资源科学
Resources Science
第35卷 第1期 2013年1月　2013,35(1):102-108　Vol.35,No.1 Jan.,2013

文章编号:1007-7588(2013)01-0102-07

能源消费影响因素分解方法的比较研究

孙赵勇[1,2],任保平[1]

(1. 西北大学经济管理学院,西安 710127; 2. 西安理工大学经济与管理学院,西安 710054)

摘　要:在能源消费研究中经常要将其变化分解为各种因素,通过各种因素的影响程度来分析影响能源消费的变化原因。自20世纪70年代以来,已经发展了多种分解方法,这些方法的假设前提与算法都有较大差异。本文从能源消费变化量与能源强度两个角度介绍了各种分解算法,对其进行了对比,并运用中国制造业的相关数据比较了分解的结果。能源消费变化量的分解方法中,Shapley算法与M-E算法分解结果相同,但是Shapley算法按照各因素的贡献加权来计算各因素对能源消费量的影响,更适合多因素分解;Se-Hark Park算法与AWT-PDM算法能较好地体现经济结构对能源消费量的影响,但AWT-PDM算法由于权数的确定问题,使得该算法存在不能分解的剩余项。能源强度变化的分解方法分为乘法分解和加法分解两大类,乘法分解反映的是能源强度变化率,加法分解反映的是能源强度变化量。Fisher算法与LMDI算法均是对能源强度的完全分解,而Laspeyres算法与AMDI算法均存在剩余项;方法是对AMDI算法的改进。研究者在研究能源问题或环境问题时,应根据研究要求及所掌握的数据选择恰当的分解方法。

关键词:能源强度;因素分解;LMDI;方法比较

1 引言

自20世纪70年代的石油危机以来,能源问题备受关注。现有研究多是将影响能源消费量与能源强度变化的因素进行分解,根据各因素对能源消费量及能源强度的影响效应来判断工业对能源需求变化的机制[1]。目前已有多种分解能源消费量与能源强度变化量的算法,这些方法不仅用于分析能源消费变化的动因,还广泛用于分析碳排放变化等环境问题。这些分解算法有助于将影响能源消耗的各种因素分离,为制定政策提供依据。国内对分解方法的研究较少,多是根据各种算法来进行应用性的研究[2]。本文梳理了近30年能源消费变化量与能源消费强度变化指数分解方法,对比了几种分解方法的不同之处,从理论和实证两个方面比较了几种方法的优劣,以其为进一步研究能源消费问题及环境问题提供更好的分析框架。

2 能源消费变化量的分解

能源消费变化量增加或减少的原因是学者关注的焦点。在能源利用效率不变的情况下,增加工业的产出会导致能源消费量的增加;工业产出不变条件下,能源利用效率的变化会影响到能源消费量的增减;由于工业各部门的能源消费效率不同,其产出比率的变化也是影响能源消费量的因素。现已发展了多种算法,分解工业产出、能源消费强度、工业各部门产出比率等因素对能源消费变化量的影响程度。

2.1 Marshall-Edgeworth算法

指标 V 若分解为 n 种影响因素的乘积,则 $V=X_1,\ X_2,\cdots,\ X_n$,令 V 在0期的值为 V_0,在 T 期为 V_T,指标 V 的变化 $\Delta V=V_T-V_0$。假设其他因素保持不变,单独分析某因素变化对能源消费的影响,ΔV 可直观分解为这 n 种因素影响的加和,即:

$$\Delta V=\sum_{i=1}^{n}X_{i-effect} \tag{1}$$

因素 X_i 单独影响的计算,目前有Passche、Laspe- yres、Marshall-Edgeworth三种算法[3]。Pass-

收稿日期:2012-11-08;修订日期:2012-12-07

基金项目:教育部新世纪优秀人才支持计划(编号:NCET-06-060890);陕西省重点学科西方经济学建设项目(编号:2008SZ09)。

作者简介:孙赵勇,男,山西绛县人,博士生,主要研究方向为技术创新、资源环境与经济增长。E-mail:dakuamao@126.com

通讯作者:E-mail:xdrbp@126.com

© 1994-2013 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

che算法是从所有因素期末值的角度，追溯某因素变化对 ΔV 的影响，即：

$$X_{i-effect}=X_1^T\cdots(X_i^T-X_i^0)X_n^T \quad (2)$$

Laspeyres算法是在其他因素不变条件下，从预期角度来看单因素的变化对 ΔV 的影响[4]，即：

$$X_{i-effect}=X_1^0\cdots(X_i^T-X_i^0)X_n^0 \quad (3)$$

能源强度是能源消费量与产出量的比值，其变化在一定程度上反映能源的利用效率。能源强度和产出量的变化均会导致能源消费量变化。令 E_t 为 t 时期能源消费量，Y_t 为 t 期产出量，t 期能源强度为 $I_t=E_t/Y_t$。能源消费量的变化 ΔE_{tot} 可分解为产出效应 ΔE_{act} 和能源强度效应 ΔE_{int}，即：

$$\Delta E_{total}=\Delta E_{act}+\Delta E_{int} \quad (4)$$

若用Passche算法或Laspeyres算法分解能源消费量的变化，会存在剩余项 $\Delta Y\times\Delta X$；Marshall-Edgeworth算法通过对能源强度和产出量期初与期末的变化平均加权，消除了剩余项，其产出效应和能源强度效应分别为：

$$\Delta E_{act}=0.5\times\Delta Y\times(I_t+I_0) \quad (5)$$

$$\Delta E_{int}=0.5\times\Delta I\times(Y_t+Y_0) \quad (6)$$

2.2 Shapley算法

Shapley算法按照各因素的贡献加权[5]，来计算各因素对能源消费变化量的影响：

$$X_{i-effect}=\sum_{s=1}^{n}\frac{(s-1)(n-s)}{n!}\sum_{\substack{S:X_i\in S\\|S|=s}}[V(S)-V(S-X_i)] \quad (7)$$

其中 $V(S)$ 是所有因素的乘积，在 S 中因素为 T 期数据，不在 S 中的因素为0期的值[6]。当 $n=3$ 时，

$$\begin{aligned}&X_{i-effect}\\&=\sum_{s=1}^{3}\frac{(s-1)!(3-s)!}{3!}\sum_{\substack{S:X_1\in S\\|S|=s}}[V(S)-V(S-X_1)]\\&=\frac{(1-1)!(3-1)!}{3!}[X_1^TX_2^0X_3^0-X_1^0X_2^TX_3^T]\\&+\frac{(2-1)!(3-2)!}{3!}[X_1^TX_2^TX_3^0-X_1^0X_2^0X_3^T]\\&+\frac{(2-1)!(3-2)!}{3!}[X_1^TX_2^0X_3^T-X_1^0X_2^TX_3^0]\\&+\frac{(3-1)!(3-3)!}{3!}[X_1^TX_2^TX_3^T-X_1^0X_2^0X_3^0]\end{aligned} \quad (8)$$

Shapley算法可以完全分解 ΔV，没有剩余项。

2.3 RRS算法

对能源消费变化量的整体分解，不能充分体现工业各部门产出变化对能源消费的影响。在拥有工业各部门产出的变化数值时，需要体现工业结构变化对能源消费的影响。根据工业各部门的产出及能源消费量时，将能源消费量的变化分解为产出效应、能源强度效应、结构效应三部分[7]。令工业部门 i 在时间 t 的产量为 Y_{it}，能源消费量为 E_{it}，能源强度为 I_{it}。计算产出效应时，分部门计算能源消费量，计算结果与Marshall-Edgeworth算法的值相等。产出效应为：

$$\Delta E_{act}=0.5\times\Delta Y\times(\sum_{i=1}^{m}I_{it}\cdot Y_{it}/Y_t+\sum_{i=1}^{m}I_{i0}\cdot Y_{i0}/Y_0) \quad (9)$$

能源强度效应为分部门能源强度效应之和：

$$\Delta E_{int}=\sum_{i=1}^{m}0.5\times(I_{it}-I_{i0})(Y_{it}+Y_{i0}) \quad (10)$$

RRS算法计算出来的能源强度效应要小于Marshall-Edgeworth算法计算的能源强度效应。将其低于Marshall-Edgeworth算法的能源强度效应的部分定义为结构效应：

$$\begin{aligned}\Delta E_{str}&=0.5\times(I_t-I_0)(Y_t+Y_0)\\&-0.5\times\sum_{i=1}^{m}(I_{it}-I_{i0})(Y_{it}+Y_{i0})\end{aligned} \quad (11)$$

