

碳排放约束下能源效率研究现状及展望

刘文君, 邹树梁^①, 陈远文^②

(南华大学核能经济与管理研究中心 湖南 衡阳 421001)

[摘要] 在节能减排的背景下,碳排放约束下能源效率成为一个新的研究热点,文章从能源效率的概念和分类入手,主要从能源需求的层面,系统梳理碳排放约束下能源效率研究的根源、现状和发展趋势。文章认为:碳排放约束下考虑数据不确定性的能源效率测度理论,从微观层面精确测算碳排放约束下的能源效率、节能潜力及能源效率主要影响因素分析等方面还有待深入研究。

[关键词] 碳排放约束; 能源效率; 现状; 展望

[中图分类号] F426.21 **[文献标识码]** A **[文章编号]** 1673-0755(2013)06-0046-06

近年来,大量温室气体的排放加剧了我国生态环境压力,也引发了各界的关注,如2013年1月中旬在我国中东部地区出现的严重雾霾天气引发了国内外媒体的广泛关注。针对经济可持续发展中的环境压力,在2012年11月多哈世界气候大会上,我国政府做出了2020年碳强度较2005年降低40%至45%的减排承诺。怎样才能成功履行我国作出的减排承诺,成为大家需要探讨的一个热点问题。

理论上,在能源需求快速增长的前提下,能够实现减排目标的有效方式是提高风能、太阳能、核能等新能源比例和提高能源效率。但是,我国以煤炭为主的能源结构现状使得节能减排目标的实现充满挑战(依据《中国统计年鉴2012》的统计数据,我国当前原煤还占能源总量的77.8%)。另外,风能、太阳能、潮汐能等新能源具有密集度低和不连续的缺点,且国内现有技术还不能突破高成本、低产能、依赖政府补贴的现状^[1]。

由于2011年福岛核事故的影响,我国核能也处于发展的低谷期。依靠新能源来实现减排在近期具有一定的难度。因此,提高能源效率则成为实现减排目标的一个重要途径。实际上,我国政府一直重视提高能源效率,2012年10月国务院常务会议讨论通过的《能源发展“十二五”规划》提出要全面提高能源开发转化和利用效率。而如何提高能源效

率、怎样提高能源效率?要解决这一问题不仅要对我国能源效率的现状进行准确把握,还应深入研究能源效率的理论前沿问题。

当前,国内外关于能源效率的研究已有较多的成果,结合当前各国节能减排的大背景,碳排放约束下能源效率成为一个新的研究热点。因此,本文在对现有研究成果进行归纳总结的基础上,对碳排放约束下能源效率研究现状及其发展趋势进行分析和展望,希望起到抛砖引玉的作用,促进能源效率研究领域的发展。

一 能源效率概念及分类

目前有关于能源效率的研究一般可以分为两大类:

第一类,从能源生产的角度研究如何用更少的要素(劳动和资本)投入生产更多的能源产品,被称之为能源生产效率。

第二类,从能源利用的角度研究如何用更少的能源投入生产出同样数量或更多的有用产品,被称之为能源利用效率。

从生产的角度,能源效率特指生产效率理论在能源生产行业的应用。在能源生产效率测度研究方面,随机前沿生产函数(Stochastic Frontier Analysis,简称SFA)模型和数据包络分析(Data Envelopment

[收稿日期] 2013-11-26

[基金项目] 国家社会科学基金青年项目“我国核电产业技术效率测度研究”资助(编号:12CJY013);湖南省自然科学基金青年项目“碳排放约束下的湖南能源效率测度理论与实证研究”资助(编号:14CJJ3098);湖南省教育厅科学研究优秀青年项目“‘两型社会’建设背景下的湖南能源效率测度及其提升策略研究”资助(编号:12B112)

