

纽约、上海白银期货市场与伦敦现货市场的协整

蔡玮玮

(贵州财经大学 信息学院, 贵阳 550000)

摘要:在2012年以前,我国只有白银现货市场,无法有效反映白银的供求关系。2012年5月10日,我国首个白银期货合约在上海期货交易所正式挂牌交易。因此,通过分析世界三大衍生品交易所白银期货交易中时间和频率的变化,使用小波方法来检查共同点。结果表明,白银期货与现货市场在不同尺度上的相互作用更强,相关性在较低频率下非常高,即市场在4—6个月的时间段内整合,任何交易决策或政策措施都应考虑其他白银市场的表现。

关键词:白银;期货;现货;小波分解;小波多重相关

中图分类号:F224;F724.5;F832.54 **文献标志码:**A **文章编号:**1673-291X(2020)02-0141-06

引言

近年来,由于全球金融化,随着我国金融市场不断的深化改革与发展,期货市场也在不断完善。2012年5月10日,白银期货在上海黄金交易所的上市代表着我国期货市场的发展向前迈进了一大步。

本研究的目的是分析三个交易所之间的时间和频率变化协调关系,世界最大的衍生品交易所 NewYork(纽约)、ShangHai(上海),以及全球最大场外交易市场 London(伦敦)。选用小波分析方法来检验 ShangHai 和 NewYork 白银期货市场以及 London 现货市场中时间和频率变化的特征。预计证明期货价格与现货价格在不同时间尺度下的相关性是非常高的。

一、文献综述

小波分析是以傅里叶分析为基础发展而来的,虽然二者密切相关,但小波分析与傅里叶分析相比具有一定的优势。特别是,小波分析通过将时间序列的光谱特征的估计作为时间的函数来保存时域和频域中的信息^[1],通过这种方式我们可以观察时频域中两个序列之间相关性的时间和频率变化。因此,与传统的因果关系和相关性分析相比,小波一致性提供了更好的衡量变量、商品收益和流量之间的共同运动的方法^[2]。

早在20世纪30年代由小波法国科学家 Gsossman 和 Morlet 提出后,就成为了一种流行的数据分析方法^[3]。通过将原始的时间序列表示为具有两个变量的函数(时间和频率)

来分析数据的时间变化特征^[4]。在 Grossmann 和 Morlet(1984)的开创性工作之后,小波成为一种流行的分析非固定和不规则数据方法。就金融时间序列而言,小波多尺度分解是一种有价值的分析方式,探索时域和频域的时间序列的复杂动态^[5]。它通过小波时间尺度提供了短期和长期关系的整体图景^[6]。

小波分析因为其具有良好的时频特性,已经被广泛应用于许多领域中。其中,Ramsey 定义了小波方差,Percival 定义了小波协方差和 Gencay 定义了交互协方差,将其引入经济和金融分析中,并讨论了汇率的波动行为和和相关行为,取得了较好的效果^[7]。在此之前,Sangram Keshari Jena 等人已经证明在贵金属期货以及现货方面小波是一个很好说明期货市场相关关系的一个方法^[8]。

二、数据

本文使用的数据是我国白银期货2012年5月10日上市以来至2018年11月9日的所有工作日日频数据,New York、ShangHai 以及 London 数据均来源于东方财富网。经过日期比对以及合并处理,总共得到1544个观察。所有三个市场的日收益率的描述性统计值见表1,其中,Pt 是价格,Rt 是收益率。

从结果可以看出,三个市场的平均回报均为负值,NewYork 和 London 的负回报率几乎无区别;另外,NewYork 市场波动最大,与 London 并无明显区别,ShangHai 波动最小,三个市场均出现负面倾斜,所有市场都有高峰期,拒绝了该系列的正常性。这也得到了 Jarque-Bera 测试的补充。

收稿日期:2019-08-19

作者简介:蔡玮玮(1994-),女(仡佬族),贵州遵义人,硕士研究生,从事金融数据分析研究。

表 1

	NewYork	London	ShangHai
Mean	-0.000 467	-0.000 467	-0.000 355
Median	0	-0.000 121	-0.000 286
Maximum	0.078 315	0.078 404	0.067 65
Minimum	-0.109 479	-0.132 472	-0.094 504
Std.Dev.	0.015 832	0.015 511	0.013 865
Skewness	-0.418 747	-0.587 453	-0.246 424
Kurtosis	7.938 647	9.518 811	8.115 63
Jarque-Bera	1 614.228	2 822.644	1 699.209
Probability	0	0	0
Sum	-0.720 89	-0.720 561	-0.548 159
Sum Sq.Dev.	0.386 732	0.371 235	0.296 61
Observations	1 544	1 544	1 544

