

DOI:10.13216/j.cnki.upcjess.2019.04.0001

基于时间序列分解与重构的能源价格分析研究

李 享^{1,2},王 珏^{1,2},王 震^{1,2},周 浩^{1,2}

(1. 中国科学院 数学与系统科学研究院,北京 100190; 2. 中国科学院大学 经济与管理学院,北京 100190)

摘要:能源是促进社会经济发展、保证人民生活生活质量的重要基础。能源价格变化与世界经济走势密切相关,与国际关系、各国政策也有紧密联系。但能源价格近年来波动剧烈,加大了价格序列的分析复杂度,因此分解重构方法在能源价格序列分析预测中得到越来越广泛的应用。以原油期货价格为例,应用四种常见的分解方法(小波变换、奇异谱分析、经验模态分解、变分模态分解)进行分析与对比,实证表明,四种分解方法可以得到相似的分解量,并且分解方法可以有效地分离价格序列的多种波动特征,降低序列分析复杂度。除此之外四种分解方法也存在不同的优势:小波变换选择合适的基函数可以获得良好的正交性,奇异谱分析可以有效提取信号的主要成分,经验模态分解算法实现快速简单且无需设置参数,变分模态分解选择合适的分解数量可以有效避免模态混叠现象。结果表明,针对数据特点和分析目的选择合适的分解方法可以更有效地对能源价格进行分析。

关键词:能源价格;原油期货;分解;重构
中图分类号:F426.22 **文献标识码:**A **文章编号:**1673-5595(2019)04-0001-08

一、引言

能源问题一直以来都是世界各国共同关注的话题。能源问题不仅与世界经济走势密切相关,对世界格局、国际关系等也有着深远的影响。随着世界经济不断发展,各国对能源的需求与日俱增,而且世界不可再生能源分布不均,能源作为上游产业,其价格变化会对各种经济社会生活以及政治军事活动产生重要影响。因此研究能源价格波动,对辅助政策制定、促进经济平稳发展有很大的现实意义。

目前已有大量针对能源价格分析预测的研究,分析方法主要集中于单维度时间尺度分析和多尺度波动分析。单维度时间尺度分析主要对能源价格自身波动性质、能源价格与其他因素间的相互影响进行研究。Mastrangelo 利用计量经济学和统计方法对天然气现货价格波动性进行了分析,结果表明天然气现货价格波动存在很强的季节性特征,且波动性

与库存存在相关性。^[1] Alterman 对天然气与原油价格波动特征进行了对比研究。^[2] Lin 等人建立了马尔可夫转换波动率模型(Markov-switching volatility model)来分析天然气指数收益率波动。^[3] Guo 等人通过脉冲响应函数和方差分解来分析煤炭价格与相关因素之间的动态关系。^[4] Wang 等人通过结构方程模型(Structural Equation Modelling, SEM)研究原油价格变化。^[5]

由于能源价格走势受到多种复杂因素的影响,直接针对价格序列进行分析具有很大难度,因此分解集成方法逐渐被广泛应用在能源价格分析预测中。通过分解集成方法可以有效地将复杂原始价格序列的多种波动特征分离并进行独立分析。小波变换(Wavelet Transform, WT)在众多领域中都得到了广泛应用。Ran 等人将 WT 方法应用到能源价格分析领域中,发现 WT 方法可以有效提取电力价格波

收稿日期: 2019-01-05
基金项目: 国家自然科学基金面上项目(71771208, 71871213)
作者简介: 李 享(1994—),女,天津人,中国科学院数学与系统科学研究院,硕士研究生,研究方向为经济预测与智能计算。
通信作者: 王 珏(1978—),女,山东青岛人,中国科学院数学与系统科学研究院研究员,博士,研究方向为人工智能与经济预测。

动率的高频、低频特征,且分析发现电力价格序列具有稳定变化的特征。^[6] Zhang 等人首先将经验模态分解(Empirical Mode Decomposition, EMD)方法及其改进得到的集成经验模态分解(Ensemble EMD, EEMD)方法应用到价格序列分析中,并通过对高频、低频、趋势模式序列重构,分析原油价格由正常供需不平衡或其他市场活动引起的短期波动、重大事件冲击的影响以及价格长期走势。^[7] 随后, Zhang 等人又使用 EMD 方法分析了极端事件对原油价格的影响,结果表明基于 EMD 的事件分析方法为估计极端事件对原油价格变动的影响提供了一个可行的解决方案。^[8] 徐进亮等人将 EEMD 方法应用到煤炭价格分析中,并利用分解重构的方法建模进行了价格预测。^[9] Geng 等人使用 EEMD 方法从多尺度视角分析了北美、亚洲和欧洲市场天然气价格的波动性质,并进一步使用互相关系数方法研究了原油价格等因素与天然气各多尺度组成部分间的互相关关系。^[10] 奇异谱分析(Singular Spectrum Analysis, SSA)在提取时间序列的主要波动模式中应用广泛, Miranian 等人将其应用到电力价格分析预测中,将原始电力价格分解为趋势分量、周期分量和噪声分量进行分析。^[11] 变分模态分解(Variational Mode Decomposition, VMD)是近年新提出的一种分解方法,因为其能抑制 EMD 方法中常见的模态混叠现象,且对噪声更具鲁棒性,近年来越来越多地被应用于能源价格分析预测中。E 等人提出了一种基于 VMD 和独立分量分析(Independent Component Analysis, ICA)的方法分析了独立成分对原油价格的影响,并用于预测中。^[12]

