

时变信息溢出检验及其在金融市场中的应用^①

陆凤彬¹, 洪永森²

(1. 中国科学院数学与系统科学研究院, 北京 100190;

2. 厦门大学王亚南经济研究院, 厦门 361005)

摘要: 本文将 Haugh 和 Hong 提出的信息溢出统计量与滚动窗方法相结合, 建立两类时变信息溢出统计量, 并给出滚动窗大小的选取准则. Monte Carlo 模拟表明, 两类统计量可以较好地刻画信息溢出的时变性特征, 且基于 Hong 统计量的时变统计量具有更高的检验功效. 实证表明, 上海期货交易所 (SHFE) 和伦敦金属交易所 (LME) 铜期货市场间的信息溢出具有明显的时变特征, 且 SHFE 在国际铜期货市场的影响力存在提升趋势.

关键词: Granger 因果检验; 信息溢出; 时变性; 滚动窗方法; 铜期货市场

中图分类号: F832 **文献标识码:** A **文章编号:** 1007-9807(2012)04-0031-09

0 引言

随着全球经济一体化加强, 经济联系日趋增强, 金融市场间联系增强; 通讯和网络技术的快速发展, 促使信息传导速度变得更加快捷; 中印等新兴市场国家的金融市场逐步发展壮大, 其国际影响力也随之提升; 而经济金融危机等重大事件的发生也影响投资者信心和资源配置, 引起市场间信息传导和溢出的变化. 诸多因素使得金融市场间的联系和信息溢出不再是一成不变的, 有可能呈现出随时间变化而变化的时变性特征.

信息溢出往往采取 Granger 因果检验方法进行研究, 检验方法研究方面形成大量文献. 其中, Granger 最早提出了 Granger 因果关系的概念和检验方法, 用于分析一个变量对另一变量的影响程度^[1]. 后续研究方面, 考虑到信息类别的不同, 均值、波动率和风险 Granger 因果关系 (分别又称均值、波动率和风险溢出) 等概念被提出, 并发展出各种检验方法^[2]. 其中, Sims 在分析 VAR 模型和 Granger 因果关系的基础上,

将 VAR 模型引入到 Granger 因果检验^[3]. 在 Sims 研究基础上, VECM、GARCH 等模型被相继引入到 Granger 因果关系和信息溢出的检验. 此外, Haugh 首次基于互相关系数, 构造统计量检验两个市场间的独立性, 进而判断序列间的是否存在 Granger 因果关系, 形成了另外一类检验方法; 此类方法考虑较长时滞的信息影响, 因此可以检验 Granger 因果关系的累积效应^[4]. 此后, McLeod 和 Li、Cheung 和 Ng、Hong 等做了深入研究^[5-7], 发展出基于互相关系数的各种检验方法. 其中, Hong 提出了基于核函数的 Granger 因果检验, 可以用于检验均值、波动率和极端风险溢出等类型, 表现出较好的检验功效^[7].

实证分析方面, Granger 因果检验被广泛应用于各金融市场间信息溢出的研究. 例如, Cheung 和 Fung 研究了欧元兑美元现货与期货间的信息流动^[8]; Fung、Leung 和 Xu 采用二元 VAR-GARCH 研究了美国与中国的期货交易市场的均值与方差溢出效应^[9]; 洪永森等研究了

① 收稿日期: 2010-09-01; 修订日期: 2011-09-20.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (71001096; 70933003); 上海市智能信息处理重点实验室开放课题资助项目 (HPL-09-008).

作者简介: 陆凤彬 (1978-), 男, 山东临沂人, 博士, 助理研究员. Email: fblu@amss.ac.cn

中国与世界其他股市之间的大风险溢出效应^[10]；洪永森等检验了国内外期货市场间的均值、方差、10%和5%下跌风险等种类的信息溢出效应，发现中国加入WTO后市场间的信息溢出有所增强^[11]；马超群等运用改进的信息溢出模型，分析上海燃料油期货市场与国际石油市场的信息溢出关系，发现上海燃料油期货市场的影响力正在增强^[12]；范奎等则利用一类非线性信息溢出统计量，研究全球主要股市之间信息溢出的变异性^[13]。

然而在时变信息溢出研究方面，国际上相关研究很少，国内则没有相关研究文献。其中，Sato等建立了基于小波的时变系数VAR模型，可以用于时变Granger因果检验^[14]。Christopoulos和León-Ledesma假设VAR的系数服从Logistic平滑转换自回归模型(LSTAR)，提出了LSTAR-VAR时变系数模型检验时变Granger因果关系^[15]。现有两种时变Granger因果检验(信息溢出检验)均基于时变系数VAR模型，一方面无法度量较长时滞的累积信息溢出，另一方面没有考虑数据的异方差性，可能会降低检验功效。

综上所述，目前绝大部分研究是从静态视角分析市场间的Granger因果关系和信息溢出，从动态视角进行研究的文献很少，且国内关于时变信息溢出的研究则基本处于空白；同时，已有的时变信息溢出检验也存在一些不足，无法有效刻画复杂的信息溢出动态变化特征。

为此，本文将研究新的时变信息溢出检验方法，具体安排如下：首先，将Haugh^[4]、Hong^[7]信息溢出统计量和滚动窗方法相结合，建立两类时变信息溢出统计量，并给出滚动窗大小的选择准则；然后，Monte Carlo模拟分析时变信息溢出统计量的检验功效；接着，实证分析SHFE和LME铜期货市场间信息溢出的动态变化特征；最后是总结部分。

