[19]</sup>对误差函数进行求偏导,再依据梯度方向可求解得到各个参数的最优取值.

Step 4: 模型应用中考虑环境治理目标产出值的计算. 假定未来第  $t(t = 0, \dots, \infty)$  年中第  $r(r = 1, 2, \dots, s)$  个环境目标期望产出值为  $\hat{y}_r^{(t)}$ , 第  $f(f = 1, 2, \dots, h)$  个环境目标非期望产出值为  $\hat{z}_f^{(t)}$ ; 同时,以  $a_r$  为未来每年第  $r$  个期望产出值的目标变化比例,  $b_f$  为未来每年第  $f$  个非期望产出值的目标变化比例. 则可得到未来第  $t(t = 0, \dots, \infty)$  年中目标期望产出值和目标非期望产出值的计算公式为

$$\hat{y}_r^{(t)} = \begin{cases} y_{nr}, & t = 0; \\ (1 + a_r)\hat{y}_r^{(t-1)}, & \text{otherwise;} \end{cases} \quad r = 1, 2, \dots, s. \quad (14)$$

$$\hat{z}_f^{(t)} = \begin{cases} z_{nf}, & t = 0; \\ (1 - b_f)\hat{z}_f^{(t-1)}, & \text{otherwise;} \end{cases} \quad f = 1, 2, \dots, h. \quad (15)$$

Step 5: 模型应用中基于 ANFIS 的投入产出关系建模. 依据 Step 4 中计算得到目标期望产出值  $\hat{y}_r^{(t)}$  和目标非期望产出值  $\hat{z}_f^{(t)}$ , 及 Step 3 中获得的各个参数最优取值,可由2.2节中的5个步骤求得环境治理未来目标的预测成本  $\hat{x}_i^{(t)}(i = 1, 2, \dots, m)$ .

### 3 实例分析与性能比较

为了验证本文提出的基于效率偏好 ANFIS 方法,本节以中国内地 29 个省份的区域环境治理数据为例,首先说明本文所提出方法在实例中的具体应用流程,再结合现有的相关研究成果对本文所提出方法的准确性和有效性进行对比分析.

#### 3.1 数据来源与预处理

本节的实例分析主要基于中国内地 29 个省份的区域环境治理数据集,该数据集源自于中国统计年鉴的 2003 年~2015 年和中国能源统计年鉴 2003 年~2015 年数据. 为了保证数据集中指标选取与现有研究的一致性,依据文献[3]将环境治理中劳动力投入 ( $x_1$ )、资本投入 ( $x_2$ )、能源投入 ( $x_3$ ) 作为投入指标. 其中:劳动力投入通过就业人数测算,资本投入通过资本存量测试,能源投入通过能源消耗总量测试. 将地区生产总值 ( $y_1$ ) 作为期望产出,废气中二氧化硫排放量 ( $z_1$ )、化学需氧量 ( $z_2$ )、二氧化碳排放量 ( $z_3$ ) 作为非期望产出. 数据集中具体的投入产出指标的数值统计如表 1 所示.

表 1 2003 年~2015 年主要环境治理指标统计分析

| 指标   | 投入指标      |           |           | (期望/非期望)产出指标 |           |           |           |
|------|-----------|-----------|-----------|--------------|-----------|-----------|-----------|
|      | $x_1$ /万人 | $x_2$ /亿元 | $x_3$ /吨煤 | $y$ /亿元      | $z_1$ /万吨 | $z_2$ /万吨 | $z_3$ /万吨 |
| Max  | 1973      | 48312     | 38899     | 16527        | 214.1     | 198       | 36966     |
| Min  | 43        | 330       | 684       | 101          | 2.17      | 3         | 1194      |
| Mean | 474       | 8047      | 12115     | 3145         | 78.19     | 60        | 10501     |
| Std  | 318       | 8240      | 8084      | 2862         | 48.46     | 42        | 7208      |

