

doi:10.19920/j.cnki.jmsc.2025.03.008

# 沪深港股市间的非对称相依结构和风险传导<sup>①</sup>

## ——去除共同影响因素的视角

曹广喜, 谢文浩\*

(南京信息工程大学管理工程学院, 南京 210044)

**摘要:**由于多重分形去趋势偏相关分析方法(MF-DPXA)无法测度不同趋势(上涨和下跌)下非对称相依关系问题,本文提出多重分形非对称去趋势偏相关分析方法(MF-ADPXA);进一步提出去因素时滞去趋势交叉相关分析法(ETD-DCCA)研究股市间的风险传导方向。以上证指数、深成指数和恒生指数为研究对象,实证分析去除共同影响因素后两两股市间非对称交叉相关性和风险传导。结果表明,去除某一股市的影响后,其余两股市间长记忆交叉相关性较弱,收益率上涨时长记忆交叉相关性增强,收益率下跌时交叉相关性表现为反持续性;大幅波动时的非对称程度增强。两两股市间的局部交叉相关性随着时间推移具有减弱趋势。随着时滞的增加,两两股市间反持续交叉相关性有所增强,深成指数风险主要传导至上证指数,上证指数风险主要传导至恒生指数。恒生指数主要对深成指数影响更强。上述实证结论对于投资者重新认识沪深港股市本质相依结构和风险传导,合理进行跨市场投资组合以及监管者防范系统性金融风险具有重要的启示意义。

**关键词:** 多重分形; 去趋势交叉偏相关性; 非对称性; 影响因素

**中图分类号:** F832.5   **文献标识码:** A   **文章编号:** 1007-9807(2025)03-0148-14

## 0 引言

随着经济全球化、金融一体化的快速发展,世界各国贸易往来愈加频繁,导致全球经济的联系日益紧密。伴随着经济的发展,国际金融市场连接形成复杂的金融网络,联动效应愈加严重,系统性金融风险通过各国货币市场、资本市场进行交叉传染<sup>[1]</sup>,极端风险的传导往往给世界各国金融市场造成严重创伤。2008年的国际金融危机引起全球金融市场巨大动荡,2020年初的新冠疫情引起美股“熔断”,随后全球股市共振。因此,如何充分刻画金融市场间相依结构以及风险传导成为近十年来国内外学者的研究热点和难点。近年来,中国金融市场逐步开放,2014年11月17日,“沪港

通”正式实施,2016年12月5日,“深港通”正式实施,加快了中国股市同国际股市的互通互联,中国内地股市和香港股市的联动性逐步增强<sup>[2,3]</sup>。鉴于上述背景,本文以上证指数、深成指数和恒生指数为研究对象,深入研究我国内地股市与香港股市间的相依结构和风险传导,有利于揭示内地股市和香港股市间的相互影响机制和风险传染,对于进一步加强两地资本市场的合作具有一定的借鉴,同时对于跨市场的投资组合,防范系统性金融风险以及金融市场的有效监管具有重要的理论意义与现实意义。

在国际金融市场动荡和我国经济转型的特殊背景下,我国金融体系面临的风险增强并逐步显现,跨市场的金融风险传染性加剧,风险共振也随

① 收稿日期: 2021-07-18; 修订日期: 2023-01-05。

基金项目: 国家社会科学基金资助重大项目(19ZDA105); 江苏省高校哲学社会科学研究项目(2022SJZD018); 江苏省研究生科研创新项目(KYCX22\_1242)。

通讯作者: 谢文浩(1990—), 男, 河南信阳人, 博士生。Email: xiewhzk@163.com

之加强<sup>[4]</sup>.历次金融危机事件暴露出金融市场之间的复杂关联和联动特征关乎系统性金融风险的传导机制.由于金融资产之间的相关性,一种金融资产的价格下跌和上涨也会影响到其他金融资产的价格从而产生溢出效应.根据金融学中的风险分散原理,如果金融市场收益相关性及相互影响较强,则金融系统总体风险无法有效分散,会导致较高的系统性风险,因此金融市场间的联动特征是考察系统性金融风险累积和分散的重要指标<sup>[5]</sup>.国内学者宫晓莉等<sup>[6]</sup>的研究表明我国金融市场自身以及跨市场的风险传导比较显著.杨子晖等<sup>[7]</sup>的研究指出我国面临的系统性金融风险仍在持续上升.对于系统性金融风险传导理论方面的研究目前主要有两种视角.一种是经济基础理论,Adler 和 Dumas<sup>[8]</sup>研究指出不同经济体之间存在大量相互贸易和投资,一个经济体的状况发生变化必然会影响另一个经济体,进而影响该经济体上市公司的经营状况,从而跨国投资者会调整资产配置,最终体现为股市之间的联动性.另一种是市场传染理论,King 和 Wadhwani<sup>[9]</sup>研究指出在经济基本面没有变化的情况下,仅一个市场的价格变化就能对另一个市场产生影响.国内学者梁琪等<sup>[10]</sup>基于市场传染理论研究了中国金融市场的风险传导.我国内地和中国香港贸易历来频繁,自“陆港通”制度实施以来,沪深股市和香港股市的联动愈加强烈,三地股市不断融合,一体化水平提高<sup>[11]</sup>.

国内外学者对金融市场相依关系以及风险传导的共同影响因素或者其他一些影响因素进行了一些研究.相关学者的研究也表明影响金融市场的因素比较多.中国沪深股票市场中小投资者居多,个体投资者在社交媒体上的信息交互行为对股市联动性的影响日益凸显,个体信息交互行为的股票信息扩散,是影响股价联动的重要因素<sup>[12]</sup>.上市公司与投资者之间的高质量互动可显著降低股价同步性<sup>[13]</sup>.贷款基准利率和存款准备金率、国有股的减持、调整印花税等政策性因素是造成我国股市结构波动的重要原因<sup>[14]</sup>.上海银行间同业拆放利率和美国联邦基金有效利率<sup>[15]</sup>、“陆港通”制度的实施对沪深港股票市场均有显著的直接影响<sup>[16, 17]</sup>.还有其他学者的研究证实了人民币汇率对沪股通资金净流入以及上证 50 指

数具有显著影响<sup>[18]</sup>;外部冲击对我国股市风险联动层次的影响<sup>[19]</sup>;经济政策不确定性对我国股价的影响<sup>[20]</sup>;金融去杠杆对沪深股市的冲击<sup>[21]</sup>.以上文献表明我国沪深港股市面临着一些共同的影响因素,并且共同因素对市场间的相依结构和风险传导会产生一定的影响,因此去除共同影响因素后对相依结构和风险传导的研究往往更能揭示金融市场间的联动规律.

对于沪深港股市相依结构以及风险传导的研究由来已久,取得了丰富的研究成果.早期,谷耀和陆丽娜<sup>[22]</sup>对沪深港股市的均值溢出和波动溢出、动态相依结构进行了研究,结果显示沪深股市存在显著波动溢出,同时内地股市越来越受国际股市的影响和冲击.后来,鲁旭和赵迎迎<sup>[23]</sup>,姚尧之和刘志峰<sup>[24]</sup>对沪深港股市的研究也证实三地股市具有较强的趋同性,联动效应显著.上述文献通常采用相关系数、格兰杰因果关系检验、VAR 以及 GARCH 衍生模型等方法研究沪深港股市间的相关性以及风险传导,但是此类方法往往以金融资产价格(或者收益率)序列服从正态分布为前提,并且仅能测度线性相依关系,具有一定的局限性.后来,相关学者引入 Copula 函数能够突破正态分布的限制,用于股市相依结构的研究.例如,吴吉林等<sup>[25]</sup>采用多机制平滑转换混合 Copula 方法证实 A、B 和 H 股市之间左右尾部相依结构呈现明显的非对称和结构变化特征.郭文伟和陈妍玲<sup>[26]</sup>采用 MS-Copula 方法对沪深港股市的研究表明三者之间的相依结构表现为非对称的动态特征并且危机传染性显著.但是 Copula 方法往往要求金融资产间的分布是相互独立同分布的,现实情形下的金融资产价格(或收益率)序列难以满足.还有一些学者专门研究了“陆港通”制度的实施对内地股市和香港股市的影响,所得结论基本证实政策实施后内地股市和香港股市的信息传递效率有所提升,短期溢出效应增强<sup>[27, 28]</sup>,两地股市不断融合提高了股票市场的稳定性<sup>[29]</sup>.

