

家电供应链中沪铜及燃料油的长记忆性实证分析

李云凤, 邓爱民

(湖南大学经济与贸易学院)

摘要: 实证研究表明,长期记忆存在于期货收益率序列中,即广大投资者们可根据金融衍生资产价格的历史信息而对其未来走势做出大致估计。本文分别提取了一段期货铜和燃料油的每个交易日收盘价区间数据,采集时段为 2005 年 12 月 1 日到 2017 年 3 月 27 日,对收益率序列进行正态分布检验、平稳性检验,并采用 R/S 方法、MR/S 方法对其长期记忆特点进行具体分析,最后调用 ARFIMA 模型对其预测分析,所建立的 ARFIMA 模型的预测效果较好。研究结果发现,两期货的收益率和波动都具有显著的长期记忆,铜的长期记忆略弱于燃料油。因此研究铜、石油等家电产品的原材料长记忆性,对于促进家电供应链的成本降低、产品合理定价与进一步发展具有重要的理论与实践指导意义。

关键词: 金融市场; 长期记忆; Hurst; R/S 分析法; MR/S 分析法; ARFIMA 模型

中图分类号: F830.91

An empirical analysis on long memory of Shanghai copper and fuel oil in the supply chain

LI Yunfeng, DENG Aimin

(Economics and Trade School, Hunan University, Hunan, 410079)

Abstract: Empirical research increasingly suggests that long-term memory exists in futures return rate in the sequence. According to the historical information of financial derivative asset' prices, the majority of investors can make roughly estimate of the trend. This article extracts the data of the copper and fuel oil' closing prices of each trading day, with acquisition time from Dec 16, 2005 to Mar 27, 2017. For a sequence of long-term memory characteristics, simple analysis to be done to observe some basic features of their return series, including normal distribution test and stability test. In addition, this article attempts to make a concrete analysis through the R/S test and modified R/S method. Finally, based on the long-term memory model- ARFIMA model, the basically forecasts are made from 1 to 10 periods. The research shows that the prediction' effectiveness of the established ARFIMA model is good. The results of this study show that the two futures' return rate and volatility series exist significant long-term memory, but long-term memories in the copper slightly weaker in the fuel oil. Therefore, the study of the raw material price fluctuations, such as copper, oil and other household electrical appliances, it has played an importantly theoretical and practical significance in reducing the cost of home appliance supply chain and promoting the rational pricing and further development of products in home appliance supply chain.

Key words: financial market; long-term memory; Hurst; R/S analysis; Modified R/S analysis; ARFIMA model

0 引言

家电供应链失衡的问题随着我国经济快速地发展、生产力迅速地提高而逐渐突显出来。铜、石油等大宗商品作为家电供应链持续发展的基础性原材料,对促进国内家电行业的产品

作者简介: 李云凤 (1992-),女,硕士研究生,主要研究方向: 物流与供应链金融

通信联系人: 邓爱民 (1964-),女,博导,主要研究方向: 供应链物流系统与交通运输系统. E-mail: aimindeng@hnu.edu.com

流通、优化资源配置有着重要作用。但近年来以铜、石油等为代表的原材料价格出现了剧烈波动,给家电供应链的参与者及消费者带来了巨大的风险和伤害。因此加强家电供应链的建设,维护好供应链参与各方的利益,保持家电产品价格合理、稳定成为了当务之急。要破解价格频繁暴涨暴跌这一迷局,必须针对家电产品加以分析,从供应链视角出发,打通和锻造好供应链。而通过分析家电产品的原材料结构,我们不难发现家电产品就是铜材、钢材、铝材以及塑料等原材料的组合堆砌。以铜材为例,家用电器对铜的依赖性更为典型。根据中国制冷空调协会资料,空调中用铜主要有蒸发器铜管、冷凝器管和连接管,每台用量大约 6 公斤之多。从成本上考虑,一些厂家试图研发出价格相对低廉的铝材来替代铜材,但是由于金属的属性不同,这种研发至今没有突破。以现在的铜价计算,6 公斤铜的价值至少在 300 元以上。这还不算家电产品电气部分的电线、电缆、接插元件、电器插口、开关、仪表等所用铜材。而以石油为上游资源的塑料,同样也是每一个家电产品外壳制造不可或缺的材料。所以说,家电产品对铜、石油等原材料的依赖性非常强。

原材料价格的短期动荡或许不会对家电产品价格造成直接的影响,但是长期的走势必然会影响到下游家电产品的定价和价格走向。因为,最终决定家电供应链中市场定价权的还是原材料成本。家电行业的竞争已由当前供应链与供应链之间的竞争模式来取代之前的企业之间的竞争模式,伴随着链际竞争模式的强化以及企业内部制造成本的提升空间缩减趋势,人们不得不愈加注重对家电供应链成本研究。家电行业原材料较为丰富,本文之所以选取铜及石油作为研究对象,一则是因为它们是家电产品应用极为宽泛的重要原材料,二则是作为金融市场上不可或缺的大宗商品,其价格走势及波动是市场的重要警示器。铜、石油等原材料定价是家电市场交易机制的核心环节,精确掌握家电产品原材料的记忆特性的动态特征,从而有利于家电供应链的各方参与者做出科学合理的决策。

1951 年赫斯特最开始提出长期记忆这一命题,长记忆性意味着过去的收益可以预测未来,研究铜、石油等家电产品的原材料价格是否具有记忆特性,可以帮助我们判断家电市场的价格趋势和波动特点,也意味着我们同时可以准确分析和预测家电产品的价格走势,抑制家电供应链中的运作风险和促进该行业的健康发展,所以此时研究铜、石油等家电产品的原材料价格的长记忆性,对于掌握铜、石油等原材料的价格走势,从而有效的降低由于原材料长记忆性而对我国家电供应链企业带来的成本冲击、合理产品定价等方面都具有重要的理论与实践指导意义。

