



投资者情绪与股票市场收益的相关性研究*

——基于多重分形分析方法

孙凌芸 张金林

[摘要]随着现代金融市场理论不断发展,越来越多的学者认为,金融市场既不简单地遵循“理性人”假设的有效市场理论,也不完全遵循放松“理性人”假设的行为金融理论;金融市场是一个非线性复杂的动力系统,其个体之间通常表现出显著的非线性、复杂性、动态性等特征。因此,目前迫切需要解决的问题是如何准确地刻画并度量金融市场个体之间的相关行为及其特征。本文以分形理论为基础对金融市场的相关性度量方法进行实证研究,发现金融市场的个体之间呈现多重分形的非线性特性,并着重研究投资者情绪与金融市场的相互影响。利用多重分形理论对投资者情绪与股票市场收益的相关性进行分析,将分形理论应用于行为金融领域,是对分形理论的新尝试。

关键词:投资者情绪 多重分形分析 股票市场收益

JEL 分类号:G01 G11 G14

一、引言

有效市场理论是金融学研究的基础理论,但由于该理论具有严格的假设前提,并随着行为金融学和分形理论等的发展,越来越多的学者发现有效市场假说无法准确地刻画股票市场,如行为金融学中的许多异象(处置效应、过度自信和羊群效应等)是有效市场理论无法解释的。由 Mandelbrot (1983)提出的分形理论逐渐成为近年来金融研究的新方向,此后,Peters (1994)在此基础上提出了分形市场理论,是分形理论在金融市场中的具体应用。近年来,分形市场理论作为复杂性研究的前沿课题,为金融市场的研究开创了新的局面。本文基于多重分形降趋势互相关分析方法对我国投资者情绪与股票市场收益的相关性进行多重分形研究,有助于政府机构更加了解投资者,从而对投资者结构进行优化,对市场投资主体构成进行改善,达到维护金融市场稳定的目的。

二、文献综述

(一)投资者情绪的度量

传统的衡量投资者情绪的指标可分为两类:直接指标和间接指标。近几年来,更多的学者采用以上两种指标的复合指标来衡量投资者情绪的变化。

* 孙凌芸,中南财经政法大学金融学院,博士研究生;张金林,中南财经政法大学金融学院,教授,博士生导师,经济学博士。本文得到教育部人文社会科学规划基金项目“金融市场时变联动与金融风险溢出的机制与实证研究”(项目编号:11YJA790206)、“产业升级与区域金融”湖北省协同创新中心课题“金融科技、金融效率与金融风险管理”的支持。

1. 直接指标是由机构直接对投资大众进行调查所得。根据调查内容的不同,又分为两种:一种是基于投资者对微观环境(股票市场未来行情走势)的判断,如好淡指数(程昆和刘仁和,2005)、央视看盘(饶育蕾和刘达峰,2003;王美今和孙建军,2004)、投资者智能指数(Fisher and Statman, 2000; Brown and Cliff, 2004)等;另一种则侧重于投资者对宏观环境(未来经济和投资前景)所持有的看法或信心状况,如消费者信心指数(Lemmon and Portniaguina, 2006)、投资者信心指数(韩泽县和任有泉,2006)等。这种通过对投资者的直接调查而获得的情绪指标,可直接反映投资者的心理特征。

2. 间接指标是采用市场交易的公开统计数据(如交易量等),可以事后、间接或侧面地反映投资者心理特征。关于间接情绪指标的文献较多,主流的研究认为封闭式基金折价率(Swaminathan, 1996; Neal and Wheatley, 1998; 黄少安和刘达,2005; 伍燕然和韩立岩,2007等)、共同基金净赎回(Neal and Wheatley, 1998; Brown and Cliff, 2005等)、IPO发行量及首日收益(Ljungqvist and William, 2002; Ljungqvist et al., 2006; 韩立岩和伍燕然,2007等)、交易量(Baker and et al., 2003; Baker and Wurgler, 2006等)和基金持仓比例(Brown and Cliff, 2004; Kumer and Lee, 2005等)等能较好反映投资者的情绪变化。除此之外,有学者还用VIX(波动率指标)(Whaley, 2000)等作为情绪的代理指标对市场的收益与波动进行预测。

3. 复合指标

以上的单个的统计测量指标(直接或间接指标)仅从侧面反映了投资者情绪的某一方面。采用单个指标来衡量整个市场的情绪则难免以偏概全。另外,投资者情绪除了受自身特有心理特征的影响外,还会受到外界宏观经济环境变化的影响。因此,在投资者情绪测量过程中,为了减少对结论客观性的影响,必须剔除宏观经济因素,保证情绪测量的准确性。Baker and Wurgler(2006)基于封闭式基金折价、交易量、IPO数量及上市首日收益、股利收益和股票发行/证券发行比例6个单项情绪指标,构造了投资者情绪复合指数(BW指数),同时对宏观经济周期变量(如工业生产指数、经济景气指数以及耐用/非耐用/服务消费增长等)进行控制。汪昌云和武佳薇(2015)通过研究发现媒体语气会对投资者情绪产生影响,提出以IPO公司上市前特定时间段内的媒体语气作为度量投资者情绪的代理变量,从而检验投资者情绪对IPO抑价的影响。巴曙松和朱虹(2016)通过引入融资信用交易和融券卖空交易两项情绪因子,发现融资融券交易会 from 投资者情绪视角影响市场波动。总之,与单一的指标相比,复合指数更能全面、真实地反映投资者的心理状态,得到的结论也更为科学合理。

