

股票市场的羊群行为与波动：关联及其演化^①

——来自深圳股票市场的证据

顾荣宝¹, 刘海飞², 李心丹², 李 龙¹

(1. 南京财经大学金融学院, 南京 210046; 2. 南京大学工程管理学院, 南京 210093)

摘要: 提出羊群行为指标以及基于多重分形谱分析的市场波动指标, 运用 Diks 与 Panchenko^[19] 提出的非线性 Granger 因果关系检验和 Zebende^[20] 提出的 DCCA 交叉相关系数, 动态研究了深圳股票市场的羊群行为与市场波动的关联以及他的演变规律. 结果显示, 深圳股票市场羊群行为与市场波动之间的关联并不表现为简单的线性方式, 而是复杂的非线性机制; 金融危机前后深圳股市羊群行为与市场波动之间表现出方向不同的相关性和不同的因果关系. 总体来说, 2005 年股改之前羊群行为与市场波动之间互不影响, 2005 年至 2007 年间羊群行为正向影响市场波动, 而 2008 年之后羊群行为负向影响市场波动, 同时市场波动也负向影响羊群行为. 这一新的发现表明, 市场羊群行为并不像传统研究所宣称的总是产生“正反馈效应”, 有时也表现出“负反馈效应”.

关键词: 股票市场; 羊群行为; 波动; 非线性相关; 非线性因果关系

中图分类号: F830.91 **文献标识码:** A **文章编号:** 1007-9807(2015)11-0082-13

0 引 言

“羊群行为”(herding behavior)是证券市场中普遍存在的一种非理性交易行为. 根据 Bikhchandani 等^[1]的定义, 羊群行为是指投资者在交易过程中存在学习与模仿现象, 导致其在某段时期买卖相同的股票. 在信息高度不确定的环境下, 模仿或者推测他人的投资行为, 有其一定的合理性. 然而, 盲目的依从他人跟风操作和追涨杀跌, 将导致证券投资的正反馈交易, 极易加剧金融市场的振荡. 因此, 证券市场羊群行为对市场波动影响的研究一直吸引众多学者的关注, 并且取得许多重要成果.

股票市场羊群行为对市场波动影响的研究最早可以追溯到 20 世纪 80 年代. Shiller^[2]认为, 当

投资经济主体在有限理性的情况下, 他们会采取相似的大众投资决策模式, 这种大众模式会随着时间、潮流或社会事件而改变, 从而导致股价的剧烈波动. Friedman^[3]指出, 机构投资者之间存在明显的羊群行为, 这种行为使得机构投资者一致性的持有或抛售某些股票, 从而导致股价的暴涨暴跌. White^[4]发现, 羊群行为表现为投资者之间的相互感染, 股票价格越高, 投资者越容易跟风, 最终导致价格的剧烈波动. Lee 等^[5]认为, 股价上涨时投资者情绪高昂, 表现为“追涨”; 股价下跌时投资者情绪低落, 表现为“杀跌”. 投资者“追涨杀跌”的羊群行为是资本市场行情暴涨暴跌的一个重要原因. Avery 和 Zemsky^[6]认为, 羊群行为会放大造成股价波动的外来冲击, 使价格偏离价值, 产生泡沫. Lakonishok 等^[7]则认为, 尽

① 收稿日期: 2013-01-15; 修订日期: 2013-07-12.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(71101068; 71071071); 教育部人文和社会科学研究规划资助项目(12YJAZH020; 09YJA7909199; 20100091120050); 江苏省高校优势学科建设工程资助项目(PAPD); 江苏省现代服务业研究院资助项目(PMS); 南京财经大学科学研究基金资助项目(A2010017); 江苏省社会科学基金资助项目(15eyb013).

作者简介: 顾荣宝(1956—), 男, 安徽明光人, 博士, 教授. Email: rbgu@sina.com

管羊群效应可能会引起股票价格的大幅度变动,但是机构投资者的羊群行为通过加速价格调整过程可以让市场更加有效。

Shiller^[8]从投资者信心、泡沫和从众行为的视角来解释 1987 年美国证券市场巨幅波动的产生,他认为投资者信心泡沫的高涨以及不断抬升的价格会形成乐观的市场情绪,这种情绪和买入羊群产生协同,催生了市场泡沫,最终引发市场崩溃。Chang 和 Dong^[9]通过对日本东京股票交易所所有非金融公司的股票收益、财务报表和机构所有权数据分析发现,机构羊群行为与特质波动正向相关,发生羊群效应的公司有较高的特质波动。Venezia 等^[10]通过线性回归的方法对以色列股票市场的研究发现,羊群行为是一个持久的现象;羊群行为与股市波动之间存在显著的正向相关性;羊群行为,尤其是个体投资者的羊群行为,在(线性)Granger 意义下导致市场的波动。个体投资者的羊群行为越强,羊群行为与市场波动之间的相关性也越强,这意味着相对机构投资者来说,个体投资者对股票市场稳定的破坏性更大。

我国学者施东辉^[11]利用 LSV 模型对我国证券投资基金 1999 年 1 季度至 2000 年 3 季度期间每季发布的投资组合数据进行分析,发现我国投资基金存在较为严重的羊群行为,并且由于投资理念的趋同、投资风格的模糊在一定程度上加剧了股价的波动。申尊焕和龙建成^[12]选择 2001 年至 2009 年在深圳证券交易所上市的非金融类和非 ST 类上市公司为样本,以贝塔系数作为投资风险指标与羊群行为程度做回归分析,发现机构投资者的卖出羊群行为加大了投资风险,而买入羊群行为则减少了投资风险。王美今和孙建军^[13]基于股票价格服从 Gauss 分布的假设建立一个理论模型,通过模拟并与 2001 年至 2003 年的样本数据对照,发现投资者情绪指数与股指收盘价在某些时段上有相同的趋势,通过建立加入投资者情绪指数的 GARCH 模型分析,发现投资者情绪的变化显著反向修正股票市场的收益波动。

以上国内外关于羊群行为与波动的研究主要集中在机构投资者的羊群行为,并且主要基于线性分析范式,即基于收益率服从 Gauss 分布假设为基础的经典金融学理论和模型。然而令人遗憾

的是,现实股票市场的情况并非像传统金融学理论所描述的那样,实际股票市场的价格变化并不服从随机游走。Peters^[14]指出,在某些情形下均值可以为无穷大,方差也可以为无穷大! Manderbrot 等^[15]在他们的新书《市场的(错误)行为》中指出,“标准的金融理论假设是早期、温和形式的随机性。大量的事实证明,市场要比那更狂野、更令人惊异”,“GARCH 模型所描述的波动可能与实际情况相去甚远”。昌宗泽^[16]也曾指出“如果收益率不是 Gauss 分布的,那么,许多统计分析,特别是相关系数和 t 统计量等统计判断,就可能大打折扣并可能给出误导性答案”。因此,已有羊群行为与市场波动的研究结论并不一定能够令人信服。迫切需要一种有别于(建立在收益率 Gauss 分布假设之上的)传统金融学理论的研究方法,重新认识羊群行为与市场波动之间的关联。

最近,陈莹等^[17]运用计算实验金融方法研究了人工股票市场羊群行为与市场波动之间的关联。他们认为在市场中的协同情绪影响下,羊群行为逐步聚合,影响规模与范围也逐渐扩大。通过协同羊群行为模型仿真结果输出的羊群行为和收益率的数据图,发现市场羊群行为较强时往往伴随着较高或较低的市场收益,并且代表羊群效应强弱的值越大时,市场收益的波动也更为剧烈,表明市场上的羊群行为与市场波动程度存在明显的相关。通过对模拟数据的线性回归进一步发现,卖出羊群行为与收益存在显著的负相关,买入羊群行为与市场收益之间存在显著的正相关。刘海飞等^[18]改进了基于伊辛模型的人工股票市场以研究羊群行为,他们认为知情者比例、市场流动性和不知情交易私人信息标准差变化是导致股价波动性变化的根本原因,羊群行为只是一个重要的中介指标。通过人工股票市场模拟结果输出的“羊群行为—收益率绝对值”曲线,发现羊群行为随股价波动呈正向变动。

人工股票市场的研究为本文提供了若干启发性的结论。现实股票市场的羊群行为与市场波动的关联究竟如何?羊群行为是否是导致市场波动的原因,如果是,羊群行为对市场波动的影响机制如何?这些无论是对投资者,还是对市场监管者都是十分重要的问题。

本文将以上海股票市场为例,从非线性分析

和动态分析的新视角,来研究股票市场羊群行为与市场波动的关联以及他的演变规律.

