

经验模态分析的发展及其在经济分析中的应用*

何孝星 孙 涛

内容提要:本文从对经济领域非线性非平稳时间序列分析的述评出发,论述了传统时域和时频分析对非线性非平稳经济变量的局限性。在此基础上,本文系统性论证了经验模态分析与传统时域分析相结合以分析复杂经济变量的优越性,首次提出通过模态分解把线性时间序列分析拓展到非线性非平稳经济时间序列分析领域。更进一步,本文在对已有文献进行述评的基础上,首次确立了该方法在经济分析中的应用原则,并指明了进一步研究的重点和难点。

关键词:经验模态分解 非平稳 非线性 时频

一、前言

N. E. Huang 于 1998 年提出了一种非线性非平稳时间序列的分析方法—经验模态分解,又称为经验模态分析。最早的经验模态分析又简称成为 EMD(Empirical Mode Decomposition)技术,后来又不断发展创新为 EEMD(Ensemble Empirical Mode Decomposition)技术以及 CEEMD(Complete Ensemble Empirical Mode Decomposition)技术。

经验模态分析适用于非线性非平稳时间序列,是一种国际前沿的时间序列分解方法。较多应用于大气系统的分析预测,以解决大气过程的非线性和非平稳性。该理论通过逐级分解,将原时间序列分解成几个本征模态函数分量和一个趋势项,以表征原序列的非线性和非平稳性。它克服了现有时序分解方法严重依赖于分解基底函数形式选择的缺点(如 Fourier 分析中的三角函数系、TS 季节分解中的 ARMA 形式和小波分析中的小波函数系),尤其在处理短时间序列和强间歇性变动时间序列方面具有优势。

一方面,经济系统也是一个复杂多变的系统,非平稳性和非线性也是经济系统的本质,这使得经验模态分析在分析宏观经济方面具有很大的适用性。随着系统科学、混沌理论、分形理论等新学科的不断涌现,经济金融体系被认为是一个非线性的、具有正

反馈机制和混沌现象的复杂系统。普遍存在的长期记忆性使得政府的宏观调控必须兼顾市场长中短期的不同影响。另一方面,已有的经济系统内的时间序列分析方法,在分析经济变量之间的复杂关系时往往具有很大的局限性。无论是结构向量方程组,还是动态随机一般均衡模型的对数线性化,我们的研究往往回归到线性系统。这虽然简化了我们进行经济分析的难度,但是另一方面却又使模型的有效性受到过多依赖于平稳性和线性系统假设的质疑。对非平稳时间序列的处理方法,一般是将其转化为平稳序列,进而应用平稳时间序列的处理方法。但是,这往往损失了数据的部分信息并改变了数据的经济含义。而现有的非线性非平稳时间序列处理方法主要包括神经网络模型以及非线性协整理论等等,不但理论复杂深奥,而且经济意义越来越弱,数学意义越来越强,逐渐脱离了经济分析领域。

由此可见,学术界普遍使用的平稳以及非线性非平稳时间序列分析方法具有一定的局限性,不能完全满足复杂经济系统的分析预测需要。对于非线性非平稳的经济变量,经验模态分析提供了一种全新的视角。通过模态分解,我们可以将经济变量的非线性和非平稳性分解体现为几个不同的本征模态函数分量。依据经济波动叠加理论,通过对分解序列的分析来分析预测经济变量之间的复杂关系。这一方面避免了非线性协整理论过于复杂和经济意义

* 何孝星、孙涛,厦门大学经济学院,邮政编码:361005,电子邮箱:xiaoxinghe@163.com。本文是中央高校课题“当前国内外经济形势下主权财富基金发展比较”(T2013221014)的阶段性成果。感谢匿名审稿人的宝贵意见,文责自负。

弱的缺点,另一方面把平稳时间序列分析和协整理论的应用范围拓展到非线性非平稳领域。

本文剩余部分结构安排如下:第二部分,现阶段非线性非平稳经济时间序列分析述评;第三部分,经验模态方法发展介绍;第四部分,经验模态分析在经济分析中的应用;第五部分,总结以及进一步研究的方向。