综上梳理,分解方法是能源价格分析中的一个热点研究问题。本文将系统地对比不同分解方法下,以原油为例的能源价格分解分析的异同。全文结构安排如下:第二节将介绍四种常见的序列分解方法;第三节将以原油期货价格为例使用四种分解方法,并对四种分解结果进行分析与对比;第四节将对本文进行总结。

二、方法概述

目前常见的序列分解方法有四种:小波变换、奇异谱分析、经验模态分解和变分模态分解。以上四种分解方法在实际应用的研究中已较为常见,理论较为成熟,目前已有的众多分解方法大部分是基于以上四种方法改进得到的。

(一) 小波变换

小波变换^[13] (WT)是信号时频分析的理想工具。类似于傅里叶变换将原函数分解为一系列正弦

函数的线性组合,小波变换将某时段内的函数分解为一系列小波基函数的线性组合,其中小波基函数是某种母小波函数经过平移变换和尺度变换后得到的一系列小波函数和尺度函数。小波变换将傅里叶变换中无限长的三角函数基函数变换为有限长且会衰减的小波基函数,从而可以同时获得频率信息和时间信息。

小波变换定义如下:

$$WT_{x,(a,\tau)} = \frac{1}{\sqrt{a}} \int x(t) \psi^* \left(\frac{t-\tau}{a} \right) dt \quad (1)$$

$$= \langle x(t), \psi_{a,\tau}(t) \rangle$$

式中: $\psi(t)$ 是母小波函数; $a > 0$ 为尺度因子, a 取值小时在频域上可以用于分析较高频率; τ 为平移因子,通过改变 τ 可以对小波进行时轴上的平移。若 t, τ, x 都连续,则为连续小波变换。

如果取 a, b 为离散量,则可以得到离散小波族。离散小波变换定义如下:

$$DWT_f^\psi(j, k) = a_0^{-j/2} \sum_{n=-\infty}^{\infty} x(n) \psi(a_0^{-j}n - kb_0) \quad (2)$$

式中:尺度参数 $a = a_0^j$,平移参数 $b = kb_0$ 。Mallat 给出了一种快速算法,通过将小波函数和尺度函数作为低通、高通滤波器对尺度空间分解,再系数重构,得到分解序列:

$$\text{分解 } c_j^k = \frac{1}{\sqrt{2}} \sum_{n \in Z} c_n^{k-1} \overline{h_{n-2j}}, d_j^k = \frac{1}{\sqrt{2}} \sum_{n \in Z} c_n^{k-1} \overline{g_{n-2j}}$$

$$\text{重构 } (\overline{H_a})_j = \frac{1}{\sqrt{2}} \sum_{n \in Z} h_{j-2n} a_n, (\overline{G_a})_j = \frac{1}{\sqrt{2}} \sum_{n \in Z} g_{j-2n} a_n \quad (3)$$

式中: c_j^k, d_j^k 为小波分解系数, h_n, g_n 为离散滤波器。每次分解后都再对低频部分进行类似的分解,得到一个低频和一个高频部分。

与传统傅里叶变换相比,小波变换可以同时得到时域和频域的信息,并在短时傅里叶变换的基础上克服了窗宽选择难的问题。针对不同的序列选择不同的小波基函数可以实现对序列的多尺度细节分析,但在实际应用中小波基函数和分解层数的选择存在一定困难,选用不同小波基函数分解结果有时会有较大差异。

(二) 奇异谱分析

奇异谱分析^[14] (SSA)是一种广义功率谱分析,在研究时间序列周期震荡行为上有较多应用。奇异谱分析首先根据时间序列自身的周期特性和观测时段选取窗宽 L 构造轨迹矩阵 $\mathbf{X}$,再对轨迹矩阵进行分解重构,贡献率小于一定阈值的分量作为无明显规律的噪声分解量,由此实现对时间序列结构的分

析,提取有效信息并过滤噪声。具体算法如下:

1. 对给定序列 $x(t)$, 根据窗宽 L 构建轨迹矩阵:

$$X = (x_{ij})_{i,j=1}^{L,K} = \begin{bmatrix} x_1 & \cdots & x_{T-L+1} \\ \vdots & & \vdots \\ x_L & \cdots & x_T \end{bmatrix} \quad (4)$$

式中, $K = T - L + 1$ ($1 < L \leq \frac{T}{2}$)。

2. 对轨迹矩阵 X 进行 SVD (Singular Value Decomposition) 分解:

$$X = \sum_{i=1}^d \sqrt{\lambda_i} U_i V_i^T = \sum_{i=1}^d X_i \quad (5)$$

式中: $d = L^*$, $L^* = \min(L, K)$ 。集合 $\{\sqrt{\lambda_i} \mid \sqrt{\lambda_1} \geq \cdots \geq \sqrt{\lambda_d}\}$ 为矩阵 X 的谱。分解矩阵 $X_i = \sqrt{\lambda_i} U_i V_i^T$ 秩为 1。

