

三阶段组合效率测度模型与技术研发效率测度^①

陈凯华¹, 汪寿阳², 寇明婷³

(1. 中国科学院科技政策与管理科学研究所, 北京 100190;

2. 中国科学院数学与系统科学研究院, 北京 100190; 3. 中国科学院大学管理学院, 北京 100190)

摘要: 在系统梳理现有可调整环境因素或/与统计噪音影响的三阶段组合效率测度模型的基础上, 利用幅度调整测度(RAM)与随机前沿分析(SFA)结合, 构建了无需强制性调整环境因素与统计噪音影响的三阶段组合效率测度改进模型——RAM-SFA-RAM. 相对现有模型, 新的组合测度模型不但在估计影响与调整投入和产出时可实现较为客观地设定环境因素与松弛变量之间存在非线性生产函数关系, 以降低效率估计偏误, 而且充分利用了RAM模型全面测度无效的优点, 为从投入和产出两个方面同时过滤环境因素与统计噪音的差异性影响提供了新的分析途径; 更重要的是, 选用的RAM具有平移不变性, 可使组合测度模型克服现有模型只能通过最值强制性对投入和产出进行正向调整以适应选择的效率估计模型无法处理非正值的不足, 避免了由此产生的效率估计偏误. 实证研究部分用这一组合效率测度模型分析了中国省域层次上大中型工业企业的技术研发效率, 为效率的客观比较提供了可行的模型方法.

关键词: 数据包络分析(DEA); 三阶段组合效率测度模型; 幅度调整测度(RAM); 随机前沿分析(SFA); 技术研发效率; 中国大中型工业企业

中图分类号: N945.16; F224 **文献标识码:** A **文章编号:** 1007-9807(2015)03-0031-14

0 引言

由美国运筹学家 Charnes 等^[1]构建的数据包络分析(data envelopment analysis, DEA)方法经过30余年的发展(见文献[2]综述)已经成为管理科学研究领域重要的分析工具. 不过利用DEA方法获取公平的、可比较的效率估计时, 潜在的基本假设是参评生产单元的运作环境相同, 即希望参评生产单元在同一背景下比较. 这一假设现实分析中往往很难满足. 运作环境对某些参评生产单元的生产效率可能是友好的(favorable), 促进效率水平, 而对另一些参评生产单元的生产绩效可能

是不友好的(unfavorable), 阻碍效率水平. 即使是同性质的(方向)的影响, 程度也常存在差异. 在这种参评单元间环境作用差异的情况下, 利用确定性的非参数型DEA方法分析内生性的技术应用与管理的效率差异显然没有基于相同的比较背景, 生产单元效率水平的比较也就有失公平. 考虑到DEA方法确定性估计的不足, Fried等^[3]首先用DEA与Tobit回归联合构建了第一个三阶段组合效率测度模型^②, 为效率测度中检验、预测与分离环境因素的差异性影响提供了一个可行的分析途径. 随后, 考虑到生产绩效的测度比较还受由测量误差、遗漏变量等引起的外生统计噪音差异性影

① 收稿日期: 2012-09-01; 修订日期: 2013-12-04.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(71471170; 71103173); 国家软科学研究计划资助项目(2013GXS4B087); 教育部人文社会科学研究资助项目(13YJC790062).

作者简介: 陈凯华(1980—), 男, 山东郓城人, 博士, 副研究员. Email: chenkaihua@casipm.ac.cn

② Fried等最初称之为四阶段^[3], 本文仍从模型应用角度称之为三阶段, 后文有更详细的讨论. 这一名称也延续了现有多数中文文献的称法. 这里首要注意的是, 从分析步骤上界定的三阶段分析程序不同于现有从生产过程界定的多阶段效率测度模型(见文献[4-5]).

响, Fried 等^[6]又创新性地用 DEA 与随机前沿分析(stochastic frontier analysis, SFA)组合,充分利用 SFA 模型可同时考虑环境因素与统计噪音影响的特点,构建了更加综合的三阶段组合效率测度模型^[6].不过,由于这两个前期框架都选择单向(投入或者产出)BCC 模型^[8]作为效率测度模型,因此只能得到单向松弛,无法考虑环境因素与统计噪音同时对投入与产出松弛的全面影响. Avkiran 和 Rowlands^[9]通过引入非定向的 SBM (slack-based measure) 模型^[10]构建了新的三阶段组合效率测度模型,实现了可同时从投入与产出方向调整环境因素与统计噪音的影响.此外,相对 BCC 径向测度的特点,SBM 非径向测度可以提供更加直接的非径向无效松弛的估计.遗憾的是,SBM 模型与 BCC 模型一样,不能处理投入产出中的非正值,因此在调整投入产出时只适应环境最不友好的情景假设,以借助各参评单元由环境因素与统计噪音影响引起的松弛预测值的最值进行强制性正向调整.由于这两个效率模型都不(全局性)满足平移不变性(translation invariance)^③,通过加减最值进行强制性正向调整将破坏相比较生产单元投入产出调整后的修正的前沿面结构与被评价单元到前沿面的相对位置,致使效率估计存在偏误.可见,有效应对投入产出调整时可能产生的非正值而使得效率估计没有偏误是阻碍现有三阶段组合效率测度模型发展与应用的关键瓶颈.这正是本文模型构建的动机.

本文在系统梳理现有文献中三阶段分析框架的基础上,通过引入灵活的幅度调整测度(range-adjusted measure, RAM)^[13]与 SFA 联合构成新的三阶段组合效率测度模型——RAM-SFA-RAM.借助 RAM 平移不变性来突破现有三阶段组合效率测度模型发展的技术瓶颈,以摆脱基于最值进行强制性正向调整的依赖,避免由此带来的效率估计偏误.这一组合分析框架在现有国内外文献中都未发现讨论.

1 现有三阶段组合效率测度模型比较

DEA 方法用来估计生产单元的相对技术效率,分析比较生产过程中技术管理的相对有效性,以此得到的效率也可以理解为管理效率.由于生产单元所有制结构、政策环境等生产者无法控制的外生因素(也称为环境因素或者背景因素)影响生产单元从投入到产出的生产技术的管理能力,因此基于此背景下获得的生产效率无效包括以管理无效为主的各种无效,如所有制无效与政策无效.现有文献中,在 DEA 模型框架下考虑环境因素差异性影响有3种途径:前沿分离方法(frontier separation approach)、一体化方法(all-in-one approach)以及两阶段方法(two-stage approach)(详见文献[3]讨论).前沿分离方法需要事先遴选运作环境的一个最重要特征(如所有制结构)对样本进行分组.一体化方法可以考虑多个环境因素,但需要事先对环境要素进行分类(是投入还是产出).相对前两种方法,两阶段方法(见文献[14])不需要事先对具有外部特征的环境变量进行分析,更为突出的优点是可以检验环境变量对生产单元效率的差异性影响,即决定要素.不过两阶段方法忽略了投入过剩或者产出不足包含的生产信息,并且不能提供统一环境因素的差异性影响的效率测度^[3].三阶段组合效率测度模型便是在此背景下被提出的.

三阶段组合效率测度模型构建的总体思路是把确定性的非参数型效率测度 DEA 模型与随机性的参数型影响因素检验回归模型相结合.这一组合模型充分利用非参数型效率测度 DEA 模型适应多投入多产出且无需对生产函数形式事先设定等灵活性优点,借助随机性的参数型统计回归模型的优良统计特征来弥补非参数型效率测度 DEA 模型的确定性估计的不足.三阶段组合效率测度模型的执行程序基于3个分析步骤组成:第1步是采用非参数型效率测度 DEA 模型进行效率

③ 各参评生产单元某一指标值加上或减去一个常值,不改变效率估计值(见文献[11-12]).BCC 模型局部(partial)满足平移不变性,投入(产出)导向的 BCC 模型在产出(投入)上满足平移不变性^[12].根据现有文献的调整规则,面向投入(产出)导向效率测度调整投入(产出)^[5],这样局部平移不变性无法发挥作用.如果没特指,文章随后提到的满足平移不变性是基于全局的,即对投入与产出同时满足平移不变性.