(二) 投资者情绪与股票市场收益

一直以来,对投资者情绪与股票市场收益的研究主要集中于验证投资者情绪能否对市场的未来收益进行有效预测。大多数学者认为,投资者情绪的变化在短期内对资产价格的影响是正向的,但是从长期来看这种影响会逐渐恢复,从实证的角度来看,投资者情绪的高涨会提高当前的股票收益,但是股票的未来收益会下降,即投资者情绪与市场预期收益之间应当存在着负相关关系。

虽然有研究(Clarke and Statman, 1998)认为投资者情绪和股市未来收益不存在显著的相关关系,但更多的学者认为投资者情绪是能够对市场未来收益进行预测的。Bernstein and Pradhuman(1994)通过对华尔街战略家的情绪与标准普尔指数收益之间的关系进行研究发现,前者能够影响后者,且是反向的影响力。Fisher and Statman(2003)实证研究了标准普尔股票指数,发现投资者情绪和当期的月度股票收益呈现出显著的正相关关系,而与未来的1、6、12个月的股票收益呈现出显著的负相关关系。Brown and Cliff(2005)从更长的时间视角来验证这种相关关系,通过实证研究得出在1-3年的未来时间段内,投资者情绪与股市预期收益之间的关系为显著负相关。Baker and

Wurgler(2006)通过构建投资者情绪复合指标发现投资者情绪与股票预期收益呈现负相关关系,这种负相关关系在那些新兴股票、小股票、高波动性股票等类型的股票上表现得更为明显。除此之外,还有学者对不同的投资者情绪水平下,投资者对股票收益变化的敏感程度进行了研究,如 Baker et al. (2003)发现投资者情绪越低落,投资者对股票收益的变化就越敏感,说明投资者情绪对股市预期收益的影响可能是非对称的。

国内学者对中国市场上投资者情绪与股市收益之间的关系也进行了大量的实证。例如,胡昌生和池春阳(2013)通过研究发现在市场不同的估值阶段投资者情绪对股票市场的影响有很大差异。王春(2014)以开放式股票型基金资金净流入作为投资者情绪的度量指标,实证研究发现投资者情绪与股票市场收益之间存在正向反馈作用,其中,同样是受较大投资者情绪波动的影响,大市值股票组合收益大,而小市值股票组合收益小。陆静和周媛(2015)以证券投资基金的损失率来构建投资者情绪指数,研究了其对中国 A 股和 H 股交叉上市公司股票价格的影响,发现同期的 A 股市场与 H 股市场的价格都会随着投资者情绪的高涨而上升;而对于未来的收益,投资者情绪对 A 股市场未来 12 月的收益率具有显著的反转预测,对 H 股市场未来 6 月的收益率具有显著的反转预测,说明中国股票市场受投资者情绪影响的持续时间长,也反映了两个市场间存在市场效率差异。

(三)分形理论

随着行为金融学 and 分形理论的发展,越来越多的学者认为有效市场假说已经不能有效地解释金融市场的异象,Edgar E. Peters(1994)首次在金融系统中引入分形分析理论,采用重标极差分析法(Hurst)对金融时间序列进行分形分析并首次提出分形市场假说(FMH),认为分形是对金融市场进行描述与刻画的有效工具。此后,学者们普遍认为金融市场是一个复杂的动力系统,而分形市场理论又是复杂性研究的前沿课题,分形理论的引入为金融市场的研究开创了新的局面。

Podobnik and Stanley(2008)提出降趋势互相关分析法(DCCA),通过 DCCA 法对美国道琼斯(DJIA)指数和纳斯达克(NASDAQ)指数于 1993 年 7 月到 2003 年 11 月期间的样本进行互相关性研究,得出两个指数的波动率存在幂律的正向互相关性。随即,降趋势互相关分析法(DCCA)被大量用于金融市场的互相关性分析。Zhou(2008)提出 MF-DCCA 法(多重分形降趋势互相关分析方法),对两个不同金融时间序列的多重分形特性进行研究,认为时间尺度 s 与互相关波动函数 $F_q(s)$ 之间的关系存在幂律规律,可表示为: $F_q(s) \sim s^{h_q(q)}$ 。此后, MF-DCCA 法被普遍应用于两个不同的金融市场之间互相关性的非线性特性的研究。例如, Wang et al. (2011)通过 MF-DCCA 方法分析了中国 A 股市场与 B 股市场的互相关性。结果发现:1、互相关性的大小波动,在大的尺度下均表现为持久性;2、互相关性在小的尺度下,大波动呈反持久性,而小的波动呈现出持久性。Cao et al. (2012)利用多重分形降趋势互相关分析方法(MF-DCCA)对我国股票市场与外汇市场之间的互相关性进行分析,发现两者之间的互相关性表现为正向关系,且存在多重分形的特性。

由以上可知,正是由于行为金融研究的发展才反衬出有效市场假说的“失灵”,进而发展出分形理论。到目前为止,分形分析已经广泛的运用于金融市场的研究中,但是却鲜有文献利用分形理论对行为金融和金融市场之间的关系进行研究,本文将采用多重分形降趋势互相关分析法(MF-DCCA)对投资者情绪与股票市场收益之间的相关性进行分析,以论证两者之间是否具有多重分形特征,并对多重分形特征产生的原因进行分析,以期能够对投资者情绪与股票市场收益之间存在的非线性依赖关系以及其产生的原因进行解释。

三、研究方法

(一) 主成分分析法(PCA)

