

文章编号: 1003-207(2005)01-0030-07

# 基于小波分析的石油价格长期趋势预测方法 及其实证研究

梁 强, 范 英, 魏 鸣

(中国科学院科技政策与管理科学研究所, 北京 100080)

**摘 要:** 本文将小波方法引入到油价长期趋势的预测中, 利用小波多尺度分析的功能, 提出了一种可以较为准确地根据油价时序预测其未来长期走势的方法。这种方法的优点在于可以准确地提取油价的长期趋势, 从总体上把握油价的非线性波动特征, 从而能够很好地利用油价时间序列的历史数据, 开展对未来一段时期内的多步预测。实证研究中, 对 Brent 油价开展了时间跨度为 1 年的趋势预测, 并将预测结果与 ARIMA、GARCH、Holt-Winters 等方法得到的结果进行了比较, 表明了基于小波分析的长期趋势预测法的预测能力是其他方法所不能比拟的, 反映了本文所建立的石油价格长期趋势预测方法的有效性。

**关键词:** 小波分析; 石油价格; 长期趋势; 时间序列; 多步预测

中图分类号: C939; F27 文献标识码:

## 1 引言

石油价格是政府部门、原油生产部门和用油单位以及投资者关注的焦点。因此, 准确并合理地预测未来较长时期的油价变动趋势, 将具有重要意义。但由于油价自身波动的复杂性, 其变动呈现出高度的非线性甚至具有混沌的性质<sup>[1-2]</sup>, 给预测问题特别是长期趋势预测带来了很大的困难。

采用时间序列预测油价的优点是可以避免其它很多同样需要预测的因素导致的预测误差。常见的时间序列预测方法有回归分析(Regression analysis)、指数平滑(Exponential smoothing)、自回归滑动平均模型(ARMA)、广义条件异方差模型(GARCH)、神经网络(Neural network)、灰度模型(Grey model)及它们的各种改进型等<sup>[3-5]</sup>。这些方法的短期预测效果比较理想, 广泛的应用于各种短期预测领域。神经网络也被应用于一些长期预测领域之中<sup>[6-9]</sup>, 但基本上其长期预测都是指采用较长的时间单位(如年平均数据)而进行的步数很小的预测。还有其它的一些可以用于长期预测的方法, 如

Holt-Winters 方法<sup>[10]</sup>和 Theta 模型<sup>[11]</sup>, 但这些方法同神经网络一样, 对于较长时期内的多步预测, 效果并不是太理想, 甚至连长期趋势的预测也存在着较大的偏差。

对于油价时间序列, 已有文献进行的大多是短期预测的研究。一个月的原油期货对未来的油价短期预测具有比较显著的指示作用<sup>[12-16]</sup>, 相关的研究表明油价还具有条件异方差(GARCH)的波动特征, Barone-Adesi 等<sup>[17]</sup>进行了基于 VaR 预测法的半参数研究, 提出了一种估计资产价格密度函数的方法; Claudio<sup>[18]</sup>再次考虑了一个月的原油期货对未来油价短期预测的指示作用, 并用 Barone-Adesi 等提出的方法对 Brent 油价进行了短期预测。此外, 还存在一些考虑其它与油价密切相关因素的多变量预测模型。Bruce 等<sup>[19-20]</sup>用信念网络(Belief networks)、蒙特卡罗分析(Monte Carlo analyses)对原油价格进行了预测, 后来又结合信念网络和概率模型(Probabilistic models)对油价市场进行了概率预测<sup>[21]</sup>(Probabilistic forecast)。Linhui 等<sup>[22]</sup>发现基于目标区域理论(Target Zone theory)的非线性模型对油价的预测能力有很好的改进作用。

小波分析作为非线性科学中强有力的工具, 在预测领域中得到了越来越多的应用, 各种预测方法层出不穷。Murtagh 等<sup>[23]</sup>研究了 Haar à trous 小波变换, 用线性和非线性的多尺度分析模型对金融期

收稿日期: 2004-10-10

资助项目: 国家自然科学基金资助项目(70371064, 70425001);  
国家“十五”科技攻关课题(2001BA605A)