国内外众多学者通过运用大量的计量模型和方法,并且经由不同的角度来对铜、石油记忆特性的原因与波动特征等方面展开了深入地研究。在关于石油的长记忆性研究方面,如 Namit Sharma(1998)利用广义差分分布的 GARCH 模型对原油价格进行了预测^[1]。Alvarez-Ramirez 等(2002)经由 R/S 法来研究 Brent 和 WTI 的原油价格序列的分形特征,结果显示原油价格市场存在记忆特性^[2]。David 和 Moya (2003)运用 ARMA 模型对 Brent 石油现货价格进行了预测研究^[3]。通过对 VAR 模型、脉冲响应函数和 GARCH 模型这三种方法的综合使用,Radchenko (2005)对 WTI 原油的记忆特性和汽油价格的非对称性进行了实证分析^[4]。周明磊(2004)分析了影响国际原油记忆特性的各因素,并在最后采纳 ARMAX 模型对海湾战争后原油价格的趋势进行了预测^[5]。利用 ARCH 类模型,潘慧峰等(2005)检测出我国原油价格收益率的波动性,但波动呈短期记忆特性;同时还得出一些相关结论,如:异方差性显著存在于价格收益率序列之中,且原油市场存在杠杆效应等等^[6]。韩冬炎等(2005)尝试运用分形方法来探究油价的内在波动规律,从而对油价进行预测^[7]。魏巍贤和林伯强(2007)采用多种计量方法实证研究了国内外原油价格的波动性,结果表明,集聚性和持续性等特征都存在在国内外油价

波动序列中^[8]。还有通过对上海、伦敦和纽约的石油期货记忆特性进行的研究,最终刘宏(2009)总结发现这三个市场的石油期货记忆特性都具有类似的尖峰厚尾、波动集聚以及成熟效应的特征^[9]。还有李琰等(2005)通过对沪铜三月份期货进行的研究结果,其中关于铜的长记忆性研究表示,沪铜期货指数非周期循环长度在不同时间标度下也是一致的^[10]。华仁海等(2004)以我国期货市场铜、铝等五种期货价格的收益率及波动方差序列为研究对象,通过修正的 R/S 方法及 GPH 模型的综合运用来实证检验其记忆特征,发现不同的期货品种在收益及波动两者之间产生了颇大差距^[11]。采用 R/S 方法后,郑丰等人(2013)发现不在同一频率情形下(日收益率、周收益率)的沪铜期货市场价格收益率序列仍均存在记忆特征^[12]。另外,以沪铜、连豆和郑麦为三大研究对象,李江和邹凯(2007)利用经典 R/S 和 MRS 方法研究发现,所有期货收益率和波动率均存在状态持续性特征^[13]。通过构建多项式分布滞后模型与 GARCH - GED 模型,吴迪等人(2010)以纽约原油期货及我国金属期货沪铜、沪铝、沪锌为分析对象,并且对两者之间记忆特性的动态关系展开研究,最终研究结果表明,滞后一期的原油期货长记忆性对沪铜与沪铝期货收益率有重大影响^[14]。

铜、石油等是家电产品的重要原材料。家电行业的快速发展,造成相关原材料资源紧张,供需矛盾日益突出,价格总体水平不断上涨,阶段性波动较大。家电供应链价格构成复杂、影响因素很多,链中的每一个环节,尤其是原材料长记忆性、家电生产“瓶颈”、国家产业政策等因素影响很大。因此,研究家电供应链的原材料收益率序列的记忆特征,具有重要的理论与现实意义。但是目前我国期货市场发展仍不是很成熟,相关研究成果较少。综合国内外已有的相关研究来看,在铜及燃料油期货的定量研究方面,基本都是从时间序列的角度出发建立计量模型,有的采用因果关系和协整检验其有效性,有的文献对我国铜及燃料油期货价格的收益率进行解释和分析,也有文献探讨铜及燃料油期货长记忆性与我国宏观经济之间的关系,因此,本文在深入分析以往研究文献的基础上,选用了检验长记忆性两种较常用的方法(R/S 检验与修正 R/S 分析法)对两期货进行了实证检验;首先进行的是对铜及燃料油采集的日收盘价数据对数转化后的收益序列基本性质检验(这里只包含两方面,正态分布检验与平稳性检验),结果表明两期货收益系列并不满足正态分布形态,但是属于平稳序列。接着用 R/S 检验与 MRS 方法检查了研究对象相关收益率和波动系列的长记忆特征。最后对两研究对象的收益相关系列建立 ARFIMA 模型并试图拟合分析。

1 长期记忆检验方法及预测建模

1.1 长期记忆的检验方法介绍

时间系列过程的该特性被发现后,广大研究者陆续提供了各种方法试着对其具体验证,较常用的方法有 R/S 检验、MRS 分析法、谱回归分析法及 KPSS 检验等等。限于本文篇幅,下面将着重介绍本文实证所采用的 R/S 检验及 MRS 分析法。

1.1.1 R/S 检验

水文学家赫斯特最先总结出 R/S 分析法,并将其巧妙应用在分析水库长期存储能力领域,随着后来诸多学者的拓展创新, R/S 检验已然被视作研究时间系列过程的该特征的检验方法中的一种;其中, S 表示标准差, n 为研究样本数, R 代表重新标度的极差;则 R/S 分析法可以表达为:

$$(R/S)_n = Cn^H \quad (1)$$

$$\log(R/S)_n = \log C + H \log n \quad (2)$$

120 最后用 OLS 法对该式子反复分析,最后求得的斜率即为 Hurst 统计量;具体运算过程介绍如下:

1)将之前收集到的时间序列 $\{X_t\}$, $t=1,2,\dots,T$,平均分成 A 个相同长度单位子区间,各区间标度单位为 n ,各区间所属的 n 个初始值逐次记为 I_a ;各个子区间下因子又另标记为 $N(k, a)$, ($a=1,2, \dots, A$; $k=1,2,3,\dots,n$):

$$125 \quad u_{it} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i \quad (3)$$

2)关于各区间的累积离差,分别计算各个子区间 I_a 如下式子:

$$X_{k,it} = \sum_{i=1}^k (N_{i,kt} - \mu_{it}), k=1,2,\dots,n \quad (4)$$

3)关于累积离差的最大值减去最小值所得到的差值,即是各个子区间 I_a 的极差,其数学表达式如下:

$$130 \quad R_{I_a} = \max(X_{k,a}) - \min(X_{k,a}), 1 \leq k \leq n \quad (5)$$

$$S_{I_a} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (N_{k,a} - \mu_{it})^2} \quad (6)$$