分析,并获得投入或/与产出的径向和非径向总体松弛;第2步用参数方法预测并剔除环境因素或/与统计噪音的影响,调整初始投入或/与产出;第3步再利用第1步的非参数型效率测度 DEA 模型分析调整后的投入产出数据^④。

总结现有文献对三阶段组合效率测度模型的探索(见表1),可发现两类分析框架:第1类是 DEA-Tobit-DEA,仅用来估计与剔除环境因素的

差异性影响,由 Fried 等于1999年构建(见文献[3]);第2类是 DEA-SFA-DEA,用来同时估计与剔除环境因素与统计噪音的差异性影响,由 Fried 等于2002年构建(见文献[6])。每一类框架的具体构造要取决于效率测度模型 DEA 采用模型的形式。第1类三阶段组合效率测度模型之所以选择 Tobit 回归是基于作为因变量的松弛大于或等于零,为截断型数据。

表1 三阶段组合效率测度模型比较

Table 1 Comparisons of hybrid three-stage models for efficiency measure

模型	出处	特点
Input-oriented BCC-Tobit-BCC	文献[3]	仅调整投入 仅适合面向最不友好环境 需要最值正向调整 不考虑统计噪音 需要更多的计算
Input-oriented BCC-SFA-BCC	文献[6]	仅调整投入 仅适合面向最不友好环境 需要最值正向调整 可考虑统计噪音 需要更多的计算
SBM-SFA-SBM	文献[9]	同步调整投入和产出 仅适合面向最不友好环境 需要最值正向调整 可考虑统计噪音
SBM-Tobit-SBM	文献[16]	同步调整投入和产出 仅适合面向最不友好环境 需要最值正向调整 不考虑统计噪音
SBM-SFA-SBM with re-adjustment	文献[17]	同步调整投入和产出 需要正向调整(二次调整) 可考虑统计噪音 需要更多的计算
Output-oriented WSBM-SFA-WSBM	文献[18]	仅调整产出 可考虑统计噪音 不适应投入调整
Input-oriented SBM-Tobit-SBM	文献[20-21]	仅调整投入 仅适合面向最不友好环境 需要最值正向调整 不考虑统计噪音

注: BCC 是 Banker 等^[8] 在可变规模收益假设下构建的第1个 DEA 模型; SBM 是 Tone^[10] 基于松弛测量构建的非径向 DEA 模型, WSBM 是加权的 SBM 模型; SFA 为 Aigner 等^[7] 基于环境不同影响产出差异的背景下构建的随机前沿分析模型。

④ Fried 等最初构建这一分析模型^[3]时,把第2步骤中的预测和调整分别看成一个独立步骤,称为四阶段分析程序,龚锋^[15]和 Avkiran^[16]也延续了这种叫法, Tone 和 Tsutstui^[17]称之为多阶段效率测度模型。四阶段模型是从计算程序上的叫法,包括4个步骤:调整前效率计算、环境影响(或/与统计噪音)预测、调整原始投入或/与产出、调整后效率计算。本文采用“三阶段组合效率测度模型”名称是基于分析框架是确定性非参数效率估计模型与不确定性参数检验模型组合,先用 DEA 估计效率,后用回归预测环境(或/与统计噪音)影响,再用 DEA 估计效率。这也是现有多数文献的叫法, Fried 等人随后通过 SFA 完善这一分析模型时也已经称为三阶段模型^[6]。

自两个三阶段组合效率测度模型相继提出后的10余年期间,都有了新的发展与应用.在Fried等^[3]最初提出的第1类框架中的第一个组合模式,即投入导向的(input-oriented) BCC-Tobit-BCC测度框架的基础上,后续研究引入定向或非定向的SBM模型替换定向的BCC模型.相对BCC模型,定向SBM模型的非径向分析无效因素可使松弛获得更全面的测量(见文献[18]).非定向SBM模型进一步可实现对投入和产出同时调整(见文献[16]).无论定向还是非定向SBM模型都可依赖非径向测量直接使分析者获得满足单位不变性(unit invariance)^⑤(见文献[19])(径向的和非径向的)的松弛测量,而在BCC模型下无法直接得到满足单元不变性的非径向松弛测量^[16].随后Fried等^[6]构建的第2类框架中的第一个模式,即投入导向的BCC-SFA-BCC组合框架也有类似的扩展. Avkiran和Rowlands^[9]率先引入非定向的SBM模型扩展了文献[6]的模式,构建了可同时从投入和产出调整环境因素与统计噪音差异性影响的更加全面的组合模型.但是,由于SBM模型与BCC模型一样无法处理非正值,仍需要强制性正向调整.同期,Liu和Tone^[18]又引入产出导向的(output-oriented)加权型SBM模型(WSBM)替换投入导向的(input-oriented) BCC模型,并充分利用SBM模型的度量单位不变性构建了新的调整方法,实现了无需强制性的正向调整.不过,为避免产生非正值,该调整方法仅适用面向产出的调整,无法扩展到投入方向,这或许可以解释作者选用产出导向的SBM模型的原因.值得提及的是,为了降低需借助预测松弛最值强行正向调整投入和产出以适应效率模型不能处理非正值的不足,Tone和Tsutsui^[17]提出了二次调整(re-adjusted)的方法.不过后文分析表明,该方法将加重效率估计偏误.

期刊文献检索表明,相对文献[3]的最初工作,国内学者对三阶段组合效率测度模型的关注迟了近10年.2008年开始,国内学者对这一组合模型研究与应用的关注度高涨,不到5年时间,密切相关发表在期刊上的研究文献已超百篇.不过,国

内研究鲜有从模型改善角度进行理论与方法创新,主要是利用较早三阶段组合效率测度模型进行了多方面的实践应用.如,在第1类模型的应用上,文献[15]应用投入导向的BCC-Tobit-BCC^[3]评估了我国地方公共安全服务供给效率,利用投入导向的SBM-Tobit-SBM^[20-21]文献[22]评估了国际产险业的经营效率;在第2类模型的应用上,文献[23-25]应用投入导向的BCC-SFA-BCC^[6]分别分析了我国商业银行的X效率、我国区域生态效率以及全口径中国文化产业投入产出效率,最近文献[26]又用该模型测度了风险管理效率.

总结现有关于三阶段效率组合测度框架,多数文献都需要借助第二阶段的松弛预测值的最大值(对投入)或最小值(对产出)实现强制性的正向转化,以适应选择的效率测度模型不能处理非正值的不足.文献[17]中证明,这种借助最值的强制性调整方法可能会使得调整后效率估计产生严重的偏误.日本学者Tone与不同合作者近期在克服这一不足上做出了值得借鉴的工作.不过,Tone与Liu合作是在避免调整投入产生非正值的条件下提出的面向产出调整的三阶段组合效率测度模型(见文献[18]),与Tsutsui合作虽然试图通过二次调整构建了一个同时调整投入和产出的三阶段效率模型(见文献[17]),该模型不依赖被估计松弛的最值进行正向强制性调整,但需要依赖初始投入产出数据集合和第一次调整后的投入产出数据集合的最值进行正向调整,借助线性平移过程实现.近期研究中,文献[22]已试图把该二次调整方法应用到DEA-Tobit-DEA框架中.由于增添了调整步骤,显然为计算带了更多的工作量,同时选择的效率测度SBM模型与BCC模型^⑥一样,因不满足平移不变性^[19],需强制性地正向调整,这将会改变投入产出调整后的修正的前沿面结构与被评价单元到前沿面的相对位置,导致效率估计偏误(见文献[17]分析).可见,选择满足平移不变性的效率测度模型构建新的三阶段组合效率测度模型是值得研究的.

此外,现有组合测度模型分析程序中第2步预

⑤ 测量数据的数量级/单位不影响效率测度结果(也可见文献[11-12]).

⑥ BCC模型不同时满足投入产出平移不变性,是偏的,即投入型BCC模型满足产出平移不变性,产出型BCC模型满足投入平移不变性^[19].