3. 采用对角平均的方式将分解矩阵 $X_i = (x_{l,k}^{(i)})_{l,k=1}^{L,K}$ 转换为分解子序列 $\tilde{x}_l = (\tilde{x}_1^{(i)}, \cdots, \tilde{x}_T^{(i)})$:

$$\tilde{x}_k^{(i)} = \begin{cases} \frac{1}{k} \sum_{m=1}^k x_{m,k-m+1}^{(i)} (1 \leq k < L^*) \\ \frac{1}{L^*} \sum_{m=1}^{L^*} x_{m,k-m+1}^{(i)} (L^* \leq k \leq K^*) \\ \frac{1}{T-k+1} \sum_{m=k-K^*+1}^{N-K^*+1} x_{m,k-m+1}^{(i)} (K^* < k \leq T) \end{cases} \quad (6)$$

奇异谱分析是一种结合了经典时间序列分析、多元统计分析、动力系统、信号处理等领域知识的时间序列分析与预测技术,不需要假设序列满足平稳性条件,具有非常广泛的适用性。但是奇异谱分析也存在参数选择困难的问题,已有研究提出奇异谱分析窗宽 L 最佳区间在一个原始周期 $T \sim T/2$ ^[15]。原始周期较大的情况下分解得到的序列数量较多,此时过滤噪声的阈值选择也会对序列结构分析产生一定影响。

(三) 经验模态分解

经验模态分解^[16] (EMD) 是 Huang 等人提出的一种自适应的信号时频分析算法。EMD 分解假设序列由若干本征模态函数 (Intrinsic Mode Function, IMF) 组成,根据数据本身的局部特征,从原始时间序列中提取波动模式。IMF 的定义为:IMF 极值点和过零点个数相差不大于 1;IMF 任意时刻点局部上包络线和下包络线均值均为 0。

IMF 的定义保证了 EMD 分解出的 IMF 是有周期性的函数且均值为 0,但其振幅和频率在不同时间是可变的。设原始序列为 $x(t)$, EMD 算法提取 IMF 的过程如下:

1. 识别原始序列 $x(t)$ 中的所有局部极大值点和极小值点,通过三次样条插值得到上包络线 $e_{\max}(t)$ 和下包络线 $e_{\min}(t)$ 。

2. 逐点计算上包络线和下包络线均值 $m(t) = \frac{e_{\max}(t) + e_{\min}(t)}{2}$ 。

3. 判断 $d^1(t) = x(t) - m(t)$ 是否符合 IMF 定义。如果符合定义,则将 $d^1(t)$ 作为一个 IMF 提取出来,对 $r(t) = x(t) - d^1(t)$ 继续重复以上步骤提取 IMF。如果不符合定义,则对 $d^1(t)$ 重复以上过程;假定迭代 n 次后得到的 $d^n(t)$ 满足定义条件,则提取 $d^n(t)$ 作为一个 IMF,对 $r(t) = x(t) - d^n(t)$ 继续重复以上步骤提取 IMF。

4. 当剩余量 $r(t)$ 为单调函数或常量时,EMD 分解过程停止。

EMD 方法无需预先设定基函数、选择参数,仅依据自身的时间尺度特征进行序列分解,在非线性非平稳时间序列分析研究中应用广泛。但 EMD 方法与其他三种分解方法相比缺乏数学理论,分解结果高度依赖于极值点的查找方法和停止准则,在实际应用中容易存在模态混叠、端点效应等问题。

(四) 变分模态分解

变分模态分解^[17] (VMD) 是 2014 年提出的一种序列分解技术。VMD 假设每个模态 $u_k(t)$ 是具有中心频率 ω_k 的有限带宽,以所有模态估计带宽之和最小为目标构造优化问题,并使用交替方向乘子法迭代求解。

为估计模态带宽, VMD 方法首先通过 Hilbert 变换获取每一个模态 u_k 的单侧频谱,通过所估计的中心频率指数调谐方式将频率变换到“基带”估计中心频率,再对解调信号的 H^1 范数用高斯平滑方法来估计带宽,通过以下约束变分问题来实现分解:

$$\min \left\{ \sum_k \left\| \partial_t \left[\delta(t) + \frac{j}{\pi t} * u_k(t) \right] e^{-i\omega_k t} \right\| \right\} \quad (7)$$

s. t. $\sum_k u_k = f(t)$

式中: $u_1, \cdots, u_k$ 和 $\omega_1, \cdots, \omega_k$ 分别代表所有的模态和相应的中心频率; $\delta(t)$ 为 Dirac 分布; $*$ 为卷积。为将以上问题转化为无约束优化问题并保证收敛性,考虑平方惩罚以及 Lagrange 乘子 λ , 引入增广 Lagrange 函数如下:

$$L(\{u_k\}, \{\omega_k\}, \lambda) = \alpha \sum_k \left\| \partial_t \left[\delta(t) + \frac{j}{\pi t} * u_k(t) \right] \right\|_2^2 + \left\| f(t) - \sum_k u_k(t) \right\|_2^2 + \langle \lambda(t), f(t) - \sum_k u_k(t) \rangle \quad (8)$$