RRS算法根据工业分部门的数据将能源消费量的变化分解为产出效应、能源强度效应、结构效应，而Marshall-Edgeworth算法仅能将能源消费量的变化分解为能源强度效应和结构效应。相比之下RSS算法比Marshall-Edgeworth算法精确。

2.4 Se-Hark Park算法

与RRS算法不同，Se-Hark Park算法是在Laspeyres算法的基础上，直接将源消费变化量分解为产出效应、能源强度效应、结构效应，并进一步对剩余项进行了分解[8]。工业部门 i 产量在 t 期所占的份额为 $s_{it}=Y_{it}/Y_t$，工业部门 i 能源消费量为：

$$E_{it}=Y_t\frac{Y_{it}}{Y_t}I_{it}=Y_ts_{it}I_{it} \quad (12)$$

整个工业能源消费变化量为：

$$\begin{aligned}\Delta E=E_T-E_0&=\sum_{i=1}^{m}I_{it}Y_{it}-\sum_{i=1}^{m}I_{i0}Y_{i0}\\&=Y_t\sum_{i=1}^{m}s_{it}Y_{it}-Y_0\sum_{i=1}^{m}s_{i0}Y_{i0}\end{aligned} \quad (13)$$

http://www.resci.cn
© 1994-2013 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

据Laspeyres算法,整个工业能源消费变化量为:

$$\Delta E = \Delta Y\sum_i s_{i0}I_{i0} + Y_0\sum_i \Delta I_i s_{i0} + Y_0\sum_i \Delta s_i I_{i0} + R \tag{14}$$

$\Delta Y\sum_i s_{i0}I_{i0}$ 为产出效应,能源 $Y_0\sum_i \Delta I_i s_{i0}$ 为强度效应,$Y_0\sum_i \Delta s_i I_{i0}$ 为结构效应。剩余项 R 可分解为:

$$\Delta Y\sum_i \Delta I_i s_{i0} + \Delta Y_t\sum_i \Delta s_i I_{i0} + Y_0\sum_i \Delta I_i \Delta s_i + \Delta Y\sum_i \Delta I_i \Delta s_i + \Delta Y\sum_i \Delta I_i \Delta s_i \tag{15}$$

式中第一项为产出和能源强度联合效应,第二项为产出和结构联合效应,第三项为能源强度和结构联合效应,第四项为产出、能源强度和结构联合效应。

Se-Hark Park算法将工业各部门产出比例纳入了影响因素中,是对Laspeyres算法的直接应用。分解结果虽然存在剩余项,但是通过对剩余项的分解,可以了解各影响因素对能源消费变化量的联合影响。

2.5 Divisia 算法

从产出、结构、能源强度变化的比率以及绝对量两个角度将能源变化量分解为产出效应、结构效应、能源强度效应,总结出了PDM1和PDM2两类参数Divisia算法的通式[9],并提出了参数权重的PDM算法(AWT-PDM算法)。PDM1是基于总产出、各部门产出占比、能源强度三因素的变化率来分解能源消费量的变化。PDM1算法通式中,产出效应为:

$$\Delta E_{act} = [E_0 + \alpha(E_t - E_0)]\ln(Y_t/Y_0) \tag{16}$$

结构效应为:

$$\Delta E_{str} = \sum[E_{i0} + \beta_i(E_{it} - E_{i0})]\ln(s_{it}/s_{i0}) \tag{17}$$

能源强度效应为:

$$\Delta E_{int} = \sum[E_{i0} + \tau_i(E_{it} - E_{i0})]\ln(I_{it}/I_{i0}) \tag{18}$$

PDM2是从总产出、各部门产出占比、能源强度三因素变化的绝对量来分解能源消费量的变化。在PDM2算法通式中,产出效应为:

$$\Delta E_{act} = [I_0 + \alpha(I_t - I_0)](Y_t - Y_0) \tag{19}$$

结构效应为:

$$\Delta E_{str} = \sum[I_{i0}Y_0 + \beta_i(I_{it}Y_t - I_{i0}Y_0)](s_{it} - s_{i0}) \tag{20}$$

能源强度效应:

$$\Delta E_{int} = \sum[Y_{i0} + \tau_i(Y_{it} - Y_{i0})](I_{it} - I_{i0}) \tag{21}$$