测模型的设定值得商榷.由于松弛看成机会成本,因此基于成本函数构建松弛和环境变量之间的非线性生产关系成为客观选择,但为了便于后续调整投入产出,现有文献即使对以总量度量的松弛也不取对数.默认松弛和环境变量之间是线性关系,这种妥协的处理很可能造成环境因素或与统计噪音对松弛变量作用估计的偏误.本文根据 Cobb-Douglass 生产函数,通过对总体度量(包括作为因变量的松弛以及环境变量)取对数来构建更加合理的数量关系以有效预测环境因素与统计噪音的影响.

2 RAM-SFA-RAM 模型的构建

三阶段组合效率测度模型总体是向两个方向发展:一是能同时面向投入与产出调整,以全面剔除环境因素与统计噪音的差异性影响,二是可处理非正值,以避免通过最值强制性调整带来的效率估计偏误.现有文献主要关注了第一个研究方向,试图通过引入非定向的 SBM 模型解决,而对第二个更为关键的研究方向关注不足,至今未能有效解决.本节基于 Fried 等^[6]提出的第二类三阶段组合效率测度模型试图在第二个研究方向上实现突破.为此,本文引入灵活的幅度调整测度 RAM^[13]与 SFA 联合构建新的非强制性调整的三阶段组合效率测度模型——RAM-SAF-RAM.由于 RAM 满足平移不变性,因此可处理非正值,避免了现有研究通过最值强制性正向调整而导致的效率估计偏误,而且可以同时面向投入和产出调整,丰富了第一个研究方向的成果.RAM 模型提供的是非径向效率测度,因此通过它获得的松弛是考虑了径向和非径向的综合无效.

2.1 第一阶段: 效率计算

现有三阶段组合效率测度框架中选择的效率测度模型无法处理非正值数据,因此只能借助最

值进行强制性正向调整,其中本质原因是现有研究中选用的效率测度 BCC 模型和 SBM 模型都不具有平移不变性.现有 DEA 模型系列中,由 Cooper 等^[13]构建的 RAM 模型(如规划 1)), Lovell 和 Pastor^[19]构建的标准差调整度量模型^⑦以及 Cooper 等^[27]新构建的 BAM(bounded adjusted measure)模型^⑧等 3 个模型满足这一性质,可以不改变投入产出调整后的修正的前沿面结构与被评价单元到前沿面的相对位置来应对非正值,避免了数据调整带来的效率估计偏误^[19].这里 $x_{ij}(i=1, 2, \dots, m)$ 为第 j 个生产单元的第 i 个投入, $y_{rj}(r=1, 2, \dots, s)$ 为第 j 个生产单元的第 r 个产出; $s_{io}^-(i=1, 2, \dots, m)$ 为被评价生产单元的第 i 个投入上的过剩, $s_{ro}^+(r=1, 2, \dots, s)$ 为被评价生产单元的第 r 个产出上的不足,二者都称为松弛.3 个模型还都满足单位不变性,因此它们都可以处理单位不可比较的多指标数据组合^[28].标准差调整度量模型存在无法满足效率不大于 1 这一常识性准则,本文不建议选用.RAM 与 BAM 区别在于 RAM 构建时目标函数中松弛变量的权重是稳定的,对一个观测指标,权重就是观测指标值组合幅度的倒数.RAM 是 DEA 提出者之一 Cooper 在第一个三阶段组合效率测度模型建立同年构建,在理论与实践上都相对成熟(见文献 [13] 和 [29]),本文以此准则选择 RAM 作为效率测度模型.

$$\begin{aligned} \theta &= 1 - \max \frac{1}{m+s} \left(\sum_{i=1}^m \frac{s_{io}^-}{R_i^-} + \sum_{r=1}^s \frac{s_{ro}^+}{R_r^+} \right) \\ \text{s.t. } x_{io} &= \sum_{j=1}^n \lambda_j x_{ij} + s_{io}^-, i=1, 2, \dots, m, \\ y_{ro} &= \sum_{j=1}^n \lambda_j y_{rj} - s_{ro}^+, r=1, 2, \dots, s, \\ \sum_{j=1}^n \lambda_j &= 1, \\ 0 &\leq \lambda_j, s_{io}^-, s_{ro}^+ \end{aligned} \quad (1)$$

⑦ 目标函数为 $\theta = 1 - \max \frac{1}{m+s} \left(\sum_{i=1}^m \frac{s_{io}^-}{\sigma_i^-} + \sum_{r=1}^s \frac{s_{ro}^+}{\sigma_r^+} \right)$, 这里 $\sigma_i^- = \sqrt{\frac{\sum_{j=1}^n (x_{ij} - \bar{x}_i)^2}{n}}$, $\sigma_r^+ = \sqrt{\frac{\sum_{j=1}^n (y_{rj} - \bar{y}_r)^2}{n}}$, 即松弛变量是通过标准方差的倒数进行加权的.这里 \bar{x}_i 和 \bar{y}_r 是投入与产出指标值集合的均值.

⑧ 目标函数为 $\theta = 1 - \max \frac{1}{m+s} \left(\sum_{i=1}^m \frac{s_{io}^-}{x_{io}^L - x_i^L} + \sum_{r=1}^s \frac{s_{ro}^+}{y_r^U - y_{ro}^U} \right)$, 即松弛变量是通过被评价单元的观测值与所有单元观测值集合的最值差的倒数进行加权的.这里 x_i^L 和 y_r^U 分别是投入与产出指标值集合的最小值与最大值.

式中

$$R_i^- = \max_{j=1,2,\dots,n} (x_{ij}) - \min_{j=1,2,\dots,n} (x_{ij})$$

$$R_r^+ = \max_{j=1,2,\dots,n} (y_{rj}) - \min_{j=1,2,\dots,n} (y_{rj})$$

即对应指标观测数据的幅度 / 区域 (rang) .

RAM 模型在多方面优越于传统基于松弛的简单加型模型(见文献 [30]). 借助引入数据集合的幅度 / 区域倒数作为权重使得效率测量不但具有平移不变性, 还满足单位不变性. 依赖平移不变性, RAM 模型可以处理含有非正值的观测数据集. 依赖单位不变性, RAM 模型可以如 SBM 模型一样适应不同单位的松弛通过标准化后可直接相加用作满足效率意义的生产绩效的度量.

2.2 第二阶段: 投入产出调整

松弛无效的源头可以追溯于管理无效以及环境因素与统计噪音的影响, 而调整后的松弛需要剔除环境因素与统计噪音的差异性影响, 可认为仅保留技术管理无效引起的部分. 也可以说, 通过调整后的效率测度使得参评单元之间仅在同一生产技术下比较, 即纯管理效率的比较, 或者可以认为在相同环境因素与统计噪音的影响下的公平比较.

如果用 v_{ij} 和 $u_{ij}(j = 1, 2, \dots, n)$ 与 v_{rj} 和 $u_{rj}(j = 1, 2, \dots, n)$ 分别表示第 j 个生产单元在第 i 个投入松弛与第 r 个产出松弛上的统计噪音和管理无效项 s_{ij}^{-*} 和 $s_{rj}^{+*}(j = 1, 2, \dots, n)$ 分别是通过模型 (1) 获得的第 j 个生产单元的第 i 个投入和第 r 个产出的松弛, 那么基于 Cobb-Douglass 生产函数, 面向松弛的成本型随机生产边界分析 (SFA) 模型为^⑨

$$\ln s_{ij}^{-*} = f^-(z_i; \beta_i) + v_{ij} + u_{ij},$$

$$i = 1, 2, \dots, m; j = 1, 2, \dots, n \quad (2)$$

式中 $f^-(z_i; \beta_i) = \beta_0^- + \beta_i \ln z_i; \beta_0^-$ 为常数项

$$\ln s_{rj}^{+*} = f^+(z_r; \beta_r) + v_{rj} + u_{rj},$$

$$r = 1, 2, \dots, s; j = 1, 2, \dots, n \quad (3)$$

式中 $f^+(z_r; \beta_r) = \beta_0^+ + \beta_r \ln z_r; \beta_0^+$ 为常数项.