[作者简介] 刘文君(1978-),男,陕西山阳人,南华大学经济管理学院副教授,博士。

①南华大学经济管理学院教授,博士,博士生导师。②南华大学经济管理学院硕士研究生。

Analysis, 简称 DEA) 模型^①是两种被常用的经典模型。这两种模型具有相同的经济学思想: 生产者的实际产出与该生产者的投入所对应的生产前沿上的潜在生产量的比率为衡量该生产者效率的指标。基于 SFA 模型的能源生产效率测度模型属于参数计量方法, 首先根据特定的能源生产特点预设随机前沿函数^②, 并采用极大似然估计方法对随机前沿函数进行估计, 然后计算实际产出与位于生产前沿上的潜在产出之间的比率, 即能源生产效率。

基于 DEA 模型的能源生产效率测度模型属于非参数模型, 主要通过求解线性规划或二次规划模型来求解能源生产效率水平。相对而言, 基于 DEA 模型的中国能源生产效率实证研究成果较多, 如 Lam & Shiu^[2]、楼旭明等^[3]、杨钟旭^[4]等的研究。另外, 在 DEA 模型的基础上, 利用距离函数对 Malmquist 生产率指数进行分解, 将能源生产效率分解为技术进步和效率改进^[5]。

从能源利用的角度, 能源效率的概念首先来自世界能源委员会在 1995 年出版的《应用高技术提高能效》, 其内涵是用较少的能源投入生产出同样数量或更多的有用产品。这个概念是对世界能源委员会 1979 年提出的“节能”概念的延伸和发展, 是从提高资源利用效率、消除能源浪费的观点出发来阐述能源效率。

从能源利用的角度来提升能源效率, 正是节能减排的目的。因此, 后文将主要从能源利用的角度出发, 分析碳排放约束下能源效率研究的起源、现状与趋势。

二 碳排放约束下的能源效率研究进展

(一) 单要素能源效率

自世界能源委员会从能源利用的角度首次提出能源效率的概念后, 很多学者基于单要素生产率的框架, 对能源效率的定义及测度方法进行了研究, 具有代表性的是: Patterson^[6]根据能源投入—产出的不同度量方式, 用热力学、物理—热力学、经济—热力学和纯经济四种指标来衡量能源效率。由于此方法只考虑能源投入与不同产出之间的简单比例关系, 因此被称之为单要素能源效率指标。

单要素能源效率具有容易计算、简洁明了等特点, 早期被很多学者使用。其中, 经济—热力学指标, 即能源强度(单位 GDP 能耗)指标常被用于能源效率的实证研究中。更进一步, 通过因素分解法、结构分解法等指数分解方法对能源强度进行分解^[7], 可以深入分析经济子系统对能源强度的贡献^[8-9],

以及能源强度变化过程中的产业结构变化效应和技术进步效应^[10]。

虽然单要素能源效率指标计算简单, 也得到广泛的应用, 但存在一定缺陷。在社会生产中, 能源、资本和劳动等生产要素之间具有一定的关联性和替代性^[11]。但单要素能源效率指标只体现了能源投入与不同产出的简单比例关系, 忽略了能源与资本、劳动等其它投入要素的关联性, 将使测度结果偏离实际, 从而产生计算误差^[12-13]。所以, 单要素能源效率指标不能反映实际生产过程中的能源效率水平。

(二) 全要素能源效率

针对单要素能源效率指标的缺陷, Hu and Wang 最早提出了基于数据包络分析(Data Envelopment Analysis, 简称 DEA) 模型的全要素能源效率指标——在 DEA 模型的基础上, 计算生产前沿上的目标能源投入量^[12]。该模型假设生产单元 K 的全要素能源效率(TFEE_k)定义为: $TFEE_k = TEI_k / AEI_k$, 其中 TEI_k 为通过 DEA 模型求解出的目标能源投入量, AEI_k 为实际能源投入量。由于全要素能源效率指标反映了投入要素之间的相互替代性, 克服了单要素能源效率指标的缺陷, 因此被广泛使用区域间或国家之间能源效率比较^[14]和节能潜力分析^[15], 以及我国省级全要素能源效率^[16]和主要工业的能源效率^[17]。Mukherjee^[18]将能源投入与其他要素的强替代性假设拓宽, 提出了能源与其他要素非替代的 DEA 能源效率测度模型, 并将其用于美国和印度的制造业。