根据我国政府 2016 年提出的十三五发展规划<sup>[3]</sup>: 地区生产总值须以每年 6.5% 的速度增长,废气中二

二氧化硫排放量、化学需氧量、二氧化碳排放量分别以平均每年3.891%、3.198%、2.085%的速度下降.因此,期望产出值的目标变化比例 $a_1 = 0.065$ ,非期望产出值的目标变化比例为 $b_1 = 0.03891$ 、 $b_2 = 0.02085$ 、 $b_3 = 0.03198$ .此外,考虑到现有研究主要是基于2003年~2014年数据建立效率评价和成本预测模型<sup>[3]</sup>,为了保证数据使用的一致性,本文同样以2003年~2014年数据为环境治理的历史投入产出数据集,用于本文所提方法的模型构建,再通过2015年环境治理的实际成本值、现有相关预测方法预测值和本文方法预测值的对比分析,验证基于效率偏好ANFIS模型的准确性和有效性.同时,基于2016年~2030年环境治理的目标产出值,计算2016年~2030年本文方法的成本预测值.

### 3.2 环境治理的成本预测

本节介绍如何基于本文提出的预测方法对中国内地的区域环境治理成本进行预测.考虑到篇幅限制,以下以天津市为例说明本文提出的E-ANFIS方法在预测2016年~2030年能源消耗目标成本时的各个步骤.

根据2.3节中的Step 1,以天津市劳动力投入、资本投入、能源投入数据构建投入指标矩阵;以天津市地区生产总值数据构建期望产出指标矩阵;以天津市二氧化硫排放量、化学需氧量、二氧化碳排放量数据构建非期望产出指标矩阵,由模型构建中基于DEA非期望产出弱处理模型的投入产出效率计算可得天津市2003年~2014年的环境治理训练数据效率值,具体参见表2.天津市各个年度的环境治理效率差异较大,多数年份环境治理效率都未达到相对有效.这与我国多数省份的环境治理现状一致,即各地区环境治理成本虽然逐年递增,但污染物的排放也主要呈现逐年递增趋势,因而,虽然经济增长速度逐年加快,但环境污染问题也处于日益严重的状况.

表2 天津市2003年~2014年历史数据的效率值

| 年份 | 2003 | 2004 | 2005 | 2006 | 2007 | 2008 |
|----|------|------|------|------|------|------|
| 效率 | 0.86 | 0.87 | 0.93 | 1    | 1    | 0.91 |
| 年份 | 2009 | 2010 | 2011 | 2012 | 2013 | 2014 |
| 效率 | 0.98 | 0.86 | 0.93 | 1    | 1    | 1    |

根据2.3节中的Step 2,以天津市地区生产总值、二氧化硫排放量、化学需氧量、二氧化碳排放量为输入指标,由基于ANFIS的投入产出关系建模可得环境治理中劳动力成本、资本投入成本和能源消耗成本的预测值.考虑到篇幅限制,以下将以能源消耗成本作为预测对象.图4显示了天津市2003年~2014

年的能源消耗成本的实际值与预测值.从图4可以发现,拟合前的预测成本假定为0,而实际成本主要随着年份的变化呈现逐年递增的趋势.根据2.3节中的Step 3,由考虑投入产出效率的参数取值确定可得能源消耗成本的误差随着梯度下降法中每次迭代求解过程逐渐降低,本文所构建的模型经10000次迭代计算后,能源消耗成本的误差逐渐收敛接近于0.根据待定参数的最优取值,由Matlab中模糊逻辑工具箱可得天津市2003年~2014年的能源消耗成本的实际值与预测值,如图4所示.图4中显示了能源消耗成本的实际值与预测值间具有较好的拟合结果.

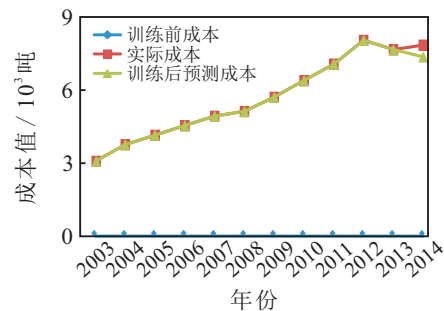


图4 预测模型成本拟合情况分析

根据2.3节中的Step 4,以2015年天津市的实际产出为基础(即 $t_0$ ),按 $a_1 = 0.065$ 逐年递增期望产出值,按 $b_1 = 0.03891$ 、 $b_2 = 0.02085$ 、 $b_3 = 0.03198$ 逐年递减非期望产出值,由模型应用中考虑环境治理目标的产出值计算可得天津市2016年~2030年期望产出和非期望产出的目标值,目标值间的相关统计分析如表3所示.从表3可以发现,要达到政策规定的经济增长以及节能减排目标,我国在2016年至2030年的GDP增长变化标准差为2044亿元,平均GDP值为7315亿元.在污染排放中,二氧化碳的变化幅度最大,标准差为931万吨,平均值为5262万吨.