式中: α 表示带宽参数, λ 为 Lagrange 乘子。对上式

使用交替方向乘子法转化为一列子问题并在傅里叶域中直接求解得到:

$$\hat{u}_k^{n+1}(\omega) = \frac{\hat{f}(\omega) - \sum_{i \neq k} \hat{u}_i(\omega) + \frac{\hat{\lambda}(\omega)}{2}}{1 + 2\alpha(\omega - \omega_k)^2} \quad (9)$$

$$\omega_k^{n+1} = \frac{\int \omega |\hat{u}_k(\omega)|^2 d\omega}{\int |\hat{u}_k(\omega)|^2 d\omega}$$

相较 EMD 的递归筛选模式,VMD 将信号分解转化为非递归的变分模态分解模式,在噪声鲁棒性上明显优于 EMD,且在模态数量取值适合的情况下可以有效抑制模态混叠现象。但 VMD 需要预定义模态个数和带宽参数,在实际应用中参数选择存在一定困难。

三、实证分析

原油是目前最重要的能源之一,在全球现货贸易中占相当重要的比重,也与各国政治、经济密切相关。原油通过炼制加工可以得到复杂多样的原油产品,因此其与现代工业发展息息相关。由于期货市场的流动性远大于现货市场,期货价格对信息的反应更敏感,在价格分析中起着重要的作用。本节将以原油期货价格为例,使用上述四种分解方法进行分解,展示分解序列结果并对其特征进行分析对比。

(一) 实验数据选取

本文选取从 1983 年 3 月到 2017 年 12 月的美国西德克萨斯轻质(WTI)原油期货结算价月度数据,数据来源于万得数据库(WIND)。

如图 1 所示,原油期货价格在 1983—2003 年保持相对稳定的状态,随后快速上升,又在近几年缓慢下降。1985 年沙特阿拉伯为抢占市场拒绝减产,导致产能过剩油价开始下跌。1990—1991 年爆发海湾战争,伊拉克入侵科威特造成国际局势紧张,促使油价突破 40 美元,随后下跌保持在较低水平附近波动。1998—1999 年,受亚洲金融危机影响,原油需求出现大幅下降,为维持油价,石油输出国组织(Organization of Petroleum Exporting Countries, OPEC)三次削减供应量,1999 年 3 月油价才开始回升。进入 2001 年以来,尤其是“9·11”事件后,全球经济增长明显减速、原油需求下降、原油库存增加等原因使得油价震荡下跌。虽然 OPEC 在 2001 年三次减产,但由于 2000 年左右国际原油价格暴涨使得非 OPEC 产油国产能增加,因此仍然不能完全遏制住国际油价跌势。2002 年伴随全球经济缓慢复苏,国际油价开始回升。2003 年伊拉克战争引发的国际局势紧张,2005 年飓风袭击导致的墨西哥湾地区原油供应

受到严重影响、全球经济快速增长的拉动,都使得国际油价受到影响持续大幅上升。2009 年开始,受金融危机影响,国际油价大幅下降。此后几年随着全球经济逐渐复苏、OPEC 限产、利比亚战乱以及伊朗原油禁运导致的供应趋紧,国际油价一直处于震荡上行阶段。2012 年欧债危机以及随后几年间地缘政治不稳使得国际油价发生剧烈震荡。2014 年以来,原油库存持续走高,OPEC 宣布不减产,国际油价开始持续下跌,直至 2016 年才逐渐回升。

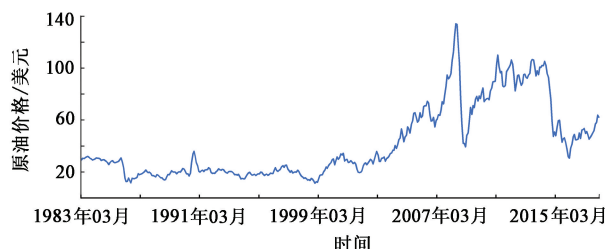


图 1 1983—2017 年原油价格走势

(二) 分解结果分析

分解处理中,EMD 分解方法自适应地分解出 6 条序列 IMF1 ~ IMF5、RES,因此 VMD 分解和小波变换也设定分解 6 条序列得到 $U_1 \sim U_6$ 和 $D_1 \sim D_5$, S , 其中小波变换使用 sym8 小波。SSA 分解窗宽 L 设为 24,分解贡献率阈值设为 0.02%,得到序列 $F_2 \sim F_6$,小于阈值的序列重构视为噪声加和项 F_1 。