由于没有考虑统计噪音和管理无效, $f^-(z_i; \beta_i)$ 和 $f^+(z_r; \beta_r)$ 为确定性可行的松弛前沿 (deterministic feasible slack frontier, DFSF). 如果考虑统计噪音 v_{ij} 与 v_{rj} 的影响, $f^-(z_i; \beta_i) + v_{ij}$ 与 $f^+(z_r; \beta_r) + v_{rj}$ 称为随机可行的松弛前沿 (stochastic feasible slack frontier, SFSF)^[6]. 由于

管理无效项 u_{ij} 与 u_{rj} 不小于 0, 因此 SFSF 是在噪音环境下可获得的最小松弛, 多余 SFSF 的松弛应归因于管理无效项 u_{ij} 与 u_{rj} .

通过式 (2) 可以得到投入过剩的参数估计 β_i, \hat{u}_{ij} . 通过式 (3) 可以得到产出不足的参数估计 β_r, \hat{u}_{rj} . 具体来说, 若设管理无效项 u_{ij} 与 u_{rj} 为非负半正态分布 (half-normal), 这里通过常用 JLMS 方法(见文献 [31])——管理无效点估计方法(也可见文献 [32]) 可获得它们的条件估计值, 即 $u_{ij} = E[u_{ij} | v_{ij} + u_{ij}]$ 和 $u_{rj} = E[u_{rj} | v_{rj} + u_{rj}]$. 随后, 可基于函数式 (2) 与 (3) 容易得到统计噪音 v_{ij} 与 v_{rj} 的条件估计式(见文献 [6] 和 [9])

$$\hat{v}_{ij} = E[v_{ij} | v_{ij} + u_{ij}] = \ln s_{ij}^{-*} - f^-(z_i; \beta_i) - E[u_{ij} | v_{ij} + u_{ij}],$$

$$i = 1, 2, \dots, m; j = 1, 2, \dots, n \quad (4)$$

$$\hat{v}_{rj} = E[v_{rj} | v_{rj} + u_{rj}] = \ln s_{rj}^{+*} - f^+(z_r; \beta_r) - E[u_{rj} | v_{rj} + u_{rj}],$$

$$r = 1, 2, \dots, s; j = 1, 2, \dots, n \quad (5)$$

根据函数式 (2) 与 (3), 环境因素与统计噪音影响对投入过剩 s_{ij}^{-*} 来说, 估计值是 $\exp(f^-(z_i; \beta_i) + \hat{v}_{ij})$, 对产出不足 s_{rj}^{+*} 来说, 估计值是 $\exp(f^+(z_r; \beta_r) + \hat{v}_{rj})$. 由于参数估计 β_i, \hat{v}_{ij} 与 β_r, \hat{v}_{rj} 是样本总体的平均水平上的估计值, 因此通过它们得到估计值可把所有的参评单元统一到一个可比较的水平, 也可以说统一了环境因素与统计噪音对参评单元的差异性影响.

若从初始投入和产出中过滤掉参评单元间环境因素与统计噪音的差异性影响, 那么基于上述 log 型 SFA 模型:

投入调整

$$x_{ij}^a = x_{ij} - \exp(f^-(z_i; \beta_i) + \hat{v}_{ij}),$$

$$i = 1, 2, \dots, m; j = 1, 2, \dots, n \quad (6)$$

产出调整

$$y_{rj}^a = y_{rj} + \exp(f^+(z_r; \beta_r) + \hat{v}_{rj}),$$

$$r = 1, 2, \dots, s; j = 1, 2, \dots, n \quad (7)$$

调整公式 (6) 与 (7) 遵循了松弛的本质特征 (投入过剩与产出不足), 通过减去环境因素与统

⑨ 当松弛估计值为 0 时, 由于无法取对数, 为了公平, 所有松弛都加 1. 这里需要注意的是, 在调整投入产出时, 再都减去 1.

计噪音作用下的投入过剩与加上环境因素与统计噪音作用下的产出不足来统一参评单元间环境因素与统计噪音的差异性影响. 这一对调整公式与现有文献的区别有两点, 一是无需再借助最值进行强制性的正向调整, 二是客观遵守了松弛与环境变量之间设定的 C-D 道格拉斯生产函数型非线性关系. 这两点都降低了效率估计偏误.

结合关系式 (4) 与 (5), 投入产出数据具体可按两式调整

$$\begin{aligned} x_{ij}^a &= x_{ij} - \exp(f^-(z_i; \beta_i) + \hat{v}_{ij}) \\ &= x_{ij} - \exp(f^-(z_i; \beta_i) + \ln s_{ij}^{*-} - \\ &\quad f^-(z_i; \beta_i) - E[u_{ij} | v_{ij} + u_{ij}]) \\ &= x_{ij} - \exp(\ln s_{ij}^{*-} - E[u_{ij} | v_{ij} + u_{ij}]), \\ &\quad i = 1, 2, \dots, m; j = 1, 2, \dots, n \end{aligned} \quad (8)$$

$$\begin{aligned} y_{rj}^a &= y_{rj} + \exp(f^+(z_r; \beta_r) + \hat{v}_{rj}) \\ &= y_{rj} + \exp(f^+(z_r; \beta_r) + \ln s_{rj}^{*+} - \\ &\quad f^+(z_r; \beta_r) - E[u_{rj} | v_{rj} + u_{rj}]) \\ &= y_{rj} + \exp(\ln s_{rj}^{*+} - E[u_{rj} | v_{rj} + u_{rj}]), \\ &\quad r = 1, 2, \dots, s; j = 1, 2, \dots, n \end{aligned} \quad (9)$$

式 (8) 和 (9) 等号右侧结果是易理解的. $\exp(\ln s_{ij}^{*-} - E[u_{ij} | v_{ij} + u_{ij}])$ 与 $\exp(\ln s_{rj}^{*+} - E[u_{rj} | v_{rj} + u_{rj}])$ 分别表示投入与产出松弛中剔除管理无效后保留由环境因素与统计噪音引发的部分, 原始投入 x_{ij} 通过减去前者、产出 y_{rj} 通过加上后者调整, 获得新的投入 x_{ij}^a 与产出 y_{rj}^a . 可见只需获得管理无效项 u_{ij} 和 u_{rj} 的条件估计值 $u_{ij} = E[u_{ij} | v_{ij} + u_{ij}]$ 和 $u_{rj} = E[u_{rj} | v_{rj} + u_{rj}]$, 即可获得过滤掉参评单元间环境因素与统计噪音差异性影响后投入与产出后的调整值.

2.3 第三阶段: 重新计算效率

把第二阶段调整后的投入 x_{ij}^a ($i = 1, 2, \dots, m; j = 1, 2, \dots, n$) 和产出 y_{rj}^a ($r = 1, 2, \dots, s; j = 1, 2, \dots, n$) 再代入模型 (1) 进行计算, 即可获得调整后的效率.

3 实例: 中国大中型工业企业技术研发效率的测度

随着中国科技创新的重要性日益突出以及相关统计(或调查)数据的日趋规范与丰富, 面向科技创新投资过程的效率测度成为创新管理科学领域近期研究的热点(见文献[33-37]). 本文以中国大中型工业企业在30个省份(西藏因数据缺失不考虑)层次上的技术研发投入产出活动统计数据为例, 在省域层次上测度与比较它们的技术研发效率, 以丰富创新测度实证研究的同时来展示本文模型的执行过程. 企业的技术研发活动是服务技术知识生产过程, 与传统生产活动一样, 需要人力与物力的投入, 并有相应技术成果产出. 在技术研发活动的投入上, 本文选择两个基本指标: 技术研发经费(RD_E)与技术研发人员(RD_P). 这两个投入变量都用考查年(t)与之前两年($t-1$ 、 $t-2$)共3年投入的平均值度量. 如此处理可达到两个目的: 一是适应技术研发活动投入与产出之间常设定的两年的时间延迟(见文献[36]-[39]), 二是改善数据资料的稳定性. 在产出上, 本文选择考查年(t)年末两个产出指标: 技术专利申请(PAT_APP)与新产品开发项目(PRO_NP). 技术专利申请用企业3种(发明型、实用新型与外观设计)专利的申请数量度量^⑩, 新产品开发项目用考查年企业完成的新产品项目数量度量(见文献[40]).