式中 α, $\beta_i \geqslant 0$ 且 $\tau_i \leqslant 1$,当 $\alpha=\beta=\tau=0$ 时,根据PDM1算法计算出的产出效应、结构效应、能源强度效应,为产出、结构、能源强度变化比率引起能源消耗在初始值基础上同等比例的增加量,PDM2算法转化为Se-Hark Park算法。

当 $\alpha=\beta=\tau=0.5$ 时,根据PDM1算法计算出的产出效应、结构效应、能源强度效应,定义为产出、结构、能源强度变化比率引起能源消耗在初始值与现期值的均值基础上同等比例的增加量,PDM2算法转化为Marshall-Edgeworth算法。

AWT-PDM算法综合了PDM1与PDM2两种算法,假设PDM1与PDM2两种算法的产出效应、结构效应和能源强度效应相等,求得权数取值为:

$$\alpha = \frac{I_0\Delta Y - E_0\ln(Y_t/Y_0)}{(I_0 - I_t)\Delta Y - (E_0 - E_t)\ln(Y_t/Y_0)} \tag{22}$$

$$\beta_i = \frac{I_{i0}Y_0\Delta s_i - E_{i0}\ln(s_{it}/s_{i0})}{(I_{i0}Y_0 - I_{it}Y_t)\Delta s_i - (E_{i0} - E_{it})\ln(s_{it}/s_{i0})} \tag{23}$$

$$\tau_i = \frac{Y_{i0}\Delta I_i - E_{i0}\ln(I_{it}/I_{i0})}{(Y_{i0} - Y_{it})\Delta I_i - (E_{i0} - E_{it})\ln(I_{it}/I_{i0})} \tag{24}$$

Divisia算法是基于产出变化率、结构变化率、能源强度变化率会导致能源消费量同比例的变化的假设,AWT-PDM算法所确定的参数带入PDM1与PDM2中所得的结果完全相等;Divisia算法的缺点是对能源消费变化量的分解存在剩余项。

3 能源强度变化的分解

能源强度是反映能源利用效率的重要指标,能源消费研究的另一个视角是对能源强度变化的因素分解。能源强度现期和基期的比值和绝对值的变化均可以体现能源强度的变化,由此产生了乘法分解和加法分解两类分解方法。乘法分解反映的是各因素对能源强度变化影响的比例关系,加法分解反映的是各因素对能源强度变化影响的绝对量。这两类方法均是从工业各部门产出量、各部门能源强度以及各部门在工业总产出中的所占比重的角度,将能源强度变化分解为结构效应和能源强度效应。结构效应和能源强度效应很好地反映了工业各部门产出结构的变化和能源利用效率的变化对宏观能源强度变化的影响。能源强度分解的具体算法有Laspeyres算法、算术平均值Divisia算法(AMDI)、算术平均值Divisia算法(AMDI)。

© 1994-2013 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

3.1 Laspeyres算法

Laspeyres指数分解有乘法和加法两种形式，均是基于每个工业部门占工业总产值比重的变化展开。乘法分解与加法分解本质上是相同的，乘法分解从期末能源强度与期初能源强度的比值研究能源强度的变化，加法分解从能源强度在某时期内绝对值的变化量来研究能源强度的变化。

Laspeyres乘法分解就是将能源强度比值 D_{tot} 分解为结构效应 D_{str} 与强度效应 D_{int} 的乘积，即：

$$D_{tot}=I_T/I_0=D_{str}D_{int} \tag{25}$$

结构效应为：$D_{str}=\sum_i s_{i,T}I_{i,0}/\sum_i s_{i,0}I_{i,0}$ （26）

能源强度效应为：$D_{int}=\sum_i s_{i,0}I_{i,T}/\sum_i s_{i,0}I_{i,0}$ （27）

剩余项为：$D_{rsd}=D_{tot}/(D_{str}D_{int})$ （28）

Laspeyres乘法分解存在剩余项，若对结构效应和能源强度效应取Laspeyres算法与Paasche算法的几何均值，则会消除剩余项。这种算法为费雪指数算法（Fisher Index），是对Laspeyres算法的改进，其结构效应与能源强度效应分别如下：