目前,大量研究表明金融市场具有尖峰厚尾、偏斜、长记忆的多重分形特征,往往表现为一个复杂的系统结构<sup>[30]</sup>.在分形市场假说下为了检验两非平稳时间序列的交叉相关性,Podobnik 和 Stanley<sup>[31]</sup>提出去趋势交叉相关性分析(detrended cross-correlation analysis, DCCA)方法,并被 Zhou<sup>[32]</sup>扩展

成为了多重分形去趋势交叉相关性分析 (multifractal detrended cross-correlation analysis, MF-DCCA) 方法, 广泛应用于金融市场间非线性相依结构的刻画。此后, 在 DCCA 方法的基础之上, 相关学者进行了许多拓展, 为金融时间序列相依结构、风险传导的研究提供了新的方向。例如, Lin 等<sup>[33]</sup>提出了基于时间延迟的去趋势交叉相关分析方法并应用于中美股市风险传导方向的研究。此后, 苑莹等<sup>[34]</sup>利用此方法研究了中国与日本、美国股市间的风险传导, 结果表明 2015 年中国股灾前后中国与日本、美国股市之间风险传导的方向发生了改变, 股灾后中国股市外向传染更强。Cao 等<sup>[35]</sup>提出多重分形非对称去趋势交叉相关分析 (multifractal asymmetric detrended cross-correlation analysis, MF-ADCCA) 方法能够刻画金融资产在不同趋势(上涨或下跌)时的相依结构及其非对称程度。唐勇和朱鹏飞<sup>[36]</sup>借助 MF-ADCCA 方法研究了沪深 300 股指期货牛熊周期的长记忆性、风险以及有效性, 结果证实沪深 300 股指期货具有非对称的多重分形特征, 并且牛市和熊市阶段的风险、有效性存在差异。

如果两非平稳时间序列同时受到第三个(或者其他共同)因素的影响, 那么上述方法将不能准确刻画序列间的本质交叉相关性 (intrinsic cross-correlation)<sup>[37, 38]</sup>, 此时要想准确测度原始两序列间的真实相关性, 就需要去除共同因素的影响, 这一本质交叉相关性也是偏相关性。Baba 等<sup>[39]</sup>早在 2004 年研究指出如果两时间序列受共同因素的影响, 其本质交叉相关性可用偏相关系数测度。还有学者, 如 Nakayama 和 Iyetomi<sup>[40]</sup>、Kenett 等<sup>[41]</sup>、Han 等<sup>[42]</sup>构建去除市场趋势因素后的偏相关系数矩阵研究股市之间动态相关性的变化特征。后来, Yuan 等<sup>[43]</sup>将偏相关系数和 DCCA 方法结合提出了去趋势偏相关分析 (detrended partial cross-correlation analysis, DPCCA), 并证明了其有效性。Qian 等<sup>[44]</sup>将上述方法扩展为多重分形去趋势偏相关性分析 (multifractal detrended partial cross-correlation analysis, MF-DPXA) 方法, 并研究去除美元汇率影响后国际原油和黄金指数间的交叉相关性。Sai 等<sup>[45]</sup>基于 MF-DPXA 方法研究了去除美国纳斯达克股影响后, 亚洲三个股票市场间的偏交叉相关性。Ge 和 Lin<sup>[46]</sup>基于 MF-DPXA

方法分别研究中国、美国典型股市间的相依关系。上述文献对金融资产的相依关系研究并没有充分考虑金融资产去除影响因素后在不同趋势(上涨和下跌)时相依结构的差异, 同时也没有充分研究金融风险传导方向的非对称性差异, 所以仍然不够完善。现实中金融资产的“追涨杀跌”现象非常常见, 在极端情形下资产相依结构往往并不相同, 同时由于共同因素的影响导致资产间相依结构以及风险传导的测度并不十分准确, 因此考虑去除共同影响因素后非对称情形下的相依结构和风险传导十分必要。

鉴于以上分析, 本文在去除金融市场面临共同影响因素的视角下, 同时在分形市场假说下对我国沪深港股市的相依结构和风险传导进行深入研究。本文的创新点如下: 第一, 考虑到金融资产在不同趋势(上涨和下跌)时相依关系和风险传导的不同方向, 分别提出了多重分形非对称去趋势偏相关性分析方法(MF-ADPXA)和去因素时滞去趋势交叉相关分析方法(ETD-DCCA), 是对已有传统去趋势相关性分析方法的拓展和改进; 第二, 以分形市场假说为基础, 从非线性非对称的角度深入研究去除其中一个股市共同影响后, 沪深港股市间本质交叉相关性的非对称多重分形特征以及风险传导的方向, 弥补了已有研究的不足, 同时也是对沪深港股市相关研究的补充。根据查阅的已有文献发现, 本文所提方法是最新的, 研究视角也区别于已有的研究文献, 突出了去除共同影响因素后不同趋势、不同波动幅度下相依结构的非对称性和不同时滞下资产间风险的传导方向。

## 1 理论方法

多重分形理论自诞生以来取得了巨大的发展, 在金融市场领域具有广泛的应用。众多学者对国内外金融市场的研究支持了分形市场假说的成立, 因此本文以多重分形理论为基础, 对我国沪深港股市间的相依关系和风险传导进行深入研究。在具体的研究中, 鉴于金融时间序列的相依关系往往会受到共同因素的影响, 并且在不同趋势(上涨和下跌)时相依关系存在差异, 而传统的多

重分形去趋势偏相关分析方法无法精确测度这种不同趋势下的相依关系,因此本文提出新的方法能够区分上涨和下跌趋势,对相依结构的测度更加完善。与此同时,共同影响因素往往对风险传导产生影响,进一步提出了去因素时滞DCCA方法,在去除影响因素后能够精确刻画金融资产风险传导方向。

### 1.1 MF-ADPXA 方法

假设存在两时间序列  $\{x(t):t=1,2,\dots,T\}$  和  $\{y(t):t=1,2,\dots,T\}$ ,它们同时受到一系列时间序列  $\{z_i(t):t=1,2,\dots,T\}$  的影响,  $i=1,2,\dots,p$ , MF-ADPXA 方法的计算步骤如下:

**步骤 1** 将上述每个时间序列正向分割成  $M_s = \text{int}(T/s)$  个互不重叠的子区间,通常  $T$  并非  $s$  的整数倍,为了对尾部数据的充分利用,对每个原始序列从尾部重复上述分割过程,每个序列对应可得  $2M_s$  个子区间。每个子区间的长度为  $s$ ,第  $v$  个子区间元素标识为  $[l_v+1, l_v+s]$ ,其中当  $v=1,2,\dots,M_s$  时,  $l_v=(v-1)s$ ;当  $v=M_s+1, M_s+2,\dots,2M_s$  时,  $l_v=T-(v-M_s)s$ 。

**步骤 2** 在每个子区间中,对  $x_v$  和  $y_v$  构建共同因素的线性回归模型,如下

$$\begin{cases} x_v = Z_v \beta_{x,v} + r_{x,v} \\ y_v = Z_v \beta_{y,v} + r_{y,v} \end{cases} \quad (1)$$

其中  $x_v = [x_{l_v+1}, \dots, x_{l_v+s}]^T$ ,  $y_v = [y_{l_v+1}, \dots, y_{l_v+s}]^T$ ,  $r_{x,v}$  和  $r_{y,v}$  为残差项

$$Z_v = \begin{pmatrix} z_{v,1} \\ \vdots \\ z_{v,p} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} z_1(l_v+1) & \cdots & z_p(l_v+1) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ z_1(l_v+s) & \cdots & z_p(l_v+s) \end{pmatrix} \quad (2)$$

是  $p$  个共同影响因素组成的第  $v$  个子块。利用最小二乘原理对上述式(1)进行估计,得到回归系数  $\beta_{x,v}, \beta_{y,v}$  的估计值记为  $\hat{\beta}_{x,v}, \hat{\beta}_{y,v}$ ,则最后残差序列为

$$\begin{cases} r_{x,v} = x_v - Z_v \hat{\beta}_{x,v} \\ r_{y,v} = y_v - Z_v \hat{\beta}_{y,v} \end{cases} \quad (3)$$

**步骤 3** 根据上述残差序列,构造“侧面”序列

$$\begin{cases} R_{x,v}(k) = \sum_{j=1}^k r_x(l_v+j) \\ R_{y,v}(k) = \sum_{j=1}^k r_y(l_v+j) \end{cases} \quad (4)$$

其中  $k=1,2,\dots,s$ 。

对于每一个残差序列  $r_{x,v}$  ( $r_{y,v}$ ) 以及它们的累积和序列  $R_{x,v}$  ( $R_{y,v}$ ) 计算相应的局部最小二乘拟合

$$L_{r_{x,v}}(k) = a_{r_{x,v}} + b_{r_{x,v}}k, (L_{r_{y,v}}(k) = a_{r_{y,v}} + b_{r_{y,v}}k) \quad (5)$$

$$L_{R_{x,v}}(k) = a_{R_{x,v}} + b_{R_{x,v}}k, (L_{R_{y,v}}(k) = a_{R_{y,v}} + b_{R_{y,v}}k) \quad (6)$$

拟合系数  $b$  用来判断子序列是正还是负,线性拟合  $L_{r_{x,v}}(k)$  ( $L_{R_{x,v}}(k)$ ) 用来消除累积和序列的趋势。

**步骤 4** 计算每一个子区间上局部协方差波动函数为

$$F_v^2(s) = \frac{1}{s} \sum_{k=1}^s [R_{x,v}(k) - L_{R_{x,v}}(k)] \times [R_{y,v}(k) - L_{R_{y,v}}(k)] \quad (7)$$

