

中国股票市场与国际市场相关性时间结构研究

刘剑锋

(浙江财经大学 金融学院, 杭州 310018)

摘要:关于国际股票市场的相关性和波动举出的研究,是个很受关注的主题。中国与香港、日本、美国和英国股票市场的收益相关性相比具有显著优势。收益相关性研究显示:香港股票市场对国内股票市场的影响、短期收益和中长期收益都保持比较高的相关性;日本股票市场对国内股票市场的影响以短期影响为主,随着时间尺度的增长会迅速减小;美国股票市场、英国股票市场对国内股票市的影响,都具有随着时间尺度的增长相关性会逐步增强然后缓慢减小的特征。波动性相关性研究显示国内股票市场短期波动主要受到香港股票市场的影响,而且两个市场的波动不具有方向性特征。中长期波动则同时与香港股票市场、日本股票市场、美国股票市场和英国股票市场保持较高的相关性,中国股票市场与这几个市场的短期、长期波动不具有方向性特征,但是在中期时间尺度下,日本、美国 and 英国股票市场与国内股票市场之间存在明显的波动溢出特征,波动领先的时差为 3 天左右。

关键词:中国股票市场;国际市场;小波变换;小波系数;条件方差;波动溢出效应

中图分类号:F830.91 **文章标识码:**A **文章编号:**1006-6152(2016)01-0058-09

DOI: 10.16388/j.cnki.cn42-1843/c.2016.01.007

一、背景

2008 年,源于美国的次贷危机以很快的速度扩散到全球金融市场,而且很快从金融市场蔓延到实体经济的运行,给大多数国家造成了巨大的损失。一场源于美国房地产市场的金融危机之所以会如此广泛地影响全球多数国家,是因为现在金融市场已经实现了全球一体化。在网络交易的推动下,国际金融之间风险传递变得更加容易和快速,很多学者形象地称之为风险传染(Risk Contagion)或者风险溢出(Volatility Spillover)。

我国股票市场在成立的前十年,市场的运行基本上独立于国际股票市场之外的。随着 2001 年中国成功加入了国际贸易组织,国内的金融市场开始逐步与世界接轨。2003 年瑞士银行的 QFII 投资的引入,2007 年中国人民银行的 QDII 政策的出台,以及中国人民银行关于人民币合格境外机构投资者(RQFII)试点和合格境内个人投资者(QDII2)试点工作快速推进。这些都清楚地表明,中国股票市场已经融入了国际股票市场、国际金融市场。

中国股票市场快速国际化,虽然能在很大程度上刺激国内股票市场的发展,但是股票市场国际化的同时也使得国内股票市场更容易受到国际股票市场的影响。比如,当国际股票市场出现资产泡沫破裂就可能会导致国内股票市场下跌,这显然会增加中国股票市场的整体风险。因此需要个人投资者、投资机构、学术界和政府都来关注这个问题。本论文把中国股票市场与国际股票市场相关性基本分为两个层面进行研究。第一个层面是收益率的影响,即国内市场收益率是否会受到国际股票市场收益率涨跌的影响,影响的程度是多少,这种影响是否会随着投资时间长度的不同而有所不同。第二个是市场波动的影响,即国际股票市场的波动是否会带来国内股票市场的波动,如果存在这种影响,那么这种市场波动传导到国内股票市场需要多长时间?因此本论文为不同金融市场之间的相关性研究,提供了一个新的研究角度,即从时间结构的角度的角度来认识市场之间的相关性。

收稿日期:2015-10-10

本刊网址·在线期刊:<http://qks.jhun.edu.cn/jhxs>

基金项目:教育部人文社科青年基金项目“金融发展对能源消费的影响研究”(12YJC79015)

作者简介:刘剑锋,男,浙江杭州人,浙江财经大学金融学院副教授。

二、文献回顾

关于国际股票市场之间收益相关性和波动溢出的研究是非常有意义的,因为投资者在对资产组合进行资产配置和风险管理的时候必须考虑国际市场的影响。关于国际股票市场的相关性和波动溢出的研究是个很受关注的研究主题,二十世纪八九十年代就开始有国外学者在关注这个问题。随着计量经济学的不断更新,这方面的研究结果也非常多。King 和 Wadhvani、Longin 和 Solnik 等是较早从事股票市场之间相互关系研究的学者,他们的研究发现美国股票市场崩盘后,美国、英国和日本等国家的证券市场之间的相关系数会显著上升。随着亚洲经济和金融市场在世界经济中地位的上升,也有很多学者关注亚洲股票市场与欧美主要股票市场的相关性^[1-2]。除此之外,也有部分学者关注亚洲地区股票市场之间的相关性,研究认为亚洲国家(特别是东亚国家)之间的相关性要比这些国家与美国股票市场的相关性更为复杂^[3-5]。

近年来,国内关于股票市场与国际股票市场相关性、全球资本市场一体化的研究逐步多起来。尤其是美国次贷危机后,更引起了政府和学界的高度重视。现有股市相关性研究文献中,以 GARCH 模型和 VAR 方法相结合进行研究的居多。谷耀、陆丽娜采用 DCC-(BV) EGARCH-VAR 模型,引入沪、深、港三地股票市场收益和波动的溢出效应与动态相关性研究,研究结果表明,香港股市在收益率和波动性方面对国内的沪深两市都有着显著的溢出效应^[6]。董秀良等人采用 DCC-GARCH 模型,对我国沪深 A、B 股之间的相关系数进行研究,研究认为相关系数总体为正,而且具有时变特征^[7]。徐有俊等人采用 DCC-GARCH 模型,研究中国股市与国际股市的联动性,认为中国股市与世界股票市场的联动性在加强^[8]。张兵等人利用 DCC-GARCH 模型,结合分位数回归方法研究中美股票市场的联动性,认为两者之间不存在长期均衡关系,同时美国股票市场具有引导作用,而反之则不成立。陈云利用 AG-DCC-MVGARCH 模型,研究了美国道琼斯工业平均指数、香港恒生指数、上证综合指数之间的相关性,研究认为美国股市收益率的波动对 3 个股市收益率之间的相关性影响最大,这意味着股市下跌时 3 个股市收益率之间的相关性增强,尤其是美国股市下跌,会对其他股市产生较强的波动溢出和风