二、现阶段非线性非平稳经济 时间序列分析述评

学术界对非线性非平稳经济时间序列数据的处理主要采用两种分析思路:第一种是时域分析法,直接对目标序列做变换以分析其随时间变化的结构特征(如:协整理论、神经网络模型、非线性协整分析等);第二种是时频分析法,首先把元时间序列分解成互不相关的周期分量,进而通过对各分量的分析预测揭示元序列的波动特征(如:频谱带回归、频谱滤波、频谱分析等)。

1. 时域分析。现在主流的经济时间序列分析大多沿用第一种方法,即以时域研究为主。早期的时间序列分析主要集中在平稳时间序列的分析。然而,经济基本面因素、宏观政策因素以及外部冲击随时间不断变动,这使得经济时间序列的非平稳性和非线性成为常态。Granger(1974)指出,单位根非平稳会带来伪回归的问题,并且造成传统检验方法的失效。这给以数据平稳为前提的时间序列分析造成了致命性打击。为此,学者们提出了大量数据平稳化的方法(如:取对数、差分等)。但是,这在将数据转化为平稳的同时改变了数据的统计特性,尤其是损失了长期趋势变动的信息。针对这一情况,学者们进一步在时域分析框架内发展了非平稳时间序列分析方法—协整理论。尤其是以 Engle & Granger(1987)所创立的线性协整理论为基石,对非平稳时间序列之间的长期均衡关系进行研究。在上述定义中,有两个必须满足的条件:第一,协整关系的两个变量必须是同阶单整的;第二,变量之间必须是长期的线性均衡关系。然而在现实经济系统中,经济变量自身以及不同变量之间往往具有非线性关系,协整理论的两个条件很难满足。

例如:假定甲乙两个经济变量为带漂移项的随机游走,所以甲乙都为单位根过程。丙经济变量为带漂移项的随机游走与自身波动周期的叠加过程。甲乙丙三个经济变量 $\{x_t\}$, $\{y_t\}$, $\{z_t\}$ 可以表示为:

$$\begin{cases} x_t = \gamma + \delta\omega_t + \varepsilon_t \\ y_t = \alpha + \beta\omega_t + \mu_t \\ z_t = \tau + \beta\omega_t + \sin\theta t + \delta_t \end{cases}$$

其中, ω_t 为随机游走, $\omega_t = \omega_{t-1} + \nu_t$, ε_t , μ_t , ν_t , δ_t 都是标准白噪声。

由于 $\{x_t\}$ 与 $\{y_t\}$ 拥有共同的随机趋势,故两者的线性组合 $\delta y_t - \beta x_t = (\alpha\delta - \beta\gamma) + (\delta\varepsilon_t - \beta\mu_t)$ 为平稳过程,故 $\{x_t\}$ 与 $\{y_t\}$ 协整,我们可以分析两个经济变量之间的关系。显然 $\{z_t\}$ 非平稳、非线性,不再是 $I(1)$, $\{z_t\}$ 与 $\{x_t\}$ 之间不能套用协整理论进行分析预测。但是,显然 $\{z_t\}$ 与 $\{x_t\}$ 之间也存在长期关系,只需将 $\{z_t\}$ 进行适当的频域分解就可以应用协整理论进行分析。但是,现有的经济范畴内的时间序列分析,往往忽视这种分解还原。

为了解决协整理论在非线性非平稳时间序列分析中的不足,学术界在时域分析框架内又发展了非线性协整理论。张喜彬、张世英(1998)通过在时间序列中引入分形理论,创立了分数维度时间序列分析理论,重新定义了协整的概念。通过对所研究变量进行特定的非线性变换,使变换后的变量之间满足协整要求。现有的研究主要非线性协整函数的估计以及非线性协整关系的检验两个方面做了大量理论性的探讨。关于最优非线性变换函数的存在以及估计,张喜彬和张世英做了大量的理论性研究。因其存在条件苛刻、数学方法复杂、缺乏经济学含义的缺点,非线性协整理论并未在经济研究中得到应用。此外,非线性协整分析大多基于神经网络模型,模型复杂,参数众多,缺乏直观的经济解释。神经网络模型是一种非线性非参数模型,它具有无需设定数据的分布函数即可逼近任意非线性函数的优点。近十年来,被引入到经济金融时间序列的分析预测。然而,目前被广泛应用的前馈型神经网络模型只反映输入层和输出层之间的映射关系,模型内部经济含义非常弱,分析预测的过程缺乏经济理论基础。