由于投资者情绪指数没有直接的数据表示,需要通过其他指数进行构建,本文通过 Baker and Wurgler(2006)提出的综合情绪指数构建法,结合我国股票市场的现实情况和数据的获得难易程度,选取了四个能够反映我国股票市场投资者情绪的间接指标,分别是封闭式基金折价率、市场换手率、新增投资者开户数和消费者信心指数,并利用主成分分析法构造投资者情绪指数。主成分分析方法(Hotelling, 1933)是通过投影的手段以达到数据降维的效果,在尽可能减少数据信息损失的情况下,实现多个指标被仅有的少数几个具有代表性的综合指标来取代。

(二) 多重分形降趋势互相关分析法(MF-DCCA)

该方法是 Zhou(2008)基于 DCCA 法与 MF-DFA 法的基础上提出的,其在分析两个时间序列特别是金融时间序列之间互相关性的多重分形特征中得到广泛的应用。对于给定的两个时间序列 $\{x(t) | t=1, 2, \dots, T\}$ 和 $\{y(t) | t=1, 2, \dots, T\}$, 具体步骤如下:

步骤 1: 对原始时间序列求和构造出新的时间序列,即:

$$X(t) \equiv \sum_{k=1}^t [x(k) - \langle x \rangle], Y(t) \equiv \sum_{k=1}^t [y(k) - \langle y \rangle], t = 1, 2, \dots, T \quad (1)$$

其中, $\langle x \rangle = 1/T \sum_{t=1}^T x(t)$ 是 $\{x(t)\}$ 的样本均值, $\langle y \rangle = 1/T \sum_{t=1}^T y(t)$ 是 $\{y(t)\}$ 的样本均值。后续的分析结果并不受是否减去均值的影响。

步骤 2: 把时间序列 $\{x(t)\}$ 与 $\{y(t)\}$ 分别分割为多个不重叠的子序列,这些子序列可表示为 $T_s = \text{int}(T/s)$, 其中 s 为时间尺度,同时也是各子序列的长度。由于 s 不一定能被 T 整除,也就意味着 T 可能无法被 s 等分,要想消除边界效应,只能从时间序列的尾部开始重复以上分割程序,这样便得到 $2T_s$ 个子序列。这里需要注意, $10 \leq s \leq N/4$ 。

步骤 3: 用 $v(1 \leq v \leq 2T_s)$ 表示步骤 2 中不重叠的子序列,再通过 OLS 方法对子序列 $\{x(t)\}$ 与 $\{y(t)\}$ 进行拟合,得到 $\{\tilde{x}(t)\}$ 与 $\{\tilde{y}(t)\}$, 该式代表着序列的局部趋势。

步骤 4: 通过降趋势处理,得到每个子序列的残差序列,即降趋势协方差:

$$f_v^2(s) = \frac{1}{s} \sum_{t=1}^s |X_{(v-1)s+t}(t) - \tilde{X}_v(t)| |Y_{(v-1)s+t}(t) - \tilde{Y}_v(t)| \quad (2)$$

其中, $v=1, 2, \dots, T_s$, 以及:

$$f_v^2(s) = \frac{1}{s} \sum_{t=1}^s |X_{N-(v-1)s+t}(t) - \tilde{X}_v(t)| |Y_{N-(v-1)s+t}(t) - \tilde{Y}_v(t)| \quad (3)$$

此时, $v=T_s+1, T_s+2, \dots, 2T_s$ 。

步骤 5: 计算整个样本的 q 阶降趋势协方差函数,对于任意 $q \neq 0$ 有:

$$F_q(s) = \left\{ \frac{1}{2T_s} \sum_{t=1}^{2T_s} |f_v^2(s)|^{q/2} \right\}^{1/q} \quad (4)$$

与:

$$F_0(s) = \exp\left(\frac{1}{4T_s} \sum_{v=1}^{2T_s} \ln[f_v^2(s)]\right) \quad (5)$$

步骤 6: 根据不同时间尺度 s 和不同阶数 q , 得出所对应的降趋势方差函数 $F_q(s)$, $F_q(s)$ 与 s 存在如下幂律标度关系:

$$F_q(s) \sim s^{h_{xy}(q)} \quad (6)$$

其中, $h_{xy}(q)$ 为 q 阶自相关尺度指数, 又称为广义 Hurst 指数。如果时间序列 X 和 Y 相同, 则 MF-

DCCA 方法等同于 MF-DFA 方法,而 $h_{xy}(q)$ 为 MF-DFA 方法中的广义 Hurst 指数。当 $q=2$ 时,多重分析去趋势相关分析法即 MF-DCCA 法退化为去趋势交叉相关分析法也就是 DCCA 法。 $h_{xy}(2)$ 为 Hurst 指数,该指数存在于长期记忆过程。若 $h_{xy}(2) > 0.5$,说明两个序列之间存在着长期记忆特征的相关性; $h_{xy}(2) < 0.5$,则意味着序列处于非持续状态且不存在相关性。

之后,Shadkhoo and Jafari (2009) 提出了多分形标度 $\tau_{xy}(q)$ 和 q 之间的关系:

$$\tau_{xy}(q) = q h_{xy}(q) - 1 \quad (7)$$

若 $\tau_{xy}(q)$ 和 q 之间存在着非线性关系,则说明相关序列之间的相关性表现出多分形特征。

步骤 7:对序列进行钱德勒转换,得到描述多重分形特征的多重分形谱,即:

$$\alpha = h_{xy}(q) + q h'_{xy}(q) - 1 \quad (8)$$

$$f_{xy}(\alpha) = q(\alpha - h_{xy}(q)) - 1 \quad (9)$$

四、数据选取

(一)数据来源与样本选择

本文以 2003 年 3 月至 2016 年 3 月期间沪深两市为样本,样本期共计 157 个月。新增投资者开户数 (cefd) 和股票市场收益 (Rt) 来自中国证券登记结算有限公司,封闭式基金折价率 (accou) 和换手率 (turn) 来自巨灵金融服务平台,消费者信心指数 (cci)、生产者物价指数 (ppi)、居民消费价格指数 (cpi) 和宏观经济景气指数 (mbci) 来自国家统计局。