1 时变信息溢出检验统计量

下面先分别介绍Haugh^[4]和Hong^[7]提出的两类信息溢出统计量，然后引入时变信息溢出统

计量，形成新的时变信息溢出检验方法。

Haugh基于互相关系数构造了一种检验两个序列独立性的统计量，用于检验市场间的信息溢出^[4]。假设两个独立时间序列为 $\{y_{it}\}$ ， $i = 1, 2$ ，服从平稳ARMA过程。首先，对两个序列建立ARMA模型，得到模型残差；然后，计算残差序列的各阶滞后互相关系数，并构造如下统计量

$$Q_1(k) = N \sum_{j=1}^k r^2(j) \sim \chi_k^2$$

$$Q_2(k) = N \sum_{j=-k}^k r^2(j) \sim \chi_{2k+1}^2$$

其中 $r(j)$ 为模型残差的滞后 j 期互相关系数； k 为有效滞后阶数，反映考虑信息影响的有效滞后期； χ_k^2 是自由度为 k 的卡方分布。 $Q_1(k)$ 为单向信息溢出检验统计量， $Q_2(k)$ 则为双向信息溢出检验统计量。Haugh统计量具有能考虑较长时间的信息溢出累积效应、检验功效高等优点。

后来，Hong做了改进：考虑所有滞后信息的信息溢出，通过核函数对不同滞后期的互相关系数加权，提出了另一种信息溢出统计量^[7]。其中，单向信息溢出统计量记为 $H_1(k)$

$$H_1(k) = \{N \sum_{j=1}^T K^2(\frac{j}{k}) r^2(j) - C_1\} / (2D_1)^{1/2}$$

双向信息溢出统计量记为 $H_2(k)$

$$H_2(k) = \{N \sum_{j=-T}^{T-2} K^2(\frac{j}{k}) r^2(j) - C_2\} / (2D_2)^{1/2}$$

其中 k 为有效滞后阶数； $K(x)$ 为核函数； C_1, C_2, D_1, D_2 为核函数 $K(x)$ 决定的常数。Hong型统计量在原假设：两个序列独立和其它一些基本假设下，两个统计量渐进服从于标准正态分布。模拟表明，Hong型统计量表现出更高的检验功效。

上述统计量度量整个样本期的平均信息溢出，因此无法刻画动态变化特征。为此，下面将上述信息溢出统计量与滚动窗方法结合，提出时变的信息溢出统计量。

1.1 时变信息溢出统计量的构造

时变信息溢出统计量的构造和检验过程为：

1) 序列白噪声化

对每个市场的收益率序列建立ARMA-GARCH

模型，得到模型标准化残差 $\{e_{it} = \frac{u_{it}}{\sqrt{h_{it}}}\}$ ， $i = 1, 2$ ，

$u_{i,t}$ 为模型残差 $h_{i,t}$ 为条件方差.

2) 滚动窗大小的选取

确定滚动窗大小 M , 形成子样本窗 $[t - M + 1, t]$, 其中 t 为时刻. M 的选取对统计量的检验功效很重要, 因此将在下面单独介绍.

3) 时变信息溢出统计量

计算子样本窗内的 Haugh 型和 Hong 型信息溢出统计量, 并结合滚动窗技术, 形成了时变信息溢出统计量, 具体过程如下:

对于子样本窗 $[t - M + 1, t]$ 内的两个残差序列 $\{e_{i,s}, s = t - M + 1, \dots, t\}$, 定义局部 j 阶滞后的互相关系数 $r_t(j, M)$

$$r_t(j, M) = \begin{cases} \frac{\sum_{i=0}^{M-j-1} e_{1,t-i} e_{2,t-i-j}}{\sqrt{\sum_{i=0}^{M-1} e_{1,t-i}^2 \sum_{i=0}^{M-1} e_{2,t-i-j}^2}}, & j = 0, 1, 2, \dots; j < M - 1 \\ \frac{\sum_{i=0}^{M-j-1} e_{1,t-i+j} e_{2,t-i}}{\sqrt{\sum_{i=0}^{M-1} e_{1,t-i}^2 \sum_{i=0}^{M-1} e_{2,t-i}^2}}, & j = 0, 1, 2, \dots; j > 1 - M \end{cases}$$

在原假设: 子样本期内两个子序列独立的假设下, 可以证明: 在 $M \rightarrow \infty$ 时, $\sqrt{M}r_t(j, M) \rightarrow N(0, 1)$.

基于子样本窗内的互相关系数, 定义 Haugh 型时变信息溢出统计量. t 时刻的单向时变信息溢出统计量为 $Q_{1,t}(k)$

$$Q_{1,t}(k) = M \sum_{j=1}^k r_t^2(j, M) \quad (1)$$

t 时刻的双向时变信息溢出统计量为 $Q_{2,t}(k)$

$$Q_{2,t}(k) = M \sum_{j=-k}^k r_t^2(j, M) \quad (2)$$

其中 M 为子样本期的长度 k 为有效滞后阶数 $k < M$.

如果原假设: 子样本期内两个序列独立成立, 根据 Haugh^[4] 证明过程, 在 $M \rightarrow \infty (M < T)$ 时, 两个统计量收敛于卡方分布: $Q_{1,t}(k) \sim \chi_k^2, Q_{2,t}(k) \sim \chi_{2k+1}^2$.