2. 频域分析。最早关于经济变量时频领域的研究起源于 Engle(1974)提出的频谱带回归理论(Band Spectrum Regression),该方法试图将时间序列分解为新的频率序列并考察不同频段对另一变量的影响。而非线性非平稳时间序列的频域分析始于 Hylleberg—Engle—Granger—Yoo(1990),该文进一步发展了线性协整理论,通过频域分解研究了不同季节频率上的单整和协整关系。Engle—Granger—Hylleberg—Lee(1993)进一步把协整检

验的方法扩展到不同频率上,该文指出 EG 两步法可以应用于经过滤波处理的时间序列。该文强调,在一个零频率和季节频率上都有单位根的非平稳序列,其不同频率上的协整关系可能是不同的。

目前,经济领域内的非线性非平稳时间序列常用的时频域分析方法有傅里叶变换、小波分析、TS 季节调整、HP 滤波、BP 滤波等等。这方面的研究有:衣维明(1995)运用频谱分析的傅里叶变换法分解汇率波动周期以预测汇率变动。苗敬毅(2008)运用频谱分析的隐周期理论检验了中国股价波动是否存在隐周期。刘尧成、丁剑平(2012)通过 BP 滤波将中美实际汇率和相对经济周期中的不同波动频率周期分量分离出来,通过分量时序的相位差和相干谱分析不同频率波动周期下两者的联动性。

这些频谱分析方法往往存在主观设定强、应用范围窄、频域分解不清晰以及混频现象严重的问题。傅里叶变换和小波变换本质上取决于分解基底函数的设定。TS 季节调整本质上是差分算子运算,只能粗略分解出长期趋势、季节成分和不规则成分。其中,季节成分是主观设定;长期趋势和不规则成分的分解过于简单,存在混频现象。HP 滤波需要假定数据差分平稳,并且只能分解出趋势项和周期项,混频现象严重。BP 滤波需要设定过滤的“带宽”,所获得的周期项和非周期项也存在主观性强和混频的问题。主观性和混频这两个难题使得现有频域分析的经济意义大打折扣,严重影响了经济分析的有效性。

频率分解得出的分量是纯数学意义还是具有经济物理意义,是时频分析是否具有经济适用性的关键。经验模态分解是一种数据自适应的分解过程,分解出的模态分量具有实际的物理意义并且混频现象大大减弱,很好地适应了经济波动叠加理论,具有理论和实践上的适用性。此外,经验模态分析提供了一种时频和时域相结合的分析方法,拓展了协整理论的应用范围,使得我们可以利用平稳以及线性协整理论分析非线性非平稳数据,从而避开非线性协整理论的复杂过程。利用经验模态分解,我们把复杂经济系统内部的非线性非平稳变量以及变量之间的非线性以及正反馈关系分解为具有经济意义的本征模态分量。根据经济变量的波动叠加理论,通过对本征模态分量的考察,分析不同频率下经济变量的波动从而分析预测经济变量的整体变化,分析不同频率下经济变量之间的相互关系从而全面考察经济变量之间的正反馈关系。

三、经验模态方法发展介绍

最早的经验模态分析方法是 N. E. Huang 于 1998 年提出的经验模态分解技术,又简称成为 EMD (Empirical Mode Decomposition) 技术。Z. Wu & N. E. Huang 在 2009 年又进一步发展创新了 EEMD (Ensemble Empirical Mode Decomposition) 技术。经验模态方法的最新进展是 M. E. Torres, M. A. Colominas, G. Schlotthauer & P. Flandrin 在 2011 年提出的 CEEMD (Complete Ensemble Empirical Mode Decomposition) 技术。

1. EMD 算法简介。EMD 算法将非线性非平稳时间序列分解为有限个 IMF 分量,不同分量的瞬时频率具有物理意义并且各不相同。这要求分解出的 IMF 分量不存在骑行波,即必须满足:

(1) IMF 序列关于零均值线是局部对称的。

(2) IMF 序列穿过零点和极值点的数目相差不超过 1。

具体做法是设定一个终止条件,按要求对原序列进行筛选。主要步骤如下:

(1) 把原序列 $x(t)$ 的局部极大值和局部极小值分别用三阶样条曲线连接起来,生成上下两条包络线,取上下包络线的均值线 $m_1(t)$ 。

(2) 第一次筛选,把原序列 $x(t)$ 与均值线 $m_1(t)$ 做差筛选出新的分量序列 $h_1(t)$ 。即:

$$h_1(t) = x(t) - m_1(t)$$

(3) 重复筛选,把上一次筛选得到的分量 $h_{1(k-1)}(t)$ 作为原序列重复筛选,直至第 k 次筛选得到的分量序列 $h_{1k}(t)$ 满足 IMF 分量的两个条件,并且 $h_{1(k-1)}(t)$ 与 $h_{1k}(t)$ 之间的标准差小于门限值 SD , 则把 $h_{1k}(t)$ 记为 c_1 , 作为第一个 IMF 分量。即:

$$c_1 = h_{1k}(t) = h_{1(k-1)}(t) - m_{1k}(t)$$

(4) 把原序列 $x(t)$ 与 c_1 做差记为 $x_1(t)$, 并重复第二步和第三步,依次得到 IMF 分量 $c_1, c_2 \dots c_n$, 直至 $x_{n+1}(t)$ 序列不能再分解出 IMF 分量,此时把 $x_{n+1}(t)$ 称为趋势项。

筛选过程的门限值 SD 主要依据资料通过实验来获得,通常情况下一般设定为 $0.2 \sim 0.3$ 。

2. EEMD 方法简介。为了解决 EMD 方法出现的部分混频现象 (IMF 分量之间由于出现相同的频率序列或者单个分量序列频率不唯一), Z. Wu & N. E. Huang (2009) 在 EMD 的基础上提出了 EEMD 方法。

该方法的基本原理是将白噪声引入原序列,通过多次试验求平均的方法求解 IMF 分量,以克服 EMD 的混频问题。主要步骤如下:

(1) $x^i(t) = x(t) + \omega^i(t)$, $\omega^i(t)$ 为白噪声序列 ($i = 1, 2, \dots, I$)

(2) 每个新序列 $x^i(t)$ 都按照 EMD 的步骤分解为 $c_1^i, c_2^i, \dots, c_k^i$ ($i = 1, 2, \dots, I$)。

(3) 定义 EEMD 的分解序列 $\bar{c}_j = \frac{1}{I} \sum_{i=1}^I c_j^i$, $j = 1, 2, \dots, k$ 。

(4) 原序列减去各个 IMF 分量 $\bar{c}_1, \dots, \bar{c}_j$ 得到趋势项 R 。即:

$$R = x(t) - \sum_{j=1}^k \bar{c}_j$$

3. CEEMD 方法简介。EEMD 解决了 EMD 带来的混频问题,但是却产生了新的问题。重复引入相同的白噪音并不适用于所有阶段的模态筛选,这导致了较高的计算误差。鉴于此 M. E. Torres (2011) 在 EEMD 的基础上提出了 CEEMD 的方法。CEEMD 方法在解决 EMD 混频问题的同时,减小了计算误差,提高了分解效率。

该方法的主要思想是,在每个分解阶段添加特定的白噪音。与此同时,通过前一个模态序列构造特定的残差序列以求解下一个模态序列。主要步骤如下:

$$(1) \tilde{c}_1 = \frac{1}{I} \sum_{i=1}^I c_1^i = \bar{c}_1。$$

(2) $\tilde{c}_2 = \frac{1}{I} \sum_{i=1}^I C_1(r_1(t) + \epsilon_1 C_1(\omega^i(t)))$ 。其中,运算符 $C_j(\bullet)$ 为给定一个序列,运用 EMD 技术求其第 j 个 IMF 分量; ϵ_1 为给定的噪声振幅; $r_1(t) = x(t) - \tilde{c}_1$ 。

(3) $\tilde{c}_{j+1} = \frac{1}{I} \sum_{i=1}^I C_1(r_j(t) + \epsilon_j C_j(\omega^i(t)))$, $j = 1, 2, \dots, k$ 。其中, ϵ_j 为给定的噪声振幅; $r_j(t) = r_{j-1}(t) - \tilde{c}_j$; 筛选终止条件,当 $j = k$ 时, $C_1(r_j(t) + \epsilon_j C_j(\omega^i(t)))$ 满足 EMD 中止条件。