因此,考虑两个不同时间序列非对称交叉相关性是由同一时间序列正负不同趋势造成的(仅以  $\{x(t)\}$  为例),则计算非对称  $q$  阶平均波动函数为

$$F_{xy;z}^+(q,s) = \left[ \frac{1}{M^+} \sum_{v=1}^{2M_s} \frac{\text{sign}(b_{r_{x,v}})+1}{2} |F_v^2(s)|^{q/2} \right]^{1/q} \quad (8)$$

$$F_{xy;z}^-(q,s) = \left[ \frac{1}{M^-} \sum_{v=1}^{2M_s} \frac{-[\text{sign}(b_{r_{x,v}})-1]}{2} |F_v^2(s)|^{q/2} \right]^{1/q} \quad (9)$$

其中  $M^+ = \sum_{v=1}^{2M_s} \frac{\text{sign}(b_{r_{x,v}})+1}{2}$ ,  $M^- = \sum_{v=1}^{2M_s} \frac{-[\text{sign}(b_{r_{x,v}})-1]}{2}$

分别表示子序列正、负趋势的个数。假设对于所有的  $v=1,2,\dots,2M_s$ ,  $b_{r_{x,v}} \neq 0$ , 则  $M^+ + M^- = 2M_s$ 。

当不考虑原时间序列的局部正负趋势时,上述 MF-ADPXA 方法直接退化为传统的 MF-DPXA 方法,其  $q$  阶平均波动函数为

$$F_{xy;z}(q,s) = \left[ \frac{1}{2M_s} \sum_{v=1}^{2M_s} |F_v^2(s)|^{q/2} \right]^{1/q} \quad (10)$$

消除共同影响因素后,若  $\{x(t)\}$  和  $\{y(t)\}$  之间存在幂率交叉相关性,则满足如下关系

$$F_{xy;z}(q,s) \sim s^{H_{xy;z}(q)}, F_{xy;z}^+(q,s) \sim s^{H_{xy;z}^+(q)},$$

$$F_{xy;z}^-(q,s) \sim s^{H_{xy;z}^-(q)} \quad (11)$$

其中  $H_{xy;z}(q)$ 、 $H_{xy;z}^+(q)$ 、 $H_{xy;z}^-(q)$  分别表示时间序列  $\{x(t)\}$  整体、上涨、下跌时和序列  $\{y(t)\}$  的相关关系的广义交叉 Hurst 指数.

对于每一个尺度  $s$ , 分别计算对应的  $F_{xy;z}(q, s)$ 、 $F_{xy;z}^+(q, s)$ 、 $F_{xy;z}^-(q, s)$ , 然后根据双对数图计算广义交叉 Hurst 指数, 其关系如下

$$\ln F_{xy;z}(q, s) = H_{xy;z}(q) \ln(s) + \ln A_1 \quad (12)$$

$$\ln F_{xy;z}^+(q, s) = H_{xy;z}^+(q) \ln(s) + \ln A_2 \quad (13)$$

$$\ln F_{xy;z}^-(q, s) = H_{xy;z}^-(q) \ln(s) + \ln A_3 \quad (14)$$

如果  $H_{xy;z}^+(q) = H_{xy;z}^-(q)$ , 则两时间序列的交叉相关性是对称的, 反之, 如果  $H_{xy;z}^+(q) \neq H_{xy;z}^-(q)$ , 则两个时间序列的交叉相关性是非对称的, 意味着当时间序列  $\{x(t)\}$  上涨与下跌时, 两时间序列的交叉相关性是不同的.

当  $q > 0$  时,  $H_{xy;z}(q)$ 、 $H_{xy;z}^+(q)$ 、 $H_{xy;z}^-(q)$  分别代表时间序列  $\{x(t)\}$  整体、上涨和下跌时大幅波动导致的标度行为; 相反, 则表示的是小幅波动导致的标度行为. 若  $H_{xy;z}(q)$  随着  $q$  的变化而变化, 表示两时间序列的交叉相关性具有多重分形特征, 反之则不具有多重分形特征. 类似地, 若  $H_{xy;z}^+(q)$  (或者  $H_{xy;z}^-(q)$ ) 也随着  $q$  的变化而变化, 则表明时间序列  $\{x(t)\}$  具有上涨(或下跌)趋势时, 和  $\{y(t)\}$  之间的交叉相关性具有多重分形特征, 反之则不具有多重分形特征.

为了衡量交叉相关性的非对称程度, 定义

$$\Delta H_{xy;z}(q) = H_{xy;z}^+(q) - H_{xy;z}^-(q) \quad (15)$$

对于固定的  $q$ ,  $\Delta H_{xy;z}(q)$  越大, 则非对称程度越强. 当  $\Delta H_{xy;z}(q) > 0$ , 表明当时间序列  $\{x(t)\}$  是上涨趋势时交叉相关程度更强; 反之  $\Delta H_{xy;z}(q) < 0$ , 表明当时间序列  $\{x(t)\}$  是下跌趋势时交叉相关程度更强; 当  $\Delta H_{xy;z}(q) = 0$ , 表明无论序列  $\{x(t)\}$  是上涨还是下跌趋势时交叉相关性是对称的.

## 1.2 ETD-DCCA 方法

Lin 等<sup>[33]</sup>提出的时间延迟 DCCA 方法可用于研究两股市间的风险传导, 本文在其基础之上进行拓展提出了去除共同影响因素的时间延迟 DCCA 方法(记为 ETD-DCCA 方法), 深入研究去除

共同影响因素后上证指数、深成指数和恒生指数两两股市之间风险传导方向. ETD-DCCA 方法与传统的时间滞后 DCCA 方法主要区别在于第一步构造侧面(其他详细步骤不在展开, 具体可参考 Lin 等<sup>[33]</sup>的文献). 具体不同之处如下: 将上述 1.1 节步骤 2 中去除公共因素影响之后的回归残差项  $r_{x,v}$ ,  $r_{y,v}$  分别按原来的分段顺序拼接成总长度为  $T$  的时间序列<sup>②</sup>, 记为  $r_x(t)$  和  $r_y(t)$ . 对于去除公共影响之后的残差序列  $r_x(t)$  和  $r_y(t)$ , 假设  $r_y(t)$  具有时间延迟  $\Delta t$ , 而  $r_x(t)$  不带延迟, 则残差序列的“侧面”构造为

$$X(m) = \sum_{t=1}^m (r_x(t) - \bar{r}_x) \quad (16)$$

$$Y(m) = \sum_{t=1}^m (r_y(t + \Delta t) - \bar{r}_y) \quad (17)$$

其中  $m = 1, 2, \dots, T - \Delta t$ ,  $\bar{r}_x = \frac{1}{T - \Delta t} \sum_{t=1}^{T-\Delta t} r_x(t)$ ,  $\bar{r}_y = \frac{1}{T - \Delta t} \sum_{t=1}^{T-\Delta t} r_y(t + \Delta t)$ ,  $\Delta t < T$ . 把时间序列  $X(m)$  和  $Y(m)$  正序分割成  $N_s = \text{int}((T - \Delta t)/s)$  个不重叠的子区间, 每个区间的长度仍为  $s$ , 由于  $T - \Delta t$  往往不能被  $s$  整除, 因此为了不遗漏尾部剩余数据, 对  $X(m)$  和  $Y(m)$  按逆序做同样的分割, 分别得到  $2N_s$  个子区间. 利用最小二乘法对前述得到的每个子区间  $v$  ( $v = 1, 2, \dots, 2N_s$ ) 上的局部趋势进行拟合, 得到拟合方程  $\tilde{X}_v(k)$  和  $\tilde{Y}_v(k)$ , 对子区间  $v$  进行去趋势后计算局部协方差

$$F_v^2(s) = \frac{1}{s} \sum_{k=1}^s [X_v(k) - \tilde{X}_v(k)] \times [Y_v(k) - \tilde{Y}_v(k)] \quad (18)$$

最后计算总的波动协方差

$$F_{x\Delta y;z}(s) = \left[ \frac{1}{2N_s} \sum_{v=1}^{2N_s} |F_v^2(s)| \right]^{1/2} \quad (19)$$

若去除共同影响因素后, 序列  $\{x(t)\}$  和  $\{y(t)\}$  若存在交叉相关性, 则存在以下幂律关系

$$F_{x\Delta y;z}(s) \sim s^{H_{x\sim \Delta y}} \quad (20)$$

其中  $F_{x\Delta y;z}$  表示去除共同影响因素后序列  $\{x(t)\}$  和  $\{y(t)\}$  之间总的波动协方差,  $H_{x\sim \Delta y}$  也被称为

<sup>②</sup> 为了表述方便此处时间序列长度仍用字母  $T$  表示, 实际计算时  $T = 2 \times M_s \times s$ .

广义交叉 Hurst 指数.因此,当  $r_y(t)$  滞后时,可以检验  $r_x(t)$  对  $r_y(t)$  的影响;当  $r_x(t)$  滞后时,可以检验  $r_y(t)$  对  $r_x(t)$  的影响.