类似的, 定义 Hong 型时变信息溢出统计量. 单向时变信息溢出统计量记为 $H_{1,t}(k, M)$

$$H_{1,t}(k, M) = \{M \sum_{j=1}^{M-1} K^2(\frac{j}{k}) r_t^2(j, M) - C_1\} /$$

$$(2D_1)^{1/2} \quad (3)$$

双向时变信息溢出统计量记为 $H_{2,t}(k, M)$

$$H_{2,t}(k, M) = \{M \sum_{j=2-M}^{M-2} K^2(\frac{j}{k}) r_t^2(j, M) - C_2\} / (2D_2)^{1/2} \quad (4)$$

如果原假设: 子样本期内两个序列独立成立, 在 Hong^[7] 的系列基本假设下, 当 $M \rightarrow \infty$ 时, 两个统计量收敛于标准正态分布 $N(0, 1)$: $H_{1,t}(k, M) \sim N(0, 1), H_{2,t}(k, M) \sim N(0, 1)$.

本质上而言, 上述两类时变信息溢出统计量是利用子样本期 $[t - M + 1, t]$ 的平均信息溢出作为 t 时刻的值, 又称局部信息溢出统计量. 随着时刻 t 的向前滚动, 可以刻画信息溢出的动态变化特征.

上述统计量对收益率序列的标准化残差进行检验, 反映了一个市场价格变动对另一市场价格变动的影 响, 称为时变均值溢出检验. 简单拓展, 也可检验时变波动率溢出: 定义新序列 $\{v_{i,t} = e_{i,t}^2 - 1\}, i = 1, 2$, 对 $\{v_{i,t}\}$ 计算上述时变统计量, 即为时变波动率溢出检验.

1.2 滚动窗大小的选取准则

在时变信息溢出检验中, 滚动窗大小的选取非常重要. 合适的滚动窗大小 M 可以均衡第一、二类错误和信息溢出变化时信号及时性的矛盾. 在两类时变统计量中, 由于 Haugh 型时变溢出统计量渐进服从于卡方分布, Hong 型时变溢出统计量渐进服从 $N(0, 1)$, 因此 M 需要足够大, 以满足大样本的要求; 不过 M 变大往往会平滑信息溢出的变化, 使信号变化的发出发生延迟, 因此 M 取值往往又不可过大.

为此, 引入抽样检验的第一类和第二类错误的容许程度, 来选取合适的 M . 对于两个正态分布 $X_0 \sim N(\mu_0, \sigma^2)$ 和 $X_1 \sim N(\mu_1, \sigma^2)$, 抽样检验样本均值是否存在显著性差异, 在第一类错误水平 α 和 第二类错误水平 β 时, 需要的滚动窗大小 $M^{[16]}$

$$M = \frac{2(z_{1-\alpha/2} + z_{1-\beta})^2}{(\frac{\mu_0 - \mu_1}{\sigma})^2} = \frac{2(z_{1-\alpha/2} + z_{1-\beta})^2}{\Delta^2} \quad (5)$$

其中 z_{1-s} 表示标准正态分布在显著性水平为 s 时的临界值.

考虑如下两种常用情景:

1) 一般情况下,假设 $\alpha = 0.05$ 和 $\beta = 0.2$ 得到 M 的计算公式

$$M = \frac{15.68}{\Delta^2} \approx \frac{16}{\Delta^2} \quad (6)$$

2) 考虑第二类错误较小时,假设 $\alpha = 0.05$ 和 $\beta = 0.05$ 时,得到 M 的计算公式

$$M = \frac{26}{\Delta^2} \quad (7)$$

2 Monte Carlo 模拟

下面进行 Monte Carlo 模拟,分析时变信息溢出统计量的检验功效,并研究不同参数对统计量检验功效的影响.

假设两个序列服从如下 ARMA-GARCH 过程:

序列 1

$$x_{1,t} = 0.1 + 0.1x_{1,t-1} + u_{1,t}$$

$$u_{1,t} = \sqrt{h_{1,t}}e_{1,t}, h_{1,t} = 0.05 + 0.9h_{1,t-1} + 0.05u_{1,t-1}^2$$

序列 2

$$x_{2,t} = 0.5 + 0.05x_{2,t-1} + u_{2,t} + \theta_1 u_{1,t-d}$$

$$u_{2,t} = \sqrt{h_{2,t}}e_{2,t}, h_{2,t} = 0.1 + 0.85h_{2,t-1} + 0.1u_{2,t-1}^2$$

其中 $\{e_{i,t}\}$ $i = 1, 2$ 为两个独立白噪声序列,服从标准正态分布 $N(0, 1)$. $x_{1,t}$ 服从 AR(1) - GARCH(1, 1) 模型, $x_{2,t}$ 由一个 AR(1) - GARCH(1, 1) 序列和 $x_{1,t}$ 的滞后 d 期的新息 ($e_{1,t-d}$) 生成, θ_1 为 $x_{1,t}$ 新息加入到 $x_{2,t}$ 的权重, θ_1 的绝对值越大, $x_{1,t}$ 对 $x_{2,t}$ 的影响越强. 下面令 $d = 4$, 则如果 θ_1 不为 0, 则滞后 4 期时 $x_{2,t}$ 受到 $x_{1,t}$ 的溢出影响, 存在信息溢出效应.

设置 θ_1 给出 4 种不同信息溢出的情景假设: 不存在信息溢出、常数信息溢出、阶梯型和正弦函数变化, 然后计算时变信息溢出统计量, 分析其检验功效.

情景 1 $\theta_1 = 0$

情景 1 为两个序列之间不存在均值信息溢出.

情景 2 $\theta_1 = 1$

情景 2 为序列 2 受到序列 1 的常数信息溢出效应.

$$\text{情景 3 } \theta_{3,t} = \begin{cases} 0, & 1 \leq t < 400; \\ 0.2, & 401 \leq t < 800; \\ 0.6, & 801 \leq t < 1200; \\ 1, & 1201 \leq t < 1600; \\ -0.4, & 1601 \leq t \leq 2000. \end{cases}$$

情景 3 为序列 2 受到序列 1 的信息溢出呈现阶梯型变化.

$$\text{情景 4 } \theta_{4,t} = \frac{\sin(\pi t)}{500}, 1 \leq t \leq 2000$$

情景 4 中, 序列 2 受到序列 1 的信息溢出呈现正弦函数变化.