上述全要素能源效率指标都使用传统的 DEA 模型进行测度, 传统的 DEA 模型假设投入和产出变量都是可以完全任意配置, 此假设也称之为强可处置技术假设, 即: 如果 $(x, y) \in T$, 且 $x' > x$ (or $y' \leq y$), 则 $(x', y) \in T$ [or $(x', y') \in T$], 其中, x 表示投入向量, y 表示期望产出向量, T 表示投入要素 x 能够生产出期望产出 y 的生产技术可能集^[19]。但是, 现实的生产过程中, 能源投入和非能源投入(资本和劳动)不仅可以生产出期望产出, 还能生产出非期望产出(CO₂ 等温室气体)。在此情况下, 改变非期望产出需要支付一定的成本。由于传统 DEA 模型没有考虑非期望产出的影响, 因此, 用传统 DEA 模型得出的能源效率数值不能真实反映碳排放约束下的真实能源效率水平。

(三) 碳排放约束下全要素能源效率测度

针对上述全要素能源效率测度的不足, 一些学者尝试构建考虑非期望产出(碳排放约束)的 DEA

效率测度模型,强可处置技术则为:如果 $(x, e, y, u) \in T_e$,且 $(x', e') \geq (x, e)$ (or $y' \leq y$),则 $(x', e', y, u) \in T_e$ [or $(x, e, y', u) \in T_e$],其中, e 表示能源投入向量, u 表示非期望产出向量, T_e 表示非能源投入要素 x 与能源投入 e 能够生产出期望产出 y 和非期望产出 u 的生产技术可能集。

具有代表性的考虑非期望产出的能源效率测度方法有三种:

1、直接将非期望产出作为一种投入指标引入DEA效率测度模型,具体测度方法是:在既定期望产出条件下用非期望产出的最大缩减量衡量能源效率^[20-21]。

2、采用数据转换的方法将非期望产出变量融入传统DEA效率测度模型,具体测度方法是:对非期望产出进行“逆指标”处理后引入效率测度模型^[22-23],或将非期望产出进行“倒数”处理后引入效率测度模型^[24]。

3、基于弱可处置性假设的DEA模型^[25],也被称为环境DEA技术模型,此模型在传统DEA技术假设的基础上增加了两个条件:

第一,产出具有弱可处置性,即如果 $(x, e, y, u) \in T_e$,且 $0 < \theta < 1$,则 $(x, e, \theta y, \theta u) \in T_e$;第二,期望产出和非期望产出是零和的(null-joint),即如果 $u = 0$,则 $y = 0$ 。

前两种方法仅从投入或产出角度测度非期望产出最小化或经济效益最大化(“逆指标”、“倒数处理”的效率),但没考虑非期望产出与期望产出同时变化时的能源效率,可能违背了DEA模型中的凸性技术假设,因而对能源效率的测度产生偏差。因此,第三种方法(环境DEA技术模型)得到大家的广泛使用和发展。在环境DEA技术模型基础上的能源效率研究主要有两个发展方向:

1、直接通过弱可处置性假设DEA模型测算不同国家或地区的能源效率水平,并对碳排放约束下的能源效率进行比较分析^[26];在对中国能源效率的实证研究中,碳排放约束下的省级能源效率比较分析^[27-28]和工业行业的能源效率比较^[29]是被关注的热点问题。

2、在弱可处置性假设DEA模型基础上,用方向性距离函数来表述的Malmquist生产率指数来测度能源效率,其中Malmquist-Luenberger指数模型^③多被应用于中国能源效率的实证研究,如:Chang and Hu^[30]用Malmquist-Luenberger指数测算了我国2000—2004年区域全要素能源生产率的变化;王喜平和姜晔^[31]用此指数对我国2001—2008年36个