NewYork 和 ShangHai 白银期货以及 London 现货价格的相关矩阵如表 2 所示。

Correlation	NewYork	London	ShangHai
NewYork	1		
t-Statistic	-		
London	0.929 633	1	
t-Statistic	99.067 38	-	
ShangHai	0.295 182	0.225 985	1
t-Statistic	12.131 9	9.109 704	-

所有市场都有着积极而重要的关系。NewYork 与 London 高度相关,值为 0.92,联动性强。NewYork 与 ShangHai 的相关性较低,值为 0.29。London 与 ShangHai 的相关性最低,值为 0.22。

三、研究方法

小波变换创建信号的时频分析,因此能够估计信号的频谱特性随时间的变化。这不仅可以提供时变功率谱,还可以提供计算相干性所需的相位谱。与不允许信号的任何时间依

赖性的傅里叶变换相比,因此不能提供关于其光谱特征的时间演变的任何信息,小波变换的主要优点是它有可能表示信号的时间和频率^④。

传统的傅里叶变换涉及应用正弦和余弦基函数,用于将一系列变换为正交的三角分量组。这些正弦和余弦基函数的特征在于无限的能量和有限的功率,因此消除了任何信号的时间依赖性。所以,傅里叶变换不提供关于信号光谱特性的时间演变的信息。窗口傅里叶变换已被建议作为规避傅立叶变换的限制的方法。它涉及在短时间窗口内应用傅里叶变

换,该窗口在频率上保持恒定。因此,窗口傅立叶变换在固定的时频窗口处理信号,在时域和频域中具有恒定的间隔,忽略了所有频率的足够分辨率^[10]。相反,小波变换通过缩小较高频率的窗口宽度并将其加宽以用于较低频率来将时间分辨率调整为频率。它利用了可在时间和频率上进行平移和拉伸的本地基本功能。在小波分解过程中,通常使用的方法是将系数分解成两部分,分开后得到一个新的低频系数和一个高频系数^[11](如图2)。

傅里叶变换公式为如下式(1),公式中 $F(\omega)$ 为 $f(t)$ 的像函数, $f(t)$ 为 $F(\omega)$ 的像原函数。小波变换公式如下式(2)。