依据区域创新系统理论^[41-42], 区域内科技活动的运作植根于区域内的经济和社会环境中, 因此区域间经济与社会环境的不同常是引致区域间企业技术研发活动绩效差异的主要外部原因之一(见文献[36:43-44]). 基于此, 若提升省域间企业技术研发效率比较的公平性, 需要剔除或者统一企业所处的不同省域间环境因素的差异性影响. 由于影响企业技术研发活动的经济与社会因素繁多(见文献[39-45]), 从计算可操作性与数

^⑩ 这里没统计每个省域在国外申请的专利, 主要考虑到中国国际专利相对国内专利在数量上不具规模, 不具备代表性. 何况, 国内专利和国际专利常存在显著相关, 选用国内专利在统计上是可行的. 本例注意到发明型、实用新型与外观设计三种专利的创新程度存在差别, 但考虑到在省域层次上三者数量显著相关, 同时为了可以减少调整的复杂程度, 因此并没有分开考虑, 而是整体统计. 当然, 如果要差异性统计三者, 可以借助层次分析法(AHP)或者主成分分析(PCA)等主观方法来确定权重.

据可得性上都不允许全面考虑.现实绩效比较中也是常常基于某些(个)重要条件同一水平下进行.本例依据现有研究(见文献[35,38,43-44]),选择3个引致研发效率差异的主要因素,即经济水平(ECO_LE)、研发聚类(RD_CLUS)与资助结构(FUN_STR)作为本例3个典型的环境(或背景)变量,它们的值都可以基于国家官方统计数据获得.经济水平(ECO_LE)用省域内人均国民生产总值衡量(取对数);研发聚类(RD_CLUS)用省域内高技术产业承担研发经费的比例衡量;资助结构(FUN_STR)用省域内政府资助在科技经费的资助比例衡量.这些环境变量都用考查年(t)与之前两年($t-1$ 、 $t-2$)连续3

年观测值的平均值度量,从而减少衡量值的不稳定性.通过消除省域间它们的差异性影响,可以获得在同样经济水平、研发聚类和资助结构的背景下更加公平的中国大中型工业企业技术研发效率,改善了省域间可比性.

本文选择 $t = 2001$ 年、2004 年、2007 年、2010 年、间隔 3 年连续 4 个观测点分析中国大中型工业企业省域层次上技术研发效率的比较.为了具有可比性,上述两个用货币总量度量的指标,研发经费和经济水平的观测值,都基于 1991 年的可比价格进行了转化,以消除了通货膨胀的影响.4 个投入产出变量与 3 个环境变量的描述统计见表 2.

表 2 变量的描述统计

Table 2 Descriptive statistics of variables

变量		最小值	最大值	平均值	标准差	变量		最小值	最大值	平均值	标准差
2001 年						2004 年					
投入	RD_E / 千元	4 991	667 954	115 505.5	14 0431.1	RD_E / 千元	6 067	1 210 572	241 511.2	291 881.8	
	RD_P / 人年	277	33 512	10 767.3	9 081.3	RD_P / 人年	436	59 537	17 291.7	15 749.8	
产出	PAT_APP / 件	15	3 451	511.3	752	PAT_APP / 件	13	8 571	1 410.6	1 888.8	
	PRO_NP / 千元	33	7 345	1 913.9	1 876.8	PRO_NP / 千元	32	6 045	1 552.5	1 474.3	
环境	ECO_LE / 元	267	2 938	839.5	561.8	ECO_LE / 元	350	3 753	1 133.8	742.4	
	RD_CLUS (%)	0.001 1	0.646 6	0.215 0	0.172 2	RD_CLUS (%)	0.000 8	0.694	0.225 6	0.182 0	
	FUN_STR (%)	0.014 9	0.235 8	0.072 6	0.053 0	FUN_STR (%)	0.009 9	0.225 3	0.052 9	0.045 5	
2007 年						2010 年					
投入	RD_E / 千元	2 827	2 297 602	501 131.9	618 339	RD_E / 千元	10 658	4 204 343	903 037.3	1 104 188.2	
	RD_P / 人年	114	106 561	23 996.6	24 402	RD_P / 人年	603	212 585	39 362.4	47 889.1	
产出	PAT_APP / 件	81	30 171	3 196.8	5 929	PAT_APP / 件	103	43 776	6 629.6	9 882.2	
	PRO_NP / 千元	41	14 767	3 745.6	3 828.1	PRO_NP / 千元	83	24 443	5 321.2	6 075.9	
环境	ECO_LE / 元	558	5 375	1 750.7	1 156.5	ECO_LE / 元	856	6 605	2 467.1	1 420.6	
	RD_CLUS (%)	0.003 2	0.612 6	0.188 3	0.163 5	RD_CLUS (%)	0.010 0	0.563 7	0.177 9	0.146 1	
	FUN_STR (%)	0.004 0	0.183 4	0.042 5	0.034 3	FUN_STR (%)	0.020 4	0.176 2	0.055 5	0.035 6	

首先基于 RAM 模型通过 Excel 中的规划模型计算获得各省份域内大中型工业企业在两个投入和两个产出上的松弛集合(同时获得效率估计,随后讨论),然后通过 Stata 软件中的 frontier models 命令进行 SFA 分析(结果见表 3).连续 4 个样本的各 SFA 分析中,除 2007 年对 PAT_APP 的分析外,总方差 $\sigma^2 = \sigma_u^2 + \sigma_v^2$ 都显著不为 0,可见,比较工业企业技术研发效率时环境因素与统计噪音在区域层次上不能忽略.选择的 3 个环境因素对 4 个松弛表现出不同的影响模式.虽然在 4 个观测期存在差异,不过每

一个时期都存在环境因素对松弛的显著影响.限于文章体量,这里仅选择 2010 年的为例解释环境变量在该观测期对 4 个松弛的影响.

表 3 的结果表明,经济水平(ECO_LE)对研发人员(RD_P)的投入松弛表现出显著的影响,不过是负向的.这一结果表明区域经济水平越高,研发人员浪费越少.研发聚类(RD_CLUS)对 4 个松弛都表现出显著的负向作用.对研发经费(RD_E)与研发人员(RD_P)两个投入变量的松弛显著的负向作用表明,高技术产业技术研发规模越大,投入过剩越少;而对专利申请

(*PAP_APP*) 与新产品项目 (*PRO_NP*) 两个产出变量松弛显著的负向作用表明, 中国高技术产业研发投入规模越大, 研发产出的不足也越少. 这些发现意味着, 中国的高技术产业研发投入转化效率在中国大中型产业中处于优势位

置. 资助结构 (*FUN_STR*) 在两个投入和两个产出变量上的松弛都表现出显著的正向影响. 这一结果表明, 政府的支持力度越大, 会给企业带来更多的研发冗余, 同时会带来更多的研发过程产出不足.