Monte Carlo 模拟中, 将对每种情景模拟 $N = 1000$ 次, 生成 1000 对序列, 根据每对模拟序列计算时变信息溢出统计量检验. 其中, 对于滚动窗大小 M 的选取, 假设相对允许误差 $\Delta = 0.5$, 带入计算公式 (6) 和 (7), M 分别为 64 和 104, 后者简单起见取 100, 此外还考虑 $M = 30$ 和 200, 得到 $M = 30, 64, 100$ 和 200 四种不同滚动窗大小. 关于有效滞后阶数 k , 选取 5、10 和 20. 核函数方面, 参照 Hong^[7], 选取 Daniel 核函数. 具体 Monte Carlo 模拟过程如下:

1) 针对每种情景, 抽样 $N = 1000$ 次, 生成 1000 对序列, 并分别建立 ARMA-GARCH 模型, 得到模型标准化残差. 其中, 每个序列均抽样 2500 个样本点, 为减少初值的影响, 删除前面 500 个样本点, 最终得到长度为 $T = 2000$ 的抽样序列; 然后, 对每个序列采取 AR(1) - GARCH(1, 1) 模型估计参数, 得到模型标准化残差: $\{\hat{e}_{i,t}\}$, $t = 1, 2, \dots, 2000, i = 1, 2$.

2) 利用标准化残差, 计算 Haugh 型和 Hong 型时变信息溢出统计量. 其中, 选取滚动窗大小 $M = 30, 64, 100$ 和 200, 有效滞后阶数 $k = 5, 10$ 和 20.

3) 时变性信息溢出统计量的检验功效分析. 计算 10% 和 5% 置信水平下拒绝原假设(每时刻两序列均不存在信息溢出)的概率, 以分析两类统计量的检验功效.

根据统计量的定义, 前面 $M - 1$ 个时刻将无法计算统计量. 由于 M 时刻的统计量值实际上是子样本期 $[1, M]$ 内市场间信息溢出的平均值, 因此定义 $1 \sim M - 1$ 时刻的信息溢出统计量值为 M

时刻的值.

对每次模拟计算两类时变统计量,其相应 10% 与 5% 水平下 t 时刻拒绝原假设的概率

$$p_t = \sum_{i=1}^N I(p_{i,t} \leq C_z) / N \quad (8)$$

其中 p_{it} 为第 i 次模拟 t 时刻信息溢出统计量对应的 p 值, C_z 为显著性水平值,在 10% 显著性水平时为 0.1, 5% 显著性水平时为 0.05. 显然 p_t 越大, 则拒绝原假设的概率越大.

由于 p_t 为一时间序列, 随时间变化而变化, 为更好地分析统计量的检验功效, 计算 $T = 2\,000$ 个样本点 p_t 的平均值 \bar{p}

$$\bar{p} = \sum_{t=1}^T p_t / T \quad (9)$$

\bar{p} 反映了样本期内拒绝原假设的平均概率. 如果原假设成立, 在样本足够大时, 样本统计量的

分布与其极限分布接近, p_t 将接近于显著性水平 C_z . 因此, 在原假设: 每时刻序列间均不存在信息溢出的情景下, 如果 Monte Carlo 模拟计算的 p_t 和 \bar{p} 越接近于 C_z , 则统计量的检验功效越高; 而在原假设不成立时, 统计量拒绝原假设的可能性越大越好.

各种情景下的 Monte Carlo 模拟检验结果如下.

1) 无信息溢出时(情景 1) Monte Carlo 模拟检验

情景 1 下, 序列间任意时刻不存在单向与双向信息溢出. Monte Carlo 模拟中, 计算每次模拟中序列 1 对序列 2 的单向信息溢出, 以及双向信息溢出, 并给出 10% 和 5% 水平下拒绝原假设的平均概率 \bar{p} . 限于篇幅, 只给出 $M = 64$ 和 100 时的模拟结果, 分别见表 1 和表 2.

表 1 情景 1 在 10% 和 5% 水平下拒绝原假设的概率 ($M = 64$)

Table 1 Mean rejection rates at the 10% and 5% levels under scenario 1 ($M = 64$)

k	5		10		20	
	10%	5%	10%	5%	10%	5%
显著性水平	10%	5%	10%	5%	10%	5%
Qh	8.7%	4.0%	6.8%	3.0%	3.2%	1.3%
Qhb	8.3%	3.9%	5.8%	2.5%	1.9%	0.8%
hong	10.6%	7.3%	11.2%	7.4%	11.5%	7.2%
hongb	11.1%	7.2%	11.3%	7.1%	11.4%	6.8%

注: Qh 和 hong 分别为 Haugh 型和 Hong 型单向时变溢出统计量, Qhb 和 hongb 为相应的双向时变溢出统计量; 下同.

表 2 情景 1 在 10% 和 5% 水平下拒绝原假设的概率 ($M = 100$)

Table 2 Mean rejection rates at the 10% and 5% levels under scenario 1 ($M = 100$)

k	5		10		20	
	10%	5%	10%	5%	10%	5%
显著性水平	10%	5%	10%	5%	10%	5%
Qh	9.1%	4.4%	8.0%	3.7%	5.0%	2.2%
Qhb	8.8%	4.2%	7.1%	3.2%	3.7%	1.6%
hong	10.4%	7.1%	10.9%	7.2%	11.2%	7.1%
hongb	10.9%	7.1%	11.0%	6.8%	11.0%	6.6%

根据模拟结果, 得到如下结论:

① 随着 M 增大, Haugh 型和 Hong 型时变信息溢出统计量的检验功效有所提升.