4)继续对子区间构建统计量:

$$Q_n = (R/S)(n) = \frac{1}{A} \sum_{a=1}^A (R_{I_a} / S_{I_a}) \quad (7)$$

曼德尔布罗证明了:

$$135 \quad P \lim_{n \rightarrow \infty} (n^{-H} Q_n) = C \quad (8)$$

$$Q_n = Cn^H \quad (9)$$

等式两边对数化处理:

$$\ln Q_n = \ln C + H \ln n \quad (10)$$

据已得的 Hurst 值来求关联尺度 C :

$$140 \quad C = 2^{(2H-1)} - 1 \quad (11)$$

1.1.2 修正 R/S 检验

后来的研究表明, R/S 检验虽然有许多不可否认的优点,但它同时也存在些许弊端。R/S 检验对短期记忆敏感度较高,并不能克服短期记忆的影响;若序列受到一定程度的短期记忆干扰,则 R/S 的统计数据所得到的结果稳健性不能得到保障;另一方面在 H 统计量的计算过程中, n 若取不同的初始值,结果估计也会不一样。

针对以上不足,众多学者尝试对 R/S 法进行改进,1991 年 Lo 提出的 MRS 分析的改进之处

在于排除了短期记忆的干扰：它不再像 R/S 检验那样用全距的重标衡量所需的样本方差,而是用统计量 $\sigma_q^2(n)$ 代替。表达式为:

$$\sigma_q^2(n) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(x_{ki} - \bar{x}_{in} \right)^2 + \frac{2}{n} \sum_{i=1}^q \omega_j(q) \sum_{i=i+1}^n \left(x_{ki} - \bar{x}_{in} \right) \left(x_{ki-kj} - \bar{x}_{in} \right) = \hat{\sigma}_x^2 + 2 \sum_{i=1}^q \omega_j(q) \hat{\gamma}_j$$

(12)

$$V(n, q) = \frac{R_{I_a}}{\sqrt{n} \sigma_q(n)}$$

(13)

$$F(v) = 1 + 2 \sum_{k=1}^{\infty} \left(1 - 4k^2 v^2 \right) e^{-2(kv)^2}$$

(14)

验证分析后通过观察 $V(n, q)$ 统计量取值范围, 并分析它是不是处于 H_0 情况下的拒绝域范围限制内, 进而来判定研究样本是否存在该特性。

MRS 分析法在一定程度上过滤了短记忆的干扰, 使得 MRS 方法能建立在诸多时间周期变化的记忆架构基础上; 同时它有效避免了 H 统计量的繁杂计算, 检验结果的可信度在一定程度上得到提高。但该方法的一大弊端便是: 必须摘选取值较为合适的 q , 若定的初始值超出标准太大幅度, 则 $V(n, q)$ 统计量对该特性敏感度不高; 相对地若预定的初始值过于低于标准值, 则序列过程不可避免地要受到短期记忆因素干扰, 这会大大降低检验结果的可靠性。为此, Andrews 给出了最优 q 值计算式:

$$q^* = \text{int} \left[\left(\frac{3n}{2} \right)^{\frac{1}{3}} \left(\frac{2\hat{\rho}}{1-\hat{\rho}} \right)^{\frac{2}{3}} \right]$$

(15)

其中 $\hat{\rho}$ 是一阶自相关系数。

1.2 ARFIMA 模型

针对时间序列过程长期记忆的实证分析, 不仅仅局限于上一节已介绍的 R/S 检验、MRS 分析法等检验方法, 另外还包括系列过程建模方法。研究该特性的模型主要有 ARFIMA 模型、GARCH 类模型及 ARFIMA-FIGARCH 模型等。在这里我将着重介绍下面实证选用的 ARFIMA 模型。

若时间序列过程 $\{X_t\}$ 属于平稳系列, 且符合下面这一差分方程:

$$\phi(L)(1-L)^d(x_t - \mu) = \theta(L)\varepsilon_t$$

(16)

其中 $|d| < 0.5, E\{\varepsilon_t^2\} = \sigma^2 < \infty, \{\varepsilon_t\}$ 是白噪声序列, 满足 $E\{\varepsilon_t\} = 0, L$ 表示滞后算子, 则称该系列满足 ARFIMA 模型。

模型 ARFIMA(p, d, q) 基本上具有以下三点特征:

首先, 在 $|d| \geq 0.5$ 这种情况下, 序列 $\{X_t\}$ 过程不属于平稳序列。

其次,在 $|d| < 0.5$ 这种状况下,序列过程可逆且平稳。

最后,在 d 取值为整数时这种情形下,模型 ARFIMA 此时即可看做常规的 ARIMA 模型。

当 d 的取值范围处于 -0.5 至 0 这个区间时,该系列过程存在着反向延续性或反向相关性;若我们面对的情况是 d 的取值等于 0 ,则表明该序列体现了短期记忆的性质,此情形下即可视作 ARMA 建模;当 d 的取值范围处于 0 至 0.5 这个区间时,则表明该过程存在该特性。

2 关于铜及燃料油的长期记忆实证研究

2.1 数据采集及预处理

研究对象:上海期货交易所交易的铜(CU)、燃料油(FU)期货。

数据类型:各期货合约交易日内的收盘价。

样本区间:2005 年 12 月 1 日至 2017 年 3 月 27 日,数据来源于国泰安 CSMAR 系列研究数据库提供的上海期货交易所交易的铜及燃料油两个品种的全部日交易数据。