## 2 数值模拟

首先在人工数据上进行数值模拟,以验证本文所提出 MF-ADPXA 方法的有效性.参考 Yuan 等<sup>[43]</sup>的文献,采用服从标准高斯独立同分布  $N$

(0,1)的随机时间序列进行仿真.具体步骤如下:首先生成三个独立同分布的标准高斯变量,记为  $\{x_i^A\}$ ,  $\{x_i^B\}$  和  $\{x_i^C\}$ ,然后根据如下公式  $\{x_i^{A'}\} = \{x_i^A\} + \{x_i^C\}$ ,  $\{x_i^{B'}\} = \{x_i^B\} + \{x_i^C\}$  分别产生两个新的时间序列,最后使用新的时间序列  $\{x_i^{A'}\}$  和  $\{x_i^{B'}\}$  进行上述改进方法的检验.分别产生长度为 1 024、2 048 和 4 096 的时间序列,每种长度下分别重复 20 次,实验结果取 20 次的平均值,结果见表 1 所示.

表 1 数值模拟结果

Table 1 Numerical simulation results

长度	交叉变量	MF-ADCCA			MF-ADPXA		
		$H_{xy}(2)$	$H_{xy}^+(2)$	$H_{xy}^-(2)$	$H_{xy;z}(2)$	$H_{xy;z}^+(2)$	$H_{xy;z}^-(2)$
$T = 1\,024$	$x_i^{A'} - x_i^{B'}$	0.253 8 (0.128 1)	0.256 1 (0.173 7)	0.165 6 (0.107 2)	0.444 9 (0.083 2)	0.413 4 (0.059 6)	0.446 8 (0.119 3)
$T = 2\,048$	$x_i^{A'} - x_i^{B'}$	0.307 8 (0.084 3)	0.273 9 (0.115 6)	0.266 4 (0.100 6)	0.477 9 (0.060 3)	0.463 4 (0.072 6)	0.459 1 (0.074 6)
$T = 4\,096$	$x_i^{A'} - x_i^{B'}$	0.482 2 (0.198 0)	0.420 0 (0.184 6)	0.473 0 (0.211 6)	0.500 8 (0.076 5)	0.520 4 (0.082 4)	0.471 2 (0.073 2)

注:  $x_i^{A'} - x_i^{B'}$  表示对此两序列计算交叉相关性,实验结果中第一行表示交叉相关 Hurst 指数,第二行括号里的数值表示平均结果的标准差.

由表 1 可知,模拟时间序列长度不同时,两种方法所得结果表现出了细微差异.由于时间序列  $A'$  和  $B'$  含有共同的影响因素  $C$ ,理论上  $A'$  和  $B'$  的交叉相关性更强,但去除公共影响之后不考虑趋势时两者相当于独立的随机序列,因此理论上不存在交叉相关性,此时交叉相关 Hurst 指数理论上非常接近 0.5.从结果中可知,当随机序列的长度增大时,平均意义上的结果更加精确.例如,长度为 1 024 时,MF-DCCA 方法所得交叉 Hurst 指数为 0.253 8,MF-DPXA 方法所得交叉 Hurst 指数为 0.444 9;长度为 4 096 时,MF-DCCA 方法所得交叉 Hurst 指数为 0.482 2,MF-DPXA 方法所得交叉 Hurst 指数为 0.500 8.同时在不同趋势下,由于有共同因素  $C$  的影响,MF-ADCCA 所得结果几乎全部小于 MD-ADPXA 的结果,由此表明去除影响因素后两时间序列的交叉相关性更弱,同时对比所有指标的数值可知,MF-ADPXA 的结果标准差更小.通过数值模拟可知,当两时间序列存在共同影响因素时,MF-(A)DCCA 方法所得结果并不能真实反映时间序列的交叉相关性,误差较大,

且不同趋势下的交叉相关性并不相同,因此本文所提 MF-ADPXA 方法确实能够测度在不同趋势下去除共同影响因素后的本质交叉相关性,数值模拟的结果具有一定的可靠性.

## 3 实证分析

### 3.1 数据描述

我国金融市场中最为活跃、最为普遍的是股票市场,同时考虑到大盘指数最能代表我国金融市场的基本趋势变化,因此本文分别选取上证指数(Shanghai Composite Index,SSE)、深成指数(Shenzhen Component Index,SZI)和恒生指数(Hang Seng Index,HSI)为研究对象.数据来源于雅虎财经(<http://finance.cn.yahoo.com/>),样本范围选择截止到论文写作时最新时间点,为 2014 年 1 月 1 日至 2021 年 6 月 27 日.去掉节假日、周末和不同交易时间造成的数据不一致和缺失数据,最终得到 1 766 个日交易数据.本文在实证分析中选用股指的日对数收益率,计

算公式为  $r_t = \ln P_t - \ln P_{t-1}$ ,  $t = 2, 3, \dots, T$ , 其中  $P_t$  是股指第  $t$  个交易日的收盘价格. 股指价格以

及收益率变化趋势见图 1, 收益率的统计描述见表 2.

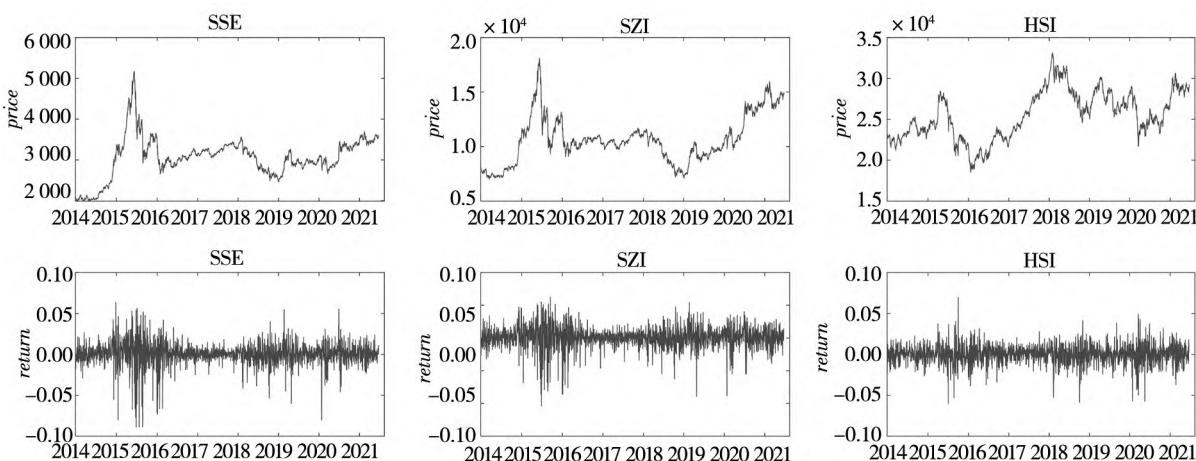


图 1 各股指价格及收益率趋势

Fig. 1 Price and return of each stock index

由图 1 可知, 上证指数、深成指数和恒生指数价格的走势具有一定的相似性, 其中上证指数和深成指数相似性更强, 整体上具有同涨同跌的现象, 联动性较强. 例如, 2014 年至 2015 年, 上证和深成指数表现出暴涨暴跌现象, 正好对应于此期

间我国股市的“股灾”, 而此时恒生指数也有类似趋势, 但幅度明显减弱. 从价格的整体趋势可发现, 恒生指数比上证和深成指数更加稳定, 波动性最小. 另外, 三个指数的收益率存在显著的波动集聚现象.

表 2 各股指收益率的基本统计描述

Table 2 Statistical description of the return of each stock index

变量	均值	标准差	偏度	峰度	JB 统计量	ADF 统计量
SSE	0.030 4 %	1.442 %	-1.105	10.66	4 671.15 ***	-40.00 ***
SZI	0.034 8 %	1.719 %	-0.950	7.70	1 895.22 ***	-39.98 ***
HSI	0.012 9 %	1.175 %	-0.310	6.25	808.08 ***	-42.56 ***

注: JB 统计量为 Jarque-Bera 统计量, 用来检验时间序列是否服从正态分布. ADF 统计量表示 Augmented Dickey-Fuller 检验的  $t$  值(本文只用含有截距项和趋势项的检验形式). \*\*\* 代表在 1% 显著性水平下拒绝原假设.

由表 2 可知, 三个指数中深成指数的平均收益率最高为 0.034 8 %, 但同时风险也是最大的. 三个指数的偏度均小于 0, 表现为左偏, 峰度均远大于 3, 因此各股指收益率均表现出尖峰厚尾的特征. 从 JB 统计量可知, 收益率序列不服从正态分布, ADF 检验表明收益率序列是平稳的.