$$F(\omega) = \int_{-\infty}^{\infty} f(t) * e^{-i\omega t} dt \quad (1)$$

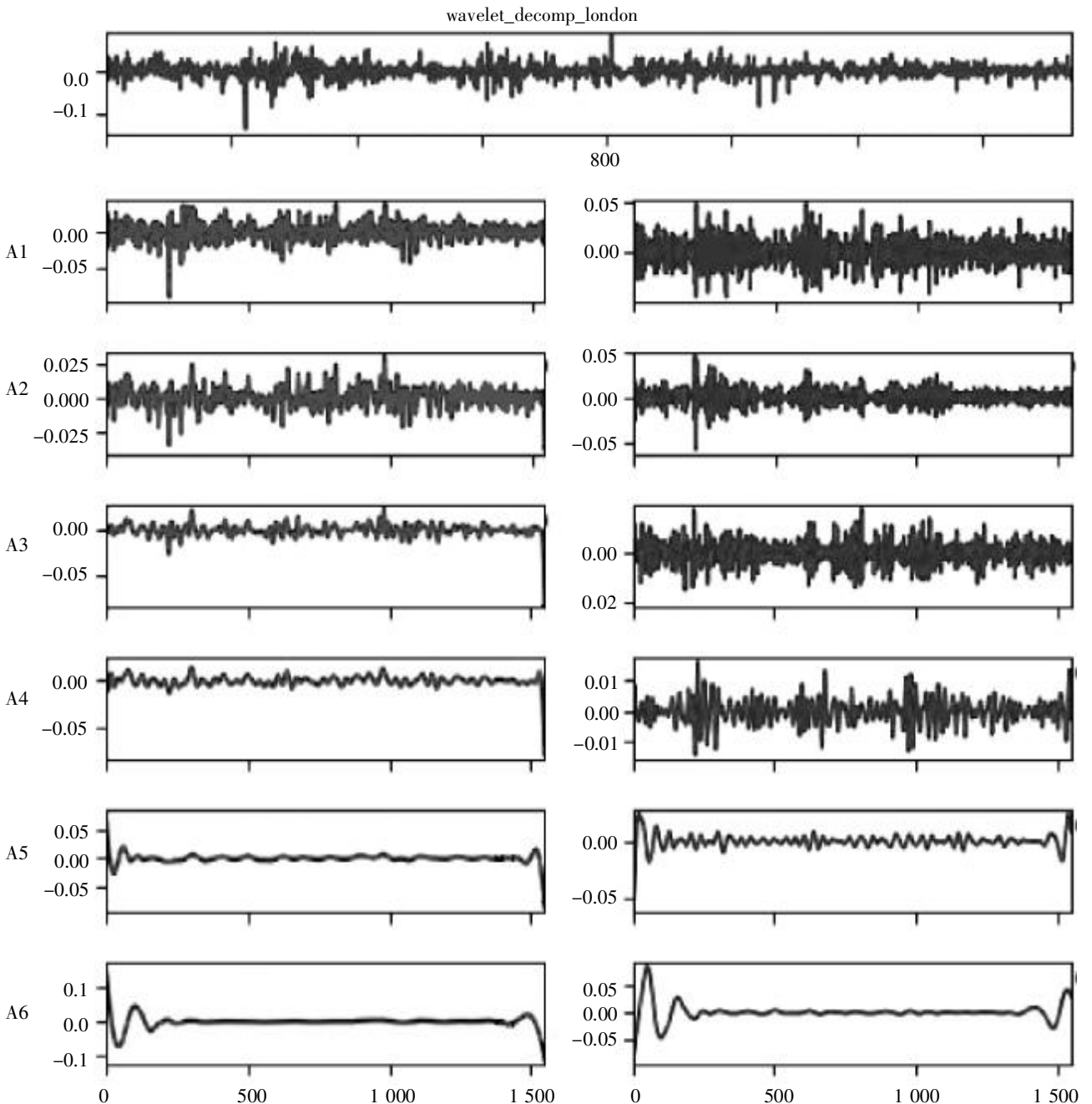
$$WT(a, \tau) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{\infty} f(t) * \psi\left(\frac{t-\tau}{a}\right) dt \quad (2)$$