考虑到我国期货市场在开办初期,期货交易投机过度,期货价格信息严重失真,并且早期的期货价格数据无法获得,且考虑到燃料油在 2005 年后才开始交易较为正常,故所选取的期货数据是 2005 年后的。起初打算把所有的上市品种都来进行研究,但是由于长记忆特征的研究至少需要四五年的交易数据,故我们把一些上市时间不长的品种排除掉,因此我们研究所选的都是上市时间较长而且近几年家电供应链中重要的原材料交易相对活跃的期货品种的数据,即上交所的铜、燃料油。另一方面,不同于股票价格,因每份期货合约都存在一定的到期时间,期货价格由此显示出不连续特征,同时有若干个不同交割月份的期货合约存在,在同一交易日进行交易的情况是常态。因此,同一期货品种在同一交易日会同时有若干个不同交割月份的期货数据存在。我们按照以下方法构造期货合约,选取最近期月份的成交量最为活跃的期货合约作为代表,在最近期期货合约进入交割月后,选取下一个最近期的成交量最为活跃的期货合约,利用期货合约序列每个交易日的收盘价格数据就可以产生一个的期货数据。这样选取数据的优点是期货价格与现货价格比较贴近,同时还可以克服交割月交易量较小,数据不稳定的缺点。最终选取的期货数据不仅具有连续的特点,而且每次选取数据的日期全部控制在临近交割月的前三个月内,此时期货价格与现货价格较贴近,数据较稳定。最终产生的铜及燃料油连续合约期货数据的个数分别为 2750,2565。

数据处理工具: EViews、MATLAB、Ox-metrics 等。应用计量经济学的专业分析软件 EViews 作基本统计量分析等。MATLAB 软件进行 R/S 分析、修正 R/S 分析。同时还运用了 Ox-metrics 语言的程序设计,估计了模型参数和两期货商品长期记忆检验,如 ARFIMA 模型参数的估计等。

数据预处理: 对采集的收益率序列进行对数差分与放大化处理:

$$r_t = 100 * (\ln P_t - \ln P_{t-1}) \quad (17)$$

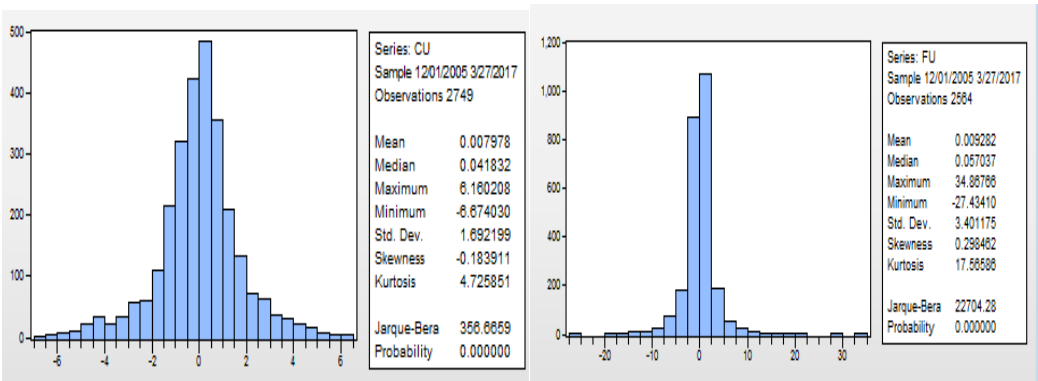
2.2 样本数据的基本性质检验

2.2.1 正态分布检验

因为实证部分要求所研究序列过程不满足正态分布,因而接下来将通过直方图及统计量来详尽说明对象的分布规律。

1) 直方图图形检验

从铜（CU）及燃料油（FU）收益序列的直方图可大致观察到它们都呈现出“尖峰胖尾”的特征,不符合正态分布特点，如下图 1 所示。



(a) 铜收益直方图 (b) 燃料油收益率直方图
(a) Yield histogram of copper (b) Yield histogram of fuel oil

图 1 铜与燃料油的收益率直方图对比
Fig.1 Yield histogram comparison between copper and fuel oil

2) 基本统计量检验

将铜（CU）及燃料油（FU）收益序列的基本统计量相关结果整理归纳如下表 1 所示：

表 1 铜（CU）及燃料油（FU）收益序列的基本统计

Tab.1 Basic statistics of the revenue series for copper (CU) and fuel oil (FU)

数据	均值	标准差	偏度	峰度
铜	0.007978	1.692199	-0.18391	4.725851
燃料油	0.009282	3.401175	0.298462	17.56586

分析知:

①观察正态分布的形态特征时，我们一般注重峰度及偏度两指标分析：CU 收益率的峰度等于 4.725851；而 FU 的峰度取值为 17.56586，正态分布的峰度等于 3，可看出两收益率序列的峰度均超过该数值，体现了这两种期货合约的收益序列呈现“尖峰”特点。

② CU 收益率的偏度为-0.18391；而 FU 系列所得的偏度为 0.298462， 期货 CU 的相关系列的偏度系数小于 0，具有较长的左拖尾，即分布规律呈现左(负)偏特征;而期货 FU 的相关系列的偏度系数大于 0，具有较长的右拖尾，即分布规律呈现右(正)偏特征。

2.2.2 平稳性检验

如果一个随时间变化的序列过程，其度量收益的均值和度量风险的方差值始终不变，只取决于这两个时间段或滞后协方差的值之间的距离，两个周期之间没有依托的协方差矩阵，我们将这一过程是看作是平稳的。系列过程中的随机性，随着不同的时间点的移动，但是它能恒定地服从一定的概率分布，以往比较有价值的历史信息能被有效利用以进一步地分析和建模，从而使得未来走势有时能进行观察预测。因此，分析和模型建立最应优先考虑的就是序列平稳。

在这里使用普遍适用的方法---ADF 检验，下面我们通过它来测试研究对象相关系列的平稳程度，CU 和 FU 的 ADF 检验结果分别如下表 2、表 3 所示：

表 2 铜 (CU) 收益序列的 ADF 检验结果
Tab. 2 ADF test results of the revenue sequence for copper (CU)

	t-Statistic	Prob*.
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-9.613860	0.0000
Test critical values:	1% level -3.432559	
	5% level -2.862402	
	10% level -2.567273	

注：MacKinnon(1996) one-side p-values.

245

表 3 燃料油 (FU) 收益序列的 ADF 检验结果
Tab. 3 ADF test results of the revenue sequence for fuel oil (FU)

	t-Statistic	Prob*.
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-7.927750	0.0000
Test critical values:	1% level -3.432732	
	5% level -2.862478	
	10% level -2.567315	

注：MacKinnon(1996) one-side p-values.