(二)变量的定义和特征

封闭式基金折价率 (cefd) 是指所有参与交易的封闭式基金在每月最后一个交易日的等权平均折价率;换手率 (turn) 为沪深两市每月的成交金额与该月市场流通市值的比率;新增投资者开户数 (accou) 为沪深两市每月新增的投资者开户数;消费者信心指数 (cci) 是国家统计局在对消费者进行抽样调查后编制而来。

在分析过程中宏观经济因素这一客观条件可能会对投资者情绪产生影响,为了消除这种影响,构建指标过程中,还需控制宏观经济变量,本文选取消费物价指数 (cpi)、生产者物价指数 (ppi) 和宏观经济景气指数 (mbci) 作为宏观经济变量。股票市场收益 (Rt) 选取的是上证指数。

表 1 变量汇总表

变量名	变量描述	变量定义
SENT	投资者情绪	
accou	封闭式基金折价率	每月最后一个交易日所有参与交易的封闭式基金的等权平均折价率
turn	换手率	沪深两市每月的成交金额与当月市场流通市值的比率
accou	新增投资者开户数	沪深两市投资者月新增开户数
cci	消费者信心指数	由国家统计局在对消费者抽样调查的基础上编制
cpi	消费物价指数	宏观经济变量
ppi	生产者物价指数	宏观经济变量
mbci	宏观经济景气指数	宏观经济变量
Rt	股票市场收益	采用上证指数作为衡量指标

五、实证分析

(一) 投资者情绪的度量

由表2可得,如果直接对原始情绪指标进行实证研究,回归模型会由于情绪指标之间的高度相关性而产生多重共线性问题,因而本文采取主成分分析法(伍燕然和潘可,2012),对投资者情绪指标进行标准化处理,提取情绪主成分,进而对最终合成的情绪指数进行非参数统计和参数检验。

表2 原始情绪指标基本统计量及相关性分析

指标	统计描述				相关系数			
	样本量	均值	最大值	最小值	cci	accou	cefd	turn
cci	156	99.14	109.9	85.7	1.000			
accou	156	114.81	892.42	6.89	0.148*	1.000		
cefd	156	11.09	46.38	-52.05	-0.656***	0.027	1.000	
turn	156	1.52	6.24	0.36	-0.330***	0.599***	0.544***	1.000

注:***、**、*表示在1%、5%、10%的置信水平上显著。

进行主成分分析的第一步是进行一阶差分,对所有的情绪指标进行差分,并对差分后的数据进行单位根检验,检验结果均显示为拒绝原假设,并且序列呈现平稳状态,因此可以利用一阶差分后的标准化变量进行主成分分析;第二步,在研究过程中往往要考虑多个情绪指标,这些指标之间会有先后顺序,如果仅简单的对同一期的指标进行合成,最终的结论显示该方法并不能完整地反映投资者情绪的变化。Brown and Cliff(2005)年提出了情绪指数的合成方法,Baker and Wurgler(2006)也对该方法进行补充,两者皆通过实证检验证实了该方法的有效性。本文将借鉴这两位学者的研究方法对情绪指数进行合成,情绪指数的合成顺序如下:(1)由于情绪指标可能会有滞后性,取情绪指标的各自滞后1期分别记为laccou、lcefd、lcci和lturn,对accou、cefd、cci、turn和laccou、lcefd、lcci、lturn共8个指标一同进行主成分分析,分析后可得到主成分,即 $\Delta SENT8$;(2)由于当期和滞后1期会存在有相关性的强弱之分,将 $\Delta SENT8$ 分别与accou、cefd、cci、turn、laccou、lcefd、lcci、lturn进行相关性分析,并对相关性进行比较,把相关度由高到低排列,提取出相关度高的前4个指标,对这4个指标再次进行主成分分析并提取的主成分,得到最终的情绪合成指数SENT。

步骤1:从合成结果得出前三个合成主成分,累计贡献率达到89.79%,提取第一主成分:

$$\begin{aligned} \Delta SENT8 = & -0.3574 \times cci - 0.3629 \times lcci + 0.1726 \times accou + 0.1559 \times lacco \\ & + 0.4255 \times cefd + 0.4286 \times lcefd + 0.4022 \times turn + 0.4 \times lturn \end{aligned} \quad (10)$$

对KMO,SMC进行检验的结果都较高,意味着原始指标具有较高的相关性,可以适用主成分分析法。本文选取的第一主成分解释了方差变异的50.99%,能够较好地体现整体情况。

步骤2:计算第一主成分与各数据之间的相关性,在配对数据中取相关性高的从而分析其主成分,由此得到的作为第一主成分。依据所选跟情绪指数高相关度的原则,最终选定lcefd、lcci、lturn、accou等4个变量作为主成分,从其合成情况可以看出第一主成分的指标贡献率达到52.57%,得到的第一主成分为:

$$SENT^a = -0.49 \times lcci + 0.27 \times accou + 0.59 \times lcefd + 0.59 \times lturn \quad (11)$$