表3 SFA 估计结果

Table 3 Estimated results by SFA

环境变量	投入松弛(因变量)				PR	产出松弛(因变量)			
	<i>RD_E</i> 过剩		<i>RD_P</i> 过剩			<i>PAT_APP</i> 不足		<i>PRO_NP</i> 不足	
2001 年									
常数	- 35.570**	(15.090)	- 10.400***	(1.342)		- 0.374	(14.054)	- 13.481***	(1.125)
<i>ECO-LEVEL</i>	6.081**	(2.303)	1.200***	(0.170)		0.465	(1.276)	1.788***	(0.173)
<i>RD_CLUS</i>	- 2.577	(5.981)	1.701**	(0.748)		- 3.332	(3.471)	- 1.451	(2.437)
<i>FUN_STR</i>	35.101	(25.599)	21.125***	(0.909)		15.610	(13.914)	16.091***	(1.079)
σ^2	18.937***	(4.860)	38.863***	(1.083)		6.881***	(1.775)	20.727***	(0.826)
γ	8.4×10^{-5}	(0.011)	0.999***	(1.1×10^{-6})		2.9×10^{-4}	(0.101)	0.999***	(7.0×10^{-6})
Log-likelihood function	- 86.684		- 77.532			- 71.497		- 67.842	
2004 年									
常数	- 34.859***	(2.351)	- 12.243***	(1.379)		6.671	(11.449)	0.849	(8.640)
<i>ECO-LEVEL</i>	4.892***	(0.319)	1.443***	(0.206)		- 0.294	(1.408)	0.468	(1.284)
<i>RD_CLUS</i>	- 8.662***	(2.286)	- 3.094***	(0.784)		- 3.819	(3.643)	- 4.327	(3.419)
<i>FUN_STR</i>	8.983***	(1.567)	32.815***	(0.993)		18.473*	(10.406)	19.813**	(9.696)
σ^2	31.065***	(0.958)	38.979***	(1.313)		7.790***	(2.002)	6.865***	(1.778)
γ	0.999***	(5.9×10^{-6})	1.000***	(1.7×10^{-6})		1.8×10^{-5}	(0.008)	2.2×10^{-5}	(0.028)
Log-likelihood function	- 76.860		- 76.414			- 73.361		- 71.464	
2007 年									
常数	- 11.029	(11.037)	- 6.816	(16.717)		- 7.350	(23.236)	4.956	(12.334)
<i>ECO-LEVEL</i>	1.555	(1.134)	1.745	(1.525)		1.642	(1.304)	0.119	(1.373)
<i>RD_CLUS</i>	- 10.875	(8.269)	- 11.026**	(5.087)		- 9.192**	(4.093)	- 8.300	(4.454)
<i>FUN_STR</i>	- 5.195	(3.865)	10.759	(17.047)		7.852	(13.017)	- 1.453	(13.731)
σ^2	61.369***	(0.985)	13.788***	(3.505)		9.994	(11.395)	10.243***	(2.602)
γ	0.999***	(6.3×10^{-5})	8.6×10^{-5}	(0.057)		0.009	(1.738)	8.6×10^{-5}	(0.056)
Log-likelihood function	- 82.941		- 81.924			- 77.010		- 77.466	
2010 年									
常数	- 26.395	(23.485)	11.197***	(0.189)		- 2.304	(14.142)	6.912	(11.312)
<i>ECO_LE</i>	3.146	(3.202)	- 1.781***	(0.036)		0.928	(1.162)	- 0.262	(1.137)
<i>RD_CLUS</i>	- 9.770*	(5.640)	- 1.413***	(0.134)		- 11.510**	(4.194)	- 11.040***	(3.752)
<i>FUN_STR</i>	24.110*	(12.236)	17.338***	(0.765)		28.225**	(11.675)	17.561*	(10.288)
σ^2	56.010***	(0.767)	28.165***	(0.951)		8.997***	(2.296)	7.738***	(2.046)
γ	0.999***	(0.010)	0.999***	2.8×10^{-7}		1.2×10^{-5}	(0.021)	1.0×10^{-4}	(0.036)
Log-likelihood function	- 81.642		- 71.284			- 75.521		- 73.259	

注: 1.符号*、**、*** 分别表示 10%、5%、1% 统计水平上显著; 2.括号内为标准误差.

调整前后分别通过 RAM 模型估计, 不难得到参与分析的 30 个省份域内大中型工业企业的技术研发效率估计及排名结果与变化, 同

时可获得环境因素与统计噪音对每个省份的差异性影响. 统计结果(见表 4) 表明, 在 4 个等间隔观测期内, 投入产出调整后, 多数省份域

内大中型工业企业的技术研发效率排名发生了变化,有升有降.这表明环境因素与统计噪音对参评省份域内大中型工业企业的技术研发过程存在差异性影响,可见调整统一这一差异性影响是公平比较各省份大中型工业企业的技术研发效率需要的.每个观测期内,都存在一

半以上的省份效率排名前后发生了变化.在4个观察期,仅有山东、海南与重庆3个省份的效率排名在调整环境因素与统计噪音前后没有变化,而这3个省份都一直处于有效状态.有的省份从有效变成无效,如2001年福建,2004年青海与新疆.

表4 调整前后各省份大中型工业企业技术研发效率值

Table 4 Technological R&D efficiency scores of province-level regions before and after adjustment

年份	2001			2004			2007			2010		
	调整前效率	调整后效率	排名变化 ^①									
北京	0.971	0.950	↑	0.948	0.859	↓	0.919	0.932	↑	0.956	0.981	↑
天津	0.993	0.962	↓	1.000	1.000	-	1.000	1.000	-	1.000	1.000	-
河北	0.975	0.938	↓	0.959	0.889	↑	0.922	0.925	↑	0.979	0.947	↓
山西	0.981	0.950	↓	0.978	0.872	↓	0.969	0.931	↓	0.931	0.945	↓
内蒙古	1.000	1.000	-	0.986	0.967	↑	0.989	0.962	↓	0.984	0.969	↓
辽宁	0.915	0.843	↓	0.874	0.755	↓	0.764	0.881	-	0.838	0.927	↓
吉林	0.962	0.941	↑	0.987	0.944	-	0.987	0.970	-	0.982	0.973	↓
黑龙江	0.923	0.893	-	0.922	0.875	↑	0.962	0.923	↓	0.956	0.959	↑
上海	0.987	0.976	-	0.895	0.906	↑	1.000	1.000	-	0.784	0.957	↑
江苏	0.961	0.917	↓	0.807	0.887	↑	0.634	0.849	-	1.000	1.000	-
浙江	0.984	0.972	↑	1.000	1.000	-	0.976	0.979	↑	1.000	1.000	-
安徽	0.973	0.952	↑	0.998	0.905	↓	1.000	1.000	-	1.000	1.000	-
福建	1.000	0.997	-	0.981	0.873	↓	0.935	0.933	↑	0.976	0.954	↓
江西	0.961	0.932	-	0.986	0.874	↓	0.968	0.951	↑	0.973	0.967	↑
山东	1.000	1.000	-	1.000	1.000	-	1.000	1.000	-	1.000	1.000	-
河南	0.955	0.924	↓	0.908	0.885	↑	0.920	0.924	↑	0.918	0.931	↓
湖北	0.952	0.912	↓	0.947	0.860	↓	0.943	0.922	↓	0.989	0.958	↓
湖南	0.945	0.926	↑	0.970	0.875	↓	0.979	0.945	↓	0.974	0.975	↑
广东	1.000	1.000	-	1.000	1.000	-	1.000	1.000	↑	1.000	1.000	-
广西	1.000	1.000	-	0.992	0.947	-	0.998	0.987	↓	1.000	1.000	-
海南	1.000	1.000	-	1.000	1.000	-	1.000	1.000	-	1.000	1.000	-
重庆	1.000	1.000	-	1.000	1.000	-	1.000	1.000	-	0.995	0.990	-
四川	1.000	1.000	-	0.896	0.863	↑	1.000	1.000	-	1.000	1.000	-
贵州	1.000	1.000	-	0.996	0.954	↓	1.000	1.000	-	0.999	0.997	-
云南	0.990	0.986	↑	0.992	0.976	↑	0.999	0.988	↓	0.989	0.991	↑
陕西	0.908	0.854	↑	0.914	0.806	↓	1.000	1.000	-	0.966	0.975	↑
甘肃	0.955	0.940	↑	0.957	0.942	↑	0.993	0.974	↓	0.983	0.987	↑
青海	0.997	0.996	-	1.000	0.986	-	0.998	0.995	↑	0.997	0.995	-
宁夏	1.000	1.000	-	1.000	1.000	-	0.996	0.993	↑	0.999	0.997	-
新疆	0.986	0.980	↑	1.000	0.991	-	0.998	0.983	↓	0.996	0.988	↓
平均	0.976	0.958		0.963	0.923		0.962	0.965		0.972	0.979	

① 调整后相对调整前效率排名.符号“-”表示相对效率绩效名次没变,“↓”表示名次降低,“↑”表示名次上升.