作者简介: 梁强(1980-), 男(汉族), 广东省韶关人, 中国科学院科技政策与管理科学研究所研究生, 研究方向: 风险管理与金融复杂性。

货和股指数据进行了预测,展示了多尺度方法较单一尺度方法的优越性。Anestis 等<sup>[24]</sup>结合小波方法和 Hilbert 自回归随机过程提出了对连续时间序列进行预测的方法,并将其应用于离散化时间序列的预测,和平滑指数外推方法以及季节性整合自回归滑动平均模型(SARIMA)进行了比较。Soltani 等<sup>[25]</sup>采用小波多尺度分析的方法利用小波分解讨论了长记忆过程的预测,并与分数整合自回归滑动平均模型(ARFIMA)进行了对比。Nunnari<sup>[26]</sup>利用遗传算法和小波函数逼近对空气污染的时间序列建模预测。Chang-il 等<sup>[27]</sup>将小波变换和回归模型应用于电力系统的系统边际价格预测(SMP),取得了良好的效果。Ruy 等<sup>[28]</sup>将小波变换和混合专家模型(MEM)相结合,用来进行时间序列的预测。常松、何建敏<sup>[29-30]</sup>等结合神经网络和小波对股票市场短期的价格波动规律进行了研究和预测,实证研究表明其短期预测效果较之其它预测模型有明显提高。上述研究充分说明了小波分析在处理非线性时间序列问题上相对于传统方法的优越性,可以更深刻的把握非线性问题的本质,方便了问题的解决。

基于小波分析在处理非线性问题上的诸多优点,本文将油价序列视为非线性的时间序列,利用小波多尺度分析的功能,提出了小波长期趋势预测法,实现对油价的未来趋势的预测,并应用该方法对 Brent 油价进行了长达 1 年的多步预报,实证研究结果与几种常见的时间序列预测方法作了比较,表明了本文提出的基于小波分析的石油价格长期趋势预测方法的有效性。

## 2 基于小波分析的石油价格长期趋势预测方法

### 2.1 小波的多尺度分析

图 1 描述了小波分解和重构的基本原理。小波分解的近似包含了信号较低频的成分,细节包含了较高频的成分。因此,利用信号的小波分解和重构,

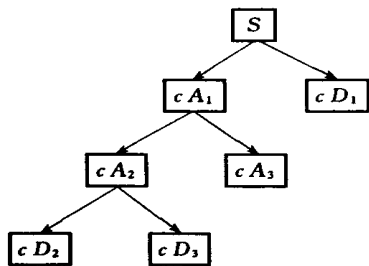


图 1 小波分解和重构<sup>[27]</sup>

可以得到信号的不同频率成分,根据需要选择不同的尺度对信号进行分析。

其中  $S$  为信号,  $cA_1$ 、 $cA_2$ 、 $cA_3$  和  $cD_1$ 、 $cD_2$ 、 $cD_3$  分别为其小波分解的第 1、2、3 层近似和细节的重构,信号和近似、细节的重构之间有以下关系:

$$S = cA_3 + cD_3 + cD_2 + cD_1 \quad (1)$$

小波的多尺度分析功能就是利用小波的分解和重构,在不同的尺度上提取信号的各种特征,从而可以根据需要以不同的分辨率处理信号。

### 2.2 基小波分析的石油价格长期趋势预测方法

油价时间序列小波分解的低频部分包含了长期趋势,小波长期趋势预测法首先对油价时间序列进行小波分解,然后再选取合适的低频近似和细节参与预测,避免了短时期内随机因素的影响。其次,对参与预测的小波分解的近似和细节时间序列,采用余弦波逼近来反映油价的长期波动规律,使得结果能够较为恰当的表现油价大尺度范围内的波动起伏规律。最后将各个近似和细节的预测结果整合起来,得到油价的长期多步预测。

#### 2.2.1 对油价进行各个层次的小波分解

设油价时间序列为  $X_t$ , 长度为  $N$ ,  $1 \leq t \leq N$ , 采用 Mallat 算法<sup>[31-32]</sup> 计算得到  $X_t$  各层小波分解的近似和细节分别为时间序列  $A_{lt}$ 、 $D_{lt}$ , 其中  $l$  代表了分解的层数。