步骤3:由于式(11)中的 $SENT^a$ 包含着宏观经济因素的成分或者说理性预期成分,所以并不能

完全反映投资者情绪的变化。如 IPO 数量会随经济周期波动的影响而变化 (Baker and Wurgler, 2006) 等。因此,在指数构建过程中须剔除宏观经济因素对它的影响。为此,把每个 $SENT^a$ 源指标变量即 $lcefd$ 、 $lcci$ 、 $lturn$ 和 $accou$ 分别与 cpi 、 ppi 和 $mbei$ 等 3 个宏观经济变量进行回归(回归前把各变量进行标准化),由此得到各自回归后的残差序列即 $lcefd_r$ 、 $lcci_r$ 、 $lturn_r$ 和 $accou_r$ 。然后,再对这 4 个残差变量进行如同上述步骤 1 的主成分分析(第 1~3 主成分的累计方差解释率为 89.79%),最后得到的 $SENT$ 方程式以及 $SENT$ 与各变量的相关系数见式(12):

$$SENT = -0.51 \times lcci_r + 0.31 \times accou_r + 0.62 \times lcefd_r + 0.62 \times lturn_r \quad (12)$$

(二)投资者情绪与股票市场收益的多重分形特征分析

本文将采用 MF-DCCA 法,对投资者情绪与股票市场收益之间的非线性依赖特征进行检验,并对两者之间的多重分形特征进行分析,最终还需通过相关系数指数的特征对两者之间的长记忆性特征进行判断。由(1)~(9)式可知, $10 \leq s \leq N/4$ (N 为时间序列的总长度),当 q 的取值范围为 -5 到 $+5$ 时,得到如图 1(a,b,c,d)所示的多重分形特征图。

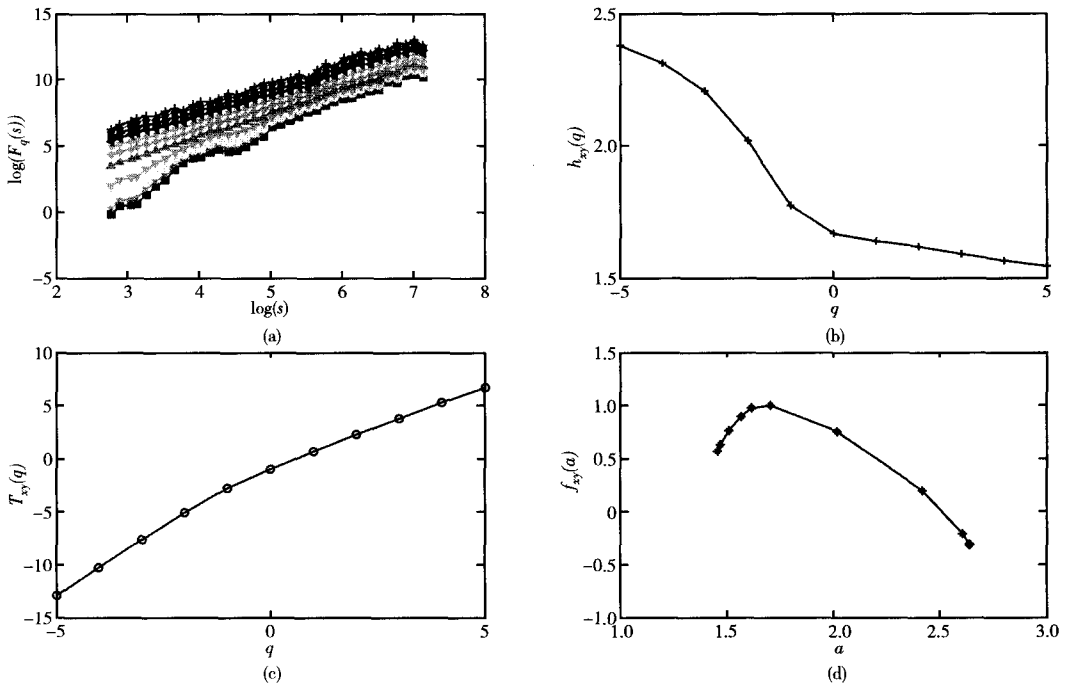


图 1 投资者情绪与股票市场收益的多重分形特征图

从图中我们可以得出以下结论:

1. 通过图 1(a)可知当 q 的取值范围为 -5 到 5 时,根据 $\log F_q(s)$ 与标度 $\log(s)$ 之间的依赖程度,可以得出两者之间的关系表现为非线性。

2. 图 1(b)反映出不同的相关系数指数 $h_{xy}(q)$ 与不同的 q 值对应。表明投资者情绪与股票市场收益之间不但幂律相关性不相同,而且相关系数指数 $h_{xy}(q)$ 对 q 有很强的依赖性,可见,两者之间既具有非线性依赖性,也具有多重分形特征。其中, q 的变化范围是从 -5 到 $+5$,相应的相关系数指数 $h_{xy}(q)$ 从 2.377 递减到 1.5429。 $h_{xy}(q)$ 均显著地不为常数,说明投资者情绪与股票市场收益之间的多重分形特征较明显,因此,两者之间的关系不能用单一分形模型来表示。而当 $q=2$ 时,根据式(9)当中 Hurst 指数和广义 Hurst 指数之间的关系不难得出, $h_{xy}(q)$ 即为一般的 Hurst 指数。

由图2(b)可得,当 $q=2$ 时,投资者情绪与股票市场收益的相关系数指数 $h(2) = 1.6174 > 0.5$,说明我国投资者情绪与股票市场收益存在着长期记忆性。