工业行业在CO₂排放约束条件下的全要素能源效率水平进行测度,并分析了碳排放约束下影响我国工业能源效率的主要因素。另外,宋一弘建立三阶段DEA-Malmquist指数模型,分析了碳排放约束下我国1990—2010年215个城市的全要素能源效率^[32]。

二 研究展望

现有碳排放约束下的能源效率测度模型是在一般DEA模型的基础上,经过不断发展而来的。一般DEA模型属于非参数计量模型,具有不需要提前设定生产就可以计算出能源效率的优点。但是,这个便利的优点同时伴随着它的缺点:

第一,一般DEA模型不能对计算结果进行统计推断;第二,不能对未来的预测数据进行估计^[33];第三,数据中的异常值(Outliers)会导致不正确的测算结果^[34]。

对于能源经济系统而言,很多突发性因素(气候变化、自然灾害、区域争端等)都会增加能源生产和需求的不确定性。因此,在碳排放约束下的能源效率研究领域,考虑数据的不确定性,建立能够进行统计推断的能源效率测度模型将是一个重要的发展方向。

理论层面,针对一般DEA模型在随机数据应用上的缺陷,主要用两种方法解决。一种是Simar and Wilson提出的基于Bootstrap的DEA模型^[35],另一种是由Cooper et al.发展的基于机会约束规划的Stochastic DEA模型^[36],将随机变量融入到一般DEA模型中,并将包含随机变量的DEA模型转换为确定性等价方程,最后通过线性规划或二次规划的方法求解。Tsionas and Papadakis^[34]指出:Bootstrap DEA模型的Bootstrap过程基于既定分布的样本,因而它的计量结果只是渐进的;而用Stochastic DEA模型解决随机型数据问题的结果虽然更加精确,但它不能进行统计推断。因此,他们提出基于贝叶斯方法的Stochastic DEA模型^④。由于此模型考虑的数据的随机性,更能反映现实的经济生产系统,应当是DEA模型应用方面的一个重要发展方向。但是,如何在弱可处置性假设的DEA模型上考虑数据的不确定性,就需要从理论层面进行深入分析。

在实证研究方面,在碳排放约束下的能源效率框架下,考虑数据的随机性,首先能够更加准确测算考虑碳排放的能源效率指标,并在此基础上准确计算各地区(或行业)的减排潜力。更进一步,以碳排放约束下的能源效率指标作为因变量进行计量分

析, 不仅可定量考察产业结构、能源结构、技术进步、制度变革等宏观因素, 还可分析企业管理模式、技术水平、员工素质、企业文化、企业创新能力等微观因素对能源效率的影响方向和大小。并且, 通过对比分析无碳排放与有碳排放约束下的能源效率水平, 可估算出节能减排的成本, 为政府制定合适的能源政策和环境政策提供理论依据。

三 结论

综上所述, 在节能减排的背景下研究能源效率具有重要的意义, 碳排放约束下的能源效率已经取得一定的进展。但未来在以下领域仍需进行更加深入的研究:

首先, 学界对能源效率的定义和分类没有统一的认识, 本文从能源生产与能源利用的角度, 将能源效率分为能源生产效率和能源利用效率。但是, 仁者见仁、智者见智, 不同角度下的测算方法和结果都不相同。因此, 通过对不同方法和指标进行对比, 对能源效率的定义进行统一和标准化, 将是有待继续深入探讨的问题。

其次, 在理论层面, 已有碳排放约束下能源效率测度模型对经济系统中的不确定性问题尚欠考虑。然而现实的经济系统都可看作服从一定分布的随机过程。因此, 在现实的经济系统中研究能源效率, 有必要深入探讨碳排放约束下考虑不确定条件的能源效率测度模型。

最后, 在实证研究层面, 现有研究主要从宏观层面测算能源效率水平、分析能源效率的影响因素。在未来的研究应重点考虑能源数据的不确定性, 不但要准确测算出碳排放约束下能源效率水平和节能潜力, 还应从微观方面探索影响碳排放约束下能源效率的最主要影响因素, 并进行相应的能源政策和环境政策建议。