在 $k = 5$, 10% 水平下, 序列 1 对序列 2 的单向信息溢出方面, Haugh 型时变信息溢出统计量 Qh

拒绝原假设的概率, 在 $M = 64$ 时为 8.7%, $M = 100$ 时为 9.1%, $M = 200$ 时为 9.7%; Hong 型时变单向信息溢出统计量 hong 拒绝原假设的概率, 在 $M = 64$ 时为 10.5%, $M = 100$ 和 200 时为 10.4%. 因此, 随着 M 增大, 统计量检验功效有所

提升. $k = 10$ $k = 20$,以及5% 显著性水平的检验结果也发现类似结果. 此外, 在 $M = 100$ 时, 在10% 水平下, 模拟拒绝原假设的概率值基本在10% ~ 11% 之间, 检验功效较好.

②相同 M 取值下, 随着 k 增大, 统计量的检验功效有所降低.

以 $M = 64$,10% 水平下的检验结果为例, Q_h 相应拒绝原假设的概率在 $k = 5$ 、10 和 20 分别为 8.7%、6.6% 和 3.1% ,距离显著性水平10% 越来越远; Hong 型时变信息溢出统计量也发现类似结论. $M = 30$ 、100 和 200 时两类统计量的结论相同. 因此, 相同 M 下 k 增大往往会降低统计量的检验功效; 随着 k 增大, 统计量在考虑更多滞后信息的同时, 也会平滑掉一些显著的信息溢出.

③Hong 型时变统计量的检验功效优于 Haugh 型, 不过 Hong 型时变统计量倾向于过度拒绝原假设; 且统计量在 10% 水平下的检验功效要高于 5% 水平下的检验.

根据模拟结果, 可以发现 M 和 k 变化时, Hong 型时变信息溢出统计量所受影响较小. 例如, 10% 显著性水平检验, $M = 30$ $k = 5$ 时, Q_h 拒绝原假设的概率为 7.2% $k = 20$ 时变为 0.7% ,检验功效很低; Hong 拒绝原假设的概率在 $k = 5$ 与 20 时分别为 11% 和 12.2% ,虽然也受到影 响, 但仍具有较高的检验功效. 其它情形下也可以发现类似结论. 此外, 可以发现在 10% (5%) 水平上, 大部分检验结果均大于 10% (5%) ,说明 Hong 型统计量有可能过度拒绝原假设. 特别是 5% 水平下, 各种情景下拒绝原假设的概率均大于 6.6% .相对而言, 10% 水平下, 拒绝原假设的概率与显著性水平较为接近, 检验结果更为可靠些.

总而言之, 两类时变信息溢出统计量在 M 较大时均具有较高的检验功效, 其中 Hong 型时变溢出统计量在 M 较小时也具有较高的检验功效, 且受 M 和 k 选取的影响不大, 表现更良好. 另外, 10% 水平下统计量的检验效果相对较好.

2) 不同信息溢出情景下的 Monte Carlo 模拟结果

情景 2 - 4 分别对应着序列 2 受到序列 1 的常数、阶梯型和正弦函数型变化的单向信息溢出效应, Monte Carlo 模拟计算出各情景下统计量拒绝

原假设的概率.

由于 M 和 k 取值组合过多, 仅取 $k = 10$ $M = 30$ 、64、100 和 200 时的模拟检验, 并计算 10% 水平下拒绝原假设的概率. 此外, 限于篇幅, 仅给出情景 3 在 10% 水平下拒绝原假设的概率走势图 (见图 1 ~ 2), 其它情景仅给出简要结论.

情景 2 下模拟检验表明: M 增大时, 拒绝原假设的概率将增加; 且 Hong 型时变统计量的检验效果更好. $M = 64$ 时, 两类统计量的单向和双向信息溢出检验对应拒绝原假设的概率分别为 92% 和 81% ,以及 96% 和 88% ;在 $M = 100$ 和 200 时, 拒绝原假设的概率进一步增加, $M = 100$ 时两类统计量对应拒绝原假设的概率均超过 95% , $M = 200$ 时更是超过 99.5% ;同时, 两类统计量对应拒绝原假设的概率走势较为平稳, 波动幅度不大; Hong 型时变统计量的检验效果更好.

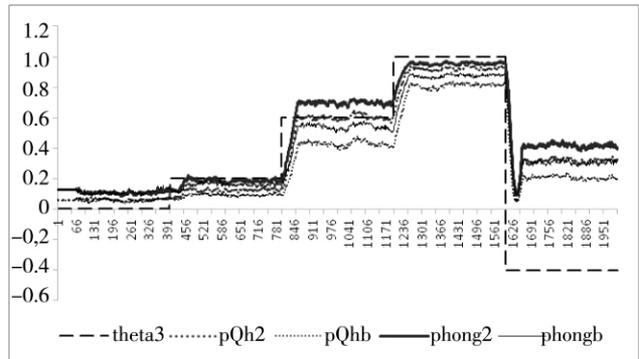


图 1 情景 3 在 10% 水平下拒绝原假设的概率 ($M = 64$ $k = 10$)

Fig. 1 Rejection rates at 10% level under scenario 3 ($m = 64$ $k = 10$)

注: theta3 线为情景 3 中的 θ_3 , pQh2 和 phong2 分别为 x_2 受到 x_1 信息溢出的 Haugh 型和 Hong 型单向时变检验统计量拒绝原假设的概率, pQhb 和 phongb 为相应双向信息溢出检验拒绝原假设的概率,下同.