3. 从图1(c)投资者情绪与股票市场收益的 $\tau(q) - q$ 图,可以发现 $\tau_{xy}(q)$ 与 q 呈非线性关系,而且表现为凸向的递增函数,证明了多重分形特征存在于投资者情绪与股票市场收益之间。

4. 图1(d)为投资者情绪与股票市场收益的分形谱图形,其中,分形强度用其宽度来进行估计。从图中可以发现,其多重分形谱是以 α 的取值范围为特征的。由图可知, α 值的范围是从1.456到2.641, α 值的变化范围为1.185。多重分形谱参数 α 作为多重分形谱参数,代表的是某一时间段内测量对象的相对数据。一般来讲, α_{min} 代表该参数走势处在最低位置时的数值, α_{max} 则表示该参数走势处于相对最高位置时的数值,进而,不难得出 $\Delta\alpha$ 表代表的是在样本某区间内的用来衡量波动之绝对大小相对最高值与相对最低值之差值。从投资者情绪与股票市场收益的 α 值变化范围较大可以得出两者存在多重分形特征,波动的绝对幅度大,并且走势呈分散分布,其多重分形程度强。

(三)产生多重分形特征的原因

上述时间序列中的产生多重分形特征的主要原因有:一是由波动的厚尾概率分布引起的;二是因为不同情形下的波动会具有长期记忆性,在这样的前提下,序列的概率密度函数会产生有限矩,其中典型的有高斯分布(Movahed et al.,2006)。当前,一般是利用相位调整处理和对数据进行随机重排处理这两种方法来识别多重分形产生的原因,并能够将上述两种原因对多重分形特征产生影响的大小进行分析。两种识别方法中的随机重排处理主要是针对长期记忆特征所引起的多重分形特征,该方法的工作原理是在保证原概率分布特征不发生改变的前提下,使得原始时间序列中的长期记忆特征发生破坏。这样,原始序列与随机重排后的序列之间没有记忆性但具有相同的概率分布,时间序列的特征表现为单分形状态,也就意味着多重分形特征产生的原因由其所具有的长期记忆特征导致,该时间序列经过重排处理后,其 $h_{xy}(q) = 0.5$ 。而相位调整处理则主要针对由厚尾概率分布所引起的多重分形特征,该方法是通过去除数据原始的分布特征从而判断多重分形特征产生的原因。另外,相位调整处理也可用于概率密度函数的厚尾分布造成的多重分形特征,在序列的相关性不发生改变的前提下,对该序列的非高斯性进行弱化处理,经过相位调整处理后的相关系数指数 $h_{xy}(q)$ 将与 q 值互相独立。如果多重分形特征同时由长期记忆特征和厚尾分布造成,那么采用相位调整和随机重排处理后的数据序列呈现弱化的多重分形特征。一般情况下,相位调整按以下步骤进行:(1)对原始时间序列进行离散的傅立叶变换;(2)将相位随机旋转一个相位角;(3)进行傅立叶逆变换(Small and Tse,2003)。

本文先对投资者情绪与股票市场收益的序列进行相位调整与随机重排处理,再对经过以上处理后的时间序列采用多重分形降趋势互相关分析法(MF-DCCA)对其多重分形特征进行检验与比较。图2为投资者情绪与股票市场收益的原始序列、随机重排以及相位调整后的多重分形特征图。

从图2,将原始序列所表现出的分形特征和随机重排后的序列进行比较分析,可得出如下结论:在对序列进行随机重排之后, $h_{xy}(q)$ 与 $\tau(q)$ 的变化范围均表现出明显缩小,特别在图2(a)中,原始序列的相关系数指数 $h_{xy}(q)$ 值的范围是从2.377到1.5429,差值为0.8341,随机重排后的相关系数指数 $h_{xy}(q)$ 值的变化范围则从1.4094到1.0926,差值为0.3168,经过随机重排后的 $h_{xy}(q)$ 变化值显著小于原始序列的 $h_{xy}(q)$ 变化值。该结果说明时间序列在经过随机重排后,其多重分形特征会大幅减弱。随机重排的原理是对原始序列所具有的长期记忆性进行破坏,而对序列进行随机重排又会减弱其多重分形特征,这就意味着序列的长期记忆性是投资者情绪与股票市场收益之间产生多重分形特征的原因,序列的长期记忆性越显著,其多重分形特征也就越明显。通过图2(b)