注释:

① 在 Farrell^[37] 提出的生产效率计量模型基础上, 参数计量方面, Aigner^[38], Meeusen and van den Broeck^[39] 建立了基于参数计量方法的 SFA 模型, Charnes 等^[40] 建立了基于非参数计量方法的 DEA 模型。

② 已有研究中, 有关能源效率的随机前沿函数主要从两个角度设定: 其一, 从生产的角度考虑, 设置能源生产的随机前沿生产函数, 如 Knittel^[41], 史丹等^[42], 熊妍婷等^[43], 刘文君等^[44]; 其二, 从成本的角度考虑, 设置能源生产的随机前沿成本函数^[45]。

③ Chung et al.^[46] 较早构建了用方向性距离函数来表述的 Malmquist-Luenberger 生产率指数, 将能源全要素生产

率分解为技术进步和效率改善两个部分。

④ 该模型通过三步来解决 Stochastic DEA 模型中的统计推断问题: 第一步, 假设 Stochastic DEA 模型中的随机变量服从多元正态分布; 第二步, 通过非线性规划方法求解每一个生产决策单元的效率水平; 第三步, 通过模拟得到随机变量的后验边际分布与置信区间。

[参考文献]

- [1] 卢雪梅, 罗佐县, 石海. 全球新能源产业何去何从 [N]. 中国石化报, 2013-01-06(5).
- [2] Lam PL, A Shiu. A data envelopment analysis of the efficiency of China's thermal power generation [J]. Utilities Policy, 2001, 10(2): 75-83.
- [3] 楼旭明, 窦彩兰, 汪贵浦. 基于 DEA 的中国电力改革绩效相对有效性评价 [J]. 当代财经, 2006(4): 90-93.
- [4] 杨钟旭, 杨俊, 胡玮. 基于 DEA 的中国能源产业生产效率及生产率变动分析 [J]. 技术经济, 2009, 28(10): 38-43.
- [5] Färe R, Grosskopf, SYaisawarnng, S Li, Z Wang. Productivity growth in Illinois electric utilities [J]. Resources and Energy, 1990, 12(4): 383-98.
- [6] Patterson M G. What is energy efficiency? Concepts, indicators and methodological issues [J]. Energy policy, 1996, 24(5): 377-390.
- [7] Ang B W. Decomposition analysis for policy making in energy: Which is the preferred method? Energy Policy [J]. 2004, 32(4): 1131-1139.
- [8] Sinton JE, M D Levine. Changing energy intensity in Chinese industry: the relative importance of structural shift and intensity change [J]. Energy Policy, 1994(22): 239 - 255.
- [9] Zhang Z X. Why the energy intensity fall in China industrial sector in 1990s [J]. Energy Economics, 2003, 25(6): 625-638.
- [10] 王俊松, 贺灿飞. 技术进步, 结构变动与中国能源利用效率 [J]. 中国人口 资源与环境, 2009, 19(2): 157-161.
- [11] Ghali K H, El-Sakka M I. Energy use and output growth in Canada: a multivariate cointegration analysis [J]. Energy Economics, 2004, 26(2): 225-38.
- [12] Hu J L, Wang S C. Total-factor energy efficiency of regions in China [J]. Energy Policy, 2006, 34(17): 3206-3217.
- [13] Honma S, Hu J L. Total-factor energy productivity growth of regions in Japan [J]. Energy Policy, 2009, 37(10): 3941-50.
- [14] Zhang X P, Cheng X M, Yuan J H, Gao X J. Total-factor energy efficiency in developing countries [J]. En-