#### 2.2.2 计算各层分解近似和细节中波形的平均周期和平均振幅

对于各层分解近似和细节时间序列  $A_{lt}$  和  $D_{lt}$ , 采用下述方法计算各个时间序列中波形的平均周期和平均振幅。

设需要计算波形平均周期和平均振幅的时间序列为  $\eta_t$ , 波峰和波谷数总共为  $s$  个, 它们的位置记为  $t_i$ ,  $1 \leq i \leq s$ , 则  $\eta_t$  波形的平均周期为:

$$T = \frac{2 \sum_{i=2}^s (t_i - t_{i-1})}{s - 1} \quad (2)$$

平均振幅为:

$$A = \frac{\sum_{i=2}^s |\eta_{t_i} - \eta_{t_{i-1}}|}{2(s - 1)} \quad (3)$$

#### 2.2.3 选择参与预测的近似和细节

为了选择合适层次的近似和细节参与预测,本文提出了波动规律性检验量和 RMSE 检验量两条标准。

在波动时间序列能够用余弦波很好拟合的情

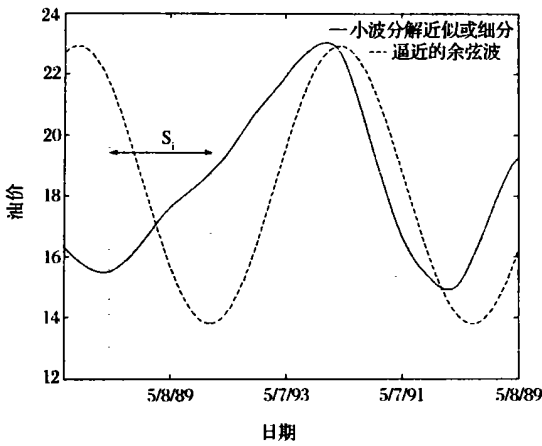


图2 时间序列的波动规律性检验

况下, 两者的极值点位置距离差要小, 即时间序列的每一个波峰(波谷), 坐标与逼近余弦波的相应波峰(波谷)坐标相近。采用具有 2.2.2 方法中计算得到的平均周期和振幅的余弦波对时间序列在第一个极值点的坐标位置进行拟合逼近, 设时间序列为  $\eta_t$ , 波峰和波谷数总共为  $s$  个, 它们的位置记为  $t_i, 1 \leq i \leq s$ , 如图 2 所示, 在第  $i$  个极值点的位置处  $\eta_t$  与逼近余弦波的坐标位置距离为  $S_i$ , 余弦波的周期为  $T$ , 我们用极值点位置差异占余弦波周期的平均百分数来检验  $\eta_t$  与逼近余弦波的接近, 设此检验量为  $\kappa$ , 则有:

$$\kappa = \frac{1}{s} \sum_{i=1}^s \frac{S_i}{T} \quad (4)$$

这里,

$$S_i = |t_i - [\frac{(i-1)T}{2} + t_1]| \quad (5)$$

代入式(4)整理得:

$$\kappa = \frac{1}{sT} \sum_{i=1}^s |t_i - t_1 - \frac{(i-1)T}{2}| \quad (6)$$

上述式中  $1 \leq i \leq s$

波动规律性检验的检验量  $\kappa$  就代表了波动时间序列  $\eta_t$  波动周期平稳性的 大小, 可以指定一小的常数  $\kappa_0$ , 使得当

$$\kappa < \kappa_0 \quad (7)$$

时近似的认为  $\eta_t$  的波动比较有规律, 能采用合适的余弦波很好的逼近, 以反映其内在波动规律。

小波分解的近似或细节通过波动规律性检验, 只能表明采用余弦波可以较好的逼近并表现其波动性质, 但还需要被选中参加预测的近似或细节对油价时间序列整体也能够进行很好的逼近, 因此, 再引进了  $RMSE$  检验量, 以反映小波分解对油价时间序

列的逼近程度。设油价时间序列为  $\mu$ , 要检验的近似或细节的时间序列为  $\eta$ ,  $RMSE$  检验量为  $R$ , 则有:

$$R = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\mu_i - \eta_i)^2} \quad (8)$$

其中  $n \in Z$  为时间序列的长度。

选择合适小波分解近似和细节的方法如下: 首先, 对所有层次的小波分解近似, 计算波动规律性检验量, 再根据式(7)以及  $RMSE$  检验量挑选使得  $RMSE$  检验量最小的近似。此近似不仅很好的逼近了油价的时间序列, 而且具有很强的波动性, 可以用余弦波对其逼近并预测将来的波动情况。近似选出之后, 再继续根据波动规律性检验量选择细节。设各层小波分解近似的波动性检验量为  $\kappa_l^a$ ,  $RMSE$  检验量为  $R_l^a$ , 细节的波动性检验量为  $\kappa_l^d, 1 \leq l \leq L_{max}, l \in Z$ , 参与预测的时间序列集合为  $R$ , 参与预测的近似集合为  $S$ , 参与预测的细节集为  $F$ , 则可以如下选取参与预测的近似和细节时间序列:

$$S = \{A_{0l} \mid R_0^a = \text{Min} R_l^a \mid \kappa_l^a < \kappa_0\} \quad (9)$$

$$F = \{D_{ll} \mid \kappa_l^d < \kappa_0, l \in \Theta\} \quad (10)$$

$$R = S \cup F \quad (11)$$

### 2.2.4 对参与预测的时间序列拟合余弦波

参与预测的近似和细节集合  $R$  中的时间序列代表着油价的长期趋势, 在大尺度范围内很好的表现了油价内在的波动规律, 且具有明显的波动特征。设  $R$  中共有  $n$  个时间序列, 记为  $Q_{pt}, 1 \leq p \leq n, 1 \leq t \leq N$ , 由于  $Q_{pt}$  呈现明显有规律的波动, 因此假设在预测时段  $Q_{pt}$  以同样的规律进行波动, 于是可以采用余弦波来近似的逼近  $Q_{pt}$  的波动行为, 称此余弦波为预测余弦波, 而将预测余弦波在预测时段的数值, 作为  $Q_{pt}$  的预测值。预测余弦波的周期和振幅可以由 2.2.2 中的方法计算出来, 即采用  $Q_{pt}$  的平均周期和平均振幅作为预测余弦波的周期和振幅。这样就充分利用了  $Q_{pt}$  的历史信息, 反映了其历史规律, 能更好的表征它的长期趋势, 使得预测较为准确。

同时, 在  $Q_{pt}$  最后一个波峰或波谷的位置, 预测余弦波还应和它具有相同的相位, 即也应同样为波峰或波谷。这样, 由计算出的周期、振幅和相位就唯一的确定了一个预测余弦波, 可以很好的拟合  $Q_{pt}$  的波动特征, 对  $Q_{pt}$  将来的行为进行较大尺度上的预测。

对每个序列  $Q_{pt}$ , 设  $Q_{pt}$  最后一个极值点的位置为  $K_p$ , 则其坐标为  $(K_p, Q_p, K_p)$ , 如果极值点的位

置是波谷, 则预测余弦的方程可以写为:

$$Y = Q_{p, K_p} + A - A \cos[\frac{2\pi}{T}(X - K_p)] \quad (12)$$

如果极值点的位置是波峰, 则预测余弦波的方程可以写为:

$$Y = Q_{p, K_p} - A + A \cos[\frac{2\pi}{T}(X - K_p)] \quad (13)$$

对于每个时间序列  $Q_{pt}$ , 得出预测余弦波的方程后即可用来产生各个  $Q_{pt}$  序列的预测结果, 记需要预测的未来时刻为  $x_j, 1 \leq j \leq \Theta, \Theta \in Z$  为所要预测时间段的长度, 则代入式(12)或(13)中可计算得到  $Q_{pt}$  的预测结果  $y_{pj}, 1 \leq p \leq n, 1 \leq j \leq \Theta$

### 2.2.5 整合预测结果

最终的预测结果是由参与预测的近似和细节时间序列  $Q_{pt}$  的预测共同整合而成, 这样可以反映油价多个时间尺度下的波动规律, 使得预测结果更接近多重循环作用下的长期趋势和波动特点。对预测结果的整合如下式所示:

$$Y_j = \sum_{i=1}^n Y_{ij} \quad (14)$$
$$1 \leq j \leq \Theta$$

$Y_j$  就是原油价  $X_t$  在未来时刻  $x_j$  的预测值。

## 3 实证研究

### 3.1 数据来源

本文采用从 1987 年 5 月 20 日至 2004 年 5 月 7 日的 Brent 原油价格(单位: 美元/桶)作为实证研究

表 1 小波分解各层近似的波动规律性检验量

层数	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
$\kappa$	0.4197	0.3269	0.4611	0.3418	0.3873	0.4762	0.4181	0.1576	0.0401	0

本实验中式(7)中的  $\kappa_0$  取 0.2, 表示对于给定的近似或细节, 波动性规律检验的平均误差不超过 15 个周期即可选择。再对挑选出的第 8、9、10 层近似计算  $RMSE$  检验量, 如下表所示:

表 2 小波分解近似的  $RMSE$  检验量

层数	8	9	10
R	2.7980	3.7821	4.1826

根据波动规律性检验、各层分解近似的  $RMSE$  检验量和式(9), 选择第 8 层近似参与预测, 第 8 层近似对油价的逼近程度如下图所示:

同图 4 可以看出, 油价小波分解第 8 层近似对整个油价具有很好的逼近效果, 如果我们能对其未来行为进行预测, 那么也能较为准确地对油价进行预测。同时由于分解的近似具有很强的波动性规

律, 全部数据分为两段。其中 1987 年 5 月 20 日至 2003 年 5 月 7 日的数据用来建模, 2003 年 5 月 8 日至 2004 年 5 月 7 日的数据用于作为表外预测的检验。全部油价数据如图 3 所示, 可以看出油价的变动呈现明显的非线性特征, 不仅局部变动剧烈, 在大尺度的时间范围内也是跌宕起伏。

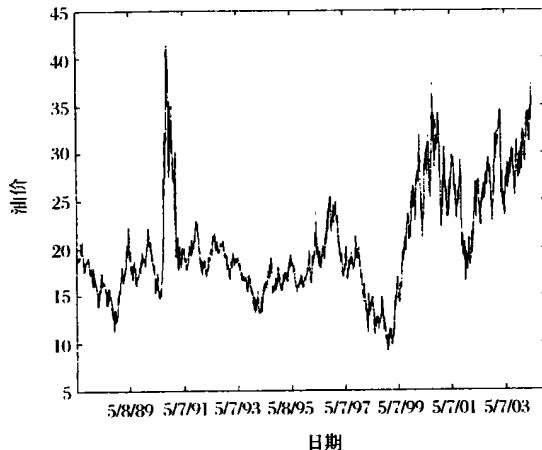


图 3 Brent 油价数据

(数据来源: <http://tonto.eia.doe.gov/oog/ftpareal/wog/irs/xls/psw14.xls>)

### 3.2 模型计算

我们关注长期趋势, 因此进行了长达一年的多步油价预测(实际中一年的油价数据大致相当于 260 组)。采用油价时间序列的前 4107 组数据进行建模, 按照小波长期趋势预测法进行计算, 小波分解各层近似的波动规律性检验量如下表所示:

律, 这样就可以有效地采用余弦波来反映其内部波

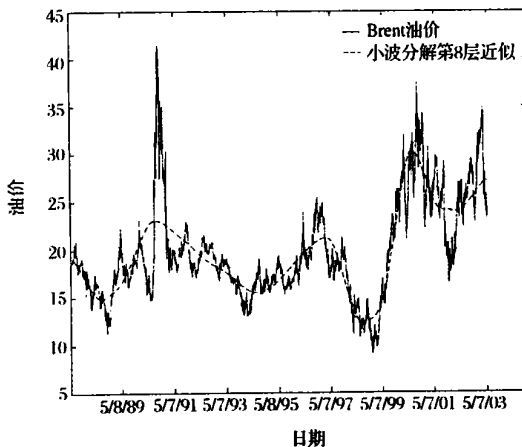


图 4 油价的第 8 层小波分解近似

动特征并预测其长期波动趋势。

再根据式(10)选择参与预测的细节,计算各层

表3 各层细节的波动规律性检验量

层数	1	2	3	4	5	6	7	8
$\kappa$	0.3709	0.5997	0.6017	0.4723	0.3900	0.7524	0.2505	0.1782

最后,决定选择第8层的细节参与预测。细节反映了油价更精确的波动情况,因此,第8层近似和细节的整合将能对油价进行更为准确的逼近,如图5所示:

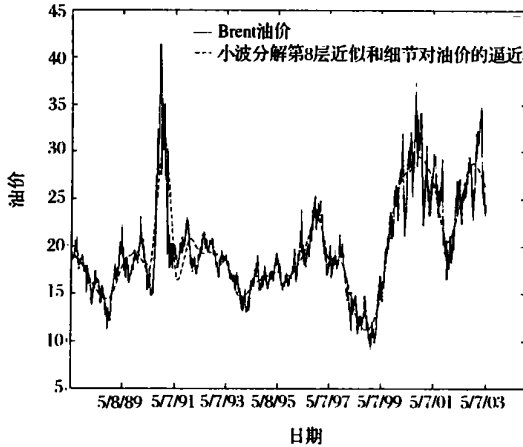


图5 油价小波分解第8层分解近似和细节的结合

由式(11)及被选择的近似和细节,最后参与预测的时间序列集合  $R = \{A_{8,t}, D_{8,t}\}, 1 \leq t \leq 4107$ , 计算得到的预测余弦波参数值列表如下:

表4 预测模型的参数值

	预测余弦波的周期	预测余弦波的振幅
第8层近似	1160.7	4.5687
第8层细节	383.3	2.3027

对于第8层近似,最后一个极值点坐标为 93790, 23.9332), 且为波谷,则由式(12), 预测余弦波的方程为:

$$Y = 23.9332 + 4.5687 - 4.5687 \cos\left[\frac{2\pi}{1160.7}(X - 3790)\right] \quad (15)$$

对于第8层细节,最后一个极值点坐标为(3975, 3.0656), 且为波峰,则由式(13), 预测余弦波的方程为:

$$Y = 3.0656 - 2.3027 + 2.3027 \cos\left[\frac{2\pi}{383.3}(X - 3975)\right] \quad (16)$$

要预测后一年的258组数据,设未来要预测的时刻点为  $x_1 = 4108, x_2 = 4109, \dots, x_{257} = 4364, x_{258} = 4365$ , 将  $x_j$  发别代入式(15)得相应的近似预测结果

细节的波动规律性检验量如下:

为  $y_{1,j}$ , 将  $x_j$  分别代入式(16)的相应的细节预测结果为  $y_{2,j}$ , 最后再根据式(14)将结果叠加起来得到最终的油价预测  $Y_j, 1 \leq j \leq 258, j \in Z$ .

### 3.3 结果分析与讨论

为了进一步检验本文提出方法的有效性,本文将结果与ARIMA模型、GARCH模型、Holt-Winters方法等三种时间序列预测模型进行了比较。

其中,我们采用了根均方差(RMSE)、平均相对误差(MAPE)、偏离比率(BP)、方差比率(VP)等四个在预测问题中常用的比较准则来评价和对比不同预测方法所得到的结果。以上四种指标对于需要评价的预测方法来说,都是越小越好。比较结果如表5。

表5 不同模型的预测结果比较

	ARIMA	GARCH	Holt-winters	小波方法
RMSE	5.9970	5.7394	5.3579	2.6051
MAPE	0.4072	0.4072	0.4071	0.0744
BP	0.5802	0.5786	0.5747	0.6239
VP	0.0424	0.0427	0.0439	0.0118

从表5可以看出,对于油价的长期趋势预测,总体上Holt-Winters方法要好于GARCH, GARCH要好于ARIMA。而小波方法在大部分预测指标上,均远胜其它三种方法。预测结果从实证角度检验了小波长期趋势预测方法在油价长期趋势预测上的优越效果,如图所示:

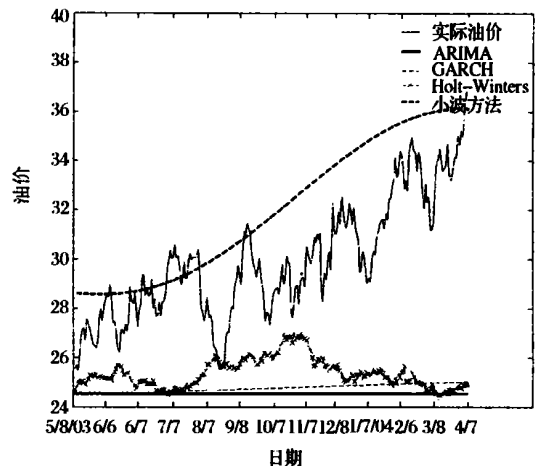


图6 不同时间序列预测方法结果的比较

从图6可以看出,对于具有明显非线性特征的

油价时间序列, 传统的 ARIMA 等线性模型在长期趋势预测上容易趋向于收敛, 而 GARCH 对于长期预报, 效果也不太理想。而 Holt-Winters 方法综合考虑了均值、长期趋势和季节性, 在长期趋势预测上, 效果又稍好一些。小波方法由于能从本质上把握油价的非线性波动特征对未来油价的走向进行估计, 因此取得了最好的预测效果。对于稍短时间的预测, 小波长期趋势预测法的效果更为理想, 对 2003 年 5 月 8 日至 11 月 7 日这半年的预测效果如下:

表 6 小波长期趋势预测法半年的预测效果

指标	RMSE	MAPE	BP	VP
小波方法	1.9407	0.0554	0.4310	0.0458

可见, 对于较短期的预测, 小波方法取得了愈加显著的效果, 这充分表明了油价长期趋势预测的复杂性 & 艰巨性, 对于长期的多步油价预测, 由于种种多变因素的影响, 愈远的将来结果就愈不确定, 所以, 相对于短期预测效果, 长期的多步预测有较大的偏差。

#### 4 结语

本文将小波方法引入到油价长期趋势的预测中, 利用小波多尺度分析的功能, 提出了一种可以较为准确地预测未来油价长期趋势的方法, 在实际应用中具有重要用的意义, 可以用来描述未来相当长一段时间内的油价变动和长期趋势, 为制订石油战略提供参考。

对 Brent 油价的实证研究表明了小波长期趋势预测法的有效性, 它能够总体把握油价的波动特征, 较为准确地进行未来相当长一段时期内的多步预测, 勾勒出未来油价的长期走向。油价的波动受很多因素影响, 长期影响因素产生了它的长期变化趋势, 而短期的干扰导致了变动的不规则性, 使得精确的预测几乎不可能。如果能把这些不同尺度上的因素分离开来, 则规律性将会愈加明显而更易于预测。

本文提出的方法, 可以把规律不明显的复杂时间序列在不同的尺度上分解成若干个规律性很强的简单序列, 将油价的影响因素逐层剥离出来, 然后摒弃难以准确预测的短期干扰, 保留比较稳定的长期影响因素, 从而达到更准确地对油价长期趋势进行预测的目的。进一步的工作是结合随机过程模型, 对短期的随机因素也加于考虑, 尽量提高总体预测的准确程度。

#### 参考文献:

- [1] Bahram, A., arjun, C., Kanwalroop, K. D., Kambiz R., Chaos in oil prices? Evidence from futures markets[J]. Energy Economics, 2001, 23: 405- 425.
- [2] Epaminondas, P., Vassilia, N., Are oil markets chaotic? A non linear dynamic analysis[J]. Energy Economics, 2000, 22: 549- 568.
- [3] Li Chang Hsu, Applying the Grey prediction model to the global integrated circuit industry[J]. Technological Forecasting & Social Change, 2003, 70: 563- 574.
- [4] K. S. Man, Long Memory time series and short term forecasts[J]. International Journal of Forecasting, 2003, 19: 477- 491.
- [5] Chaor Hung Wang, Predicting tourism demand using fuzzy time series and hybrid grey theory[J]. Tourism Management, 2004, 25: 367- 374.
- [6] Tawfiq At Saba, Ibrahim Et Amin, Artificial neural networks as applied to long term demand forecasting[J]. Artificial Intelligence in Engineering, 1999, 13: 189- 197.
- [7] I. D. Wilson, S. D. Paris, J. A. ware, D. H. Jenkins, Residential property price time series forecasting with neural networks[J]. Knowledge Based Systems, 2002, 15: 335- 341.
- [8] X. Z. Gao, S. J. Ovaska, A. V. Vasilacos, Temporal difference method based multistep ahead prediction of long term deep fading in mobile networks[J]. Computer Communications, 2002, 25: 1477- 1486.
- [9] Bahman Kermanshahi, Hiroshi Iwamiya, Up to year 2020 load forecasting using neural nets[J]. Electrical Power and Energy Systems, 2002, 25: 789- 797.
- [10] Howard Grubb, Alexina Mason, Long lead time forecasting of UK air passengers by Holt-Winters methods with damped trend[J]. International Journal of Forecasting, 2001, 17: 71- 82.
- [11] V. Assimakopoulos, K. Nikolopoulos, The theta model: a decomposition approach to forecasting[J]. International Journal of Forecasting, 2000, 16: 521- 530.
- [12] Dominguez, K. M., the volatility and efficiency of crude oil futures contracts [J]. ch. 2. In: Dominguez, K. M., Strong, J. S., Weiner, R. J. (Eds.), Oil and money: Coping with price risk through financial markets, Harvard International Energy Studies, 1989, 48- 97.
- [13] Green, S. L. Mork, K. A. Towards efficiency in the crude oil market[J]. J. Appl. Econometrics, 1991, 6: 45- 66.
- [14] Crowder, W. J., Hamed, A., A cointegration test for oil futures market efficiency[J]. J. Future Mark, 1994, 13 (8): 933- 941.
- [15] Moosa, I. A., at Loughani, N. E., Unbiasedness and time