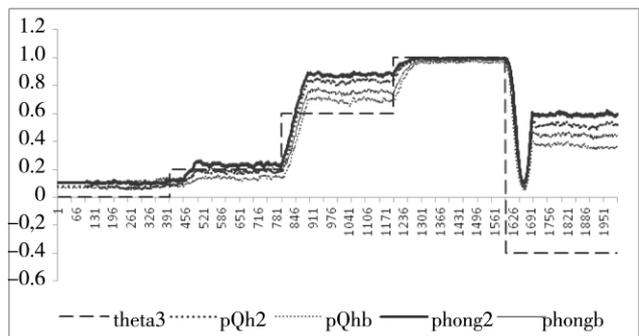


图 2 情景 3 在 10% 水平下拒绝原假设的概率 ($M = 100$ $k = 10$)

Fig. 2 Rejection rates at 10% level under scenario 3 ($M = 100$ $k = 10$)

情景 3 的模拟检验表明: 两类统计量可以检验出信息溢出的变化; M 越大, 信息溢出越强, 则拒绝原假设的概率越大; 但是, 随着 M 增大, 信息溢出变化信号的发出有更明显的延迟. 例如, 第 401 至 800 个样本点间, $\mu_{\text{theta}3} = 0.2$, M 增大则拒绝原假设的概率也增大, 从 $M = 30$ 到 $M = 200$, 拒绝原假设的概率出现明显提升. 第 801 至 1 200 个样本点间, $\mu_{\text{theta}3} = 0.6$, 实际信息溢出强度较前一时期进一步增强, 而时变统计量拒绝原假设的概率较前一时期明显增加. 不过, M 增大时, 信息溢出变化的信号有所延迟.

此外, 情景 4 模拟的检验结论类似于情景 3.

3 实证分析

下面研究 SHFE 与 LME 铜期货市场间信息溢出的时变性特征. 数据方面, 选取 1996 年 3 月

4 日 - 2010 年 8 月 19 日的 SHFE3 个月铜期货连和 LME3 个月铜期货日度收盘价, 数据来自 Wind 数据库. 收益率取对数收益率: $y_{i,t} = \ln(P_{i,t}) - \ln(P_{i,t-1})$. 对于两个市场不同的节假日, 令未交易市场的节假日价格为节假日前的最后一个交易日收盘价, 以充分考虑所有交易的信息.

首先, 对 SHFE 和 LME 铜期货收益率序列建立 ARMA-GARCH 模型, 得到模型标准化残差.

$$y_{i,t} = C + a_1 AR(1) + \dots + a_p AR(p) + b_1 u_{i,t-1} + \dots + b_q u_{i,t-q} + u_{i,t} \quad \mu_{i,t} = \sqrt{h_{i,t}} e_{i,t}$$

$$h_{i,t} = C + \alpha_1 h_{i,t-1} + \dots + \alpha_m h_{i,t-m} + \beta_1 u_{i,t-1}^2 + \dots + \beta_n u_{i,t-n}^2$$

两个序列的 ARMA-GARCH 模型估计结果见表 3 ~ 4. 滞后 1、5、10 阶的自相关和异方差检验表明, 在 1% 水平上, 模型残差不存在自相关和异方差现象, 模型设定基本正确.

表 3 SHFE 铜期货收益率 ARMA-GARCH 模型估计
Table 3 ARMA-GARCH model for SHFE copper futures

变量名称	系数估计值	标准误	Z 统计量	P 值
C	0.000 114	0.000 203	0.559 172	0.576 0
AR(1)	-0.032 157	0.017 106	-1.879 887	0.060 1
AR(2)	0.036 393	0.016 240	2.240 930	0.025 0
AR(3)	0.028 579	0.016 850	1.696 056	0.089 9
AR(12)	0.040 044	0.016 485	2.429 134	0.015 1
方差方程				
C	1.74E - 06	1.90E - 07	9.154 870	0.000 0
RESID(-1) ²	0.057 026	0.004 187	13.621 11	0.000 0
GARCH(-1)	0.933 886	0.004 238	220.348 5	0.000 0

表 4 LME 铜期货收益率 ARMA-GARCH 模型估计
Table 4 ARMA-GARCH model for LME copper futures

变量名称	系数估计值	标准误	Z 统计量	P 值
C	0.000 248	0.000 214	1.157 824	0.246 9
方差方程				
C	2.01E - 06	2.88E - 07	6.969 280	0.000 0
RESID(-1) ²	0.047 725	0.003 305	14.440 88	0.000 0
GARCH(-1)	0.945 027	0.003 503	269.749 3	0.000 0

采取 Hong 型时变信息溢出统计量检验,并取 $M = 100$ $k = 10$ 得到 Hong 型单向与双向时变信息溢出统计量的 p 值走势如图 3.