(4) 原序列减去各个 IMF 分量 $\tilde{c}_1, \dots, \tilde{c}_k$ 得到趋势项 R 。即:

$$R = x(t) - \sum_{j=1}^k \tilde{c}_j$$

四、经验模态分析在经济分析中的应用

国内现有的应用经验模态分析进行经济分析的

论文还不太多,这一方法还未得到广泛的应用。已有的研究大多围绕以下两个主题展开。第一,将单个经济变量的时间序列进行模态分解,通过各个 IMF 分量的变化分析预测总体指标的变化趋势。第二,将多个经济变量的时间序列进行模态分解,分析不同频率分量下经济变量之间的关系。这两个主题又经历了两个不同的发展阶段,第一阶段是直接利用经验模态获得的 IMF 分量展开分析,第二个阶段是把分解得到的 IMF 分量进行重构为高频、低频和趋势分量再展开分析。

单经济变量模态分析第一阶段的文献相对较少,多见于早期的研究,主要有秦宇(2008)运用 EMD 技术将上海股票价格分解为长期趋势以及几个非周期循环分量,并对各个分解序列的经济意义进行了详细的分析。这类研究的不足在于经验模态分析得到的 IMF 分量数量过多(一般为 7—10 个),彼此之间区分度不大,很难赋予严格的经济意义,严重影响了经济分析的有效性。第二阶段的研究大多借鉴了 Baxter & King(1999)的做法来解决这一难题。Baxter & King(1999)在研究经济周期时将产出中波动周期为 6 至 32 个季度的周期分量认定为是较为纯粹的经济周期成分。而频率太低(波动周期长于 32 个季度)和太高(波动周期短于 6 个季度)的周期分量分别被视作趋势项和噪声干扰项。所以第二阶段的研究大多将经验模态分解得到的 IMF 分量按照频率的高低重组为高频随机扰动分量、低频周期波动分量以及长期趋势三个部分,并在经济分析中相应赋予严格的经济意义。这方面的文献有朱帮助、王平、魏一鸣(2012)运用 EMD 技术将欧洲气候交易所碳期货价格数据分解重组为短期供需失衡和市场随机活动影响、中期重大事件影响以及长期趋势三个分量序列,并详细分析了这三个分量对碳市场交易价格的影响。阮连法、包洪洁(2012)运用 EEMD 技术将杭州住宅价格分解重组为由经济基本面决定的长期趋势、金融危机等重大事件带来的低频振动和短期市场不均衡导致的随机波动三个分量序列,并通过对比发现分解序列与经济事实相符,并且总体预测效果更好。王瑞君(2013)运用 EEMD 技术将沪深股指分解为高频、低频和趋势项三个分量序列,并分别考察了各分量序列对总股指的影响以及它们之间的作用关系。徐进亮、常亮(2013)运用 EEMD 技术将非平稳的国际铜价分解重组为正常市场波动、重大事件影响、长期趋势等三个具有经济意义的时间序列,通过分先分解后组合

的方法对国际铜价的短期波动进行预测,获得很高的准确度。

多经济变量模态分析第一阶段的文献也较少,所面对的问题同样在于 IMF 分量数量过多、区分度不大,很难赋予严格的经济意义,经济分析的有效性受到质疑。这一方面的文献有:管卫华、林振山、顾朝林(2006)利用 EMD 技术将中国区域经济发展差异指标和要素投入指标进行了分解,在每一个分量序列上考察了投入要素差异对区域经济发展差异的贡献,发现在不同的频率尺度上占主导地位的投入要素不尽相同。史美景、曹星婉(2012)运用 EMD 技术将我国通货膨胀率以及股票实际收益率进行了分解,并分别考察了不同频率序列二者的相互关系,发现长中短周期的关系不尽相同。

第二阶段的文献同样是借鉴 Baxter & King (1999)的思想对模态分解得到的 IMF 分量序列进行重构,并且也大多重组为高频随机扰动序列、低频周期波动序列和趋势项三个部分,然后利用重构序列研究变量之间的相互关系。这方面的文献有:王晓芳、王瑞君(2012)运用 EEMD 技术将上证综指分解为高频、低频和趋势项三个分量序列,并对比分析了宏观经济变量对上证综指低频和趋势序列的不同影响。王晓芳、王瑞君(2013)运用 EEMD 技术将 CPI 序列和 PPI 序列分解重构为高频分量、低频分量和趋势项三个部分,并对重构分量进行格兰杰因果关系检验以考察在不同频率上 CPI 和 PPI 两者之间的传导关系,发现在高频、低频和趋势序列中两者具有不同的因果关系。