结构效应：$D_{str}=\left(\frac{\sum_i s_{it}I_{i0}}{\sum_i s_{i0}I_{i0}}\frac{\sum_i s_{it}I_{it}}{\sum_i s_{i0}I_{it}}\right)^{1/2}$ （29）

能源强度效应：$D_{int}=\left(\frac{\sum_i s_{i0}I_{it}}{\sum_i s_{i0}I_{i0}}\frac{\sum_i s_{it}I_{it}}{\sum_i s_{it}I_{i0}}\right)^{1/2}$ （30）

费雪指数算法是将能源强度比值分解为两因素，Ang等提出了影响因素分解为 n 种的费雪指数算法，证明了其也拥有较好的性质[10]。

Laspeyres加法分解将能源强度的变化量分解为结构效应与强度效应，这种算法仍存在剩余项。

$$\Delta I_{tot}=\sum_i s_{i,T}I_{i,T}-\sum_i s_{i,0}I_{i,0}=\sum_i(s_{i,T}-s_{i,0})I_{i,0} +\sum_i(I_{i,T}-I_{i,0})s_{i,0}+\sum_i(s_{i,T}-s_{i,0})(I_{i,T}-I_{i,0}) \tag{31}$$

改进的加法分解为精炼的Laspeyres算法[11]，将剩余项平均分配给结构效应和能源强度效应，结构效应为：

$$\Delta I_{str}=\sum_i(S_{i,T}-S_{i,0})I_{i,0}+\frac{1}{2}\sum_i(S_{i,T}-S_{i,0})(I_{i,T}-I_{i,0}) \tag{32}$$

能源强度效应为：

$$\Delta I_{int}=\sum_i(I_{i,T}-I_{i,0})S_{i,0}+\frac{1}{2}\sum_i(S_{i,T}-S_{i,0})(I_{i,T}-I_{i,0}) \tag{33}$$

Laspeyres算法中的乘法分解和加法分解均存在剩余项，为了消除剩余项对其进行修正的方法分别为费雪指数算法与精炼的Laspeyres算法。Ang证明了精炼的Laspeyres算法与Shapley算法结果是一致的[5]。

3.2 算术平均值Divisia算法（AMDI）

能源强度可表示为各部门能源强度与其在工业总产值中所占比重的乘积之和，即 $I_t=\sum_i s_{it}I_{it}$ 。假设能源强度与工业各部门产出比率是连续的，对其等式两边同时微分得到：

$$\ln(I_T/I_0)=\int_0^T\sum_i\omega_i[d\ln(s_{it})/dt]+\int_0^T\sum_i\omega_i[d\ln(I_{it})/dt] \tag{34}$$

那么结构效应可表示为:

$$D_{str}=\exp\{\int_0^T\sum_i\omega_i[d\ln(S_{i,t})/dt]\} \tag{35}$$

能源强度效应可表示为:

$$D_{int}=\exp\{\int_0^T\sum_i\omega_i[d\ln(I_{i,t})/dt]\} \tag{36}$$

式中 $\omega_i=E_{it}/E_t$ 。由于所获得的数据均为离散数据，需要对积分值进行近似估计。用 ω_0 与 ω_T 的算术平均值来近似估计的方法为算术平均值Divisia算法（AMDI）。

AMDI乘法分解的结构效应与能源强度效应：

$$D_{str}=\exp\{\sum_i(\omega_{i,T}+\omega_{i,0})/2\ln(s_{i,T}/s_{i,0})\} \tag{37}$$

$$D_{int}=\exp\{(\omega_{i,T}+\omega_{i,0})/2\ln(I_{i,T}/I_{i,0})\} \tag{38}$$

其加法分解结构效应与能源强度效应分别为：

$$\Delta I_{int}=\sum_i 0.5(E_{iT}/Y_T+E_{i0}/Y_0)\ln(I_{iT}/I_{i0}) \tag{39}$$

$$\Delta I_{str}=\sum_i 0.5\left(\frac{E_{iT}}{Y_T}+\frac{E_{i0}}{Y_0}\right)\ln\left(\frac{s_{iT}}{s_{i0}}\right) \tag{40}$$

AMDI乘法分解能源强度的变化率，加法分解能源强度的变化量，从不同的角度将其分解为结构效应与能源强度效应，均存在剩余项。

3.3 对数均值Divisia算法（LMDI）

为了避免AMDI算法存在剩余项，用对数均值

http://www.resci.cn
© 1994-2013 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