图 2 和图 3 展示了四种分解方法下的原油价格分解序列及其频谱图。如图 2 所示,四种分解方法都将价格序列分解出了不同频段的子序列,由此可以更方便地分析原始价格序列的不同波动特征。WT 分解序列中, $D_1 \sim D_5$ 都有较为明显的不同频率波动, S 则没有明显波动,主要代表价格的整体趋势。同样,SSA 分解序列中, F_1 为噪声加和项, $F_2 \sim F_5$ 也都显示出了明显的波动特征, F_6 为整体趋势项。 S 、 F_6 两项都很好地提取到了原油价格从保持相对平稳的状态到逐渐上升而后下降的趋势,并且很好地捕捉到了 2008 年、2012 年左右的两次到达峰值后又回落的趋势(图 300 点、350 点附近),以及 2016 年后的缓慢回升(图 400 点附近)。

在 EMD 和 VMD 的分解序列图中,IMF1 ~ IMF4 和 $U_1 \sim U_4$ 波动明显,IMF5、RES 和 U_5 、 U_6 则没有明显波动。RES、 U_6 两项都呈上升趋势,没有很好地捕捉到几处趋势上的拐点,VMD 方法中趋势的拐点主要体现在 U_5 项中,这说明 EMD 和 VMD 存在将趋势项再次分解的现象,可能存在过分解的问题。EMD 方法分解的分量是根据数据自适应确定的;VMD 可以根据先验知识确定分解分量个数等参数,

使得分解更准确,但是在缺乏先验知识的情况下

VMD 方法存在参数难以选择的问题。

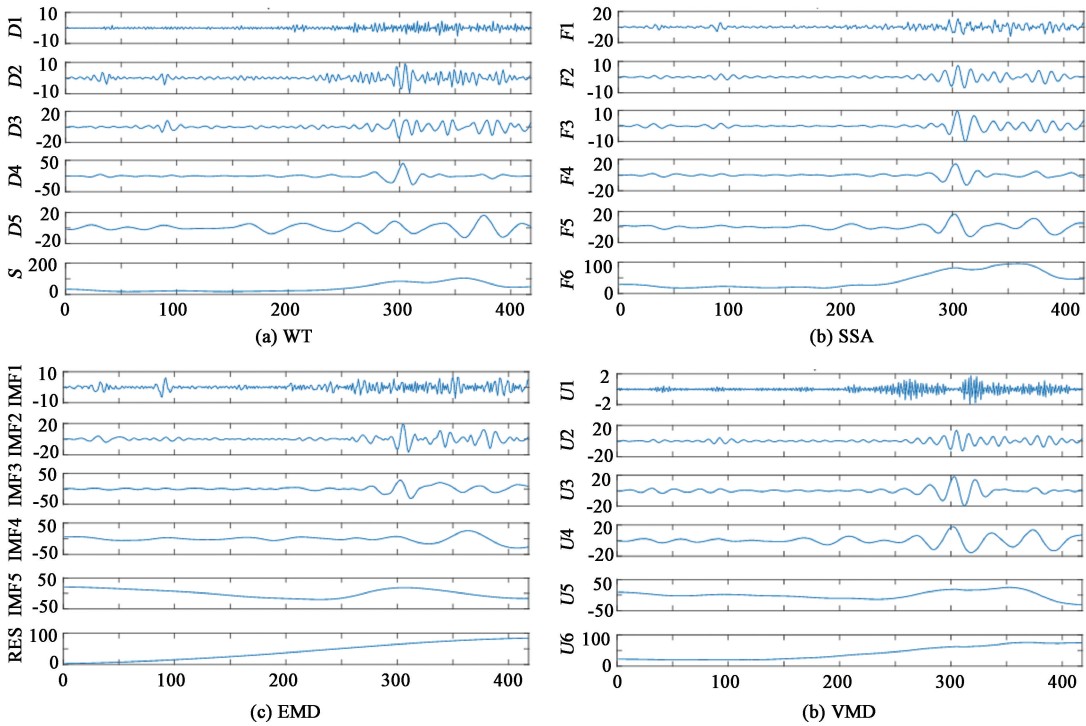


图 2 分解序列

通过序列频谱图可以更直观地得到各信号序列的频谱信息以及其周期特性(见图 3)。与分解序列图的分析一致,WT 的 S 项,SSA 的 $F6$ 项,EMD 的 $IMF5$ 、 RES 项和 VMD 的 $U5$ 、 $U6$ 项在序列频谱图中峰值非常接近于 0,周期超过数据长度,即没有明显周期特征,可以认为以上几条序列主要体现原油期货价格的整体趋势。同时 WT 的 $D1$ 项,SSA 的 $F1$ 项和 EMD 的 $IMF1$ 项都没有主要的峰值,而在较高频率处有较多的峰值,说明这几项没有主要的周期,且大部分周期较短,很可能含有较多噪声因素。WT 方法具有较好的正交性,频谱图中各分量的主峰值较为明显地相互错开。同样,SSA 方法的频谱图中各分量的主峰值也几乎没有重叠在同一频率上,体现了 SSA 方法在研究序列周期震荡行为上的优势。EMD 方法低频项的峰值几乎重叠,且高频项的峰值较多,主峰值不明显,存在模态混叠的现象,但分解结果对确定分解序列数量范围有一定的参考性,可以为其他分解方法提供参数设置的先验知识。VMD 方法在产生主信号时具有稀疏特性,可以有效抑制模态混叠现象,在频谱图中 VMD 方法每条分解序列的主峰值都比较明显,且主要频率明显不同。