表3 天津市2016年~2030年环境治理目标的产出值统计分析

| 指标  | $\hat{y}^{(t)}$ | $\hat{z}_1^{(t)}$ | $\hat{z}_2^{(t)}$ | $\hat{z}_3^{(t)}$ |
|-----|-----------------|-------------------|-------------------|-------------------|
| 最大值 | 10958           | 19.6              | 20.54             | 6846              |
| 最小值 | 4537            | 12.43             | 15.29             | 3927              |
| 平均值 | 7315            | 15.77             | 17.8              | 5262              |
| 标准差 | 2044            | 2.28              | 1.67              | 931               |

根据2.3节中的Step 5,由模型应用中基于E-ANFIS的投入产出关系建模可得天津市2016年~2030年能源消耗的预测成本,具体如图5所示.从图5可以明显发现,要达到目标的环境治理产出值,天津市未来15年内的能源消耗成本总体呈现上升趋势,需要以增加投入为主.可能的原因在于,中国当前的产业结构仍亟待调整,各地区环境治理投资体系也

不够健全,因此只能通过不断加大资金投入才能有效缓解环境治理压力,而技术创新、产业结构升级等仍处在不断完善过程中,在环境治理领域的效果并不明显,从而导致短期内无法有效进行节能技术的应用和资源的循环配置.这也是我国为何一直持续加大经济发展力度的原因,因为仅在教育治理领域的投入就十分庞大,且未来可能将花费大量的人力、物力以及财力才能有效促进节能减排和环境的可持续发展.

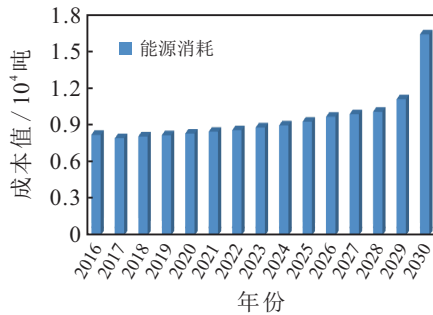


图5 天津市2016年~2030年环境治理能源消耗成本

### 3.3 准确性对比分析

在准确性的对比分析中,通过1.1节中的文献评述,选取现有的GM(1,1)模型、ARIMA、曼哈顿距离法(MD)和原始的ANFIS用于对比本文提出的E-ANFIS方法,并以如下的指标测量不同环境治理成本预测方法的准确性:1)环境治理的投入产出效率;2)环境治理相对效率有效的省份数;3)实际成本与预测成本间的误差;4)平均绝对百分误差(mean absolute percentage error, MAPE).

表4显示了2015年中国内地29个省份的区域环境治理的成本预测值,其中E-ANFIS方法计算的效率值中,达到相对效率有效的省份数为17个;相对应地,基于2015实际环境治理成本计算得到的相对效率有效省份数仅有3个.从成本降低角度而言,大部分省份都在尽量保持效率不变或者效率提升的情况下降低环境治理成本,例如上海市在维持效率为1的情况下,E-ANFIS方法计算得到的劳动力成本与能源消耗成本分别降低了148万人和181万吨.对比实际成本值而言,基于效率偏好ANFIS方法在资本存量和能源消耗成本的降低幅度高于劳动力成本,例如黑龙江省的实际资本存量数值为10182万吨,基于效率偏好ANFIS方法降低了1965万吨,且相对效率值提高到了1.