代替算数均值来消除剩余项。两个正数 x、y 的对数均值为：

$$L(x,y)=(y-x)/\ln(y/x) \tag{41}$$

用对数均值来代替算数均值后，乘法分解的结构效应与能源强度效应为：

$$D_{str}=\exp\{\sum_i \frac{L(\omega_{i,T},\omega_{i,0})}{\sum_i L(\omega_{i,T},\omega_{i,0})}\ln(S_{i,T}/S_{i,0})\} \tag{42}$$

$$D_{int}=\exp\{\sum_i \frac{L(\omega_{i,T},\omega_{i,0})}{\sum_i L(\omega_{i,T},\omega_{i,0})}\ln(I_{i,T}/I_{i,0})\} \tag{43}$$

加法分解的结构效应与能源强度效应为：

$$\Delta I_{str}=\sum_i L(E_{i,T}/Y_T,E_{i,0}/Y_0)\ln(S_{i,T}/S_{i,0}) \tag{44}$$

$$\Delta I_{int}=\sum_i L(E_{i,T}/Y_T,E_{i,0}/Y_0)\ln(I_{i,T}/I_{i,0}) \tag{45}$$

由于LMDI算法消除了剩余项，Ang专门介绍了LMDI分解方法，指出该方法不但能用来分解能源变化的影响因素，而且可以用来分解碳排放变化的影响因素[12]。

4 中国能源消费影响因素分解结果比较

研究者定量研究产出、工业部门比例、能源强度等因素对能源消费量与能源强度变化的影响，在选择方法时有一定的随意性。我们使用以上介绍各种方法对制造业29个部门(即农副食品加工业、食品制造业、饮料制造业、烟草制品业、纺织业、纺织服装鞋帽制造业、皮革毛皮羽毛(绒)及其制品业、木材加工及木竹藤棕草制品业、家具制造业、造纸及纸制品业、印刷业和记录媒介的复制、文教体育用品制造业、石油加工炼焦及核燃料加工业、化学原料及化学制品制造业、医药制造业、化学纤维制造业、橡胶制品业、塑料制品业、非金属矿物制品业、黑色金属冶炼及压延加工业、有色金属冶炼及压延加工业、金属制品业、通用设备制造业、专用设备制造业、交通运输设备制造业、电器机械及器材制造业、通信设备计算机及其他电子设备制造业、仪器仪表及文化办公用机械制造业、工艺品及其他制造业、工艺品及其他制造业)2005年与2010年的能源消费及能源强度变化量进行分解，分行业能源消费总量(单位：万t标准煤)。由于我国没有制造业各部门工业生产总值的数据，用工业各部门大中型企业的工业生产总值替代工业各部门产出(单位：亿元)；因为制造业各部门小型企业产出所占比重相对较小，故不会影响到分析的准确性，所采用的相关数据均来源于《中国统计年鉴》，计算结果见表1和表2。

由表1可知M-E算法、Shapley算法、RRS算法分解能源消费变化量均没有剩余项。M-E算法与Shapley算法计算的结果完全相同，能源消费变化的产出效应为16 6648.58万t标准煤，能源强度效应为-11 5291.13万t标准煤；说明制造业产出的大幅提高是能源总量增加的主要原因，能源的利用效率也大幅提高，由于能源利用效率的提高，使得2010年的能源消费量减少-11 5291.13万t标准煤。M-E算法与Shapley算法适合于整体分解，缺点是不能体现制造业各部门产出比例变化所产生的结构效应。RRS算法与AWT-PDM算法能够体现出结构效应，结构效应是制造业各部门产量的变化是能源消费下降的主要原因。从RRS算法的分解结果看，制造业能源利用效率与各部门产量的变化都是能源消耗量降低的主要原因；而AWT-PDM算法计算结果显示，整体上看，制造业能源利用效率并没有提高，各部门结构的调整才是能源能源消耗量变化的主要原因。AWT-PDM算法的缺点是存在没有被

表1 2005年-2010年中国制造业能源消费变化量分解结果

Table 1 Manufacturing energy consumption changes decomposition results in the period 2005-2010