1 羊群行为和市场波动的度量指标

1.1 羊群行为指标

早在 20 世纪 30 年代,凯恩斯就提出著名的“选美论”,认为资本市场中投资者最好的选择就是羊群行为. 1992 年,Lakonishok 等^[7]首次提出一种测度羊群行为的方法(简称 LSV 方法),他们利用某类股票买卖双方投资者的数量特征来衡量羊群行为的程度. LSV 方法不涉及股票交易量,也不涉及股票交易价格. 对于长期中投资模式的差异问题,LSV 方法更是无能为力. Wermers^[21]运用组合变动度量方法(portfolio change measure,简称 PCM 方法)来度量投资者交易在方向和力度上的羊群行为,即利用股票持有比重的变动特征来衡量羊群行为程度. PCM 方法虽然弥补了 LSV 方法不考虑股票交易量的缺陷,但是仍存在一些不足:资金量越大的资金管理人被赋予的比重越大. 当股票价格变动时,即使没有任何买卖行为,股票的市值比重也会变动,这将导致可能检测到虚假的羊群行为. 几乎与 Wermers^[21]同时,Christie & Huang^[22]提出另外一种基于收益率分散度的羊群行为的度量方法(称为 CH 方法),即利用横截面收益标准差(cross-sectional standard deviation of returns,简记为 CSSD)来衡量投资者决策的一致性. 他们认为,在市场大幅波动期间,个股收益率应该紧密分布在市场收益率周围,即市场上所有股票都平等对待,即有可能出现羊群行为. 由于在股市波动幅度较小时,也能观察到市场中存在的资金重新分配现象,CH 方法只是对羊群行为的一个保守的估计. 只有当大多数投资者对于所有股票都表现出强烈的羊群行为时,大多数股票的收益率才会出现趋同,因此,CH 方法会低估市场羊群行为的程度. 为了克服 CH 方法的这一缺陷,Chang 等^[23]提出一种基于横截面收益绝对偏差(cross-sectional absolute deviation of returns,简记为 CSAD)的收益率分散度指标,以此来衡量投资者决策的一致性. 这种方法被称为 CCK 方法,是目前国内外较为常用的一种羊群行

为的检测方法(参见文献[9 24-28],等).

假定一个股票市场有 N 种股票,本文用 $R_{i,t}$ 表示第 i 支股票在 t 期的收益率, $R_{m,t}$ 表示该市场在 t 期的收益率. Chang 等^[23]定义收益率分散度指标为如下的横截面收益绝对偏差

$$CSAD_t = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |R_{i,t} - R_{m,t}| \quad (1)$$

并且利用下面的模型(简称 CCK 模型)来估计收益率分散度指标 $CSAD_t$

$$CSAD_t = \gamma_0 + \gamma_1 |R_{m,t}| + \gamma_2 R_{m,t}^2 + \varepsilon_t \quad (2)$$

如果市场出现羊群行为,那么意味着投资者做出大致相同的投资决策,这将导致收益率的分散度变小. 当市场价格出现大幅波动时,投资者往往抑制他们的私人信息而围绕对市场达成共识的信息形成羊群. 这种情况将会导致收益率分散度减小的速度加快,从而分散度指标与市场平均收益率之间应当是一个非线性关系. 模型(2)中二次项 $R_{m,t}^2$ 的回归系数 γ_2 显著为负时,意味着市场中存在羊群行为.

本文定义羊群行为指标 HBI (herding behavior index)为:当 γ_2 为负值时 $HBI = |\gamma_2|$,否则 $HBI = 0$. HBI 值越大,模型(2)中的回归系数 γ_2 为负越显著,表明市场的羊群行为越强.

1.2 波动的衡量指标

从不同的角度观察,市场波动有不同的描述. 假设 P_t 表示股票在 t 期的收盘价,对数收益率 $R_t = \ln(P_t) - \ln(P_{t-1})$ 反映了股票当期收盘价相对于前期收盘价在对数意义下的变动大小. 因此,股指收益率的平方 R_t^2 和绝对值 $|R_t|$ 在某种程度上反映了市场的波动,这是对市场波动的一个最简单的衡量(参见文献[18 29]).

然而,用股指收益率刻画股票市场波动存在明显的缺陷. 由于收益率描述是股指收盘价格的变动,并不能全面反映市场价格的变化情况. 在实际中通常也用股指的振幅来描述市场的波动. 股票在 t 期的振幅 A_t 是指股票在 t 期的最高价与最低价之差与前期收盘价格的比值,即

$$A_t = (\max_s P_t(s) - \min_s P_t(s)) / P_{t-1} \quad (3)$$

其中 $P_t(s)$ 表示 t 期的股票在 s 时刻的价格. 股票振幅在一定程度上反映了该股票的活跃程度.

经典金融学理论通常用“方差”作为刻画股票价格波动的指标,通过建立 GARCH 模型来描述股票收益率波动的变化。然而,用方差刻画收益率波动存在着重要的缺陷,因为他是建立在有效市场假设基础之上的,认为投资者是理性的,价格变化是连续的并且服从随机游走,收益率的均值和方差自然被认为都是有限的。然而,而实际情况并非如此^[14]。

复杂性科学思想和技术的引入,为人们更加接近于实际地描述市场波动成为可能。多标度分形分析方法就是其中的一个重要工具,他不需要对股票价格的变化提出任何先决假设,通过对金融资产价格序列进行多标度分形分析可以对其不同时间标度下的不同幅度的波动做出更为细致的描述。已有的实证研究结果表明,多标度分形理论可以很好地刻画金融市场波动的复杂性^[30-32,34]。值得一提的是,从根本上讲,由于潜在在真实的市场波动率是不可观测的^[33],目前公认的方法是用基于高频收益数据的实现波动率来作为市场真实波动率的代理变量和测度基准。魏宇^[34]基于多标度分形理论构建了一个全新的波动率测度——多分形波动率,同时比较了已实现波动率模型和 GARCH 等传统波动率模型对市场波动预测能力的优劣,发现在某些损失函数的标准下,多分形波动率模型比其他传统的模型能够更好地捕获市场波动率的动态变化,并具有更高的预测精度。受魏宇^[34]的启发,本文采用多标度分形的理论来刻画金融市场的波动。

下面介绍多标度分形分析中一种基本方法——多重分形谱分析。

假定 $\{x_t\}_{t=1,2,\dots,N}$ 是股票价格序列,其中 N 是该序列的长度。将序列 $\{x_t\}_{t=1,2,\dots,N}$ 等分为 M 个子序列,每一子序列的长度 N/M ,记 $\varepsilon = 1/M$ 。对每一个 $j = 1, 2, \dots, M$, 在第 j 子序列上定义分布概率为

$$P_j(\varepsilon) = I_j(\varepsilon) / \sum_{i=1}^M I_i(\varepsilon) \quad (4)$$