为了有效说明各类方法的计算结果差异,本文将各类方法计算的效率值和预测值与2015年实际环境治理实际情况作对比分析,具体如表5所示.从表5可以明显发现,以实际环境治理作为对比对象,从有效

表4 2015年环境治理效率对比分析

| 省份   | $\hat{x}_1^{(0)}$ (误差) | $\hat{x}_2^{(0)}$ (误差) | $\hat{x}_3^{(0)}$ (误差) | 实际   | 偏好   |
|------|------------------------|------------------------|------------------------|------|------|
| 北京   | 791(-512)              | 7496(755)              | 6853(615)              | 1    | 0.84 |
| 天津   | 286(501)               | 11832(-5015)           | 8260(-324)             | 0.76 | 0.9  |
| 河北   | 639(-91)               | 29448(-13176)          | 29395(-1528)           | 0.6  | 0.65 |
| 山西   | 430(-39)               | 14074(-6816)           | 19384(-2914)           | 0.87 | 0.96 |
| 内蒙古  | 293(-46)               | 13702(-4402)           | 18297(-2757)           | 0.83 | 1    |
| 辽宁   | 560(94)                | 17917(3048)            | 21667(6.64)            | 0.72 | 0.68 |
| 吉林   | 322(-57)               | 12705(-4221)           | 8142(484)              | 0.78 | 0.82 |
| 黑龙江  | 424(-8)                | 10182(-1965)           | 12126(-1709)           | 0.97 | 1    |
| 上海   | 627(-148)              | 6352(-1178)            | 11387(-181)            | 1    | 1    |
| 江苏   | 1497(-448)             | 46246(-16704)          | 30325(-1188)           | 0.81 | 0.91 |
| 浙江   | 1060(-34)              | 27323(-10320)          | 19610(-557)            | 0.71 | 0.84 |
| 安徽   | 517(-97)               | 24386(-11707)          | 12332(-1896)           | 0.66 | 0.96 |
| 福建   | 668(-34)               | 21301(-9350)           | 12180(-1275)           | 0.68 | 0.95 |
| 江西   | 471(-95)               | 17388(-7001)           | 8440(-1788)            | 0.69 | 0.87 |
| 山东   | 1215(-665)             | 48312(-35963)          | 37945(-20872)          | 0.57 | 1    |
| 河南   | 1144(-160)             | 35660(-10449)          | 23161(-2147)           | 0.48 | 0.56 |
| 湖北   | 719(-123)              | 26563(-11288)          | 16404(-176)            | 0.62 | 0.77 |
| 湖南   | 568(24)                | 25045(-7092)           | 15469(-1067)           | 0.92 | 1    |
| 广东   | 1957(-341)             | 30343(-10721)          | 30145(3436)            | 0.92 | 1    |
| 广西   | 401(0.02)              | 16227(-3145)           | 9761(-423)             | 0.74 | 0.64 |
| 海南   | 101(-13)               | 3451(-1228)            | 1938(-283)             | 0.85 | 1    |
| 四川   | 1200(605)              | 17804(22235)           | 28822(17534)           | 0.6  | 0.35 |
| 贵州   | 310(-4.2)              | 2555(3964)             | 9948(-401)             | 0.96 | 0.84 |
| 云南   | 418(-33)               | 10945(-1103)           | 10357(-370)            | 0.75 | 0.73 |
| 陕西   | 511(-133)              | 13500(-6390)           | 11716(4906)            | 0.96 | 0.97 |
| 甘肃   | 260(-59)               | 8754(-4595)            | 7523(-1581)            | 0.78 | 1    |
| 青海   | 63(-0.76)              | 3210(-978)             | 4143(-231)             | 0.99 | 1    |
| 宁夏   | 70(8)                  | 3794(-1414)            | 5405(-451)             | 1    | 1    |
| 新疆   | 320(-0.38)             | 10813(-4303)           | 15651(-2720)           | 0.64 | 1    |
| 效率有效 | -                      | -                      | -                      | 3    | 10   |