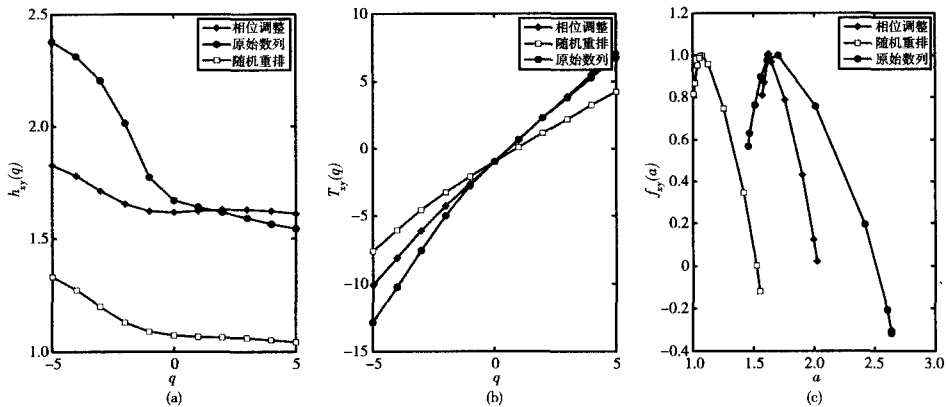


图2 原始序列、随机重排以及相位调整后的多重分形特征图

对原始序列的多重分形特征和序列经过相位调整后所具有的多重分形特征进行对比发现,原始序列的 $h_{xy}(q)$ 差值为0.8341,而对序列进行相位调整后,其 $h_{xy}(q)$ 值从1.8419递减到1.6180,差值为0.2262,同样相位调整后 $h_{xy}(q)$ 差值小于原始序列 $h_{xy}(q)$ 的变化值。同样可以发现, $\tau(q)$ 与 $h_{xy}(q)$ 的变化范围都出现明显的缩小。通过以上分析可知,序列经过相位随机调整之后,同随机重排类似,其多重分形特征也会出现显著减弱。相位调整的原理是对序列的非高斯分布程度进行弱化,在弱化的过程中依然保留原始序列所具有的相关性,这就表明对原始序列的厚尾分布特征进行破坏会使得其多重分形特征程度发生变化,进一步证明了序列所具有的厚尾分布特征也是投资者情绪与股票市场收益之间存在的多重分形特征的原因。综上所述,投资者情绪与股票市场收益之间存在的多重分形特征的原因不仅来源于序列的长期记忆性也来源于其所具有的厚尾分布特征。

六、结论与讨论

以往对投资者情绪与股票市场收益互相关性网络的构建都是基于 Pearson 线性相关系数,而现实中的金融时间序列及其相关性是非线性、非平稳的且存在着异质性,因而采用 Pearson 线性相关系数不能准确地度量金融变量之间的相关性。也就是说,采用 Pearson 线性相关系数构建的金融市场相关性网络只考虑了金融变量之间的线性相关性,而忽略了金融时间序列自身及之间的非线性和异质性。采用 MF-DCCA 方法,能够克服以上问题,实证检验投资者情绪与股票市场收益之间的非线性及多重分形特征,结果及启示如下:

第一,通过以上分析可以得出,我国投资者情绪与股票市场收益之间存在显著的多重分形特征,这种多重分形特征表现为“长期记忆性、非正态、尖峰厚尾以及自相关”,因此,过去将“线性、正态”的有效市场理论作为研究的假设前提,不再能有效地对投资者情绪与股票市场收益之间的关系进行深层次的刻画和分析。对金融行为进行分析时,打破线性的传统的研究范式,引入非线性理论和方法,特别是分形市场理论,具有重要的理论和现实意义。

第二,通过数据分析发现,当 q 的值为 2 时,投资者情绪与股票市场收益之间的相关系数指数 $h_{xy}(q)$ 均大于 0.5,这就表明两者之间的关系具有长记忆特征。现有模型的假定前提为序列是独立分布的,而长期记忆特征的存在会对此模型产生一定的影响,也就意味着只有在期限大于记忆长度的情况下,才能对投资者的行为进行分析。相反地,当期限短于记忆长度时,只能通过对模型进行

改进用以剔除投资者情绪与股票市场收益之间存在的长期记忆性。另一方面,长期记忆性意味着投资者情绪对股票市场收益的影响并不能立即消失,相反,其可能会对收益产生长远的影响。因此,基于足够多的历史信息资料并且在一定的长期记忆长度范围内,可实现对股票市场收益的测度和预测,对股票市场收益进行预测将具有重要的现实意义。

第三,通过对原始序列进行随机重排和相位调整,说明长期记忆性以及厚尾分布是使得我国投资者情绪与股票市场收益之间出现分形特征的根本原因。而有效市场假说要求两者之间几乎不存在大幅的波动,因此有效市场假说无法适用于投资者行为领域的研究。通常情况下可以认为,市场上突然出现大量的信息会使得两者之间的关系形成“厚尾”态势,这主要表现为投资者习惯采用非线性处理方式对信息进行处理。大部分投资者在市场出现新的信息时,并不会及时有所动作,而是首先考虑通过分析与该信息有关的其他信息来验证该信息的真实性并进一步判断该信息可能带来的影响,再做出反应。例如,政府部门颁布某项新政时,市场上大部分的投资者在短时间内无法解读政府部门的真实目的、该政策可能对市场产生的影响以及影响的大小,只有在经历一段时间之后,对该信息可能造成的影响有深刻认识之后才会做出与之相对应的决策行为。这意味着市场上的新信息是无法立即被投资者接受和理解的,也就无法产生相应的投资者情绪并引导其做出行动,相反,会在一定程度上形成累积效应和滞后反应。当政府持续地颁布新政策,或者有强烈的倾向性时,投资主体才有可能产生较大的情绪波动并立即做出大尺度的动作,从而使得市场收益突然出现大幅度的变化。多重分形理论认为投资主体的交易起点在股票市场收益分析和市场投资者行为决策中有重要作用,该理论提出想要稳定市场,只有当市场中存在大批不同交易起点的投资者时才能达到这一目的。对于我国的股票交易市场,只有通过投资者结构进行优化,对市场投资主体构成进行改善,才能形成健康稳定的股票市场体系。因此,本文对维护我国金融市场的稳定具有重要的现实意义。

本文在研究过程中还存在一些不足之处,比如未对投资者情绪指标的选取进行可行性分析,未对综合指标的构建方法进行创新,如果能采用不同的指标构建方法进行对比分析,结论会更让人信服。将来,在本文研究的基础之上,会对投资者情绪指标的选取和建立进行更深一步的研究,并会对不同类型的股票市场进行多重分形分析,从而使得投资者情绪与股票市场互关性的结果更具说服力和现实意义。