其中 $I_i(\varepsilon)$ 为第 i 个子序列中各项的数值之和。分布概率 $P_j(\varepsilon)$ 服从如下的幂律关系

$$P_j(\varepsilon) \propto \varepsilon^\alpha \quad (5)$$

其中 α 称为序列的局部奇异性指数(或局部

Holder 指数)。记 $N_\alpha(\varepsilon)$ 为序列 $\{x_t\}$ 中对应于 ε 分割中具有相同局部奇异性指数 α 的那些子序列的数目,则 $N_\alpha(\varepsilon)$ 是 ε 的函数,并且 $N_\alpha(\varepsilon)$ 随 ε 的减小而增加。 $N_\alpha(\varepsilon)$ 服从如下的幂律关系

$$N_\alpha(\varepsilon) \propto \varepsilon^{-f(\alpha)} \quad (6)$$

这里的 $f(\alpha)$ 称为序列的多重分形谱。令 $\Delta\alpha = \alpha_{\max} - \alpha_{\min}$ 称为多重分形谱宽度。多重分形谱越宽,说明序列的多重分形特征越强。基于文献^[31-32,34],本文用 $\Delta\alpha$ 来刻画金融资产价格的相对波动程度。定义 $\Delta\alpha$ 为市场(基于多重分形谱宽度的)波动指标,用 VMS (volatility based on multifractal spectrum) 表示。

2 研究方法

2.1 非线性 Granger 因果关系检验

传统的 Granger 因果关系检验通常是在 VAR 模型框架下进行,因此本文称其为线性 Granger 因果关系检验。Bake 和 Brock^[35]指出,利用线性因果关系的检验方法来分析非线性因果关系的准确率不高。他们提出一种非参数统计方法,引入空间概率中的关联和概念,用于描述变量间的非线性关系。随后,Hiemstra 和 Jones^[36]修正了 Bake 和 Brock^[35]方法要求变量必须独立同分布的假设,允许检验变量之间具有弱依赖性,从而极大地拓展了这种检验方法的实用性。最近,Diks 和 Panchenko^[19]指出 Hiemstra 和 Jones^[36]方法存在过度拒绝问题,同时,他们提出一种新的非线性因果关系检验方法。这个方法利用非参数的 T_n 检验统计量来考察变量之间是否存在非线性的 Granger 因果关系,可以依据带宽的调节而自动考虑条件分布的变化,进而克服检验过程中可能产生的过度拒绝问题。检验结果也更加稳健和可靠。Diks 和 Panchenko^[19]的检验方法除了平稳性之外,对于序列的分布没有任何要求。下面说明该检验方法的基本原理。

对于两个平稳时间序列 $\{x_t\}_{t=1,2,\dots,N}$ 和 $\{y_t\}_{t=1,2,\dots,N}$, 令其滞后向量矩阵分别为 $X_t^l = (x_{t-l_x+1}, x_{t-l_x+2}, \dots, x_t)$ 与 $Y_t^l = (y_{t-l_y+1}, y_{t-l_y+2}, \dots, y_t)$ ($l_x, l_y \geq 1$) 在“不存在 Granger 因果关系”的原

假设下, X_t^{lx} 过去时期的观测值并不包含关于 Y_t^{ly} 的相关信息, 即

$$H_0: y_{t+1} | (X_t^{lx}; Y_t^{ly}) \sim y_{t+1} | Y_t^{ly} \quad (7)$$

令 $W_t = (X_t^{lx}, Y_t^{ly}, Z_t)$, 其中 $Z_t = y_{t+1}$, 那么, 表达式(12) 意味着 $(X_t^{lx}; Y_t^{ly}, Z_t)$ 的分布将保持不变. 假定 $l_x = l_y = 1$ 并移去时间下标, 那么, 原假设 H_0 意味着在给定 $(X, Y) = (x, y)$ 时 Z 的条件分布与给定 $Y = y$ 时 Z 的条件分布是等价的. 因此, 式(7) 可用联合分布密度函数重新表达为

$$\frac{f_{X,Y,Z}(x, y, z)}{f_Y(y)} = \frac{f_{X,Y}(x, y) f_{Y,Z}(y, z)}{f_Y(y)} \quad (8)$$

于是, 原假设 H_0 意味着以下关系式成立

$$q \equiv E [f_{X,Y,Z}(x, y, z) f_Y(y) - f_{X,Y}(x, y) \times f_{Y,Z}(y, z)] = 0 \quad (9)$$

令 $\hat{f}_w(W_i)$ 表示随机向量 W 在 W_i 值处的局部密度函数估计值, 即

$$\hat{f}_w(W_i) = (2\varepsilon_n)^{-d_w} (n-1)^{-1} \sum_{j \neq i} I_{ij}^w \quad (10)$$

其中 $I_{ij}^w = I(\|W_i - W_j\| < \varepsilon_n)$, $I(\cdot)$ 为指标函数, ε_n 为与样本相关的带宽参数.

当给定局部密度函数估计值时, 为进行非线性 Granger 因果检验, 进一步构造如下的检验统计量

$$T_n(\varepsilon_n) = \frac{n-1}{n(n-2)} \sum_i (\hat{f}_{X,Y,Z}(x_i, y_i, z_i) \hat{f}_Y(y_i) - \hat{f}_{X,Y}(x_i, y_i) \hat{f}_{Y,Z}(y_i, z_i)) \quad (11)$$

Diks & Panchenko^[19] 的研究表明, 检验统计量式(11) 收敛于正态分布, 即

$$\sqrt{n} \frac{(T_n(\varepsilon_n) - q)}{S_n} \xrightarrow{D} N(0, 1) \quad (12)$$

其中 \xrightarrow{D} 表示分布收敛, S_n 表示 $T_n(\cdot)$ 渐进方差的估计值. 因此, 通过比较样本统计量与标准正态分布右侧临界值, 可以判断是否存在非线性 Granger 因果关系.

2.2 DCCA 交叉相关系数

衡量两个序列相关性最基本的指标是 Pearson 相关系数, 他描述了这两个序列的线性相关程度. 然而, 这个相关系数并不稳健, 会受到离群值的影响, 也会受到非平稳性和非 Gauss 分布的影响. 最近 Zebende^[20] 提出一个新的 DCCA

交叉相关系数, 可以用来测量非平稳序列或者非 Gauss 分布序列之间的交叉相关性的. 这个系数是基于用来分析非平稳序列间长程记忆性的消除趋势波动分析^[37] 以及用来分析非平稳序列间长程交叉相关的消除趋势交叉相关分析^[38]. DCCA 交叉相关系数是测量两个非平稳序列在不同时间标度下的非线性相关程度的一个有效的工具(参见文献[39-42]) 其计算步骤如下:

步骤1 考虑两个时间序列 $\{x_t\}_{t=1,2,\dots,N}$ 和 $\{y_t\}_{t=1,2,\dots,N}$, 这里 N 是序列的长度. 利用所谓的“轮廓”术语, 得到两个新的序列

$$xx_k = \sum_{t=1}^k (x_t - \bar{x}) \quad \text{和} \quad yy_k = \sum_{t=1}^k (y_t - \bar{y}), \quad k = 1, 2, \dots, N \quad (13)$$

步骤2 将这两个轮廓序列 $\{xx_k\}$ 和 $\{yy_k\}$ 分别自首向尾分割成 $N_s \equiv \text{int}(N/s)$ 个长度均为 s 的非重叠子序列. 因为轮廓序列的长度 N 未必能被时间标度 s 整除, 每一个轮廓序列的尾部会剩下一个短于 s 的子序列. 对每一个轮廓序列再自尾向首重复上述过程, 将得到 $2N_s$ 个长度为 s 的子序列. Peng 等^[37] 指出时间标度 s 取值范围为 $[5, N/5]$.