### 3.2 实证结果与分析

目前, 学者在金融市场相依结构和风险管理的研究中, 如何确定共同影响因素并没有具体的方法或者选取标准, 而是根据研究问题的一些事实和业内通用的做法来选定. 例如, 最初学者 Qian 等<sup>[44]</sup> 在提出 MF-DPXA 方法时, 将美元指数作为影响原油和黄金市场的公共因素. Sai 等<sup>[45]</sup>

在研究亚洲股市间相依结构时去除了美国纳斯达克指数的影响. 杨红伟等<sup>[47]</sup> 在研究我国 A 股间的相关结构时将上证指数作为市场趋势. 最近, Cao 和 Xie<sup>[48]</sup> 研究了沪深港股市间的多元相依结构, 发现三个股市之间多元相关关系较强, 三股市之间存在相互影响. 学者 Ge 和 Lin<sup>[46]</sup> 在我国沪深港股市相依结构、Li 等<sup>[49]</sup> 在研究国际三大股市间相依结构时均将其中一个股指作为公共影响因素从而分析其余两股指间的本质相依关系. 对于共同因素的影响如何界定, 相关学者没有先验的统一标准, 几乎都是在实证分析的基础上得出了相关的研究结论. 上述学者的研究几乎一致表明去除共同影响因素后, 金融市场间非线性相依关系具

有减弱趋势。由于“陆港通”制度实施以来,内地和香港投资者在购买港股通标的(以及沪、深股通标的)股票时可直接使用人民币交收,且实际股价数据均以人民币计价,所以在此并不考虑汇率的影响。参考 Ge 和 Lin<sup>[46]</sup>、Li 等<sup>[49]</sup>实验设置,本文在研究上证指数、深成指数和恒生指数间相依结构和风险传导时默认将第三个股指当作公共

影响因素,以此来深入研究股指作为公共因素对相依结构和风险传导的影响。

### 3.2.1 交叉相关性的静态分析

利用前文所述 MF-ADPXA 方法,研究去除公共影响因素后沪深股指收益率之间的本质交叉相关性,同时将 MF-(A)DCCA 方法所得结果进行对比,实证结果如表 3 所示。

表 3 交叉市场的广义 Hurst 指数

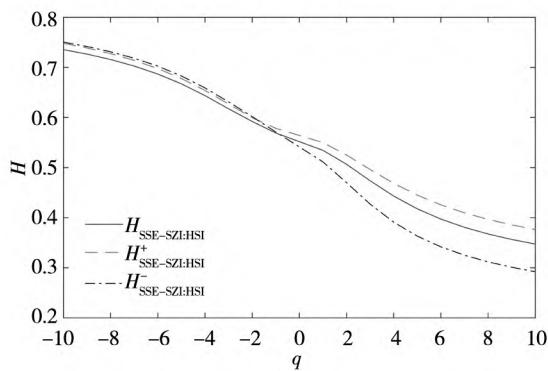
Table 3 Generalized Hurst Index of cross-market

交叉市场	MF-ADCCA				MF-ADPXA			
	$H_{xy}(2)$	$H_{xy}^+(2)$	$H_{xy}^-(2)$	$\Delta H$	$H_{xy;z}(2)$	$H_{xy;z}^+(2)$	$H_{xy;z}^-(2)$	$\Delta H$
SSE-SZI	0.528 2	0.497 4	0.540 9	-0.043 5	0.506 7	0.525 3	0.470 2	0.005 1
SSE-HSI	0.532 1	0.482 6	0.576 7	-0.094 1	0.480 9	0.516 7	0.415 6	0.101 1
SZI-HSI	0.519 1	0.498 4	0.523 8	-0.025 4	0.448 9	0.295 0	0.552 3	-0.257 3
SZI-SSE	0.528 2	0.514 8	0.515 3	-0.000 5	0.506 7	0.544 4	0.456 4	0.088 0
HSI-SSE	0.532 1	0.443 3	0.587 6	-0.144 3	0.480 9	0.545 3	0.365 5	0.179 8
HSI-SZI	0.519 1	0.409 4	0.582 7	-0.173 3	0.448 9	0.508 8	0.339 0	0.169 8

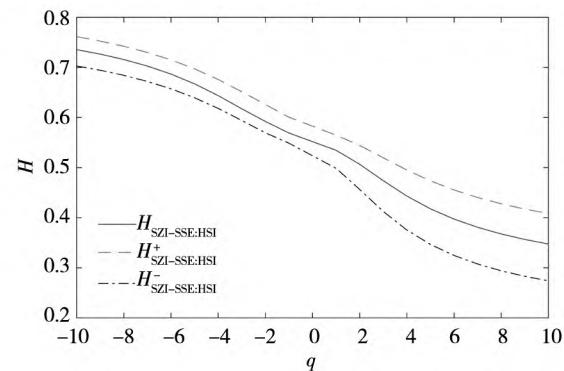
注: SSE-SZI 表示上证指数和深成指数两者交叉市场,且以 SSE 不同趋势计算非对称标度指数,其他类似。同时在 MF-ADPXA 方法下, SSE-SZI 表示除了共同因素 HSI 的影响,SSE-HSI 表示除了共同因素 SZI 的影响,SZI-HSI 表示除了共同因素 SSE 的影响,其他类似。

由表 3 可知,不考虑共同因素的影响,三个股指中两两交叉相关性的 Hurst 指数均大于 0.5,由此表明整体情形下,两两市场间表现出了持续性。当收益率上涨趋势时,只有深成指数和上证指数交叉广义 Hurst 为 0.514 8,其余均小于 0.5,表明上涨情形下反持续性更强;而在收益率下跌期间,两两股指间的持续性加强。与 MF-(A)DCCA 的结果对比可知,当去除了共同因素的影响后,整体情形下,两两交叉市场的广义 Hurst 指数均变小。例如,去除恒生指数影响后,上证指数和深成指数的交叉 Hurst 指数为 0.506 7,但仍然保持微弱的持续性;而去除共同影响后,上证指数和恒生指数、

深成指数和恒生指数的广义 Hurst 指数分别为 0.480 9、0.448 9,此时两者交叉市场表现为反持续性。同时可以发现,当去除了影响因素后,收益率上涨时的交叉市场往往表现为持续性,收益率下跌时往往表现为反持续性,只有深成指数和恒生指数交叉市场与之相反。以上分析表明,我国上证指数、深成指数以及恒生指数之间存在着相互的影响关系,一个市场对另外两市场间的交叉相关性产生显著的影响。同时可知,恒生指数对上证指数和深成指数交叉相关性的影响较弱,但上证指数对深圳指数和恒生指数间的交叉相关性影响较强。



(a) 上证指数不同趋势



(b) 深成指数不同趋势

图 2 去除恒生指数影响后上证指数和深成指数的交叉相关广义 Hurst 指数  
Fig. 2 Cross-correlation generalized Hurst Index of SSE and SZI after removing the influence of HSI

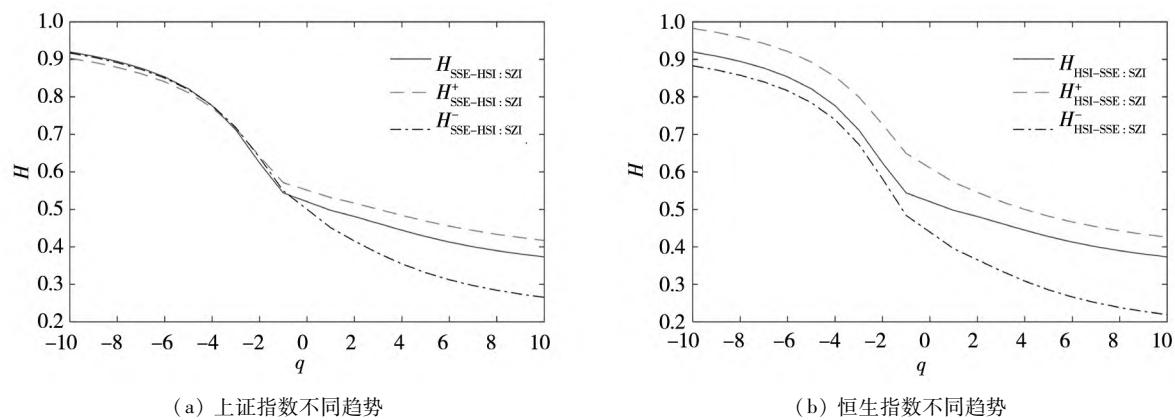


Fig. 3 Cross-correlation generalized Hurst Index of SSE and HSI after removing the influence of SZI

Fig. 5 Cross correlation generalized Hurst Index of SSE and HSI after removing the influence of SZI