决策单元考虑,基于E-ANFIS得到的有效省份为10个,而其他方法得到的预测值中,GM(1,1)、曼哈顿距离法、自回归移动平均以及不考虑效率偏好的ANFIS分别为7个、11个、4个和7个省份达到治理效率相对有效.虽然自回归移动平均得到的相对效率有效省份较多,但是另一方面,本文基于实际环境治理效率中的有效决策单元,将有效单元的实际环境治理成本与各类方法对应的省份计算的成本预测值进行对比分析,以说明在环境治理效率为1,产出不变的情况下,各个方法与实际环境治理有效成本投入的误差.表5显示了在各类方法成本指标预测值与有效成本投入的对比中,总平均误差最小的是E-ANFIS方法,而误差最大的是自回归移动平均模型.在不考虑效率偏好时,原始ANFIS相对于E-ANFIS方法而言,得到的预测值与实际效率值为1时成本值的误差较大.因此,对比环境治理有效决策单元,基于E-ANFIS方法在方法性能上优于其他预测方法.

表5 基于E-ANFIS方法与其他方法误差比较分析

| 方法      | 成本误差  |       |       | 平均误差 | 效率有效 |
|---------|-------|-------|-------|------|------|
|         | $x_1$ | $x_2$ | $x_3$ |      |      |
| GM(1,1) | 93    | 22    | 52    | 56   | 7    |
| ARIMA   | 390   | 171   | 39    | 100  | 11   |
| MD      | 12    | 28    | 12    | 17   | 4    |
| ANFIS   | 52    | 47    | 32    | 44   | 7    |
| E-ANFIS | 18    | 28    | 5     | 17   | 10   |

为了进一步说明本文所提的基于效率偏好的ANFIS方法在成本预测中的鲁棒性, 本文将基于效率偏好的ANFIS方法预测得到的成本值与实际年份中效率值为1的成本值的差异进行误差分析, 并针对各年度的成本误差的变化情况, 进行各年度数据与误差均值的t检验, 验证基于效率偏好的ANFIS方法预测值的鲁棒性, 具体结果如表6所示. 从表6可以明显发现, 各年度预测成本与实际效率值为1时的成本误差较小, 总误差的标准差为8, 相对变异系数仅为0.28. 从t检验的结果分析上看, 原假设为各年份数据与平均误差不存在显著性差异,  $p > 0.05$ , 接受原假设, 说明各年份成本预测误差较为稳定, 差异较小, 也说明了本文所提方法的鲁棒性较强.

表6 基于E-ANFIS方法的成本预测值稳定性分析

| 年份     | 劳动力          | 资本           | 能源消耗         | 总误差          |
|--------|--------------|--------------|--------------|--------------|
| 2003   | 26           | 57           | 47           | 43           |
| 2004   | 36           | 31           | 43           | 37           |
| 2005   | 24           | 41           | 19           | 28           |
| 2006   | 33           | 49           | 30           | 37           |
| 2007   | 31           | 48           | 30           | 37           |
| 2008   | 25           | 42           | 27           | 31           |
| 2009   | 26           | 40           | 21           | 29           |
| 2010   | 19           | 34           | 17           | 23           |
| 2011   | 12           | 43           | 15           | 23           |
| 2012   | 3            | 38           | 13           | 18           |
| 2013   | 10           | 43           | 33           | 28           |
| 2014   | 32           | 24           | 13           | 23           |
| 2015   | 18           | 28           | 5            | 17           |
| 平均误差   | 23           | 40           | 24           | 29           |
| 标准差    | 9.8          | 9            | 12           | 8            |
| 相对变异系数 | 0.43         | 0.23         | 0.50         | 0.28         |
| t检验    | $p = 0.9123$ | $p = 0.9520$ | $p = 0.9824$ | $p = 0.9188$ |

3.4 有效性对比分析

在有效性的对比分析中, 同样基于GM(1,1)模型<sup>[3]</sup>、自回归移动平均法<sup>[12]</sup>、曼哈顿距离法<sup>[8-9]</sup>和原始的ANFIS方法对比本文提出的基于效率偏好ANFIS方法, 并以如下的方式衡量本文方法的有效性: 1) 灵敏度分析; 2) 环境治理相对效率值对比; 3) 相对效率不变下的成本预测值对比; 4) 不同方法成本降低幅度对比.