险传染效应^[9]。宝音朝古拉则研究了中国股市与东南亚国家股票市场的相关性,认为中国显著影响了东南亚国家股票市场的波动,反之并不成立^[10]。

现有的股票市场间相关性研究主要是基于股票市场的日收益率基础上进行的,研究中没有注意到不同投资周期下市场间相关性可能并不一样。这是因为现实中,经济的波动往往是多个周期共同作用的结果。在不同周期条件下,两个市场之间的相互关系可能并不相同。股票市场作为经济运行的“晴雨表”,其波动也应该是多个周期波动综合作用的结果,因此从不同投资周期的角度来研究股票市场间相关性是很有必要的。其次,股票市场是由不同投资时间水平的交易者组成,不同的交易者以不同的时间尺度来看待和影响市场。由于各自的投资思路、关注的风险因素以及投资者自身的禀赋差异,这些差异会在不同投资周期的投资行为中体现出来,从而使得股票价格波动具有多尺度特征。现有研究文献大多数都是采用日收益率这个时间尺度,不能充分挖掘不同交易周期下的资产收益率、波动率的特征。近十年来,国外有部分学者在关于小波分析方法在金融研究中的应用领域做了很多工作,取得了很多有意义的结果。国内学者中,秦伟良等利用小波分析和 Copula 函数相结合的方法研究了沪深两市同周期交易的相关性^[11],彭选华和傅强将小波分析引入了 GARCH 模型,从而克服了 GARCH 模型无法同时揭示蕴含在资产价格内部的多尺度信息的缺陷^[12]。梁经纬等利用小波方法研究了中美资本市场之间存在的同步现象^[13]。本论文的研究将利用最大迭代离散小波变换方法来研究中国股票市场与国际股票市场的收益率、市场波动的相关性。

三、研究系统

在金融资产收益率研究中,通常是对价格时间序列的对数取差分来获得该资产的收益率时间序列,然后在此基础上利用 GARCH 模型计算出该收益率的条件方差。GARCH 模型是一个专门针对金融数据研究所发展起来的回归模型,除去和普通回归模型相同的地方,GARCH 模型还对误差的方差进行了进一步的建模,因此特别适用于波动性的时间序列分析和预测。其基础模型 GARCH(1,1)如下:

$$\begin{aligned} y_t &= C + \varepsilon_t \\ \sigma_t^2 &= A_1 + A_2 \sigma_{t-1}^2 + A_3 \varepsilon_{t-1}^2 \end{aligned} \quad (1)$$

这里的 y_t 是时间序列, σ_t^2 是误差项 ε_t 的条件方差。因此这个基础模型表示对于某时间序列, 其当期条件方差取决于上一期的条件方差和上一期误差项的平方。

1. 小波变换与最大迭代离散小波变换

由于经济时间序列都是在时间域中进行记录的, 所以研究中很早就有利用谱分析的方法来研究经济问题。谱分析就是利用傅里叶变换把时间序列分解为一系列具有不同长度的周期性波动, 因此谱分析可以用来提取和量化时间序列中的主要波动成分, 并在此基础上识别出时间序列信号中所包含的低频波动成分, 比如商业周期、季节性波动等。但是因为谱分析要求时间序列必须是平稳过程, 这个假设在很大程度上限制了谱分析的应用。因为大多数的经济数据和金融数据都是非平稳时间序列。

小波分析可以克服谱分析的上述缺点, 更重要的是小波分析还可以对原始时间序列信号进行多尺度分解。在金融时间序列研究中, 如果将资产的收益率视为信号并对其进行小波变换, 就可以把资产日收益率进一步分解为不同时间尺度下的资产收益。最大迭代离散小波变换(MODWT)是在经典小波理论上发展起来的, 与经典离散正交小波变换(DWT)相比, 最大迭代离散小波变换(MODWT)没有下采样的过程, 因此在每一个时间点上都有一个相应的小波函数的值与其对应, 因此其突破了正交小波对数据的长度必须是 2 的 N 次方的限制。对于资产的日收益率数据, 由于采样十分紧凑, 因此最大迭代离散小波变换(MODWT)可以避免因为下采样造成了数据信息的遗失。该特性使得最大迭代离散小波变换(MODWT)在处理相关问题上要优于经典离散正交小波变换。

设函数 $\varphi(t)$ 为一平方可积函数, 如果其满足下列三个条件, 那么 $\varphi(t)$ 可以作为小波变换的母小波。首先母小波函数的均值须为零, 即 $\int_{-\infty}^{+\infty} \varphi(t) dt = 0$ 。这表示其具有正负交替的“波动性”, 且仅在局部化为非零; 其次, 母小波函数的平方积分和必须等于 1, $\int_{-\infty}^{+\infty} \varphi^2(t) dt = 1$, 表示其具有有限的长度; 第三就是其傅里叶变换 $\psi(w)$ 必须满足相容条件:

$$\int_{\mathbb{R}} \frac{|\hat{\varphi}(w)|^2}{w} dw < \infty \quad (2)$$

上式中, $\hat{\varphi}(w)$ 是母小波函数 $\varphi(t)$ 的傅里叶变换, 即:

$$\hat{\varphi}(w) = \int_{-\infty}^{+\infty} \varphi(t) e^{-iwt} dt \quad (3)$$

满足了上述三个条件的 $\varphi(t)$ 可以作为小波变换的母小波。由 $\psi(w)$ 通过伸缩和平移所生成的一族函数为母波函数 $\{\psi_{a,b}(t)\}$ 生成的小波, 具体表达式如下:

$$\psi_{a,b} = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (4)$$

其中 $a \neq 0, b \in \mathbb{R}$ 。这里的 a 就是尺度因子, 而 b 是平移因子。

2. 小波相关系数和互相关系数

最大迭代离散小波变换(MODWT)的系数显示了在特定时间尺度下序列变化的特征, 因此对随机时间序列进行最大迭代离散小波变换就相当于按照时间尺度的变化来对原始序列进行分解。小波方差与普通方差的区别在于其按照不同时间尺度计算出各自的方差。协方差也是这样的, 即小波协方差把样本协方差按照不同的时间尺度计算出小波协方差。参考这两篇文献可以知道, 在时间尺度 $\lambda_j = 2^{j-1}$ 上, 小波协方差的表达式如下:

$$\text{cov}_{X,Y}(\lambda_j) = \frac{1}{N} \sum_{t=L_j-1}^{N-1} d_{j,t}^X d_{j,t}^Y \quad (5)$$

其中 $d_{j,t}^X$ 和 $d_{j,t}^Y$ 分别是序列 X 和序列 Y 在时间尺度 λ_j 下的最大迭代离散小波变换的系数, $\tilde{N} = N - L_j + 1$ 是小波系数的个数, $L_j = (2^j - 1)(L - 1) + 1$ 是时间尺度 λ_j 小波滤波器的长度。相应的最大迭代离散小波相关系数定义为:

$$\rho_{X,Y}(\lambda_j) = \frac{\text{cov}_{X,Y}(\lambda_j)}{\sqrt{v_X(\lambda_j)v_Y(\lambda_j)}} \quad (6)$$

这里的 $v_l(\lambda_j) = \frac{1}{N} \sum_{t=L_j-1}^{N-1} [d_{j,t}^l]^2$ 就是随机序列 l 的小波方差, 其中 $l = X, Y$, 其中序列 X 和序列 Y, 这里专门指的是研究样本指数的日收益率时间序列。计算出来的相关系数落在 -1 与 1 之间, 统计量的置信区间参考 Whitcher 和 Jensen 的研究结果^[14]。

然后还需要定义互协方差, 具体表达式如下:

$$\gamma_{\tau, \lambda_j} = \text{cov}\{d_{j,t}^X, d_{j,t+\tau}^Y\} \quad (7)$$

这里的序列X和序列Y具体指的是研究样本日收益率的条件方差时间序列,其中 $d_{j,t}^X$ 和 $d_{j,t}^Y$ 分别是条件方差时间序列X和条件方差序列Y在时间尺度 λ_j 下的最大迭代离散小波变换的系数, τ 表示条件方差时间序列X和条件方差序列Y之间的滞后期数。因为最大迭代离散小波变换的系数的均值为零,所以小波互协方差可以进一步表达为:

$$\gamma_{\tau, xy}(\lambda_j) = E\{d_{j,t}^X d_{j,t+\tau}^Y\} \quad (8)$$

进一步考虑到小波重构过程中会产生边界效应,所以互协方差进一步改写为:

$$\gamma_{\tau, xy}(\lambda_j) = \begin{cases} \frac{1}{N-L_j+1} \sum_{l=L_j-1}^{N-\tau-1} \bar{d}_{j,l}^X \bar{d}_{j,l+\tau}^Y, \tau=0, \dots, N-L_j; \\ \frac{1}{N-L_j+1} \sum_{l=L_j-1-\tau}^{N-1} \bar{d}_{j,l}^X \bar{d}_{j,l+\tau}^Y, \tau=0, \dots, N-L_j; \\ 0 \text{其他;} \end{cases} \quad (9)$$

然后在此基础上定义小波互协方差系数如下:

$$\rho_{\tau, xy}(\lambda_j) = \frac{\gamma_{\tau, xy}(\lambda_j)}{\sqrt{v_x(\lambda_j)v_y(\lambda_j)}} \quad (10)$$

这里的 $v_l(\lambda_j) = \frac{1}{N} \sum_{i=L_j-1}^{N-1} [d_{i,l}^l]^2$ 就是随机序列 l 的小波方差, λ_j 表示时间尺度, τ 表示条件方差序列X和条件方差序列Y之间的滞后期数。对于所有的 τ 和 j ,计算出来的互协相关系数落在-1与1之间,统计量的置信区间参考Whitcher和Jensen的研究结果^[14]。

四、数据和实证研究

研究样本包括沪深300指数(HS300)、恒生指数(HSI)、日经225指数(N225)、标准普尔500指数

(S&P500)和伦敦金融时报指数(FTSE),分别代表所在国家或者地区股票市场总体的表现。样本数据的时间从2006年4月11日到2014年10月18日。所有数据都来自YAHOO金融数据库。沪深300是国内最终的股市指数,综合反映了沪深两个股票交易所的整体表现。香港恒生指数和日经225指数是亚洲最重要的两个股票市场指数,具有全球的影响力。标准普尔500指数和伦敦金融时报指数分别代表美洲股票市场和欧洲股票市场。考虑到每个股票市场的开市时间是不完全相同的,因此只保留具有相同交易日的日收益率时间序列。

图1是5个指数在研究区间内的日收益率时间序列图和条件方差时间序列图,表1是5个指数日收益率的主要统计特征。图1和表1可以知道,HS300日平均收益率标准差是最高的,FTSE日平均收益率是最低的。从标准差来看,HS300日收益率是最大的,即日收益率的波动幅度最大,FTSE的日收益率标准差是最低的。偏度方面,除了HSI日收益率存在正偏度之外,其余4个指数的日收益率都具有负偏度。峰度方面,中国的HS300日收益率是最低的,明显低于其他4个指数日收益率的峰度。即这4个股票市场的日收益率存在明显的“尖峰”的特征。