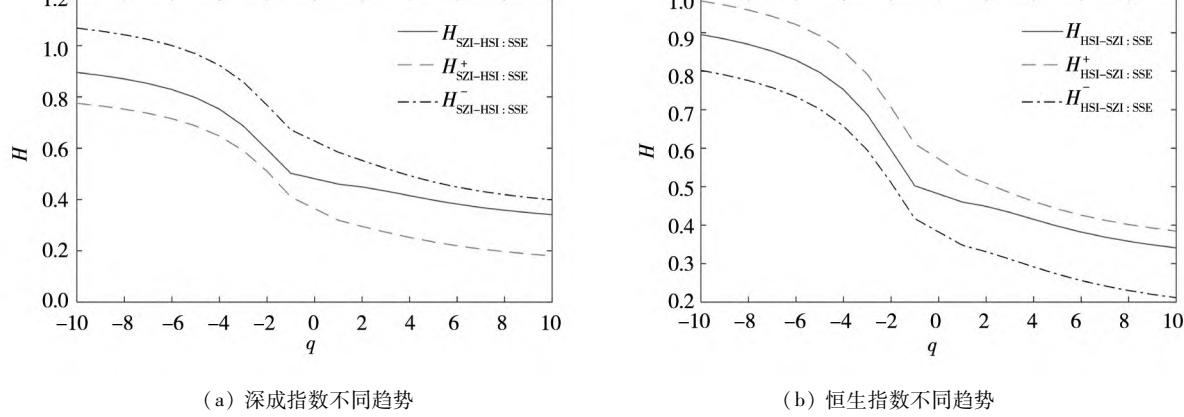


图4 去除上证指数影响后深成指数和恒生指数的交叉相关与Hurst指数

Fig. 4 Cross-correlation generalized Hurst Index of SZI and HSI after removing the influence of SSE

进一步对去除共同因素影响之后,不同趋势下,两两交叉市场间广义 Hurst 指数变化趋势进行分析. 实证结果分别见图 2 至图 4. 由图 2 可知,去除恒生指数的影响后,当上证指数收益率下跌时小幅波动的持续性更强,大幅波动下的反持续性更强;而当深成指数收益率上涨时,小幅波动的持续性更强. 由图 3 可知,去除深成指数的影响后,上证指数和恒生指数间广义 Hurst 指数也具有类似的特征. 由图 4 可知,去除上证指数的影响后,当深成指数收益率下跌时,深成指数和恒生指数的交叉持续性更强;当恒生指数收益率上涨时,恒生指数和深成指数交叉持续性更强. 另外可发现,随着  $q$  的增大,上证指数和深成指数、上证指数和恒生指数非对称多重分形的程度增大,而深成指数和恒生指数之间非对称程度几乎不变.

### 3.2.2 交叉相关性的动态分析

前文实证分析主要从静态的角度检验去除影响因素后，两两股市间的交叉相关性，而股指间的

相依结构往往是动态变化的,因此本文进一步研究去除公共影响因素后,两两股市间的动态相关性。滑动窗宽设置为 250 d(约为一年的交易天数),移动步长设置为 1。本文在此不在考虑不同收益率趋势下的局部动态相依结构,实证检验结果见图 5。

由图5可知,去除一个公共影响因素后,其余两股市间的局部动态交叉广义Hurst指数随着滑动次数表现出了时变性、波动性。去除恒生指数的影响后,上证指数和深成指数随着时间的推移交叉相关性整体具有减弱趋势。去除深成指数的影响后,上证指数和恒生指数在初期交叉相关性较强,后期也具有减弱趋势。去除上证指数的影响后,恒生指数和深成指数交叉相关表现出一定的周期变化特征。同时可以发现,两两股指之间的交叉相关性只在较短的时间段内小于0.5,由此表明上证指数、深成指数以及恒生指数间局部长记忆交叉相关性较强。

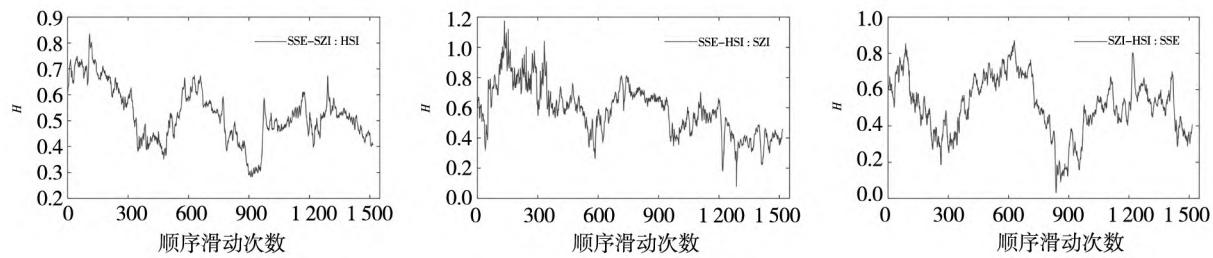


图5 去除共同影响因素后股市间局部动态交叉广义 Hurst 指数

Fig. 5 Local dynamic cross generalized Hurst Index among stock markets after removing common influencing factors

### 3.3 风险传导方向的实证检验

根据前文 ETD-DCCA 方法,在去除共同影响因素后,实证研究两两股市间风险的传导方向。由于去除节假日,股市正常每月交易日约为 22d,因此将时滞区间设置为 [1, 22],实证结果见图 6。

由图 6(a)可知,去除恒生指数的影响后,在时间滞后 1d 至 22d 时,上证指数和深成指数的交叉 Hurst 指数先增大然后保持平稳最后减小,并且均小于 0.5,由此表明两市在不同时滞下具有

一定的反持续性。并且上证指数滞后时的交叉相关性 Hurst 指数要大于深成指数滞后时,表明风险主要由深成指数传向上证指数。图 6(b)和图 6(c)可知,去除影响因素后,上证指数和恒生指数,深成指数和恒生指数在不同时滞下保持反持续交叉相关性,风险主要由上证指数传导到恒生指数,由恒生指数传向深成指数。并且随着时滞的增大,上证指数和深成指数、上证指数和恒生指数反持续交叉相关性加强,而深成指数和恒生指数反持续交叉相关性变化不大。

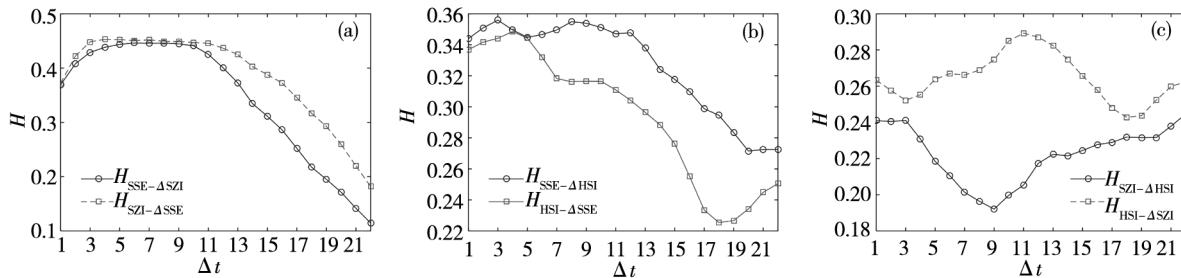


图6 去除共同影响因素后股市间不同时滞的交叉相关性

Fig. 6 Cross-correlation of stock markets with different time delays after removing common influencing factors

## 4 结束语

本文将传统的多重分形去趋势偏相关性分析方法(MF-DPXA)进行拓展,提出多重分形非对称去趋势偏相关分析方法(MF-ADPXA),研究了去除共同影响因素后,上证指数、深成指数和恒生指数两两之间的非对称多重分形交叉相关性。进一步,提出去因素时滞 DCCA 方法(ETD-DCCA)研究了去除共同影响因素后沪深港股市间的风

险传导方向。发现:第一,上证指数、深成指数和恒生指数收益率均具有尖峰厚尾特征,两两股市间的交叉相关性表现出长记忆性和非对称的多重分形特征,同时在收益率下跌趋势时交叉相关性的持续

性更强;第二,三个股市中,任意一个市场对其余两市场产生了一定的影响。去除共同影响因素后,整体情形下两两股指间长记忆交叉相关性减弱;收益率上涨时的长记忆交叉相关性增强,收益率下跌时的反持续交叉相关性增强。大幅波动情形下,两两股指间的交叉相关性的非对称程度更强;第三,去除共同影响因素后,在不同时滞下,两两股市间的交叉相关性具有一定的差异。股市间的风

险主要由深成指数传导至上证指数,由上证指数传导至恒生指数,由恒生指数传导至深成指数。

本文提出了测度时间序列相依结构的新方法,并通过数值模拟检验所提方法的有效性,最后将其应用于我国沪深港股市中,从非线性的角度研究了剥离影响因素后,上证指数、深成指数和恒生指数间本质交叉相关性,以及它们之间风险传

导方向,为金融市场间非对称相依结构的研究提供了新的视角,丰富了多重分形的相关理论方法。同时,我国大盘股市仍然保持着一定的联系,尤其在暴涨暴跌阶段,股市联动效应明显,风险极易相互传染。因此未来一段时间内,首先,面对我国股市极易积累、传播风险,仍然需要继续对股市加强监管,保持金融市场严监管的态势,高度重视潜在的风险点和一些影响金融市场的公共因素,合理引导资金的正常流动,防范系统性金融风险的发生;其次,有必要对股市的极端波动进行风险预