- varying risk premia in the crude oil futures markets[J]. *Energy Econ*, 1994, 16(2): 99–105.
- [16] Gulen, S. G., Efficiency in the crude oil futures markets [J]. *J. Energy Finance Dev*, 1998, 3(1): 13–21.
- [17] Barone Adesi, G., Bourgoin, F., Giannopoulos, K., Don't look back[J]. *Risk August*, 1998, 100–103.
- [18] Claudio, M., A semiparametric approach to short term oil price forecasting[J]. *Energy Economics*, 2001, 23: 325–338.
- [19] Bruce Abramson, Anthony Finizza, Using belief networks to forecast oil prices[J]. *International Journal of Forecasting*, 1991, 7: 299–315.
- [20] Bruce Abramson, The design of belief network based systems for price forecasting[J]. *Computers & Electrical Engineering*, 1994, 20: 163–180.
- [21] Bruce Abramson, Anthony Finizza, Probabilistic forecasts from probabilistic models: A case study in the oil market [J]. *International Journal of forecasting*, 1995, 11: 63–72.
- [22] Linhui Tang, Shawkat Hammoudeh, An empirical exploration of the world oil price under the target zone model [J]. *Energy Economics*, 2002, 24: 577–596.
- [23] F. Murtagh, J. L. Starch, O. Renaud, On neuro wavelet modeling[J]. *Decision Support Systems*, 2004, 37: 475–484.
- [24] Anestis Antoniadis, Theofanis Saptinas, Wavelets methods for continuous time prediction using Hilbert valued autoregressive processes [J]. *Journal of Multivariate Analysis*, 2003, 87: 133–158.
- [25] S. Sotani, D. Boichu, P. Simard, S. Canu, The long term memory prediction by multiscale decomposition[J]. *Signal Processing*, 2000, 80: 2195–2205.
- [26] G. Nunnari, Modelling air pollution time series by using wavelet functions and genetic algorithms [J]. *Soft Computing*, 2003, 8: 173–178.
- [27] Chang il Kim, Irr Keun Yu, Y. H. , Song, Prediction of System marginal price of electricity using wavelet transform analysis [J]. *Energy Conversion and Management*, 2002, 13: 1839–1851.
- [28] Ruy L. , Miliuidu, Ricardo J. , Machado, Raul P. , Renteria, Time series forecasting through wavelets transformation and a mixture of expert models [J]. *Neurocomputing*, 1999, 28: 145–156.
- [29] 常松, 何建敏. 基于小波包和神经网络的股票价格预测模型[J]. *中国管理科学*, 2001, 9(5): 8–15.
- [30] 何建敏, 常松. 中国股票市场多重分形游走及其预测 [J]. *中国管理科学*, 2002, 10(3), 11–17.
- [31] Mallat, S. G., Multifrequency channel decompositions of images and wavelet models [J]. *IEEE Transactions on Acoustics, Speech and Signal Processing*, 1989, 37(12): 2091–2110.
- [32] Mallat, S. G., A Theory for Multiresolution Signal Decomposition: The Wavelet Representation [J]. *IEEE Transactions on Pattern Recognition*, 1989, 11(7): 674–693.

## A Long-Term Trend Forecasting Approach for Oil Price Based on Wavelet Analysis

LIANG Qiang, FAN Ying, WEI Yi ming

(Institute of Policy and Management, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100080, China)

**Abstract:** This paper applies the wavelet method to the oil price long-term trend forecasting. By using the function of wavelet multiscale analysis, we propose an approach which can accurately predict the future long-term trend of oil price according to the oil price time series. The advantage of the wavelet long-term trend forecast approach is that it can abstract the long-term trend of the oil price accurately and realize the nonlinear characteristic of the oil price movements. Thus depending on the historical time series of the oil price, we can figure out the long-term multistep forecast in a long future. The empirical research is constructed for an one-year long-term trend forecasting of the Brent oil price. By the comparison between the forecast result of this approach with the those of some other time series prediction approaches such as ARIMA, GARCH, Holt-Winters, we demonstrate that the predicted power of the wavelet long-term trend forecast approach in the oil price long-term trend prediction is much better than many other time series forecasting approaches.

**Key words:** wavelet analysis; oil price; long-term trend; time series; multistep forecast