4 结束语

为使参评单元在同样的环境因素与统计噪音影响背景下效率水平比较,剔除或者统一参评单元间环境因素与统计噪音的差异性影响是必要的.本文的贡献是通过引入满足平移不变性的效率测度模型组建增强的三阶段组合效率测度模型——RAM-SFA-RAM.该组合模型不但为从投入与产出同时调整环境因素与统计噪音的影响提供了新的分析途径,而且可处理非正值,无需强制性依赖最值实现正向转化,降低现有组合测度模型的效率估计偏误,同时在估计影响与调整投入和产出时较为客观地设定环境因素与松弛之间存在非线性生产函数关系,进一步降低效率估计偏误.本文构建的三阶段组合效率测度模型不但丰富了现有生产系统效率的测度理论与方法,而且使得无需强制性正向调整便可统一环境因素与统计噪音的差异性影响以公平比较生产系统效率成为现实.

本文的理论价值不在于具体构建了新的三阶段组合效率测度模型,而是通过RAM-SFA-RAM这一新组合测度模型的构建与应用试图表明,可以通过引入具有平移不变性的DEA模型来弥补现有三阶段组合效率测度模型强行调整正向投入产出的不足.通过引入满足平移不变性效率测度模型,可以降低现有强行正向调整的效率估计偏误.值得提及的是,由于满足平移不变性的模型加上或减去一个常数不影响效率估计,因此在本文的框架下,现有正向调整方法也适用,并没有偏估正向调整前的效率.在本文的模型框架下,即使根

据文献[6]建议的通过最值正向转化,也不改变效率的估计,同时也适应文献[17]的二次调整,并且避免效率估计偏误.这也意味着,在本文的组合测度框架下,现有的调整无需再通过松弛估计的最值面向不友好环境进行正向强制调整,即使通过平移调整也不改变效率测度结果.从这个意义上说,本文构建的非强制性三阶段组合效率测度模型提供了更加一般意义上的调整,更具有普适性.

本文把这一新的组合测度模型应用到中国大中型工业企业省域层次上的技术研发效率测度与比较上.通过计算表明,调整前后参与比较的30个中国省份中的较多省份的大中型工业企业的研发效率绩效的估计值与排名都发生了变化.这也意味着各省份不同的环境因素与统计噪音影响效率估计的差异.实证研究的结果不但表明本文构建三阶段组合效率测度模型的有效性,而且也进一步证实不同环境背景与统计噪音影响下测度与比较效率水平时引入三阶段组合效率测度模型的必要性.

当然,为了减轻文章体量,重点讨论模型构建,本文简化了实证研究部分的讨论,但基于此框架有较多有意义的实证研究扩展,包括考虑更多的环境因素的差异性影响.在分析框架上,把本文的效率组合测度建模思想推广到考虑多(两个或以上)阶段的(网络)生产过程(见文献[3-4],[39])的效率测度上是个有吸引力的研究视角.在创新过程效率的分析上,文献[40]已证明即使同一环境变量对不同的创新阶段表现出不同的影响.

参考文献:

- [1]Charnes A, Cooper W W, Rhodes E. Measuring the efficiency of decision making units [J]. European Journal of Operational Research, 1978, 2(6): 429-442.
- [2]Cook W D, Seiford L M. Data envelopment analysis (DEA) -thirty years on [J]. European Journal of Operational Research, 2009, 192(1): 1-17.
- [3]Fried H O, Schmidt S S, Yaisawarng S. Incorporating the operating environment into a nonparametric measure of technical efficiency [J]. Journal of Productivity Analysis, 1999, 12(3): 249-267.
- [4]卞亦文. 非合作博弈两阶段生产系统的环境效率评价 [J]. 管理科学学报, 2012, 15(7): 11-19.
Bian Yiwen. Eco-efficiency evaluation of non-cooperative game two-stage production system [J]. Journal of Management Sciences in China, 2012, 15(7): 11-19. (in Chinese)
- [5]陈凯华, 官建成. 共享投入型关联两阶段生产系统的网络 DEA 效率测度与分解 [J]. 系统工程理论与实践, 2011, 31

- (7): 1211-1221.
Chen Kaihua, Guan Jiancheng. Network DEA-based efficiency measurement and decomposition for a relational two-stage production system with shared inputs [J]. *Systems Engineering-Theory & Practice*, 2011, 31(7): 1211-1221. (in Chinese)
- [6] 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(1/2): 157-174.
- [7] Aigner D, Lovell C A K, Schmidt P. Formulation and estimation of stochastic frontier production function models [J]. *Journal of Econometrics*, 1977, 6(1): 21-37.
- [8] Banker R D, Charnes A, Cooper W W. Some models for estimating technical and scale inefficiencies in data envelopment analysis [J]. *Management Science*, 1984, 30(9): 1078-1092.
- [9] Avkiran N K, Rowlands T. How to better identify the true managerial performance: State of the art using DEA [J]. *Omega*, 2008, 36(2): 317-324.
- [10] Tone K. A slacks-based measure of efficiency in data envelopment analysis [J]. *European Journal of Operational Research*, 2001, 130(3): 498-509.
- [11] Ali A I, Seiford L M. Translation invariance in data envelopment analysis [J]. *Operations Research Letters*, 1990, 9(6): 403-405.
- [12] Pastor J T. Translation invariance in data envelopment analysis: A generalization [J]. *Annals of Operations Research*, 1996, 66(2): 93-102.
- [13] Cooper W W, Park K S, Pastor J T. RAM: A range adjusted measure of inefficiency for use with additive models, and relations to other models and measures in DEA [J]. *Journal of Productivity Analysis*, 1999, 11(1): 5-42.
- [14] Banker R D, Natarajan R. Evaluating contextual variables affecting productivity using data envelopment analysis [J]. *Operations Research*, 2008, 56(1): 48-58.
- [15] 龚 锋. 地方公共安全服务供给效率评估——基于四阶段 DEA 和 Bootstrapped DEA 的实证研究 [J]. *管理世界*, 2008, (4): 80-90.
Gong Feng. The efficiency evaluation of local public safety service supply: An empirical research based on the four-stage DEA and Bootstrapped DEA [J]. *Management World*, 2008, (4): 80-90. (in Chinese)
- [16] Avkiran N K. Removing the impact of environment with units-invariant efficient frontier analysis: An illustrative case study with intertemporal panel data [J]. *Omega*, 2009, 37(3): 535-554.
- [17] Tone K, Tsutsui M. Tuning regression results for use in multi-stage data adjustment [J]. *Journal of the Operations Research Society of Japan*, 2009, 52(2): 76-85.
- [18] Liu J, Tone K. A multistage method to measure efficiency and its application to Japanese banking industry [J]. *Socio-Economic Planning Sciences*, 2008, 42(2): 75-91.
- [19] Lovell C A K, Pastor J T. Units invariant and translation invariant DEA models [J]. *Operations Research Letters*, 1995, 18(3): 147-151.
- [20] Drake L M, Hall M J B, Simper R. The impact of macroeconomic and regulatory factors on bank efficiency: A non-parametric analysis of Hong Kong's banking system [J]. *Journal of Banking and Finance*, 2006, 30(5): 1443-1466.
- [21] Hahn F R. Measuring Performance A Multiple-Stage Approach [R]. WIFO, No. 228, 2004.
- [22] 吴 洪, 赵桂芹. 国际产险业 SBM 效率研究——基于 OECD 国家和中国的比较 [J]. *数量经济技术经济研究*, 2010, 27(8): 88-101.
Wu Hong, Zhao Guiqin. SBM efficiency in the international nonlife insurance industry [J]. *The Journal of Quantitative & Technical Economics*, 2010, 27(8): 88-101. (in Chinese)
- [23] 黄 宪, 余 丹, 杨 柳. 我国商业银行 X 效率研究——基于 DEA 三阶段模型的实证分析 [J]. *数量经济技术经济研究*, 2008, 25(7): 8-19.
Huang Xian, Yu Dan, Yang Liu. Research on the X-efficiency of commercial banks in China [J]. *The Journal of Quantitative & Technical Economics*, 2008, 25(7): 8-19. (in Chinese)
- [24] 邓 波, 张学军, 郭军华. 基于三阶段 DEA 模型的区域生态效率研究 [J]. *中国软科学*, 2011, (1): 92-99.
Deng Bo, Zhang Xuejun, Guo Junhua. Research on ecological efficiency based on three-stage DEA model [J]. *China Soft*