表2是这4个指数日收益率的条件方差的统计特征表。从表2可知,HS300日收益率方差的均值是最大的,偏度是最小的。同时HS300日收益率方差的峰度也最小,说明相比于其他4个指数日收益率方差,其在收益率方差的均值附近聚集程度较低。

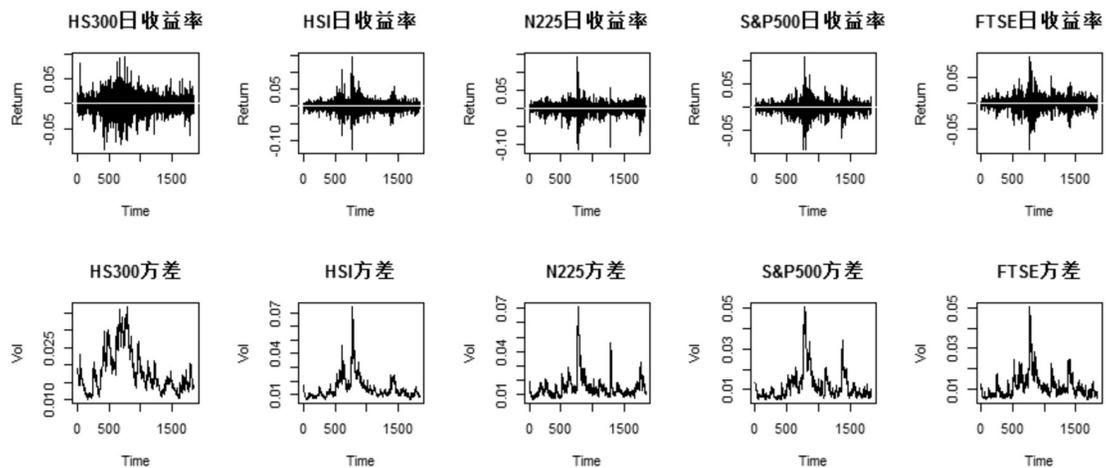


图1 指数日收益率及其条件方差的时间序列图

表 1 指数日收益率的统计特征

	HS300	HIS	N225	S&P500	FTSE
收益率均值	0.00053	0.00029	0.00024	0.0001	-0.0001
标准差	0.0189	0.0168	0.0166	0.0135	0.0126
偏度	-0.2129	0.2738	-0.3498	-0.2742	-0.2293
峰度	5.8546	12.9199	11.3725	11.3175	9.8220
最大值	0.0934	0.1435	0.1415	0.1079	0.0884
最小值	-0.0924	-0.1270	-0.1141	-0.0903	-0.0885
样本数	1841	1841	1841	1841	1841

表 2 指数日收益率方差的统计特征

	HS300.vol	HIS.vol	N225.vol	SP500.vol	FTSE.vol
均值	0.0180	0.0147	0.0149	0.0115	0.0113
标准差	0.0058	0.0082	0.0075	0.0068	0.0060
偏度	1.0673	2.8159	3.6476	2.5465	2.7566
峰度	3.3171	14.2224	21.2123	10.8229	13.9869
最大值	0.0367	0.0742	0.0708	0.0502	0.0503
最小值	0.0102	0.0063	0.0069	0.0053	0.0050
样本数	1841	1841	1841	1841	1841

1. 收益率的小波相关性分析

小波相关系数是在指数日收益率的最大迭代离散小波变换基础上计算得来的。小波分析中将选用 D(4) 小波, 分解层数为 8, 从而分解得到不同时间尺度下的小波系数。由于时间尺度的表达式为 $\lambda_j = 2^{j-1}$, 所以时间尺度取值为 $\lambda \{ \lambda = 1, 2, 4, 8, 16, 32, 64, 128 \}$ 天。考虑到投资实践的经验和本文研究的具体情况, 把时间尺度 1—4 天的定义为短期, 4—32 天定义为中期, 32—128 天定义为长期。下文中的短期、中期和长期的概念都基于此。利用 (6) 式计算小波相关系数, 并画出小波相关系数时间序列图 (见图 2)。置信区间为 95%, U 线和 L 线分别表示置信区间下的上限和下限。

HS300 和其他 4 个股票市场指数的日收益率小波相关系数图有一个共同特点, 即沪深 300 日收益率与其他 3 个指数日收益率的小波相关系数会随着

时间尺度的不同而不同, 而且随着时间尺度的增加, 相关性存在下降的趋势。

具体到不同的股票市场, 这种相关性表现出了不同的特点。HS300 与 HSI 的相关系数随着时间尺度变长会缓慢下降, 而且下降幅度很小; HS300 与 N225 的相关系数随着时间尺度变长, 相关系数快速下降。当时间尺度大于 16 天, 两者的相关性接近零, 即中国股票市场与日本股票市场, 短期内两者存在显著的正相关, 中期和长期来看两者之间相关性变的非常的弱。HS300 与 S&P500 指数的小波相关性也具有随着时间尺度而变化的特征, 随着时间尺度的变长, 相关系数从零附近开始慢慢上升, 在时间尺度大于 16 天之后, 相关系数开始下降。即中国股票市场与美国股票市场的相关性具有短期、长期不相关, 但是中期比较相关的特征。HS300 与 FTSE 也具有类似的特征, 即中国股票市场与美国股票市场的相关性具有短期、长期不相关, 但是中期比较相关的特征。

表 3 是分别在时间尺度为 1 天、4 天、16 天和 32 天条件下, 按照从小到大的顺序对相关系数大小进行的排名。结果表明, 无论是较短的时间尺度还是较长的时间尺度, HS300 与 HSI 的相关系数一直是最大的。时间尺度等于 1 天、4 天时, HS300 与 S&P500 的相关系数最小, 时间尺度等于 16 天、128 天, 沪深 300 与日经指数的相关系数最小。