250

测试结果由上表可知,不论是铜还是燃料油,其研究序列的检验统计量为负值,远低于 1%,5%和 10%显著性水平下的 ADF 阈值,因此,我们拒绝零假设并接受备择假设,即所有序列是平稳序列。

2.3 关于铜及燃料油的长期记忆的检验

2.3.1 经典 R/S 法

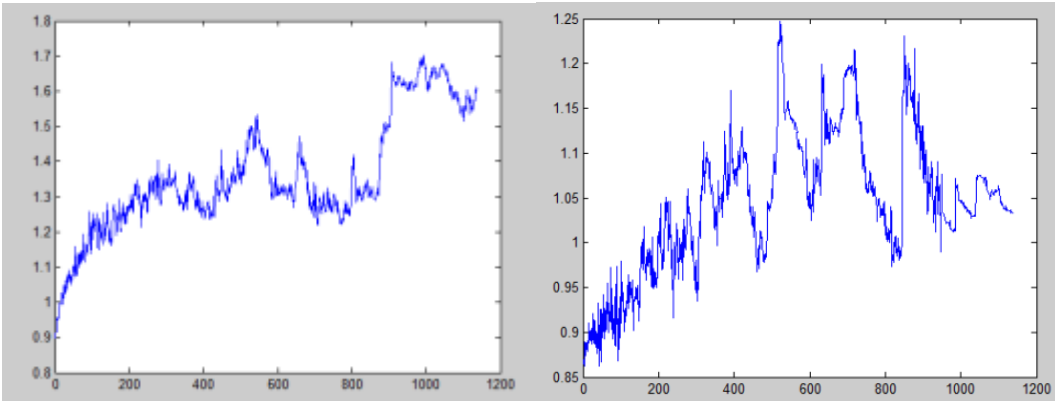
255

因在前文已经对 R/S 检验详细阐述过,所以在这里着重说明检验过程中如何获得 V(n) 统计量。运用 MATLAB 软件,按照 R/S 检验的方法调用已完成的程序文档, n 取值在本文从 10 开始,分别测算求出 $\log RS$, $\log ERS$ 和 V(n)值。随后根据 V (n)指标的定义,做出 V (n)关于 log(n)的曲线,判断图形的突变点,确定平均非周期循环长度,并以此转折点作为分界处依次回归分析,得到 H 指数的值。

260

如图 2 所示,在图 (a) 中我们找到较明显的拐点值是当自然对数等于 1.6573 时,数值转化后即 n=857,说明了期货铜循环一个来回周期区间大致为 857 天;为了保证最后估计的 Hurst 值精确性,以 857 为分水岭对数据进行分区间处理:分成 $10 \leq n \leq 857$ 和 $858 \leq n \leq 2750$ 两段区间,调用最小二乘法回归分析, $\log(R/S)$ 关于 $\log n$ 曲线的斜率就是我们要求的 Hurst 预测值。图 (b) 中可以发现期货燃料油的拐点明显比前者偏小,即它的明显转折点在自然对数为 1.2478 处,此时 n =572,而之后的图像走势趋于平缓,因此该循环长度为 572 天,同理以 n=572 为分界线对燃料油采集的数据进行分段处理,即 $10 \leq n \leq 572$ 和 $573 \leq n \leq 2565$;将分段处理后的两期货合约品种的回归结果列表如下(如表 4 及表 5 所示):分别以 n=857 及 n=572 为阈值,对阈值点之前的序列和之后的序列进行回归, Log(R/S)关于 log(n)的回归系数即为 Hurst 统计量。

265



(a) 铜 R/S 分析的 $V(n)$ 序列 (b) 燃料油 R/S 分析的 $V(n)$ 序列
(a) $V(n)$ sequence for R / S analysis of copper (b) $V(n)$ sequence for R / S analysis of fuel oil

图 2 铜与燃料油的 R/S 分析的 $V(n)$ 序列对比
Fig. 2 Comparison of $V(n)$ sequences for R / S analysis of copper and fuel oil

表 4 铜收益序列 R/S 回归及检验结果
Tab.4 R / S regression and test results for yield sequence of copper

	$10 \leq n \leq 857$	$858 \leq n \leq 2750$	$10 \leq n \leq 2750$
系数项 (Hurst 指数)	0.591240	0.56718	0.5771
t 统计量	63.287815	29.210371	69.563052
R^2	0.987184	0.975647	0.982457
F 统计量	7941.379	2315.652	6359.861
概率 p	0.00000	0.00000	0.00000
相关性 C	0.0442593	0.010003	0.020125

表 5 燃料油收益序列 R/S 回归及检验结果
Tab.5 R / S regression and test results for yield sequence of fuel oil

	$10 \leq n \leq 572$	$573 \leq n \leq 2565$	$10 \leq n \leq 2565$
系数项 (Hurst 指数)	0.607538	0.55648	0.5786
t 统计量	153.7349	162.3137	254.7931
R^2	0.996741	0.972327	0.982191
F 统计量	8391.753	7963.745	8692.573
概率 p	0.00000	0.00000	0.00000
相关性 C	0.1933986	0.023109	0.0363994

在 1%和 5%显著性水平值下,t 检验的阈值分别是 2.58 和 1.96,由上表统计结果可知 t 检验被通过,且拟合程度颇为良好。

而且从表中还可以看出：沪铜的相关收益序列，在 R/S 检验下，据表格统计结果知铜的 $Hurst = 0.5771$ ；当燃料油收益率的 $Hurst = 0.5786$ 时，该统计量值都超出了 0.5 这一中间值，则代表所研究的两个期货合约相关系列都有着较为明显的长期记忆特征，但是燃料油的 $Hurst$ 统计量小幅走强于铜，说明铜的该特性稍弱于燃料油。

2.3.2 修正的 R/S 法

1) 收益序列的长期记忆分析

调用之前在 MATLAB 软件编写的 MRS 分析法相关程序文档,给滞后阶数 q 赋值,分别取值 2, 4, 6, 8, 10, 而且将最优滞后阶数赋给 q ($q_{opt} = \text{int} \left[(3T/2)^{1/3} \{2\rho/(1-\rho^2)\}^{2/3} \right]$), 结果如表 6 所示:

表 6 铜及燃料油收益序列的修正 R/S 结果统计

Tab. 6 Modified R / S results statistics for revenue series of copper and fuel oil

期货名称	铜	燃料油
时间序列	$\{r_t\}$	$\{r_t\}$
样本数	2749	2564
$\rho(p)$	0.005971(0.0793)	0.061529(0.2361)
q^*	0	3
$V(q^*)$	1.8773	1.9735
$V(2)$	1.8695	1.9571
$V(4)$	1.3957	1.6529
$V(6)$	1.7693	1.7301
$V(8)$	1.8699	1.8873
$V(10)$	1.8725	1.9017

由表可知 5% 的显著性水平下,如果统计信息 $V(q)$ 落入范围[0.809,1.862]以外时,即统计量被排除在拒绝域范围以外,表明时间序列过程存在长期记忆的迹象。从表中可以得知,除了少数几个滞后阶数 q 取值情况下,铜及燃料油的 $V(q)$ 统计量小于 1.862,其它大部分情况下研究对象的相关序列的统计量 $V(q)$ 显著大于 1.862,这表明它们都可能一定程度上存在着长期记忆特性。

2) 波动序列的长期记忆分析

接着上小节检测,我们将展开对两个期货合约波动系列是否存在类似特征的讨论。本节在总结现有文献资料关于波动特性的基础上,不仅讨论了 $\{rt\}$ 、 $\{rt^2\}$ 长期记忆,并利用分数低阶矩指数来衡量期货收益的波动性。这部分主要是针对不同收益的波动性序列,使用 MRS 分析法来检验测试其序列过程的长期记忆。

① 平方收益和绝对收益序列

在 $\{rt\}$ 、 $\{rt^2\}$ 两序列各自的自相关系数与最优滞后阶数都以求得的基础上,对两期货品种相关系列过程采用修正 R/S 法进行分析,所得到的统计量 $V(q)$ 如下表 7 所示:

表 7 平方收益和绝对收益序列的修正 R/S 结果统计

Tab. 7 Modified R / S results statistics for square revenue series and absolute revenue series of copper and fuel oil

期货名称	铜		燃料油	
时间序列	$\{ r_t \}$	$\{r_t^2\}$	$\{ r_t \}$	$\{r_t^2\}$
样本数	2749	2749	2564	2564
$\rho(p)$	0.134715(0.00573)	0.418715(0.0001)	0.063472(0.0815)	0.075231(0.0437)
q^*	2	2	2	2
$V(q^*)$	3.6735	3.4179	3.1578	2.9351
$V(2)$	3.6735	3.4179	3.1578	2.9351
$V(4)$	3.2716	2.9703	2.9751	2.7597
$V(6)$	3.0259	2.8071	2.7439	2.5793
$V(8)$	2.7935	2.6715	2.6319	2.4503
$V(10)$	2.5796	2.4792	2.7394	2.2796

由表可知,两期货商品 $\{r_t\}$ 、 $\{r_t^2\}$ 的自相关系数取值均为大于零的正数,铜及燃料油相比,无论是序列 $\{r_t\}$ 还是序列 $\{r_t^2\}$, 最优滞后阶数 q^* 对应的指标 $V(q^*)$ 的值均大于 1.862,因此,两期货合约 $\{r_t\}$ 、 $\{r_t^2\}$ 均存在长期记忆性。

② 分数低阶矩序列

从前文分析已知收益序列具有该类特性, 那么当收益序列采取不同的变化形式时, 如 $|r_t|^a$, 即使 a 取值随时处于变化中于(其中, $0 < a < 2$), 是否还能同样保持结论的一致性呢? 最后经过分析归纳, 可以看出: 所研究的两个期货合约利用分数低阶矩度量的波动序列 $\{|r_t|^a\}$ 的长期记忆迹象都比较明显。结果如表 8、表 9 所示:

表 8 铜的分数低阶矩度量的波动序列的修正 R/S 结果统计

Tab. 8 Modified R / S results statistics for fluctuation sequence of fractional lower order moment metrics of copper

统计量	铜						
时间序列	$ r_t ^{1/4}$	$ r_t ^{1/3}$	$ r_t ^{1/2}$	$ r_t $	$ r_t ^{5/4}$	$ r_t ^{4/3}$	$ r_t ^{3/2}$
样本数	2749	2749	2749	2749	2749	2749	2749
$\rho(p)$	0.031578 (0.3726)	0.043781 (0.2395)	0.02571 (0.5731)	0.111362 (0.0053)	0.117394 (0.0017)	0.12793 (0.0013)	0.12793 (0.00049)
q^*	1	2	1	2	3	4	4
$V(q^*)$	3.6912	3.6358	3.7256	3.4127	3.3749	3.2513	3.1583

表 9 燃料油的分数低阶矩度量的波动序列的修正 R/S 结果统计

Tab. 9 Modified R / S results statistics for fluctuation sequence of fractional lower order moment metrics of fuel oil

统计量	燃料油						
时间序列	$ r_t ^{1/4}$	$ r_t ^{1/3}$	$ r_t ^{1/2}$	$ r_t $	$ r_t ^{5/4}$	$ r_t ^{4/3}$	$ r_t ^{3/2}$
样本数	2564	2564	2564	2564	2564	2564	2564
$\rho(p)$	0.019573 (0.5748)	0.027415 (0.4796)	0.036514 (0.0799)	0.059724 (0.0798)	0.070571 (0.05493)	0.073291 (0.0532)	0.071123 (0.0531)
q^*	1	1	1	2	2	2	2
$V(q^*)$	3.2973	3.3759	3.5743	3.1762	3.1406	3.1279	3.0794

表 10 经典 R/S 法和修正 R/S 法结果比较

Tab.10 Comparison of results between classical R/S method and modified R/S method

收益率	H	修正 H
铜收益率	0.5771	0.7941
燃料油收益率	0.5786	0.8513

除了之前已经得出的结论, 这里着重说明下 R/S 法和 MRS 法结论的有效性对比。如表 10 所示: 可以发现, 第一种检验下得到的 Hurst 值常规情况下一般都大于 MRS 分析法所得到的 Hurst 统计量, 说明过滤部分短期记忆因素的影响后, 后者有效地改善了 R/S 检验存在的弊端。