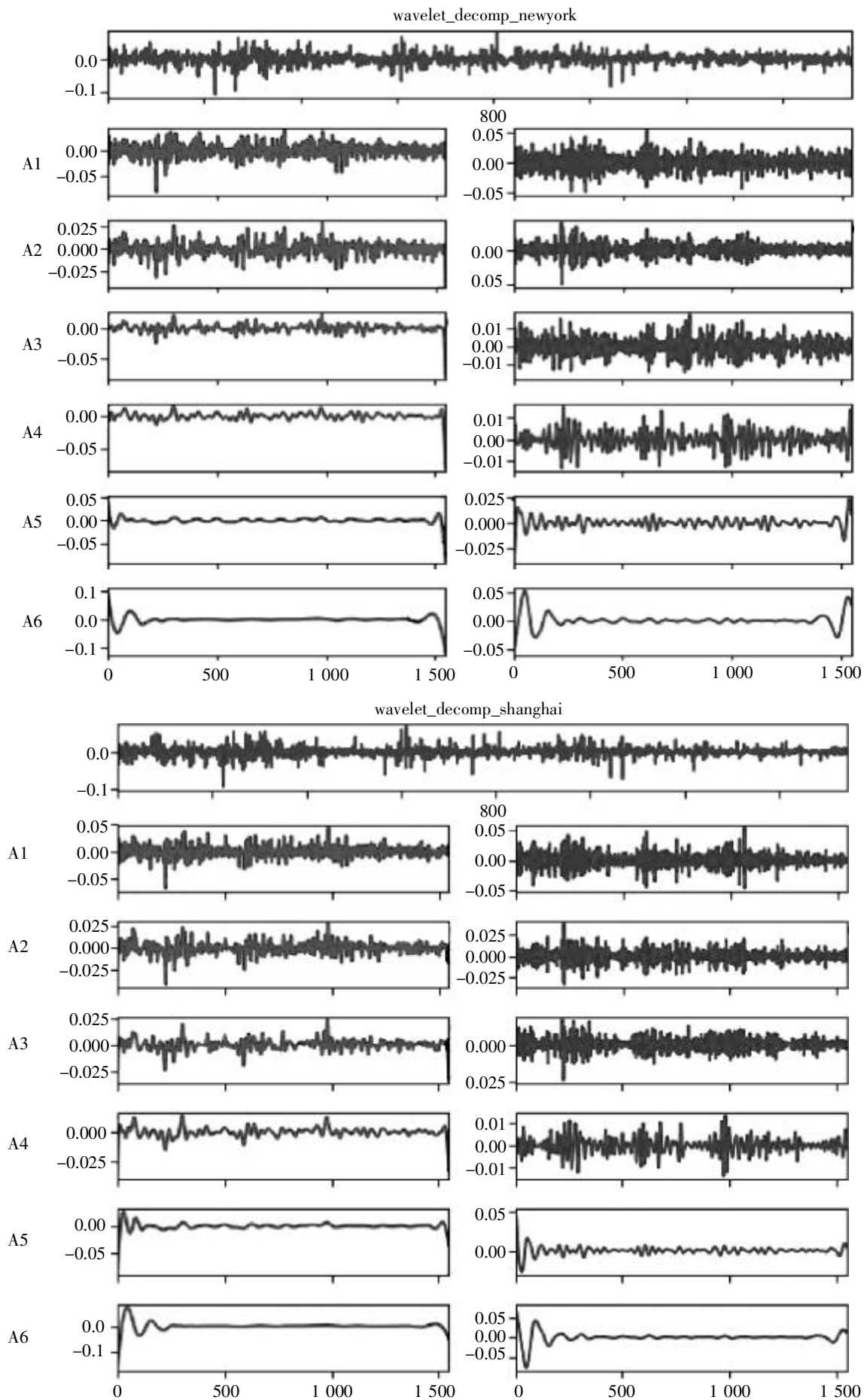
从(1)(2)公式可以看出,小波变换与傅里叶变换不同的是,傅里叶变换的变量只有频率 ω ,而小波变换有两个变量:尺度 a (scale)和 平移量 τ (translation)。尺度 a 控制小波函数的伸缩,平移量 τ 控制小波函数的平移。尺度就对应于频率(反比),平移量则 τ 就对应于时间。

多贝西小波(Daubechies Wavelet)具有调整函数(低通滤波)及小波函数(高通滤波)两个函数。因此,我们须先建立调整函数及小波函数的系数。首先,调整函数在多尺度分析(multi-resolution analysis)中的每一层皆可写为下列方程式:

$$\phi(x) = \sum_{k=0}^{N-1} a_k \phi(2x-k)$$

其中, (a_0, \dots, a_{N-1}) 为有限长度实数数列,称作调整系数。同时,小波函数也可以调整函数的线性组合表示:





$$\psi(x) = \sum_{k=0}^{M-1} b_k \Phi(2x-k)$$

其中, (b_0, \dots, b_{M-1}) 亦为有限长度的实数数列, 称做小波系数。

可以得出, London 和 New York 数据在高频(D)如第6层、第5层上相似度很高, 在低频(A)如第6层相似度同样很高, 说明两者在低频和高频的分解值相关度高(噪声都大致一致, 说明外界对两者的干扰十分同步); 而 Shanghai 在高频与之前两者的有相反的相关性, 说明高频部分 Shanghai 与两者呈现负相关(即 Shanghai 上升; 两者下降, Shanghai 下降, 两者上升)。

小波多重相关和 Fernandez-Macho(2012)提出的互相关方法已被发现有用的, 定义多变量随机过程 $X_t = (x_{1t}, x_{2t}, \dots, x_{nt})$, 其中 $W_{jt} = (w_{1jt}, w_{2jt}, \dots, w_{njt})$ 表示各自的比例 λ_j 小波系数,

通过将最大重叠离散小波变换(MODWT)应用于每个 x_{it} 过程而获得。小波多重相关(WMC) $\Psi_X(\lambda_j)$ 定义为—组多尺度相关, 相关性可以从 X_t 计算为如下。对于每个小波尺度 λ_j , 以该线性计算回归确定系数的平方根变量 $w_{ijt}, i=1, \dots, n$ 的组合, 其确定系数是最大值。对应于一组回归量 $\{z_k, k \neq i\}$ 上的变量 z_i 的回归的确定系数被获得为 $R^2 = 1 - 1/\rho^i$, 其中 ρ^i 是相关矩阵 P 的逆的第 i 个对角线元素。WMC $\Psi_X(\lambda_j)$ 计算公式如下:

$$\Psi_X(\lambda_j) = \sqrt{1 - \frac{1}{\max \text{diag} P_j^{-1}}} \quad (3)$$

其中, P_j 指的是 W_{jt} 的 $n \times n$ 的相关矩阵。WMC $\Psi_X(\lambda_j)$ 也可以定义为:

$$\Psi_X(\lambda_j) = \text{Corr}(w_{ijt}, \hat{w}_{ijt}) = \frac{\text{Cov}(w_{ijt}, \hat{w}_{ijt})}{\sqrt{\text{Var}(w_{ijt}) \text{Var}(\hat{w}_{ijt})}} \quad (4)$$

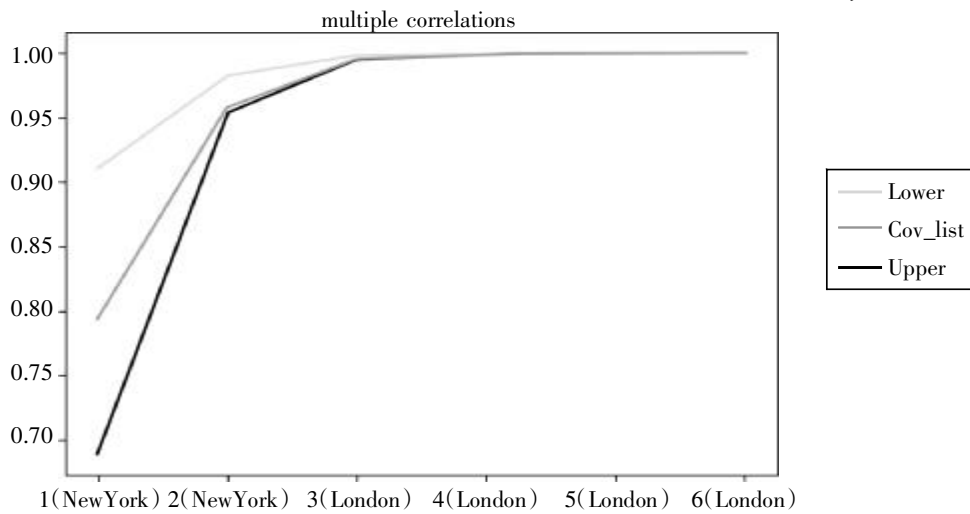


图1 两个白银期货市场和现货市场的小波多重相关性

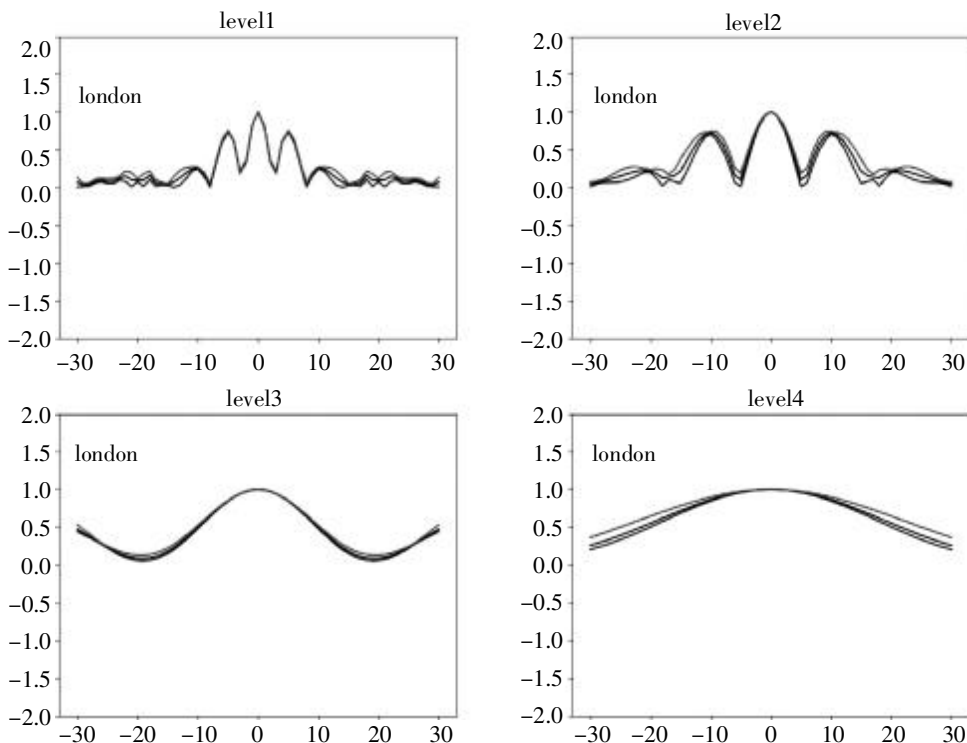


图2

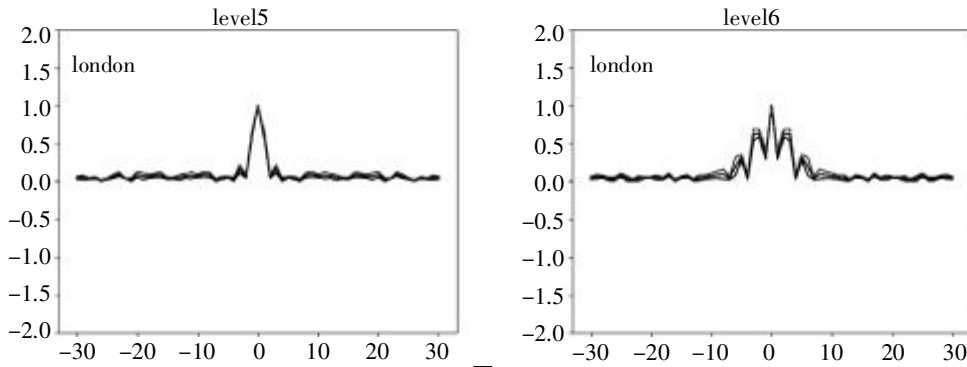


图2

从图1可以看到,在不同的时间尺度上观察到白银市场(包括期货和现货)之间存在相当高水平的多重相关性,从一周内的0.8左右开始,最长增长接近1。因此,如果我们从一周内到两年一次的时间尺度,意味着国内和国外市场的结合,在投资者和交易员的六个月时间范围内,任何一个市场的回报都完全取决于该市场的整体表现。

小波方差和协方差的公式如下:

$$Var(\omega_{ji}) = \hat{\delta}_j^2 = \frac{1}{T_j} \sum_{i=j-1}^{T-1} \omega_{ji}^2 \quad (5)$$

$$Var(\hat{\omega}_{ji}) = \hat{\xi}_j^2 = \frac{1}{T_j} \sum_{i=j-1}^{T-1} \hat{\omega}_{ji}^2 \quad (6)$$

$$Cov(\omega_{ji}, \hat{\omega}_{ji}) = \hat{\gamma}_j = \frac{1}{T_j} \sum_{i=j-1}^{T-1} \omega_{ji} \hat{\omega}_{ji} \quad (7)$$

其中,回归量集中的 ω_{ij} ($\omega_{kj}, k \neq i$)导致确定系数的最大化, ω_{ij} 表示相应的拟合值。受长度L和标度 λ_j 的小波滤波器相关边界影响的小波系数的数量由 $L_j = (2^j - 1)(L - 1) + 1$ 给出,那么我们得到 $\bar{T} = T - L_j + 1$ 不受边界条件影响的系数数量。

最后,允许在每个尺度上选择作为标准变量的变量的观察值和拟合值之间的滞后 τ, λ_j ,我们也可以将小波多重互相关(WMCC)定义为:

$$\varphi_{s,\tau}(\lambda_j) = Corr(\omega_{ji}, \hat{\omega}_{ji+\tau}) = \frac{Cov(\omega_{ji}, \hat{\omega}_{ji+\tau})}{\sqrt{Var(\omega_{ji})Var(\hat{\omega}_{ji+\tau})}} \quad (8)$$

参考文献:

- [1] Aguiar-Conraria, Nuno Azevedo, Maria Joana Soares. Using wavelets to decompose the time-frequency effects of monetary policy[J]. Physica A 387, 2863-2878.
- [2] Nikolaos Antonakakis, Tsangyao Chang, Juncal Cunado, Rangan Gupta. The relationship between commodity markets and commodity mutual funds: A wavelet-based analysis[J]. Finance Research Letters, 2018, (24): 1-9.
- [3] Grossmann, Morlet. Decomposition of Hardy functions into square integrable wavelets of constant shape[J]. SIAM Journal on Mathematical Analysis, 1984, 15(4): 723-736.
- [4] 徐照宜, 蒋文倩, 杨胜刚. 国际黄金和原油价格的波动与上证指数的相关性——基于小波分析方法的研究[J]. 金融论坛, 2019, (6).
- [5] Stelios Bekiros, Massimiliano Marcellino. The multi-scale causal dynamics of foreign exchange markets[J]. Journal of International Money and Finance, Volume 33, March 2013, Pages 282-305.
- [6] S. Raja Sethu Durai, Saumitra N. Bhaduri. Stock prices, inflation and output: Evidence from wavelet analysis[J]. Economic Modelling, 2009, 26(5): 1089-1092.