步骤3 对于 $2N_s$ 个子序列中的每一个子序列, 通过最小二乘法拟合得到局部趋势. 定义协方差

$$F_{xy}^2(s, \lambda) = \frac{1}{s} \sum_{j=1}^s [xx_{(\lambda-1)s+j} - xP_\lambda(j)] \times [yy_{(\lambda-1)s+j} - yP_\lambda(j)] \quad (14)$$

这里 $\lambda = 1, 2, \dots, N_s$, 以及

$$F_{xy}^2(s, \lambda) = \frac{1}{s} \sum_{j=1}^s [xx_{N_s-(\lambda-N_s)s+j} - xP_\lambda(j)] \times [yy_{N_s-(\lambda-N_s)s+j} - yP_\lambda(j)] \quad (15)$$

这里 $\lambda = N_s + 1, N_s + 2, \dots, 2N_s$. 其中 $xP_\lambda(j)$ 和 $yP_\lambda(j)$ 分别是序列 $\{xx_k\}$ 和 $\{yy_k\}$ 中对应第 λ 个子序列的阶数为 m 的拟合多项式.

步骤4 对所有的子序列的协方差进行算术平均, 得到序列 $\{xx_k\}$ 与 $\{yy_k\}$ 的消除趋势协方差函数

$$F_{xy}^2(s) = \frac{1}{2N_s} \sum_{\lambda=1}^{2N_s} F_{xy}^2(s, \lambda) \quad (16)$$

其中 $F_{xx}^2(s)$ 和 $F_{yy}^2(s)$ 分别为序列 $\{xx_k\}$ 与 $\{yy_k\}$ 的消除趋势方差函数.

步骤 5 定义序列 $\{x_t\}_{t=1,2,\dots,N}$ 和 $\{y_t\}_{t=1,2,\dots,N}$ 的 DCCA 交叉相关系数为序列 $\{xx_k\}$ 与 $\{yy_k\}$ 的消除趋势协方差函数与这两个序列的消除趋势均方差函数的乘积之比 即

$$\sigma_{DCCA}(s) = \frac{F_{xy}^2(s)}{F_{xx}(s)F_{yy}(s)} \quad (17)$$

这里 $F_{xx}(s) = [F_{xx}^2(s)]^{1/2}$ 和 $F_{yy}(s) = [F_{yy}^2(s)]^{1/2}$ 分别为 $\{xx_k\}$ 与 $\{yy_k\}$ 的消除趋势均方差函数。

显然, DCCA 交叉相关系数依赖于子序列的长度 s , 他恰是标度分析中的时间标度。因此, 这个非线性相关系数的突出优点是能够测量两个金融时间序列在不同时间标度下的相关性。较小 s 值对应的 DCCA 相关系数刻画的是时间序列在较小标度下的相关关系, 说明的是短期的相关性; 较大 s 值对应的 DCCA 相关系数刻画的是时间序列在较大标度下的相关关系, 说明的是长期相关性。DCCA 系数可以看作是 Pearson 相关系数在多标度分形分析中的一个自然推广, 他在区间 $[-1, 1]$ 内取值 $\sigma_{DCCA} = 0$ 意味着两个序列没有交叉相关性。

3 数据的选取与指标的计算

本文以深证成分指数及其成份股的每日收盘价为研究对象, 样本区间取为 2002 年 1 月 1 日至 2011 年 12 月 31 日, 共计 2 430 个观察值。最近 10 年的数据包括了我国股权分置改革和全球金融危机这两个重要事件。为了包含尽量多的样本, 本文选取深圳成份指数的所有成份股(包括最新成份股和历史成份股) 剔除 2005 年 5 月 13 日以后上市的成份股、ST 成份股以及数据缺失两个月以上的成份股, 总共保留 99 只股票。为了使股票的交易价格具有可比性, 本文还对原始数据进行了处理: 利用行情数据库中的复权信息, 对交易数据库中所有的股票交易价格进行向前复权调整。数据来源于 WIND 数据库。由于这 99 只成份股票所具有的代表性, 他们的行为特征在某种程度上代表了深圳股票市场的特性。

假定股票在 t 期的收盘价为 P_t , 那么其收益率 R_t 定义为收盘价的对数差分, 即 $R_t = \ln P_t - \ln$

P_{t-1} 。为简便计, 本文以深证成分指数收益率代表深圳股票市场的组合收益率。

利用 Cajueiro 和 Tabak^[43] 引进的“滑动窗技术”来考察深圳股票市场羊群行为的演化。以 100 个观察值(约 4 个月)为移动时间窗口的宽度, 对每个窗口中收益率分散度指标序列 CSAD 利用 CCK 模型作回归, 得到相应的羊群行为指标, 并以窗口右端的时间为羊群行为指标所对应的的时间。因此, 数据 $HBI_{2006-12-31}$ 表示由 2006 年 9 月 1 日至 2006 年 12 月 31 日为样本区间计算的羊群行为指标。以此类推, 得到羊群行为指标序列 HBI_t 。类似地, 在每个时间窗口中进行多重分形谱分析得到基于多重分形谱的市场波动指标 VMS_t 。

4 羊群行为与市场波动关联的线性分析

通过简单的描述性统计检验, 知道深圳股票市场的羊群行为指标 HBI 与市场波动指标 VMS 均不服从 Gauss 分布, 具有尖峰厚尾特征。 HBI 与 VMS 的 Pearson 相关系数为 0.2416, 表明羊群行为与市场波动之间存在正向线性相关性, 但是这种相关性相当微弱。ADF 检验^[44] 和 PP 检验^[45] 均在 1% 显著水平下一致拒绝 HBI 与 VMS 有单位根的原假设, 因此, 可以认为这两个序列均不存在单位根, 即他们都是平稳的。表 1 给出直到滞后 5 阶的线性 Granger 因果关系检验结果。

从表 1 看出, 对滞后 1 阶和 2 阶均在 1% 显著水平上拒绝“ HBI 不是 VMS 的 Granger 原因”的原假设, 对滞后 2 阶在 5% 显著水平、对滞后 1 阶和 3 阶在 10% 显著水平上拒绝“ VMS 不是 HBI 的 Granger 原因”的原假设, 这表明 HBI 与 VMS 之间存在双向的线性 Granger 因果关系。然而, 由于 HBI 与 VMS 的 Pearson 相关系数仅为 0.2416, 深圳股票市场的羊群行为与市场波动之间线性方式的相互影响是十分微弱的。

表 1 线性 Granger 因果检验
Table 1 Linear Granger causality test

原假设	t 统计量				
	滞后 1 阶	滞后 2 阶	滞后 3 阶	滞后 4 阶	滞后 5 阶
HBI 不是 VMS 的 Granger 原因	15.406 8*** (0.000 0)	5.139 4*** (0.005 9)	1.413 4 (0.236 9)	0.452 9 (0.770 3)	0.750 8 (0.585 4)
VMS 不是 HBI 的 Granger 原因	2.827 5* (0.092 8)	3.457 8** (0.031 7)	2.402 5* (0.065 9)	1.793 8 (0.127 3)	1.411 9 (0.216 7)

注: (1) 符号*、**和***分别表示在10%、5%以及1%水平下显著拒绝不存在线性格兰杰因果关系的原假设; (2) 括号里的数值为t统计量对应的P值。

5 羊群行为与市场波动关联的非线性分析

由于HBI和VMS均不服从Gauss分布,上述关于羊群行为与市场波动之间微弱线性关联的检验结果也并不完全可信^[16]。因此,有必要从非线性视角来考察羊群行为与市场波动之间的关联。这里,本文先利用Diks和Panchenko^[19]提出的非参数检验方法定性检验羊群行为与市场波动之