效应	M-E算法	Shapley算法	RRS算法	AWT-PDM算法
ΔE_{tot}	5 1357.45	5 1357.45	5 1357.45	5 1357.45
ΔE_{act}	16 6648.58	16 6648.58	16 6648.58	15 8612.63
ΔE_{int}	-11 5291.13	-11 5291.13	-5 4767.71	5819.35
ΔE_{str}	0	0	-6 0523.42	-9 9447.17
R	0	0	0	-1 3627.36

表2 2005年-2010年中国制造业能源强度乘法分解结果

Table 2 Manufacturing energy intensity multiplication decomposition results in China in the period 2005-2010

效应	Laspeyres算法	Fisher算法	AMDI算法	LMDI算法
D_{tot}	0.5312 0	0.5312 0	0.5312 0	0.5312 0
D_{int}	0.5266 8	0.5229 7	0.5230 7	0.5229 6
D_{str}	1.0229 5	1.0157 4	1.0158 0	1.0157 5
R	0.9859 4	1.0000 0	0.9997 0	1.0000 0

© 1994-2013 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

完全分解的剩余项,而且剩余项为-1 3627.36万t标准煤,较大的剩余项影响分解的准确性。产生剩余项的原因在于AWT-PDM算法虽然解决PDM1与PDM2两种算法中的权数确定问题,但在假设PDM1与PDM2两种算法的分解结果相等的前提下确定权数的,这就导致了存在难以很好地解释剩余项。

由表2可以看出:与2005年相比,2010年中国制造业的能源强度下降了53.12%;能源强度效应占52.66%,结构效应均大于1,说明制造业各部门能源强度变化导致整体能源强度下降52.30%~52.70%,结构调整导致能源强度上升1.57%~2.29%。计算结果显示:Fisher算法与LMDI算法均是对能源强度比值的完全分解,没有剩余项,虽然Laspeyres算法和AMDI算法存在剩余项,但剩余项影响程度都相对较小,对整体的分解系数影响程度不大。AMDI算法有少量剩余项,与其他算法相比Laspeyres算法的剩余项最大。

5 结论

能源消费量增长是各国普遍关心的问题,产出的增减、能源利用效率的变化、产业结构的调整均会引起能源消费量的变化。学者们研究分为两条主线:能源消费绝对量的变化,能源强度的变化。对于能源消费绝对量变化的研究,最早出现的分解方法是Passche算法或Laspeyres算法,两种方法都在其他因素不变的条件下研究单因素的变化对能源消耗的影响,但两种方法均有剩余项。Marshall-Edgeworth算法通过对能源强度和产出量期初与期末的变化平均加权从而解决了剩余项问题。

RRS算法在Marshall-Edgeworth算法基础上进行了部分的改进,将其能源强度效应低于Marshall-Edgeworth算法的计算的能源强度归为结构效应。Se-Hark Park算法是对Laspeyres算法的发展,该算法体现出工业各部门产业结构调整对能源消费量的影响。Divisia算法可分为PDM1、PDM2和参数权重的PDM算法(AWT-PDM算法),由于存在权数确定问题,该算法不能很好的解决剩余项问题。Shapley算法是根据各要素贡献率提出的,其优点是可进行多因素分解,若分解为两因素的话该算法计算结果与Marshall-Edgeworth算法相同。在应用研究中,应首先明确能源消费与能源强度变化量要分解为几种因素的乘积,再根据研究结果的精度以及所能获得的数据选择恰当的分解方法。在研究能源消费变化量时,多为采用加法分解方法,若没有分行业数据,只能根据M-E算法与Shapley算法将其影响因素分解为产出效应与能源强度效应,计算结果一致;若用分行业数据则可以根据RRS算法与AWT-PDM算法进一步分解出结构效应。若分解出的因素多于三项时,Shapley算法优于M-E算法,Shapley算法根据各因素的贡献完全分解能源消费量的变化,而此时M-E算法则会有剩余项。另外,若要了解各因素联合效应,Se-Hark Park算法则为不错的选择。

在研究能源强度变化量时,有加法分解与乘法分解两种方法。两种方法相辅相成,加法分解方法反映的是绝对量的变化,乘法分解方法反映的是所占比例的变化。Laspeyres算法存在剩余项,Fisher算法与精炼的Laspeyres算法弥补了Laspeyres算法的缺陷。精炼的Laspeyres算法与Shapley算法结果是一致的。分解能源强度的算法AMDI与LMDI,AMDI有少量剩余项,其中LMDI是AMDI方法的进一步发展,消除了剩余项。

参考文献(References):

[1] Ang. B. W., Zhang.F.Q. A survey of index decomposition analysis in energy and environmental studies[J]. *Energy*, 2000, 25(12): 1149-1176.