表 1 总结了各分解子序列的统计特征:ADF 检验(Augmented Dickey-Fuller test) p 值、主要周期、Pearson 相关系数,方差贡献率和样本熵^[18]。ADF 检验从统计上给出了与图像分析趋势项一致的结

果;WT 分解 $D1 \sim D5$ 项 p 值都小于 0.01,拒绝存在单位根的零假设,即序列平稳,不含趋势部分; S 项 p 值高于 5% 的显著水平,因此是非平稳序列,代表原油价格序列的整体趋势。同样,SSA 分解的 $F6$ 项,EMD 分解的 $IMF5$ 、 RES 项,VMD 分解的 $U6$ 、 $U7$ 项也没有通过 ADF 检验,含有原始价格序列的整体趋势部分。

表 1 中的主要周期根据各分量最高谱线对应频率计算得到。对比各分解量的周期,四种方法得到的分解量具有较大的相似性,如四种方法都分解得到了主要周期在 11 个月左右的平稳波动序列。

Pearson 相关系数可以用来分析分解量和原始价格序列的相关性,方差贡献率可以用来衡量分解分量对总序列的波动率贡献。结合表 1 中相关性和方差贡献率分析,趋势项一般为起主导作用的分解量,对价格序列长期走势起决定作用。WT 的 S 项和 SSA 的 $F6$ 与原始价格序列的相关系数达到 0.95 和 0.96,且方差贡献率同样显著高于其他分解量,分别为 89.90% 和 94.75%。EMD 的 RES 项的相关系数以及方差贡献率分别为 0.77 和 67.66%, $IMF5$ 项方差贡献率较大,为 16.40%。VMD 的 $U6$ 项的相关系数以及方差贡献率分别为 0.84 和 68.13%, $U5$ 项相关系数达到 0.60 且方差贡献率为 23.52%。这表明 EMD 的 $IMF5$ 、 RES 项和 VMD 的 $U5$ 、 $U6$ 项均表现出较强的趋势性,存在过分解的问题。