警,做好金融市场间风险溢出的动态测度,防患于未然,降低股指间的相关性;最后,相关金融管理部门需要适当进行股市监管机制的改革,逐步提升我国股市的效率和国际影响力,保持我国股市平稳健康发展。本文仅对大盘股市间相依结构和风险传导进行了研究,是对这一问题进行初步的探索,在后期的研究中可以研究不同行业股市的相依关系,极端市场情形下的股市相依结构以及进一步深入研究股市风险的影响因素等,这将是本文下一阶段的重要方向。

## 参 考 文 献:

- [1] 何德旭, 苗文龙, 闫娟娟, 等. 全球系统性金融风险跨市场传染效应分析[J]. 经济研究, 2021, 56(8): 4–21.  
He Dexu, Miao Wenlong, Yan Juanjuan, et al. Analysis on the global systemic financial risks cross-market contagion effect [J]. Economic Research Journal, 2021, 56(8): 4–21. (in Chinese)
- [2] Huo R, Ahmed A. Return and volatility spillovers effects: Evaluating the impact of Shanghai-Hong Kong Stock Connect[J]. Economic Modelling, 2017, (61): 260–272.
- [3] Xu Y, Li S, Xiong X, et al. Intraday volatility spillover between the Shanghai and Hong Kong stock markets: Evidence from A + H shares after the launch of the Shanghai-Hong Kong Stock Connect[J]. Journal of Management Science and Engineering, 2017, 2(4): 290–317.
- [4] 周开国, 季苏楠, 杨海生. 系统性金融风险跨市场传染机制研究——基于金融协调监管视角[J]. 管理科学学报, 2021, 24(7): 1–20.  
Zhou Kaiguo, Ji Sunan, Yang Haisheng. Cross-market contagion mechanism of systemic risk from the perspective of coordinated supervision[J]. Journal of Management Sciences in China, 2021, 24(7): 1–20. (in Chinese)
- [5] 何 枫, 郝 晶, 谭德凯, 等. 中国金融市场联动特征与系统性风险识别[J]. 系统工程理论与实践, 2022, 42(2): 289–305.  
He Feng, Hao Jing, Tan Dekai, et al. Chinese financial markets connectedness and systemic risk identification[J]. Systems Engineering: Theory & Practice, 2022, 42(2): 289–305. (in Chinese)
- [6] 宫晓莉, 熊 熊, 张 维. 我国金融机构系统性风险度量与外溢效应研究[J]. 管理世界, 2020, 36(8): 65–83.  
Gong Xiaoli, Xiong Xiong, Zhang Wei. Research on systemic risk measurement and spillover effect of financial institutions in China[J]. Journal of Management World, 2020, 36(8): 65–83. (in Chinese)
- [7] 杨子晖, 李东承, 王姝黛. 合成网络新视角下的输入性金融风险研究[J]. 中国工业经济, 2022, 408(3): 38–56.  
Yang Zihui, Li Dongcheng, Wang Shudai. Research on imported financial risk from the new perspective of composite network[J]. China Industrial Economics, 2022, 408(3): 38–56. (in Chinese)
- [8] Adler M, Dumas B. International portfolio choice and corporation finance: A synthesis[J]. Journal of Finance, 1983, 38(3): 925–984.
- [9] King M A, Wadhwani S. Transmission of volatility between stock markets[J]. Review of Financial Studies, 1990, 3(1): 5–33.
- [10] 梁 琪, 李 政, 郝项超. 中国股票市场国际化研究: 基于信息溢出的视角[J]. 经济研究, 2015, 50(4): 150–164.  
Liang Qi, Li Zheng, Hao Xiangchao. The internationalization of Chinese stock market: Based on information spillover[J]. Economic Research Journal, 2015, 50(4): 150–164. (in Chinese)
- [11] Li S, Chen Q. Do the Shanghai-Hong Kong & Shenzhen-Hong Kong stock connect programs enhance co-movement between the mainland Chinese, Hong Kong, and US stock markets? [J]. International Journal of Finance & Economics, 2021, 26(2): 2871–2890.
- [12] 陈张杭健, 吴 粤, 李世炳, 等. 股吧个体信息交互对股价联动关系的影响研究[J]. 管理科学学报, 2021, 24

- (5) : 47 - 69.
- Chen Zhang Hangjian, Wu Yue, Li Shibing, et al. Impact of interaction of individual stock bar information on stock price co-movement [J]. Journal of Management Sciences in China, 2021, 24(5) : 47 - 69. (in Chinese)
- [13] 卞世博, 陈 喆, 汪训孝. 高质量的互动可以提高股票市场定价效率吗? ——基于“上证 e 互动”的研究 [J]. 经济学(季刊), 2022, 22(3) : 749 - 772.
- Bian Shibo, Chen Yao, Wang Xunxiao. Can high-quality interaction improve the stock market pricing efficiency? : Evidence from SSE E-interaction [J]. China Economic Quarterly, 2022, 22(3) : 749 - 772. (in Chinese)
- [14] 杨继平, 陈晓煊, 张春会. 中国沪深股市结构性波动的政策性影响因素 [J]. 中国管理科学, 2012, 20(6) : 43 - 51.
- Yang Jiping, Chen Xiaoxuan, Zhang Chunhui. Policy impact factors on the volatility of Shanghai and Shenzhen stock market in China [J]. Chinese Journal of Management Science, 2012, 20(6) : 43 - 51. (in Chinese)
- [15] 马千里. 利率变动对沪深港股票市场联动性的影响 [J]. 金融论坛, 2015, 20(12) : 42 - 52.
- Ma Qianli. The impacts of the changes in interest rates on the linkages between Shanghai, Shenzhen and Hong Kong stock markets [J]. Finance Forum, 2015, 20(12) : 42 - 52. (in Chinese)
- [16] Zhao Y, Xiang C, Cai W. Stock market liberalization and institutional herding: Evidence from the Shanghai-Hong Kong and Shenzhen-Hong Kong stock connects [J]. Pacific-Basin Finance Journal, 2021, (69) : 101643.
- [17] Burdekin R C K, Siklos P L. Quantifying the impact of the November 2014 Shanghai-Hong Kong Stock Connect [J]. International Review of Economics & Finance, 2018, (57) : 156 - 163.
- [18] 许从宝, 刘晓星, 吴 凡. 人民币汇率、沪港通交易与股指波动 [J]. 系统工程理论与实践, 2020, 40(6) : 1452 - 1467.
- Xu Congbao, Liu Xiaoxing, Wu Fan. The exchange rate of RMB, SH-HK Stock Connect trading and stock index volatility [J]. Systems Engineering: Theory & Practice. 2020, 40(6) : 1452 - 1467. (in Chinese)
- [19] 杨子晖, 张平森, 陈雨恬. 风险共振还是风险分散? ——基于尾部事件下风险结构的关联研究 [J]. 经济学(季刊), 2021, 21(6) : 2127 - 2152.
- Yang Zihui, Zhang Pingmiao, Chen Yutian. Risk co-movement or risk diversification? ; Research on connectedness of risk profile under tail events [J]. China Economic Quarterly, 2021, 21(6) : 2127 - 2152. (in Chinese)
- [20] Yang M, Jiang Z Q. The dynamic correlation between policy uncertainty and stock market returns in China [J]. Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications, 2016, (461) : 92 - 100.
- [21] 李远鹏, 孙 谦, 田 浩. 金融去杠杆对中国沪深股票市场的冲击——基于融资融券的视角 [J]. 管理科学学报, 2021, 24(5) : 87 - 96.
- Li Yuanpeng, Sun Qian, Tian Shu. The impact of financial deleveraging on Chinese stock market: The role of changing rules for margin trading [J]. Journal of Management Sciences in China, 2021, 24(5) : 87 - 96. (in Chinese)
- [22] 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.
- Gu Yao, Lu Lina. Information spillover effects between HU、SHEN、GANG stock markets and dynamic conditional correlation [J]. The Journal of Quantitative & Technical Economics, 2006, (8) : 142 - 151. (in Chinese)
- [23] 鲁 旭, 赵迎迎. 沪深港股市动态联动性研究——基于三元 VAR-GJR-GARCH-DCC 的新证据 [J]. 经济评论, 2012, (1) : 97 - 107.
- Lu Xu, Zhao Yingying. Study on the dynamic linkage among stock prices of Shanghai, Shenzhen and Hong Kong stock market: The new evidence from Tri-VAR-GJR-GARCH-DCC Model [J]. Economic Review, 2012, (1) : 97 - 107. (in Chinese)
- [24] 姚尧之, 刘志峰. 基于 DCC-MIDAS 模型的沪深港股市动态相关性研究 [J]. 系统科学与数学, 2017, 37(8) : 1780 - 1789.
- Yao Yaozhi, Liu Zhifeng. Dynamic correlations among Shanghai, Shenzhen and Hong Kong stock markets: Based on DCC-MIDAS model [J]. Journal of Systems Science and Mathematical Sciences, 2017, 37(8) : 1780 - 1789. (in Chinese)
- [25] 吴吉林, 陈 刚, 黄 辰. 中国 A、B、H 股市间尾部相依性的趋势研究——基于多机制平滑转换混合 Copula 模型的实证分析 [J]. 管理科学学报, 2015, 18(2) : 50 - 65.
- Wu Jilin, Chen Gang, Huang Chen. Long-term dynamic trends in tail dependence of Chinese A, B and H stock markets: Empirical analysis based on multi-regime smoothing transition mixed Copula model [J]. Journal of Management Sciences in