2. 收益率条件方差的小波互相关性分析

下面主要研究国际市场指数收益率方差与 HS300 收益率方差之间的相关性, 即波动相关性。本论文研究中, 波动性主要是用指数日收益率的条件方差来表示。波动相关性和收益相关性从金融研究角度来说是不同的。收益率的小波相关系数研究结果显示, HS300 与国际市场指数之间的收益相关性存在显著的时间结构特征, 即不同时间尺度

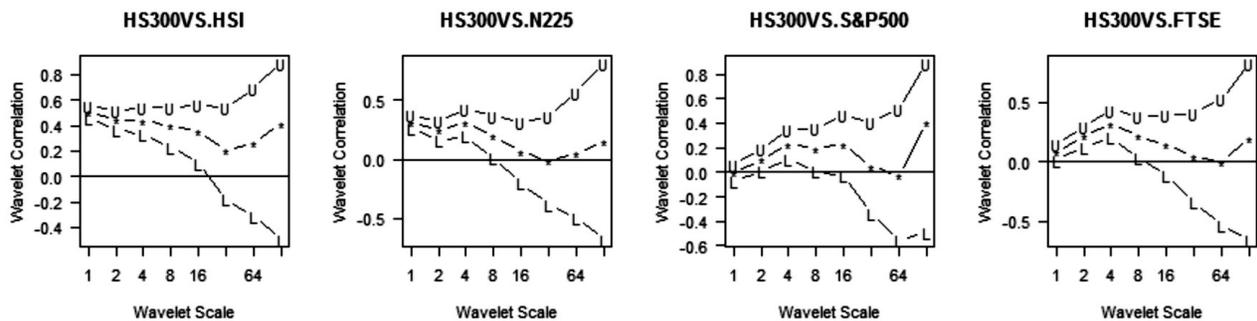


图 2 HS300 与 HSI、N225、S&P500、FTSE 收益率相关系数图

表3 不同时间尺度下相关系数排名

排名	时间尺度1天	时间尺度4天	时间尺度16天	时间尺度32天
1	HS300VS.S&P500 -0.0068	HS300VS.S&P500 0.2280	HS300VS.N225 0.0613	HS300VS.N225 0.1518
2	HS300VS.FTSE 0.0773	HS300VS.N225 0.3160	HS300VS.FTSE 0.1445	HS300VS.FTSE 0.1953
3	HS300VS.N225 0.3169	HS300VS.FTSE 0.3230	HS300VS.S&P500 0.2315	HS300VS.S&P500 0.4079
4	HS300VS.HSI 0.5103	HS300VS.HSI 0.4407	HS300VS.HSI 0.3557	HS300VS.HSI 0.4114

下的两个市场之间的相关性是不同的。HS300的波动性与国际市场的波动性之间的相关性可能也会存在类似的时间结构。

图3是HS300的条件方差分别与恒生指数、日经指数、标准普尔500指数条件方差的小波相关系数图。对比图2和图3,可以发现收益率相关性与波动性相关性存在一定的区别。从上面的研究可以知道,HS300与香港恒生指数收益率相关性随着时间尺度的变大而逐步变小。但是其波动的相关性随着时间尺度变大基本保持不变。而HS300与N225、S&P500、FTSE的波动相关性会随着时间尺度变大而逐渐变大,相对应的HS300与HSI的波动相关性基本保持不变或者微微有下降的趋势。

学术研究一般认为,从长期来看资产收益率主要是由资产本身的系统风险以及企业自身的一些经济特征决定的,虽然不同市场之间可以通过波动溢出的方式影响收益率。从波动相关系数图,可以发现中国股票市场的短期波动主要受到香港股票市场的影响,而中期和长期市场波动,会同时受到以香港、日本、美国和英国为代表的国际股票市场波动的影响。

小波相关系数显示了不同时间尺度下面,两个市场指数同期市场波动的相关性。但是相关系数

的信息中并没有显示两个市场之间波动溢出(Volatility Spillover)的方向。波动溢出的方向是非常重要的,特别是对于波动滞后市场的投资者,他们可以通过有针对性的资产组合调整来降低市场波动带来的不利影响。图4是沪深300指数与恒生指数的小波互相关系数图,共有6个小图。按照时间尺度从1天、2天、4天、8天、16天、32天进行排列。更长时间尺度的结果没有列出,这是因为本次研究的时间序列长度不够导致更长时间尺度互相关系数的显著性达不到要求。滞后期 τ 从-36天到+36天,相当于小波互相关图从落后36天逐步缩短为同期(即等于0),再逐步延长到领先36天。图4中的第一个小图显示存在比较强的正同期相关性以及在其相邻两侧的负的相关性,其两侧较强的负相关是因为较强的正同期相关性以及Coiflet小波特征决定的^[15]。除了在滞后期数等于0的时候存在同期正相关之外,在其余的滞后期数上都互相关系数都迅速衰减到零附近。在时间尺度等于2天、4天、8天、16天、32天的互相关系数图中,都存在比较强的同期正相关,而且同期正相关的都差不多。