参考文献

- 巴曙松、朱虹(2016):《融资融券、投资者情绪与市场波动》,《国际金融研究》,第8期。
- 程昆、刘仁和(2005):《投资者情绪与股市的互动研究》,《上海经济研究》,第11期。
- 韩立岩、伍燕然(2007):《投资者情绪与IPOs之谜—抑价或者溢价》,《管理世界》,第3期。
- 韩泽县、任又泉(2006):《投资者情绪与证券市场收益》,中国时代经济出版社。
- 胡昌生、池春阳(2013):《投资者情绪、资产估值与股票市场波动》,《金融研究》,第10期。
- 黄少安、刘达(2005):《投资者情绪理论与中国封闭式基金折价》,《南开经济研究》,第5期。
- 陆静、周媛(2015):《投资者情绪对股价的影响—基于AH股交叉上市股票的实证分析》,《中国管理科学》,第11期。
- 饶育蕾、刘达峰(2003):《行为金融学》,上海财经出版社。
- 汪昌云、武佳薇(2015):《媒体语气、投资者情绪与IPO定价》,《金融研究》,第9期。
- 王春(2014):《投资者情绪对股票市场收益和波动的影响—基于开放式股票型基金资金净流入的实证研究》,《中国管理科学》,第9期。
- 王美今、孙建军(2004):《中国股市收益、收益波动与投资者情绪》,《经济研究》,第10期。
- 伍燕然、潘可(2012):《行业分析师盈利预测偏差的新解释》,《经济研究》,第4期。
- Baker, M., J. Stein and J. Wurgle (2003): “When does the Market Matter? Stock Prices and the Investment of Equity-dependent Firms”, *Quarterly Journal of Economics*, 118, 969–1005.

- Baker, M. and J. Wurgler (2006): "Investor Sentiment and the Cross-section of Stock Returns", *Economic Management Journal*, 61, 1645-1680.
- Bernstein, R. and S. Pradhuman (1994): "A Major Change in Our Work; Sell Side Indicator Gives a Buy Signal", *Merrill Lynch Quantitative Viewpoint*, 20, 1-4.
- Brown, G. and M. Cliff (2005): "Investor Sentiment and Asset Valuation", *Journal of Business*, 78, 405-440.
- Cao, G., L. Xu and J. Cao (2012): "Multifractal Detrended Cross-correlations Between the Chinese Exchange Market and Stock Market", *Physica A*, 391, 4855-4866.
- Clarke, R. and M. Statman (1998): "Bullish or Bearish?", *Financial Analysts Journal*, 54, 63-72.
- Fisher, K. and M. Statman (2003): "Consumer Confidence and Stock Returns", *Journal of Portfolio Management*, 30, 115-127.
- Hotelling, H. (1933): "Analysis of a Complex of Statistical Variables into Principal Components", *British Journal of Educational Psychology*, 24, 417-520.
- Kumar, A. and C. Lee (2005): "Retail Investor Sentiment and Return Comovements", *Journal of Finance*, 61, 2451-2486.
- Lemmon, M. and E. Portniaguina (2006): "Consumer Confidence and Asset Prices: Some Empirical Evidence", *Review of Financial Studies*, 19, 1499-1529.
- Ljungqvist, A. and W. Wilhelm (2002): "IPO Pricing in the Dot-Com Bubble: Complacency or Incentives?", *Journal of Finance*, 58, 723-725.
- Ljungqvist, A., V. Nanesda and R. Singh (2006): "Hot Markets, Investor Sentiment, and IPO Pricing", *Journal of Business*, 79, 1667-1702.
- Mandelbrot, B. (1983): *The Fractal Geometry of Nature*, NY: W. H. Freeman Publishers.
- Movahed, M., G. Jafari, F. Ghasemi, S. Rahvar and M. Tabar (2006): "Multifractal Detrended Fluctuation Analysis of Sunspot Time Series", *Journal of Statistical Mechanics: Theory and Experiment*, 2, 02003.
- Neal, R. and S. Wheatley (1998): "Do Measures of Investor Sentiment Predict Returns?", *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 33, 523-547.
- Peters, E. (1994): "Fractal Market Analysis: Applying Chaos Theory to Investment and Economics", *Chaos Theory*, 34, 343-345.
- Podobnik, B. and H. Stanley (2008): "Detrended Cross-correlation Analysis: A New Method for Analyzing Two Nonstationary Time Series", *Physical Review Letters*, 100, 84-102.
- Shadkhoo, S. and G. Jafari (2009): "Multifractal Detrended Cross-Correlation Analysis of Temporal and Spatial Seismic Data", *European Physical Journal B*, 72, 679-683.
- Small, M. and C. Tse (2003): "Detecting Determinism in Time Series: The Method of Surrogate Data", *IEEE Transactions on Circuits and Systems I Fundamental Theory and Applications*, 50, 663-672.
- Swaminathan, B. (1996): "Time-varying Expected Small Firm Returns and Closed-end Fund Discounts", *Review of Financial Studies*, 9, 845-887.
- Wang, Y., Y. Wei and C. Wu (2011): "Detrended Fluctuation Analysis on Spot and Futures Markets of West Texas Intermediate Crude Oil", *Physica A*, 390, 864-875.
- Whaley, R. (2000): "The Investor Fear Gauge: Explication of the CBOE VIX", *Journal of Portfolio Management*, 26, 12-17.
- Zhou, WX (2008): "Multifractal Detrended Cross-correlation Analysis for Two Non-stationary Signals", *Physical Review E*, 77, 066211.

(责任编辑:罗 滢)