间的非线性因果关系,再利用Zebende^[20]提出的DCCA交叉相关系数定量地考察他们之间非线性相关的程度和方向。

5.1 羊群行为与市场波动的静态非线性分析

由于HBI和VMS均是平稳序列,采用Hsieh^[46]与Mougoué^[47]的方法先对变量HBI和VMS建立VAR模型,以过滤他们之间相关关系的线性成分,然后分别对经过线性过滤后的残差序列进行非线性检验。表2给出分别利用BDS方法和RESET方法进行非线性检验的结果。

表 2 基于 BDS 和 RESET 方法的非线性检验
Table 2 Nonlinearity test based on BDS and RESET methods

	BDS 检验的 Z 统计量	RESET 检验的 F 统计量
基于 VAR 模型的 HBI 的回归残差	20.070 1*** (0.000 0)	30.385 0*** (0.000 0)
基于 VAR 模型的 VMS 的回归残差	10.524 6*** (0.000 0)	285.722 0*** (0.000 0)

注: (1) VAR 模型的最优滞后阶根据 SIC 准则确定; (2) “基于 VAR 系统中 HBI 的回归残差”是指双变量 VAR 模型中以 HBI 作为被解释变量所获得的回归残差; “基于 VAR 系统中 VMS 的回归残差”是指双变量 VAR 模型中以 VMS 作为被解释变量所获得的回归残差; (3) 括号里的数值为 P 值; (4) 符号*、**和***分别表示在 10%、5% 以及 1% 水平下显著拒绝“线性”的原假设。

由表 2 看出,无论是 BDS 检验还是 RESET 检验,均在 1% 显著性水平下拒绝“线性”的原假设,这表明 HBI 和 VMS 之间存在着显著的非线性

相关关系,应当对 HBI 和 VMS 进行非线性因果关系检验。表 3 给出利用 Diks 和 Panchenko^[19]的非线性 Granger 因果检验方法的检验结果。

表 3 非线性 Granger 因果检验
Table 3 Nonlinear Granger causality test

原假设	Lx = Ly					
	1	2	3	4	5	6
HBI 不是 VMS 的 非线性 Granger 原因	0.970 8 (0.165 8)	0.910 5 (0.181 2)	1.230 1 (0.109 3)	2.261 6** (0.011 8)	2.647 8*** (0.004 0)	2.582 1*** (0.004 9)
VMS 不是 HBI 的 非线性 Granger 原因	2.238 5** (0.012 5)	1.484 5* (0.068 8)	1.160 2 (0.122 9)	0.461 4 (0.322 2)	0.443 3 (0.328 7)	1.081 7 (0.139 6)

注: (1) VAR 模型的最优滞后阶根据 SIC 准则确定; (2) 括号中数据为 Tn 统计量对应的 P 值; (3) 符号*、**和***分别表示在 10%、5% 以及 1% 水平下显著拒绝原假设。

由表 3 看出,对滞后 4 阶在 5% 显著水平、对滞后 5 阶和 6 阶在 1% 显著水平下拒绝“HBI 不是

VMS 的 Granger 原因”的原假设,对滞后 1 阶在 5% 显著水平、对滞后 2 阶在 10% 显著水平上拒

绝“*VMS* 不是 *HBI* 的 Granger 原因”的原假设. 这表明在深圳股票市场的羊群行为与市场波动之间存在双向的非线性 Granger 因果关系, 并且羊群行为非线性 Granger 引起市场波动更加显著.

图 1 给出 *HBI* 和 *VMS* 的 DCCA 交叉相关系数的计算结果. 由图 1 看出 *HBI* 与 *VMS* 之间的 DCCA 交叉相关系数 $DCCA(H, V)$ 随着时间标度

的增加, 呈现振荡向上的趋势, 当 $5 \leq s \leq 150$ 时, $DCCA(H, V)$ 介于 -0.13 与 0.39 之间; 当 $150 < s \leq 300$ 时, $DCCA(H, V)$ 介于 0.1 与 0.46 之间; 当 $s > 300$ 时, $DCCA(H, V)$ 介于 0.3 与 0.68 之间. 这表明从中期来看 *HBI* 与 *VMS* 之间存在一定的非线性相关性, 而从长期来看 *HBI* 与 *VMS* 之间存在较强的非线性相关性.

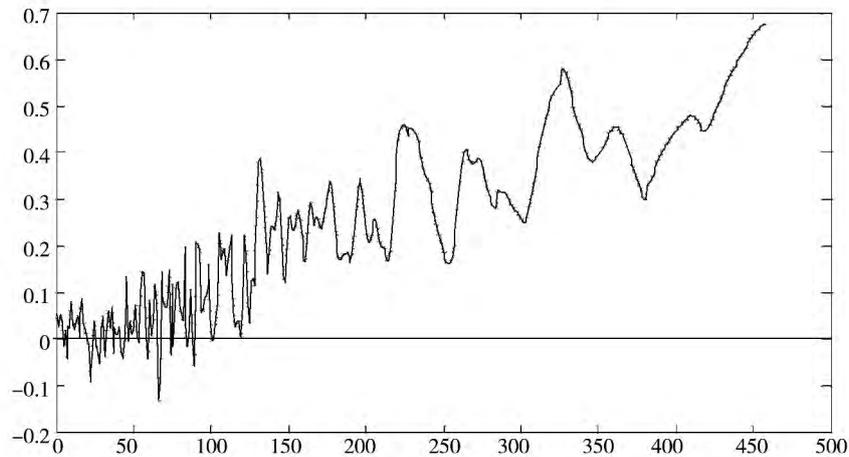


图 1 羊群行为指标与波动指标之间的 DCCA 交叉相关系数

Fig. 1 DCCA cross-correlation coefficient between the indices of herding behavior and market volatility

5.2 羊群行为与波动的动态非线性分析

为了考察深圳股票市场羊群行为与市场波动之间非线性关联的动态变化, 本文对 *HBI* 和 *VMS* 进行动态非线性 Granger 因果关系分析和动态 DCCA 交叉相关性分析. 利用 Tabak 和 Cajueiro^[48] 以及 Wang 等^[49] 中的方法, 将移动时间窗口分别取为 4 年和 1 年. 为了便于比较, 同时考虑了 2 年期的移动时间窗口. 分别在 3 种不同移动时间窗口下进行动态非线性关联分析的结果显示: 较大移动窗口下的检验更容易发现非线性因果关系和非线性相关关系的演变, 而较小移动窗口下的检验可以更准确地观察到羊群行为和市场波动之间关联演化的细节, 其中 2 年期移动时间窗口的动态检验能够较好地综合反映非线性因果关系和非线性相关关系的演变过程. 表 4 和表 5 分别给出基于 2 年期移动时间窗口的动态非线性 Granger 因果关系检验和动态 DCCA 交叉相关性检验的结果.

由表 4 看出, 在 2004 年、2005 年和 2006 年起的三个 2 年期窗口, 均在滞后 4 到 6 阶显著拒绝“*HBI* 不是 *VMS* 的非线性 Granger 原因”的原假

设, 但直到滞后 6 阶仍然不能拒绝“*VMS* 不是 *HBI* 的非线性 Granger 原因”的原假设. 表明在这三个 2 年期窗口中存在羊群行为到市场波动的单向非线性 Granger 因果关系. *HBI* 和 *VMS* 之间在 2009 年起的窗口中不存在非线性 Granger 因果关系, 而在 2007 年起以后的其他时间窗口中均存在双向非线性 Granger 因果关系.