小波互相关系数图能提供的另外一个重要信息就是波动溢出(Volatility Spillover)方向,这可以从互相关系数图的波形对称性进行判断。由小波特

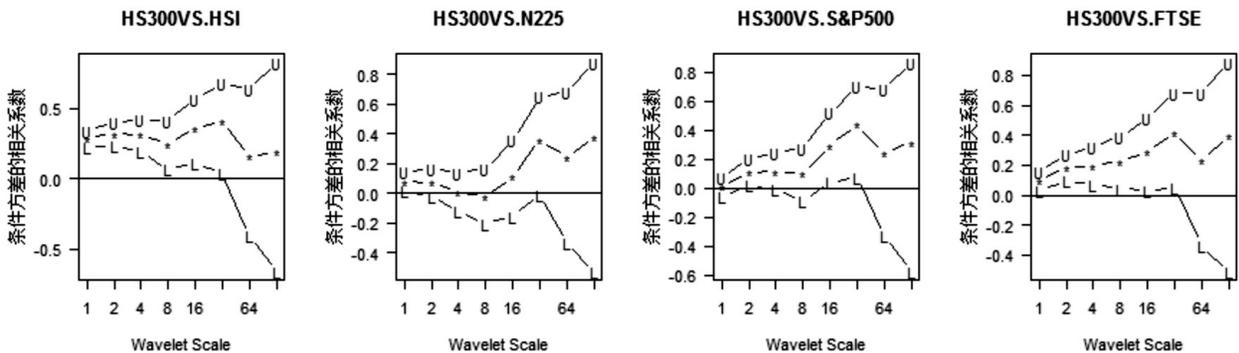


图3 HS300与HSI、N225、S&P500、FTSE波动相关系数图

性可以知道,如果波形是沿 y 轴 ($x=0$) 左右对称的,那么可以认为这两个时间序列的波动性是同步的,不存在一个时间序列领先于另外一个时间序列的特征。即认为这两个市场之间不存在特定方向的波动溢出。如果波动图偏向左侧,可以认为左侧指数波动要领先于右侧指数。即左侧的市场波动会溢出到右侧市场。如果波动图偏向右侧,则正好相反。从图 4 可以发现,所有的波形都是对称的,说明中国股票市场与香港股票市场在市场波动方面,是同步发展的。也就是说香港股票市场没有向中国股票市场输出波动性,中国股票市场也没有向香

港股票市场输出波动性。

图 5、图 6 和图 7 则分别是 HS300 与 N225、S&P500、FTSE 指数之间的小波互相关系数图。从图 4 到图 7 中的小波互相关系数图中可以发现,不同时间尺度下的互相关系数都会随着滞后期数变大或者变小,互相关系数逐步趋于 0。说明市场间的波动溢出,会随着时间的推移而逐步消失。

从波形的对称性来看,图 5、图 6 和图 7,具有比较类似的形态。随着时间尺度的变大,波形逐步的偏向于右边。在时间尺度等于 1 天时,右偏不是非常明显,当时间尺度大于 4 天时,这种右偏移会变的