3 关于铜及燃料油的 ARFIMA (p,d,q)模型构建

3.1 AR 建模以排除短记忆性

本文着重在于分析序列过程是否存在长期记忆这一特性, 因此在一定程度上需消除掉短期记忆结构等因素的严重干扰, 来确保建模研究的精确度; 所以我们通过对两市场指数的

时间序列建立 AR (4)模型来去除短期记忆，据前面 ADF 检验结果得知， $\{X_t'\}$ 这样的分整序列存在长期记忆特性。因此我们可以对市场指数收益及波动系列建立 ARFIMA (p, d, q)模型，以便更准确可靠地分析序列该特征。

3.2 ARFIMA (p,d,q)建模和实证分析

首先，运用 R/S 分析方法，来针对铜及燃料油这两个期货商品的相关序列进行 AR(4)建模，对削弱了短期干扰因子的 $\{X_t'\}$ 残差系列分步测得 Hurst 统计量的计算结果；即在 Eviews 软件中调用之前编辑好的程序文档，最终获知了铜的 H=0.5771,然后再基于 ARFIMA 模型理论求得分整秩序 d 值,Hurst 统计量与 0.5 的差值即可得到所求 d 值,则 d=H-0.5=0.0771,这结论刚好与前文 ARFIMA 建模前提条件保持了同步性，即通过对期货铜滤除短期记忆影响后的残差序列 $\{X_t'\}$ 是一个分整序列，且同时发现长期记忆存在的迹象。以相同的计算步骤同理可得燃料油的残差序列 $\{X_t'\}$ 的 d=0.0786。

其次，在这里选用最大似然法完成大致估测阶段，参数值估计部分需要综合考虑到 AIC, BIC 标准和 p 值这三个因子。针对 ARMA 建模过程中的两个待测参数，我们分别尝试对 p 和 q 从 0 到 4 取值，利用高数中的排列组合，共构建出 25 种组合；分别计算然后归纳整理统计结果，以顺利完成 ARFIMA (p, d, q) 模型建立阶段的常规的 p, q 参数估计。

针对燃料油，试着整理分析之前的 25 种搭配使用的组合实证结果，根据最后调用 MATLAB 程序后的结果进行多次反复的对比分析，可以发现，处于 p=3, q=3 这种情形下，统计参考数据为 AIC=-4750.99, BIC=-4325.85, 与所有另外的 24 种组合情况相比较，不论是 AIC 数值，抑或是 BIC 值都满足了最小化，其概率 $p \leq 0.0001$ ，说明这种参数取值满足之前的参考标准。据此判断，ARMA (3,3)是 25 种情况下最符合的，即取值 p 为 3,q 值也为 3 是最适用的。依着之前的计算过程，类似比较之后发现，关于铜，取值 p 为 2,q 值也为 2 是最适用的。

最后，对铜这一期货商品 AR (4)建模后，去除短期记忆干扰因素后的残差序列 $\{X_t'\}$ 建立 ARFIMA 模型，分别取 p=2 ,q=2。调用 Ox-metrics 统计应用软件所编程序，最终获取铜收益序列的 ARFIMA 模型估计结果列表如下；同理对燃料油定阶取值 p=3 ,q=3 后，建模同理获得其 ARFIMA 建模估计如下；估计结果如表 11 和表 12 所示:

表 11 铜 ARFIMA(p,d,q)模型统计
Tabl.11 ARFIMA (p, d, q) model statistics of copper

	估计系数	标准差	t 值	p 值
d 值	0.110936	0.03429	3.23	0.001
AR-1	0.699934	0.1969	3.55	0
AR-2	0.299124	0.0517	1.52	0.129
MA-1	0.196021	0.2065	0.949	0.343
MA-2	-0.11073	0.03066	-3.61	0

注：AIC=10.5691926 , log-likelihood = -13554.2741

表 12 燃料油 ARFIMA(p,d,q)模型统计
Tabl.12 ARFIMA (p, d, q) model statistics of fuel oil

	估计系数	标准差	t 值	p 值
--	------	-----	-----	-----

d 值	0.153854	0.06415	2.4	0.017
AR-1	0.476246	0.1636	2.51	0.004
AR-2	-0.60414	0.1523	-3.97	0
AR-3	0.560713	0.08838	6.34	0
MA-1	-0.58842	0.1861	-3.16	0.002
MA-2	0.554836	0.1778	3.12	0.002
MA-3	-0.58319	0.09697	-6.01	0

注:AIC=-5.11676435, log-likelihood = 6511.40748

从上面两表格对比总结可以发现, 期货铜 $d=0.110936$, 燃料油 $d=0.153854$; 分析可见: 两个期货商品的相关系列过程确实有着长期记忆这一特性, 铜的模型相对于燃料油的模型来说要更简易, 但是燃料油的这类特征要稍稍走强于铜, 与之前两种检验方法 (R/S 检验与 MRS 分析法) 所得的结论保持了高度的同步性。

3.3 ARFIMA 模型的有效性检验

通过前面两小部分的分析, 在这里可选取适当的模型基于其回报和波动性的特性进行建模分析选择。

这里, 在第三章中介绍的 ARFIMA(p, d, q) 模型构建与估计问题的基础上, 再简单地补充说明一下该模型的预测问题, 以方便进行下文简单的有效性检验。

对 ARFIMA (p, d, q) 过程 $\varphi(B)(1-B)^d(x_t - \mu) = \theta(B)a_t$, 有

$$x_t = \sum_{j=0}^{\infty} \psi_j a_{t-j} + \mu; \quad a_t = \sum_{j=0}^{\infty} \pi_j (x_{t-j} - \mu),$$

$$\sum_{j=0}^{\infty} \psi_j B^j = \theta(B)\varphi^{-1}(B)(1-B)^d, \quad \sum_{j=0}^{\infty} \pi_j B^j = \varphi(B)\theta^{-1}(B)(1-B)^d.$$