- China, 2015, 18(2) : 50 – 65. (in Chinese)
- [26] 郭文伟, 陈妍玲. 沪、深、港股市相依状态转换及其危机传染效应研究[J]. 管理评论, 2017, 29(12) : 3 – 16.  
Guo Wenwei, Chen Yanling. An empirical research on the conversion of dependency state and crisis contagion among Shanghai, Shenzhen and Hong Kong stock markets[J]. Management Review, 2017, 29(12) : 3 – 16. (in Chinese)
- [27] Wang C, Rao C, Meng Y, et al. Effect of the Shenzhen-Hong Kong stock connect mechanism on stock market volatility [J]. Scientia Iranica, 2022, 29(1) : 372 – 386.
- [28] Chen W, Li R, Yao Y. Return and volatility spillovers among sector indexes in Shanghai-Shenzhen-Hong Kong stock markets: Evidence from the time and frequency domains[J]. Emerging Markets Finance and Trade, 2022, 58(13) : 1 – 13.
- [29] 刘海飞, 柏 巍, 李冬昕, 等. 沪港通交易制度能提升中国股票市场稳定性吗? ——基于复杂网络的视角[J]. 管理科学学报, 2018, 21(1) : 97 – 110.  
Liu Haifei, Bai Wei, Li Dongxin, et al. Does Shanghai-Hong Kong stock connect trading mechanism improve the stability of Chinese stock market?: A complex network perspective[J]. Journal of Management Sciences in China, 2018, 21(1) : 97 – 110. (in Chinese)
- [30] 张 群, 张卫国, 马 勇. 中国金融市场系统复杂性的演化机理与管理研究[J]. 管理科学学报, 2017, 20(1) : 75 – 86.  
Zhang Qun, Zhang Weiguo, Ma Yong. Evolution mechanisms and management of systemic complexity in China's financial markets[J]. Journal of Management Sciences in China, 2017, 20(1) : 75 – 86. (in Chinese)
- [31] Podobnik B, Stanley H E. Detrended cross-correlation analysis: A new method for analyzing two nonstationary time series [J]. Physical Review Letters, 2008, 100(8) : 084102.
- [32] Zhou W. Multifractal detrended cross-correlation analysis for two nonstationary signals[J]. Physical Review E, 2008, 77 (6) : 066211.
- [33] Lin A, Shang P, Zhao X. The cross-correlations of stock markets based on DCCA and time-delay DCCA[J]. Nonlinear Dynamics, 2012, 67(1) : 425 – 435.
- [34] 范 莹, 王海英, 庄新田. 基于非线性相依的市场间金融传染度量——测度 2015 年中国股灾对重要经济体的传染效应[J]. 系统工程理论与实践, 2020, 40(3) : 545 – 558.  
Yuan Ying, Wang Haiying, Zhuang Xintian. Financial contagion measurement between nonlinear inter-dependent markets: Detecting the contagion effects of Chinese stock market crash in 2015 on the world's important economies[J]. Systems Engineering: Theory & Practice. 2020, 40(3) : 545 – 558. (in Chinese)
- [35] Cao G, Cao J, Xu L, et al. Detrended cross-correlation analysis approach for assessing asymmetric multifractal detrended cross-correlations and their application to the Chinese financial market[J]. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, 2013, (393) : 460 – 469.
- [36] 唐 勇, 朱鹏飞. 沪深 300 股指期货牛熊周期的长记忆性、风险和有效性实证研究: 基于多重分形视角[J]. 管理评论, 2019, 31(8) : 59 – 70.  
Tang Yong, Zhu Pengfei. Research of long memory, risk and efficiency of bull and bear based on CSI300 Index futures: From the perspective of multifractality[J]. Management Review, 2019, 31(8) : 59 – 70. (in Chinese)
- [37] Kenett D Y, Shapira Y, Ben-Jacob E. RMT assessments of the market latent information embedded in the stocks' raw, normalized, and partial correlations[J]. Journal of Probability & Statistics, 2009, (1) : 1 – 13.
- [38] Shapira Y, Kenett D Y, Ben-Jacob E. The index cohesive effect on stock market correlations[J]. European Physical Journal B, 2009, 72(4) : 657 – 669.
- [39] Baba K, Ritei S, Masaaki S. Partial correlation and conditional correlation as measures of conditional independence[J]. Australian and New Zealand Journal of Statistics, 2004, 46(4) : 657 – 664.
- [40] Nakayama Y, Iyetomi H. Random matrix theory of dynamical cross correlations in financial data[J]. Progress of Theoretical Physics, 2009, 179(1) : 60 – 70.
- [41] Kenett D Y, Huang X, Vodenska I, et al. Partial correlation analysis: Applications for financial markets[J]. Quantitative Finance, 2014, 15(4) : 569 – 578.
- [42] Han R Q, Xie W J, Xiong X, et al. Market correlation structure changes around the great crash: A random matrix theory analysis of the Chinese stock market[J]. Fluctuation and Noise Letters, 2017, 16(2) : 1 – 6.
- [43] Yuan N, Fu Z, Zhang H, et al. Detrended partial-cross-correlation analysis: A new method for analyzing correlations in complex system[J]. Scientific Reports, 2015, 5(1) : 1 – 7.

- [44] Qian X, Liu Y, Jiang Z, et al. Detrended partial cross-correlation analysis of two nonstationary time series influenced by common external forces [J]. *Physical Review E*, 2015, 91(6): 062816.
- [45] Sai K H S, Pal M, Manimaran P. Multifractal detrended partial cross-correlation analysis on Asian markets [J]. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 2019, (531): 121778.
- [46] Ge X, Lin A. Multiscale multifractal detrended partial cross-correlation analysis of Chinese and American stock markets [J]. *Chaos Solitons & Fractals*, 2021, (145): 110731.
- [47] 杨红伟, 江涛, 王励励. 股市相关结构: 动态演化过程与稳定性特征——基于随机矩阵理论与偏相关系数矩阵方法对中国2015年股灾的分析[J]. *商业经济与管理*, 2018, 38(6): 83–97.  
Yang Hongwei, Jiang Tao, Wang Lili. Correlation structure of stock market: Dynamic evolution process and stability features: Research on China's 2015 stock disaster based on stochastic matrix theory and partial correlation coefficient matrix method [J]. *Journal of Business Economics*, 2018, 38(6): 83–97. (in Chinese)
- [48] Cao G, Xie W. Detrended multiple moving average cross-correlation analysis and its application in the correlation measurement of stock market in Shanghai, Shenzhen, and Hong Kong [J]. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 2022, (590): 126760.
- [49] Li B, Li D, Yu Z. Multifractal temporally weighted detrended partial cross-correlation analysis of two non-stationary time series affected by common external factors [J]. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 2021, (573): 125920.

## Asymmetric interdependence structure and risk transmission between Shanghai, Shenzhen and Hong Kong stock markets with the common influencing factors removed

CAO Guang-xi, XIE Wen-hao \*

School of Management Science and Engineering, Nanjing University of Information Science & Technology, Nanjing 210044, China

**Abstract:** Since the multifractal detrended partial correlation analysis method (MF-DPXA) cannot measure the asymmetric dependence relationship under different trends (upward and downward), this paper proposes the multifractal asymmetric detrended partial cross-correlation analysis method (MF-ADPXA). Furthermore, the paper proposes a removing factors time-delayed detrended cross-correlation analysis (ETD-DCCA) to study the risk transmission direction between stock markets. Taking Shanghai Component Index, Shenzhen Component Index, and Hang Seng Index as research objects, this paper empirically analyzes the asymmetric cross-correlation and risk transmission between pairwise stock markets after removing the common influencing factors. The results show that, after removing the influence of one stock market, the long-memory cross-correlation between the other two stock markets is weak. When the return trend is upward, the long memory cross-correlation increases, and when the return trend is down, the cross-correlation shows anti-persistence. The degree of asymmetry is greater when the fluctuation is large. The local cross correlation between the pairwise stock markets shows a weakening trend over time. As the time lag increases, the anti-persistent cross-correlation between the two-two stock markets is enhanced. The risk of the Shenzhen Component index is mainly transmitted to the Shanghai Component Index, and the risk of the Shanghai Component Index is mainly transmitted to the Hang Seng Index. The Hang Seng Index has a stronger impact on the Shenzhen Component Index. This study has implications for re-understanding the intrinsic dependent structure and risk transmission of Shanghai, Shenzhen, and Hong Kong stock markets, cross-market portfolio, and risk management.

**Key words:** multifractal; detrended partial cross-correlation; asymmetry; influencing factors