由此可见,经验模态方法在经济学中的应用刚刚起步,只有为数不多的初步应用该方法的开拓性论文,并未引起经济学界的足够重视。已有的研究大多基于该方法的初步应用,缺乏系统性论证与方法创新,与经济理论的融合也不够紧密,这导致该方法在经济领域应用范围相对狭窄。从学术界应用该方法的研究趋势来看,直接利用经验模态分解获得的 IMF 分量展开分析的研究方法已经逐渐被摒弃,利用 IMF 分量重构具有经济理论基础的 IMF 分量序列成为进一步的研究趋势。我们通过对第二阶段的文献进行梳理总结后发现:虽然大多数研究普遍借鉴 Baxter & King(1999)在研究经济周期时对高频分量、低频分量和趋势项的划分思路,但是,不同经济变量之间频率高低的判断标准并不完全相同。与此同时,经济变量之间随着影响因素的不同以及经济系统结构的不同,最优的重构模式也必将不同。因

此,我们得出重要结论:最优的重构模式随着经济变量的不同而不同,重构分量序列能否与经济理论紧密融合将是经济分析中应用该方法的重要原则。

五、总结以及进一步研究的方向

本文从对经济领域非线性非平稳时间序列分析发展的评述出发,论述了传统时域分析和时频分析对非线性非平稳经济变量的局限性。在此基础上,本文系统性论证了经验模态分析与传统时域分析相结合以分析复杂经济变量的优越性,为经济系统内非线性非平稳时间序列的预测分析提供了新的视角,拓展了经济变量时间序列分析的方法。更进一步,本文对经济领域内应用经验模态分析的论文进行了述评,并提出经济变量之间随着影响因素的不同以及经济系统结构的不同,最优的重构模式也必将不同的重要结论。

经济金融系统是一个复杂的系统,往往具有反馈效应,经济变量之间往往具有多种不同的影响渠道,并且大多反映在不同的时间频率上。这种变量之间的复杂影响,往往使得经济变量呈现出非线性和非平稳性。现有研究对于非线性非平稳性的经济变量的处理思路往往将其直接转化为线性平稳数据来处理,这损失了很多信息,导致研究结论出现偏颇。不同数据处理方法不同,结论往往不同。而处于前沿的经验模态分析方法,通过对经济变量时间序列的分解重构,把一个非线性非平稳的过程分解成具有实际意义的线性平稳过程的叠加。进而,我们可以把非线性非平稳时间序列分析转化成对分解得到的每一个线性平稳过程的分析。

该方法把平稳时间序列领域的传统分析方法拓展到非线性非平稳时间序列领域,给非线性非平稳时间序列的分析提供了全新的思路,对于分析复杂经济金融系统的时间序列具有良好的适用性。一方面,我们可以通过经验模态分解得到的分量序列来分析预测经济变量整体的变化。通过对时间序列的时频分解,我们可以把单个经济变量的不同影响因素互相隔离。因此,该方法在考察单个因素变化对经济变量的影响时比较传统时间序列分析具有更高的准确性。另一方面,利用经验模态分解我们可以把一个一维的非线性关系按照经济意义分解重构成多维的线性关系,进而全面又不偏颇地考察变量之间的复杂关系。在研究多个变量的复杂经济系统时,时频分解可以更好地分析不同变量之间的正反馈机制。通过全面考察在不同频率下经济变量之间

的相互关系,可以更好地解决传统时间序列分析中关于经济变量之间复杂关系的争论。如CPI与PPI关系的争论,地价与房价关系的争论,股价和房价关系的争论等等。不只是谁决定谁的问题,应该是把两者之间的各种影响渠道,以及变量自身的各种影响因素,通过数据分解重构,充分发掘出来。这对于解决这一系列“历史悬案”,具有开拓性的指导意义。

进一步研究的难点在于:如何将经验模态分解得到的IMF分量进行重构,并赋予严格的经济意义。正如前文所述,不同的经济变量之间随着影响因素的不同以及经济系统结构的不同,最优的重构模式也必将不同。因此,如何选择具有严格经济意义的重构分量将是进一步研究的重点与难点。