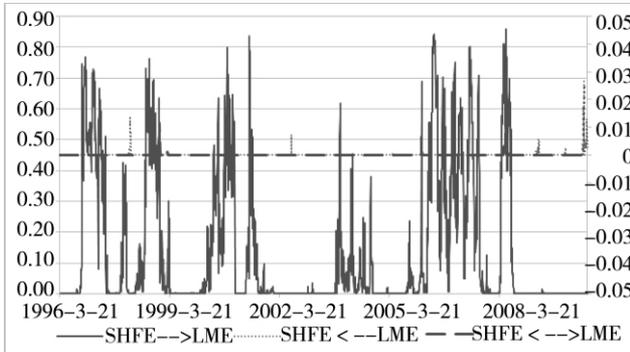


图 3 LME 与 SHFE 铜期货市场间时变信息溢出统计量的 p 值
Fig. 3 P -values of time-varying spillover tests between LME and SHFE copper futures markets

注：“→”和“←”表示单向时变信息溢出，箭头方向为信息溢出方向。“<-->”表示双向时变信息溢出。“SHFE <--> LME”与“SHFE <--> LME”相应统计量的 p 值对应于次坐标轴。

图示可以发现: SHFE 与 LME 铜期货市场的信息溢出表现出较强的时变性特征; LME 对 SHFE 的单向信息溢出以及双向信息溢出均非常显著; SHFE 对 LME 的单向信息溢出明显较弱,但存在增强趋势。

其中, LME 对 SHFE 的单向信息溢出在 5% 水平下均非常显著,这与 LME 一直是全球铜期货交易和定价中心紧密相关。同时,各时刻双向信息溢出也在 5% 水平下显著。上述结论与已有的研究结论一致。此外,也可以发现信息溢出在某些时期发生明显的变化。

另外, SHFE 对 LME 的单向信息溢出表现出很强的时变性特征。其中,如下几个时期 SHFE 对 LME 的单向信息溢出较为显著: 1999 年 3 月初至 2000 年 3 月初, 2000 年 7 月下旬至 2003 年 7 月下旬, 2004 年 9 月下旬至 2005 年 9 月下旬, 以及 2008 年 9 月下旬至今。这些时期对应着全球金融危机等重大事件, 因此信息溢出增强可能与全球金融危机有关。此外, 2008 年下半年至今, SHFE 对 LME 的单向信息溢出明显增强, 在 1% 水平下显著, 且部分时期 LME 对 SHFE 的单向信息溢出有所减弱, 表明 SHFE 对 LME 的影响存在增强趋势。

SHFE 对国际铜期货市场 LME 信息溢出的增强, 一方面可能与金融危机的发生紧密联系, 另一方面更是与中国铜消费的大幅增加、国内铜期货

市场的发展完善以及中国经济影响力的提升紧密相关。首先, 中国铜消费量和进口量猛增, 在国际市场占据极其重要的份额。国际铜研究小组称, 中国的铜消费量在 1999 至 2008 年间增长了约 370 万 t; 其中 2002 年, 中国铜消费量达到了 250 万 t, 占全球铜消费量的 17%, 取代美国成为世界第一。与此同时, 中国铜消费需要大量进口, 进口量在全球铜市场占据非常重要的份额。目前中国占全球精炼铜贸易量的比重已由 2003 年的 20% 左右上升至近 50% 的高水平。其次, 中国铜期货市场快速发展, 交易量快速增长, 在全球铜期货交易的排名稳步提升。1993 年 SHFE 铜期货上市交易以来, 交易量迅速增加, 2009 年达到 16 243 万手, 较 1993 年上涨了 40 多倍。根据美国期货业协会 (FIA) 对于全球 62 家衍生品交易所的统计, 2009 年前 2 个月, 成交量前 20 名的金属期货和期权合约当中, SHFE 铜期货交易量同比大增 93.3% 达到 796.6 万手, 名列首位, 首次超越 LME 的高级原铝期货交易。此外, 中国经济的快速发展和影响力的提升, 也有助于中国金融市场在国际影响力的提升。特别是 2008 年下半年全球金融海啸发生以来, 中国经济率先复苏, 成为影响全球经济复苏的重要力量, 铜消费更是影响国际市场, SHFE 的国际影响力也有了明显提升。

4 结束语

利用 Haugh^[4] 和 Hong^[7] 提出的信息溢出统计量, 与滚动样本窗方法相结合, 提出了两类时变信息溢出统计量, 形成了新的时变信息溢出检验方法, 充实了相关研究。其中, 滚动窗大小的选取方面, 结合第一、二类错误和容许误差, 给出了相应计算公式。Monte Carlo 模拟发现, 在 M 和 k 设定恰当时, 本文提出的时变信息溢出统计量具有较高的检验功效, 可刻画信息溢出的时变性特征; 其中, Hong 型时变信息溢出统计量具有更高的检验功效。

对 SHFE 与 LME 铜期货市场间信息溢出时变性的实证分析发现: 单向与双向信息溢出均表现出较强的时变性特征; 整个样本期内, LME 对 SHFE 的单向时变信息溢出, 以及二者的双向时变信息溢出均非常显著, 这与传统的研究结论一致; SHFE

对 LME 的单向信息溢出较弱, 不过存在一定增强趋势, 特别是 2008 年全球金融海啸发生以来, 其影响变得更加显著。分析表明, SHFE 对 LME 单向

信息溢出的增强, 不仅与全球金融危机有关, 更是与中国铜消费和进口的大幅增加、铜期货市场发展完善以及经济影响力提升等紧密相关。

参考文献:

- [1] Granger C. Investigating causal relationships by econometrics and cross-spectral models [J]. *Econometrica*, 1969, 37: 424 - 438.
- [2] 陆凤彬, 刘庆伟, 陈锐刚, 等. 中国期货市场基本功能和信息溢出研究 [M]. 长沙: 湖南大学出版社, 2008: 177 - 204.
- Lu Fengbin, Liu Qingwei, Chen Ruigang, et al. A Study on Fundamental Functions and Information Spillover Effects in Chinese Futures Markets [M]. Changsha: Hunan University Press, 2008. 177 - 204. (in Chinese)
- [3] Sims C. Money, income and causality [J]. *American Economic Review*, 1972, 62: 540 - 552.
- [4] Haugh L. Checking the independence of two covariance stationary time series: A univariate residual cross-correlation approach [J]. *Journal of the American Statistical Association*, 1976, 71(354): 378 - 385.
- [5] McLeod A, Li W. Diagnostic checking ARMA time series models using squared-residual autocorrelations [J]. *Journal of Time Series Analysis*, 1983, 4: 269 - 274.
- [6] Cheung Y, Ng L. A causality-in-variance test and its application to financial market prices [J]. *Journal of Econometrics*, 1996, 72: 33 - 48.
- [7] Hong Y. A test for volatility spillover with applications to exchange rates [J]. *Journal of Econometrics*, 2001, 103: 183 - 224.
- [8] Cheung Y, Fung H. Information flows between Eurodollar spot and futures markets [J]. *Multinational Finance Journal*, 1997, 1: 255 - 271.
- [9] Fung H, Leung W, Xu X. Information flows between the U. S. and China commodity futures trading [J]. *Review of Quantitative Finance and Accounting*, 2003, 21: 267 - 285.
- [10] 洪永淼, 成思危, 刘艳辉, 等. 中国股市与世界其他股市之间的大风险溢出效应 [J]. *中国经济季刊*, 2004, 3(3): 703 - 726.
- Hong Yongmiao, Cheng Siwei, Liu Yanhui, et al. Extreme risk spillover between Chinese stock market and international stock markets [J]. *China Economic Quarterly*, 2004, 3(3): 703 - 726. (in Chinese)
- [11] 洪永淼, 李艺, 陆凤彬, 等. 国内外期货市场间信息溢出效应的实证研究——基于均值、方差和风险 Granger 因果关系 [J]. *经济学报*, 2008, 3(1): 164 - 179.
- Hong Yongmiao, Li Yi, Lu Fengbin, et al. Empirical study on the information spillover between Chinese and foreign futures markets: Based on mean, variance and risk Granger causality [J]. *China Journal of Economics*, 2008, 3(1): 164 - 179. (in Chinese)
- [12] 范奎, 赵秀娟, 汪寿阳. 全球主要股市间信息溢出的变异性研究 [J]. *管理科学学报*, 2010, 9: 87 - 97.
- Fan Kui, Zhao Xiujian, Wang Shouyang. Empirical study on time-varying information and risk spillover effects among global main equity markets [J]. *Journal of Management Sciences in China*, 2010, 9: 87 - 97. (in Chinese)
- [13] 马超群, 余升翔, 陈彦玲, 等. 中国上海燃料油期货市场信息溢出研究 [J]. *管理科学学报*, 2009, 3: 92 - 101.
- Ma Chaoqun, She Shengxiang, Chen Yanling, et al. Information spillovers towards fuel-oil futures market in Shanghai [J]. *Journal of Management Sciences in China*, 2009, 3: 92 - 101. (in Chinese)
- [14] Sato J, Junior E, Takahashi D, et al. A method to produce evolving functional connectivity maps during the course of an fMRI experiment using wavelet-based time-varying Granger causality [J]. *NeuroImage*, 2006, 31: 187 - 196.
- [15] Christopoulos D, León-Ledesma M. Testing for Granger (non)-Causality in a time varying coefficient VAR model [J]. *Journal of Forecasting*, 2008, 27(4): 293 - 303.

(下转第 57 页)

[22]王春峰,姚 宁,房振明. 基于小波变换的多尺度跳跃识别与波动性估计研究[J]. 管理科学学报,2010,13(10): 63-68.

Wang Chunfeng, Yao Ning, Fang Zhenming. Research of multi-scale jump identification and volatility estimation based on wavelet transform[J]. Journal of Management Sciences in China, 2010, 13(10): 63-68. (in Chinese)

A RBF neural network with optimum learning rates and its application

WEI Min², YU Le-an^{1,2}

1. School of Economics and Management, Beijing University of Chemical Technology, Beijing 100029, China;
2. Academy of Mathematics and Systems Science, Chinese Academy of Science, Beijing 100190, China

Abstract: In this study, a radial basis function (RBF) neural network learning algorithm with optimum learning rate is proposed. In this learning algorithm, the dynamic optimum learning rates which are determined by gradient descent and classical optimization technique are used to adjust the weight changes of RBF neural networks in an adaptive way. Using the dynamic optimum learning rates, the RBF neural networks can learn faster and more stable than the RBF neural networks with fixed learning rates. In order to verify the effectiveness of the proposed algorithm, volatility forecasting experiments on HuShen 300 index in Chinese stock market are conducted. The experimental results show the proposed RBF neural network learning algorithm with dynamic optimum learning rates could learn faster and avoid subjective selection of learning rates.

Key words: RBF neural networks; dynamic optimum learning rate; gradient descent

(上接第39页)

[16]Belle G. Statistical Rules of Thumb[M]. New Jersey: John Wiley & Sons, 2008: 22-52.

Time-varying information spillover tests and their application to financial markets

LU Feng-bin¹, HONG Yong-miao²

1. Academy of Mathematics and Systems Science, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China;
2. Wang Yanan Institute for Studies in Economics, Xiamen University, Xiamen 361005, China

Abstract: This paper proposes two types of time-varying information spillover tests by combining Haugh and Hong statistics with rolling window method, and gives the selection rules of the rolling window size. Monte Carlo simulations show that both tests have good performances, and Hong's time-varying tests show better performance. The empirical study on the time-varying information spillover between Shanghai Futures Market (SHFE) and London Metal Exchange (LME) copper futures market show that the information spillovers between the two markets are apparently time-varying and SHFE's role in global copper markets raises gradually.

Key words: Granger test; information spillover; time-varying character; rolling window method; copper futures markets