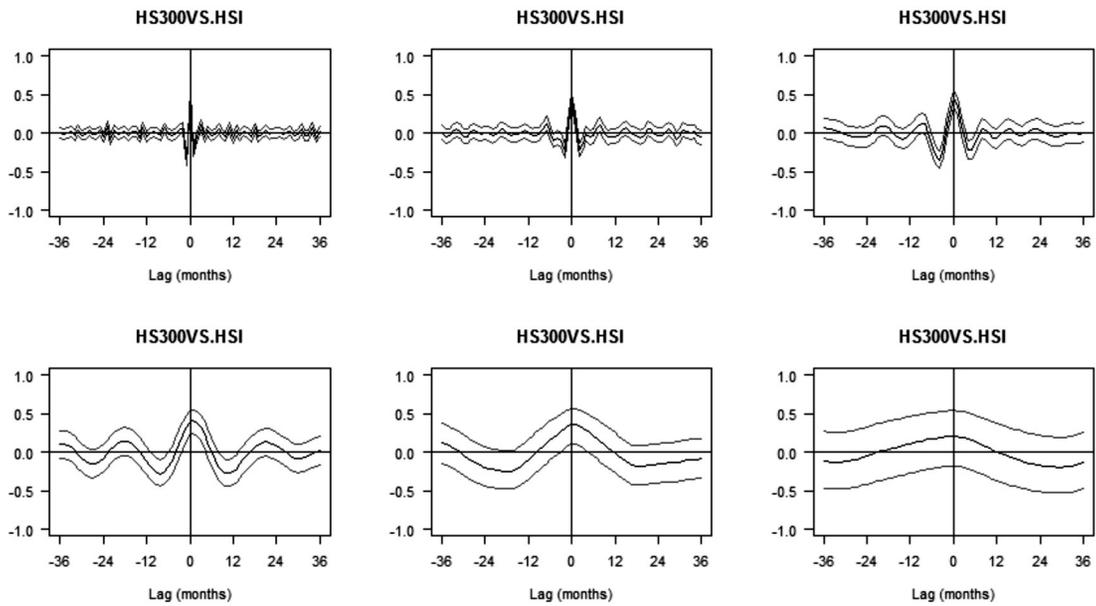


图 4 HS300 与 HSI 小波互相关系数图

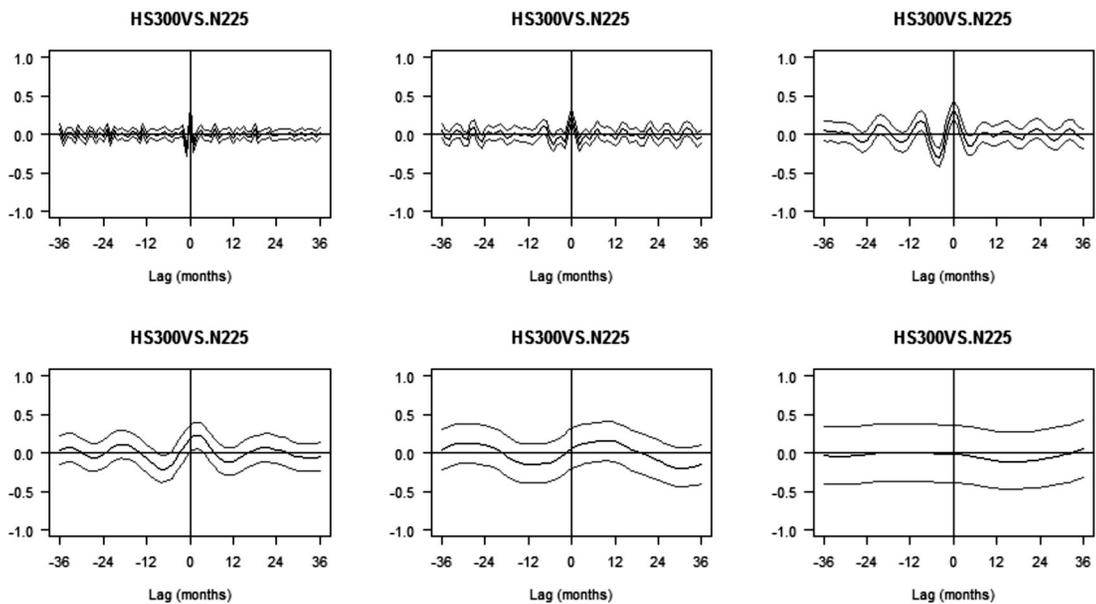


图 5 HS300 与 N225 小波互相关系数图

非常明显。但是时间尺度达到32天时(即图5、图6、图7中最后一张图),市场间波动溢出方向的信息又变的非常的不明显。随着投资考察期的变长,市场本身的波动可能会淹没了市场间波动溢出方向的信息。只有在在时间尺度为8天和16天时,市场间波动溢出方向的信息是最明显的,即波形图明显向右偏移,而在图4中就没有这个特征。波形图向右偏移说明波动溢出的方向是从日本、美国、英国股票市场到中国股票市场,而且波动领先的时间大概在3天左右。

五、研究结论

论文采用小波方法,利用2006年至2014年期间的市场日交易数据研究国内股票市场与香港、日本、美国、英国股票市场的相关性。利用小波方法研究相关性具有显著的优势,即可以采用非采样离散小波变化把时间序列的相关性按照时间尺度进行分解,得到不同时间尺度下的时间序列相关性。论文详细讨论了不同时间尺度下国内股票市场与国际股票市场的相关性,拓展了相关性研究的广度