- ergy Policy, 2011, 39(2): 644-650.
- [15] Hu J L, Kao C H. Efficient energy-saving targets for APEC economies [J]. Energy Policy, 2007, 35(1): 373-382.
- [16] 魏楚, 沈满洪. 能源效率与能源生产率: 基于 DEA 方法的省际数据比较 [J]. 数量经济技术经济研究, 2007, 24(9): 110-21.
- [17] 李国璋, 霍宗杰. 我国全要素能源效率及其收敛性 [J]. 中国人口资源与环境, 2010, 20(1): 11-16.
- [18] Mukherjee K. Energy use efficiency in US manufacturing: A nonparametric analysis [J]. Energy Economics, 2008, 30(1): 76-96.
- [19] Zhou P, Ang B W, Poh K L. A survey of data envelopment analysis in energy and environmental studies [J]. European Journal of Operational Research, 2008, 189(1): 1-18.
- [20] Mandal S K. Do undesirable output and environmental regulation matter in energy efficiency analysis? Evidence from Indian Cement Industry [J]. Energy Policy, 2010, 38(10): 6076-6083.
- [21] Shi G M, Bi J, Wang J N. Chinese regional industrial energy efficiency evaluation based on a DEA model of fixing non-energy inputs [J]. Energy policy, 2010, 38(10): 6172-6179.
- [22] Seiford L M, Zhu J. Modeling undesirable factors in efficiency evaluation [J]. European Journal of Operational Research, 2002, 142(1): 16-20.
- [23] Yeh T, Chen T, Lai P. A comparative study of energy utilization efficiency between Taiwan and China [J]. Energy policy, 2010, 38(5): 2386-2394.
- [24] Scheel H. Undesirable outputs in efficiency valuations [J]. European Journal of Operational Research, 2001, 132(2): 400-10.
- [25] Sueyoshi T, Goto M. Weak and strong disposability vs. natural and managerial disposability in DEA environmental assessment: Comparison between Japanese electric power industry and manufacturing industries [J]. Energy Economics, 2012, 34(3): 686-99.
- [26] Zhou P, Ang B. Linear programming models for measuring economy-wide energy efficiency performance [J]. Energy Policy, 2008, 36(8): 2911-2916.
- [27] 袁晓玲, 张宝山, 杨万平. 基于环境污染的中国全要素能源效率研究 [J]. 中国工业经济, 2009(2): 76-86.
- [28] Wang Q, Zhou P, Zhou D. Efficiency measurement with carbon dioxide emissions: The case of China [J]. Applied Energy, 2012, 90(1): 161-166.
- [29] 王兵, 张技辉, 张华. 环境约束下中国省际全要素能源效率实证研究 [J]. 经济评论, 2011(4): 31-43.
- [30] Chang T P, Hu J L. Total-factor energy productivity growth, technical progress, and efficiency change: An empirical study of China [J]. Applied Energy, 2010, 87(10): 3262-70.
- [31] 王喜平, 姜晔. 碳排放约束下我国工业行业全要素能源效率及其影响因素研究 [J]. 软科学, 2012, 26(2): 73-78.
- [32] 宋一弘. 环境约束下城市能源效率及其影响因素分析 [J]. 暨南学报: 哲学社会科学版, 2012(11): 99-105.
- [33] Sueyoshi T. Stochastic DEA for restructure strategy: an application to a Japanese petroleum company [J]. Omega, 2000, 28(4): 385-398.
- [34] Tsionas E G, Papadakis E N. A bayesian approach to statistical inference in stochastic DEA [J]. Omega, 2010, 38(5): 309-314.
- [35] Simar L, Wilson P W. Sensitivity analysis of efficiency scores: How to bootstrap in nonparametric frontier models [J]. Management science, 1998, 44(1): 49-61.
- [36] Cooper W W, Deng H, Huang Z, Li Susan X. Chance constrained programming approaches to technical efficiencies and inefficiencies in stochastic data envelopment analysis [J]. Journal of the Operational Research Society, 2002, 53(12): 1347-1356.
- [37] Farrell MJ. The Measurement of Productive Efficiency [J]. Journal of the Royal Statistical Society. Series A (General), 1957, 120(3): 253-290.
- [38] Aigner D, Lovell P, Schmidt P. Formulation and estimation of stochastic frontier production function models [J]. Journal of Econometrics, 1977, 6(1): 21-37.
- [39] Meeusen W, J van den Broeck. Efficiency Estimation from Cobb-Douglas Production Functions with Composed Error [J]. International Economic Review, 1977, 18(2): 435-444.
- [40] Chames A, WW Cooper, E Rhodes. Measuring the efficiency of decision making units [J]. European Journal of Operational Research, 1978, 2(6): 429-444.
- [41] Knittel CR. Alternative regulatory methods and firm efficiency: stochastic frontier evidence from the US electricity industry [J]. Review of Economics and Statistics, 2002, 84(3): 530-540.
- [42] 史丹, 吴利学, 傅晓霞. 中国能源效率地区差异及其成因研究—基于随机前沿生产函数的方差分解 [J]. 管理世界, 2008(2): 35-43.
- [43] 熊妍婷, 黄宁, 王华明. 基于随机前沿模型的对外开放与能源技术效率提升 [J]. 商业研究, 2010(9): 152-156.
- [44] 刘文君, 邹树梁, 陈甲华. 中国电力产业区域技术效率及其影响因素分析 [J]. 华东经济管理, 2013,