(下转 160 页)

结语

我们将深度学习应用在股票价格的变动的分析与研究上,首先说明了运用神经网络方法研究股票价格变动是可行的。然后提出了 CNN 和 LSTM 神经网络相结合的股票预

测神经网络模型,可以稍微有效率地研究股票价格的变化,从而提供了一种基于股票数据的特征构建神经网络模型的思路。但是现在对长时间股票数据的预测的方面并不理想,我们还需要对神经网络进行进一步的优化与改善,例如改进误差函数,提高神经网络预测未来股票价格的高精度。

参考文献:

- [1] 基于卷积神经网络的K线图有效性验证.2018.
- [2] 卢兴法.一种类人机器人手势识别算法及其实现[D].长沙:湖南大学,2017.
- [3] 顾帅.Android移动平台下基于深度学习的目标检测技术研究[D].西安:西安电子科技大学,2018.
- [4] 曹成远.基于深度学习的蛋白质残基相互作用预测[D].苏州:苏州大学,2016.
- [5] 陈再发,刘彦呈,刘么源.长短期记忆神经网络在机械状态预测中的应用[J].大连海事大学学报,2018,44(1).
- [6] 沈荣,张保文.深度学习浅谈[J].电脑知识与技术,2017,16(13):156.
- [7] BAO W,YUE J,RAO Y.A deep learning framework for financial time series using stacked autoencoders and long-short term memory[J].Plos One,2017,12(7):e0180944.
- [8] 基于时空上下文建模的行为识别研究[D].苏州:苏州大学,2017.
- [9] YANG H,PAN Z,TAO Q.Robust and Adaptive Online Time Series Prediction with Long Short-Term Memory[J].Computational Intelligence and Neuroscience,2017:1-9.
- [10] LIU S,CHAO Z,MA J:CNN-LSTM Neural Network Model for Quantitative Strategy Analysis in Stock Markets.In International Conference on Neural Information Processing 2017.
- [11] KIM T,KIM H Y.Forecasting stock prices with a feature fusion LSTM-CNN model using different representations of the same data[J].2019,14(2):e0212320.

[责任编辑 本 然]

(上接 146 页)

- [7] 许启发.基于小波变换的金融市场持续性特征分析[J].统计与决策,2006,(1):85-87.
- [8] Sangram Keshari Jena,Aviral Kumar Tiwari,David Roubaud.Comovements of gold futures markets and the spot market:A wavelet analysis[J].Finance Research Letters,2018,(24):19-24.
- [9] Petre Caraiani.Stylized facts of business cycles in a transition economy in time and frequency[J].Economic Modelling,2012,29(6):2163-2173.
- [10] Antonio Rua.Measuring comovement in the time-frequency space[J].Journal of Macroeconomics,2010,32(2):685-691.
- [11] 李订芳,胡文超,章文.基于小波包的时间序列变点探测算法[J].控制与决策,2005,(5).

New York,Shanghai Silver Futures Market and London Spot Market Consolidation

CAI Wei-wei

(Information Institute,Guizhou University of Finance and Economics,Guiyang 550000,China)

Abstract: Before 2012, China has only the spot silver market, which cannot effectively reflect the supply and demand of silver. On May 10, 2012, China's first silver futures contract was officially traded on the Shanghai Futures Exchange. Therefore, by analyzing the changes of time and frequency in silver futures trading in the three major derivatives exchanges in the world, the wavelet method is used to check the common ground. The results show that the interaction between silver futures and spot market is stronger on different scales, and the correlation is very high at lower frequency, that is, the market is integrated in the period of 4-6 months, and any trading decision or policy measures should consider the performance of other silver markets.

Key words: silver; futures; spot; wavelet decomposition; wavelet multiple correlation.

[责任编辑 柯 黎]