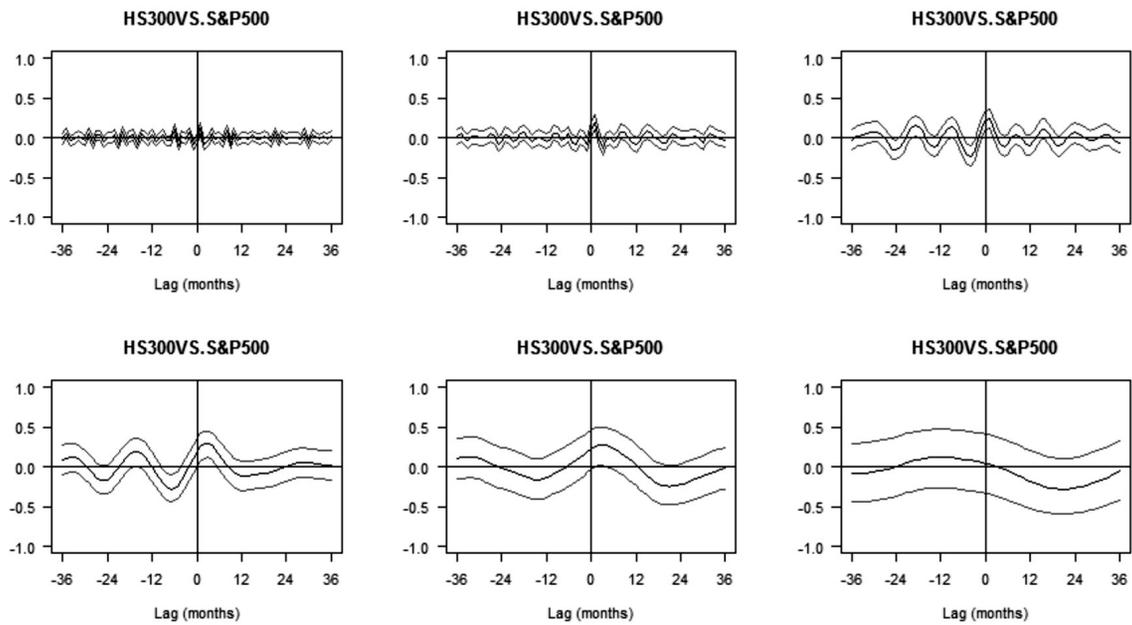


图6 HS300与S&P500小波互相关系数图

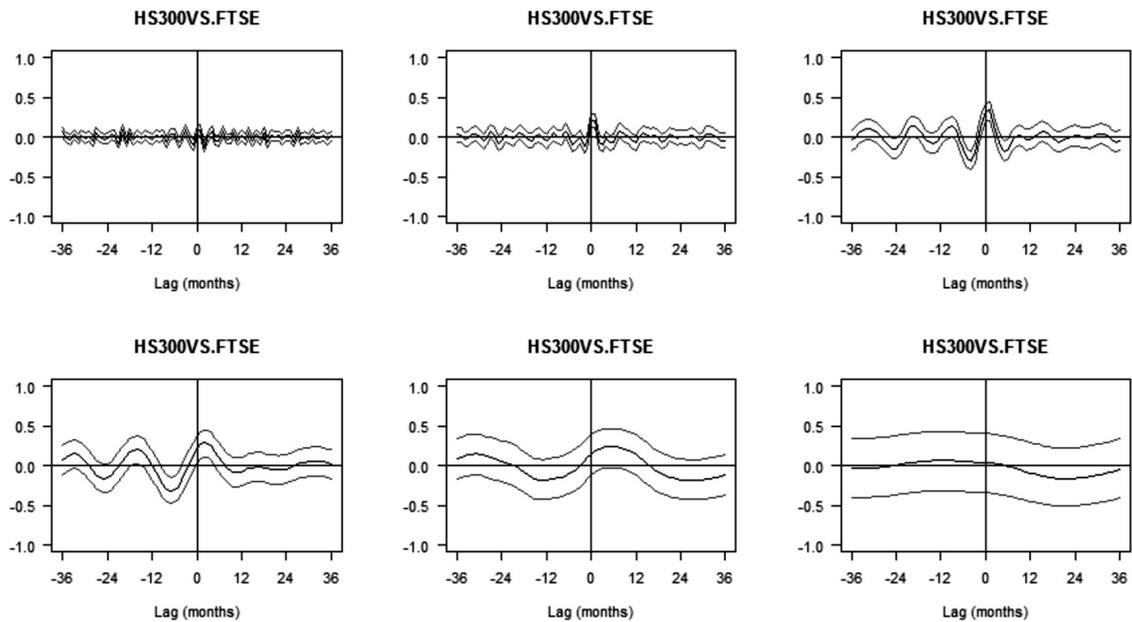


图7 HS300与FTSE小波互相关系数图

和深度。对于那些具有特定投资期限的投资机构和投资者来说,不同时间尺度下相关性信息对于其投资的资产组合配置、风险管理以及资产定价等方面都具有一定的指导的意义。

本论文研究的股票市场间相关性主要分为收益相关性和波动相关性。收益相关性研究显示,国内股票市场短期收益主要受到香港股票市场和日本股票市场的影响,而从中长期来看主要受香港股票市场、美国股票市场和英国股票市场的影响。具体而言香港股票市场对国内股票市场的影响,短期收益和中长期收益都保持比较高的相关性;日本股票市场对国内股票市场的影响以短期影响为主,随着时间尺度的增长会迅速减小;美国股票市场、英国股票市场对国内股票市的影响,都具有随着时间尺度的增长相关性会逐步增强然后缓慢减小的特征。

关于波动相关性,国内股票市场短期波动主要受到香港股票市场的影响,中长期波动则同时与香港股票市场、日本股票市场、美国股票市场和英国股票市场保持较高的相关性。从波动的方向性来看,中国股票市场与香港股票市场在市场波动方面始终是同步的。也就是说,香港股票市场既不向中国股票市场输出波动性,中国股票市场也没有向香港股票市场输出波动性。而对于日本股票市场、美国股票市场和英国股票市场,市场间短期波动和长期波动的溢出方向都不明显。中期波动(时间尺度为 8 天和 16 天)下,日本、美国和英国股票市场与国内股票市场之间存在明显的波动溢出特征,波动领先的时差为 3 天左右。

参考文献:

- [1] King M A, Wadhvani S. Transmission of Volatility between Stock Markets [J]. *Review of Financial Studies*, 1990, 3 (1): 5-33.
- [2] Longin F, Solnik B. Is the Correlation in International Equity Returns Constant: 1960-1990 [J]. *Journal of International Money and Finance*, 1993, 14(1): 3-26.
- [3] John Wei-Sha Hu, Mei-yuan Chen, Robert C W Fok, et al. Causality in Volatility and Volatility Spillover Effects between US, Japan and Four Equity Markets in the South China Growth Triangular [J]. *Journal of International Financial Markets*, 1997, 7(4): 351-367.
- [4] Angela Ng. Volatility Spillover Effects from Japan and the US to the Pacific-Basin [J]. *Journal of International Money and Finance*, 2000, 19(2): 207-233.
- [5] Gallo G M, Otranto E. Volatility Spillovers, Interdependence and Comovements: A Markov Switching Approach [J]. *Computational Statistics & Data Analysis*, 2008, 52 (6): 3011-3026.
- [6] 谷耀,陆丽娜. 沪、深、港股市信息溢出效应与动态相关性——基于 DCC-(BV)EGARCH-VAR 的检验[J]. *数量经济技术经济研究*, 2006(8): 142-151.
- [7] 董秀良,吴仁水. 基于 DCC-MGARCH 模型的中国 A、B 股市场相关性及其解释[J]. *中国软科学*, 2008(7): 125-133.
- [8] 徐有俊,王小霞,贾金金. 中国股市与国际股市联动性分析——基于 DCC-GARCH 模型研究[J]. *经济经纬*, 2010(5): 124-128.
- [9] 陈云. 中外股市收益率的非对称动态相关性研究[J]. *管理科学*, 2013(4): 79-88.
- [10] 宝音朝古拉,苏木亚,赵洋. 基于 VAR 模型的东亚主要国家和地区金融危机传染实证研究[J]. *金融理论与实践*, 2013(3): 29-34.
- [11] 秦伟良,颜华实,达庆利. 基于多分辨分析的沪深股市相关性分析[J]. *数理统计与管理*, 2009(3): 517-522.
- [12] 彭选华,傅强. 基于小波多尺度分析的 GARCH 建模方法的拓展[J]. *系统工程理论与实践*, 2011(11): 2060-2069.
- [13] 梁经纬,刘金兰,柳洲. 基于小波变换的风险传染测度研究[J]. *统计与决策*, 2013(8): 153-155.
- [14] Whitcher B, Nelsen M J. Wavelet Estimation of a Local Long Memory Parameter [J]. *Exploration Geophysics*, 2000, 31(2): 94-103.
- [15] Nikkinen J, Pynnönen S, Ranta M, et al. Cross-dynamics of Exchange Rate Expectations: A Wavelet Analysis [J]. *International Journal of Finance & Economics*, 2011, 16 (3): 205-217.

责任编辑:郑晓艳

(Email: zhengxiaoyan1023@hotmail.com)