(10):78-83.

- [45] Burns P, TG Weyman-Jones. Cost Functions and Cost Efficiency in Electricity Distribution: A Stochastic Frontier Approach [J]. Bulletin of Economic Research, 1996, 48 (1): 41-64.

- [46] Chung Y H, F Re R, Grosskopf S. Productivity and undesirable outputs: a directional distance function approach [J]. Journal of environmental management, 1997, 51(3): 229-240.

Current Progresses and Trend of Research on Energy Efficiency Under Carbon Emission Constraint

LIU Wen-jun, ZOU Shu-liang, CHEN Yuan-wen
(University of South China, Hengyang 421001, China)

Abstract: Under the background of energy conservation and emission reduction, the current study is focused on energy efficiency under carbon emission constraint. This article begins with the definition and classification of energy efficiency, mainly reviews the field of energy efficiency under carbon emission constraint, and proposes the outlook of some new trend of this field. We propose that the theoretical research on the energy efficiency model with consideration to uncertainty measures will be a new trend. In addition, the empirical study on energy efficiency under carbon emission constraint and its determinants based on micro data will be another trend.

Key words: carbon emission constraint; energy efficiency; current progresses; outlook

缓解贫困脆弱性的关键性因素

邹薇、方迎风在《社会科学研究》2013年第4期撰文认为,通过研究个体在遭受外部冲击时收入和支出的变化,可发现冲击会影响个体在消费与能力投资之间的资源配置决策,当个体受到财富约束、面临冲击致使收入下降时,个体会偏重当期限消费、能力投资不足;健康冲击对个体或家户的劳动所得产生负向影响,对于低收入者,这种影响则更为严重,但健康冲击对非劳动所得产生的正影响,即个体在遭受负的健康冲击时因外界转移收入的增加从而非劳动所得增加,但在面对社区总体冲击时,非劳动所得与劳动所得都将显著下降。研究还发现,负的健康冲击会导致个人生产性支出与健康投资均下降,对于贫困人群而言,这主要是因为负的冲击严重影响个体的收入,致使个体出现财富约束,个体只能偏重当期消费。医疗保险能够对健康冲击产生缓冲作用,但是相对高收入者或城市地区,医疗保险在低收入者中或农村地区的使用率较低,结合健康冲击对低收入影响更大,可认为低收入者一旦遇到健康冲击,很可能落入贫困陷阱。因此,增强个体应对风险冲击的能力是缓解贫困脆弱性的关键性因素,与此同时,应确保基础教、基本医疗等公共品的“无空间差”供给,加强城乡基本社会保障体系建设,巩固区域性关系网络,促使个体能够向“能力”投资分配更多的资源,如此才能消除贫困脆弱性。