- Science, 2011, (1): 92-99. (in Chinese)
- [25] 蒋萍, 王勇. 全口径中国文化产业投入产出效率研究——基于三阶段 DEA 模型和超效率 DEA 模型的分析[J]. 数量经济技术经济研究, 2011, 28(12): 69-81.
Jiang Ping, Wang Yong. Research on China's cultural industries' input-output efficiency under the whole scope angle[J]. The Journal of Quantitative & Technical Economics, 2011, 28(12): 69-81. (in Chinese)
- [26] 黄薇. 环境、风险与企业技术效率: 基于改进型三阶段 DEA 模型[J]. 系统工程理论与实践, 2012, 32(1): 1-10.
Huang Wei. Environment, risk and enterprise technical efficiency: A modified three-stage DEA model[J]. Systems Engineering-Theory & Practice, 2012, 32(1): 1-10. (in Chinese)
- [27] Cooper W W, Pastor J T, Borras F, et al. BAM: A bounded adjusted measure of efficiency for use with bounded additive models[J]. Journal of Productivity Analysis, 2011, 35(2): 85-94.
- [28] Pastor J T, Ruiz J. Variables With Negative Values in DEA [M]// Zhu J, Cook W D. Modeling Data Irregularities and Structural Complexities in Data Envelopment Analysis. New York: Springer, 2007: 63-84.
- [29] Sueyoshi T, Sekitani K. Measurement of returns to scale using a non-radial DEA model: A range-adjusted measure approach [J]. European Journal of Operational Research, 2007, 176(3): 1918-1946.
- [30] Charnes A, Cooper W W, Golany B, et al. Foundations of data envelopment analysis for pareto-koopmans efficient empirical production functions[J]. Journal of Econometrics, 1985, 30(1/2): 91-107.
- [31] Jondrow J, Lovell C A K, Materov I S, et al. On the estimation of technical inefficiency in the stochastic frontier production model[J]. Journal of Econometrics, 1982, 19(2/3): 259-284.
- [32] Kumbhakar S C, Lovell C A K. Stochastic Frontier Analysis [M]. Cambridge: Cambridge University Press, 2003.
- [33] 陈凯华. 创新过程绩效测度——模型构建、实证研究与政策选择 [M]. 北京: 中国科学技术出版社, 2013.
Chen Kaihua. Performance Measurement of Innovation Processes-Modeling, Empirical Research and Policy Options [M]. Beijing: China Science and Technology Press, 2013. (in Chinese)
- [34] Chen K H, Guan J C. Measuring China's regional innovation systems: An application of a relational network DEA [J]. Regional studies, 2012, 46(3): 355-377.
- [35] Chen K H, Guan J C. Mapping the innovation production process from accumulative advantage to economic outcomes: A path modeling approach [J]. Technovation, 2011, 31(7): 336-346.
- [36] 官建成, 何颖. 科学—技术—经济的联结与创新绩效的国际比较研究 [J]. 管理科学学报, 2009, 12(5): 61-77.
Guan Jiancheng, He Ying. Linkage amongst science, technology and economy and international comparison of innovation performance [J]. Journal of Management Sciences in China, 2009, 12(5): 61-77. (in Chinese)
- [37] 陈凯华, 官建成. 创新生产前沿绩效测度框架研究: 基于中国省域研发的模型构建与实证分析 [M]// 吴贵生, 高建. 创新与创业管理. 北京: 清华大学出版社, 2010: 108-128.
Chen Kaihua, Guan Jiancheng. Research on the Measurement Framework for the Production Frontier Performance of Innovations: Modeling with an Empirical Study Based on China's Province-level R&D Activities [M]// Wu Guisheng, Gao Jian. Management of Innovation and Entrepreneurship. Beijing: Tsinghua University Press, 2010: 108-128. (in Chinese)
- [38] 陈凯华, 官建成. 中国区域创新系统功能有效性的偏最小二乘诊断 [J]. 数量经济技术经济研究, 2010, 27(8): 18-32, 60.
Chen Kaihua, Guan Jiancheng. Diagnosing the functional effectiveness of China's regional innovation systems by partial least squares [J]. The Journal of Quantitative & Technical Economics, 2010, 27(8): 18-32, 60. (in Chinese)
- [39] Guan J C, Chen K H. Modeling macro-R&D production frontier performance: An application to Chinese province-level R&D [J]. Scientometrics, 2010, 82(1): 165-173.
- [40] 孙文杰. 外资研发与大中型企业技术创新能力——基于产业层面的面板协整检验 [J]. 财经科学, 2009, (12): 65-73.
Sun Wenjie. R&D investment of foreign company and technological innovation of large and medium-sized enterprises in China: Based on panel cointegration test of industry [J]. Finance & Economics, 2009, (12): 65-73. (in Chinese)
- [41] Doloreux D. What we should know about regional systems of innovation [J]. Technology in Society, 2002, 24(3): 243-263.

- [42]Cooke P , Uranga M G , Etxebarria G. Regional systems of innovation: An evolutionary perspective [J]. *Environment and Planning A* , 1998 , 30(9) : 1563–1584.
- [43]Li X. China's regional innovation capacity in transition: An empirical approach [J]. *Research Policy* , 2009 , 38(2) : 338–357.
- [44]Fritsch M , Slavtchev V. How does industry specialization affect the efficiency of regional innovation systems? [J]. *Annals of Regional Science* , 2010 , 45(1) : 87–108.
- [45]Guan J C , Chen K H. Modeling the relative efficiency of national innovation systems [J]. *Research Policy* , 2012 , 41(1) : 102–115.
- [46]查 勇 , 梁 樑 , 苟清龙 , 等. 部分中间产出作为最终产品的两阶段合作效率 [J]. *管理科学学报* , 2011 , 14(7) : 21–30.
- Zha Yong , Liang Liang , Gou Qinglong , et al. Two-stage cooperative efficiency evaluation with part of intermediate outputs as final products [J]. *Journal of Management Sciences in China* , 2011 , 14(7) : 21–30. (in Chinese)

Enhanced hybrid three-stage model for efficiency measure with application to technological R&D efficiency

*CHEN Kai-hua*¹ , *WANG Shou-yang*² , *KOU Ming-ting*³

1. Institute of Policy and Management , Chinese Academy of Sciences , Beijing 100190 , China;
2. Academy of Mathematics and Systems Science , Chinese Academy of Sciences , Beijing 100190 , China;
3. School of Management , University of Chinese Academy of Sciences , Beijing 100190 , China

Abstract: This paper proposes a flexible and enhanced hybrid three-stage model for efficiency measure , RAM-SFA-RAM , without the mandatory adjustment of the effects of environment factors and statistical noise , which is based on the comprehensive discussions and review of extant hybrid three-stage models for efficiency measure with adjustments for the effects of contextual environment and statistical noise. In contrast to the existing models , our hybrid model not only obeys the non-linear productive functional relationship between the environmental factors and slacks in estimating slacks and in adjusting the inputs and outputs to reduce the bias of efficiency estimation , but also takes advantage of the RAM which can present a new approach of adjusting the different effects of environmental factors and statistic noise based on both inputs and outputs. More importantly , our model takes full advantage of the translation invariance of the RAM to deal with the non-positive values , which can only work for existing models by arbitrary positive adjustments in virtue of the maximum or minimum of estimated slack datasets , and avoids the bias of efficiency estimation. In the empirical study , this article applies this new model to measure the research and development efficiency of large-and medium-sized industrial enterprises at China's provincial level , to show that our method presents a feasible modelling approach of objectively comparing efficiency scores.

Key words: data envelopment analysis (DEA) ; hybrid three-stage model for efficiency measure; range-adjusted measure (RAM) ; stochastic frontier analysis (SFA) ; technological research and development efficiency; China's large and medium-sized industrial enterprises