为检验效率偏好在成本预测中的必要性, 根据3.2节中的步骤流程对2015年天津市环境治理成本进行预测, 其中基于灵敏度分析法<sup>[19]</sup>将2003年~2014年环境治理效率值按等比例减少, 具体公式表示为

$$\hat{\theta}_j^* = \theta_j^* \times k, k = 0.1, \dots, 1, j = 2003, \dots, 2014. \tag{16}$$

灵敏度分析时, 将k的取值依次增大, 由此得到的结果如图6所示. 以劳动力成本投入为例, 随着k值的增加, 天津市2003年~2014年环境治理效率逐渐下降, 致使基于E-ANFIS方法得到的2015年环境治理预测成本都呈现了显著变化的趋势, 究其根本反映了环境治理效率变化对基于E-ANFIS方法预测结果影响较为显著. 因此, 考虑历史环境治理数据的效率值对环境治理成本预测是有必要的. 因为历史环境治理状况将直接影响当前环境治理成本投入的规划, 政策实施者也会根据历史污染治理情况与当前环境治理污染程度进行成本投入考量, 从而保证以较合理的成本实现环境治理效率提升.

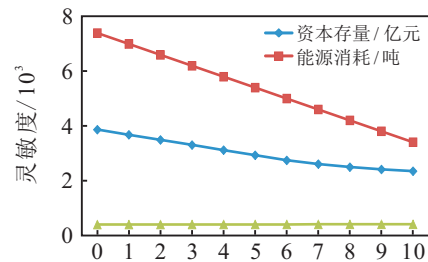


图6 基于E-ANFIS方法的成本灵敏度分析

对于非期望产出弱处理的研究是环境治理效率评价领域长期占优的研究<sup>[3]</sup>. 为了验证污染物弱处理情形下基于E-ANFIS模型的有效性, 本文将弱处理情形下得到的研究结果与其他相关的成本预测方法做对比分析, 具体如图7所示. 从图7可以发现, 除了自回归移动平均方法与基于E-ANFIS模型的效率较为一致外, 其余方法效率值都低于弱处理情形下的成本预测方法. 而从成本降低幅度来看, 虽然ARIMA与E-ANFIS方法相对效率有效省份接近, 但是成本降低幅度低于基于E-ANFIS方法; 而MD无论在成本降低幅度还是相对效率值的研究结果都弱于E-ANFIS. 虽然GM(1,1)方法和不考虑效率偏好下的ANFIS模型成本降低幅度较大, 但是在效率值评价上却低于基于E-ANFIS. 因为污染物弱处理主要是针对效率评价问题进行研究, 所以基于弱处理情形下的成本预测方法的优势在于可在降低成本的情形下有效提升环境治理效率. 这也符合本文的研究出发点, 通过合理的环境治理成本投入规划来提高环境治理

效率.

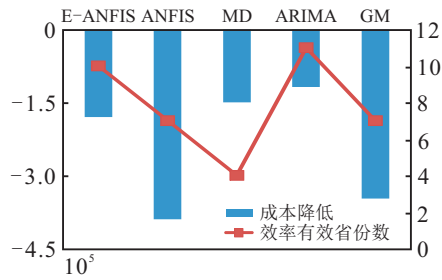


图7 E-ANFIS模型与其他方法对比分析

在保证效率值提升的状况下,图8显示了基于E-ANFIS方法与文献[3]成本降低幅度对比分析.从图8可以发现,基于E-ANFIS方法得到的预测值与文献[3]的预测值差异较大.文献[3]中得到的劳动力成本预测值的降低幅度为正数,说明劳动力投入并未有效减少,而基于E-ANFIS方法的预测成本明显降低.从整体上看,基于E-ANFIS方法得到的3个成本指标总降低幅度高于文献[3]预测成本值,说明ANFIS相对于文献[3]对于成本的节省力度更强.