[2] 张炎治,聂锐. 能源强度的指数分解分析研究综述[J]. 管理学报, 2008, (9): 647-650.

[3] Ang. B. W., F. L. Liua, Hyun-Sik Chungb. A generalized fisher index approach to energy decomposition analysis[J]. *Energy Economics*, 2004, 26(5): 757-763.

[4] 韩颖,马萍,刘璐. 一种能源消耗强度影响因素分解的新方法[J]. 数量经济技术经济研究, 2010, (4): 137-147.

[5] Ang. B. W., Liu F.L., Chew E.P., et al. Perfect decomposition techniques in energy and environmental analysis[J]. *Energy Policy*, 2003, 31(14): 1561-1566.

[6] Johan Albrecht, Delphine Fracois, Koen Schoors. A shapley decomposition of carbon emissions without residuals[J]. *Energy Policy*, 2002, 30: 727-736.

[7] Reitler. W., Rudolph. M., Schaefer. H.. Analysis of the factors influencing energy consumption in industry a revised method[J].

© 1994-2013 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

Energy Economics, 1987, 9(3): 145-148.
[8] Ang. B. W., Na Liu. Energy decomposition analysis: IEA model versus other method[J]. *Energy Policy*, 2007, 35: 1426-1432.
[9] Ang. B. W., S.Y. Lee. Decompositon of industrial energy consumption[J]. *Energy Economics*, 1994, 16(2): 83-92.
[10] Ang. B. W. Decomposition analysis for policymaking in energy: which is the preferred method[J]. *Energy Policy*, 2004, 32(9): 1131-1139.
[11] Sun. J. W., Ang B. W. Some properties of an exact energy decomposition model[J]. *Energy*, 2000, 25(12): 1177-1188.
[12] Ang. B. W. The LMDI approach to decomposition analysis: a practical guide[J]. *Energy Policy*, 2005, 33: 867-871.

A Comparative Study of Energy Consumption Decomposition Methods

SUN Zhaoyong[1,2], REN Baoping[1]
(*1. School of Economics and Management, Northwest University, Xi´an* 710127, *China;*
2. School of Economics and Management, Xi´an University of Technology, Xi´an 710054, *China*)

Abstract: Growth in energy consumption is a concern shared by many countries. Increases and decreases in output, energy efficiency and industrial structural adjustment cause changes in energy consumption. Here, we described various decomposition algorithms from the view of energy consumption and energy intensity change and compare results for decomposition across China's manufacturing industry. The factor decomposition method is a way to analyze reasons for changes that affect energy consumption. The energy decomposition method can be divided into the amount of energy consumption, and energy intensity. The Shapley algorithm, M-E algorithm, Se-Hark algorithm and AWT-PDM algorithm are common decomposition methods for energy consumption. The results of the two methods are the same, but the Shapley algorithm is more suitable for multi-factor decomposition. The Se-Hark Park algorithm and AWT-PDM algorithm better reflect the impact of the economic structure of energy consumption. The defect in the AWT-PDM algorithm is that the method cannot decompose the amount of change in energy consumption completely. The method of energy intensity decomposition is divided into multiplication decomposition, and sum decomposition. Multiplication decomposition reflects change in the rate of energy intensity, the sum decomposition reflects the amount of energy intensity change. The Laspeyres algorithm, Fisher Algorithm, AMDI algorithm and LMDI algorithm are common methods of energy intensity decomposition. Among these algorithms, the Fisher algorithm and LMDI algorithm can decompose the change in energy intensity completely, but the result of the Laspeyres algorithm and AMDI of algorithm results in residual items. Fisher and the refined Laspeyres algorithm makes up for the shortcomings of the Laspeyres algorithm. The results of the refined Laspeyres algorithm are equal with the Shapley algorithm. The decomposition of the AMDI algorithm results in small residual items and the LMDI algorithm which is a further development of the AMDI algorithm eliminates residual items.

Key words: Energy intensity; Factor decomposition; LMDI

© 1994-2013 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net