由表 5 看出, 对于较大的时间标度 s , *HBI* 与 *VMS* 的 DCCA 相关系数在 2004 到 2007 年间的时间窗口中均为正值, 而在 2007 年以后和 2005 年以前的时间窗口中均为负值, 表明从长期看, *HBI* 与 *VMS* 在 2004 到 2007 年间是正向非线性相关, 而在 2007 年之后和 2004 年之前是负向非线性相关的.

上述分析结果表明: 对于深圳股票市场而言, 2005 年前羊群行为与市场波动之间互不影响; 2004 年至 2007 年间的羊群行为基本上是以复杂的非线性方式正向地影响市场波动, 而在 2008 年之后, 不仅羊群行为以复杂的非线性方式负向地影响市场波动, 而且市场波动也以复杂的非线性方式负向地影响羊群行为.

表 4 基于 2 年移动窗口的动态非线性 Granger 因果关系检验

Table 4 Dynamical test of nonlinear Granger causality based on moving time windows with 2 year

时间 区间	原假设	T_n 检验的统计量 (滞后阶数 $L_x = L_y$)					
		1	2	3	4	5	6
2003 - 01—2004 - 12	HBI 不是 VMS 的 Granger 原因	-0.413 4 (0.660 3)	-0.557 3 (0.711 3)	-0.387 2 (0.650 7)	-0.580 5 (0.719 2)	-0.404 6 (0.657 1)	-0.594 8 (0.724 0)
	VMS 不是 HBI 的 Granger 原因	0.178 0 (0.429 3)	0.782 1 (0.217 0)	1.171 9 (0.120 6)	0.352 2 (0.362 3)	-0.722 8 (0.765 1)	-0.099 6 (0.539 6)
2004 - 01—2005 - 12	HBI 不是 VMS 的 Granger 原因	0.153 4 (0.439 0)	0.646 8 (0.258 8)	1.587 5* (0.056 1)	1.692 4** (0.045 2)	1.681 9** (0.046 2)	1.801 3** (0.035 8)
	VMS 不是 HBI 的 Granger 原因	1.026 4 (0.152 3)	0.558 1 (0.288 3)	1.122 1 (0.130 9)	0.283 6 (0.388 3)	-0.204 5 (0.581 0)	-0.009 8 (0.503 9)
2005 - 01—2006 - 12	HBI 不是 VMS 的 Granger 原因	-0.296 4 (0.616 5)	0.114 0 (0.4546)	0.610 4 (0.270 7)	1.424 0* (0.077 2)	1.586 5* (0.056 3)	1.671 6** (0.047 2)
	VMS 不是 HBI 的 Granger 原因	0.543 9 (0.293 2)	-0.008 8 (0.503 5)	0.262 5 (0.396 4)	-0.706 8 (0.760 1)	-0.907 3 (0.817 8)	-0.353 6 (0.638 2)
2006 - 01—2007 - 12	HBI 不是 VMS 的 Granger 原因	-0.305 8 (0.620 1)	0.807 0 (0.209 8)	0.031 5 (0.487 4)	1.062 4 (0.144 0)	1.697 7** (0.044 7)	1.501 3* (0.066 6)
	VMS 不是 HBI 的 Granger 原因	0.979 0 (0.163 7)	0.635 4 (0.262 5)	0.259 4 (0.397 6)	0.136 2 (0.445 8)	-0.347 6 (0.635 9)	-0.446 6 (0.672 4)
2007 - 01—2008 - 12	HBI 不是 VMS 的 Granger 原因	0.215 0 (0.414 8)	1.292 7* (0.098 0)	1.674 2** (0.047 0)	1.863 0** (0.031 2)	2.497 6*** (0.006 2)	2.296 5** (0.010 8)
	VMS 不是 HBI 的 Granger 原因	0.674 6 (0.249 9)	1.160 8 (0.122 8)	1.230 7 (0.109 1)	1.493 8* (0.067 6)	1.303 5* (0.096 1)	1.070 3 (0.142 2)
2008 - 01—2009 - 12	HBI 不是 VMS 的 Granger 原因	1.290 1* (0.098 4)	1.546 9* (0.060 9)	1.735 8** (0.041 2)	2.028 5** (0.021 2)	1.607 4* (0.053 9)	1.235 4 (0.108 3)
	VMS 不是 HBI 的 Granger 原因	1.730 0** (0.041 8)	2.0340** (0.020 9)	1.567 2* (0.058 5)	1.831 4** (0.033 5)	1.698 7** (0.044 6)	1.676 4** (0.046 8)
2009 - 01—2010 - 12	HBI 不是 VMS 的 Granger 原因	0.431 3 (0.333 0)	0.698 6 (0.242 4)	0.490 2 (0.311 9)	0.620 7 (0.267 3)	-0.045 1 (0.518 0)	-0.205 6 (0.581 4)
	VMS 不是 HBI 的 Granger 原因	1.203 9 (0.114 3)	-0.226 6 (0.589 6)	-0.514 5 (0.696 5)	-0.457 6 (0.676 4)	-0.108 9 (0.543 3)	-0.270 7 (0.606 7)
2010 - 01—2011 - 12	HBI 不是 VMS 的 Granger 原因	2.274 7** (0.011 4)	1.547 6* (0.060 8)	0.629 8 (0.264 4)	0.813 1 (0.208 0)	0.283 7 (0.388 2)	0.002 9 (0.498 8)
	VMS 不是 HBI 的 Granger 原因	2.127 3** (0.016 6)	1.454 6* (0.072 8)	0.668 2 (0.252 0)	0.677 2 (0.249 1)	-0.147 1 (0.558 5)	-0.419 3 (0.662 5)

注: (1) VAR 模型的最优滞后阶根据 SIC 准则确定; (2) 括号中数据为 T_n 统计量对应的 P 值; (3) 符号*、** 和*** 分别表示在 10%、5% 以及 1% 水平下显著拒绝原假设。

表 5 基于 2 年移动窗口的 *HBI* 与 *VMS* 的 *DCCA* 交叉相关系数Table 5 *DCCA* cross-correlation coefficient between *HBI* and *VMS* based on moving time windows with 2 year

时间窗口	时间标度区间 / <i>DCCA</i> 交叉相关系数			
2003 - 01—2004 - 12	$5 < s \leq 18$	$19 < s \leq 40$	$42 < s \leq 56$	$s > 59$
	-0.09 ~ 0.2	-0.42 ~ -0.04	-0.53 ~ -0.14	-0.53 ~ -0.09
2004 - 01—2005 - 12	$5 < s \leq 19$	$20 < s \leq 36$	$40 < s \leq 56$	$s > 59$
	-0.1 ~ 0.1	-0.14 ~ -0.01	0.03 ~ 0.27	0.1 ~ 0.52
2005 - 01—2006 - 12	$5 < s \leq 20$	$20 < s \leq 58$	$59 < s \leq 72$	$s > 72$
	-0.14 ~ -0.09	-0.14 ~ -0.09	0.04 ~ 0.1	0.14 ~ 0.32
2006 - 01—2007 - 12	$5 < s \leq 20$	$20 < s \leq 46$	$46 < s \leq 73$	$s > 73$
	0.04 ~ 0.26	0.08 ~ 0.45	0.21 ~ 0.55	0.01 ~ 0.29
2007 - 01—2008 - 12	$5 < s \leq 11$	$12 < s \leq 26$	$26 < s \leq 77$	$s > 77$
	-0.06 ~ 0.03	0.04 ~ 0.2	0.22 ~ 0.64	0.02 ~ 0.57
2008 - 01—2009 - 12	$5 < s \leq 44$	$45 < s \leq 62$	$65 < s \leq 82$	$s > 89$
	-0.14 ~ 0.28	-0.42 ~ -0.05	-0.34 ~ -0.01	-0.17 ~ -0.03
2009 - 01—2010 - 12	$5 < s \leq 35$	$36 < s \leq 44$	$47 < s \leq 57$	$s > 60$
	-0.05 ~ 0.23	-0.38 ~ -0.04	-0.22 ~ -0.04	-0.45 ~ -0.01
2010 - 01—2011 - 12	$5 < s \leq 35$	$36 < s \leq 43$	$47 < s \leq 58$	$s > 58$
	-0.09 ~ 0.12	-0.25 ~ -0.04	-0.19 ~ -0.01	-0.27 ~ 0.02