向前 h 步预测值为:

$$x_t(h) = E(\hat{x}_{t+h}, x_j, j \leq t) = -\sum_{j=1}^{\infty} \pi_j \hat{x}_t(h-j) = \sum_{j=h}^{\infty} \psi_j a_{t+h-j},$$

$$\sigma_t^2(h) = E[x_{t+h} - \hat{x}_t(h)]^2 = \sigma^2 \sum_{j=0}^{h-1} \psi_j^2, \quad \text{其中, } \sigma^2 \text{ 为白噪声 } a_t \text{ 的}$$

方差。

针对铜及燃料油序列过程进行 ARFIMA 模型预测检验探讨, 研究时间段的数据是 2017 年 1 月到 2017 年 2 月的数据执行此预测, 即 ARFIMA 模型用作 10 步预测的推断, 结果如表 13 所示:

表 13 ARFIMA 模型预测
Tab. 13 ARFIMA model predictions

时期	铜 实际值	铜 预测值	燃料油 实际值	燃料油 预测值
1	-0.01124	-0.00017	0.009192	0.000784

2	-0.00933	-0.008938	-0.00287	-0.00233
3	-0.01029	-0.012301	0.007513	0.007119
4	0.007672	-0.000273	-0.00753	-0.00223
5	-0.02506	-0.022194	-0.00471	-0.00447
6	-0.03194	-0.033029	-0.0091	-0.00899
7	0.009192	-0.00019	0.003839	-0.00257
8	0.013733	0.0127499	0.001742	0.001592
预测成功次数	5		5	

385 上表显示，对于期货铜，利用 ARFIMA 模型外推预测高低起伏成功了五次，比猜测略好；燃料油预测效果和铜的大致接近。总体而言，有一定的预测可行性，即 ARFIMA 模型的预测作用对这两个期货商品一定程度上还是有效的。

4 结论

390 随着我国经济全球化程度的日益加强，家电供应链对国家大宗商品尤其是铜、石油等原材料的需求在不断加大，而铜、石油作为重要的家电产品原材料，不仅是金融市场上炙手可热的大宗商品，其价格的走势和波动也是金融市场的重要警示器。所以本文研究铜、石油等家电产品的原材料长记忆性，对于掌握铜、石油等原材料的价格走势，从而有效的降低由于原材料长记忆性而对我国家电供应链企业带来的成本冲击、合理产品定价等方面都具有重要的理论与实践指导意义。本文选用 R/S 检验、修正 R/S 法对家电供应链的重要原材料铜及燃料油两期货收益及其波动序列过程的长记忆特性做了实证检验和分析，根据检验结果，进一步调用了 ARFIMA 模型对具有长记忆性的相关序列过程进行了拟合建模，并最后用 ARFIMA 模型进行了预测拟合。简单归纳下本文所得结论：

400 1)铜及燃料油这两期货的收益序列均不服从正态分布，且都是平稳序列；它们的收益率和波动都具有显著的长期记忆，铜的长期记忆略弱于燃料油。本文实证结论对现实期货投资操作不可否认的有其现实意义：若期货市场确实存在长期记忆这一迹象，那么广大投资者就有理由相信即使两个相隔时间段很长的观测值可能也有着不可忽略的相关性，重要的历史信息能帮助我们有效测定未来一段时间的收益走势。若金融衍生市场收益率存在该特征，那么技术分析学派在市场上将倍受欢迎，因为过去的信息对未来具有影响力，所以根据各种图标和技术指标分析股票未来的收益率走势，进而决定买进还是卖出是有一定意义的。

405 2)对于所收集到的交易日收盘价数据，不论是日收益序列，抑或是其相关的不同表达形式的波动序列，期货铜的长期记忆小幅度走低于燃料油，表明燃料油收益率的该类特性稍稍强于沪市。由于长记忆性意味着过去的收益可以预测未来，本文通过实证分析得知铜、燃料油两重要的家电供应链原材料具有长记忆性，可以帮助我们判断家电市场的价格趋势和波动特点，也意味着我们同时可以准确分析和预测家电产品的价格走势，抑制家电供应链中的运作风险和促进该行业的健康发展。

[参考文献] (References)

415 [1] Sharma N.Forecasting oil price volatility[D].Virginia:Virginia Polytechnic Instinue and State University ,1998,62-78.
[2] Alvarez R J,Cisneros M,Ibarra V C,et al.Multifractal Hurst analysis of crude oil prices[J].Physica A:Statistical Mechanics and its Applications,2002,313(3):651-670.
[3] David C J,Moya L.Estimating oil price 'Value at Risk'using the historical simulation approach[J].Energy Economics,2003,25(3):239-253.

- [4] Radchenko S.Oil price volatility and the asymmetric response of gasoline prices to oil price increases and decreases[J].Energy Economics,2005,27(5):708-730.
- 420 [5] 周明磊.事件对国际石油价格影响的时间序列分析[J].数学的实践与认识,2004,34(8):12-18.
- [6] 潘慧峰,张金水.基于 ARCH 类模型的国内油价波动分析[J].统计研究,2005,(4):16-20.
- [7] 韩冬炎,陈蕊,崔立瑶.对石油价格走势预测的数理研究[J].价格理论与实践,2004,(5):51-52.
- [8] 魏巍贤,林伯强.国内外石油价格波动性及其互动关系[J].经济研究,2007,(12):130-141.
- 425 [9] 刘宏.石油期货价格波动的实证研究--上海、纽约和伦敦石油期货价格波动比较[J].价格理论与实践, 2009, (9): 57-58.
- [10] 李琰, 齐中英, 牛洪源.沪铜期货价格时间序列 R/S 分析[J].管理科学, 2005 (3): 87-92.
- [11] 华仁海, 陈百助.我国期货市场价格收益及波动方差的长记忆性研究[J].金融研究, 2004 (2): 52-61.
- [12] 郑丰,崔积钮,马志伟.沪铜期货市场长记忆性特征的 R/S 分析[J].辽宁大学学报:自然科学版,2013(1):14-20.
- 430 [13] 李江,邹凯.中国期货市场分形结构的实证分析[J].浙江金融,2007(8):38-39.
- [14] 吴迪,何建敏.纽约原油期货价格波动对我国金属期货收益率的影响研究[J].统计与决策,2010 (8): 139-141.