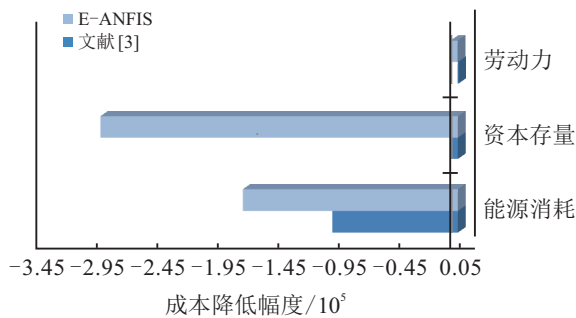


图8 E-ANFIS与文献[3]对比分析

## 4 结论

本文针对环境治理中的成本规划问题和现有成本预测方法存在的不足,提出了考虑投入产出关系和效率的环境治理成本预测方法,即基于效率偏好的ANFIS方法.新的预测方法不仅可以对未来数据进行预测,还能根据实际环境污染情况进行更准确的环境治理投入成本计算.本文方法的主要特点在于,在预测过程中考虑了投入产出之间的内在关系研究,使得研究结果更接近于效率较优的成本预测值,在提高环境治理效率的同时降低了环境治理成本.在实验中,通过对比环境治理中现有预测方法,说明了本文所提的方法更有利于节省环境治理成本,提高环境治理效率.根据上述研究结果,本文提出如下政策建议:

首先,根据政府环境治污目标,未来要实现污染减排和经济有效增长,仍需加大环境污染治理成本投入规模,环境治理的投资大小是污染减排的重要因素.实际上,加大环境治理投入规模并不是完全为了

污染减排,关键在于建立完善的环保资金调控体系以提高环境治理成本的使用效率.环境污染状况改善是否显著与环境资源投入配置是否合理相关.在成本投入中需协调环保的人力、经费、技术等各类基本要素,优化区域的资源配置.基于区域环境治理的差异进行针对性的成本补助与使用清洁生产技术,改善不同区域的生态环境.同时在成本投入中要注意优先攻克各地区环境治理中的薄弱环节与首要问题,提升环境治理成本在这些关键环节的实际利用效率.

其次,从各省份环境治理效率的年度变化上看,各地区环境治理相对效率变化较大,环境治理能力并不稳定.因此,除了要继续加强环境治理成本投入规模外,也要避免盲目提升环境治理成本的误区.环境治理成本的投入应限定在地区政府财政承载力范围内,遵循地区经济发展与环境保护的动态调整,保持环境治理成本投入的灵活性.另一方面,立足于地区实际情况差异的基础上,因地制宜地满足环境治理的污染物排放标准.例如,作为经济活跃体的东部地区的环境治理投入可适度优先于经济发展,鼓励绿色经济与绿色技术创新;西部地区在承接产业迁移时,通过建立甄别机制,避免高污染、低经济生产效率的产业过度转移,以缓解经济发展与环境保护的双重矛盾.

最后,从本文的环境治理劳动力成本、资本投入以及能源消耗来看,这3类成本都对环境治理有着较为显著的影响,但是不同成本投入之间仍要根据地区发展差异实现优势互补.完善资本市场相关制度,促进环境治理投入融资渠道多元化.同时在人力投入上,重视公众参与并完善公众参与环境治理的相关机制.借助资本市场力量,引导社会资本投入到环保领域,缓解资金紧俏局面,促进生产技术与清洁技术的创新,并建立完善的绿色技术创新补偿机制.在以政府为环境治理成本投入为主体的同时,逐渐发挥市场机制在环境治理中的灵活性,调动市场技术创新以实现节能减排.

本文方法的不足在于并未考虑不确定性产出情况下的环境治理成本预测情况.因此,未来的研究可将不确定因素加入到环境治理成本预测模型中,基于不确定性或模糊环境进行环境治理成本预测研究.

## 参考文献(References)

- [1] World Bank. China water quality management: Policy and institutional consideration[R]. Washington DC: Environment and Social Development Department, East Asia and Pacific Region, 2006.
- [2] Wang H, Jiang G Z, Wang Y, et al. A two-stage