6 结束语

昌宗泽^[16] 曾经介绍了非线性动力学在宏观经济学领域中的应用,他指出“非线性动力学为中国宏观经济研究提供了一个新的思路和全新的视野”。毫无疑问,非线性动力学也为中国微观经济研究提供了新的思路和视野。通过本文的研究可以看到,对于股票市场羊群行为与市场波动这种复杂关联行为,线性范式的分析显得无能为力,非线性动力学的思想和方法为研究这类复杂问题提供了有效的工具。非线性 Granger 因果检验和 *DCCA* 交叉相关系数是从不同领域中提出的两个非线性分析方法,在用于股票市场羊群行为与波动的研究中,他们从不同的角度揭示了两之间复杂的关联,他们的协同效用为本文充分认识股票市场羊群行为与波动动态演化的复杂规律提供

了有效的途径。

通过对深圳股票市场的非线性动态分析可以发现,羊群行为与市场波动的关联表现出高度的非线性复杂特征。金融危机前后深圳股市羊群行为与市场波动之间表现出方向不同的相关性和不同的因果关系。总体来说,深圳股票市场在 2005 年股改之前羊群行为与市场波动之间互不影响,2005 年至 2007 年间羊群行为以非线性机制正向地影响着市场波动,而在 2008 年金融危机之后羊群行为与市场波动之间以非线性机制负向地相互影响。这一新的发现表明,市场羊群行为并不像传统研究所宣称的总是产生“正反馈效应”^[50],有时也表现出“负反馈效应”。这对投资者和监管部门都是一个有益启示。完善信息披露制度,加强个体投资者风险意识,树立价值投资理念,保持对市场的理性预期,才能避免羊群行为“正反馈效应”的发生,促进股票市场稳定健康发展。

参考文献:

- [1] Bikhchandani S, Hirshleifer D, Welch I. A theory of fads, fashion, custom, and cultural change in informational cascades [J]. *Journal of Political Economy*, 1992, 100(5): 992 - 1026.
- [2] Shiller R J. Do stock prices move too much to be justified by subsequent changes in dividends? [J]. *American Economic Review*, 1981, 71(3): 421 - 436.
- [3] Friedman M. Financial futures markets and tabular standards [J]. *Journal of Political Economy*, 1984, 92(1): 165 - 167.

- [4] White E N. The Stock Market Boom and Speculative Manias [M]. Brookfield: Edward Elgar Publishing Company, 1990.
- [5] Lee C, Andrei S, Richard H T. Investor sentiment and the closed-end fund puzzle [J]. *Journal of Finance*, 1991, 46: 75 – 109.
- [6] Avery C, Zemsky P. Multidimensional uncertainty and herd behavior in financial markets [J]. *American Economic Review*, 1998, 88(4): 724 – 748.
- [7] Lakonishok J, Shleifer A, Vishny R W. The impact of institutional trading on stock price [J]. *Journal of Financial Economics*, 1992, 32(1): 23 – 43.
- [8] Shiller R J. Tools for financial innovation: Neoclassical versus behavioral finance [J]. *Financial Review*, 2006, 14(1): 1 – 8.
- [9] Chang E C, Dong S. Idiosyncratic volatility, fundamentals, and institutional herding: Evidence from the Japanese stock market [J]. *Pacific-Basin Finance Journal*, 2006, 14: 135 – 154.
- [10] Venezia I, Nashikkar A, Shapira Z. Firm specific and macro herding by professional and amateur investors and their effects on market volatility [J]. *Journal of Banking & Finance*, 2011, 35: 1599 – 1609.
- [11] 施东辉. 证券投资基金的交易行为及其市场影响 [J]. *世界经济*, 2001, (10): 26 – 31.
Shi Donghui. The trading behavior of security investment fund and its influence on market [J]. *World Economics*, 2001, (10): 26 – 31. (in Chinese)
- [12] 申尊焕, 龙建成. 机构投资者的羊群行为能降低投资风险吗? —来自中国上市公司的证据 [J]. *财贸研究*, 2012, (2): 108 – 114.
Shen Zunhuan, Long Jiancheng. Can herding behavior of institutional investors reduce the investment risk? Evidence from China's listed companies [J]. *Finance and Trade Research*, 2012, (2): 108 – 114. (in Chinese)
- [13] 王美金, 孙建军. 中国股市收益: 收益波动与投资者情绪 [J]. *经济研究*, 2004, (10): 75 – 83.
Wang Meijin, Sun Jianjun. China's stock market returns: Earnings volatility and investor sentiment [J]. *Economics Research*, 2004, (10): 75 – 83. (in Chinese)
- [14] Peters E. 分形市场分析——将混沌理论应用带投资与经济理论上(中译本) [M]. 北京: 经济出版社, 2002.
Peters E. *Fractal Market Analysis: Applying Chaos Theory to Investment and Economics* [M]. Beijing: Economic Science Press, 2002. (in Chinese)
- [15] Mandelbrot B, Herdson L. 市场的(错误)行为——风险、破产与收益的分形观点(中译本) [M]. 北京: 中国人民大学出版社, 2009.
Mandelbrot B, Herdson L. *The (mis) Behavior of Markets: A Fractal View of Risk, Ruin, and Reward* [M]. Beijing: China Renmin University Press, 2009. (in Chinese)
- [16] 昌宗泽. 非线性动力学在宏观经济学领域中的运用 [J]. *经济研究*, 2006, (9): 117 – 128.
Chang Zongze. Applying nonlinear dynamics to macroeconomics [J]. *Economics Research*, 2006, (9): 117 – 128. (in Chinese)
- [17] 陈莹, 袁建辉, 李心丹, 等. 基于计算实验的协同羊群行为与市场波动研究 [J]. *管理科学学报*, 2010, 13(9): 119 – 128.
Chen Ying, Yuan Jianhui, Li Xindan, et al. Study of collaborative herding behavior based on computational experiments [J]. *Journal of Management Sciences in China*, 2010, 13(9): 119 – 128. (in Chinese)
- [18] 刘海飞, 姚舜, 肖斌柳, 等. 基于计算实验的股票市场羊群行为机理及其影响 [J]. *系统工程理论与实践*, 2011, 31(5): 805 – 812.
Liu Haifei, Yao Shun, Xiao Binliu, et al. The herding behavior mechanism and its influence of stock market based on computational experiments [J]. *Systems Engineering: Theory & Practice*, 2011, 31(5): 805 – 812. (in Chinese)
- [19] Diks C, Panchenko V. A new statistic and practical guidelines for nonparametric Granger causality testing [J]. *Journal of Economic Dynamics & Control*, 2006, 30: 1647 – 1669.
- [20] Zebende G F. DCCA cross-correlation coefficient: Quantifying level of cross-correlation [J]. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 2011, 390: 614 – 618.
- [21] Wermers R. Mutual fund herding and the impact on stock prices [J]. *Journal of Finance*, 1999, 54(2): 581 – 622.
- [22] Christie W G, Huang R D. Following the pied piper: Do individual returns herd around the market? [J]. *Financial Analysts Journal*, 1995, 51(4): 31 – 45.
- [23] Chang E C, Cheng J W, Khorana A. An examination of herd behavior in equity markets: An international perspective [J]. *Journal of Banking and Finance*, 2000, 24(10): 1651 – 1679.
- [24] 孙培源, 施东辉. 基于CAPM的中国股市羊群行为研究——兼与宋军、吴冲锋先生商榷 [J]. *经济研究*, 2002, (2):