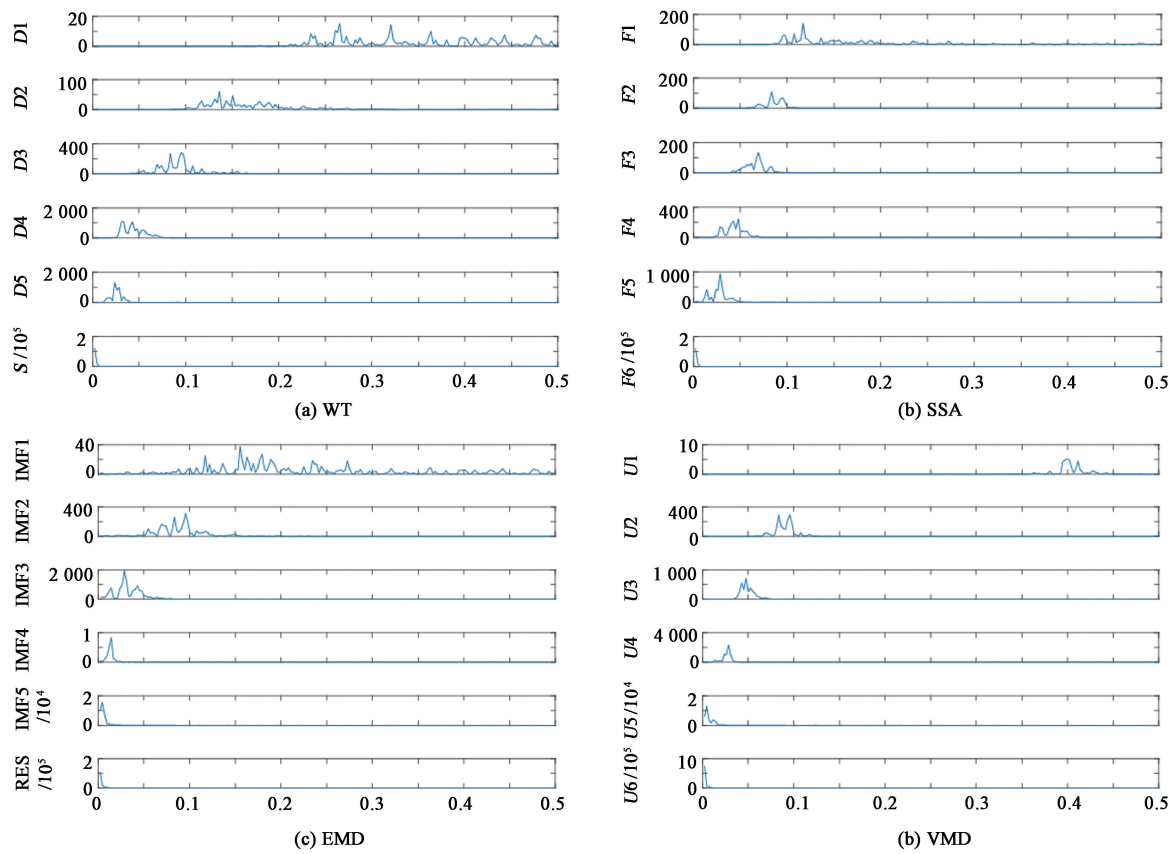


图 3 序列频谱

表 1 分解序列统计特征及复杂性分析

分量		ADF 检验(p 值)	主要周期(月)	Pearson 相关系数	方差贡献率/%	样本熵
原序列		0.36	-	-	100	0.14
WT	D1	<0.01	3.8	0.04	0.19	0.95
	D2	<0.01	7.3	0.07	0.45	0.64
	D3	<0.01	10.5	0.11	1.37	0.47
	D4	<0.01	32.1	0.23	5.33	0.27
	D5	<0.01	41.8	0.17	2.76	0.39
	S	0.39	>418	0.95	89.90	0.02
SSA	F1	<0.01	8.5	0.13	0.93	1.22
	F2	<0.01	11.9	0.15	0.34	0.41
	F3	<0.01	14.4	0.20	0.51	0.25
	F4	<0.01	20.9	0.26	1.08	0.35
	F5	<0.01	34.8	0.38	2.39	0.30
	F6	0.34	>418	0.96	94.75	0.02
EMD	IMF1	<0.01	6.4	0.12	0.35	0.98
	IMF2	<0.01	10.5	0.18	1.25	0.50
	IMF3	<0.01	34.8	0.33	5.26	0.26
	IMF4	<0.01	69.7	0.18	9.07	0.18
	IMF5	0.34	209	0.19	16.40	0.05
	RES	0.26	>418	0.77	67.66	<0.01
VMD	U1	<0.01	2.5	0.03	0.02	0.47
	U2	<0.01	10.4	0.15	1.24	0.42
	U3	<0.01	20.9	0.21	2.45	0.36
	U4	<0.01	34.8	0.27	4.63	0.27
	U5	0.15	209	0.60	23.52	0.08
	U6	0.44	>418	0.84	68.13	0.01

本文采用样本熵(Sample entropy, SE)作为复杂性检验方法,对各分解分量以方差贡献率为权重加权求和得到分解集成后的总样本熵值^[19]。由表1可知,分解集成大大降低了价格序列的总样本熵。将原始序列分解为多个不同周期、代表趋势的分量可以降低价格序列分析的复杂性。同时从另一个角度说明,通过分解对每一个分量进行预测再集成,比直接对原始序列进行预测的复杂度低,更有可能得到较高的预测精度。这种预测模型框架的有效性也在过去十年间很多关于分解重构预测的研究中得到了很好的验证^[20-23]。

四、结论

利用分解重构分析能源价格是目前研究的热点之一。本文对四种常见分解方法(小波变换,奇异谱分析,经验模态分解,变分模态分解)在能源价格分析研究中的应用进行了介绍,并以原油期货价格为例进行了对比分析,主要结论如下:

(1)分解重构方法可以很好地将原始价格序列中的各个波动模式以及趋势特征分离,方便进一步对能源价格走势、事件影响等方面进行分析。

(2)分解重构方法可以有效降低原始价格序列的复杂性,预测研究提供了一种可以有效提高预测精度的模型框架。

(3)文中四种分解方法得到的分解量有较大的相似性,但小波变换、奇异谱分析、变分模态分解在波动较大噪声较多的石油价格序列分解中相对经验模态分解更有优势。经验模态分解是一种自适应的方法,算法实现快速简单,但是对噪声较多的序列容易出现模态混叠的现象,可用于提供先验信息。

不同的分解方法应用于不同的能源价格序列中优势劣势不同,未来研究可以针对价格序列特性对多种分解方法进行组合和改进,更好地解析能源价格序列结构特性。除了对能源价格进行多尺度特征分析之外,结合预测模型对序列进行分解也有助于提高能源价格的预测精度,未来研究还可以进一步考虑同时结合多影响因素序列的分解分析,对能源价格进行预测和更深入的理解。

参考文献:

- [1] Mastrangelo E. An Analysis of Price Volatility in Natural Gas Markets[J]. Energy Information Administration Office of Oil and Gas, 2007;1-21.
- [2] Alterman S. Natural Gas Price Volatility in the UK and North America [M]. Oxford Institute for Energy Studies, 2012.
- [3] Lin B, Jr P K W. What Causes Price Volatility and Regime Shifts in the Natural Gas Market[J]. Energy, 2013, 55(1):553-563.
- [4] Guo X, Shi J, Ren D. Coal Price Forecasting and Structural Analysis in China[J]. Discrete Dynamics in Nature and Society, 2016(12):1-7.
- [5] Wang Q, Sun X. Crude Oil Price: Demand, Supply, Economic Activity, Economic Policy Uncertainty and Wars from the Perspective of Structural Equation Modelling (SEM)[J]. Energy, 2017, 133:483-490.
- [6] Ran F S, Nair N C. Applying Wavelet Transform Techniques for New Zealand Electricity Market Volatility Analysis[C]//IEEE. Australasian Universities Power Engineering Conference, 2007;1-6.
- [7] Zhang X, Lai K K, Wang S Y. A New Approach for Crude Oil Price analysis Based on Empirical Mode Decomposition[J]. Energy Economics, 2008, 30(3):905-918.
- [8] Zhang X, Yu L, Wang S, et al. Estimating the Impact of Extreme Events on Crude Oil Price: An EMD-based Event Analysis Method[J]. Energy Economics, 2009, 31(5):768-778.
- [9] 徐进亮,常亮.中国煤炭市场现状剖析与国际煤价走势研究[J].中国人口·资源与环境, 2013, 23(10):127-133.
- [10] Geng J B, Ji Q, Fan Y. The Behaviour Mechanism Analysis of Regional Natural Gas Prices: A Multi-scale Perspective[J]. Energy, 2016, 101:266-277.
- [11] Miranian A, Abdollahzade M, Hassani H. Day-ahead Electricity Price Analysis and Forecasting by Singular Spectrum Analysis[J]. Iet Generation Transmission and Distribution, 2013, 7(4):337-346.
- [12] E J, Bao Y, Ye J. Crude Oil Price Analysis and Forecasting Based on Variational Mode Decomposition and Independent Component Analysis[J]. Physica A Statistical Mechanics and Its Applications, 2017, 484:412-427.
- [13] Mallat S G. A Theory for Multiresolution Signal Decomposition: The Wavelet Representation [M]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 1989(7):674-693.
- [14] Vautard R, Yiou P, Ghil M. Singular-spectrum Analysis: A Toolkit for Short, Noisy Chaotic Signals[J]. Physica D-nonlinear Phenomena, 1992, 58(1-4):95-126.
- [15] Golyandina N. On the Choice of Parameters in Singular Spectrum Analysis and Related Subspace-based Methods[J]. Journal of Allergy, 2010, 1(5):403-413.
- [16] Huang N E, Shen Z, Long S R, et al. The Empirical Mode Decomposition and the Hilbert Spectrum for Nonlinear and Non-stationary Time Series Analysis[J]. Proceedings Mathematical Physical and Engineering

- Sciences, 1998, 454(1971): 903-995.
- [17] Dragomiretskiy K, Zosso D. Variational Mode Decomposition [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 62(3): 531-544.
- [18] Richman J S, Randall M J. Physiological Time-series Analysis, Using Approximate Entropy and Sample Entropy[J]. American Journal of Physiology-Heart and Circulatory Physiology, 2000, 278(6): H2039-H2049.
- [19] Chen W, Zhuang J, Yu W, et al. Measuring Complexity Using FuzzyEn, ApEn, and SampEn [J]. Medical Engineering and Physics, 2009, 31(1): 61-68.
- [20] Yu L, Wang S, Lai K K. Forecasting Crude Oil Price with an EMD-based Neural Network Ensemble Learning Paradigm [J]. Energy Economics, 2008, 30(5): 2623-2635.
- [21] Nguyen H T, Nabney I T. Short-term Electricity Demand and Gas Price Forecasts using Wavelet Transforms and Adaptive Models[J]. Energy, 2010, 35(9): 3674-3685.
- [22] Tan Z, Zhang J, Wang J, et al. Day-ahead Electricity Price Forecasting using Wavelet Transform Combined with ARIMA and GARCH models[J]. Applied Energy, 2010, 87(11): 3606-3610.
- [23] Wang J, Li X, Hong T, et al. A semi-heterogeneous Approach to Combining Crude Oil Price forecasts[J]. Information Sciences, 2018, 460: 279-292.

责任编辑: 曲 红

Construction Study on Application of Decomposition and Reconstruction for Energy Price Analysis

LI Xiang^{1,2}, WANG Jue^{1,2}, WANG Zhen^{1,2}, ZHOU Hao^{1,2}

(1. CFS, MDIS, Academy of Mathematics and Systems Science, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China;
2. School of Economics and Management, University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China)

Abstract: Energy is an important foundation in ensuring people's living standards and developing national economy. Changes in energy prices are closely related to the development of global economy, international relations and national policies. In recent years, the dramatic fluctuations of energy prices have increased the complexity of analyzing the price series. Therefore, the decomposition and reconstruction method has been widely used in energy price series analysis and prediction. This paper uses oil futures price as the representative of energy and applies four common decomposition methods (wavelet transform, singular spectrum analysis, empirical mode decomposition, variational mode decomposition) on oil price for analysis and comparison. Empirical studies show that the four decomposition methods can obtain similar decompositions. The decomposition method can effectively separate multiple fluctuation characteristics of price series and reduce the complexity of price analysis. Furthermore, the wavelet transform has orthogonality with appropriate basis functions; the singular spectrum analysis can extract the principal components of the signal; the empirical mode decomposition algorithm is fast and easy to implement but sometimes suffered from mode mixing problem; variational mode decomposition can effectively avoid mode mixing. It will be helpful to choose a suitable decomposition method according to characteristics of energy price series and analysis purposes.

Key words: energy price; oil futures; decomposition; reconstruction