- optimization method for energy-saving flexible job-shop scheduling based on energy dynamic characterization[J]. *Journal of Cleaner Production*, 2018, 188(1): 575-588.
- [3] Chen L, Wang Y M, Lai F J, et al. An investment analysis for China's sustainable development based on inverse data envelopment analysis[J]. *Journal of Cleaner Production*, 2017, 142(4): 1638-1649.
- [4] Zhang W, Yang S Y. The influence of energy consumption in China on its real GDP from aggregated and disaggregated viewpoints[J]. *Energy Policy*, 2013, 57(6): 76-81.
- [5] Wang S H, Song M L. Review of hidden carbon emissions, trade, and labor income share in China, 2001-2011[J]. *Energy Policy*, 2014, 74(11): 395-405.
- [6] Lertworasirikul S, Charnsethikul P. Inverse data envelopment analysis model to preserve relative efficiency values: The case of variable returns to scale[J]. *Computers & Industrial Engineering*, 2011, 61(4): 1017-1023.
- [7] Chen C I, Huang S J. The necessary and sufficient condition for GM(1,1) grey prediction model[J]. *Applied Mathematics and Computation*, 2013, 219(9): 6152-6162.
- [8] Valipour M, Banihabib M E, Behbahani S M R. Comparison of the ARMA, ARIMA, and the autoregressive artificial neural network models in forecasting the monthly inflow of Dez dam reservoir[J]. *Journal of Hydrology*, 2013, 476(11): 433-441.
- [9] 梁赛, 王亚菲, 徐明, 等. 环境投入产出分析在产业生态学中的应用[J]. *生态学报*, 2016, 36(22): 7217-7227. (Liang S, Wang Y F, Xu M, et al. Environmental input-output analysis in industrial ecology[J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2016, 36(22): 7217-7227.)
- [10] Li L, Lei Y L, Wu S M, et al. Evaluation of future energy consumption on pm2.5 emissions and public health economic loss in Beijing[J]. *Journal of Cleaner Production*, 2018, 187(6): 1115-1128.
- [11] Yu C, Shi L, Wang Y T, et al. The eco-efficiency of pulp and paper industry in China: An assessment based on slacks-based measure and Malmquist-Luenberger index[J]. *Journal of Cleaner Production*, 2016, 127(7): 511-527.
- [12] Muller N Z, Mendelsohn R. Efficient pollution regulation: getting the prices right[J]. *American Economic Review*, 2009, 164(5): 1714-1739.
- [13] Lanoie P, Laurent-Lucchetti J, Johnstone N. Environmental policy, innovation and performance: new insights on the porter hypothesis[J]. *Journal of Economics & Management Strategy*, 2011, 20(3): 803-842.
- [14] Charnes A, Cooper W W, Rhodes E. Measuring the efficiency of decision making units[J]. *European Journal of Operational Research*, 1978, 3(4): 429-444.
- [15] Yan H, Wei Q L, Hao G. DEA models for resource reallocation and production input/output estimation[J]. *European Journal of Operation Research*, 2002, 136 (1): 19-31.
- [16] Song M L, Peng J, Wang J L, et al. Better resource management: An improved resource and environmental efficiency evaluation approach that considers undesirable outputs[J]. *Resources, Conservation and Recycling*, 2018, 128(1): 197-205.
- [17] Wang Y M, Liu J, Elhag Taha M S. An integrated AHP-DEA methodology for bridge risk assessment[J]. *Computers & Industrial Engineering*, 2008, 54(3): 513-525.
- [18] Färe R, Grosskopf S, Lovell C A K. Multilateral productivity comparisons when some outputs are undesirable: A nonparametric approach[J]. *The Review of Economics and Statistic*, 1989, 71(1): 90-98.
- [19] Yang L H, Wang Y M, Liu J, et al. A joint optimization method on parameter and structure for belief-rule-based systems[J]. *Knowledge-Based Systems*, 2018, 142(2): 220-240.
- [20] 王应明, 杨隆浩, 常雷雷, 等. 置信规则库规则约简的粗糙集方法[J]. *控制与决策*, 2014, 29(11): 1943-1950. (Wang Y M, Yang L H, Chang L L, et al. Rough set method for rule reduction in belief rule base[J]. *Control and Decision*, 2014, 29(11): 1943-1950.)

### 作者简介

叶菲菲(1991—), 女, 博士生, 从事管理决策理论与方法的研究, E-mail: 13075810934@163.com;

杨隆浩(1990—), 男, 博士生, 从事置信规则库推理模型等研究, E-mail: more026@hotmail.com;

王应明(1964—), 男, 教授, 博士生导师, 从事管理决策与绩效评价等研究, E-mail: msymwang@hotmail.com.

(责任编辑: 齐 霖)