- 64 - 94.
- Sun Peiyuan, Shi Donghui. CAPM based study of herd behavior: Evidence from Chinese stock market and discussion with Song Jun and Wu Chongfeng [J]. *Economics Research*, 2002, (2): 64 - 94. (in Chinese)
- [25] Demirer R, Kutan A M. Does herding behavior exist in Chinese stock markets? [J]. *International Finance Markets Institutions and Money*, 2006, 16(2): 123 - 142.
- [26] Chiang T C, Li J D, Tan L. Empirical investigation of herding behavior in Chinese stock markets: Evidence from quantile regression analysis [J]. *Global Finance Journal*, 2010, 21(1): 111 - 124.
- [27] Chiang T C, Zheng D Z. An empirical analysis of herd behavior in global stock markets [J]. *Journal of Banking and Finance*, 2010, 34(8): 1911 - 1921.
- [28] 顾荣宝, 蒋科学. 深圳股票市场的羊群行为及其演化——基于一个改进的 CCK 模型 [J]. *南方经济*, 2012, (10): 112 - 121.
- Gu Rongbao, Jiang Kexue. Herding behavior and its dynamics in Shenzhen stock market: Based on a new CCK model [J]. *South China Journal of Economics*, 2012, (10): 112 - 121. (in Chinese)
- [29] Cajueiro D O, Tabak B M. The hurst exponent over time: Testing the assertion that emerging markets are becoming more efficient [J]. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 2004, 336: 521 - 537.
- [30] Sun X, Chen H, Wu Z, et al. Multifractal analysis of Hang Seng Index in Hong Kong stock market [J]. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 2001, 291: 553 - 562.
- [31] 王 鹏, 魏 宇. 金融市场的多分形特征及与波动率测度的关系 [J]. *管理工程学报*, 2009, (4): 166 - 169.
- Wang Peng, Wei Yu. The relationship between multifractal characterization and volatility measure for financial market [J]. *Journal of Industrial Engineering and Engineering Management*, 2009, (4): 166 - 169. (in Chinese)
- [32] 魏 宇, 黄登仕. 基于多标度分形理论的金融风险测度指标研究 [J]. *管理科学学报*, 2005, 8(4): 50 - 59.
- Wei Yu, Huang Dengshi. Research on financial risk measure based on multifractal theory [J]. *Journal of Management Sciences in China*, 2005, 8(4): 50 - 59. (in Chinese)
- [33] Andersen T G, Bollerslev T, Meddahi N. Correcting the errors: Volatility forecast evaluation using high frequency data and realized volatilities [J]. *Econometrica*, 2005, 73(3): 279 - 296.
- [34] 魏 宇. 金融市场的多分形波动率测度、模型及其 SPA 检验 [J]. *管理科学学报*, 2009, 12(10): 88 - 99.
- Wei Yu. Measure, model and SPA test for multifractal volatility of financial market [J]. *Journal of Management Sciences in China*, 2009, 12(10): 88 - 99. (in Chinese)
- [35] Baek E, Brock W. A nonparametric test for independence of a multivariate time series [J]. *Statistics Sinica*, 1992, (2): 137 - 156.
- [36] Hiemstra C, Jones J. Testing for linear and nonlinear Granger causality in the stock price-volume relation [J]. *Journal of Finance*, 1994, 49: 1639 - 1664.
- [37] Peng C K, Buldyrev S V, Havlin S, et al. Mosaic organization of DNA nucleotides [J]. *Physical Review E*, 1994, 49: 1685 - 1689.
- [38] Podobnik B, Stanley H E. Detrended cross-correlation analysis: A new method for analyzing two non-stationary time series [J]. *Physics Review Letters*, 2008, 100: 84 - 102.
- [39] Wang Y D, Wei Y, Wu C F. Cross-correlations between Chinese A-share and B-share markets [J]. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 2010, 389(23): 5468 - 5478.
- [40] Wang Y D, Wei Y, Wu C F. Detrended fluctuation analysis on spot and futures markets of West Texas Intermediate crude oil [J]. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 2011, 390(5): 864 - 875.
- [41] Lin A L, Shang P J, Zhao X J. The cross-correlations of stock markets based on DCCA and time-delay DCCA [J]. *Nonlinear Dynamics*, 2012, 67(1): 425 - 435.
- [42] Gu R B, Shao Y M, Wang Q N. Is the efficiency of stock market correlated with the multifractality? An evidence from Shanghai stock market [J]. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 2013, 392(2): 361 - 370.
- [43] Cajueiro D C, Tabak B M. Ranking efficiency for emerging equity markets II [J]. *Chaos, Solitons and Fractals*, 2005, 23: 671 - 675.
- [44] Dickey D A, Fuller W A. Distribution of the estimators for autoregressive time series with a unit root [J]. *Journal of the American Statistical Society*, 1979, 75: 427 - 431.
- [45] Phillips P C B, Perron P. Testing for a unit root in time series regressions [J]. *Biometrika*, 1988, 75: 335 - 346.
- [46] Hsieh D A. Chaos and nonlinear dynamics: Application to financial market [J]. *Journal of Finance*, 1991, 46: 1839

— 1877.

- [47] Mougoué M. An empirical re-examination of the dividend-investment relation [J]. *Quantitative Finance*, 2008, 8: 533–546.
- [48] Tabak B M, Cajueiro D O. Are the crude oil markets becoming weakly efficient over time? A test for time-varying long-range dependence in prices and volatility [J]. *Energy Economics*, 2007, 29: 28–36.
- [49] Wang Y D, Wei Y, Wu C F. Auto-correlated behavior of WTI crude oil volatilities: A multiscale perspective [J]. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 2010, 389: 5759–5768.
- [50] 李诗林. 行为金融与证券投资分析 [M]. 北京: 社会科学文献出版社, 2005.
Li Shilin. Behavioral Finance and Stock Investment Behavior Analysis [M]. Beijing: Social Sciences Academic Press, 2005. (in Chinese)

Herding behavior and volatility of stock market: Correlation and dynamics— Evidence from the Shenzhen stock market

*GU Rong-bao*¹, *LIU Hai-fei*², *LI Xin-dan*², *LI Long*¹

1. School of Finance, Nanjing University of Economics & Finance, Nanjing 210046, China;

2. School of Management and Engineering, Nanjing University, Nanjing 210093, China

Abstract: This paper introduces the indices of herding behavior and market volatility based on multifractal spectrum. Employing the nonlinear Granger causality test proposed by Diks and Panchenko and the cross-correlation coefficient proposed by Zebende, we investigate the dynamic linkages between herding behavior and market volatility. The empirical results indicate that the relationship between herding behavior and market volatility in the Shenzhen stock market is nonlinear, rather than the simple linear linkage. The correlations and causality relationships between herding behavior and market volatility are largely different between before and after the recent financial crisis. Specifically, before the reform of the shareholders in 2005, herding behavior and market volatility could not affect each other. During the period of 2005–2007, herding behavior had positive effects on market volatility. However, after 2008, herding behavior had negative effects on market volatility, meanwhile market volatility also had negative effects on herding behavior. This new finding indicates that herding behavior does not always result in “positive feedback” effects as claimed in conventional studies and “negative feedback” effects are present sometimes.

Key words: stock market; herd behavior; volatility; nonlinear correlation; nonlinear causality