不同的重构模式将会对经验模态分析的有效性产生重要影响。依据经济理论进行IMF分量的重构是经济分析中应用该方法的重要原则。对于单个经济时间序列的模态分解,该经济变量的不同影响因素可以作为划分IMF重构分量的重要标准。例如:部分变量的最优重构模式可以由反映随机冲击的高频随机波动分量、反映该变量自身周期波动的周期分量、反映外部影响因素重大冲击的外部响应分量、反映长期变动规律的趋势性分量这四个部分组成。对于多个经济变量之间复杂关系的模态分解,经济变量之间的相互关系以及不同影响机制可以作为划分IMF重构分量的重要标准。例如:部分经济变量之间相互关系研究的最优重构分量可以由反映变量自身周期波动的个体周期分量、反映变量自身随机冲击的高频随机波动分量、反映变量之间长期关系的趋势分量、反映变量之间短期关系的低频分量这四个部分组成。

参考文献:

- Baxter, M. & R. G. King(1999), "Measuring business cycles: Approximate band-pass filters for economic time series", *Review of Economics and Statistics* 81: 575 - 593.
- Engle, R. F. (1974), "Band spectrum regression", *International Economic Review* 15:1-11.
- Engle, R. F., C. W. J. Granger, et al(1993), "Seasonal cointegration: The Japanese consumption function", *Journal of Econometrics* 55:275-298.
- Granger, C. W. J. & P. Newbold(1974), "Spurious regressions in econometrics", *Journal of Econometrics* 2:111-120.

- Huang, N. E. et al(1998), "The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis", *Proc. R. Soc. Lond. A*, vol. 454, pp. 903 - 995.
- Hylleberg, S., R. F. Engle, C. W. J. Granger et al(1990), "Seasonal integration and co-integration", *Journal of Econometrics* 44:215-228.
- Torres, M. E. et al(2011), "A complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise", *IEEE Int. Conf. on Acoust., Speech and Signal Proc. ICASSP-2011*, pp. 4144-4147, Prague (CZ).
- Wu, Z. & N. E. Huang(2009), "Ensemble empirical mode decomposition: A noise-assisted data analysis method", *Advances in Adaptive Data Analysis* 1(1):1-41.
- 梵智 张世英,2005:《非线性协整建模研究及沪深股市实证分析》,《管理科学学报》第8期。
- 管卫华 林振山 顾朝林,2006:《中国区域经济发展差异及其原因的多尺度分析》,《经济研究》第7期。
- 刘尧成 丁剑平,2012:《中美两国汇率波动与相对经济周期的联动性——基于频谱分析的研究》,《上海经济研究》第2期。
- 苗敬毅,2008:《中国股市波动性的隐周期研究》,《数理统计与管理》第9期。
- 秦宇,2008:《应用经验模态分解的上海股票市场价格趋势分解及周期性分析》,《中国管理科学》第10期。
- 阮连法 包洪洁,2012:《基于经验模态分解的房价周期波动实证分析》,《中国管理科学》第6期。
- 史美景 曹星婉,2012:《基于EMD的时间序列不同频率波动及趋势研究》,《统计与决策》第16期。
- 徐进亮 常亮,2013:《国际铜价波动性研究——基于EEMD-SVM技术分析》,《价格理论与实践》第5期。
- 王瑞君,2013:《沪深股市结构特征及作用关系研究——基于EEMD和状态空间模型》,《北京理工大学学报》(社会科学版)第2期。
- 王晓芳 王瑞君,2012:《上证综指波动特征及收益率影响因素研究——基于EEMD和VAR模型分析》,《南开经济研究》第6期。
- 王晓芳 王瑞君,2013:《总体经验模式分解视角下的PPI与CPI波动特征及其传导关系研究》,《数量经济技术经济研究》第5期。
- 衣维明,1995:《汇率周期的频谱分析与预测》,《南开学报》第4期。
- 张喜彬 张世英,1998:《关于单整时间序列非线性变换的研究》,《系统工程学报》第13期。
- 朱帮助 王平 魏一鸣,2012:《基于EMD的碳市场价格影响因素多尺度分析》,《经济学动态》第6期。

(责任编辑:白丽健)